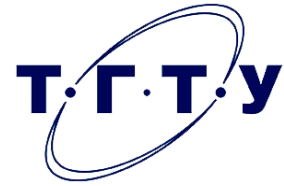




ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ
БЮДЖЕТНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ
**ИНСТИТУТ
ПРОБЛЕМ
УПРАВЛЕНИЯ**
ИМ. В.А. ТРАПЕЗНИКОВА
РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК



В двух томах

Том 2

Тамбов, 8 – 11 сентября 2025 г.

Тамбов
Издательский центр ФГБОУ ВО «ТГТУ»
2025

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФГБОУ ВО «Тамбовский государственный технический университет»
ФГБУН Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН (ИПУ РАН)

УПРАВЛЕНИЕ БОЛЬШИМИ СИСТЕМАМИ

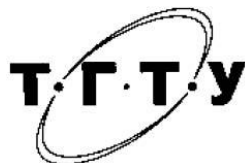
В двух томах

Том 2

Материалы XXI Всероссийской
школы-конференции молодых ученых

г. Тамбов 8 – 11 сентября 2025 г.

Научное электронное издание



Тамбов
Издательский центр ФГБОУ ВО «ТГТУ»
2025

УДК 004
ББК я54
У67

Редакционная коллегия:

Д. Ю. Муромцев – проректор по научной работе
ФГБОУ ВО «ТГТУ», д-р техн. наук, профессор;
С. А. Краснова – заместитель директора по научной работе
ФГБУН Института проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН,
д-р техн. наук, профессор;
Ю. Ю. Громов – д-р техн. наук, профессор кафедры
«Информационные системы и защита информации»;
И. А. Елизаров – секретарь конференции, канд. техн. наук,
доцент ФГБОУ ВО «ТГТУ»

У67 **Управление** большими системами [Электронный ресурс] : материалы
XXI Всероссийской школы-конференции молодых ученых : в 2-х т. –
Тамбов : Издательский центр ФГБОУ ВО «ТГТУ», 2025.
ISBN 978-5-8265-2937-9.

Т. 2. – 1 электрон. опт. диск (CD-ROM). – Системные требования : ПК
не ниже класса Pentium IV ; RAM 512 Mb ; необходимое место на HDD
13,0 Mb ; Windows 7/8/10/11 ; дисковод CD-ROM ; мышь. – Загл. с экрана.
ISBN 978-5-8265-2939-3.

Представлены материалы XXI Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами». Включает пять секций: «Математические основы теории управления», «Управление организационными и социально-экономическими системами», «Управление техническими системами и технологическими процессами», «Информационные технологии и искусственный интеллект в управлении», «Управление мехатронными и робототехническими системами».

УДК 004
ББК я54

Материалы статей предоставлены в электронном виде и сохраняют авторскую редакцию.

*Все права на размножение и распространение в любой форме остаются за разработчиком.
Нелегальное копирование и использование данного продукта запрещено.*

ISBN 978-5-8265-2937-9 (общ.) © Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
ISBN 978-5-8265-2939-3 (т. 2) «Тамбовский государственный технический университет»
(ФГБОУ ВО «ТГТУ»), 2025

СОДЕРЖАНИЕ

СЕКЦИЯ IV. ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В УПРАВЛЕНИИ

<i>А. А. Баринов</i> Методика оценки ресурсной эффективности протоколов маршрутизации FANET	7
<i>А. Е. Беляков</i> Гибридные алгоритмы оптимизации для информационной поддержки цифровых двойников в химии и материаловедении	15
<i>М. А. Блохин</i> Моделирование физических элементов и упражнений с помощью инерциальных датчиков	22
<i>И. И. Бочкарев, Д. В. Балдов</i> Разработка системы составления и публикации расписания университета	27
<i>Д. А. Вислобоков, Е. С. Маленков</i> Исследование методов проактивной защиты вычислительных корпоративных сетей с использованием протоколов транспортного уровня	34
<i>А. Д. Волгина, А. В. Макаренко</i> Исследование применимости метрики Громова–Вассерштейна для прямого сравнения классов изображений	41
<i>М. С. Гаврилов</i> Измерение семантической близости научных текстов при помощи предварительной сегментации	48
<i>Д. С. Гаджиев, А. В. Макаренко</i> Анализ устойчивости нейросетевого алгоритма выделения координат ключевых точек на зашумленных изображениях	52
<i>Н. В. Гомзов</i> Гибридные нейро-нечеткие модели в системах поддержки принятия решений	59
<i>Н. В. Гомзов</i> Интеллектуальные методы кластеризации ландшафтов на основе графических и лексических данных для задач управления территориальными системами	64
<i>С. В. Жихорева, А. К. Погодаев, А. С. Сысоев, Г. С. Боровкова, В. Э. Клявин</i> Комплексный подход к выявлению узких мест в городской транспортной сети	73
<i>А. М. Изуткина, И. Д. Кудинов</i> Разрешение некоторых ограничений искусственных нейронных сетей с помощью байесовского подхода	82
<i>А. М. Исаев</i> Сравнительный анализ процедур перевыборки при реализации последовательных методов Монте-Карло	88
<i>И. Д. Кудинов, А. М. Изуткина</i> Некоторые трудности автоматического чтения математических текстов	96
<i>Ю. Р. Махмутова</i> Биомеханическое моделирование движений человека	101

<i>В. С. Мельничук, Д. А. Губанов, Д. Н. Федянин</i> Картирование научных исследований на основе графа знаний	106
<i>А. А. Никифоров, К. В. Гудков</i> Анализ современных исследований и прикладных решений в области мониторинга в пчеловодстве	110
<i>А. В. Новочадова, К. А. Вытовтов</i> Модель нелинейной системы массового обслуживания с ограниченным буфером в переходном режиме	117
<i>А. И. Полюхович, С. П. Ковалев</i> Методы формирования микросетей на основе глубокого обучения с подкреплением	122
<i>Ф. М. Пыршев, И. Р. Сафин, П. И. Карасев</i> Разработка и применение учебно-тренировочного комплекса по ТСЗО для подготовки специалистов по информационной безопасности	129
<i>М. С. Рыжов</i> Распределения связей в модели предпочтительного присоединения при удалении узлов и связей	137
<i>А. А. Саломатин</i> Алгоритмическое обеспечение системы аутентификации с учетом комбинированного секрета пользователя	142
<i>И. Р. Сафин, П. И. Карасев, Ф. М. Пыршев</i> Обзор методов обнаружения скрытых криптоконтейнеров на носителях информации	148
<i>В. С. Серова, А. В. Голлай, Е. В. Бунова, И. Н. Голлай</i> Разработка метода классификации текстовых данных для специализированных областей	151
<i>К. А. Слезин</i> Нечеткое управление мобильным роботом на основе кластеризации изображений	158
<i>К. А. Слезин</i> Нечеткая кластеризация лингвистических переменных как основа формирования правил для систем поддержки принятия решений	162
<i>Г. К. Тевяшов</i> Байесовско-нейронная модель комплексного контроля водной среды	168
<i>Р. А. Токарев</i> Информационная система оценки формирования непроизвольного канала управления в эргатических системах	175
<i>А. А. Топильский</i> Использование методов математического ремоделирования в контексте рекомендательных систем	184
<i>А. А. Филонов</i> Анализ влияния эффекта последовательности на равномерность распределения в двустороннем матчиге с вещественными квотами	191
<i>Т. А. Чупахина, П. В. Балабанов</i> Методика первичной обработки и визуализации гиперспектральных данных для задач оперативного мониторинга (на примере надпероксида калия)	197
<i>А. С. Шабардин, А. С. Мартынов</i> Применение искусственного интеллекта для управления в системах видеонаблюдения и обработки изображений с камер БПЛА	201

<i>В. Р. Шишов, Д. А. Куликов, В. Н. Чернов</i> Использование искусственного интеллекта в Unity для внедрения в разработку учебно-тренировочных средств.....	209
<i>В. А. Юдаев, П. В. Балабанов</i> Алгоритм обработки данных информационно-измерительной системы гиперспектрального фитомониторинга в условиях неопределенности	217

СЕКЦИЯ V. УПРАВЛЕНИЕ МЕХАТРОННЫМИ И РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

<i>Г. М. Авхименко</i> Оптимизация гиперпараметров алгоритмов обнаружения аномалий для диагностики технического состояния электродвигателя	222
<i>А. С. Баканов</i> Применение функционально-воксельного моделирования при создании цифровых двойников мобильных роботов	228
<i>В. А. Бугров, Д. А. Бобров</i> Моделирование программно-алгоритмического обеспечения модуля управления БПЛА «взлет–посадка» на наземную мобильную платформу	233
<i>П. П. Грезнев, А. С. Антипов</i> Два подхода к управлению конечной точкой двухзвенного манипулятора на основе метода иерархии управлений.....	237
<i>С. А. К. Диане</i> Алгоритм квазиоптимальной маршрутизации мобильного робота в условиях ситуационной неопределенности	244
<i>А. А. Кваша</i> Исследование крыльчатки реверсивной микротурбины для струйно-мембранной системы управления робототехническим средством.....	252
<i>Р. Р. Ковалев, А. Г. Дивин</i> Алгоритм программы позиционирования системы технического зрения для проксимального зондирования растений	257
<i>Ю. Г. Кокунько</i> Динамическое сглаживание примитивных траекторий колесного робота с механизмом адаптации.....	262
<i>Д. Ю. Колпащиков</i> Идентификация параметров непрерывного робота через рабочую область.....	267
<i>М. И. Макаров, Ю. В. Морозов</i> Особенности работы бюджетных ГНСС-приемников на транспортных средствах	273
<i>Д. Р. Мартинес Дуран</i> Разработка математической модели работы механизмов мобильного робота для создания цифровых двойников на основе функционально-воксельного моделирования	279
<i>Т. Г. Наумчик</i> Управление подводным аппаратом на основе нечеткой логики	286
<i>С. А. Кочетков, С. А. Олимова</i> Релейное управление перевернутым маятником на подвижной тележке при воздействии силы сухого трения.....	293

<i>С. В. Ромадов, О. В. Горячев</i> Анализ векторных алгоритмов управления асинхронными двигателями с точки зрения предельных динамических возможностей	297
<i>С. А. Сенкевич</i> Алгоритмическое обеспечение для управления воздушной и наземной робототехническими платформами при мониторинге состояния сельскохозяйственных угодий.....	306
<i>Н. Д. Солопанов, Я. А. Туровский</i> Информационная система оценки особенностей управления беспилотными летательными аппаратами	318
<i>П. М. Трефилов</i> Адаптивные алгоритмы комплексной обработки навигационных данных для управления БПЛА в условиях сенсорной неопределенности	325
<i>Р. Х. Царев</i> Реализация низкоуровневой системы управления для четырехногого шагающего робота	330
<i>А. С. Широков</i> Модель обслуживания плодового сада гетерогенной группой роботов	336

Секция IV

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В УПРАВЛЕНИИ

УДК 004.77

А. А. Баринов

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: BArseniyy@yandex.ru

МЕТОДИКА ОЦЕНКИ РЕСУРСНОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОТОКОЛОВ МАРШРУТИЗАЦИИ FANET

Аннотация. Ключевое отличие методики от используемых в настоящее время методов и средств заключается в переходе от анализа усредненных показателей к структурному анализу затрат протокола в ответ на сетевые события. Методика использует декомпозицию на функциональные блоки и интегральный показатель эффективности протокола, что позволяет проводить сравнение протоколов в зависимости от характеристик сети.

Ключевые слова: FANET, протокол маршрутизации, ресурсная эффективность, методика оценки, беспилотные сети, системный анализ.

1. Введение

Стремительное развитие беспилотных авиационных систем и их интеграция в мобильные самоорганизующиеся сети (FANET) [1, 2] ставят задачу эффективного управления информационными потоками. Ключевую роль в ее решении играет протокол маршрутизации, выбор которого должен быть строго согласован со спецификой сети и целями конкретной миссии [3].

Обширное количество существующих протоколов [4, 5] требует наличия адекватных инструментов для их сравнительного анализа. Традиционные методы оценки, такие как имитационное моделирование и натурные испытания [6, 7] являются неотъемлемой частью исследования и предоставляют ценные интегральные показатели производительности, например, общие потери пакетов или среднюю задержку. Однако эти метрики, усредненные за длительный период, не позволяют детально проанализировать, как внутренняя архитектура протокола влияет на потребление ресурсов в ответ на конкретные изменения топологии или нагрузки. Таким образом, возникает проблема недостаточной детализации при оценке ресурсоемкости протокола в динамично меняющейся среде.

Для решения этой проблемы предлагается подход, смещающий фокус с усредненных показателей на анализ затрат в рамках дискретного состояния сети в момент времени t . В качестве объекта исследования выбраны топологические протоколы как фундаментальный класс, лежащий в основе многих современных решений. Основой подхода является декомпозиция функциональности протокола на обобщенные модули (функциональные блоки), что позволяет оценить ресурсоемкость каждой элементарной операции.

Предлагаемый подход не противопоставляется имитационному моделированию, а дополняет его, позволяя проводить более глубокий анализ архитектурных причин ресурсоемкости. Это открывает возможность для системного сравнения протоколов и их обоснованного выбора для заданных условий, основываясь на понимании их внутренней логики, а не только на итоговых сетевых показателях.

2. Унифицированная модель процесса маршрутизации

Основой предлагаемой методики является унифицированная модель процесса маршрутизации. Эта модель призвана обеспечить обобщенную схему для анализа протоколов, минимизируя привязку к специфике их реализации. Для этого процесс обработки и пересылки информации на узле декомпозируется на набор стандартных компонентов, называемых функциональными блоками.

Определение 1. Функциональный блок (ФБ) – это стандартный, логически заверченный компонент, инкапсулирующий одну из основных функций процесса маршрутизации на узле сети.

Концептуальная схема модели и информационные потоки между ее компонентами представлены на рис. 1. Модель предполагает, что каждый блок выполняет строго определенную задачу, взаимодействуя с другими через стандартизированные потоки данных, что позволяет анализировать их вклад в общую ресурсоемкость по отдельности.

Рассмотрим назначение и функции каждого блока в контексте их взаимодействия:

1. ФБ1: Прием и классификация пакетов

Данный блок функционирует как первичный интерфейс обработки входящего трафика. Он получает сырые пакеты с нижестоящего канального уровня и выполняет их первичный анализ. Основная функция – классификация трафика путем анализа заголовков. В результате каждый пакет относится к одной из категорий:

- Служебный пакет протокола (например, HELLO, RREQ): передается для глубокого анализа в ФБ2.

- Транзитный пакет данных, предназначенный другому узлу: направляется в ФБ3 для принятия решения о дальнейшей пересылке.
- Пакет данных для локального приложения: также направляется в ФБ3, который определит, что пакет нужно обработать на текущем узле.

Таким образом, ФБ1 выполняет роль диспетчера, распределяя входящие потоки информации по соответствующим блокам для дальнейшей обработки.

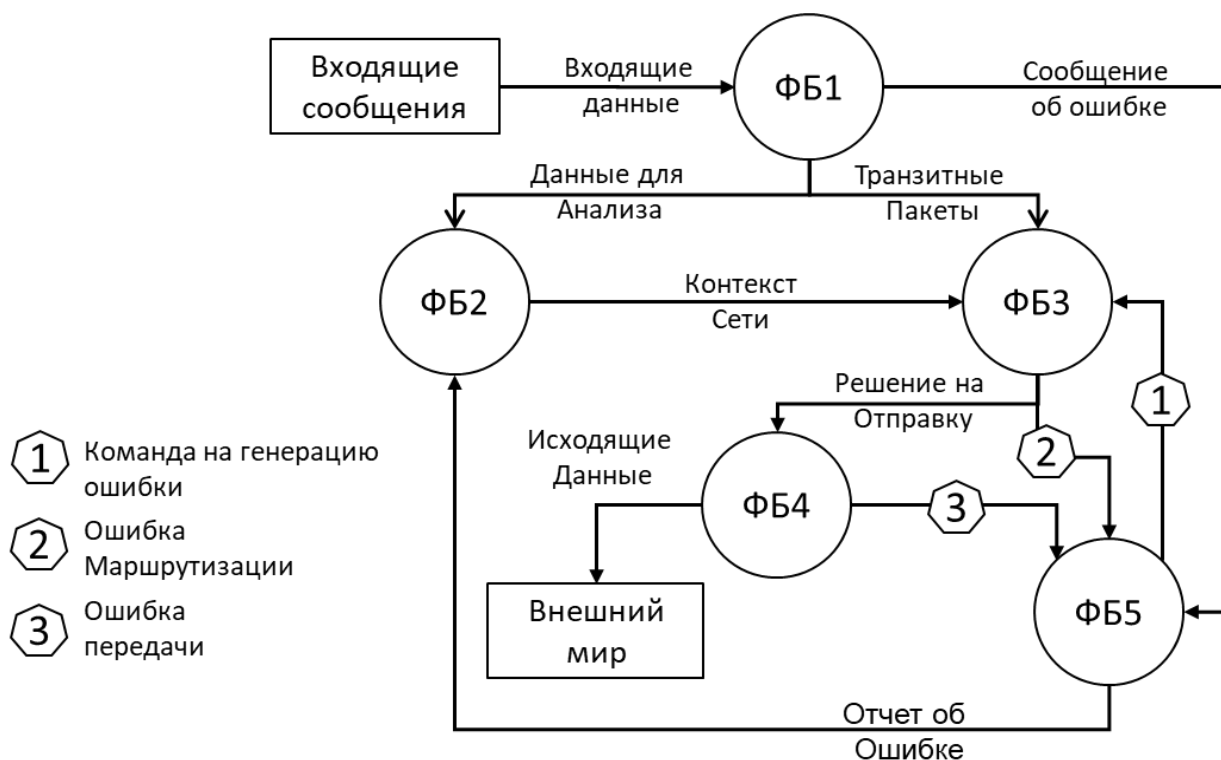


Рис. 1. Концептуальная DataFlow диаграмма связей ФБ

2. ФБ2: Анализ и поддержание сетевого контекста

Это центральный вычислительный компонент модели, в котором сосредоточена основная алгоритмическая сложность протокола. Его задача – формирование и поддержание в актуальном состоянии сетевого контекста, т.е. совокупности данных о топологии и состоянии сети. Именно в этом блоке выполняются наиболее ресурсоемкие алгоритмы, такие как построение маршрутов (например, с помощью алгоритма Дейкстры). Эти вычисления инициируются в ответ на значимые сетевые события (получение новых данных о топологии, инвалидация маршрута). Результатом работы блока является актуальная таблица маршрутизации.

При необходимости более детального анализа модульная структура модели позволяет декомпозировать любой блок, в частности ФБ2, на составляющие его подмодули (например, подмодуль расчета маршрута, предсказания траекторий). Это не только позволило бы точнее оценить ресурсоемкость конкретных

алгоритмов, но и дало бы возможность изолированно анализировать влияние каждой отдельной технологии на итоговую производительность протокола.

2. ФБ3: Принятие решений о маршрутизации

Этот блок функционирует как операционный исполнитель. Важно подчеркнуть, что данный блок не выполняет вычисление маршрутов, а лишь использует готовые результаты, подготовленные в ФБ2. Его функциональность сводится к выполнению детерминированной и быстрой операции поиска (lookup) в таблице маршрутизации для каждого транзитного пакета.

- При наличии валидного маршрута пакет и адрес следующего узла (next-hop) передаются в ФБ4.
- При отсутствии валидного маршрута ФБ3 делегирует обработку данной нештатной ситуации блоку ФБ5.

3. ФБ4: Формирование и отправка сообщений

Блок ответственен за инкапсуляцию исходящих данных в пакеты, соответствующие спецификации протокола. Получив от других блоков запрос на передачу данных (транзитных или служебных), ФБ4 осуществляет генерацию пакета, добавляя необходимые протокольные заголовки, и передает его на нижележащий канальный уровень для последующей отправки.

4. ФБ5: Обнаружение и обработка ошибок

Этот блок содержит реакцию на сбои, обеспечивая отказоустойчивость протокола. Он активируется при получении информации об ошибках из трех основных источников:

- От ФБ1: при поступлении служебного сообщения об ошибке от другого узла (например, пакета RERR).
- От ФБ3: при возникновении ошибки маршрутизации, когда для пакета невозможно найти действительный маршрут.
- От ФБ4: при получении с канального уровня сигнала о сбое отправки пакета, что обычно свидетельствует о потере связи с соседним узлом.

Получив информацию о сбое, ФБ5 выполняет две ключевые функции:

1. Корректировка сетевого контекста:

Он передает структурированные данные об ошибке (например, о недействительном маршруте или недоступном соседе) в ФБ2 для немедленного обновления внутренних таблиц.

2. Инициация ответной реакции:

Если протокол требует оповещения других узлов о сбое, ФБ5 передает всю необходимую для этого информацию в ФБ4 для генерации и отправки соответствующего сообщения об ошибке.

Таким образом, предложенная декомпозиция преобразует монолитный процесс работы протокола в структурированную систему взаимодействующих

модулей. Это обеспечивает необходимый уровень абстракции для системного анализа, позволяя рассматривать функционирование протокола как последовательность активаций функциональных блоков. Такой подход является концептуальной основой для количественной оценки ресурсоемкости, детально описанной в следующем разделе.

3. Методика оценки ресурсной эффективности

Количественный анализ ресурсоемкости в рамках предложенного подхода основывается на оценке затрат, связанных с активацией функциональных блоков (ФБ) в ответ на определенные сетевые события. Методика структурирует этот анализ через иерархию понятий и вводит ряд допущений для обеспечения воспроизводимости и сравнимости результатов.

В основе методики лежат два понятия, которые позволяют формализовать реакцию протокола на внешние стимулы:

Определение 2. Состояние сети в момент времени t – это формализованное, статичное описание сетевого окружения, характеризующееся набором количественных параметров (например, количество узлов в зоне видимости, длина маршрута до разрыва, интенсивность трафика).

Определение 3. Операционный цикл (ОЦ) – это логически завершенная, повторяемая последовательность вызовов функциональных блоков, соответствующая выполнению типовой задачи протокола.

Пример. Для состояния сети «Обрыв связи на маршруте» ОЦ «Реакция на ошибку» для протокола AODV будет включать последовательную активацию ФБ5 (обработка сигнала от канального уровня) → ФБ2 (инвалидация маршрута) → ФБ4 (генерация и отправка пакета RERR).

Такой иерархический подход (Состояние сети → ОЦ → ФБ) позволяет декомпозировать сложные процессы на измеримые компоненты, делая анализ прозрачным, модульным и упрощая детальный расчет затрат.

Для практического применения методики и обеспечения корректности результатов необходимо ввести ряд допущений. Ниже описаны ключевые метрики и принципы их оценки:

1. Объем трафика (V).

Этот показатель отражает объем служебных данных, генерируемых протоколом, и характеризует нагрузку на сеть.

2. Вычислительные затраты (T).

Прямое измерение в тактах или секундах сильно зависит от аппаратной платформы. Поэтому вводится оценка в относительных единицах сложности.

Базовой операции (например, поиск в таблице, ФБ3) присваивается условная стоимость $1 C_{unit}$. Стоимость более сложных операций (например, расчет маршрута в ФБ2) оценивается как, $k C_{unit}$, где k отражает алгоритмическую сложность.

3. Энергопотребление (E).

Прямое измерение также затруднено. В рамках методики предлагается использовать линейную модель, где энергозатраты являются функцией от сетевой и вычислительной активности: $E = \alpha T + \beta V$, где α и β – коэффициенты, определяемые для конкретного типа оборудования. Данная модель является базовым допущением, однако для проведения более точного анализа методика допускает использование и других, более сложных моделей.

Процесс получения итоговой оценки состоит из трех шагов.

Шаг 1. Процесс расчета затрат для заданного состояния сети выполняется в два этапа. Сначала оценивается ресурсоемкость $M_{OЦ}$ одного операционного цикла как сумма затрат на активацию входящих в него функциональных блоков:

$$M_{OЦ} = \sum_k (N_{call,FB_k} \cdot M_{FB_k}).$$

Шаг 2. Затем, исходя из того, сколько раз каждый ОЦ выполняется в рамках анализа состояния сети, рассчитываются общие затраты M_{state} :

$$M_{state} = \sum_k (N_{call,OЦ_k} \cdot M_{OЦ_k}),$$

где M_{FB_k} – ресурсоемкость вызова ФБ; N_{call,FB_k} – количество вызовов k -го ФБ в цикле; $N_{call,OЦ_k}$ – количество вызовов k -го ОЦ.

Шаг 3. Поскольку метрики T , V и E разнородны, для их комплексного сравнения необходим переход к единому безразмерному показателю. Для этого значения метрик сначала нормализуются с помощью функций предпочтения (например, S -образной функции, позволяющей гибко задавать пороговые значения), а затем объединяются в интегральный показатель ресурсоэффективности (IRE). Он вычисляется как взвешенная сумма нормализованных значений:

$$IRE = \sum_{k=1}^K w_k \cdot f_k(m_k),$$

где $f_k(m_k)$ – нормализованное значение k -й метрики; w_k – весовой коэффициент, отражающий приоритет данной метрики для конкретного приложения или сценария (при условии, что $\sum_{k=1}^K w_k = 1$). Использование весовых коэффици-

ентов позволяет гибко адаптировать оценку под специфические требования, например, повысить значимость энергопотребления для узлов с ограниченным ресурсом питания.

Таким образом, в рамках предлагаемой методики устанавливается четкая иерархия понятий. В ее основании лежат метрики (T , V , E) – непосредственные, количественные измерения физических процессов. Эти разнородные измерения преобразуются и объединяются в единый показатель эффективности (IRE), который дает комплексную, но при этом безразмерную оценку качества функционирования протокола. В свою очередь, этот показатель служит основой для формирования критерия принятия решений.

Критерием выбора оптимального протокола для заданного сценария будет являться максимальное значение показателя IRE . Следовательно, если для Протокола А показатель $IRE_A > IRE_B$, то Протокол А признается более ресурсоэффективным в данных условиях. Именно этот финальный критерий и позволяет сделать объективный и обоснованный выбор.

4. Заключение

В работе предложена методика количественной оценки ресурсоемкости протоколов маршрутизации FANET, основанная на их архитектурной декомпозиции. Унифицированная модель из пяти функциональных блоков дает возможность проводить системный сравнительный анализ, а методика расчета на основе относительных единиц сложности и показателя IRE обеспечивает гибкость оценки с учетом заданных приоритетов.

Ключевое отличие предлагаемого подхода заключается в смещении фокуса с анализа усредненных метрик на структурную оценку «стоимости» реакции протокола на типовые сетевые события. Это позволяет перейти от простого сравнения общей эффективности протоколов к объяснению причин их преимуществ на уровне архитектурных решений и конкретных сценариев работы.

Данная работа закладывает концептуальные и методологические основы. Дальнейшее развитие исследования видится в нескольких ключевых направлениях:

Расширение и верификация модели. Необходимо провести апробацию методики на более широком классе протоколов, включая географические, гибридные и биоинспирированные, для адаптации и подтверждения универсальности предложенной модели функциональных блоков.

Построение библиотеки профилей ресурсоемкости. Следующей важной задачей является переход от относительных единиц сложности к построению параметрических моделей или эмпирических зависимостей, описывающих

«стоимость» (в единицах T, V, E) каждого функционального блока как функцию от ключевых параметров сетевого окружения (плотности узлов, их мобильности, интенсивности трафика).

Интеграция показателей качества обслуживания (QoS). Критически важным направлением является расширение набора метрик за счет введения характеристик производительности, таких как сквозная задержка и вероятность потери пакетов. Это позволит перейти от оценки ресурсоемкости к многокритериальному анализу, балансирующему затраты и итоговое качество связи.

Решение этих задач позволит превратить предложенную методику в практически применимый инструмент для анализа, проектирования и адаптивного выбора сетевых протоколов в сложных и динамичных условиях функционирования беспилотных сетей.

Список использованных источников

1. Костин А. С. Классификация гражданских беспилотных летательных аппаратов и сферы их применения // Системный анализ и логистика. – 2019. – № 1(19). – С. 70 – 80.
2. Селин, А. И. Обзор целевых объектов применения беспилотных летательных аппаратов, работающих в составе группы / А. И. Селин, И. К. Туркин // Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. – 2023. – Т. 26, № 2. – С. 91 – 105.
3. Routing schemes in FANETs: A survey / M. F. Khan et al. // Sensors. – 2019. – V. 20, No. 1. – P. 38.
4. Routing protocols strategies for flying Ad-Hoc network (FANET) : review, taxonomy, and open research issues / M. J. Almansor et al. // Alexandria Engineering Journal. – 2024. – V. 109. – P. 553 – 577.
5. Баринов, А. А. Проблемы маршрутизации в FANET и используемые решения / А. А. Баринов // Управление большими системами : тр. XX Всерос. школы-конф. молодых ученых. – Новочеркасск, 2024. – С. 10 – 13.
6. Khanchandani, S. K. A Comparative Analysis Of Proactive Routing Protocols (Dsdv, Olsr) & Reactive Routing Protocols (Aodv, Dsr) In Manet Using Ns-3 / S. K. Khanchandani, D. N. C. Barwar // International Journal of Scientific Research in Engineering and Management (IJSREM). – 2024. – V. 8, No. 4.
7. Evaluating Routing Algorithms Across Different Wireless Mesh Network Topologies Using Ns-3 Simulator / D. A. Turlykozhayeva et al. // Eurasian Physical Technical Journal. – 2024. – V. 21, No. 2.

ГИБРИДНЫЕ АЛГОРИТМЫ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ИНФОРМАЦИОННОЙ ПОДДЕРЖКИ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ В ХИМИИ И МАТЕРИАЛОВЕДЕНИИ

Аннотация. Рассматриваются гибридные алгоритмы оптимизации, направленные на повышение точности и скорости прогнозирования свойств материалов. Предложена архитектура информационной поддержки, интегрирующая эти алгоритмы в вычислительные конвейеры цифровых двойников. Проведены сравнительные эксперименты, демонстрирующие преимущества гибридных методов перед классическими подходами в задачах оптимизации состава материалов и параметров их синтеза.

Ключевые слова: цифровой двойник материалов, многомасштабное моделирование, озеро данных, полнотекстовый поиск, большие данные, распределенные вычисления.

1. Введение

Современное материаловедение и химическая промышленность сталкиваются с необходимостью ускоренного проектирования новых материалов с заданными свойствами. В этом контексте цифровые двойники (ЦД) материалов становятся ключевым инструментом, позволяющим прогнозировать свойства веществ, оптимизировать параметры синтеза и снижать затраты на разработку [1]. Особую значимость приобретают ЦД в условиях перехода к концепции Industry 4.0, где требуется интеграция физических и виртуальных объектов в единую цифровую экосистему [2].

Основными вызовами при создании эффективных цифровых двойников являются проблемы разнородности данных высокой вычислительной сложности многомасштабного моделирования, необходимости интеграции разрозненных источников информации [3], а также проблема ограниченности традиционных методов оптимизации при работе с большими объемами данных.

Под разнородностью используемых данных подразумеваются экспериментальные измерения, результаты квантово-химических расчетов, данные молекулярной динамики и прочие выходные файлы. Эти разнотипные данные существуют в различных форматах и масштабах, что создает значительные сложности при их совместном анализе и интерпретации. Высокая вычислительная сложность многомасштабного моделирования требует согласованного рассмотрения процессов, происходящих на различных пространственных и временных уровнях, – от атомарного до макроскопического.

Важнейшим аспектом также является необходимость интеграции разрозненных источников информации, которые зачастую создаются разными исследовательскими группами с использованием различных методологий и инструментов. Это приводит к проблемам сопоставимости данных и требует разработки унифицированных протоколов обмена информацией.

Традиционные методы оптимизации демонстрируют существенные ограничения при работе с большими объемами данных, характерными для современных исследований в материаловедении. Они часто оказываются неспособны эффективно обрабатывать сложные многопараметрические зависимости, характерные для реальных материалов. Особую сложность представляет обработка слабоструктурированных данных, таких как выходные файлы квантово-химических программ (CRYSTAL, VASP). Эти файлы содержат критически важную информацию, но их нестандартизированный формат и сложная структура требуют разработки специализированных алгоритмов парсинга и индексации для эффективного извлечения и систематизации содержащихся в них данных.

Настоящая работа направлена на создание комплексной системы информационной поддержки цифровых двойников материалов, решающей ключевые проблемы организации и обработки химических данных. Основная задача заключается в разработке эффективной архитектуры для работы со слабоструктурированными данными, включая выходные файлы квантово-химических расчетов (CRYSTAL), экспериментальные данные в форматах PDB и CIF. Особое внимание уделяется созданию унифицированного формата представления информации через систему электронных паспортов материалов на основе JSON, а также реализации высокопроизводительных механизмов поиска с использованием современных технологий распределенного хранения и обработки данных.

В работе предложен новый подход к организации данных для цифровых двойников материалов и реализована методика преобразования слабоструктурированных данных из специализированных форматов (таких как выходные файлы CRYSTAL) в стандартизированные JSON-паспорта, обеспечивающие единообразное представление информации о материалах. Разработанная архитектура Data Lake объединяет преимущества различных технологий: распределенную файловую систему Hadoop HDFS для надежного хранения исходных данных и колоночную СУБД HBase для эффективного хранения атрибутов материалов с поддержкой JSON для выполнения сложных аналитических запросов.

По итогам проведенного исследования были разработаны и зарегистрированы программы для ЭВМ [4 – 9]. Разработанный программный комплекс позволяет автоматизировать обработку и анализ выходных файлов квантово-химических расчетов, включая данные о равновесной геометрии соединений

и их колебательных спектрах, эффективно парсить и структурировать результаты молекулярно-динамического моделирования, анализировать механические характеристики материалов через обработку тензоров жесткости и расчет модулей упругости, преобразовывать пространственные зависимости между различными системами координат для структурного анализа, организовывать централизованное хранение и быстрый поиск информации в рамках единой архитектуры цифровых двойников, а также автоматизировать обработку выходных данных для различных моделей кристаллических материалов.

2. Методология и архитектура решения

Архитектура предложенного решения для хранения и обработки данных цифровых двойников материалов основана на технологии озера данных (Data Lake) и экосистеме Apache Hadoop. Как показано на рис. 1, система включает многоуровневую структуру, обеспечивающую работу с разнородными данными материаловедческих исследований.

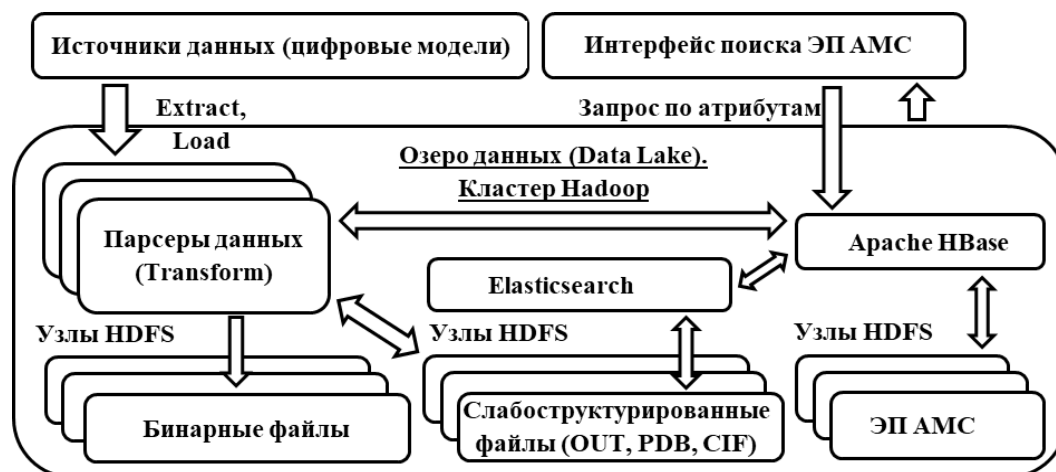


Рис. 1. Архитектура Data Lake для цифровых двойников материалов

Основой системы хранения выступает Hadoop Distributed File System (HDFS), предназначенная для работы с большими объемами слабоструктурированных данных [10 – 13]. В HDFS хранятся исходные файлы различных форматов: выходные файлы квантово-химических расчетов CRYSTAL, файлы молекулярной динамики в формате PDB, кристаллографические данные CIF.

Для структурированного хранения метаданных и атрибутов материалов используется колоночная NoSQL-СУБД HBase [10]. Распределенная колоночная архитектура СУБД HBase, представляющая собой разреженную матрицу атрибутов поиска, позволяет эффективно выполнять запросы с множеством параметров поиска, объединяя результат, полученный по разным столбцам.

Как видно из табл. 1, HBase демонстрирует значительное преимущество по скорости обработки запросов по сравнению с традиционными реляционными базами данных при работе с большими объемами материаловедческих данных.

1. Сравнение производительности систем хранения данных

Система хранения	Время обработки запроса (мс)	Объем данных (ТБ)
HBase	15	5,2
PostgreSQL	120	4,8

Для реализации полнотекстового поиска по ключевым словам и атрибутам материалов в систему интегрирован поисковый движок Elasticsearch. Его использование позволяет осуществлять сложные поисковые запросы по всему массиву данных, включая как структурированную информацию из HBase, так и неструктурированные данные из HDFS (рис. 2).

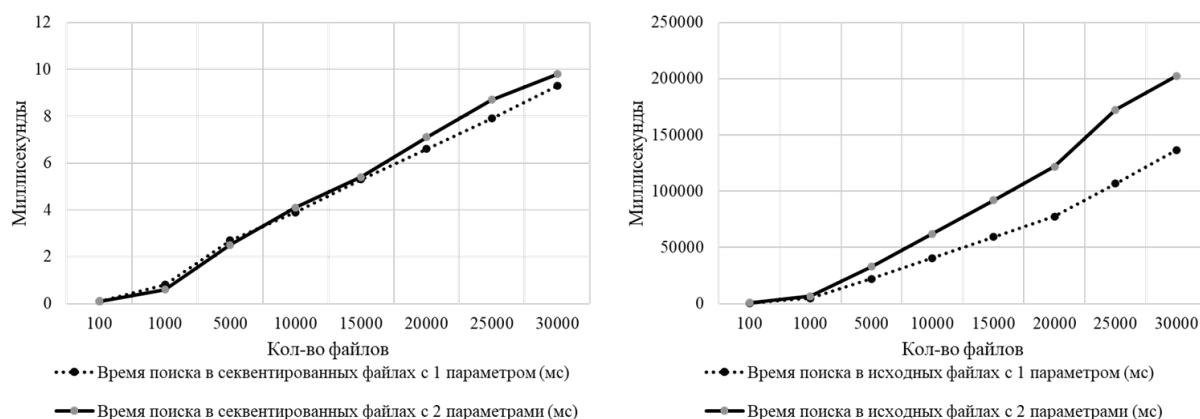


Рис. 2. Сравнение времени поиска в секвентированных и исходных файлах

Обработка больших массивов данных осуществляется с использованием парадигмы MapReduce, которая обеспечивает: параллельное выполнение вычислений, отказоустойчивость, масштабируемость системы.

Как показано на рис. 1, предложенная архитектура позволяет эффективно интегрировать разнородные данные материаловедческих исследований в единую систему, обеспечивая их надежное хранение, быстрый поиск и обработку. Это создает основу для построения цифровых двойников сложных материалов и химических соединений.

3. Система электронных паспортов материалов

Ключевым компонентом разработанной архитектуры является система электронных паспортов материалов [15], реализованная на основе формата JSON. Каждый паспорт представляет собой структурированный документ, содержащий полный набор характеристик материала (рис. 3).

Система обеспечивает стандартизированное представление данных, извлеченных из различных источников: квантово-химических расчетов (CRYSTAL), результатов молекулярной динамики, экспериментальных измерений.

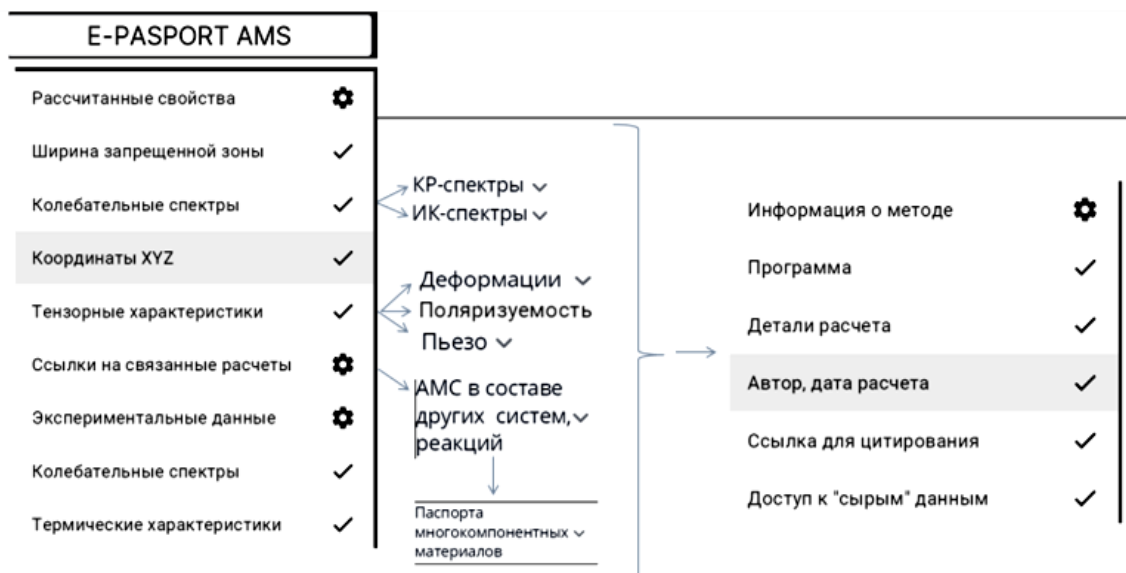


Рис. 3. Прототип электронного паспорта атомно-молекулярной системы (АМС) на примере объединения данных о структуре, рассчитанных и экспериментально измеренных свойствах и его реакционной способности

Как видно из рис. 3, структура паспорта включает несколько ключевых разделов: базовые характеристики материала, расчетные параметры, экспериментальные данные, ссылки на исходные файлы. Для работы с электронными паспортами реализованы механизмы автоматического заполнения на основе парсинга исходных данных, инструменты валидации структуры документов, а также система версионирования и контроля изменений. Интеграция JSON-паспортов с компонентами Data Lake обеспечивает быстрый поиск по атрибутам материалов, возможность сложных аналитических запросов, поддержку распределенной обработки данных.

Предложенный подход к организации данных позволяет существенно упростить процессы анализа и сравнения характеристик различных материалов, что подтверждается результатами тестирования системы.

4. Заключение

Проведенное исследование позволило разработать комплексную архитектуру для управления данными цифровых двойников в области материаловедения. Центральным результатом работы стало создание распределенной системы хранения и обработки на базе экосистемы Apache Hadoop, с высокой эффективностью поиска и масштабируемости при работе с разнородными материалами исследовательских данных.

Важным достижением стала разработка стандартизированной системы электронных паспортов материалов в формате JSON. Этот подход позволил унифицировать представление характеристик материалов, полученных из различных источников, включая результаты квантово-химических расчетов, молекулярной динамики и экспериментальных измерений. Практическая ценность

предложенных решений подтверждена официальной регистрацией комплекса программных продуктов, которые уже нашли применение в исследовательской практике.

Реализованная система обеспечивает существенное сокращение временных затрат на обработку и анализ данных, повышая при этом точность и воспроизводимость научных исследований. Созданная архитектура решает проблему интеграции разрозненных источников информации и создает фундамент для внедрения передовых методов анализа, включая технологии искусственного интеллекта.

Перспективы дальнейшего развития связаны с расширением функциональных возможностей системы за счет внедрения методов машинного обучения, разработки новых аналитических алгоритмов и создания облачных сервисов, интеграции с другими платформами обработки научных данных.

Список использованных источников

1. Организация хранения и поиска информации о свойствах атомно-молекулярных систем для построения цифровых двойников материалов / А. Е. Беляков, О. С. Бородина, Е. В. Барташевич, Д. В. Топольский // Управление большими системами : тр. XVIII Всерос. школы-конф. молодых ученых. – Челябинск : Изд-во ЮУрГУ, 2022. – С. 278 – 285.

2. Прохоров, А. Цифровой двойник. Анализ, тренды, мировой опыт / А. Прохоров, М. Лысачев. – М. : АльянсПринт, 2020. – 401 с.

3. Glaessgen, E. H. The digital twin paradigm for future NASA and U.S. Air Force vehicles / E. H. Glaessgen, D. S. Stargel // Proceedings of the 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. – 2012.

4. Св-во о рег. программы для ЭВМ RU 2024616591. Программа для ускоренного анализа контента выходных файлов, содержащих квантово-химические расчеты локализации равновесной геометрии химических соединений и их колебательных спектров / Е. В. Барташевич, А. Е. Беляков, И. Л. Кафтанников. 21.03.2024. Заявка № 2024614667 от 11.03.2024.

5. Св-во о рег. программы для ЭВМ RU 2024616974. Система парсеров файлов молекулярной динамики, содержащих координаты компонентов ячейки в энергетических минимумах и макроскопические свойства системы / М. Ю. Касьянов, О. С. Бородина, А. Е. Беляков, Е. В. Барташевич. 27.03.2024. Заявка № 2024615423 от 12.03.2024.

6. Св-во о рег. программы для ЭВМ RU 2024617291. Крист-Компресс (CRYST-COMPRESS). Программа для построения и анализа пространственных зависимостей прямых и обратных модулей упругости, рассчитанных на основе тензоров жесткости / Ю. В. Матвейчук, Р. Ш. Фахрутдинов, С. А. Собалев и др. 01.04.2024. Заявка № 2024615416 от 19.03.2024.

7. Св-во о рег. программы для ЭВМ RU 2024683692. Программа для преобразования пространственных зависимостей в полярных координатах в набор точек в декартовых координатах для адаптированного сравнения со структурой атомно-молекулярной системы / Ю. В. Матвейчук, Р. Ш. Фахрутдинов, А. Е. Беляков, Е. В. Барташевич. 14.10.2024. Заявка № 2024682089 от 25.09.2024.

8. Св-во о рег. программы для ЭВМ RU 2023611431. Программа для организации хранения и поиска информации для построения цифровых двойников химических соединений материалов / Е. В. Барташевич, О. С. Бородина, А. Е. , Беляков и др. 19.01.2023. Заявка № 2022685339 от 21.12.2022.

9. Св-во о рег. программы для ЭВМ RU 2022685293. Программа анализа выходных данных для моделей кристаллических материалов / Е. В. Барташевич, О. С. Бородина, А. Е. Беляков и др. 22.12.2022. Заявка № 2022684176 от 09.12.2022.

10. Apache HBase: Reference Guide [Электронный ресурс]. – URL : <https://hbase.apache.org/book.html> (дата обращения: 07.07.2025).

11. Borysov, S. S. Organic materials database: An open-access online database for data mining / S. S. Borysov, R. M. Geilhufe, A. V. Balatsky // PLOS ONE. – 2017. – V. 12, № 2. – P. e0171501.

12. Digital twins and cyber–physical systems toward smart manufacturing and industry 4.0: Correlation and comparison / F. Tao et al. // Engineering. – 2019. – V. 5, № 4. – P. 653 – 661.

13. Digital twin driven green material optimal-selection towards sustainable manufacturing / F. Xiang, et al. // Procedia CIRP. – 2019. – V. 81. – P. 1290 – 1294.

14. Topolsky, D. Search Procedures Optimization in Digital Twin Data Lakes / D. Topolsky, A. Beliakov, V. Beliakova // 2024 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon), Sochi, Russian Federation. – 2024. – P. 255 – 260.

15. Topolsky, D. Electronic Passport as the Basis of the Digital Twin / D. Topolsky, A. Beliakov, V. Pochinskaia // 2023 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon), Sochi, Russian Federation. – 2023. – P. 152 – 157.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ФИЗИЧЕСКИХ ЭЛЕМЕНТОВ И УПРАЖНЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ ИНЕРЦИАЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ

Аннотация. Представлен подход к анализу и оценке правильности выполнения физических упражнений на основе данных инерциальных датчиков с использованием методов машинного обучения. Разработан программный комплекс для автоматизированной оценки биомеханики движений человека. Приведены результаты экспериментальных исследований на примере приседаний.

Ключевые слова: биомеханическое моделирование, искусственный интеллект, инерциальные датчики, машинное обучение, цигун.

1. Введение

Современные технологии инерциальных датчиков открывают новые возможности для мониторинга и анализа физической активности человека [1]. Обладая высокой точностью и компактными размерами, датчики позволяют регистрировать движения в трехмерном пространстве, что делает их перспективным инструментом для моделирования физических упражнений и контроля за техникой их выполнения. Актуальность данной темы обусловлена растущим интересом к применению носимых сенсоров в спорте [2, 3], реабилитационной медицине [4] и фитнесе, где объективная оценка движений играет ключевую роль в повышении эффективности тренировок и предотвращении травм.

Однако, несмотря на значительный прогресс в области инерциальных измерений, остаются нерешенными ряд задач, связанных с обработкой сигналов, фильтрацией шумов и интерпретацией данных в контексте конкретных физических упражнений. Существующие методы моделирования движений часто требуют сложных алгоритмов машинного обучения или дополнительных систем захвата движения, что ограничивает их доступность. В связи с этим разработка эффективных и простых в реализации подходов к анализу данных инерциальных датчиков представляет значительный научный и практический интерес.

Целью данной работы является исследование методов моделирования физических элементов и упражнений на основе данных инерциальных датчиков, а также разработка алгоритмов и признаков для их автоматического распознавания и оценки. Полученные результаты могут быть применены в системах персонального мониторинга физической активности, тренажерах нового поколения и системах дистанционного контроля за реабилитационными процессами.

Таким образом, предлагаемое исследование вносит вклад в развитие методов обработки данных инерциальных датчиков и расширяет возможности их использования в спортивной науке и практическом здравоохранении.

2. Процесс сбора и обработки данных

Для сбора данных проводится эксперимент с моделированием различных физических упражнений. Предварительно на испытуемого прикрепляется комплект из 13 инерциальных датчиков, которые заранее подключаются к приложению, осуществляющему сбор данных. Далее происходит непосредственно моделирование упражнения, весь процесс записывается на видео для дальнейшей раскадровки и составления датасета.



Рис. 1. Расположение инерциальных датчиков во время эксперимента

В рамках данного исследования участвовало 5 испытуемых, которые выполняли приседания, отжимания, а также различные элементы гимнастики цигун. Данные всех испытаний были записаны в файлах формата BVH.

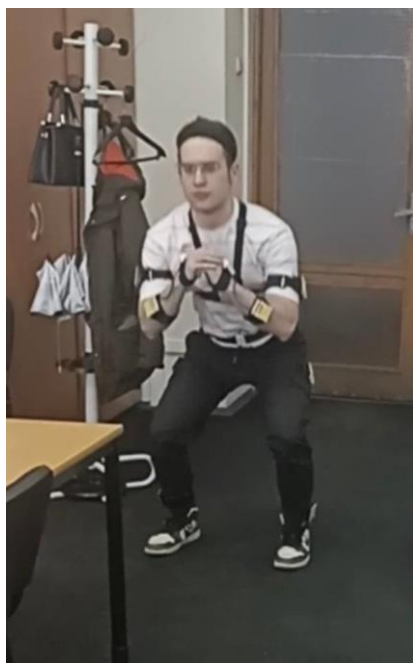


Рис. 2. Проведение эксперимента с приседаниями

3. Промежуточные результаты

В результате проведения нескольких экспериментов и получения данных была произведена раскадровка каждого файла формата BVH. Далее был составлен датасет для приседаний, включающий для каждого повторения приседания название его файла, временные границы выполнения повторения и экспертная оценка выполнения повторения.

Затем для оценки правильности и эффективности выполнения приседаний были разработаны специальные признаки:

1. Амплитудное значение угла отклонения.
2. Среднее значение модуля разности углов для однотипных датчиков на противоположных конечностях.
3. Максимум модуля скорости угла отклонения.

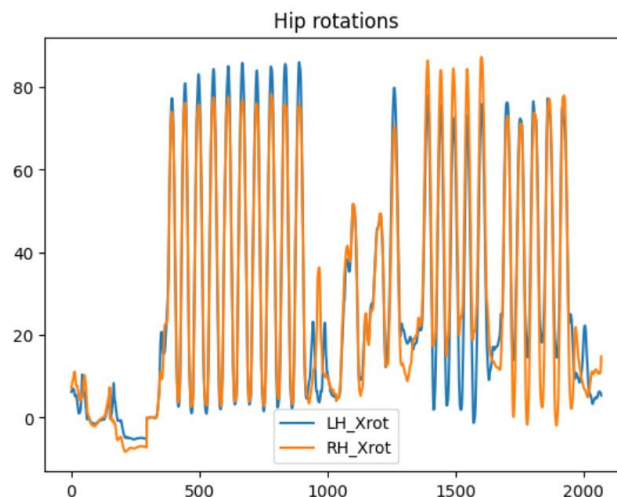


Рис. 3. Изменение угла поворота датчиков с течением времени

4. Планируемые исследования

В будущем в качестве продолжения исследования различных комбинаций признаков для приседаний планируется определить набор признаков, точнее всего определяющий правильное и эффективное выполнение приседаний. С помощью данных признаков планируется обучение модели-классификатора различными методами машинного обучения, который будет способен различать правильное и неправильное выполнение приседаний [5].

Далее вместе с классификатором планируется разработка программного комплекса для оценки ошибок при выполнении приседаний и их систематизирование для лучшего обучения модели.

Также будут проведены дополнительные испытания с другими упражнениями, в частности, с элементами гимнастики цигун. Для элементов данной гимнастики также планируются аналогичные исследования: определение наилучшего набора признаков, обучение модели и разработка программы для оценки ошибок.

5. Заключение

Проведенное исследование продемонстрировало эффективность использования инерциальных датчиков для моделирования и анализа физических упражнений, в частности, приседаний. Разработанный подход, включающий сбор данных, их обработку и применение методов машинного обучения, позволил создать инструмент для автоматизированной оценки биомеханики движений. Это открывает новые возможности для мониторинга физической активности в таких областях, как спорт, фитнес и медицинская реабилитация.

Основные результаты работы:

1. Сбор и обработка данных: успешно проведены эксперименты с участием пяти испытуемых, в ходе которых были зафиксированы данные о выполнении приседаний. Использование 13 инерциальных датчиков обеспечило детальную регистрацию движений, а последующая раскадровка и формирование датасета позволили перейти к этапу анализа.

2. Разработка признаков: для оценки правильности выполнения упражнений предложены три ключевых признака:

- амплитудное значение угла отклонения;
- среднее значение модуля разности углов для противоположных конечностей;
- максимум модуля скорости угла отклонения.

Эти признаки показали свою эффективность в предварительных исследованиях.

3. Перспективы применения: полученные результаты легли в основу будущих работ, включающих обучение модели-классификатора для автоматического определения ошибок в технике выполнения упражнений. Это может быть использовано в системах персонального мониторинга и тренажерах нового поколения.

Направления дальнейших исследований:

1. Расширение набора признаков для повышения точности оценки других упражнений, таких как отжимания и элементы цигун.

2. Интеграция дополнительных сенсоров (например, ЭМГ) для более комплексного анализа движений.

3. Разработка пользовательского программного обеспечения, позволяющего применять предложенные методы в реальных условиях тренировок и реабилитации.

Представленный подход подтвердил свою практическую значимость, сочетая доступность инерциальных датчиков с современными методами анализа данных. Результаты работы вносят вклад в развитие технологий мониторинга

физической активности и могут быть полезны как для профессиональных спортсменов, так и для широкого круга пользователей, стремящихся улучшить технику выполнения упражнений. Дальнейшие исследования в этом направлении позволят создать более совершенные системы для оценки и коррекции движений, способствуя повышению эффективности тренировок и снижению риска травм.

Таким образом, работа подчеркивает потенциал инерциальных датчиков в сочетании с методами машинного обучения для решения актуальных задач в области биомеханики и спортивной науки.

Список использованных источников

1. Базенков, Н. И. Моделирование движений человека: методы и актуальные задачи [Электронный ресурс] : сб. тр. конф. ИПУ РАН, 2021 / Н. И. Базенков. – URL : <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=47141338#page=296>.

2. Нопин, С. В. Искусственный интеллект и информационные системы в спорте (анализ инновационных исследований зарубежных лабораторий за 2010 – 2016 гг.) [Электронный ресурс] / С. В. Нопин, Ю. В. Корягина // Ученые записки университета им. П. Ф. Лесгафта. – 2016. – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/iskusstvennyy-intellekt-i-informatsionnye-sistemy-v-sporte-analiz-innovatsionnyh-issledovaniy-zarubezhnyh-laboratoriy-za-2010-2016-gg>.

3. Мухутдинов, А. Р. Искусственный интеллект в спорте [Электронный ресурс] / А. Р. Мухутдинов, Н. В. Данилова // Наука и образование: новое время ; ФГБОУ ВО «Казанский государственный энергетический университет». – 2019. – № 2. – URL : https://articulus-info.ru/wp-content/uploads/2019/03/2_2019o_Mukhutdinov-Danilova.pdf.

4. Гусев А. В., Добридюк С. Л. Искусственный интеллект в медицине и здравоохранении [Электронный ресурс] / А. В. Гусев, С. Л. Добридюк // Информационное общество. – 2020. – URL : <http://infosoc.iis.ru/article/view/211>.

5. Григоренко, С. А. Контроль правильности выполнения физических упражнений с помощью нейронной сети [Электронный ресурс] : выпускная квалификационная работа бакалавра / С. А. Григоренко. – СПб. : Политехнический университет Петра Великого. Институт компьютерных наук и технологий, 2022. – URL : <https://elib.spbstu.ru/dl/3/2022/vr/vr22-2689.pdf/info>.

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ СОСТАВЛЕНИЯ И ПУБЛИКАЦИИ РАСПИСАНИЯ УНИВЕРСИТЕТА

Аннотация. Рассматриваются вопросы автоматизации процесса составления и публикации расписания в университете. Проведен анализ предметной области, выявлены недостатки традиционных методов составления расписания. Спроектирована и разработана информационная система для автоматизации процессов составления и публикации расписания. Обеспечены базовые меры информационной безопасности и проведена оценка экономической эффективности, подтверждающая целесообразность внедрения разработки.

Ключевые слова: автоматизированная система; база данных; мобильное приложение; расписание; учебное учреждение; учебные занятия.

1. Введение

Многие авторы подчеркивают необходимость оптимизации процесса составления расписания [1, 2], выделяя его сложность и высокие требования к точности. Процесс составления расписания требует согласования учебных планов, доступности преподавателей и свободных аудиторий, учет численности студенческих групп, а также особенностей распределения учебной нагрузки в течение недели. При этом каждое из условий может варьироваться в зависимости от специфики учебного заведения, что усложняет задачу. Ошибки и несогласованности, возникающие при ручном формировании расписания, могут привести к срывам занятий, неравномерному распределению нагрузки преподавателей, пересечению пар, а также к снижению общего качества образовательного процесса [3]. В связи с этим актуальной задачей является автоматизация процессов составления и публикации расписания.

2. Анализ предметной области

В работе был проведен анализ предметной области, включающий детальное рассмотрение процесса составления расписания в университете. В результате чего были построены функциональные модели в нотации IDEF0. В более современной нотации BPMN представлена диаграмма процесса «Составление учебного расписания», отражающая весь процесс, описанный в функциональной модели IDEF0 «Как есть» (рис. 1).

Был выполнен сравнительный анализ программных аналогов, что позволило определить ограничения текущих решений и обосновать необходимость разработки собственной информационной системы, а проведенное анкетирова-

ние целевых пользователей, позволило выявить основные проблемы существующего подхода. На основании результатов анализа были сформулированы требования к функциональности, архитектуре и безопасности, которые были оформлены в виде технического задания.



Рис. 1. BPMN-диаграмма процесса «Составление учебного расписания»

3. Моделирование информационной системы

На этапе проектирования была выбрана архитектурная модель клиент–сервер с использованием контейнеризации Docker для обеспечения масштабируемости и удобства развертывания. Информационная система реализована как совокупность компонентов: база данных Microsoft SQL Server, API-клиент на ASP.NET Core, десктопное приложение на платформе Universal Windows Platform (UWP) и мобильное приложение на Flutter (рис. 2).

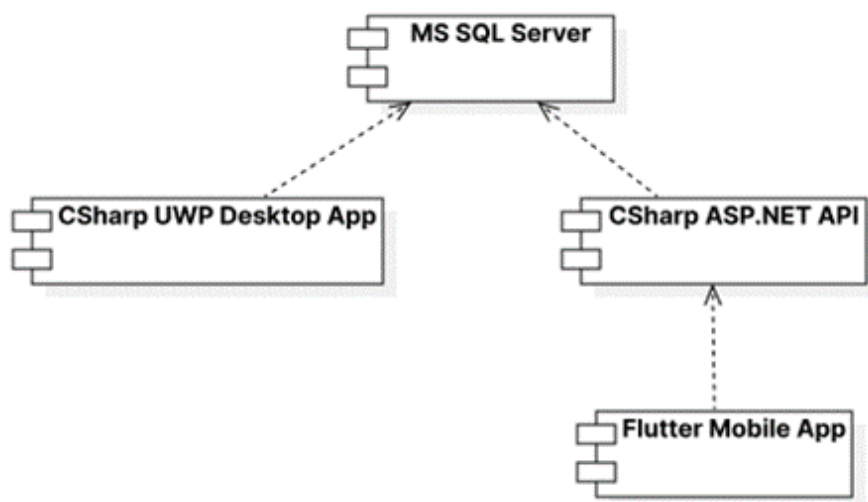


Рис. 2. Диаграмма компонентов информационной системы

4. Разработка информационной системы

В работе описана разработка автоматизированной системы, разработанная для Нижегородского государственного инженерно-экономического университета (НГИЭУ) с целью устранения ключевых проблем традиционного метода составления расписания. Основу системы составляет клиент-серверная архитектура с применением Microsoft SQL Server и языка программирования C#,

что обеспечивает стабильную работу и высокую защищенность данных [4, 5]. Интерфейс конструктора расписания реализован по принципу максимальной визуальной близости к привычным электронным таблицам (Excel), что существенно упростило адаптацию пользователей. API-клиент для мобильного приложения и сервисов реализован на ASP.NET Core. Для доступа к функциональности используются клиентские приложения: десктопное приложение на UWP и мобильное приложение на Flutter.

Ключевыми особенностями системы являются:

- конструктор расписания с автоматической проверкой на наличие ошибок и конфликтов;
- мобильное приложение и Телеграм-бот для получения расписания студентами и преподавателями в реальном времени;
- возможность экспорта расписания в Excel и публикация его на официальном сайте университета в соответствии с нормативными требованиями.

Разработка архитектуры включила создание защищенной базы данных, в которой реализованы связи между основными сущностями: преподавателями, дисциплинами, аудиториями и учебными группами. Все операции реализованы через хранимые процедуры, обеспечивая безопасность и централизованную обработку данных.

Десктопное приложение предоставляет методистам удобный интерфейс для составления и редактирования расписания. Применен шаблон MVVM и интерфейс, визуально близкий к таблицам Excel. Программа позволяет автоматически выявлять логические ошибки и экспортировать данные в Excel. Основная работа пользователя будет приходиться на страницу конструктора расписания. Структура конструктора похожа на таблицу, только привязка ячеек осуществляется не в виде «строка; колонка», а в виде нескольких переменных « $a; b; c; d$ », где a – день недели; b – группа; c – пара; d – тип недели (рис. 3). Благодаря такой привязке, возможно напрямую по ID связывать данные базы данных с приложением.



Рис. 3. Структура конструктора расписания

Мобильное приложение обеспечивает быстрый доступ студентов и преподавателей к актуальному расписанию. Интерфейс разработан на Flutter с использованием паттерна «Business Logic Component» (BLoC) и чистой архитектуры. Сервис взаимодействует с базой данных через API, обеспечивая защиту и кроссплатформенность.

5. Обеспечение информационной безопасности

Система была классифицирована как информационная система, обрабатывающая общедоступные персональные данные. Тем не менее, в разработке реализованы меры базового уровня защиты в соответствии с требованиями законодательства РФ и ФСТЭК [6, 7]. Проведено категорирование обрабатываемой информации (табл. 1), определен уровень защищенности и перечень актуальных угроз. В целях обеспечения безопасности были реализованы следующие меры:

- идентификация и аутентификация пользователей с разграничением прав доступа по ролям;
- защита каналов передачи данных (HTTPS);
- контроль неудачных попыток входа и автоматическая блокировка сессий при бездействии;
- ведение журналов событий безопасности;
- развертывание системы в изолированной облачной инфраструктуре с ограничением физического доступа.

1. Категории информационных ресурсов, содержащихся в информационной системе

Информационный ресурс	Состав информационного ресурса	Категория
Данные преподавателей	ФИО, кафедра	Персональные данные

6. Технико-экономическое обоснование разработки

Целесообразность разработки подтверждена как функциональными, так и экономическими факторами. Система решает ряд задач, не покрытых существующими решениями, адаптируясь под конкретные условия университета, в связи с этим было произведено планирование этапов разработки, составлена смета расходов и рассчитаны трудозатраты по стандарту «ГОСТ Р ИСО/МЭК 12207-99 Информационная технология. Процессы жизненного цикла программных средств» (табл. 2). Проведенный расчет показал, что общая стоимость реализации проекта разработки информационной системы составила 467 771,37 рублей.

2. Общие затраты на разработку ИС

№	Наименование статьи расходов	Затраты, руб.	Структура затрат, %
1	Зарплата исполнителей	265 119,68	56,68
2	Отчисления с заработной платы	79 535,90	17,00
3	Материальные затраты, используемого для разработки ИС	1 402,90	0,30
4	Расходы на электроэнергию	2 122,45	0,45
5	Амортизация оборудования	85 124,88	18,20
6	Прочие расходы (10% от заработной платы с отчислениями)	34 465,56	7,37
Итого:		467 771,37	100,00

Экономический эффект выражается в сокращении временных затрат на составление расписания примерно в 8 раз для методистов (табл. 3) и в 5 раз для студентов и преподавателей (табл. 4).

3. Изменение временных затрат на выполнение бизнес-процессов при внедрении ИС составления и публикации расписания

№ п/п	Название бизнес-процесса	Затраты времени до внедрения ИС, мин	Затраты времени после внедрения ИС, мин
1	Составление расписания		
1.1	Заполнение единичного элемента расписания	5	1
1.2	Проверка на конфликты (пересечения, «окна»)	40	5
1.3	Учет занятости преподавателей и аудиторий	30	5
2	Корректировка и изменение расписания		
2.1	Заполнение единичного элемента изменений	5	1
2.2	Проверка на конфликты, включая с основным расписанием (пересечения, «окна»)	60	5
3	Распространение расписаний и изменений	5	1
Итого:		145	18

4. Изменение временных затрат для пользователей на выполнение бизнес-процессов при внедрении ИС составления и публикации расписания

№ п/п	Название бизнес-процесса	Затраты времени до внедрения ИС, мин	Затраты времени после внедрения ИС, мин
1	Просмотр расписания	5	1
2	Просмотр изменения расписания	5	1
Итого:		10	2

Окупаемость проекта составляет около 35 месяцев, при этом годовая экономия на трудовых затратах составляет более 161 тыс. рублей (табл. 5). Дополнительную ценность система представляет за счет экономии времени студентов и преподавателей и составляет порядка 16 800 часов в год. Это подтверждает как экономическую, так и социальную эффективность внедрения.

5. Расчет экономического эффекта от внедрения ИС

1. Расчет потерь от неэффективного использования рабочего времени сотрудника

Объем рабочих часов в месяц	164,9	часов
Заработная плата сотрудника	19 242	рублей
Экономия времени сотрудника при автоматизации	115,43	часов / месяц
Стоимость автоматизации (учитывается единовременно)	467 771,37	рублей
Доля непродуктивного рабочего времени в общем объеме рабочих часов сотрудника	10	%
Сумма, которую теряет организация (собственник бизнеса) в результате неэффективного использования рабочего времени сотрудника	1 924,20	рублей / месяц
Сумма потерь от неэффективного труда одного сотрудника за год	23 090,40	рублей / год

2. Расчет экономии времени пользователей (преподавателей и студентов)

Количество пользователей	700 (условно)	человек
Экономия времени на одного пользователя в учебный год (180 дней)	24	часов / уч. год
Общая экономия времени пользователей	16 800	часов / уч. год

3. Экономический эффект от автоматизации ручного труда

Скорость окупаемости разработки	34,73	месяцев
---------------------------------	-------	---------

7. Заключение

Внедрение разработанной информационной системы обеспечивает не только значительное снижение затрат, но и повышает эффективность образовательного процесса, подтверждая практическую ценность предложенного решения.

Список использованных источников

1. Косс, Е. Н. Создание серверной части для автоматизации формирования расписания университета / Е. Н. Косс, К. А. Белеевский, А. М. Васецкий // Успехи в химии и химической технологии. – 2021. – Т. 35, № 10(245). – С. 83 – 85.

2. Назарова, О. Б. Расписание учебного процесса в вузе: автоматизация и оптимизация / О. Б. Назарова, Р. Р. Усманова // Наука. Информатизация. Технологии. Образование : материалы XI Междунар. науч.-практ. конф., Екатеринбург, 26 февраля 2018 года. – Екатеринбург : Российский государственный профессионально-педагогический университет, 2018. – С. 557 – 563.

3. Балдов, Д. В. Автоматизированная система составления и публикации расписания занятий в учебном учреждении / Д. В. Балдов, И. И. Бочкарев, А. Д. Рейн // Информационные технологии в проектировании и производстве. – 2025. – № 1. – С. 8 – 12.

4. Документация по C#. [Электронный ресурс]. – URL : <https://docs.microsoft.com/ru-ru/dotnet/csharp>.

5. Integration principles of Russian and Japanese databases on inorganic materials / N. Kiselyova, S. Iwata, V. Dudarev, et al. // Information Technologies and Knowledge. – 2008. – V. 2, No. 4. – P. 366 – 372.

6. О персональных данных (последняя редакция) : федер. закон от 27.07.2006 № 152-ФЗ // Российская газета. – 28.07.2006.

7. Об утверждении Составы и содержания организационных и технических мер по обеспечению безопасности персональных данных при их обработке в информационных системах персональных данных : приказ Федеральной службы по техническому и экспортному контролю (ФСТЭК России) от 18 февраля 2013 г. № 21 г. Москва // Российская газета. – 21.05.2013. – № 107.

Д. А. Вислобоков

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия

e-mail: denis.vislobokov@mail.ru,

Е. С. Маленков

Российская академия народного хозяйства и государственной службы

при Президенте Российской Федерации, Москва, Россия

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ПРОАКТИВНОЙ ЗАЩИТЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ КОРПОРАТИВНЫХ СЕТЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОТОКОЛОВ ТРАНСПОРТНОГО УРОВНЯ

Аннотация. В современных вычислительных сетях протокол транспортного уровня (ТСР) играет ключевую роль в обеспечении надежной передачи данных между различными узлами. Рассмотрены существующие и активно применяемые в вычислительных сетях корпоративного назначения методы и техники проактивной защиты, которые позволяют существенно повысить устойчивость сетевого взаимодействия к несанкционированному доступу и различным видам компьютерных атак.

Ключевые слова: протокол, проактивная защита, сетевые ловушки, способ защиты вычислительных сетей.

1. Введение

Сетевой разведке, направленной на сбор информации о потенциальной жертве, например, IP-адрес, используемая операционная система, версии и типы сетевых сервисов, злоумышленники традиционно уделяют значительное внимание на ранних стадиях компьютерной атаки. На этом этапе их целью является выявление уязвимых компонентов, которые впоследствии могут быть использованы для реализации атаки. В общем случае, злоумышленники могут тратить в среднем около 45% своего времени на сетевую разведку, поэтому противодействие им на этапе сетевой разведки является достаточно эффективной стратегией сетевой защиты [1, 2].

Одним из направлений обеспечения информационной безопасности автоматизированных систем, позволяющем предотвращать компьютерную атаку еще на этапе сетевой разведки, является проактивная защита информационных систем. Ее сущность, применительно к процессу передачи данных в вычислительных сетях корпоративного назначения, заключается в активном противодействии компьютерным атакам за счет удержания соединения со злоумышленником на время, необходимое службе безопасности для реализации мер защиты, для его изучения и предотвращения при необходимости передачи ему данных. Одним из методов сетевой защиты, основанных на стратегиях, создающих у злоумышленника иллюзию уязвимых целей или имитирующих

более сложную (ложную) инфраструктуру, являются сетевые «приманки» (honeypots). Более продвинутые техники обмана включают не только предоставление сетевой разведке правдоподобной цели, но и дополнительные меры, например, поддержание двустороннего соединения с отправителем пакетов, что приводит к «истощению» его ресурсов, необходимых для поддержания соединения. Это замедляет автоматическое сканирование атакуемой информационной системы и ограничивает вычислительные ресурсы нарушителя, в результате чего он теряет возможность эффективно осуществлять сетевой информационный обмен. Такие методы защиты реализованы в виде так называемых сетевых «ловушек» (network tarpits) [3 – 5].

Протоколом транспортного уровня модели взаимодействия открытых систем *OSI*, отвечающим за надежную, упорядоченную и контролируруемую доставку данных между приложениями и устройствами в сети, является *TCP* (*Transmission Control Protocol*). Он используется для передачи данных в интернете и локальных сетях, гарантируя целостность и последовательность передачи, а также повторную отправку потерянных пакетов. *TCP* разбивает сообщения на сегменты, нумерует их и передает через сеть, на приемной стороне сегменты собираются в правильном порядке. Каждый принятый сегмент подтверждается, потерянные сегменты запрашиваются повторно. *TCP* реализует контроль потока (*flow control*), чтобы не перегружать получателя, и контроль перегрузки сети (*congestion control*). Соединение устанавливается по принципу «трехстороннего рукопожатия»: клиент отправляет серверу сегмент с флагом *SYN* (*synchronize*), сервер отвечает сегментом с флагами *SYN* и *ACK* (*acknowledge*). Клиент подтверждает получение, отправляя сегмент с флагом *ACK*. Только после этого начинается передача данных. Завершение соединения происходит «четырёхэтапным рукопожатием» с использованием флагов *FIN* и *ACK*.

Базовый *TCP* не реализует встроенных средств шифрования или аутентификации. Однако для защиты соединений используются дополнительные опции, такие как:

- *TCP MD5 Signature Option* (опция *MD5*-подписи для *TCP*): используется для защиты *BGP*-сессий и других критически важных соединений от атак типа *spoofing* (компьютерную атаку, при которой злоумышленник маскируется под другой объект). Каждый сегмент содержит *MD5*-хэш, вычисленный по данным сегмента и секретному ключу, известному обеим сторонам. Если контрольная сумма не совпадает, сегмент отбрасывается [6].

- Поля «*Security*» и «*Type of Service*» в заголовке протокола *TCP* позволяют задавать приоритет и уровень безопасности соединения, но эти механизмы практически не используются для шифрования или аутентификации в современных сетях [7].

Для обеспечения конфиденциальности и целостности данных поверх TCP обычно применяются внешние протоколы, такие как TLS/SSL.

Структурные особенности протокола TCP, отсутствие встроенного шифрования и аутентификации делают протокол уязвимым к различным видам компьютерных атак, включая перехват, модификацию и имитацию пакетов. В связи с этим применение проактивных мер защиты, использующих возможности TCP для активного противодействия угрозам, позволяет существенно повысить уровень безопасности вычислительных сетей, предотвращая атаки еще на ранних этапах и снижая риски перегрузок и компрометации узлов сети.

2. Анализ способов защиты вычислительных сетей

Известны способы защиты вычислительных сетей, призванные устранить уязвимости в использовании протокола TCP, сравнительная характеристика которых представлена ниже.

1. «Способ обнаружения удаленных атак в компьютерной сети» по патенту РФ № 2179738, класс G06F 12/14, заявл. 24.04.2000.

Способ заключается в:

- наблюдении за информационным потоком пакетов данных, адресованных абоненту;
- постоянном подсчете числа пакетов в рамках серии пакетов, поступающих подряд с интервалами, не превышающими заданное значение;
- выполнении проверки соответствия поступающих пакетов данным правилам каждый раз, когда размер наблюдаемой серии достигает критического числа пакетов.

Недостатком способа является относительно узкая область применения, так как данный метод предназначен лишь для защиты от подмены одного из участников соединения, что ограничивает его эффективность в более сложных сценариях – это может привести к недостаточной универсальности и соответствию современным требованиям безопасности.

2. «Способ мониторинга безопасности автоматизированных систем» по патенту РФ № 2261472, класс G06F 12/14, 11/00 заявл. 29.03.2004.

Способ заключается в:

- ведении учета правил установления и ведения сеанса связи;
- увеличении количества запоминаемых пакетов сообщений и введении максимально допустимого количества пакетов, что необходимо для обеспечения устойчивого функционирования автоматизированных систем;
- предварительном определении порога срабатывания (чувствительности) системы мониторинга безопасности, который зависит от максимально допустимого количества пакетов сообщений и количества эталонов.

Недостатками способа являются относительно низкая достоверность обнаружения несанкционированных воздействий в вычислительных сетях, что

обусловлено недостатком четких правил установления и ведения сеанса связи. Это может привести к недостаточной эффективности мониторинга и охране автоматизированных систем.

3. «Способ контроля информационных потоков в цифровых сетях связи» по патенту РФ № 2267154, класс G06F 15/40, заявл. 13.07.2004.

Способ заключается в:

- предварительном задании $N \geq 1$ опорных идентификаторов санкционированных информационных потоков (ИП), которые содержат адреса отправителей и получателей пакетов сообщений;
- приеме пакетов сообщений из канала связи и выделении идентификатора ИП из заголовка принятого пакета;
- сравнении выделенного идентификатора с опорными идентификаторами: в случае совпадения пакет передается получателю, а при несовпадении происходит сравнение адреса отправителя с адресами, указанными в опорных идентификаторах.

Недостатками способа являются:

- относительно низкая защищенность от несанкционированных воздействий, которое проявляется через наличие несанкционированных ИП;
- блокировка передачи пакета сообщений является недостаточной для защиты вычислительных сетей, так как такая мера не останавливает дальнейшие воздействия нарушителя;
- принятый подход может вынудить нарушителя изменять свою стратегию воздействия на вычислительные сети.

4. «Способ (вариант) защиты вычислительных сетей» по патенту РФ № 2307392, класс G06F 21/00, опубл. 27.09.2007.

Способ заключается в:

- выполнении последовательных действий, включая предварительное задание $N \geq 1$ опорных идентификаторов санкционированных информационных потоков (ИП), которые содержат адреса отправителей и получателей;
- приеме пакетов сообщений из канала связи и выделении идентификатора ИП из заголовка принятого пакета;
- сравнении идентификатора с опорными идентификаторами и передача пакета при совпадении;
- при несовпадении идентификатора – в сравнении адреса отправителя с опорными адресами, а также с предварительно заданными ложными адресами;
- обработка пакетов включает блокировку передачи при несовпадении адресов и формирование ответного пакета с заданной задержкой и сниженной скоростью передачи.

Способ устраняет некоторые из недостатков аналогов: обеспечивает более высокую защищенность сетей от несанкционированных воздействий за счет:

- имитации ложных абонентов и сеансов связи;
- имитации снижения качества канала связи, что достигается за счет:
- снижения скорости обмена с несанкционированными ИП;
- фрагментации пакетов сообщений;
- задержки отправки пакетов;
- блокировки передачи некоторых имитированных пакетов.

Недостатками способа являются:

- относительно низкая результативность защиты сетей, обусловленная перегрузкой при увеличении интенсивности несанкционированных потоков;
- узкая область применения, так как:
 - защита осуществляется преимущественно в одностороннем порядке, не учитывая возможность разрыва соединения со стороны нарушителя;
 - уменьшение времени задержки при высоких потоках ведет к ухудшению качества защиты и увеличению скорости обмена с несанкционированными ИП.

5. «Способ защиты вычислительных сетей» по патенту РФ № 2649789, класс H04L 63/1491, опубл. 04.04.2018.

Способ заключается в:

- разработке метода защиты вычислительных сетей, который повышает результативность защиты и вводит нарушителя в заблуждение относительно структуры сети;
- предварительной настройке идентификаторов санкционированных и ложных адресов абонентов;
- сравнении принятого пакета сообщений с опорными идентификаторами, передачей, блокировкой и формированием ответных пакетов в зависимости от совпадений и условий;
- удерживании соединения с отправителем и игнорировании попыток разрыва соединения.

Способ устраняет некоторые из недостатков аналогов:

- повышает результативность защиты за счет учета максимального количества необработанных пакетов и удержания соединения с отправителем;
- блокирует попытки нарушителя разорвать соединение, позволяя системе адаптироваться к увеличению интенсивности несанкционированных потоков;
- расширяет область применения метода защиты за счет имитации ложных абонентов и сеансов связи.

Недостатками способа являются:

- возможные перегрузки вычислительной сети при увеличении интенсивности несанкционированного трафика;
- сложность адаптации системы защиты к новому поведению нарушителей из-за быстрого темпа деструктивных воздействий;

– потенциальная утрата эффективности защиты из-за ресурсозатрат и необходимости реагирования на новые атакующие техники.

Адаптация системы защиты, заключающаяся в перестройке ее параметров и (или) структуры в соответствии с выявленной тактикой нарушителя, практически невозможна в связи со скоротечностью процессов деструктивных воздействий на вычислительную сеть со стороны нарушителя.

Таким образом, возникает противоречие между необходимостью обеспечивать функционирование вычислительной сети в условиях деструктивных воздействий, направленных на ее перегрузку, и возможностями системы защиты управлять скоростью процессов информационного обмена с нарушителем в пределах стандартизированных правил установления и ведения сеанса связи. На устранение указанного противоречия направлен указанный способ.

Каждый из рассмотренных способов защиты вычислительных сетей направлен на устранение конкретных уязвимостей и ограничений, присущих определенным видам атак или сценариям несанкционированного воздействия. Однако все эти методы обладают ограниченной областью применения и не обеспечивают комплексной защиты. Их недостатки связаны как с узкой специализацией (например, защита только от подмены или только от перегрузок), так и с отсутствием адаптивности к быстро меняющимся тактикам атакующих. Кроме того, многие из них реализуют защиту преимущественно на уровне транспортного протокола ТСП, что не учитывает возможности и угрозы, возникающие на более высоких уровнях сетевой модели.

Для достижения действительно эффективной и всесторонней защиты вычислительных сетей необходимо рассмотренные возможности защиты на транспортном уровне интегрировать с возможностями протоколов более высокого уровня, особенно прикладного, в контексте проактивной защиты. Использование механизмов аутентификации, шифрования и управления доступом совместно с механизмами, используемыми на прикладном уровне, позволит не только обнаруживать и блокировать атаки, но и предотвращать их возникновение, обеспечивая многослойную защиту и повышая устойчивость сетевой инфраструктуры к современным угрозам. Такой комплексный подход позволит учитывать специфику различных протоколов и сценариев эксплуатации сети, минимизируя риски и повышая общую безопасность.

3. Заключение

Транспортный протокол ТСП является фундаментальным элементом современных вычислительных сетей, обеспечивающим надежную и упорядоченную передачу данных между узлами. Рассмотренные в работе методы проактивной защиты, основанные на возможностях ТСП, демонстрируют значительный потенциал в повышении устойчивости сетевого взаимодействия к несанкционированному доступу и различным видам атак. Однако, несмотря на эффек-

тивность отдельных подходов, реализуемых на транспортном уровне, они не обеспечивают комплексной и всесторонней защиты, поскольку ограничены по области применения и не учитывают быстро меняющуюся природу современных угроз.

Для построения более совершенной системы безопасности необходимо интегрировать механизмы защиты транспортного уровня с возможностями протоколов более высокого уровня, особенно прикладного. Использование расширенных средств аутентификации, шифрования и управления доступом на прикладном уровне в сочетании с проактивными методами на уровне ТСП позволит создать многослойную, адаптивную систему защиты. Такой комплексный подход обеспечит более эффективное обнаружение, блокирование и предотвращение атак, повысит устойчивость вычислительных сетей и минимизирует риски компрометации критически важных ресурсов в современных корпоративных инфраструктурах.

Список использованных источников

1. Разработка программного комплекса проактивной защиты службы файлового обмена от сетевой разведки / Т. В. Лебедкина, И. С. Ворончихин, П. О. Петров, В. Ю. Гилев // Решетневские чтения : материалы конф. – Красноярск, 2021. – С. 436 – 438.

2. Маскирование идентификаторов канального уровня средств проактивной защиты интегрированных сетей связи специального назначения / А. В. Крупенин, С. П. Соколовский, Г. А. Хорев, А. В. Калач // Вестник Воронежского института ФСИН России. – 2018. – № 3. – С. 81 – 89.

3. Максимов, Р. В. Модель и алгоритм функционирования клиент-серверной информационной системы в условиях сетевой разведки / Р. В. Максимов, Д. Н. Орехов, С. П. Соколовский // Системы управления, связи и безопасности. – 2019. – № 4. – С. 50 – 99.

4. Provos N., Virtual Honeypots: From Botnet Tracking to Intrusion Detection / N. Provos, T. Holz. – Addison Wesley, 2007. – 480 p.

5. Пат. на изобретение RU 2690749. Способ защиты вычислительных сетей / Максимов Р. В., Орехов Д. Н., Соколовский С. П. и др. ; опубл. 05.06.2019, Бюл. № 16. – 25 с.

6. Request for Comments 2385: Protection of BGP Sessions via the TCP MD5 Signature Option [Электронный ресурс] / IETF. – 1998. – URL : <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc2385> (дата обращения: 26.06.2025).

7. Request for Comments 793: Transmission control protocol [Электронный ресурс] / IETF. – 1981. – URL : <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc793> (дата обращения: 26.06.2025).

8. Пат. РФ № 2179738, класс G06F 12/14. Способ обнаружения удаленных атак в компьютерной сети. Заявл. 24.04.2000.

9. Пат. РФ № 2261472, класс G06F 12/14, 11/00. Способ мониторинга безопасности автоматизированных систем. Заявл. 29.03.2004.

10. Пат. РФ № 2267154, класс G06F 15/40. Способ контроля информационных потоков в цифровых сетях связи. Заявл. 13.07.2004.

11. Пат. РФ № 2307392, класс G06F 21/00. Способ (вариант) защиты вычислительных сетей. Опубл. 27.09.2007.

12. Пат. РФ № 2649789, класс H04L 63/1491. Способ защиты вычислительных сетей. Опубл. 04.04.2018.

УДК 004.021

А. Д. Волгина, А. В. Макаренко

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: anneta.volgina@mail.ru

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНИМОСТИ МЕТРИКИ ГРОМОВА–ВАССЕРШТЕЙНА ДЛЯ ПРЯМОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аннотация. Рассматривается вопрос применимости метрики Громова–Вассерштейна для попиксельного сравнения классов изображений. Был проведен обзор литературы, где данная метрика используется в задачах компьютерного зрения. Кроме того, организован эксперимент по прямому сравнению классов изображений на датасетах MNIST и CIFAR-10. Результаты показывают, что в общем случае метрика неприменима для «прямого» сравнения изображений и требует доработки, что является предметом дальнейших исследований.

Ключевые слова: оптимальный транспорт, расстояние Громова–Вассерштейна, MNIST, CIFAR-10.

1. Введение

Задача сравнения классов изображений заключается в оценке и анализе различий и сходств между различными категориями изображений. Существующие подходы включают методы машинного обучения, такие как сверточные нейронные сети, а также метрики, основанные на теории расстояний, например, расстояние Громова–Вассерштейна [1], которое позволяет учитывать топологические особенности данных.

Как правило, для задач классификации применяются нейронные сети, потому что они демонстрируют способность к обучению сложных представлений и показывают выдающиеся результаты на различных данных. Однако нейронные сети требуют большого объема размеченных данных для обучения и имеют сложности с интерпретируемостью. Расстояние Громова–Вассерштейна потен-

циально может быть применено к данным без необходимости предобучения, что делает его более гибким в некоторых случаях. Также данный подход более интерпретируемый, так как основан на свойствах вероятностных распределений. Поэтому в данной работе исследуется его применимость для «прямого» попиксельного сравнения классов изображений.

2. О расстоянии Громова–Вассерштейна

Дано 2 изображения, необходимо оценить степень их схожести на основании попиксельного преобразования одного изображения в другое. Данную проблему можно свести к транспортной задаче Монжа–Канторовича [2]: необходимо составить оптимальный план перевозок грузов из пунктов отправления в пункты потребления, с минимальными затратами на перевозки. В данном случае пункты отправления и потребления – исходное и целевое изображения соответственно, перевозки – перенос пикселей исходного изображения на определенное расстояние для получения целевого.

Математическая формулировка задачи: однородный груз сосредоточен у m поставщиков в объемах a_1, a_2, \dots, a_m . Данный груз необходимо доставить n потребителям в объемах b_1, b_2, \dots, b_n . c_{ij} – стоимость перевозки груза от поставщика i до потребителя j . Требуется составить план перевозок, позволяющий полностью вывезти продукты всех производителей, полностью обеспечивающий потребности всех потребителей и дающий минимум суммарных затрат на перевозку. Обозначим как x_{ij} объемы перевозок от поставщика i до потребителя j

$$\sum_{j=1}^n x_{ij}, i = 1, 2, 3, \dots, m, \sum_{i=1}^m x_{ij}, j = 1, 2, 3, \dots, n, \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m c_{ij} x_{ij} \rightarrow \min.$$

Леонид Канторович переформулировал задачу на языке теории вероятностей. Даны вероятностные пространства X и Y , $P(X)$ и $P(Y)$ – множества всех вероятностных мер на X и Y соответственно, а $P(X \times Y)$ – множество всех совместных вероятностных мер на $X \times Y$. Пусть $c: X \times Y \rightarrow R$ неотрицательная измеримая функция, которая будет функцией стоимости. Часто принимается $X \equiv Y$ и тогда $c(x, y)$ является метрической функцией. Задача Канторовича состоит в минимизации интеграла:

$$E_w\{c\} = \int_{X \times Y} c(x, y) dw(x, y)$$

по мере $w(x, y) \in P(X \times Y)$.

Оптимальное значение часто обозначается:

$$K_c[p, q] = \inf\{E_w\{c\}: w \in F(q, p)\},$$

где $F(q, p)$ – множество всех совместных вероятностных мер $w \in P(X \times Y)$, такие что их маргинальные меры равны $\pi_X w = q$ и $\pi_Y w = p$. Значение $K_c [p, q]$ называется метрикой Вассерштейна [3].

Задача оптимального транспорта Громова–Вассерштейна [1] (Gromov–Wasserstein optimal transport, GW) – это обобщение задачи Канторовича, позволяющее сравнивать метрические пространства с разными структурами. Вместо того, чтобы рассматривать перенос масс между точками в одном пространстве, как в классической задаче оптимального транспорта, Громов–Вассерштейн сравнивает структуры пространств, выраженные в расстояниях между точками.

Объединенная дистанция Громова–Вассерштейна [4] (Fused Gromov–Wasserstein, FGW) – это метрика, которая обобщает дистанции Вассерштейна и Громова–Вассерштейна, позволяя сравнивать структурированные объекты за счет включения как их геометрической, так и структурной информации. Так как в изображениях помимо взаимного расположения пикселей также важно учитывать их цвет, для работы с ними была выбрана именно эта метрика.

Рассмотрим, как ее используют в задачах компьютерного зрения.

3. Обзор применения метрики Громова–Вассерштейна к задачам компьютерного зрения

В работе [5] рассматривается проблема распознавания действий на видео под разными ракурсами. Предлагается новый метод, где «нейронные поля излучения» (NeRF) создают карты внимания из видео с разных ракурсов, а для сравнения применяется метрика Громова–Вассерштейна. Расстояние Громова–Вассерштейна вычисляется по матрицам расстояния и вероятностным векторам, полученным на основе карт внимания. В матрицах расстояния вместо евклидова расстояния используются вектора между двумя точками в объеме внимания.

Статья [6] описывает метод выравнивания изображений на основании метрики Вассерштейна. Метрика применяется к 1-мерным проекциям, полученным с помощью преобразования Радона 2-мерных изображений. В работе метод применяется на MNIST и наборе данных крио-электронной микроскопии (крио-ЭМ). В первом случае цель состоит в том, чтобы выровнять случайно повернутые и сдвинутые изображения к эталонному изображению каждой цифры, во втором – в реконструкции в высоком разрешении 3-D структур биологических молекул из множества томографических изображений проекции при неизвестных углах обзора. В отличие от евклидова расстояния, метрика Вассерштейна стабильна к вращениям, сдвигам и изменениям угла обзора, что делает ее более эффективной для задач выравнивания изображений.

В статье [7] рассматривается важная проблема в области обнаружения объектов в открытых наборах данных (OSOD): современные детекторы часто ошибочно классифицируют неизвестные объекты как известные категории

с высокой уверенностью. В новом методе в функцию потерь добавляется компонент “Class Wasserstein Anchor”. В этой добавке метрика Вассерштейна используется для измерения «расстояния» между распределениями, представленными логитами и центрами классов. Это позволяет лучше различать известные классы и улучшает общую производительность модели.

В статье [8] обсуждается использование технологий глубокого обучения для помощи врачам в диагностике рентгеновских снимков грудной клетки. Предлагается новый метод адаптации, называемый WDDM (Wasserstein Distance Domain Adaptation Method). Он состоит из 4 частей: ввод, извлечение признаков, минимизация потерь, валидация. Для извлечения признаков используется трансформер ViFormer, формирующий карты внимания. Для минимизации функции потерь применяется метрика Вассерштейна, сравнивающая распределения образцов из исходной и целевой областей и на основании результатов обновляющая параметры ViFormer.

Обзор [9] сначала кратко вводит в теорию оптимального транспорта простыми словами, а также описывает наиболее распространенные численные методы для решения задачи оптимального транспорта. Более важно, что он представляет приложения этих численных методов для решения различных задач в области компьютерной графики и зрения. В задачах обработки изображений работа рассматривает следующие приложения: извлечение изображений, цветокоррекция, перенос стиля, интерполяция изображений, оптический поток и сопоставление изображений, сегментация изображений, генеративные модели и синтез текстур, восстановление изображений и увеличение разрешения. Показано, что в целом, оптимальный транспорт является мощным инструментом в области синтеза текстур и генеративных моделей, а также находит применение в других задачах обработки изображений, улучшая качество и эффективность различных алгоритмов.

Из анализа приведенного обзора литературы следует, что, как правило, на вход метрике FGW подаются данные, основанные на извлеченных признаках из изображений разными способами (карты внимания, преобразование Радона и т.п.). Это усложняет задачу сравнения изображений, поэтому мы рассмотрели возможность применения данной метрики для прямого «попиксельного» сравнения изображений через геометрические, структурные взаимосвязи пикселей и вероятностные распределения их интенсивностей.

4. Эксперимент

Были проведены численные эксперименты на 2 наборах данных для классификации: MNIST и CIFAR-10. Рассматривались распределения объединенной метрики Громова–Вассерштейна между объектами одного класса и разных классов.

Для работы используется библиотека Python Optimal Transport (POT). Эта библиотека Python с открытым исходным кодом предоставляет решения для оптимальных транспортных задач в области обработки сигналов, изображений и машинного обучения. Функция `ot.gromov.fused_gromov_wasserstein` возвращает метрику объединенного Громова–Вассерштейна между пространствами (C_1, Y_1, p) и (C_2, Y_2, q) , с матрицей парных расстояний M между матрицами признаков Y_1 и Y_2 . Функция решает следующую задачу оптимизации с использованием условного градиента:

$$T^* \in \arg \min_T (1 - \alpha) \langle T, M \rangle_F + \alpha \sum_{i,j,k,l} L(C_{1i,k}, C_{2j,l}) T_{i,j} T_{k,l},$$

$$s. t. T \mathbf{1} = p, T^T \mathbf{1} = q, T \geq 0,$$

где M – метрическая матрица стоимости между признаками пространств (цветами пикселей в случае изображений); C_1 – метрическая матрица стоимости в исходном пространстве; C_2 – метрическая матрица стоимости в целевом пространстве; p – распределение в исходном пространстве; q – распределение в целевом пространстве; L – функция потерь, учитывающая несоответствие между матрицами сходства; α – параметр соотношения.

Для сравнения изображений по этой метрике в качестве матрицы стоимости между признаками M на вход подается модуль разности между интенсивностями пикселей изображений, в качестве метрических матриц стоимости (C_1, C_2) подаются матрицы евклидова расстояния между пикселями этих изображений, а вероятностные распределения интенсивности этих пикселей подаются как распределения в исходном и целевом пространствах (p, q) . Для параметра соотношения рассматривались значения $\alpha = 0,9$ и $\alpha = 0,2$. Также была вычислена метрика Громова–Вассерштейна (функция `ot.gromov.gromov_wasserstein`), результат которой мог быть получен в FGW при $\alpha = 1$.

Для каждого датасета был вычислен U-критерий Манна–Уитни [10] при уровне статистической значимости 5% для 2 случаев: 1) распределение между объектами одного класса сравнивается с распределениями между объектами этого класса и объектами других классов (проверяется гипотеза H_0 , что первое распределение стохастически меньше второго), 2) распределение между объектами одного класса попарно сравнивается с распределениями между объектами внутри каждого другого класса (проверяется гипотеза H_0 , что распределения не равны). Были визуализированы результаты для MNIST и CIFAR-10. Первая и вторая строки соответственно первый и второй случаи, первый, второй, третий столбцы соответственно результаты для GW, FGW при $\alpha = 0,9$ и FGW при $\alpha = 0,2$: 1 – гипотеза верна, 0 – гипотеза неверна.

MNIST

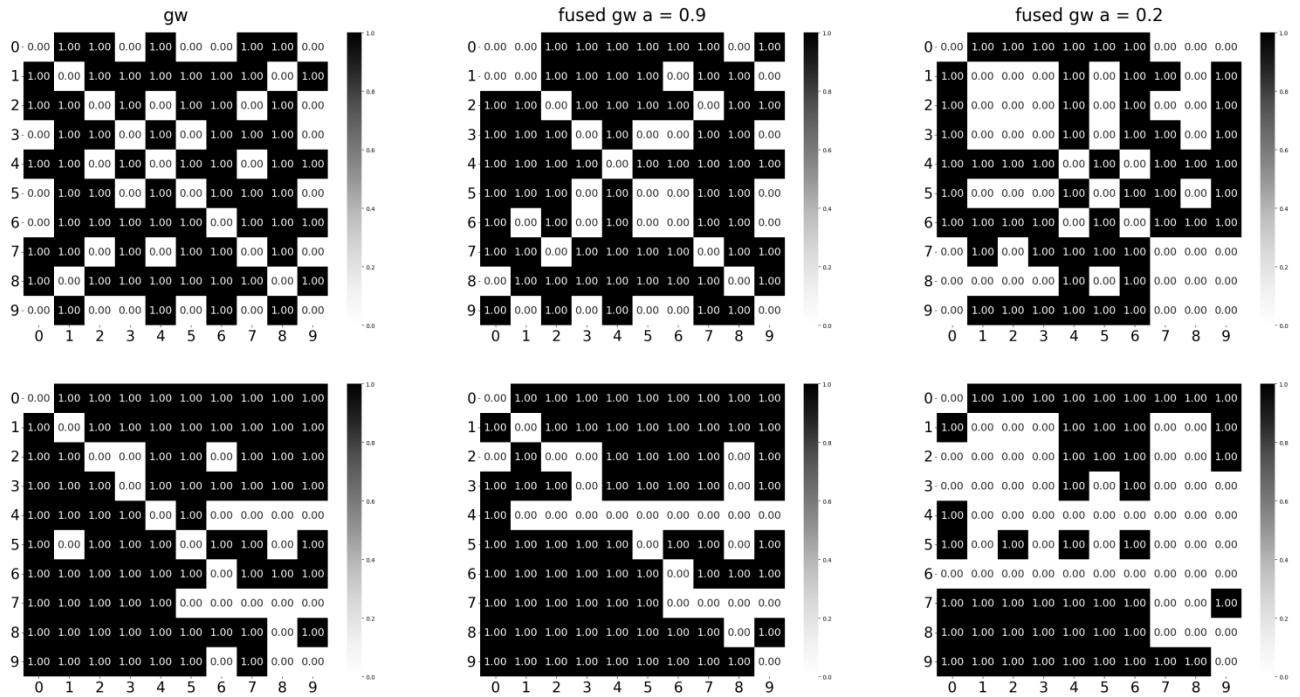


Рис. 1. U-критерий Манна–Уитни на MNIST

CIFAR-10

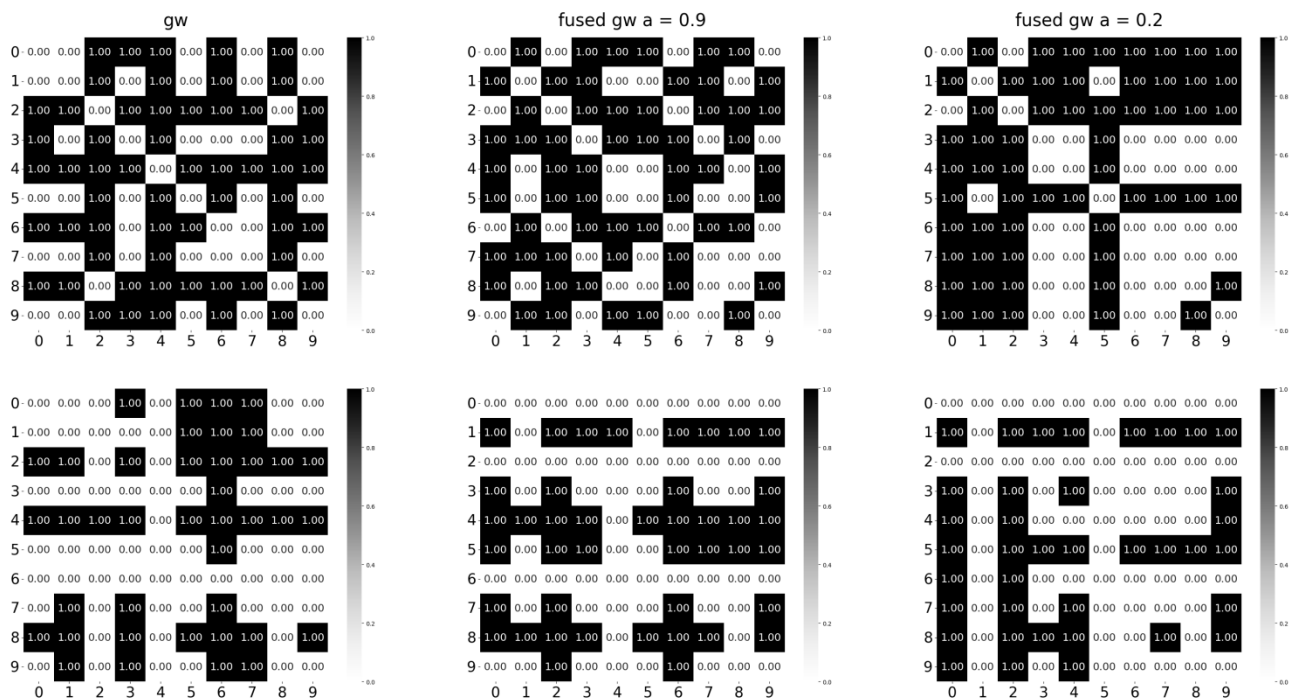


Рис. 2. U-критерий Манна–Уитни на CIFAR-10

5. Заключение

Из результатов проведенного эксперимента (см. рис. 1, 2) видно, что на изображениях MNIST метрики Громова–Вассерштейна и объединенного

Громов–Вассерштейна в большинстве случаев оценивают межклассовую дистанцию больше, чем внутриклассовую. Однако в случае CIFAR-10 ситуация существенно хуже. Общий вывод таков, что метрика Громова–Вассерштейна в общем случае неприменима для прямого сравнения изображений. Требуется модификация метрики. Это является предметом нашего дальнейшего исследования.

Список использованных источников

1. Hua, D. An introduction to Gromov-Wasserstein distances / D. Hua. Notes for a seminar on optimal transport and particle physics at UCSB, 2023.
2. Тужилин, И. Транспортные задачи. Случай конечных пространств [Электронный ресурс] : лекции / И. Тужилин ; МГУ им. М. В. Ломоносова. – URL : <http://dfgm.math.msu.su/files/ivanov-tuzhilin/2018-2019/lt01.pdf>.
3. Wilson, M. Optimal transport methods for statistical analysis of shape distributions and images [Электронный ресурс] : докторская диссертация / M. Wilson ; Florida State University. – URL : <https://repository.lib.fsu.edu/islandora/object/fsu:1006636>
4. Vayer, T. Fused Gromov-Wasserstein distance for structured objects: theoretical foundations and mathematical properties / T. Vayer, L. Chapel // arXiv preprint arXiv:1811.02834, 2018.
5. Nguyen, H.-Q. Multi-view action recognition via directed gromov-wasserstein discrepancy / H.-Q. Nguyen, T.-D. Truong, and K. Luu // arXiv preprint arXiv:2405.01337, 2024.
6. Shi, Y. Verbeke. Fast alignment of heterogeneous images in sliced wasserstein distance / Y. Shi, A. Singer, and E. J. Verbeke // arXiv preprint arXiv:2503.13756, 2025.
7. Mallick, P. Wasserstein distance-based expansion of low-density latent regions for unknown class detection / P. Mallick, F. Dayoub, and J. Sherrah. // arXiv preprint arXiv:2401.05594, 2024.
8. He, B. Domainadaptation via wasserstein distance and discrepancy metric for chest x-ray image classification / B. He, Y. Chen, and D. Zhu. // Scientific Reports. – 14:2690, 2024.
9. N. Bonneel A survey of optimal transport for computer graphics and computer vision / N. Bonneel and J. Digne // Computer Graphics Forum. – 2023. – No. 42(2), hal 04029613.
10. Аймаханова, А. U-критерий Манна-Уитни. Квантованный текст с заданиями в тестовой форме [Электронный ресурс] : научная электронная библиотека / А. Аймаханова. – Киберленинка, 2015. – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/u-kriteriy-manna-uitni-kvantovannyuy-tekst-s-zadaniyami-v-testovoy-forme>.

ИЗМЕРЕНИЕ СЕМАНТИЧЕСКОЙ БЛИЗОСТИ НАУЧНЫХ ТЕКСТОВ ПРИ ПОМОЩИ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ СЕГМЕНТАЦИИ

Аннотация. Предложен алгоритм на основе автоматической сегментации научных текстов с классификацией фрагментов, который повышает точность оценки семантической близости документов. Разработанный метод сочетает структурную и тематическую сегментацию, используя языковые модели для векторизации текстов. Результаты показывают увеличение качества кластеризации на 18 процентных пунктов по сравнению с традиционными подходами.

Ключевые слова: семантическая близость, сегментация текстов, языковые модели, обработка естественного языка.

1. Введение

Измерение семантической близости является одной из основных задач исследования корпусов текстов. Ее решение нужно в академическом поиске, систематизации и визуализации научных знаний, а также для анализа научной новизны исследований. Однако, существующие методы ее решения часто не учитывают структурные и тематические разделы текстов и работают с документом, как с единым неразрывным текстом, что снижает точность сравнения [1, 2]. При этом, использование структурной или тематической сегментации документа с выявлением фрагментов, описывающих разные аспекты исследования, позволит увеличить детальность сравнения и, как повысить качество получаемых мер близости, так и обеспечить сравнение документов по различным частям.

Таким образом, в работе ставится задача измерения семантической близости научных текстов через предварительную сегментацию. При работе с парой текстов после выполнения предварительной сегментации необходимо рассчитать меру их близости путем сравнения сегментов, содержащих описания одних и тех же аспектов работ.

Предложенный в работе подход может быть использован в решении задач информационного поиска. Основная особенность этого решения – возможность сравнивать тексты по отдельным аспектам, например, искать работы, похожие только по использованным в них методам.

Цель работы – разработка алгоритма для измерения семантической близости научных текстов с использованием предварительной сегментации.

Основные задачи включают анализ существующих методов сегментации и измерения близости, создание гибридного алгоритма сегментации, разработку метода оценки близости на основе предварительной сегментации и валидацию подхода через решение задачи кластеризации.

2. Методы и алгоритмы

Для сегментации текстов предложен комбинированный алгоритм, объединяющий структурную и тематическую сегментацию. Текст разбивается на фрагменты, которые классифицируются на категории. Для векторизации используется модель SciRus-tiny3 [3], а для оценки близости – метод top-k пулинга.

Структурная сегментация – это разделение текста на сегменты по формальным признакам, таким как разделы, абзацы или предложения. Тематическая сегментация выделяет смысловые фрагменты, объединенные общей идеей или коммуникативной функцией.

Сначала текст очищается от малозначимых фрагментов, таких как короткие предложения, списки литературы и фрагменты с низким содержанием русскоязычных символов, после чего разбивается на структурные элементы: отдельные предложения или их логические группы. Затем каждый фрагмент классифицируется с помощью дообученной модели SciRus-tiny3 на четыре тематические категории: цель и задачи, область применения, методы и алгоритмы, результаты работы. Также выделяются фрагменты, не относящиеся ни к одной категории, и не представляющие интереса в процессе дальнейшего сравнения.

Для оценки семантической близости между документами алгоритм использует векторные представления сегментов, полученные той же моделью SciRus-tiny3. Сходство текстов вычисляется отдельно для каждой тематической метки. Выполняется попарное сравнение всех сегментов с заданной тематической меткой из одного текста и из другого. Затем, на основе полученной матрицы схожестей рассчитывается значение близости текстов по данной тематической метке. Это позволяет как сравнивать тексты по отдельным аспектам, так и получать обобщенную оценку их семантической близости. Для суммаризации матриц рассматриваются различные алгоритмы, основанные на обработке результатов top-k пулинга [4].

3. Оценка результатов

Для оценки эффективности предложенного алгоритма были проведены серии экспериментов на двух специализированных датасетах. Первый набор данных включал 50 научных статей, размеченных с привлечением языковой

модели DeepSeek-V3 [5] с последующей ручной верификацией. В результате был получен корпус из 179 текстовых фрагментов средней длиной 25 слов, распределенных по 5 категориям: цели работы, область применения, методы и алгоритмы, результаты и прочий текст.

Второй датасет содержал 4350 статей с разметкой по Универсальной Десятичной Классификации (УДК), что позволило использовать категории УДК в качестве объективных меток для оценки качества кластеризации. Для экспериментов использовалась репрезентативная выборка из 200 случайно отобранных статей.

Были протестированы четыре подхода к сегментации: базовый метод без сегментации, классический TextTiling [6], графовый метод анализа промежутков [7] и предложенный комбинированный алгоритм.

На первом датасете было обучено несколько моделей классификации, из которых лучшие результаты показала модель SciRus-tiny3. Так как эта модель была специально обучена для работы с научными текстами, было решено использовать ее же и для векторизации текстов.

Для оценки качества работы алгоритма, с его помощью решалась задачи кластеризации научных текстов. Прямая оценка была затруднительна ввиду отсутствия крупных и качественных датасетов по семантической близости научных текстов. В работе использовалась спектральная кластеризация с метрикой VCubed-F1 [8]. Результаты сравнительного анализа различных вариантов алгоритма представлены в табл. 1 и 2.

Эксперименты подтвердили эффективность предложенного подхода. Комбинированный алгоритм сегментации с классификацией фрагментов показал улучшение качества кластеризации на 18% по сравнению с базовым подходом (без сегментации). Наилучшие результаты достигаются при использовании модели SciRus-tiny3 для векторизации и метрики среднего по топ-5 для агрегации результатов сравнения сегментов.

1. Результаты сравнительного анализа методов сегментации

Метод сегментации	Метрика			
	VCubed precision	VCubed recall	VCubed f1	
Без сегментации	0,435	0,441	0,423	
Сегментация по предложениям	0,348	0,476	0,384	
TextTiling	0,420	0,455	0,427	
Графовые методы	0,409	0,390	0,394	
Классификация сегментов	Предложения	0,580	0,677	0,611
	TextTiling	0,509	0,546	0,527
	Графы	0,503	0,521	0,512

2. Результаты сравнительного анализа методов векторизации и суммаризации матриц близости

	BCubed precision	BCubed recall	BCubed f1
Векторизация SciRus-tiny3			
Среднее по топ-10	0,558	0,645	0,584
Среднее по топ-5	0,580	0,676	0,611
Топ-1	0,474	0,515	0,465
Среднее	0,554	0,638	0,581
Нейросетевая модель	0,580	0,676	0,611
Векторизация LDA			
Среднее по топ-10	0,326	0,735	0,390
Среднее по топ-5	0,326	0,735	0,390
Топ-1	0,336	0,448	0,356
Среднее	0,433	0,467	0,438
Нейросетевая модель	0,348	0,512	0,415

4. Заключение

Проведенное исследование подтвердило гипотезу о том, что применение предварительной сегментации текстов существенно улучшает качество оценки их семантической близости. Разработанный алгоритм превосходит традиционные методы, демонстрируя прирост качества кластеризации на 18%.

Полученные результаты расширяют возможности для создания интеллектуальных систем анализа научной литературы. На основе предложенного алгоритма был разработан программный модуль, осуществляющий поиск научных текстов, похожих по различным частям. Эта программа находится в процессе интеграции в информационную систему анализа научной деятельности, развернутую в ИПУ РАН.

Дальнейшее развитие проекта включает расширение классификации сегментов на большее число тематических меток, адаптацию метода для мультязычных корпусов и повышение вычислительной эффективности алгоритма.

Список использованных источников

1. Govindaraju, V. Similar document search and recommendation / V. Govindaraju, K. Ramanathan // Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence. – 2012. – V. 4, No. 1. – P. 84 – 93.
2. Wang, J. Measurement of text similarity: a survey / J. Wang, Y. de. Dong // Information. – 2020. – V. 11, No. 9. – P. 421.
3. SciRus: tiny and powerful multilingual encoder for scientific texts / K. Vorontsov, N. Gerasimenko, A. Vatolin, A. Ianina // Doklady Mathematics. – M. : Pleiades Publishing. – 2024. – V. 110. – P. 193 – 202.

4. A deep architecture for semantic matching with multiple positional sentence representations / S. Wan, et al. // Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. – 2016. – V. 30, No. 1.

5. Deepseek-v3 technical report / A. Liu, et al. // arXiv preprint arXiv: 2412.19437. – 2024.

6. Hearst, A. Text tiling: Segmenting text into multi-paragraph subtopic passages // Computational linguistics. – 1997. – V. 23, No. 1. – P. 33 – 64.

7. Methods for Solving the Problem of Topic Segmentation of Texts Based on Knowledge Graphs / M. Gavrilov, et al. // Journal of Computer and Systems Sciences International. – 2024. – V. 63. – P. 642 – 662.

8. A comparison of extrinsic clustering evaluation metrics based on formal constraints / E. Amig'ó, et al. // Journal of Computer and Systems Sciences International. – 2009. – V. 12. – P. 461 – 486.

УДК 004.89

Д. С. Гаджиев, А. В. Макаренко

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: danialgad2002@gmail.com

АНАЛИЗ УСТОЙЧИВОСТИ НЕЙРОСЕТЕВОГО АЛГОРИТМА ВЫДЕЛЕНИЯ КООРДИНАТ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК НА ЗАШУМЛЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Аннотация. Исследуется устойчивость модели оценивания координат ключевых точек к воздействию шума на изображениях. Проведенный анализ показал, что при увеличении уровня дисперсии шума происходит деградация характеристик модели, снижается не только точность оценок, но и растет количество пропущенных ключевых точек. Результаты демонстрируют необходимость повышения устойчивости модели к зашумленным данным для ее эффективного применения в реальных условиях.

Ключевые слова: нейросети, оценивание координат, шумы.

1. Введение

В последние годы методы компьютерного зрения активно развиваются, находя применение в таких областях как медицина, робототехника, животноводство и пр. Современные нейросетевые алгоритмы демонстрируют высокое качество работы на «чистых» изображениях. Однако за пределами контролируемых условий такие модели сталкиваются с трудностями, среди которых одними из наиболее значимых являются шумовые искажения.

Зашумленность изображений является следствием множества факторов, таких как: изменение экспозиции, полупроводниковых дефектов, сжатия изображений или передачи по каналам связи [1]. Даже при использовании высококлассных видеокамер и качественного программного обеспечения, комбинация слабого освещения и Гауссовского шума приводит к снижению производительности нейросетевых моделей. В частности, в работах [2, 3], авторы отмечают деградацию точности модели на 20 – 45 п.п. при внесении нормального шума с $\sigma = 0,02$ (в относительном нормировании $[0, 1]$). Эксперименты в работах [4] свидетельствуют, что Гауссовские шумы являются одними из наиболее разрушительных для сверточных архитектур (использующихся повсеместно).

Анализ литературы показывает, что большинство современных исследований фокусируется либо на состязательных атаках нулевой амплитуды, где шум подбирается целенаправленно [5], либо на специализированных наборах данных с искусственно добавленными искажениями в канал глубины (например, для 3D-камер) [6]. Однако работ, содержащих систематические оценки деградации модели при наличии квантифицированного по дисперсии аддитивного гауссовского шума, крайне мало.

Цель настоящего исследования заключается в анализе устойчивости нейросетевой модели оценки позы к влиянию аддитивного Гауссовского шума.

2. Постановка эксперимента

В качестве решающей модели, для анализа влияния Гауссовского шума на ее производительность, использовался детектор ключевых точек Yolo-v8 [7]. Модель была предварительно обучена на изображениях крупного рогатого скота, с точностью 0,92 по метрике OKS [8]. Для проведения эксперимента случайным образом было отобрано 100 изображений из отложенной выборки. Каждому из отобранных изображений последовательно добавлялся аддитивный Гауссовский шум с нулевым средним и различными значениями дисперсии σ^2 :

$$I_{noisy} = I + \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad (1)$$

где I – исходное изображение (с нормировкой $I \in [0, 1]$), $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ – нормально распределенные случайные значения. В качестве уровней шума были выбраны следующие значения дисперсий:

$$\sigma^2 \in [10^{-5}; 10^{-4}; 10^{-3}; 10^{-2}; 0,02; 0,03; \dots; 0,12].$$

Начало диапазона позволяет исследовать поведение модели при очень малых дисперсиях, для анализа чувствительности к малым шумам. Вторая часть диапазона уже сосредоточена на энергиях шумов, при которых модель начинает явно деградировать и взята с равномерным шагом для более детального анализа. Значение 0,12 – точка, после которой модель фактически перестает выполнять оценивание координат.

Для каждого изображения было сгенерировано по 100 случайных реализаций шума для обеспечения достоверности статистических оценок. Примеры полученных изображений приведены на рис. 1. После чего для каждого изображения модель оценки позы выполнила прогноз координат 11 ключевых точек в формате $p = (x, y)$.

В качестве истинных меток использовались предсказания по чистым изображениям (без шума). Подобный подход позволяет строить относительные оценки [9], что необходимо для выделения влияния шума на фоне прочих внешних факторов, например, таких как качество разметки. К тому же предсказания модели на чистых изображениях можно считать ее теоретическим оптимумом при заданных архитектуре и данных. Это позволяет использовать их как эталон для внутреннего согласованного сравнения и оценки деградации модели под воздействием внешних шумов.

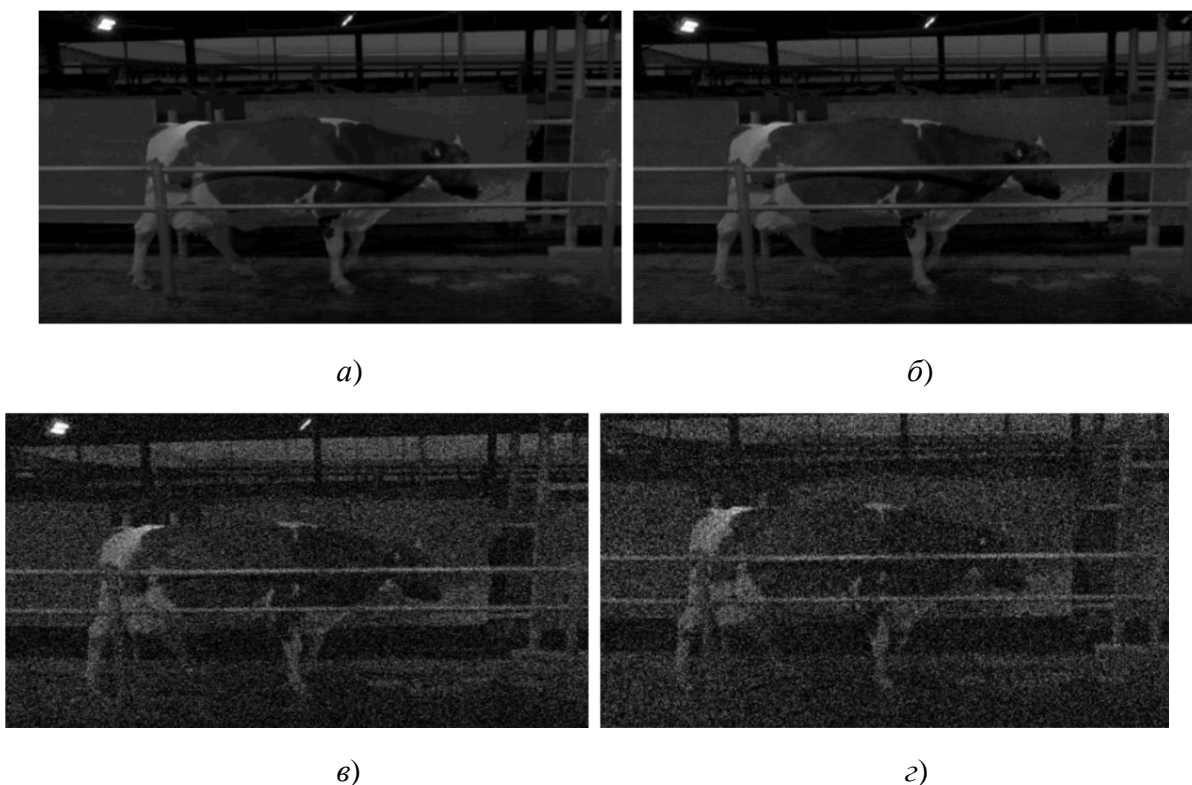


Рис. 1. Примеры изображений с добавленными шумами:
 a – для $\sigma^2 = 10^{-5}$; $б$ – для $\sigma^2 = 10^{-2}$; $в$ – для $\sigma^2 = 10^{-1}$; $г$ – для $\sigma^2 = 0,12$

3. Анализ полученных результатов

Для анализа устойчивости модели на каждой шумовой реализации, по каждому изображению, было посчитано евклидово отклонение предсказанных координат от эталонных (полученных на исходных, чистых изображениях). В результате тестирования было получено распределение точности модели от реализации шума, представленное на рис. 2.

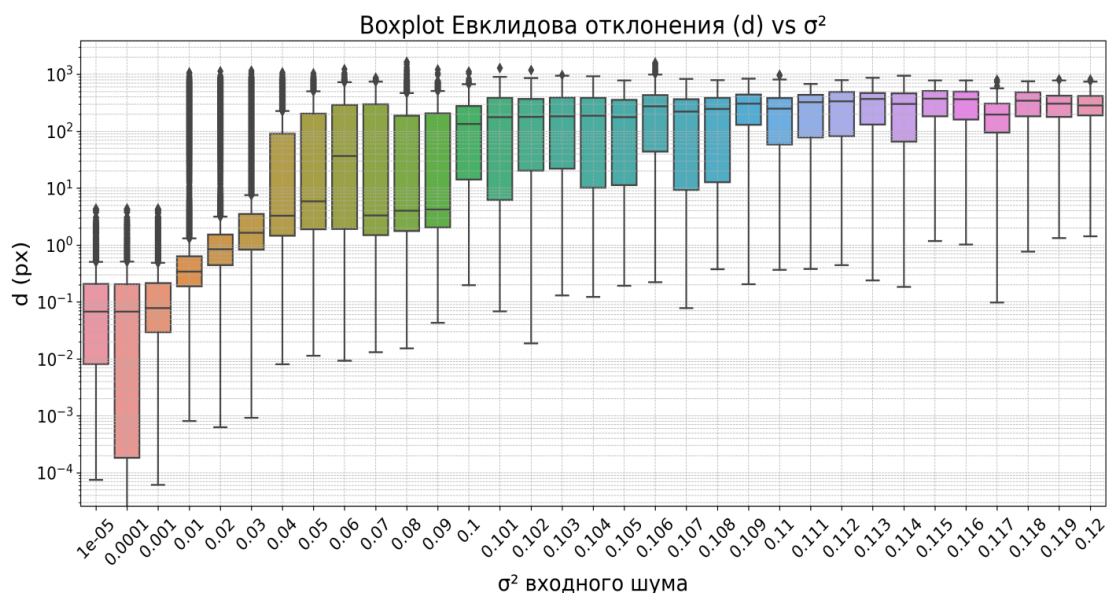


Рис. 2. Распределение диаграмм «Ящик с усами» евклидова отклонения от шума

Анализ распределений с рис. 2 позволяет сделать некоторые выводы об устойчивости модели. Для шумовых распределений с $\sigma^2 \leq 0,001$, распределение евклидовых отклонений остается постоянным на уровне $\sim 0,1$, что свидетельствует о высокой робастности модели к слабым шумовым воздействиям. Начиная с $\sigma^2 > 0,001$, наблюдается постепенное снижение точности модели, которое проявляется в систематическом росте медианы ошибок и увеличении их вариабельности. Это указывает на прогрессирующую нестабильность предсказаний модели при росте уровня шума. Начиная с $\sigma^2 \geq 0,1$, медианное значение ошибки устанавливается на высоком уровне (больше 100), что говорит о неспособности модели совершать адекватные предсказания. К тому же снижается межквартильный размах ошибок на диаграммах (за счет нижние границ), что указывает на снижение их вариабельности. Это объясняется тем, что при высоком уровне шума модель теряет способность выделять ключевые точки, что приводит к более устойчивому, но менее точному поведению.

Для количественной оценки влияния шума и способности модели к локализации ключевых точек, было построено распределение скрипичных [10] диаграмм, отражающих число потерянных точек для каждого изображения от дисперсии шума.

Как видно из рис. 3 для $\sigma^2 \leq 0,03$ распределения сосредоточены вокруг нуля, что говорит о высокой устойчивости модели к слабым помехам. С ростом шума происходит систематическое повышение количества пропущенных точек. С $\sigma^2 \geq 0,05$ распределение концентрируется вокруг установленной величины в 11 точек. Это говорит о переходе модели в режим систематической ошибки, при которой она фактически становится неработоспособной. Отдельные выбросы в области высоких шумов демонстрируют наличие аномальных значений количества найденных точек для небольшой подвыборки изображений.

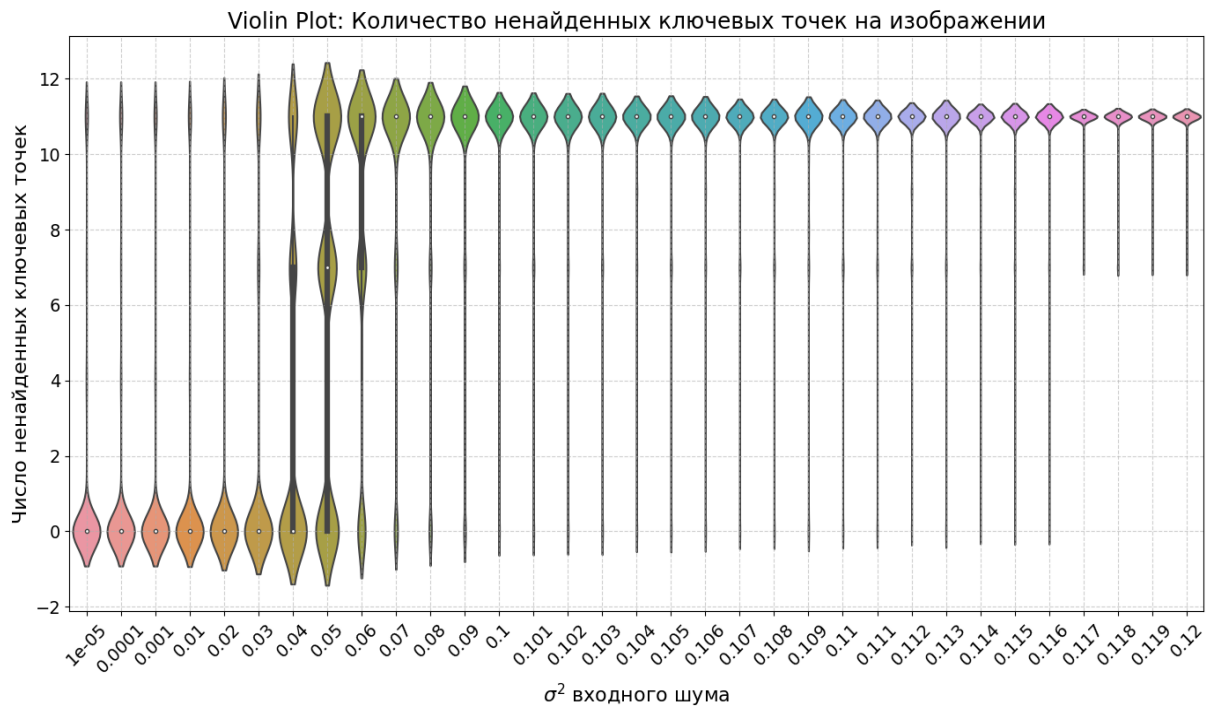


Рис. 3. Распределения количества пропущенных ключевых точек для каждого изображения от шумовой реализации

Для анализа статистической значимости ошибок между различными уровнями шума был построен график попарного теста Тьюки (Post-hoc Tukey HSD) [11, 12] для получения информации о том, на каких уровнях шума наблюдается систематическое снижение точности модели.

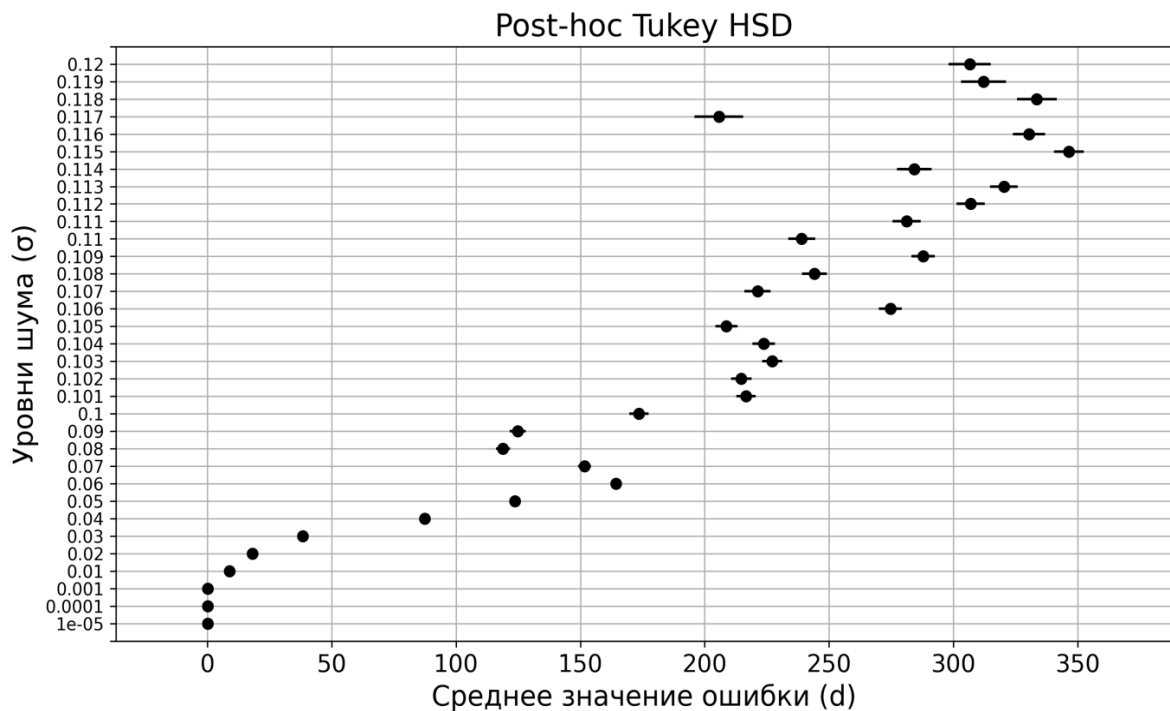


Рис. 4. Результаты множественного сравнения по методу Тьюки. Доверительные интервалы ([0, 05, 0, 95]) для средних значений ошибок на разных уровнях шума

По рисунку 4 можно заключить, что среднее значение ошибки систематически возрастает с увеличением уровня шума. При низких уровнях шума ($\sigma^2 \leq 0,01$) модель демонстрирует высокую устойчивость, однако начиная с $\sigma^2 = 0,05$ точность модели существенно снижается. Доверительные интервалы для различных уровней шума показали, что различия в средних ошибках становятся статистически значимыми при $\sigma^2 > 0,01$. Эти результаты подчеркивают необходимость дальнейшего улучшения модели для повышения ее устойчивости к шуму.

4. Заключение

В ходе данной работы была проведена оценка устойчивости нейросетевой модели к шумовым воздействиям на изображения. Для анализа использовалось евклидово отклонение предсказанных координат ключевых точек от эталонных значений и количество пропущенных точек в зависимости от уровня шума. Также был проведен статистический анализ с помощью попарного теста Тьюки. Полученные результаты показали робастность модели к низким уровням шума, при которых евклидовы отклонения остаются минимальными, как и число пропущенных точек. При $\sigma > 0,01$ наблюдается заметное снижение качества предсказаний, в частности, медиана ошибок возрастает так же, как и вариабельность предсказаний. Расширение доверительных интервалов свидетельствует о снижении стабильности модели, что подтверждается ростом пропущенных точек (что особенно заметно для $\sigma^2 \geq 0,05$). При уровне шума $\sigma^2 > 0,05$ начинается резкое снижение точности модели. Доверительные интервалы для различных уровней шума перестают пересекаться, что указывает на статистически значимые различия в ее поведении. При $\sigma^2 \geq 0,1$ модель практически теряет способность корректно локализовывать ключевые точки. Отдельные выбросы, представленные на диаграммах, могут быть связаны с яркостно-контрастными [13] особенностями входных изображений. Подробный анализ этих выбросов будет представлен в рамках расширенной версии настоящей работы.

Таким образом, проведенный анализ показывает важность этапа проверки устойчивости модели к шумовым воздействиям, особенно в случаях реальных приложений, где качество входных данных может сильно деградировать. В дальнейшем планируется анализ влияния других видов шумов (в том числе комбинированных), а также разработка методов повышения робастности моделей к входным помехам.

Список использованных источников

1. Lim, S. H. Characterization of noise in digital photographs for image processing / S. H. Lim // Digital Photography II. – SPIE, 2006. – V. 6069. – P. 219 – 228.

2. Tsiligkaridis, T. Diverse gaussian noise consistency regularization for robustness and uncertainty calibration / T. Tsiligkaridis, A. Tsiligkaridis // 2023 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). – IEEE, 2023. – P. 01 – 08.
3. Li, C. Robust pose estimation which guarantees positive depths / C. Li, J. E. McInroy // Scientific Reports. – 2023. – V. 13, № 1. – P. 22165.
4. How image degradations affect deep CNN-based face recognition? / S. Karahan, et al. // 2016 international conference of the biometrics special interest group (BIOSIG). – IEEE, 2016. – P. 1 – 5.
5. He, Z. Parametric noise injection: Trainable randomness to improve deep neural network robustness against adversarial attack / Z. He, A. S. Rakin, D. Fan // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2019. – P. 588 – 597.
6. Robust 6DoF Pose Estimation Against Depth Noise and a Comprehensive Evaluation on a Mobile Dataset / Z. Huang, et al. // Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference. – 2025. – P. 1848 – 1857.
7. Sohan, M. A review on yolov8 and its advancements / M. Sohan, T. Sai Ram, C. V. Rami Reddy // International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics. – Springer, Singapore, 2024. – P. 529 – 545.
8. Sim2real object-centric keypoint detection and description / C. Zhong, et al. // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2022. – V. 36, No. 5. – P. 5440 – 5449.
9. Evaluating Noise-Robustness of Convolutional and Recurrent Neural Networks for Baby Cry Recognition / M. D. Renanti, et al. // International Journal of Advanced Computer Science & Applications. – 2024. – V. 15, No. 6.
10. Hintze, J. L. Violin plots: a box plot-density trace synergism / J. L. Hintze, R. D. Nelson // The American Statistician. – 1998. – V. 52, No. 2. – P. 181 – 184.
11. Prasad, K. V. N. Financial performance of public and private sector banks: an application of post-hoc Tukey HSD test / K. V. N. Prasad, A. A. Chari // Indian Journal of Commerce and Management Studies. – 2011. – V. 2, No. 5. – P. 79 – 92.
12. Kim, H. Y. Analysis of variance (ANOVA) comparing means of more than two groups / H. Y. Kim // Restorative dentistry & endodontics. – 2014. – V. 39, No. 1. – P. 74.
13. Influence of image quality and light consistency on the performance of convolutional neural networks for weed mapping / C. Hu, et al. // Remote Sensing. – 2021. – V. 13, No. 11. – P. 2140.

ГИБРИДНЫЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКИЕ МОДЕЛИ В СИСТЕМАХ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Аннотация. Рассматриваются гибридные нейро-нечеткие модели в системах поддержки решений в управлении. Показано, что интеграция нейронных сетей и нечеткой логики повышает устойчивость и адаптивность решений в условиях неопределенности. Приведена структура модели и обоснована ее применимость для задач оценки рисков и ресурсного планирования.

Ключевые слова: нейро-нечеткая модель, интеллектуальная система, поддержка принятия решений, нечеткая логика, нейронные сети, управление в условиях неопределенности.

1. Введение

В условиях усложняющейся социально-экономической и технологической среды возрастает потребность в интеллектуальных инструментах поддержки принятия решений в управлении. Современные информационные технологии все чаще применяются в задачах стратегического и тактического управления, однако эффективность этих решений во многом зависит от качества доступных данных. На практике информация часто оказывается неполной, неточной или противоречивой. Это связано как с ограниченностью наблюдений и измерений, так и с многоаспектной природой управляемых объектов.

Для анализа таких данных все чаще применяются методы обработки нечеткой информации, позволяющие учитывать неопределенность, лингвистическую расплывчатость и отсутствие строгих границ между категориями. Нечеткие множества, правила и отношения позволяют формализовать экспертные знания и интегрировать их с количественными показателями. Однако в условиях высокой динамичности и сложности систем управления такие методы нуждаются в усилении средствами адаптивного обучения.

Одним из перспективных направлений является использование гибридных нейро-нечетких моделей, сочетающих возможности нечеткой логики по обработке неструктурированной и неточной информации с обучаемостью нейронных сетей. Такие модели обладают способностью уточнять правила принятия решений на основе накопленных данных, что делает их особенно полезными в интеллектуальных системах поддержки управления.

2. Гибридные нейро-нечеткие модели

Анализ больших и слабо структурированных массивов данных становится неотъемлемой частью современных систем поддержки решений в управлении. Одним из ключевых инструментов обработки информации в таких систе-

мах является кластеризация – процесс автоматической группировки объектов на основе сходства их характеристик. Кластерный анализ позволяет выявлять скрытые зависимости, сегментировать данные и формировать основу для дальнейшей интерпретации без необходимости заранее заданных меток или категорий [1].

Классические алгоритмы кластеризации, такие как K-means, иерархическая кластеризация или DBSCAN, широко применяются в прикладных задачах – от сегментации клиентов в экономике до анализа пространственных данных в территориальном управлении. Однако их эффективность снижается при работе с данными, содержащими шум, пропуски или выраженную нечеткость.

Во многих сценариях управления данные, поступающие из внешней среды или внутренних информационных систем, содержат существенную долю неопределенности. Это могут быть лингвистические оценки экспертов, неполные сведения о социально-экономических процессах или приблизительные прогнозы развития ситуации. Традиционные детерминированные модели оказываются недостаточно гибкими в таких условиях, поскольку требуют строго заданных параметров и точных входных значений.

Примером может служить использование лингвистической переменной «высокий уровень риска» в управлении проектами или природными ресурсами. В отличие от жестких порогов, нечеткие множества позволяют отразить степень принадлежности конкретного значения (например, уровень риска в 0,72) к заданной категории, учитывая экспертную неопределенность и изменчивость ситуации.

Для повышения устойчивости и адаптивности таких систем в условиях неопределенности эффективным решением становится применение гибридных нейро-нечетких моделей. Эти модели сочетают возможности нейронных сетей по обучению и выявлению скрытых закономерностей с механизмами нечеткой логики, обеспечивающей работу с расплывчатыми или частично определенными входными данными [2].

Интеграция нейронных сетей и нечеткой логики позволяет создавать интеллектуальные модули, способные к интерпретируемому обучению, настройке правил на основе эмпирических данных и адаптации к изменяющимся условиям управления. Такие системы особенно востребованы в задачах, где критически важно учитывать неоднозначность и неполноту информации – например, в стратегическом планировании, мониторинге рисков или управлении сложными техногенными и природными объектами.

Гибридные нейро-нечеткие модели (англ. Neuro-Fuzzy Systems, NFS) представляют собой синтез двух подходов: нечеткой логики, ориентированной на работу с лингвистической и неопределенной информацией, и нейронных сетей, способных к обучению и обобщению знаний на основе эмпирических данных. Такая интеграция позволяет системам поддержки решений (СППР)

эффективно функционировать в условиях неполноты, неточности или противоречивости исходной информации [3].

Типичная архитектура нейро-нечеткой системы включает три функциональных уровня:

1. Слой фаззификации. На этом этапе точные входные данные преобразуются в лингвистические категории с использованием функций принадлежности. Например, количественный показатель (уровень загрузки персонала, темпы инфляции, уровень угрозы) интерпретируется в терминах «низкий», «средний», «высокий» и т.п. Это позволяет учесть экспертную неопределенность и размытые границы между состояниями системы.

2. Слой логического вывода. Здесь осуществляется применение базы нечетких правил к фаззифицированным входам. Эти правила формируются на основе знаний экспертов или извлекаются в процессе обучения модели. Пример такого правила: «ЕСЛИ спрос высокий И ресурсы ограничены, ТО необходим пересмотр приоритетов». Такой подход обеспечивает интерпретируемость логики принятия решений и гибкость в адаптации к изменяющимся условиям.

3. Слой дефаззификации. На завершающем этапе результат логического вывода – нечеткая величина – преобразуется в четкое выходное значение. Это может быть конкретный числовой показатель (например, уровень риска, рекомендуемый объем инвестиций, оценка срочности вмешательства), который непосредственно используется в процедурах управления.

Комбинация обучения нейронных сетей с объяснимостью и гибкостью нечеткой логики делает нейро-нечеткие модели особенно ценными для СППР в таких областях, как управление проектами, анализ рисков, адаптивное планирование и мониторинг сложных ситуаций в реальном времени.

Во многих сферах управления – от природопользования до инфраструктурного планирования – критически важные параметры, такие как степень риска, уровень ресурсной обеспеченности или вероятность наступления чрезвычайной ситуации, часто не поддаются точной количественной оценке. Это связано как с труднодоступностью объективных данных в реальном времени, так и с природой самих процессов, протекающих в условиях многопараметрической неопределенности [4].

Гибридные нейро-нечеткие модели находят все более широкое применение в системах поддержки принятия решений, где необходимо учитывать неполноту информации, ее шумность и высокую изменчивость. Такие модели позволяют формализовать знания экспертов в виде нечетких правил и адаптировать эти правила на основе поступающих данных с помощью обучаемых компонентов.

Так, в задачах управления природными рисками – например, при мониторинге состояния экосистем или прогнозировании угроз (таких как лесные по-

жары, наводнения, засухи) – нейро-нечеткие системы демонстрируют высокую устойчивость к неопределенности входных данных. Система может, к примеру, оценивать вероятность возникновения и распространения пожара, используя неполные сведения о влажности, типе растительности и направлении ветра. Нечеткие множества позволяют системе оперировать понятиями уровня риска в терминах «низкий», «средний» и «высокий», а нейронная сеть уточняет границы между ними в процессе обучения.

Подобные модели эффективны также в стратегическом управлении ресурсами, планировании мер реагирования, автоматизации логистических решений. В случае отсутствия точных данных гибридные модели обеспечивают надежное приближение к оптимальным действиям на основе эвристик и экспертных оценок, что особенно важно в ситуациях, требующих быстрого реагирования.

Интеграция нейро-нечетких моделей в инфраструктуру СППР позволяет повысить адаптивность и интеллектуальную устойчивость системы, обеспечивая гибкое принятие решений в реальном времени даже при неполной или расплывчатой информации.

Гибридные нейро-нечеткие системы находят практическое применение в различных сферах управления, где исходные данные нередко содержат неопределенность, неполноту или субъективную экспертную оценку. Такие системы позволяют интегрировать формализованные знания и эмпирические данные, обеспечивая адаптивную поддержку решений в управлении.

В одном из прикладных проектов нейро-нечеткая модель была внедрена для оценки уровня риска управления в организации при планировании комплексных проектов. Компонент нечеткой логики позволял оперировать качественными параметрами, такими как «высокая загрузка персонала», «ограниченные ресурсы» или «снижение мотивации сотрудников», описывая их в виде лингвистических переменных. Была сформирована база правил, отражающая зависимости между факторами управления, например:

- ЕСЛИ доступность ресурсов низкая И степень неопределенности высокая, ТО риск срыва сроков высокий;
- ЕСЛИ вовлеченность персонала высокая И коммуникации прозрачные, ТО организационный риск низкий.

Компонент нейронной сети был обучен на архивных данных об успешности проектов и оценках рисков, что позволило адаптировать модель под особенности конкретной среды и уточнить границы между уровнями риска. В результате система стала способна не только интерпретировать комплексные входные данные, но и предлагать рекомендации по перераспределению ресурсов, корректировке сроков или приоритетов.

Использование таких интеллектуальных систем позволяет принимать более обоснованные решения даже при отсутствии полной картины происходящего. В условиях постоянно изменяющейся внешней среды нейро-нечеткие

модели обеспечивают устойчивость и адаптивность процедур, интегрируя как количественные, так и качественные источники информации [5].

По мере развития технологий можно ожидать расширения спектра применений нейро-нечетких систем – от планирования логистики и управления персоналом до поддержки стратегических решений в корпоративной, муниципальной и государственной сферах.

Мониторинг социально-экономических и организационно-управленческих параметров представляет собой сложную задачу вследствие высокой степени неопределенности, неполноты и субъективности исходной информации. Во многих случаях невозможно получить надежные количественные оценки, особенно при анализе таких факторов, как вовлеченность персонала, удовлетворенность сотрудников или экспертные суждения. В этих условиях перспективным направлением становится использование гибридной нейро-нечеткой модели, способной классифицировать управленческие состояния и поддерживать выбор обоснованных сценариев решений даже при ограниченности исходных данных.

3. Заключение

Предложенная гибридная модель, объединяющая обучаемость нейронных сетей и гибкость нечеткой логики, позволяет эффективно обрабатывать неполные, неточные и качественные данные, включая лингвистические описания и экспертные оценки. Такая архитектура обеспечивает интерпретируемость логики принятия решений при сохранении способности к адаптации на основе поступающей информации.

Использование данного подхода в интеллектуальных системах поддержки принятия решений открывает возможности для анализа слабо формализованных параметров в управлении, включая оценку рисков, планирование ресурсов, контроль процессов и оптимизацию стратегий. Благодаря способности работать с неопределенной информацией и уточнять правила классификации в процессе обучения, нейро-нечеткие модели могут значительно повысить оперативность и обоснованность решений.

Таким образом, разработанный нейро-нечеткий классификатор представляет собой перспективный инструмент в задачах управления сложными системами. Его применение способствует повышению устойчивости процессов в управлении в условиях неопределенности, а также улучшает качество и прозрачность решений, принимаемых как на оперативном, так и на стратегическом уровнях.

Список использованных источников

1. Задорожный, А. Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений / А. Г. Задорожный, В. Г. Литвинов, К. А. Сеницын. – М. : Радио и связь, 2010. – 352 с.

2. Бабичев, С. А. Применение нечеткой логики и нейросетевых методов в задачах управления / С. А. Бабичев, А. А. Сахаров. – СПб. : Питер, 2018. – 240 с.

3. Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети: основы, модели, алгоритмы / В. В. Круглов, А. С. Федулов. – М. : Горячая линия – Телеком, 2019. – 368 с.

4. Селезнев, С. А. Архитектуры нейро-нечетких систем и области их применения / С. А. Селезнев, А. И. Юдин // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2014. – № 4. – С. 26 – 33.

5. Мищенко, В. И. Методы и средства построения интеллектуальных систем поддержки принятия решений / В. И. Мищенко, С. В. Павлов. – М. : Изд-во МГУ, 2021. – 312 с.

УДК 004.8

Н. В. Гомзов

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия

e-mail: gnik2000@mail.ru

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ЛАНДШАФТОВ НА ОСНОВЕ ГРАФИЧЕСКИХ И ЛЕКСИЧЕСКИХ ДАННЫХ ДЛЯ ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ ТЕРРИТОРИАЛЬНЫМИ СИСТЕМАМИ

Аннотация. Рассматриваются подходы к кластеризации ландшафтов с использованием графических и лексических данных. Предложена архитектура гибридной модели, сочетающей методы компьютерного зрения и обработки текста. Особое внимание уделяется алгоритмам K-means, FCM, DBSCAN и графовым методам, применимым в задачах пространственного анализа для работы с мультимедийными данными.

Ключевые слова: кластеризация ландшафтов, гибридные признаки, компьютерное зрение, обработка текстов, пространственный анализ, интеллектуальные алгоритмы.

1. Введение

Современные задачи управления территориальными системами требуют интеграции и анализа разнородной информации, представленной в виде графических и текстовых данных. Спутниковые снимки и аэрофотосъемки предоставляют визуальное представление ландшафтов, а текстовые источники – описательную и контекстуальную информацию. Однако для принятия эффективных управленческих решений необходимо не только накопление данных, но и их осмысленная структуризация и интерпретация. Одним из инструментов такой структуризации является кластеризация – метод группировки объектов по схожим характеристикам.

Гибридные методы кластеризации, использующие одновременно визуальные и лексические признаки, позволяют более точно и обоснованно выделять однородные зоны на территории. Эти подходы требуют предварительной обработки каждого типа данных, формирования общего признакового пространства и выбора подходящих алгоритмов кластерного анализа. Особую актуальность приобретают методы машинного обучения и искусственного интеллекта, позволяющие автоматизировать и повысить точность всех этапов анализа.

2. Теоретические основы кластеризации и гибридного анализа в управлении ландшафтами

Кластеризация как метод анализа данных широко применяется в геоинформационных системах (ГИС) и управлении территориями. Ее основная цель – выделение однородных зон с общими признаками, что важно при классификации землепользования, определении природных зон или экологической диагностике. Однако традиционные методы ориентированы преимущественно на числовые признаки и слабо учитывают пространственную структуру или семантику данных.

Для комплексного анализа территориальных систем требуется расширенный подход, объединяющий различные модальности – визуальные, текстовые и пространственные данные – в единое признаковое пространство. На этом строятся гибридные методы кластеризации, опирающиеся на несколько теоретических основ:

1. Мультимодальное машинное обучение использует разнородные источники – изображения, тексты, графы – для извлечения и объединения признаков [1, 4]. Современные архитектуры (Late Fusion, Cross-modal Attention, Multimodal Transformers) обеспечивают согласование информации между модальностями, что особенно важно при совмещении визуальных и семантических описаний территорий.

2. Теория информации предлагает меры – энтропию, взаимную информацию, корреляцию – для оценки согласованности признаков и построения информативных признаковых пространств.

3. Топологический анализ (например, Persistent Homology, Mapper) позволяет выявлять скрытые структуры и устойчивые компоненты в данных, включая границы и аномалии в ландшафтах.

4. Гибридные модели кластеризации объединяют плотностные, графовые и вероятностные подходы (например, DBSCAN с графами), учитывая как локальные, так и глобальные связи между объектами.

Эта парадигма требует предварительной подготовки: извлечения и нормализации признаков, приведения данных к сопоставимому масштабу, инте-

грации и последующей оценки качества кластеризации с использованием таких метрик, как индекс силуэта, индекс Дэвиса–Болдина, индекс Калински–Харабаса.

3. Представление и обработка данных

Исходной информацией служат спутниковые изображения и текстовые описания объектов, полученные из открытых источников.

Обработка изображений в рамках кластеризации ландшафтов представляет собой ключевой этап выделения пространственно-визуальных признаков из исходных данных – спутниковых снимков, аэрофотосъемок, карт. Основной целью является преобразование необработанного пиксельного массива в компактное векторное представление признаков, пригодное для последующего анализа.

Наиболее распространенный подход – использование сверточных нейросетей (CNN), в частности, архитектуры ResNet, обученной на больших выборках изображений [2]. Эта сеть эффективно извлекает абстрактные признаки (такие как текстура, границы, структура объектов) на различных уровнях, от локальных деталей до глобальной формы.

Процесс можно представить как преобразование входного изображения

$$X \in \mathbb{R}^{H \times W \times C},$$

где H и W – высота и ширина изображения; C – количество каналов, в вектор признаков:

$$F_{img} = CNN(x), F_{img} \in \mathbb{R}^{d_1},$$

где d_1 – размерность вектора признаков, полученного из изображения.

Преимущества:

- 1) высокая устойчивость к шуму и масштабным изменениям;
- 2) способность выявлять скрытые закономерности, недоступные при ручной обработке;
- 3) возможность работы с многоспектральными снимками (например, с каналами инфракрасного диапазона).

Ограничения:

- 1) требует предварительной нормализации данных;
- 2) может терять точную географическую привязку при сильной агрегации признаков;
- 3) при отсутствии обучающей выборки возможна деградация признаков.

Лексическая информация в задачах управления территориями поступает из текстовых описаний, включающих: кадастровые записи, экспертные заключения, отчеты об экологической ситуации, нормативные документы и др. Эти тексты содержат важные семантические признаки, которые могут быть неявными, контекстуальными или неоднозначными.

Для извлечения таких признаков применяются модели трансформеров, такие как BERT, обученные на больших корпусах естественного языка [3]. Они позволяют учитывать контекст слов, синтаксические и семантические связи, выделяя многомерное векторное представление текста:

$$F_{text} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i, E_i \in \mathbb{R}^d, F_{text} \in \mathbb{R}^{d_2},$$

где E_i – вектор представления i -го токена; n – общее число токенов в документе; d_2 – размерность вектора признаков, полученного из текста.

Преимущества:

- 1) способность учитывать контекст слов (например, «защищенная зона» \neq «зона ограниченного доступа»);
- 2) работа с неструктурированными и разнообразными по стилю источниками;
- 3) генерация признаков, интерпретируемых в управленческом контексте (тип охраны, категория риска и т. п.).

Ограничения:

- 1) высокая чувствительность к «шумным» или двусмысленным формулировкам;
- 2) необходимость очистки текстов от служебных и нерелевантных данных (дат, метаданных, повтора);
- 3) вычислительная сложность при больших объемах или длинных документах.

Интеграция графической и лексической информации – ключевая задача мультимодального анализа в управлении территориями [5, 7, 8]. Объединение этих разнородных источников в общее признаковое пространство позволяет учитывать как низкоуровневые визуальные признаки (цвет, текстура), так и высокоуровневые семантические характеристики (назначение зоны, охранной статус). Для этого необходима не только техническая стыковка данных, но и методологическое согласование семантики. При правильно выстроенной архитектуре такой подход обеспечивает более устойчивую и интерпретируемую кластеризацию, востребованную в кадастре, градостроительстве и экологическом мониторинге.

Объединение лексических и визуальных признаков осуществляется путем конкатенации соответствующих векторов:

$$F = [F_{img}; F_{text}] \in \mathbb{R}^{d_1+d_2}.$$

Этот вектор передается на вход алгоритмам кластеризации (K-Means, FCM, DBSCAN и др.), либо используется в качестве входного слоя более сложных моделей (например, автоэнкодеров или графовых сетей).

4. Алгоритмы кластеризации

Алгоритм K-Means представляет собой итеративную процедуру, которая начинается с случайной инициализации центров кластеров, затем поочередно выполняет два ключевых шага: перераспределение объектов в зависимости от ближайшего центра и обновление положения центров на основе новых групп. Процесс повторяется до достижения сходимости – момента, когда центры больше не изменяются или изменение становится незначительным (рис. 1).

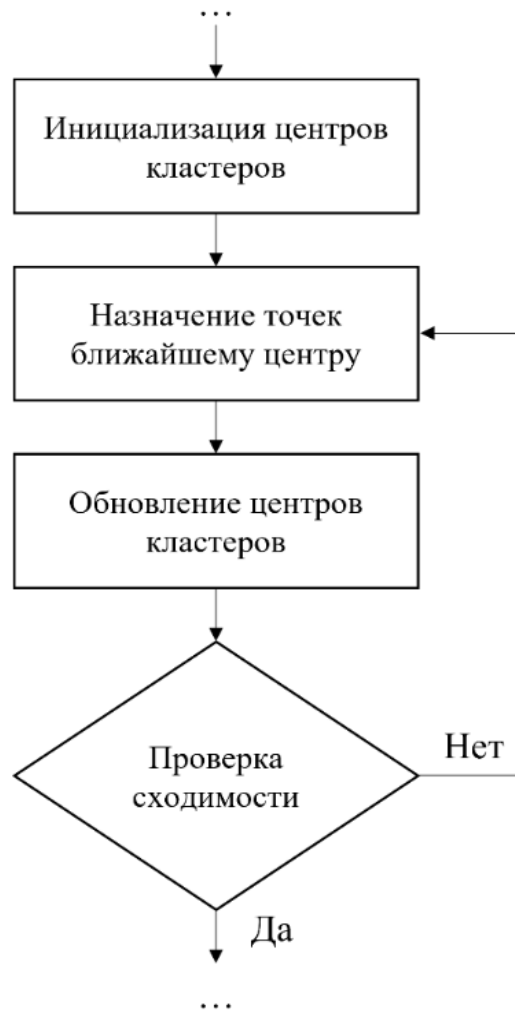


Рис. 1. Основной цикл работы алгоритма K-Means

Это один из самых распространенных и простых методов кластеризации, основанный на жестком разбиении множества объектов на k кластеров. Метод требует заранее заданного числа кластеров и минимизирует внутрикластерную дисперсию – сумму квадратов расстояний объектов до соответствующего центра:

$$\arg \min_C \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - \mu_i\|^2,$$

где μ_i – центр i -го кластера. Несмотря на простоту и эффективность, метод чувствителен к инициализации центров и плохо работает при кластерах сложной формы или различной плотности.

Алгоритм Fuzzy C-means (FCM) является развитием идеи K-means и вводит понятие степени принадлежности каждого объекта к каждому кластеру. Это позволяет моделировать ситуации с нечеткими границами кластеров, что характерно для природных и ландшафтных объектов. Процесс FCM включает несколько итеративных этапов (рис. 2).

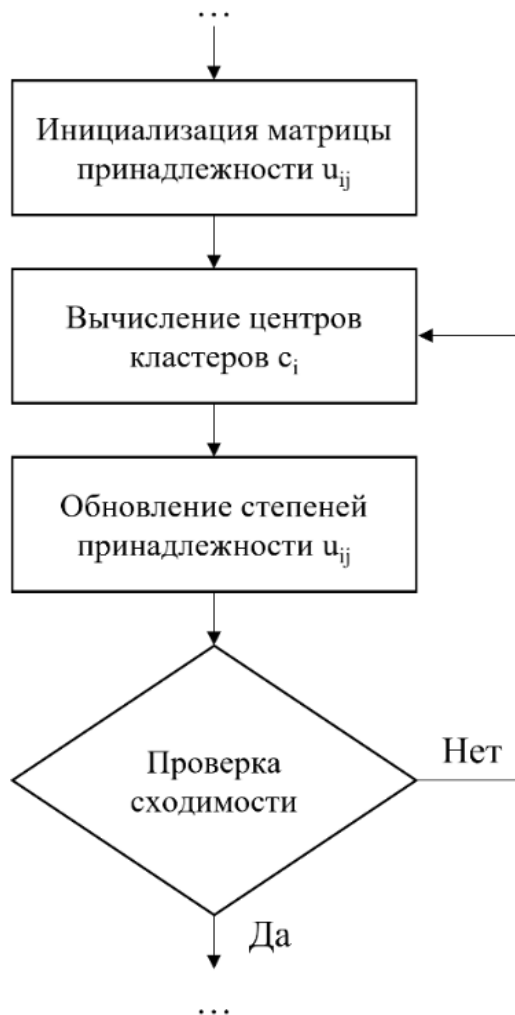


Рис. 2. Основной цикл работы алгоритма Fuzzy C-Means

Главное отличие FCM от K-Means заключается в том, что FCM не требует жесткого распределения объектов по кластерам. Тогда как K-Means жестко присваивает каждый объект одному кластеру на каждом шаге, FCM позволяет частичную принадлежность к нескольким кластерам. Это делает FCM особенно подходящим для анализа переходных и слабоструктурированных пространств, например, в географии и экологии, где зоны влияния объектов могут пересекаться или размываться. u_{ij} , каждого объекта j к каждому кластеру i , которая отражает степень принадлежности. Затем вычисляются центры кластеров c_i на основе весов u_{ij} , после чего пересчитываются степени принадлежности в соответствии с новой конфигурацией центров. Процесс повторяется до тех пор, пока изменение матрицы u_{ij} не станет пренебрежимо малым.

Целевая функция минимизации выглядит следующим образом:

$$J_m = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - c_i\|^2,$$

где u_{ij} – степень принадлежности j -го объекта i -му кластеру; c_i – центр кластера; m – параметр нечеткости. Результат кластеризации в FCM – не одно уникальное присвоение, а матрица вероятностных принадлежностей.

Алгоритм DBSCAN обходит все точки, проверяя количество соседей в пределах радиуса ε (рис. 3) [6]. Если точка окружена достаточным числом соседей (больше или равно $MinPts$), она становится ядром нового кластера, который затем расширяется за счет плотно связанных точек. Если плотность оказывается недостаточной, точка классифицируется как шум.

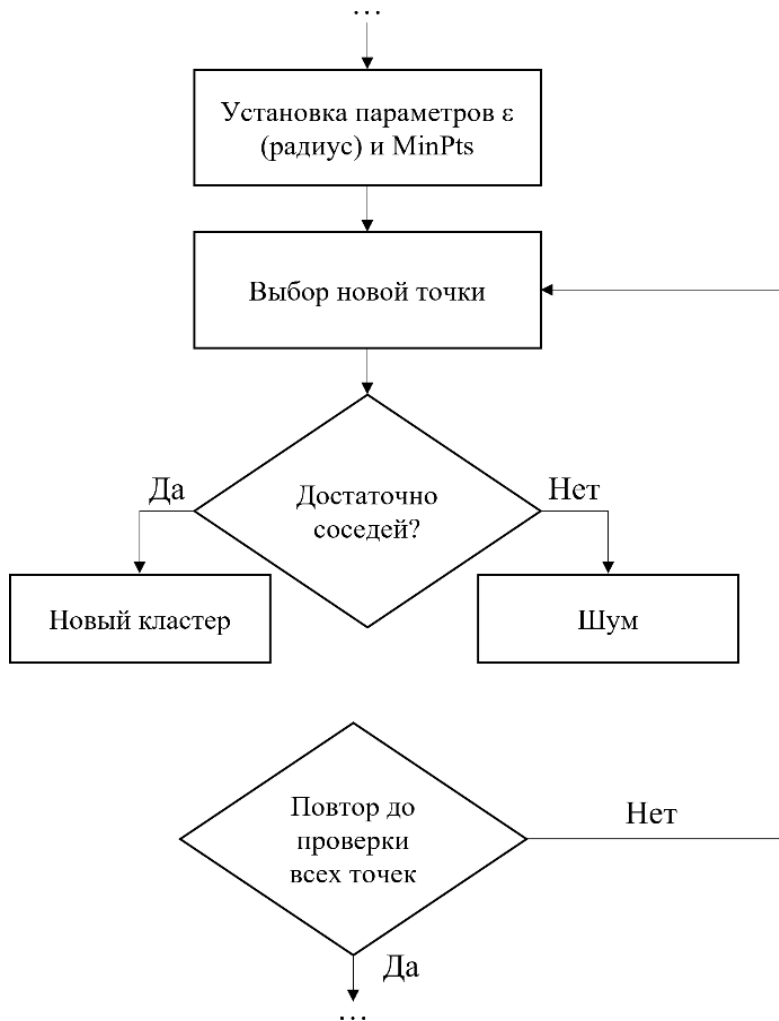


Рис. 3. Основные этапы алгоритма DBSCAN

Такой подход позволяет выявлять кластеры сложной формы и работать с неоднородными по плотности данными без необходимости предварительного указания числа кластеров.

Графовые методы основываются на представлении данных в виде графа, где вершины соответствуют объектам, а ребра – сходству между ними.

1. Спектральная кластеризация решает задачу разбиения на основе собственных векторов нормализованной матрицы Лапласа.

2. Метод Louvain итеративно объединяет узлы в сообщества, оптимизируя глобальную модульность, и хорошо масштабируется на большие графы.

Графовые методы особенно полезны при наличии сложной структуры данных и для учета топологических и пространственных связей между объектами.

Различные алгоритмы кластеризации обладают специфическими свойствами, которые определяют их пригодность для тех или иных задач анализа ландшафтов (табл. 1). Одни методы лучше справляются с шумами и неоднородной плотностью, другие обеспечивают высокую интерпретируемость или позволяют учитывать неопределенность и топологическую структуру данных.

1. Сравнительная характеристика алгоритмов кластеризации

Алгоритм	Не требует k	Устойчив к шуму	Учитывает неопределенность	Работа с топологией
K-means	Нет	Нет	Нет	Нет
FCM	Нет	Нет	Да	Нет
DBSCAN	Да	Да	Нет	Частично
Спектральная кластеризация	Нет	Частично	Нет	Да
Louvain	Да	Да	Нет	Да

На основе сведений, представленных в табл. 1, можно сделать следующие выводы:

1. K-means демонстрирует высокую эффективность при четко выраженной кластерной структуре, но ограничен отсутствием устойчивости к шуму и требованием заранее задавать число кластеров.

2. FCM сохраняет преимущества K-means, но обеспечивает мягкую (нечеткую) кластеризацию, что особенно важно при наличии переходных зон, характерных для ландшафтных данных.

3. DBSCAN обладает наибольшей устойчивостью к шуму и способен обнаруживать кластеры произвольной формы без предварительной настройки числа групп, что делает его эффективным для пространственных распределений с аномалиями.

4. Спектральная кластеризация и метод Louvain лучше всего подходят для сложных структур данных, особенно при наличии связей между объектами – они позволяют учитывать топологию, но требуют построения графов и дополнительных вычислительных ресурсов.

Таким образом, выбор конкретного алгоритма должен опираться на свойства данных, наличие шумов, потребность в интерпретируемости и характер

пространственных связей между объектами. Оптимальным подходом может быть комбинированное использование нескольких методов в зависимости от задачи.

4. Заключение

Интеллектуальные методы кластеризации, сочетающие графические и лексические признаки, представляют собой мощный инструмент анализа пространственных данных. Объединение глубоких сверточных сетей и трансформеров позволяет формировать многоуровневые признаки, пригодные для выделения скрытых закономерностей. Выбор алгоритма кластеризации зависит от характеристик исходных данных, наличия шума, структуры признакового пространства и требований к интерпретируемости.

Использование таких подходов открывает возможности для более точного моделирования территориальных систем, поддержки принятия решений и построения цифровых двойников природных и урбанизированных ландшафтов.

Список использованных источников

1. Бишоп, К. Распознавание образов и машинное обучение / К. Бишоп. – М. : ИД «Вильямс», 2009. – 744 с.
2. Deep Residual Learning for Image Recognition / K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun // Proc. of the IEEE Conference on CVPR. – 2016. – P. 770 – 778.
3. Attention is All You Need / A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, et al. // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – V. 30.
4. Васильев, С. В. Методы анализа многомерных данных / С. В. Васильев, В. М. Глушков. – М. : Наука, 2012. – 368 с.
5. Зайченко, Ю. П. Методы кластеризации и их применение в интеллектуальном анализе данных / Ю. П. Зайченко. – Киев : Наукова думка, 2010. – 240 с.
6. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise / M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, X. Xu // Proc. of KDD. – 1996. – P. 226 – 231.
7. Лавровская, Е. П. Гибридные методы в задачах анализа пространственных данных / Е. П. Лавровская, И. П. Фролов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2019. – № 6. – С. 55 – 64.
8. Козырев, А. С. Интеллектуальные технологии в геоинформатике / А. С. Козырев. – СПб. : Питер, 2016. – 384 с.

**С. В. Жихорева, А. К. Погодаев, А. С. Сысоев,
Г. С. Боровкова, В. Э. Клявин**

Липецкий государственный технический университет, Липецк, Россия
e-mail: szhikhoreva@list.ru

КОМПЛЕКСНЫЙ ПОДХОД К ВЫЯВЛЕНИЮ УЗКИХ МЕСТ В ГОРОДСКОЙ ТРАНСПОРТНОЙ СЕТИ

Аннотация. Предложена математическая модель для автоматической идентификации и ранжирования наиболее перегруженных узлов транспортной сети. Комплексный подход позволяет учитывать как локальные показатели заторов на перекрестках, так и их структурную значимость в сети при определении приоритетов управления. Результаты моделирования демонстрируют адаптацию системы к изменениям обстановки и ее пригодность для поддержки принятия решений в сфере управления дорожным движением.

Ключевые слова: перегруженные узлы, нечеткая логика, нейро-нечеткая модель, алгоритм PageRank, приоритет узлов.

1. Введение

Актуальность исследования обусловлена растущими нагрузками на городские транспортные сети и необходимостью оперативно выявлять «узкие места» – перекрестки, где образуются заторы. Традиционные подходы к моделированию дорожного движения включают макроскопические модели на основе гидродинамических уравнений, детализированные микроскопические имитации движения транспорта и статистические методы описания потоков. В последнее десятилетие все более широкое применение находят методы интеллектуального анализа данных и искусственного интеллекта. Появилась необходимость комплексного подхода, интегрирующего несколько методов (нечеткую логику, нейронные сети и графовый анализ), чтобы повысить адаптивность и эффективность системы управления дорожным движением. В данной работе предлагается такое решение, направленное на классификацию и ранжирование наиболее перегруженных транспортных узлов. Предлагаемый подход основан на интеграции методов: нечеткой логики, нейросетевого обучения и графового PageRank-анализа.

Алгоритм PageRank адаптирован для оценки значимости узлов дорожной сети города, что позволяет количественно определить «вес» каждого перекрестка в распространении потоков. Кроме того, параметры нечеткой модели автоматически обучаются по данным с помощью нейро-нечеткой сети ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), повышая точность классификации по сравнению с чисто экспертной настройкой.

Цель исследования заключается в разработке математической модели и программного средства, способного автоматически оценивать степень загрузки узлов городской транспортной сети и ранжировать их по приоритету вмешательства на основе современных методов искусственного интеллекта. В качестве методов исследования использованы теория нечетких множеств, алгоритмы машинного обучения (обучение нейронной сети в составе ANFIS), методы графового анализа потоков (алгоритм PageRank).

2. Построение нейро-нечеткой модели классификации: архитектура и механизм вывода

Для классификации узлов по уровню напряженности используем подход на базе нечеткой логики с возможностью обучения параметров – так называемую нейро-нечеткую модель. В данной работе выбран тип модели, известный как ANFIS. ANFIS сочетает интерпретируемость нечеткой системы правил с адаптивностью искусственной нейронной сети, что позволяет настроить модель по данным.

Структура нечеткой модели. Прежде чем добавить нейронные компоненты, зададим основу – нечеткую систему Мамдани/Сугэно для оценки загруженности. Нечеткая модель включает четыре основных компонента:

- Входные переменные x_1, x_2, \dots, x_n – ключевые характеристики узла, влияющие на нагрузку. В нашем случае это $q, q/c, v$ (и при необходимости d).
- Лингвистические термы для каждой входной переменной – нечеткие подмножества, определяющие градации этой переменной. Каждому терму соответствует функция принадлежности $\mu(x)$, которая задает степень, с которой данное числовое значение относится к данному лингвистическому понятию.
- База правил нечеткого вывода – набор экспертных правил вида ЕСЛИ ... ТО ..., которые сопоставляют комбинациям условий на входах соответствующие выводы о степени загрузки. Правила формируются на основании экспертизы дорожной обстановки. Например: «ЕСЛИ интенсивность низкая И отношение q/c малое И скорость высокая, ТО напряженность низкая». Совокупность таких правил образует базу знаний системы.
- Выходная переменная S – искомый индекс напряженности узла. Он тоже может быть выражен лингвистически, но для дальнейшего использования преобразуется в числовое значение в диапазоне $[0, 1]$ при дефаззификации. Высокое значение S соответствует перегруженному узлу, низкое – свободно функционирующему.

В данной модели целесообразно использовать систему типа Сугэно, где вывод каждого правила – это либо постоянная, либо линейная функция от входов, а итоговый выход вычисляется как взвешенное среднее от выводов всех правил. Сугэно-модели хорошо подходят для последующего нейросетево-

го обучения, поскольку являются дифференцируемыми. Например, можно задать, что если правило № k сработало с весом w_k , а вывод правила – некоторое значение f_k , то итоговый индекс напряженности вычисляется как:

$$S^* = \frac{\sum_k w_k \cdot f_k(x_1, \dots, x_n)}{\sum_k w_k},$$

где S^* – рассчитанное числовое значение уровня напряженности (загрузка узла в $[0, 1]$). После задания структуры нечеткой системы вводится адаптивный механизм на основе нейронной сети, позволяющий настраивать параметры модели по данным.

Итоговый числовой индекс напряженности узла вычисляется как взвешенное среднее выходов правил:

$$S^* \left(q, \frac{q}{c}, v \right) = \sum_{i=1}^m \bar{w}_i f_i \left(q, \frac{q}{c}, v \right).$$

Цель обучения – минимизировать ошибку классификации (или отклонение рассчитанного S^* от фактического уровня затора) за счет изменения параметров функций принадлежности и, при необходимости выходных значений правил. Обычно используется метод гибридного обучения, сочетающий градиентный спуск и метод наименьших квадратов. Такой подход обеспечивает сходимость и достаточно быструю настройку даже при небольшом объеме данных.

Преимущество нейро-нечеткого подхода состоит в том, что он автоматизирует настройку модели, избавляя от необходимости вручную подбирать функции принадлежности и веса правил. Система обучения сама корректирует, например, пороговые значения, определяющие границы между «низким» и «средним» уровнем интенсивности, сдвигает функции принадлежности по оси или изменяет их форму, исходя из реальных данных. При этом сохраняется интерпретируемость модели: после обучения можно проанализировать откорректированные правила, функции принадлежности и понять, какие комбинации факторов приводят к высокой или низкой напряженности узла. В результате нейро-нечеткий классификатор выдает для каждого узла оценку S^* – индекс перегруженности, от 0 (свободно) до 1 (критический затор). Далее этот индекс будет использоваться в общей системе принятия решений.

3. Математические основы гуглеан-анализа и алгоритм вычисления приоритетов

Представим формально математические основы гуглеан-анализа применительно к данной задаче и уточним алгоритм вычисления приоритетов узлов.

Вектор центральностей C есть не что иное, как стационарное распределение марковской цепи. Существование и единственность стационарного распределения гарантируется, если цепь является примитивной (апериодической и неразложимой). В реальных транспортных графах могут быть изолированные

части или тупиковые узлы. В таких случаях классический PageRank использует демпфирование, обеспечивая связь всей цепи. Вводим демпфирование $\alpha = 0,85$, чтобы гарантировать, что каждый узел достигим. Тогда система уравнений для C :

$$C = \alpha CP + (1 - \alpha) \frac{1}{N} \mathbf{1},$$

где $\mathbf{1}$ – строка из N единиц. Уравнение для C можно переписать покомпонентно, показывая взаимозависимость рангов узлов и решение этого уравнения находим итерационно:

- Инициализация: задать $C^0 = \left(\frac{1}{N}, \frac{1}{N}, \dots, \frac{1}{N}\right)$ – начальные равные ранги, либо использовать информацию о загрузке (например, $C^0(i) \sim q_i$, пропорционально интенсивности входящего потока узла).
- Итерационный шаг: вычислить для каждого $i \in 1, \dots, N$ новое значение

$$C(t+1)(i) = \frac{1 - \alpha}{N} + \alpha \sum_{j=1}^N C^t(j) p_{ij}.$$

Это можно трактовать так: $C^t(j)$ распределяется по исходящим из j ребрам, и доля $\alpha C^t(j)$ передается его соседям, плюс каждый узел получает небольшую равномерную «приплату» $(1 - \alpha)/N$ от телепортации.

- Проверка сходимости: вычислить невязку $|C(t+1) - C(t)|$. Если разница меньше заданного порога ε (например, 10^{-6}), то процесс сойдется, принять $C = C(t+1)$ как итоговые ранги. Иначе положить $t := t + 1$ и повторить шаг. Сходимость для $\alpha < 1$ гарантирована теоретически, и на практике достигается за $T = 20 \sim 100$ итераций даже при N порядка нескольких сотен или тысяч. Вычислительная сложность – $O(N^2)$ в худшем случае (если граф плотный), но для разреженных графов – ближе к $O(N + |E|)$ за итерацию.

После сходимости получаем числовой вектор $C(i)$, который нормируем (например, делим на $\max_i C(i)$, чтобы крупнейший узел имел центральность 1, или на сумму, чтобы интерпретировать как вероятности). Теперь величину $C(i)$ можно назвать индексом центральности или структурным приоритетом узла i . Чем выше $C(i)$, тем более значим узел в передаче потоков по сети. Важно подчеркнуть: $C(i)$ отражает структурную нагруженность узла, но не учитывает его фактическую текущую загруженность относительно собственной пропускной способности. Узел может иметь высокий $C(i)$, но в конкретный момент времени быть не перегружен, если трафик распределен равномерно и управление эффективное. С другой стороны, периферийный узел с низким $C(i)$ может испытывать сильный локальный затор из-за ДТП, но этот затор мало повлияет на ситуацию в городе. Поэтому центральность C и локальная напряженность S^* – два разных аспекта. В данной системе учитываем оба: S^* получаем из нейро-нечеткого классификатора, а C – из графового алгоритма.

Завершая описание алгоритма приоритизации, сформулируем итоговую задачу: на основе вычисленных пар значений ($S^*(i), C(i)$) для каждого узла i нужно выработать интегральную меру «приоритета действия» – какие узлы нуждаются в первоочередных мерах. В следующем разделе рассмотрим комплексную модель, объединяющую эти показатели.

4. Комплексная модель системы и алгоритм принятия решений

Разработанные компоненты – нейро-нечеткий классификатор степени перегруженности узлов (S^*) и графовый алгоритм ранжирования (C) – объединяются в интегрированную систему для поддержки решений по управлению дорожным движением. На рисунке 1 можно изобразить блок-схему предлагаемой системы: исходные данные о транспортной сети и потоках поступают в модуль предобработки, затем параллельно обрабатываются двумя основными модулями – классификатором перегруженности узлов и модулем графового анализа центральности – после чего результаты объединяются для формирования списка приоритетных узлов (точек приложения управленческих мер).

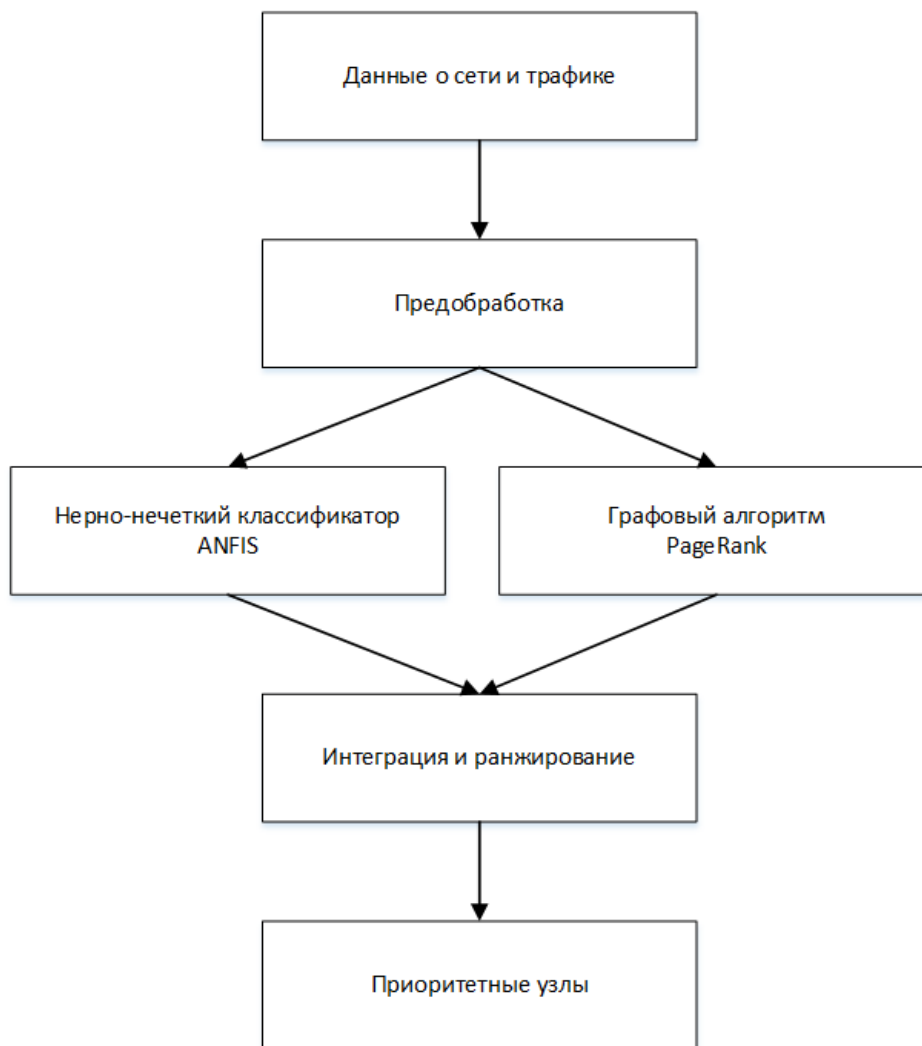


Рис. 1. Блок-схема архитектуры программного комплекса выявления «напряженных» точек транспортной сети

Была сформирована следующая комплексная процедура:

1. Сбор и обновление данных. На вход системы поступают данные о текущем состоянии транспортной сети: интенсивности потоков на связях, сведения о пропускной способности узлов, показатели скорости/задержки и др.

2. Вычисление индекса перегруженности S^* . Для каждого узла i рассчитанные или измеренные параметры (q ; q/c ; v ; d) подаются на вход обученной нейро-нечеткой модели. На выходе модель выдает значение $S^*(i)$ – степень напряженности узла от 0 до 1.

3. Вычисление индекса центральности C . По актуальным значениям потоков формируется матрица P переходных вероятностей. Затем выполняется алгоритм PageRank: итеративно находятся ранговые величины $C(i)$ для каждого узла. Полученный вектор C нормируется. Таким образом, на выходе модуля графового анализа имеем вектор C – относительную структурную значимость узлов. Он зависит только от распределения потоков по сети и топологии и не учитывает локальные проблемы узлов.

4. Комплексная оценка приоритета. Последний этап – объединение информации S и C для принятия решения. Здесь возможны различные подходы. В простейшем случае можно задать некоторую весовую формулу для вычисления интегрального показателя, например: $R(i) = \alpha_1 S^*(i) \alpha_2 C(i)$, где коэффициенты α_1 , α_2 отражают приоритет остроты локальной проблемы и структурной важности.

5. Выработка рекомендаций. Последним шагом может быть генерирование конкретных рекомендаций: какие меры предпринять для узлов с высоким приоритетом. Это уже относится к подсистеме поддержки принятия решений.

Таким образом, на основе рассчитанных индексов S и C реализуется комплексная модель классификации и ранжирования напряженных точек.

Отметим, что оба блока (классификация и графовый анализ) работают во многом независимо, что удобно для параллельной или распределенной реализации. Изменения на входе отражаются на соответствующих выходах, и система может пересчитывать приоритеты оперативно. Такой подход обладает адаптивностью, необходимой для работы в реальном времени в рамках транспортной системы

5. Практическая реализация комплексной математической модели

В данной модели улично-дорожная сеть города представляется ориентированным графом (рис. 2): узлы соответствуют перекресткам, а дуги (направленные ребра) – участкам дорог между ними с указанием параметров. Например, для фрагмента сети г. Липецка вершинами графа являются крупные пересечения магистралей, а ребрами – отрезки улиц, соединяющие эти перекрестки.

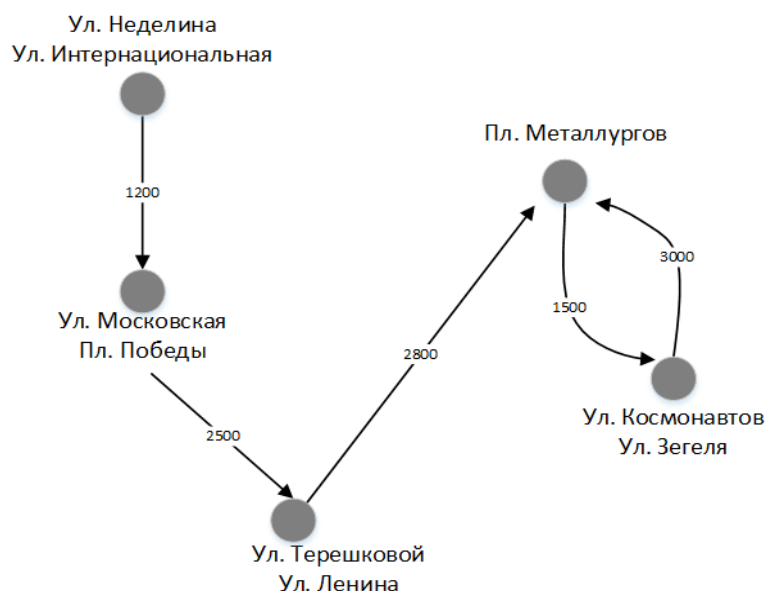


Рис. 2. Представление дорожной сети в виде графа

После вычисления для всех узлов показателей $S^*(i)$ и $C(i)$ система формирует сводную таблицу. В ней для каждого узла указаны его название (идентификатор), рассчитанный индекс перегруженности S^* , индекс центральности C , а также интегральный показатель $R = S^*C$. По величине R производится сортировка узлов, что позволяет выделить наиболее приоритетные для вмешательства. В таблице 1 показан пример результатов моделирования для пяти узлов транспортной сети.

1. Результаты классификации и ранжирования узлов

Узел (перекресток)	$S^*(v)$ – напряженность	$C(v)$ – центральность (PageRank)	$R(v) = S^*C$	Приоритет (ранг)
Ул. Терешковой – ул. Ленина	0,85 (высокий)	0,90	0,765	1 (высокий)
Площадь Металлургов	0,90 (очень высокий)	0,80	0,720	2 (высокий)
Ул. Московская – пл. Победы	0,70 (средний)	1,00	0,700	3 (средний)
Ул. Космонавтов – ул. Зегеля	0,80 (высокий)	0,60	0,480	4 (средний)
Ул. Неделина – ул. Интернацио- нальная	0,65 (средний)	0,50	0,325	5 (низкий)

Анализ приведенных данных показывает, что комбинированный подход позволяет четко дифференцировать узлы по степени важности. Два первых узла обладают наивысшим приоритетом: каждый из них характеризуется одновременно крайне высокой перегруженностью и значительной структурной ролью (большое C) в сети. Третий узел имеет умеренную текущую загрузку ($S^* \sim 0,70$), однако демонстрирует максимальную центральность ($C = 1,00$), в результате чего занимает 3-е место – этот перекресток структурно важен для всей сети, хотя в данный момент нагружен умеренно. Последние два узла, напротив, характеризуются высокими локальными индексами ($S^* \sim 0,80$ и $0,65$ соответственно), но их влияние на общегородские потоки относительно невелико ($C \sim 0,60$ и $0,50$), поэтому в сводном рейтинге они расположены ниже.

2. Результаты классификации и ранжирования узлов

Узел (перекресток)	$S^*(v)$ – напряженность	$C(v)$ – центральность (PageRank)	$R(v) = S^*C$	Приоритет (ранг)
Площадь Металлургов	0,92 (очень высокий)	0,80	0,736	1 (высокий)
Ул. Терешковой – ул. Ленина	0,85 (высокий)	0,75	0,638	2 (высокий)
Ул. Московская – пл. Победы	0,70 (средний)	1,00	0,700	3 (средний)
ул. Космонавтов – ул. Зегеля	0,78 (высокий)	0,55	0,413	4 (средний)
Ул. Неделина – ул. Интернациональная	0,60 (средний)	0,50	0,300	5 (низкий)

Для проверки адаптивности модели были проведены дополнительные вычислительные эксперименты (табл. 2) и показали ожидаемое поведение модели: при изменении входных параметров пересчет быстро выдал новый рейтинг, причем изменения были адекватными. Например, при снижении пропускной способности одного узла его S резко вырос – система сразу повысила его ранг. Это говорит о динамичности модели: ее можно использовать практически в реальном времени при условии поступления оперативных данных.

4. Заключение

Таким образом, разработана система, позволяющая автоматически выявлять наиболее перегруженные узлы городской транспортной сети и расставлять приоритеты для их оперативного управления. Предложенная модель интегрирует два дополняющих друг друга подхода: нечеткую классификацию узлов по текущей степени загруженности и графовый анализ (PageRank) для оценки их структурной важности. Комплексное использование индексов S^* и C дает более надежный критерий для принятия решений, чем каждый из этих показателей по отдельности. В частности, такой критерий позволяет обнаруживать скрытые потенциальные «узкие места»: узлы, которые при невысокой текущей нагрузке благодаря своему положению в сети все же обладают высоким риском вызвать серьезный затор при небольшом увеличении потоков. Проведенное моделирование на примере сети г. Липецка показало, что система способна дифференцировать «узкие места» и динамически реагировать на изменения обстановки. Кроме того, выявленные моделью «точки напряжения» соответствуют данным наблюдений, что подтверждает адекватность предложенного подхода. Практическое применение полученных результатов заключается в поддержке оперативных решений по управлению дорожным движением. Прототип разработанного программного комплекса реализован на языке Python.

Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда, проект 24-21-00291, <https://rscf.ru/projects/24-21-00291/>.

Список использованных источников

1. Погодаев, А. К. Применение нейро-нечеткого метода классификации напряженных точек транспортной сети / А. К. Погодаев, А. С. Сысоев, С. В. Жихорева // Системы управления и информационные технологии. – 2025. – № 1(99). – С. 44 – 49.
2. Нейросетевое моделирование пропускной способности улично-дорожной сети / А. С. Сысоев, А. К. Погодаев, В. Э. Клявин и др. // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – Т. 12, № 4(47).
3. Ломакина, Л. С. Нейро-нечеткие классификаторы. Теория и практика / Л. С. Ломакина, С. А. Манцеров, И. Д. Чернобаев. – Воронеж : Научная книга, 2022. – 136 с.
4. Pogodaev, A. Modeling Intelligent Traffic Control System for Urban Agglomeration / A. Pogodaev, V. Klyavin, A. Sysoev, et al. // Proc. of 6th Int. Conf. SUMMA (IEEE). – Lipetsk, 2024. – P. 872 – 879.
5. Филимонов, А. Б. Основы нечеткой логики : учеб. пособие / А. Б. Филимонов, Н. Б. Филимонов. – М. : РТУ МИРЭА, 2019. – 88 с.

РАЗРЕШЕНИЕ НЕКОТОРЫХ ОГРАНИЧЕНИЙ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ С ПОМОЩЬЮ БАЙЕСОВСКОГО ПОДХОДА

Аннотация. Ставится задача оценки верности математических доказательств. Рассматриваются ограничения классических искусственных нейронных сетей в оценке уверенности предсказаний. Предлагается использование байесовских нейронных сетей для получения оценок уверенности модели в верности доказательства теорем.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, байесовские нейронные сети, вариационный вывод, оценка верности доказательств.

1. Введение

Объем публикуемых математических результатов, сопровождаемых сложными и нетривиальными доказательствами, постоянно возрастает. Современные доказательства часто характеризуются значительной длиной, опираются на результаты из различных областей, включают нестандартные конструкции или зависят от крупномасштабных компьютерных вычислений. Проверка корректности таких доказательств остается критически важным, но ресурсоемким этапом экспертного рецензирования.

Традиционный процесс, основанный исключительно на человеческой экспертизе, сопряжен с трудностями: глубокий анализ требует высокой специализации, значительных временных и когнитивных затрат. Это создает нагрузку на систему, увеличивает сроки публикации и повышает риск пропуска ошибок, особенно в сложных или рутинных фрагментах.

Искусственные нейронные сети (ИНС) потенциально могут служить инструментом автоматизации предварительной оценки. Однако их применение для оценки надежности доказательств сталкивается с фундаментальными ограничениями: склонность к чрезмерной уверенности в предсказаниях, неспособность адекватно оценивать собственную неопределенность и низкая интерпретируемость выводов. Эти ограничения делают стандартные ИНС непригодными для надежной оценки математических доказательств.

В данной статье предлагается подход к разрешению этих ограничений с помощью байесовских методов. Ставится задача разработки метода предварительной автоматической оценки корректности математических доказательств, основанного на байесовских нейронных сетях (БНС). Целью является разработка инструмента для ранжирования доказательств по степени уверенности в их корректности, преодолевающего указанные недостатки стандартных ИНС.

Такой инструмент будет анализировать структуру доказательства, логические связи, использование предпосылок и тактик, генерируя показатель надежности, который явно учитывает неопределенность.

Основное практическое назначение предлагаемого подхода – оптимизация процесса экспертного рецензирования. Доказательства с низкой оценкой надежности будут идентифицированы как требующие повышенного внимания рецензентов. Таким образом, автоматическая предварительная оценка на основе БНС выступает в качестве вспомогательного средства, направленного на повышение эффективности и надежности процесса рецензирования, дополняя критическую экспертизу человека и разрешая ключевые ограничения стандартных ИНС для данной задачи.

2. Граф доказательства

Математическое доказательство начинается с обозначения цели, т.е. доказываемого утверждения. В процессе доказательства используются предпосылки – аксиомы, ранее доказанные теоремы, данные условия. Предпосылки преобразуются в промежуточные математические выражения с помощью тактик – правил вывода и преобразования математических выражений. Тактиками являются такие методы доказательства как индукция, *modus ponens*, подстановка, доказательство от противного и так далее.

Структуру доказательства можно представить в виде ориентированного графа. Корневой вершиной в этом графе будет являться доказываемое утверждение. Листовыми вершинами будут предпосылки, используемые в доказательстве. Промежуточными вершинами будут шаги доказательства, т.е. промежуточные утверждения с информацией о том, с помощью какой тактики они были получены. Ребра такого ориентированного графа отражают логическую зависимость шагов доказательства.

Чтобы оценить верность доказательства необходимо оценить верность каждого из шагов доказательства. Для этой цели каждой вершине такого графа будет ставиться в соответствие случайная величина, распределение которой будет отражать вероятность того, что данный шаг доказательства верный. При этом вероятность верности узла будет рассчитываться как произведение вероятностей верности смежных узлов, умноженная на вероятность верности тактики данного узла.

Истинность предпосылок и тактик не может быть оценена как достоверное событие из-за спорного статуса некоторых аксиом в научном сообществе и ограничений их применений в разных контекстах. В качестве примера можно привести аксиому выбора, которая принимается в стандартной теории множеств, но отвергается в конструктивной математике и приводит к парадоксу Банаха-Тарского. Также и некоторые тактики доказательства опираются на постулаты, признаваемые не всем научным сообществом. Например, доказа-

тельство от противного опирается на закон исключенного третьего, который отвергают интуционисты.

3. Применение ИНС для оценки верности доказательства

Поставленную задачу можно было бы решить с помощью ИНС путем векторизации узлов и использования моделей, работающих с графами. Множество исследований показывает, что ИНС имеют ряд ограничений при оценке неопределенности своих предсказаний [1 – 3]. Это вызвано тем, что ИНС базируются на частотном подходе к определению вероятности событий [4]. Частотный подход определяет вероятность события как частоту наступления события при неограниченном повторении одного и того же случайного эксперимента.

Частотный подход предполагает, что параметры модели являются неизвестными, но фиксированными величинами. Цель обучения таких нейросетей – получение точечной оценки на параметры модели. Как правило, эти оценки находятся с помощью метода максимизации правдоподобия.

С помощью частотного подхода можно получить лишь относительное правдоподобие классов в рамках обучающего распределения, а не истинную вероятность или надежность предсказания. Эта мера чувствительна к масштабу входов и может быть высокой даже для ошибочных предсказаний, особенно на зашумленных или несбалансированных данных.

Основная гипотеза работы ИНС – это эквивалентность распределения тренировочных данных и распределения реальных. Предсказания модели будут ошибочными если это требование не выполняется. При этом характерно проявление чрезмерной уверенности – выдача высоких «вероятностей» для ошибочных предсказаний, что создает серьезные риски.

Сложная архитектура глубоких сетей приводит к низкой интерпретируемости. Крайне затруднено понимание причин конкретного вывода модели, выявление используемых внутренних признаков и механизмов принятия решений, а также диагностика ошибок. Это препятствует доверию, проверке и обнаружению смещений.

Исходя из этих ограничений ИНС, было принято решение рассмотреть применение Байесовских нейронных сетей.

4. Байесовский подход

Байесовский подход к определению вероятности события основан на интерпретации вероятности как меры уверенности в наступлении события при заданной доступной информации [5]. В байесовском подходе параметры модели являются случайными величинами, имеющими свое распределение. Пусть $D = \{(D_x, D_y)\}$ – корпус данных, $w \in R^d$ – параметры модели. Тогда $p(D \vee w)$ – правдоподобие, вероятность получить корпус данных D при известных параметрах w . Распределение $p(w)$ – априорное распределение парамет-

ров, предположение о распределении параметров. Распределение $p(w \vee D)$ – апостериорное распределение параметров при известном наборе данных. Априорное и апостериорное распределения параметров связаны теоремой Байеса:

$$p(w|D) = \frac{p(D|w)p(w)}{p(D)}, \quad (1)$$

где $p(D)$ представляет из себя нормализующую константу, не зависящую от параметров модели.

$$p(D) = \int p(D, w)dw = p(D_x) \int p(D_y|D_x, w)p(w)dw.$$

Подставляя $p(D)$ в формулу (1):

$$p(w|D) = \frac{p(D_y|D_x, w)p(w)}{\int p(D_y|D_x, w)p(w)dw}. \quad (2)$$

Пусть модель была обучена на данных D . Чтобы предсказать значение целевой переменной y по заданному x необходимо посчитать интеграл:

$$p(y|x, D) = \int p(y, w|x, D)dw = \int p(y|w, x)p(w|D)dw = E[p(y|w, x)|D].$$

Байесовский подход выделяет два вида неопределенности [6, 7]. Эпистемическая неопределенность отражает незнание модели о «правильных» параметрах, связанное с ограниченностью обучающих данных или неспособностью модели идеально аппроксимировать целевую функцию. Вместо единичного предсказания БНС выдает распределение вероятностей над возможными предсказаниями. Статистики этого распределения предсказаний, такие как дисперсия, являются естественной и интерпретируемой мерой уверенности модели в своем предсказании. Алеаторная неопределенность отражает присущий данным шум, который невозможно устранить даже при наличии бесконечного объема данных. Она оценивается как математическое ожидание дисперсии или энтропии условного распределения предсказаний при фиксированных параметрах модели.

БНС не проявляют чрезмерной уверенности при значительном изменении распределения данных. На таких данных БНС демонстрируют высокую дисперсию предсказаний или низкую плотность вероятности в области апостериорного распределения, что явно сигнализирует о неприменимости модели к данным или необходимости осторожности. Это критически важно для безопасной работы в изменчивых условиях.

Хотя БНС остаются сложными моделями, анализ апостериорных распределений весов может дать дополнительную информацию о важности признаков или чувствительности модели к данным. Это предоставляет дополнительные инструменты для диагностики и понимания модели по сравнению с классическим подходом, хотя и не гарантирует полной интерпретируемости решений на уровне отдельных нейронов.

На практике вычисление апостериорного распределения по формуле (2) аналитически неразрешимо из-за большой размерности пространства параметров и признаков. Для аппроксимации апостериорного распределения используются методы Монте-Карло [8] и вариационный вывод [9].

5. Применение БНС для оценки верности доказательства

Графовая модель доказательства естественным образом ложится на архитектуру БНС. БНС позволяет явно кодировать условную вероятность верности шага при условии верности родительских шагов.

На вход БНС получает граф доказательства, для каждого узла которого задано априорное распределение вероятности верности. Это распределение вероятности верности является обучаемым параметром. Для предпосылок задается начальная степень доверия научного сообщества к этой предпосылке. Для тактик задается начальная оценка надежности и универсальной применимости тактики. Веса сети, связанные с определенной аксиомой или тактикой, будут тяготеть к значениям, которые согласуются с их априорным распределением, но могут уточняться в процессе обучения на данных.

БНС автоматически вычисляет, как эта неопределенность распространяется по графу, влияя на вероятность корректности каждого последующего шага и, в конечном итоге, на итоговую степень уверенности в доказательстве всей теоремы. Таким образом, на выходе БНС получает распределение вероятности верности доказательства.

Среднее значение этого распределения дает точечную оценку вероятности корректности теоремы. Дисперсия этого распределения служит количественной мерой общей неопределенности предсказания. Эта неопределенность интегрирует в себе три ключевых источника: сомнения в надежности использованных аксиом, неопределенность в корректности применения тактик, включая их фундаментальную спорность, и неопределенность, обусловленную самой структурой доказательства. Путем анализа изменений дисперсии предсказания при фиксации или варьировании весов, связанных с конкретными аксиомами или тактиками, можно выявить, какие элементы доказательства вносят наибольший вклад в итоговую неопределенность.

В процессе обучения на размеченном корпусе данных, БНС будет обновлять распределения вероятности надежности для каждой аксиомы и тактики путем нахождения апостериорного распределения. В итоге БНС будет обучена предсказывать вероятность корректности доказательства по структуре доказательства, используемым тактикам и аксиомам. Кроме этого, веса данной БНС будут явно отражать распределение вероятности надежности используемых тактик и аксиом. Это может быть полезно для обнаружения предположений и тактик, которые часто приводят к ошибкам в доказательстве теорем.

6. ВЫВОД

Предложен метод преодоления ключевых ограничений искусственных нейронных сетей – чрезмерной уверенности, неспособности корректно оценивать неопределенность и чувствительности к сдвигам распределения данных – применительно к задаче оценки корректности математических доказательств. Метод основан на использовании байесовских нейронных сетей для обработки структуры доказательства, представленной в виде ориентированного графа. БНС явно моделируют априорную неопределенность в надежности предпосылок и тактик доказательства и вычисляют апостериорное распределение вероятности верности доказательства, распространяя неопределенность по графу. Среднее значение выходного распределения дает точечную оценку корректности, а его дисперсия служит мерой общей неопределенности предсказания. Это позволяет ранжировать доказательства по степени уверенности для оптимизации экспертного рецензирования и выявлять проблемные аксиомы и тактики.

Список использованных источников

1. A survey of uncertainty in deep neural networks / J. Gawlikowski, et al. // *Artificial Intelligence Review*. – 2023. – V. 56, No. Suppl 1. – P. 1513 – 1589.
2. Neural network-based uncertainty quantification: A survey of methodologies and applications / H. M. D. Kabir, et al. // *IEEE access*. – 2018. – V. 6. – P. 36218 – 36234.
3. A review of uncertainty quantification in deep learning: Techniques, applications and challenges / M. Abdar, et al. // *Information fusion*. – 2021. – V. 76. – P. 243 – 297.
4. A primer on Bayesian neural networks: review and debates / J. Arbel, et al. // *arXiv preprint arXiv:2309.16314*. – 2023.
5. Hands-on Bayesian neural networks—A tutorial for deep learning users/ L. V. Jospin, et al. // *IEEE Computational Intelligence Magazine*. – 2022. – V. 17, No. 2. – P. 29 – 48.
6. Park, I. A Bayesian approach for quantification of model uncertainty / I. Park, H. K. Amarchinta, R. V. Grandhi // *Reliability Engineering & System Safety*. – 2010. – V. 95, No. 7. – P. 777 – 785.
7. Weight uncertainty in neural network / C. Blundell, et al. // *International conference on machine learning*. – PMLR, 2015. – P. 1613 – 1622.
8. Han, C. Markov chain Monte Carlo methods for computing Bayes factors: A comparative review / C. Han, B. P. Carlin // *Journal of the American Statistical Association*. – 2001. – V. 96, No. 455. – P. 1122 – 1132.
9. Blei, D. M. Variational inference : A review for statisticians / D. M. Blei, A. Kucukelbir, J. D. McAuliffe // *Journal of the American statistical Association*. – 2017. – V. 112, No. 518. – P. 859 – 877.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПРОЦЕДУР ПЕРЕВЫБОРКИ ПРИ РЕАЛИЗАЦИИ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНЫХ МЕТОДОВ МОНТЕ-КАРЛО

Аннотация. Рассматриваются алгоритмы решения нелинейных задач фильтрации, основанные на последовательных методах Монте-Карло и построенные с использованием различных процедур существенной перевыборки. Проводится их сравнительный анализ с позиций достигаемой точности, выполнения свойств состоятельности и вычислительной загрузки.

Ключевые слова: байесовский подход, нелинейная фильтрация, методы Монте-Карло, последовательная существенная перевыборка, фильтры частиц.

1. Введение

Для решения широкого круга нелинейных задач обработки измерительной информации нередко используются алгоритмы, синтезируемые в рамках так называемого байесовского стохастического подхода, обеспечивающего возможность вычисления оптимальной в среднеквадратическом смысле оценки и соответствующей ей расчетной матрицы ковариаций погрешностей оценивания [1 – 3]. В случае, когда расчетные матрицы ковариаций согласованы с их действительными значениями, алгоритм принято называть состоятельным [1, 4]. Известно, что для нелинейных задач в общем случае не удастся построить алгоритм, вырабатывающий оптимальную оценку в режиме реального времени по причине его высокой вычислительной сложности. В связи с этим синтезируют субоптимальные алгоритмы, основанные на различных упрощениях. При построении субоптимального алгоритма для решения той или иной задачи стремятся, чтобы он был простым в вычислительном отношении, состоятельным и по точности близким к оптимальному.

Обеспечить необходимый уровень вычислительной погрешности для искомых оценок можно с использованием фильтра частиц (ФЧ), основанным на последовательных методах Монте-Карло (ММК) [5, 6]. При его построении апостериорная функция плотности распределения вероятности (ф.п.р.в.) аппроксимируется взвешенным набором дельта-функций, а ее эволюция во времени определяется известным рекуррентным соотношением [1]. Отличительная особенность ФЧ заключается в возможности добиваться нужной точности за счет изменения соответствующих настроек фильтра [7].

При всех своих достоинствах ФЧ обладает рядом недостатков, основным из которых является так называемая проблема вырождения алгоритма (degeneracy of the algorithm) [8], суть которой заключается в том, что веса для всех частиц кроме одной становятся равными или близкими к нулю и по сути в вычислениях участвует всего одна частица с весом, близким к единице.

В принципе, проблема вырождения алгоритма может быть преодолена увеличением количества используемых в ФЧ частиц, однако в таком случае существенно возрастает его вычислительная сложность. Для преодоления проблемы вырождения алгоритма в большинстве случаев применяются так называемые процедуры существенной перевыборки [9]. Пояснению сути этой процедуры и сравнительному анализу различных вариантов ее реализации и посвящен предлагаемый доклад.

2. Постановка исследуемой задачи и ее оптимальное решение

В работе рассматривается задача нелинейной фильтрации n -мерной марковской случайной последовательности, описываемой с помощью следующего уравнения

$$x_k = f_k(x_{k-1}) + \Gamma_k w_k, \quad (1)$$

где k – индекс дискретного времени; x_0 – n_x -мерный случайный гауссовский вектор с ф.п.р.в. $p(x_0) = N(x_0; \bar{x}_0, P_0)$; w_k – n_w -мерный центрированный дискретный гауссовский белый шум с известной матрицей ковариаций Q_k размерности $n_w \times n_w$, не зависящий от x_0 ; $f_k(x_{k-1})$ – известная в общем случае нелинейная вектор-функция размерности $n_x \times 1$, Γ_k – известная постоянная матрица размерности $n_x \times n_w$. Здесь и далее обозначение $N(a; \bar{a}, A)$ используется для ф.п.р.в. гауссовского случайного вектора a с математическим ожиданием \bar{a} и матрицей ковариаций A .

Задача заключается в получении оценки последовательности (1) по m_y -мерным дискретным измерениям следующего вида:

$$y_k = h_k(x_k) + v_k, \quad (2)$$

где v_k – m_y -мерный центрированный дискретный гауссовский белый шум, не зависящий от x_0 и w_k , с известной матрицей ковариации R_k .

Известно, что при решении задачи фильтрации в рамках байесовского подхода оптимальная в среднеквадратическом смысле оценка $\hat{x}_k^{opt}(Y_k)$ и соответствующая ей условная матрица ковариаций $P_k^{opt}(Y_k)$ определяются в виде [1, 2]:

$$\hat{x}_k^{opt}(Y_k) = \int x_k p(x_k / Y_k) dx_k, \quad (3)$$

$$P_k^{opt}(Y_k) = \int (x_k - \hat{x}_k^{opt}(Y_k))(x_k - \hat{x}_k^{opt}(Y_k))^T p(x_k / Y_k) dx_k, \quad (4)$$

где $p(x_k / Y_k)$ – апостериорная (условная) к набору измерений $Y_k = [y_1^T, y_2^T, \dots, y_k^T]^T$ ф.п.р.в. для вектора x_k , а интегралы предполагаются многомерными с бесконечными пределами.

Ясно, что для нахождения оценки вида (3) необходимо располагать апостериорной ф.п.р.в. $p(x_k / Y_k)$, для которой справедливо выражение

$$p(x_k / Y_k) = \frac{p(y_k / x_k) p(x_k / Y_{k-1})}{\int p(y_k / x_k) p(x_k / Y_{k-1}) dx_k}, \quad (5)$$

$$p(x_k / Y_{k-1}) = \int p(x_k / x_{k-1}) p(x_{k-1} / Y_{k-1}) dx_{k-1}, \quad (6)$$

где $p(y_k / x_k)$ – функция правдоподобия; $p(x_k / Y_{k-1})$ – плотность прогноза; $p(x_k / x_{k-1})$ – априорная плотность.

3. Последовательные методы Монте-Карло при решении задач оценивания

Заметим, что, хотя первоначально метод Монте-Карло использовался для вычисления интегралов (3), (4), в дальнейшем при решении задач оценивания ММК стал трактоваться более широко, как метод аппроксимации самой апостериорной ф.п.р.в., которую на каждом шаге можно представить в виде [6]

$$p(x_k / Y_k) \approx \sum_{n=1}^N \tilde{\omega}_k^{(n)} \delta(x_k - x_k^{(n)}), \quad \sum_{n=1}^N \tilde{\omega}_k^{(n)} = 1, \quad (7)$$

где $\delta(\gamma)$ – многомерная дельта-функция; $x_k^{(n)}$ – реализации независимых случайных векторов, сформированные в соответствии с ф.п.р.в. $x_k^{(n)} \sim p(x_k / Y_{k-1})$; $\tilde{\omega}_k^{(n)}$ – нормированные веса; n – номер реализации.

Из (7) следует, что для получения оценки (3) и соответствующей ей матрицы ковариаций (4) могут быть использованы следующие приближенные равенства

$$\hat{x}_k^{opt}(Y_k) \approx \hat{x}_k(Y_k) = \sum_{n=1}^N \tilde{\omega}_k^{(n)} x_k^{(n)}, \quad (8)$$

$$P_k^{opt}(Y_k) \approx P_k(Y_k) = \sum_{n=1}^N \tilde{\omega}_k^{(n)} x_k^{(n)} (x_k^{(n)})^T - \hat{x}_k(Y_k) (\hat{x}_k(Y_k))^T, \quad (9)$$

в которых нормированные $\tilde{\omega}_k^{(n)}$ и ненормированные $\omega_k^{(n)}$ веса определяются как

$$\omega_k^{(n)} = p(y_k / x_k^{(n)}) \omega_{k-1}^{(n)}, \quad \tilde{\omega}_k^{(n)} = \omega_k^{(n)} / \sum_{n=1}^N \omega_k^{(n)}. \quad (10)$$

Основное достоинство ММК заключается в том, что при $N \rightarrow \infty$ погрешность вычисления ММК стремится к нулю.

Как отмечалось во введении, одним из недостатков ММК является проблема вырождения алгоритма (degeneracy of the algorithm) [8]. Причина дегра-

дации весов обусловлена тем, что при формировании выборки $x_k^{(n)}$ на каждом k -м шаге, часть из ее реализаций неизбежно будет попадать в области с близкими к нулю значениями апостериорной ф.п.р.в. Веса $\tilde{\omega}_k^{(n)}$, соответствующие таким реализациям, также будут близки к нулю. При увеличении числа измерений, число реализаций $x_k^{(n)}$, веса которых существенно отличны от нуля, неизбежно будет сокращаться, пока не останется лишь одна, нормированный вес которой будет равен единице.

Заметим, что в принципе недостаток вырождения алгоритма может быть преодолен увеличением количества используемых в ФЧ частиц, однако в таком случае существенно возрастает его вычислительная сложность, что зачастую ограничивает применение такого алгоритма не только в режиме реального времени, но даже и в режиме камеральной обработки. При решении практических задач для преодоления проблемы вырождения алгоритма в большинстве случаев применяются так называемые процедуры существенной перевыборки, о которых далее и пойдет речь.

4. Процедуры существенной перевыборки

Основная задача существенной перевыборки заключается в перераспределении элементов выборки $x_k^{(n)}$, $n = \overline{1, N}$, т.е. «размещении» их в области, где апостериорная плотность существенно отлична от нуля, что определяется соответствующими значениями весов $\tilde{\omega}_k^{(n)}$. Это достигается путем моделирования новой выборки (путем перевыборки) дискретных случайных величин $\tilde{x}_k^{(m)}$, $m = \overline{1, M}$, в соответствии с дискретным законом распределения, заданным в виде набора из N реализаций $x_k^{(n)}$, $n = \overline{1, N}$ и соответствующих ему вероятностей (весов) $\text{Pr}(\tilde{x}_k^{(m)} = x_k^{(n)}) = \tilde{\omega}_k^{(n)}$. Важно подчеркнуть, что перевыборка формируется из исходного набора $x_k^{(n)}$, $n = \overline{1, N}$. Обращаем внимание, что в общем случае размерность исходной выборки N и размерность получаемой выборки M могут быть разными. Поскольку новая выборка $\tilde{x}_k^{(m)}$, $m = \overline{1, M}$ соответствует аппроксимации (б), то в результате для нее можем записать новую аппроксимацию с равными весами в виде

$$p(x_k / Y_k) \approx \sum_{m=1}^M \tilde{q}_k^{(m)} \delta(x_k - \tilde{x}_k^{(m)}), \quad \tilde{q}_k^{(m)} = \frac{1}{M}. \quad (11)$$

Отметим, что проведение перевыборки на каждом k -м шаге может привести к ситуации, когда выборка будет состоять из одного единственного элемента с весом $1/N$, который в выборке повторяется N раз. Эта проблема известна как «обеднение» выборки (sample impoverishment) [8] и на практике для определения моментов времени проведения перевыборки рассчитываются

специальные критерии. В настоящей работе для определения момента проведения перевыборки будем рассчитывать получивший наибольшее распространение критерий эффективного размера выборки

$$N_{eff,k} \approx \frac{1}{\sum_{n=1}^N (\tilde{\omega}_k^{(n)})^2}. \quad (12)$$

Процедура перевыборки запускается, когда значение критерия $N_{eff,k}$ становится ниже заданного порога $N_{thres,k}$. Как отмечается в [9], критерий может принимать значения $1 \leq N_{eff,k} \leq N$. При выборе $N_{thres,k} = N$, перевыборка будет выполняться на каждом шаге. С другой стороны, в случае выбора $N_{thres,k} < 1$ процедура перевыборки не запустится никогда. Величина $N_{eff,k}$ характеризует количество элементов выборки из N , веса для которых существенны (весами которых нельзя пренебречь при построении оценок).

5. Методика сопоставления алгоритмов

При сопоставлении алгоритмов, основанных на последовательных ММК и построенных с применением тех или иных процедур перевыборки, будем проводить их сопоставление между собой согласно методике, описанной в [4]. Для каждого реализованного далее μ -го алгоритма будем вычислять действительные G_k^μ и расчетные \tilde{G}_k^μ матрицы ковариаций

$$G_k^\mu \approx \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left(x_k^{(j)} - \hat{x}_k^{\mu(j)}(Y_k^{(j)}) \right) \left(x_k^{(j)} - \hat{x}_k^{\mu(j)}(Y_k^{(j)}) \right)^T, \quad (13)$$

$$\tilde{G}_k^\mu \approx \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L P_k^\mu(Y_k^{(j)}), \quad (14)$$

где $x_k^{(j)}, Y_k^{(j)}, j = \overline{1, L}$ – реализации случайных последовательностей, полученные путем моделирования согласно выражениям (1) и (2); L – общее число реализаций, $\hat{x}_k^{\mu(j)}(Y_k^{(j)}), P_k^\mu(Y_k^{(j)})$ – оценки и соответствующие им расчетные матрицы ковариаций для алгоритма с индексом μ .

Для оценки вычислительных затрат сопоставляемых алгоритмов будем рассчитывать следующий коэффициент

$$\Delta T^\mu = \frac{\tau^\mu - \tau^*}{\tau^*}, \quad \tau^\mu = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L t_j^\mu, \quad \tau^* = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L t_j^*, \quad (15)$$

где t_j^μ – время, затраченное вычислителем на решение задачи оценивания с использованием анализируемого алгоритма, а t_j^* – время, соответствующее алгоритму, относительно которого проводится сопоставление вычислительной сложности.

6. Сравнительный анализ эффективности процедур перевыборки

При проведении сравнительного анализа процедур перевыборки рассмотрим задачу оценивания процесса, представляющего собой сумму полинома первой степени и второго интеграла от централизованного белого шума. В дискретной форме указанный процесс может быть записан в виде

$$x_k = \Phi x_{k-1} + \Gamma w_k, \quad (16)$$

где для матриц Φ , Γ и матрицы ковариаций Q централизованного гауссовского порождающего белого шума w_k можем записать:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = q\sqrt{\Delta t} \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{\sqrt{3}} & 0 \\ \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}, \quad Q = q^2 \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^3}{3} & \frac{\Delta t^2}{2} \\ \frac{\Delta t^2}{2} & \Delta t \end{bmatrix}.$$

Здесь q^2 – интенсивность исходного белого шума; Δt – интервал дискретизации. Такая модель, в частности, нередко используется для описания ошибок измерителей, например, погрешностей навигационной системы счисления пути по каждой координате, а также для приближенного описания аномалий уклонений силы тяжести (УСТ) в задаче определения УСТ [10].

Предположим, что нелинейные дискретные измерения имеют вид

$$y_i = h(x) + v_i = a_1 + a_2 x + a_3 x^2 + a_4 x^3 + v_i, \quad i = \overline{1, k}, \quad (17)$$

где a_1, a_2, a_3, a_4 – известные величины.

Моделирование проведем, используя следующие параметры:

$$\bar{x}_0 = [-5 \ 0,5]^T, \quad P_0 = \text{diag}[\sigma_{0,1}^2 \ \sigma_{0,2}^2], \quad \sigma_{0,1} = 2,5, \quad \sigma_{0,2} = 0,05, \quad q = 0,05 \frac{1}{c\sqrt{c}}, \quad \Delta t = 1 \text{ с},$$

$$k = \overline{1..30}, \quad r = 0,1, \quad a_1 = 0,0875, \quad a_2 = -0,1825, \quad a_3 = 0,01, \quad a_4 = 0,01.$$

С использованием псевдокодов, приведенных в [9], реализуем следующие алгоритмы:

- ФЧ ($\mu = \text{Алг. 1}$) без процедур перевыборки: при $N = 10\ 000$;
- ФЧ с различными процедурами перевыборки при $N = 1000$ и $N_{\text{thres},k} = N_{\text{thres}} = 0,2N$:
- ФЧ ($\mu = \text{Алг. 2}$) с процедурой мультиномиальной перевыборки;
- ФЧ ($\mu = \text{Алг. 3}$) с процедурой стратифицированной перевыборки;
- ФЧ ($\mu = \text{Алг. 4}$) с процедурой систематической перевыборки;
- ФЧ ($\mu = \text{Алг. 5}$) с процедурой остаточной перевыборки;
- ФЧ ($\mu = \text{Алг. 6}$) с процедурой остаточной систематической перевыборки.

На рисунке 1 приведены результаты расчета действительных (сплошные линии) и расчетных (пунктирные линии) среднеквадратические погрешности

(СКП) для каждого из реализованных алгоритмов. Красный цвет соответствует Алг. 1, черный – Алг. 2, оранжевый – Алг. 3, пурпурный – Алг. 4, зеленый – Алг. 5, оранжевый – Алг. 6.

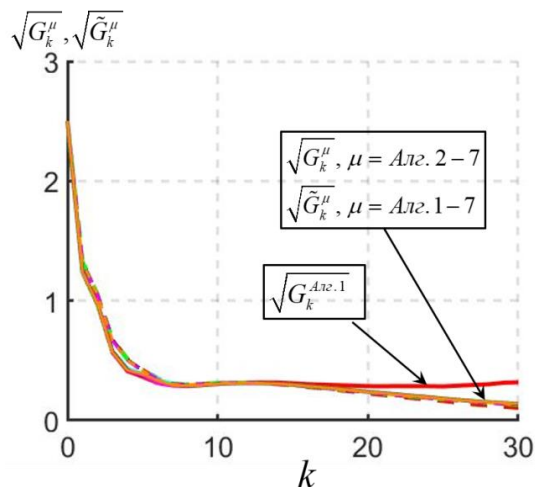


Рис. 1. Результаты расчета действительных и расчетных СКП

Результаты моделирования показывают, что все ФЧ, построенные с использованием различных процедур перевыборки при $N^* = 1000$ обеспечивают необходимую точность и являются состоятельными. При уменьшении количества частиц все алгоритмы перестают удовлетворять свойству состоятельности, а их точности снижаются. Увеличение же количества частиц по сравнению с N^* в ФЧ, построенных с использованием процедур перевыборки, не оказывает влияния на результаты моделирования, что подтверждает факт достижения ими потенциальной точности.

ФЧ, построенный без процедур перевыборки даже при $N = 10\,000$ уступает в точности ФЧ с перевыборкой и не обеспечивает выполнение свойств состоятельности.

Анализ вычислительных затрат показал, что среди ФЧ, построенных с использованием процедур существенной перевыборки, наиболее простыми являются Алг. 4 и Алг. 7, вычислительная нагрузка которых сопоставима. Вычислительная нагрузка Алг. 3 Алг. 4 и Алг. 6 также близка между собой и на $\approx 5\%$ выше, чем вычислительная нагрузка ФЧ, построенных на основе систематических перевыборок.

Отметим, что при увеличении размерности решаемой задачи и времени моделирования разница в вычислительной нагрузке может увеличиться.

7. Заключение

Проведено сопоставление различных схем существенной перевыборки, используемых при построении фильтров частиц. Полученные результаты показали, что все рассмотренные процедуры, реализующие процесс перевыборки, приводят к заметному сокращению числа частиц по сравнению с обычным ММК. Каких-либо существенных преимуществ с точки зрения достигаемой

точности или выполнения ими свойств состоятельности за счет выбора при их построении той или иной схемы перевыборки, описанной в настоящей работе, не удастся. Однако с точки зрения объема вычислений систематическая и остаточная систематическая перевыборки оказываются несколько проще, чем остальные рассмотренные схемы.

Работа проводилась при поддержке гранта РФФ № 23-19-00626, <https://rscf.ru/project/23-19-00626/>

Список использованных источников

1. Bar–Shalom, Y. Estimation with applications to tracking and navigation / Y. Bar–Shalom, X. Li, T. Kirubarajan. – New York, Wiley–Interscience, 2001. – 581 p.
2. Степанов, О. А. Применение теории нелинейной фильтрации в задачах обработки навигационной информации / О. А. Степанов. – СПб. : ГИЦ РФ ЦНИИ «Электроприбор», 2003. – 370 с.
3. Särkkä, S. Bayesian Filtering and Smoothing / S. Särkkä. – Cambridge University Press, 2013.
4. Степанов, О. А. Методика сравнительного анализа рекуррентных алгоритмов нелинейных фильтрации в задачах обработки навигационной информации на основе предсказательного моделирования / О. А. Степанов, А. М. Исаев // Гироскопия и навигация. – 2023. – Т. 31, № 3(122). – С. 48 – 65.
5. Соболев, И. М. Численные методы Монте-Карло / И. М. Соболев. – М. : Наука, гл. редакция физ.-мат. литературы, 1973. – 312 с.
6. Doucet, A. Sequential Monte Carlo Methods in Practice / A. Doucet, N. De Freitas, N. Gordon. – New York, NY, USA : Springer-Verlag, 2001.
7. Берковский, Н. А. Исследование погрешности вычисления оптимальной байесовской оценки методом Монте-Карло в нелинейных задачах / Н. А. Берковский, О. А. Степанов // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. – 2013. – № 3. – С. 16.
8. Tutorial on Particle Filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking / N. Gordon et al. // IEEE Trans. On Signal Processing. – 2002. – V. 50, No. 2. – P. 174 – 188.
9. Bolić, M. Resampling Algorithms for Particle Filters: A Computational Complexity Perspective / M. Bolić, S. Djurić, P. M. Høng // EURASIP Journal on Applied Signal Processing. – 2004. – No. 15. – P. 2267 – 2277.
10. Степанов О. А. Основы теории оценивания с приложениями к задачам обработки навигационной информации. Ч. 2. Введение в теорию фильтрации / О. А. Степанов. – Изд. 4-е, испр. и доп. – СПб. : ГИЦ РФ ОАО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2025. – 452 с.

И. Д. Кудинов, А. М. Изуткина

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: ilja@kdsli.ru

НЕКОТОРЫЕ ТРУДНОСТИ АВТОМАТИЧЕСКОГО ЧТЕНИЯ МАТЕМАТИЧЕСКИХ ТЕКСТОВ

Аннотация. Формальное математическое представление (ФМП) текста научной статьи содержит и связывает определения объектов и утверждения об их свойствах. Обсуждаются некоторые практики написания математических текстов, как формальные ошибки, так и естественные упрощения текста, которые оказываются препятствием для процесса выделения ФМП.

Ключевые слова: обработка естественного языка, обработка математических текстов, обработка научно-технических текстов, формальные доказательства.

1. Введение

Перевод математического текста в формализованное, машинно-читаемое представление позволяет решать широкий фронт практических задач: автоматическая проверка корректности, непротиворечивости или избыточности утверждений, поиск похожих публикаций, составление списка использованных заимствований, массовая обработка множества публикаций в целом, задачи наукометрии.

Существуют и применяются на практике специальные языки программирования для кодирования математических моделей: Coq, Lean, Isabelle. В этой роли могут использоваться и некоторые функциональные языки программирования вроде Haskell, и специальные библиотеки на других языках вроде Mathesis для Python. Эти языки или библиотеки часто используются в качестве формального. Используются как современные методы машинного обучения [1 – 3], так и метод чтения ограниченного естественного языка системами правил: Mizar [4], Naproche [5], ForTheL [6].

Процесс выделения формального представления из реальных математических текстов сталкивается с большим количеством ошибок человеческого фактора. В данном докладе будут представлены наиболее распространенные ошибки и рассмотрены методы их обнаружения.

2. Постановка задачи

Предлагается следующий подход к задаче. Формальное математическое представление (ФМП) текста научной статьи представляется в виде набора

выражений на языке логики высшего порядка. Для простоты изложения будем под ФМП понимать «логический скелет» текста, который представлен множеством определений, утверждений разного типа (теорем, лемм, следствий и так далее) и их доказательствами.

Предобработка текста включает несколько шагов. Сначала происходит выделение блоков текста определений и теорем. Далее независимо рассматривается текст каждого блока. Каждый текст разбивается на предложения. Производится замена каждой i -й формулы каждого текста уникальным символом M_i . Замена происходит как для формул из одного символа, так и записанных на отдельной строке. Оба вида формул считаются полноценными членами предложений, в большинстве случаев обладают синтаксической ролью подлежащего или дополнения. Формулы являются опорными объектами ФМП. Предложения без формул не рассматриваются.

Алфавит ФМП состоит из круглых скобок «(» и «)», запятой «,», логических операторов конъюнкции « \wedge », дизъюнкции « \vee », импликации « \rightarrow » и эквивалентности « \leftrightarrow », кванторы « \forall » и « \exists », обозначения « Is », символов M_i и словосочетаний исходного текста «text». Система правил представляет собой формальную грамматику:

1. $S \rightarrow S_{\wedge} \vee S_{\vee} \vee S_{\rightarrow} \vee S_{\leftrightarrow} \vee S_{Is} \vee S_{\forall} \vee S_{\exists}$;
2. $S_{\wedge} \rightarrow S \wedge S, S_{\vee} \rightarrow S \vee S, S_{\rightarrow} \rightarrow S \rightarrow S, S_{\leftrightarrow} \rightarrow S \leftrightarrow S$;
3. $S_{\forall} \rightarrow \forall M_i(S), S_{\exists} \rightarrow \exists M_i(S)$;
4. $S_{Is} \rightarrow Is(M_i, text)$.

Предикат Is играет важную роль в ФМП. Предикат связывает формулу и ее словесное описание из текста. Например, предложение «*Отображение $f: cl \rightarrow X$ – непрерывно на множестве X , если для любого $A \subseteq X$ верно $f(cl(A)) \subseteq cl(f(A))$* » будет иметь ФМП следующего вида:

$$\begin{aligned} & \forall M_1 \forall M_2. Is(M_1, "M_2\text{-непрерывно на } M_3") \Leftrightarrow \\ & \Leftrightarrow Is(M_1 \text{ отображение}) \wedge Is(M_3, \text{множество}) \wedge (\forall M_4. M_5). \end{aligned}$$

Каждое предложение транслируется в собственное ФМП. Представление последовательности предложений – текста блока определения или теоремы – происходит путем объединения ФМП каждого предложения. Представления двух соседних предложения объединяются оператором « \wedge ».

3. Распространенные ошибки

Рассматриваемые ошибки делятся на два широких класса, к каждому из которых требуется свой подход: ошибки в отдельных символах, и логические ошибки изложения утверждений.

Символом в контексте ФМП называется идентификатор математического объекта формы набора знаков, уникальный в своем контексте. Например, символами могут являться: $x, \bar{x}, \mathbb{R}, P_2, \sin$. Каждый символ обладает областью ви-

димости – участком текста, в котором символ связан с конкретным математическим объектом. С точки зрения формальной логики, введение нового символа происходит через квантор: $\forall x. \langle \dots \rangle$, а область действия квантора является областью видимости символа.

Наиболее распространенными ошибками в публикациях являются опечатки в символах. Символ может потерять или поменять свой модификатор: верхний или нижний индекс, шрифт и другие декораторы. Например, символ \tilde{x} может превратиться в символ x , A в A , ∂f в df . В большинстве случаев подходящий символ может быть найден автоматически среди по контексту ранее объявленных вариантов. Но такое разрешение проблемы, как и любая попытка восстановления мысли автора в условиях недостатка информации, лишает выделяемую ФМП достоверности, лишает гарантии соответствия с исходным текстом.

Символы с опечатками фактически представляют собой уже отдельный символ. Это перетекает в другой класс проблемных случаев – в сложившуюся практику объявления новых символов. Большинство новых символов вводятся в тексте конструкциями вида «Для любого x ...», «Пусть x ...» непосредственно перед местом своего применения. Однако встречаются случаи первого использования еще не объявленного символа. Если этот символ не является опечаткой, его необходимо считать объявлением. Начальные свойства стоящего за символом объекта необходимо определять по контексту. Например, из формулы Байеса

$$P(A|B) P(B) = P(B|A) P(A)$$

следует принадлежность символов A и B к классу событий. Разрешение введенного таким неявным способом символа требует широких знаний о контексте, подвержено ошибкам из-за недостатка информации о нем.

Одним из классов трудностей выделения ФМП являются слишком широкие области действия символов. Область действия большинства символов – абзац (блок определения/теоремы) или раздел. Но на практике отдельные символы могут быть объявлены в середине текста, без оформления блоком определения, «*между делом*», и использоваться на значительном протяжении текста, зачастую без ссылки на страницу или формулу где символ был введен, как правило, в предположении, что читатель будет проходить текст строго последовательно от начала до конца. Распространенность данной практики делает проектировку механизма учета введенных в ФМП символов сложной задачей.

Процесс выделения ФМП сталкивается с трудностями не только в контексте разрешения символов, но и утверждений вокруг них. Удобный для рассмотрения пример приведен в статье [7] – формулировка одного из следствий теоремы Лагранжа о среднем значении из учебника по матанализу М. Спивак [8]. Перевод формулировки приведен на рис. 1.

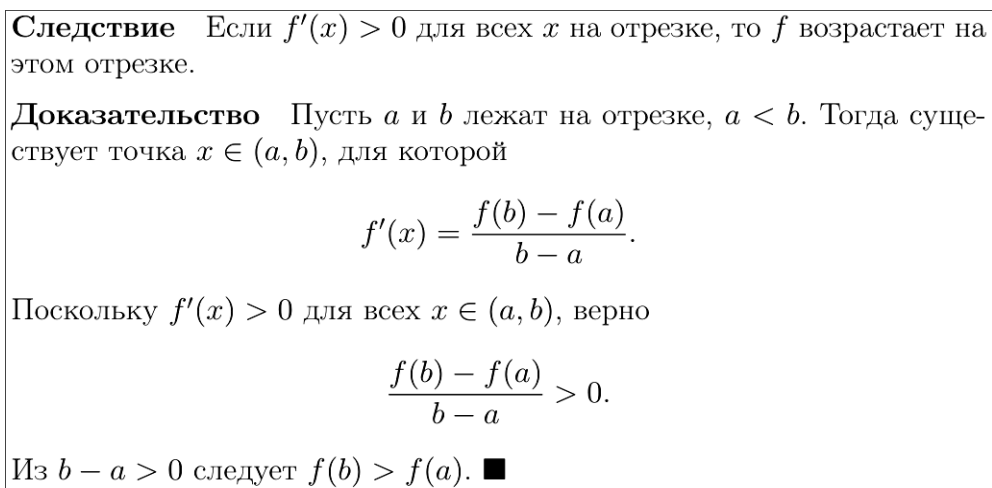


Рис. 1. Следствие и его доказательство из учебника М. Спивак [8]

В контексте задачи выделения ФМП можно выделить следующие недостатки приведенного доказательства (рис. 1). Во-первых, предположение о существовании двух разных точек a и b не обосновано. Приведенное в книге определение отрезка допускает использование пустого множества или одной точки в качестве отрезка, где не могут быть найдены две различные точки. Этот пример – классический случай ошибки, которая могла бы быть найдена статическим анализом ФМП текста.

Во-вторых, второе предложение доказательства начинается со слова «Тогда», подразумевая следствие из первого предложения. На самом деле, утверждение следует не из предыдущего предложения, а из теоремы Лагранжа о среднем, доказательство следствия которого и приводится. Методы выделения ФМП опираются в том числе и на словесное содержание текста. Легкомысленное использование слов приводит к выполнению человеком или машиной лишней работы по проверке несуществующих следствий.

Существенную трудность вызывают обороты вида «Очевидно, что», «Легко заметить». Сколь бы очевидными не были эти утверждения, их разрешение требует системы полноценного автоматического вывода. Более того, в истории немало случаев, когда очевидные утверждения либо оказывались полностью ложными, либо излишне общими, имели неучтенные краевые случаи [9].

Похожую трудность вызывают доказательства, описать общую схему которых можно следующим образом: для доказательства верности предиката $P(x)$ параметру x присваивается удобное константное значение a , после чего доказывается истинность предиката $P(a)$, доказательство же более общего случая $P(x)$ объявляется «аналогичным». Эта практика неявно подменяет доказательство утверждения $\forall x. x \in A \wedge P(x)$ на $x \in A \wedge P(x)$, что обманывает систему выделения ФМП – доказательство может быть формально непротиворечивым самим по себе, но доказывать не то, что задумывалось. Аналогично преды-

дущему случаю, полноценная автоматическая проверка таких доказательств требует выполнения системой всей работы по доказательству утверждения самостоятельно.

4. Заключение

В работе были продемонстрированы существенные трудности автоматического извлечения ФМП из неформализованных научных текстов. Ключевые проблемы обусловлены несовершенством текстов, как опечаток так и логической нестрогостью. Эти практики, естественные для человеческого изложения, затрудняют однозначную машинную интерпретацию, требуют от систем извлечения ФМП не только формализации, но и самостоятельного разрешения неявного контекста, восстановления утраченных деталей, иногда полного доказательства пропущенных шагов.

Преодоление указанных препятствий потребует разработки значительно более сложных алгоритмов машинного обучения, способных к глубокому семантическому анализу и учету широкого контекста математической области. Успешное решение этой проблемы откроет путь к надежному использованию ФМП для автоматической верификации, поиска и анализа научных результатов.

Список использованных источников

1. Wu, Y. Autoformalization with large language models / Y. Wu, A. Q. Jiang, W. Li // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2022. – V. 35. – P. 32353 – 32368.
2. Azerbayev, Z. ProofNet: Autoformalizing and Formally Proving Undergraduate-Level Mathematics / Z. Azerbayev, B. Piotrowski, H. Schoelkopf. – 2023. – arXiv: 2302.12433 [cs.CL]. – URL : <https://arxiv.org/abs/2302.12433>.
3. Lu, J. Process-Driven Autoformalization in Lean 4 / J. Lu, Y. Wan, Z. Liu. – 2024. – arXiv: 2406.01940 [cs.CL]. – URL : <https://arxiv.org/abs/2406.01940>.
2. Grabowski, A. Mizar in a Nutshell / A. Grabowski, A. Kornilowicz, A. Naumowicz // *Journal of Formalized Reasoning*. – 2010. – V. 3. – P. 153 – 245.
3. Cramer, M. The Naproche system: Proof-checking mathematical texts in controlled natural language / M. Cramer // *Sprache und Datenverarbeitung. International Journal for Language Data Processing*. – 2016. – V. 2014. – P. 71 – 82.
4. Vershinin, K. ForTheL – the language of formal theories / K. Vershinin, A. Paskevich // *International Journal of Information Theories and Applications*. – 2000. – V. 7, No. 3. – P. 120 – 126.
5. Lamport, L. How to write a 21 st century proof / L. Lamport // *Journal of fixed point theory and applications*. – 2012. – V. 11. – P. 43 – 63.
6. Spivak, M. Benjamin, Inc. / M. Spivak, W. A. Calculus. – New York, 1967.
7. Mathematical proof between generations / Jonas Bayer, Christoph Benzmueller, Kevin Buzzard, et al. // *Notices AMS*. – 2024. – V. 71, No. 1. – P. 80 – 92.

БИОМЕХАНИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДВИЖЕНИЙ ЧЕЛОВЕКА

Аннотация. Рассматриваются методы конвертации данных из формата .bvh (используемого бюджетными датчиками) в форматы, совместимые с OpenSim. Проведены пилотные испытания с участием добровольцев, в ходе которых собирались данные с 16 IMU-датчиков при выполнении стандартных упражнений. Рассмотрены подходы к преобразованию данных: прямое конвертирование через MatLab, промежуточный формат C3D с использованием MotionBuilder/Blender, конвертирование с помощью Python.

Ключевые слова: биомеханическое моделирование, OpenSim, инерциальные датчики, обработка данных движений.

1. Введение

Современные методы анализа движений человека приобретают все большее значение в различных областях медицины и техники. В реабилитационной практике они позволяют объективно оценивать прогресс восстановления пациентов после травм и операций. В спортивной медицине такие методы помогают оптимизировать тренировочный процесс и предотвращать травмы. Особую актуальность биомеханические исследования приобретают при разработке протезов и экзоскелетов.

Одним из способов получения информации о движениях человека являются инерциальные датчики (IMU), которые можно использовать в естественных условиях, без дополнительного оборудования. Однако обработка и интерпретация данных с таких датчиков представляет собой сложную задачу, требующую разработки специальных алгоритмов и программных решений.

Исследование посвящено разработке и сравнению различных подходов к обработке сырых данных с датчиков IMU с последующей их конвертацией в структуры, пригодные для использования в OpenSim [1].

Применение IMU-датчиков в биомеханических исследованиях открывает новые возможности для неинвазивного анализа движений вне лабораторных условий, однако требует точного и надежного преобразования данных для их корректной интерпретации в OpenSim.

Результаты исследования могут быть полезны специалистам в области биомеханики, спортивной науки, реабилитации и робототехники, использующим IMU и OpenSim для анализа двигательной активности человека.

2. Моделирование в среде OpenSim

В данной статье рассматриваются методы перевода данных, снятых с IMU датчиков в формат, совместимый с OpenSim, – открытым программным обеспечением для моделирования и анализа биомеханики человеческого движения.

3. Ход эксперимента

Были проведены пилотные испытания с участием добровольцев. Данные собирались с помощью 16 инерциальных датчиков SlimeVR (Arctic Fox Trackers) [2], закрепленных на основных сегментах тела. В ходе эксперимента испытуемым предлагалось выполнить ряд стандартных упражнений из курса ОФП, таких как отжимания, приседания, махи руками, а также повторить базовые упражнения из цигуна. Все испытания были сняты на камеру. Для проверки корректности собранных данных была реализована загрузка BVH-файлов в Blender [3] для визуализации движений и последующего сравнения их с собранными видеоматериалами.



Рис. 1. Расположение IMU датчиков во время эксперимента

4. Методы моделирования

OpenSim использует форматы .mot и .sto для анализа движений человека, а также файлы формата .trc для хранения информации о перемещении маркеров на движущихся сегментах тела [1]. Эти форматы являются стандартными для работы с биомеханическими моделями и позволяют проводить детальный анализ кинематики и динамики движений. В то же время, бюджетные датчики, такие как SlimeVR, часто используют формат .bvh для хранения данных о движении [1]. Этот формат включает информацию о скелетной иерархии и движе-

нии, что делает его удобным для записи и передачи данных, но требует дополнительной обработки для использования в OpenSim.

Перевод данных из формата .bvh в форматы, совместимые с OpenSim, является многоэтапным процессом. Один из подходов к такой конвертации описан в работе [4], где авторы использовали среду MatLab для ручного преобразования заголовка и данных из .bvh файла. Сначала они создавали движение проволочной модели (stick figure), а затем на основе этой модели получали данные о перемещении маркеров, которые уже применялись к реальной биомеханической модели. Этот метод демонстрирует возможность адаптации данных из бюджетных датчиков для использования в профессиональных симуляциях, но требует значительных усилий по ручной обработке. В своей работе авторы использовали промышленные датчики Xsens [5], которые не относятся к бюджетной категории. Эти датчики обладают высокой точностью и интегрируются с профессиональным программным обеспечением, что упрощает процесс передачи данных в OpenSim. Тем не менее, их стоимость и требования к настройке могут быть препятствием для широкого использования в условиях ограниченного бюджета. Это подчеркивает важность разработки универсальных методов, которые позволяют адаптировать данные из более доступных IMU-систем для анализа в OpenSim. Такой подход расширяет возможности исследователей и практиков, делая биомеханическое моделирование более доступным без необходимости использования дорогостоящего оборудования.

Другой способ преобразования данных из формата BVH в форматы, совместимые с OpenSim, предполагает использование промежуточного формата C3D [1].

Процесс преобразования начинается с загрузки BVH-файла в специализированное программное обеспечение, например, в MotionBuilder или Blender с соответствующими плагинами. Эти инструменты позволяют визуализировать и редактировать данные движения, а затем экспортировать их в формат C3D. В отличие от BVH, который хранит данные в виде иерархии суставов и углов Эйлера, C3D содержит информацию о 3D-координатах маркеров, а также метаданные, такие как частота кадров и параметры калибровки. Это делает его более удобным для последующего анализа в биомеханических приложениях.

После получения C3D-файла его можно загрузить в OpenSim (если данные соответствуют требуемому формату маркеров).

Преимущество такого подхода заключается в том, что C3D является стандартизированным форматом, поддерживаемым многими лабораториями движения, что облегчает интеграцию данных из разных источников. Однако этот метод требует дополнительного программного обеспечения и может быть менее автоматизированным по сравнению с прямым преобразованием BVH в OpenSim-совместимые форматы. Кроме того, возможны потери точности

при двойной конвертации (BVH \rightarrow C3D \rightarrow OpenSim), особенно если исходные данные содержат шумы или артефакты.

Таким образом, использование C3D в качестве промежуточного звена оправдано в случаях, когда необходимо совместить данные из IMU-систем с традиционными оптическими системами захвата движения. Однако для упрощения рабочего процесса предпочтительнее могут оказаться методы прямого преобразования BVH в OpenSim-форматы, особенно при работе с бюджетными датчиками.

5. Предлагаемый метод

Для автоматизации процесса обработки данных из BVH-файлов и их последующего использования в OpenSim можно разработать Python-скрипт, который выполнит все необходимые этапы преобразования [1]. Python является удобным инструментом благодаря наличию библиотек, удобных для работы с биомеханическими данными, таких как numpy, scipy, а также обладает возможностью взаимодействия с opensim.

Первым этапом является чтение BVH-файла и извлечение данных о положениях и ориентациях костей. Затем необходимо получить положения точек суставов в пространстве, преобразуя относительные повороты звеньев и их длину в матрицы трансформации, которые затем комбинируются в соответствии с иерархией скелета для получения глобальной позиции соответствующих точек.

После получения координат точек необходимо масштабировать данные, чтобы они соответствовали антропометрическим параметрам модели в OpenSim. Для этого можно использовать коэффициенты масштабирования, рассчитанные на основе соотношений длин сегментов тела между данными датчиков и моделью. Библиотека numpy упрощает выполнение операций масштабирования и других линейных преобразований.

Поскольку в данных от датчиков начальной костью является голова, а в OpenSim модель может использовать другую иерархию (например, начинаться с таза), необходимо выполнить преобразование поворотов. Это включает в себя пересчет углов относительно новой базовой кости. Для этого можно использовать методы преобразования систем координат, доступные в библиотеке scipy.spatial.transform.

Далее необходимо создать маркеры на модели OpenSim в соответствующих точках, используя полученные координаты. Библиотека opensim позволяет программно управлять моделью, добавлять маркеры и задавать их траектории. Данные о положениях маркеров сохраняются в формате .trc, который совместим с OpenSim. Это позволяет выполнить обратную кинематику для анализа движений.

6. Заключение

Проведенное исследование демонстрирует возможность использования бюджетных IMU-датчиков (SlimeVR) для анализа движений человека с последующей интеграцией данных в OpenSim. Рассмотрены основные методы преобразования данных из формата .bvh в OpenSim-совместимые форматы: прямое конвертирование с использованием программы MatLab, промежуточный этап с использованием C3D. Оба подхода имеют свои преимущества и ограничения: первый требует ручной обработки, но минимизирует потери данных, а второй обеспечивает лучшую совместимость с лабораторными системами, но усложняет процесс из-за необходимости дополнительного ПО.

Предложено использование Python для автоматизации процесса конвертации данных. Такой подход легко адаптируется для работы с различными типами датчиков и моделей, что делает его универсальным инструментом для биомеханических исследований. Кроме того, среди библиотек Python есть множество библиотек машинного обучения, которые можно будет использовать в дальнейших исследованиях.

Результаты исследования подтверждают, что даже недорогие IMU-системы могут быть эффективны для биомеханического анализа, однако точность и надежность данных зависят от корректности преобразования. В дальнейшем исследование может быть расширено за счет изучения методов автоматизации процесса конвертации, улучшения фильтрации шумов и валидации методов на более широкой выборке испытуемых. Разработанные подходы способствуют популяризации биомеханического моделирования, делая его более доступным для медицинских и спортивных приложений.

Список использованных источников

1. OpenSim 4.5 Documentation [Электронный ресурс]. – URL : <https://opensimconfluence.atlassian.net/wiki/spaces/OpenSim/overview?homepageId=53084162>
2. SlimeVR Documentation [Электронный ресурс]. – URL : <https://docs.slimevr.dev/>
3. Blender Documentation [Электронный ресурс]. – URL : <https://docs.blender.org/>
4. WMethod for Using IMU-Based Experimental Motion Data in BVH Format for Musculoskeletal Simulations via OpenSim. Sensors (Basel) / I. Wechsler, A. Wolf, S. Fleischmann. – 2023, Jun 8.
5. Xsens MTi Documentations Documentation [Электронный ресурс]. – URL : https://base.movella.com/s/article/All-MTi-Related-Documentation-Links?language=en_US

КАРТИРОВАНИЕ НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ НА ОСНОВЕ ГРАФА ЗНАНИЙ

Аннотация. Представлен подход к построению карты научных исследований с применением графов знаний и методов семантического анализа научных публикаций. Предложен метод извлечения ключевых понятий на основе семантической кластеризации, показавший свою эффективность на примере корпуса авторефератов по специальностям ВАК. Полученная карта позволяет выявлять междисциплинарные связи и тенденции развития научного знания и формировать единую онтологию предметной области.

Ключевые слова: граф знаний, онтология, кластеризация, семантический анализ.

1. Введение

В условиях стремительного роста количества научных публикаций и усложнения структуры научного знания особую актуальность приобретают методы автоматического анализа и визуализации больших массивов текстовых данных. Современные информационные технологии позволяют существенно облегчить процесс систематизации знаний, извлечения скрытых взаимосвязей и выявления тенденций развития различных научных направлений. Одним из наиболее перспективных подходов к решению этих задач является построение семантических карт на основе графов знаний, которые отражают структуру и содержание предметных областей в удобной и наглядной форме [1 – 4].

В настоящей работе рассматривается применение методов семантического анализа и графовых моделей для построения карты научных исследований. Основной целью исследования является создание подхода, позволяющего выявлять взаимосвязи между ключевыми понятиями и проводить анализ междисциплинарных связей в научных текстах. В качестве исходных данных используются тексты авторефератов по ряду специальностей, связанных с математическим моделированием, автоматикой и вычислительной техникой, защищенных в период с 2021 по 2025 годы.

Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью эффективного анализа и систематизации знаний, содержащихся в современных научных публикациях. Полученная семантическая карта обеспечивает возможность наглядного представления научных знаний и может быть использована для прогнозирования тенденций развития научных направлений, а также при планировании и координации научной деятельности [5, 6].

2. Подготовка данных и методы исследований

Исходными данными для настоящего исследования выступили тексты авторефератов, защищенных в 2021 – 2025 годах по девяти специальностям, связанным с информатикой, автоматикой и вычислительной техникой (табл. 1). Документы собраны из открытых источников и представлены в виде файлов в формате PDF.

1. Исследуемые специальности

Тематическая категория (класс)	Количество авторефератов
Математическое моделирование	159
Теоретические основы	63
Математическое и программное обеспечение	50
Элементы и устройства	42
Управление в социальных системах	42
Автоматизация и управление	37
Системы автоматизации	27
Методы и системы защиты информации	21
Вычислительные машины	13

Первым шагом стала предобработка и нормализация исходных данных. Для этого тексты диссертаций были преобразованы из формата PDF в текстовый вид с помощью библиотек PyPDF2 и pdfplumber на языке Python. Затем при помощи методов семантического анализа текста были извлечены семантические триплеты вида (субъект, отношение, объект), отражающие ключевые понятия и связи между ними.

На следующем этапе проводилась семантическая кластеризация, в ходе которой близкие по смыслу понятия объединялись в один кластер. Для этого использовалась TF-IDF-векторизация текстовых данных и косинусная мера близости с порогом 0,75. Такой подход позволил устранить дублирование терминов и свести их многообразие к наиболее репрезентативным концептам.

На основе полученных семантических триплетов был построен направленный граф знаний, узлы которого соответствуют понятиям, а направленные ребра – связям между ними. Для каждого узла и ребра была рассчитана принадлежность к определенной научной специальности (классу). Это позволило в свою очередь дифференцировать элементы графа по цвету для улучшения наглядности визуализации.

Для построения и визуализации графа использовался пакет NetworkX и библиотека PyVis, позволяющая генерировать интерактивные графы знаний, удобные для дальнейшего анализа и интерпретации. Полученная таким образом семантическая карта отражает структуру предметной области и наглядно показывает междисциплинарные связи, выявленные в исследуемом массиве диссертаций.

3. Построение графа и визуализация

В результате применения разработанного подхода построен ориентированный граф знаний [7, 8]. С целью повышения информативности и удобства восприятия узлы и ребра графа были раскрашены в зависимости от принадлежности исходного документа к одной из девяти исследуемых специальностей. Полученная таким образом цветовая дифференциация дает возможность наглядно представить междисциплинарные связи и идентифицировать области пересечения научных направлений (рис. 1).

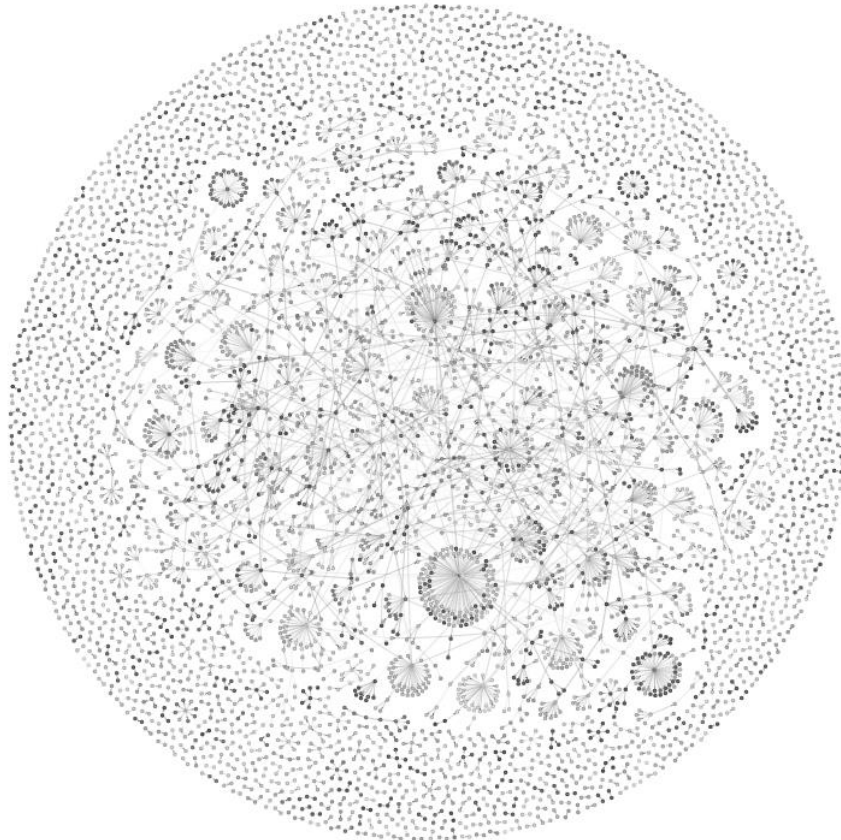


Рис. 1. Общая визуализация графа знаний с семантическими связями между ключевыми понятиями диссертаций

Анализ структуры построенного графа позволяет выделить как плотные семантические кластеры, характерные для определенных научных специальностей, так и узлы, имеющие междисциплинарные связи. Например, узел «разработка алгоритма критериев согласия» определяет ярко выраженный кластер, отражающий широкое применение соответствующего понятия и связанных с ним методов в различных исследованиях (рис. 2).

Особый интерес представляет выявление общих терминов, таких как «методика», которые встречаются во множестве диссертаций из различных классов. Подобные узлы имеют большое число входящих и исходящих связей и образуют своего рода семантические мосты, обеспечивающие интеграцию различных направлений исследований (рис. 3).



Рис. 2. Фрагмент графа, представляющий связи узла «разработка алгоритма критериев согласия»



Рис. 3. Узел «методика», отражающий междисциплинарный характер научных исследований

Таким образом, визуализация построенного графа знаний не только иллюстрирует внутреннюю структуру и семантическую организацию научного знания, но и позволяет выделить ключевые понятия, определяющие современные тенденции развития исследуемых научных направлений [9, 10].

4. Заключение

Представленный подход позволяет эффективно визуализировать и анализировать семантические структуры больших текстовых коллекций научных публикаций. Использование графов знаний для таких задач является перспективным направлением для дальнейших исследований, включая выявление новых научных связей и трендов в междисциплинарных исследованиях.

Список использованных источников

1. R2-KG: General-Purpose Dual-Agent Framework for Reliable Reasoning on Knowledge Graphs / S. Jo, J. Choi, J. Kim, et al. // arXiv Computer Science. – 2025. – V. 1. – P. 1 – 23.
2. Lu, Y. KARMA: Leveraging Multi-Agent LLMs for Automated Knowledge Graph Enrichment / Y. Lu, J. Wang // arXiv Computer Science. – 2025. – V. 1. – P. 1 – 24.
3. Combining Knowledge Graphs and Large Language Models / A. Kau, X. He, A. Nambissan, et al. // arXiv Computer Science. – 2024. – V. 1. – P. 1 – 11.

4. Harnessing Diverse Perspectives: A Multi-Agent Framework for Enhanced Error Detection in Knowledge Graphs / Y. Li, Y. Huang, G. Qi, et al. // DASFAA: 30th International Conference on Database Systems for Advanced Applications. – 2025. – V. 1. – P. 1 – 12.
5. Affordable AI Assistants with Knowledge Graph of Thoughts / M. Besta, L. Paleari, J. H. A. Jiang, et al. // arXiv Computer Science. – 2025. – V. 1. – P. 1 – 16.
6. AdaptBot: Combining LLM with Knowledge Graphs and Human Input for Generic-to-Specific Task Decomposition and Knowledge Refinement / S. Singh, K. Swaminathan, N. Dash, et al. // ICRA: IEEE International Conference on Robotics and Automation. – 2025. – V. 1. – P. 1 – 7.
7. Ontology-Guided, Hybrid Prompt Learning for Generalization in Knowledge Graph Question Answering / L. Jiang, J. Huang, C. Möller, et al. // ICSC: International Conference on Semantic Computing. – 2025. – V. 1. – P. 1 – 8.
8. Knowledge Enhanced Pretrained Language Models: A Comprehensive Survey / X. Wei, S. Wang, D. Zhang, et al. // arXiv Computer Science. – 2021. – V. 1. – P. 1 – 17.
9. HybridRAG: Integrating Knowledge Graphs and Vector Retrieval Augmented Generation for Efficient Information Extraction / B. Sarmah, D. Mehta, B. Hall, et al. // ICAIF '24: Proceedings of the 5th ACM International Conference on AI in Finance. – 2024. – V. 1. – P. 608 – 616.
10. Give us the Facts: Enhancing Large Language Models With Knowledge Graphs for Fact-Aware Language Modeling / L. Yang, H. Chen, Z. Li, et al. // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2024. – V. 36, No. 7. – P. 3091 – 3110.

УДК 004.93

А. А. Никифоров, К. В. Гудков

Пензенский государственный технологический университет, Пенза, Россия

e-mail: anpelp88@yandex.ru

АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ И ПРИКЛАДНЫХ РЕШЕНИЙ В ОБЛАСТИ МОНИТОРИНГА В ПЧЕЛОВОДСТВЕ

Аннотация. Контроль за пчелиными семьями приобретает наибольшую значимость в современном сельском хозяйстве. Для его своевременного и точного выполнения необходимы современные информационные системы. Они позволяют фиксировать динамику численности пчел, выявлять аномалии в показателях смертности и своевременно принимать корректирующие меры. Данные средства автоматизации требуют применения нейросетевых технологий распознавания с соблюдением условий низких технических требований к оборудованию.

Ключевые слова: информационные технологии, системы распознавания, *YOLO*, мониторинг пчелиных семей.

1. Введение

Пчеловодство играет ключевую роль в мировом сельском хозяйстве, не только производя разнообразную продукцию, но и обеспечивая процесс опыления растений. По оценкам экспертов, пчелы участвуют в опылении примерно 75% мировых продовольственных культур [1]. В Европейском союзе медоносные пчелы официально признаны одними из наиболее экономически значимых сельскохозяйственных животных наряду со свиньями, домашней птицей и крупным рогатым скотом. Помимо существенного экономического вклада, пчелы выполняют критически важную функцию в поддержании глобальных биологических экосистем.

Современное пчеловодство сталкивается с рядом системных вызовов, охватывающих как нормативно-правовые аспекты (несовершенство законодательной базы в области сельского хозяйства и животноводства), так и практические проблемы производственного характера, включая недостаточную техническую оснащенность хозяйств и дефицит финансирования отрасли. Особую тревогу вызывает глобальная проблема массовой гибели пчелиных семей, имеющая мультифакторную природу. Среди ключевых причин следует выделить: интенсивное применение агрохимикатов в растениеводстве, последствия климатических изменений и сокращения естественной кормовой базы, а так же пандемическое распространение клещей *Varroa destructor*, которые признаны Всемирной организацией по охране здоровья животных наиболее опасным биологическим фактором.

Для мониторинга состояния улья и пасеки в целом с целью контроля смертности пчел целесообразно внедрить систему, позволяющую собирать данные о количестве особей в ульях. Это обеспечит сбор статистики по численности живой популяции, своевременное выявление повышенной смертности и принятие необходимых мер. Учитывая актуальность проблемы, в работе прорабатывается соответствующее программно-аппаратное решение. Современные системы мониторинга пчелиной активности предлагают два принципиальных подхода к учету особей на летке. Традиционные лазерные датчики требуют механического вмешательства в конструкцию улья, создавая физические препятствия и нарушая естественную жизнедеятельность семьи. Альтернативное решение на основе компьютерного зрения полностью сохраняет естественные условия существования пчел, не ограничивая их перемещения. Таким образом, в рамках проводимых исследований было выбрано направление развития систем компьютерного зрения для контроля пчелиных семей в улье.

2. Сравнение методов компьютерного зрения для поиска пчел на изображении

Главной проблемой при создании системы мониторинга пчелиных семей выступает задача определения объектов на видеопотоке, что представляет классическую задачу из области компьютерного зрения. Задачи данного рода

решаются в основном с помощью методов сопоставления эталонного изображения на целевую картинку, и поиска на ней соответствий. Для этого применяются алгоритмы анализа ключевых точек и сопоставление шаблона. Анализ ключевых точек (keypointdetection) представляет идентификацию конкретных, отличительных точек или местоположений внутри изображения или кадра в видео. Эти точки, иногда называемые «точками интереса», служат маркерами, которые помогают алгоритмически анализировать и интерпретировать информативную составляющую. Методы сопоставления (templatematching) используются для нахождения частей во входном изображении, которые совпадают с эталонным изображением – шаблоном. Этот метод работает путем скольжения изображения шаблона по входному изображению и вычисления метрики сходства для каждой позиции. Пример работы такого подхода представлен на рис. 1. Изображение было получено путем наложения шаблонов на тестовое изображение, выполненное с использованием засушенных ранее пчел на веб-камеру.

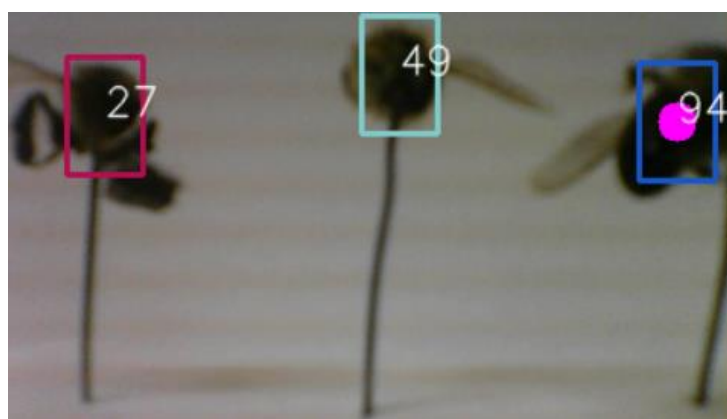


Рис. 1. Пример работы алгоритма сопоставления

Применение данного подхода было ограничено из-за высокой зависимости от условий в кадре. В частности, были выявлены проблемы освещенности при проведении эксперимента. А главное, что эталонные изображения пчел, полученные из различных библиотек изображений, не могут выступать полным соответствием распознаваемым объектам. Это привело к высокой ошибке обнаружения объектов. Как видно в некоторых случаях этот показатель составил более 70%, что в принципе недопустимо.

Для повышения точности распознавания пчел на лабораторном стенде было принято решение совместить предварительно обученные нейросетевые модели с методами сопоставления. Это значительно ускорило процесс разработки и позволило достичь высокой точности даже при ограниченных объемах обучающей выборки. Для повышения надежности результатов применены методы агрегации предсказаний, постобработка (например, non-maximum suppression), а также интеграция с внешними источниками информации.

В качестве готовых нейросетевых моделей были рассмотрены Faster R-CNN, SSD и YOLOv4-v8 [2 – 4]. Сравнение было выполнено по критериям скорости, производительности, точности локализации и отдельно были рассмотрены ограничения их применения. Скорость нейросетей сравнивалась на основе моделей по умолчанию, без учета дальнейшего дообучения. Характеристики системы оценивались с условием работы на плате NVIDIA Jetson Nano. Точность определялась по критерию mAP@0.5, описывающему среднюю точность детекции объектов, где предсказание считается верным, если область пересечения с истинным значением составляет не менее 50%. Результат сравнения сведен в табл. 1.

1. Сравнение нейросетевых архитектур

Модель	Скорость (FPS)	Энергопотребление, Вт	Точность
Faster R-CNN	~5	15	75%
SSD	~15	12	72%
YOLOv4-v8	~30–40	8	65...73%

По результатам сравнения видно, что при развертывании систем компьютерного зрения на маломощной платформе NVIDIA Jetson Nano семейство моделей YOLO демонстрирует существенные преимущества перед Faster R-CNN и SSD. Ключевое отличие заключается в архитектурной оптимизации: YOLO изначально разрабатывалась для работы в реальном времени на edge-устройствах, тогда как Faster R-CNN ориентирована на максимальную точность в ущерб производительности, а SSD занимает промежуточное положение.

3. Разработка и обучение модели

Для создания эффективной системы мониторинга пчелиной активности была выбрана архитектура YOLOv8n/ как оптимальное решение для задач детекции мелких объектов на ограниченных вычислительных ресурсах. Начальным этапом стала подготовка программного окружения на базе Python 3.9 с установкой необходимых зависимостей: фреймворка PyTorch 2.0 [5] для работы с нейронными сетями и специализированной библиотеки Ultralytics, предоставляющей удобный интерфейс для работы с YOLO. Особое внимание было уделено настройке GPU-ускорения через CUDA 11.7 и cuDNN 8.5, что необходимо для достижения реального времени обработки.

Для обучения модели был использован датасет BeeAlarmed [6], включающий порядка 7500 изображений пчел в различных ситуациях, а также кадры с осами для повышения точности детекции. С целью фокусировки на задаче распознавания пчел датасет был предварительно обработан и из него были отобраны только изображения, соответствующие классу «пчела». Данные были

структурированы в формате YOLO с разделением на тренировочную и валидационную выборки. Чтобы повысить устойчивость модели к вариациям входных данных, применялись методы аугментации – случайные повороты, изменения яркости и добавление шума. Схема работы системы представлена на рис. 2.

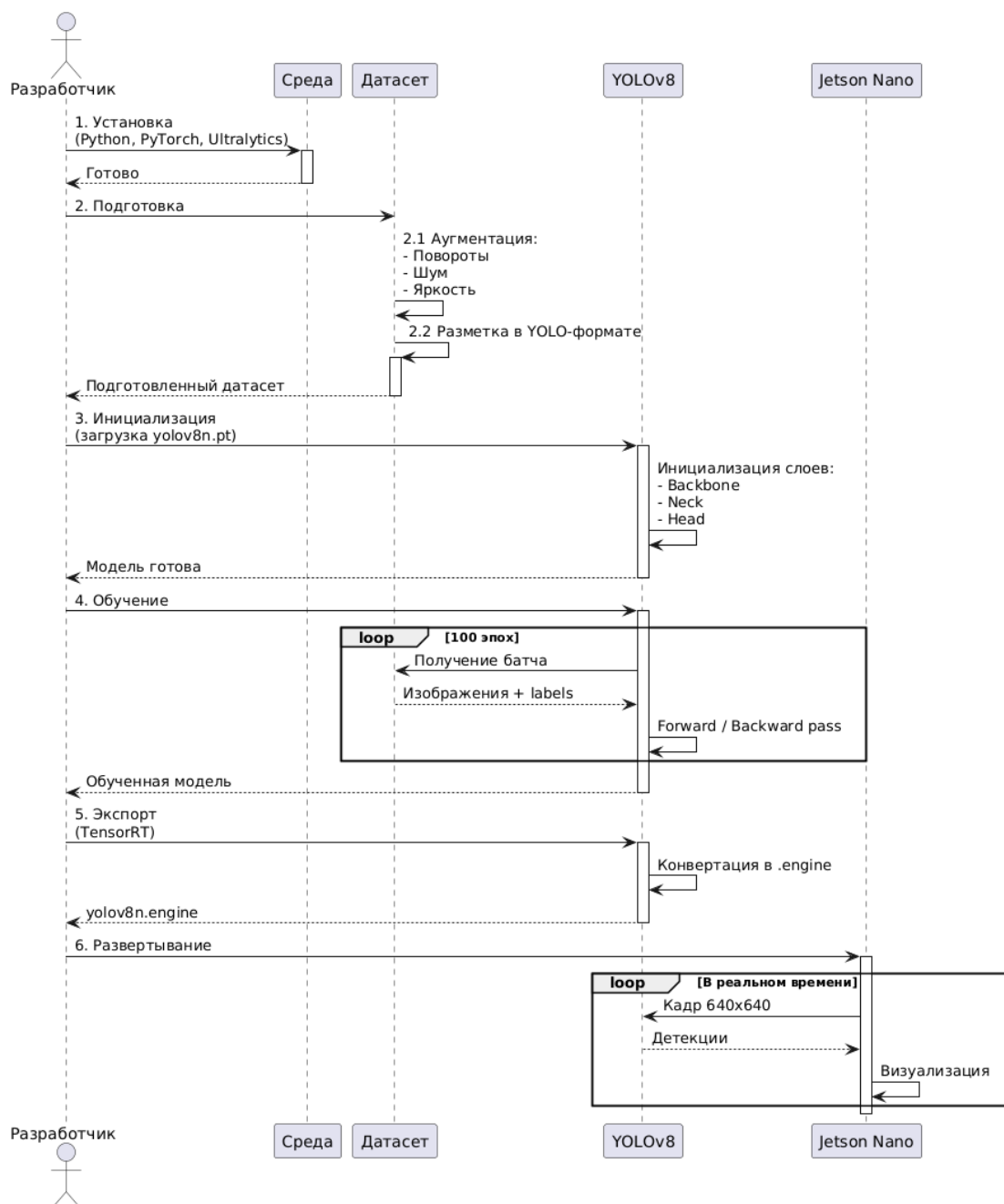


Рис. 2. Последовательность разработки и развертывания YOLOv8 на Jetson Nano

Процесс дообучения модели YOLOv8n осуществлялся с использованием трансферного обучения. Были заданы ключевые параметры: размер батча 16 (с учетом ограничений памяти Jetson Nano), входное разрешение 640×640 пикселей, 15 эпох обучения с оптимизатором AdamW и начальной скоростью обучения 0.001. Для улучшения обобщающей способности модели была активирована встроенная аугментация данных.

Для оптимизации работы модель была преобразована в формат TensorRT, что позволило увеличить скорость обработки до 40 FPS. Дополнительно применялось квантование в INT8 для снижения вычислительной нагрузки при незначительном уменьшении точности. Для максимального использования ресурсов устройства активировался режим jetson_clocks.

Валидация системы показала следующие результаты: точность детекции (mAP@0.5) на тестовой выборке составила 73%, при этом скорость обработки достигала 25...32 FPS в стандартном режиме и до 40 FPS при использовании TensorRT. Для улучшения работы частично пересекающимися или близкими объектами, характерными для пчел на летнике, был настроен алгоритм подавления немаксимумов (NMS) с пониженным порогом IoU = 0,3.



Рис. 3. Распознавание пчел на изображении

Так как проведение исследований в лабораторных условиях не давало возможности проверить работу разработанной системы на реальных ульях, было принято решение тестировать на видеоизображениях. Подобный подход не позволил учесть освещенность и наличие загрязнений, появляющихся с течением времени, но позволил подтвердить работоспособность выбранной модели и ее техническую реализацию.

На рисунке 3 представлен кадр, на котором четко видна детекция пчел. Сниженный прогноз наблюдается только при наложении или сильном сближении объектов, что вполне допустимо и в дальнейшем устраняется ввиду естественного перемещения объектов.

4. Заключение

В ходе работы были проанализированы основные решения в области мониторинга пчелиных семей, проведен сравнительный анализ нейросетевых моделей и показаны этапы работы над системой мониторинга пчелиной активности на базе архитектуры YOLOv8. Данное решение адаптировано для работы на маломощных встраиваемых устройствах типа NVIDIA Jetson Nano. Ключевым достижением стал выбор оптимальной модели YOLOv8n, обеспечивающей баланс между производительностью (25...32 FPS) и точностью детекции (73% mAP@0.5) при обработке изображений 640×640 пикселей. Процесс разработки включал дополнительную подготовку датасета с аугментацией и последующую оптимизацию модели. Это позволило добиться стабильной работы системы в реальном времени.

Список использованных источников

1. Всемирный день пчел – 2025: производство меда в Африке растет самыми быстрыми темпами в мире // Продовольственная и сельскохозяйственная организация Объединенных Наций (ФАО). – 2025. – URL : <https://www.fao.org/newsroom/detail/world-bee-day-2025--africa-honey-production-has-highest-global-growth-rate/ru>.
2. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2016. – V. 39, No. 6. – P. 1137 – 1149.
3. SSD: Single Shot MultiBox Detector / W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, et al. // Lecture Notes in Computer Science. – 2016. – V. 9905. – P. 21 – 37.
4. Ultralytics YOLOv8 Documentation : официальная документация по YOLOv8 [Электронный ресурс]. – URL : <https://docs.ultralytics.com/ru/models/>
5. Стивенс, Э. Глубокое обучение с PyTorch / Э. Стивенс, Л. Антен, Т. Дейнс ; пер. с англ. А. Киселева. – СПб. : Питер, 2020. – 432 с.
6. BeeAlarmed: система мониторинга пчел [Электронный ресурс]. – URL : <https://github.com/BeeAlarmed/BeeAlarmed>

МОДЕЛЬ НЕЛИНЕЙНОЙ СИСТЕМЫ МАССОВОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ С ОГРАНИЧЕННЫМ БУФЕРОМ В ПЕРЕХОДНОМ РЕЖИМЕ

Аннотация. Рассматривается так называемая нелинейная система массового обслуживания типа М/М/1/п, в которой интенсивность обслуживания зависит от вероятности потерь. Построена система уравнений Колмогорова. Проведено численное моделирование методом Рунге–Кутты четвертого порядка. Показано, что увеличение коэффициента пропорциональности между вероятностью потерь и интенсивностью обслуживания ведет к снижению вероятности потерь, ускорению переходных процессов.

Ключевые слова: нелинейная СМО, переходной режим, уравнения Колмогорова.

1. Введение

Системы массового обслуживания (СМО) широко используются для анализа процессов поступления, распределения и обработки информации в различных областях жизнедеятельности человека [1]. Они находят широкое применение в телекоммуникациях [2], вычислительных системах [3], логистике [4], а также в задачах анализа и управления природными системами [5].

Современные направления исследований СМО все чаще включают обобщенные модели, расширяющие классические схемы. Широко изучаются как однофазные, так и многофазные СМО [6, 7]. Большое внимание уделяется исследованиям одноканальных и многоканальных СМО с различными приоритетами [8 – 11].

В классических моделях систем массового обслуживания вероятности состояний удовлетворяют линейным уравнениям Колмогорова [12], где используется пуассоновский (или MAP, BMAP) входной поток и экспоненциальный закон обслуживания с постоянной интенсивностью μ , что упрощает их аналитическое исследование. Однако в реальных условиях, при возрастании числа заявок и увеличении вероятности потерь интенсивность обслуживания может возрасти монотонно или скачкообразно. Очевидно, что такие системы не могут быть описаны в рамках линейных моделей, для их математического описания должны использоваться нелинейные дифференциальные уравнения.

Одним из видов СМО, ранее не рассмотренных в научной литературе, является система массового обслуживания с пуассоновским входным потоком, экспоненциальным законом обслуживания и ограниченным буфером, в которой интенсивность обслуживания является линейной функцией вероятности потерь. Целью работы является исследование вероятностей состояний при различных зависимостях интенсивности обслуживания от вероятности потерь.

Решение системы (4) возможно численными методами или приближенными аналитическими методами. В данной работе предлагается использовать метод Рунге–Кутты.

3. Численный эксперимент

В данном разделе рассмотрена однофазная система массового обслуживания типа М/М/1/3 с пуассоновским входным потоком, экспоненциальным законом обслуживания и $\mu = \mu(P_2)$. Структура модели представлена на рис. 1. Здесь $P_0(t)$ – вероятность того, что система свободна (состояние S_0); $P_1(t)$ – вероятность того, что в системе одна заявка (состояние S_1); $P_2(t)$ – вероятность того, что одна заявка обрабатывается и одна в буфере (состояние S_2). Интенсивность входного потока равна $\lambda = 6500$.

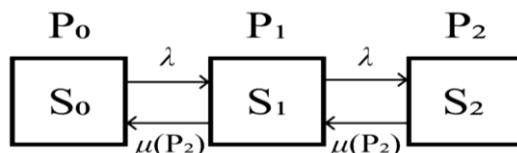


Рис. 1. Структура исследуемой модели М/М/1/3

Отличительной особенностью модели является то, что интенсивность обслуживания $\mu(t)$ зависит от вероятности потерь P_2 в соответствии с (2) и выражается через функцию:

$$\mu(t) = aP_2(t), \quad (5)$$

где $a > 0$ – коэффициент, определяющий чувствительность обслуживания к вероятности потерь. Поведение системы в соответствии с (4) описывается системой нелинейных дифференциальных уравнений:

$$\begin{cases} \frac{dP_0}{dt} = -\lambda P_0 + aP_1P_2, \\ \frac{dP_1}{dt} = \lambda P_0 - \lambda P_1 - aP_1P_2 + aP_2^2, \\ \frac{dP_2}{dt} = \lambda P_1 - aP_2^2. \end{cases} \quad (6)$$

В начальный момент времени $P_0(0) = 1$, $P_1(0) = 0$, $P_2(0) = 0$. Выбор начальных условий обусловлен реальными физическими особенностями работы любой СМО, т.е. в начальный момент времени вероятность того, что система свободна, равна единице.

На рисунке 2 представлены результаты расчета вероятностей состояний $P_0(t)$, $P_1(t)$, $P_2(t)$ на конечном отрезке времени $[0, t_{\text{end}}]$, при различных значениях параметра a , с использованием метода Рунге–Кутты четвертого порядка. Рассмотрим особенности поведения системы при различных a .

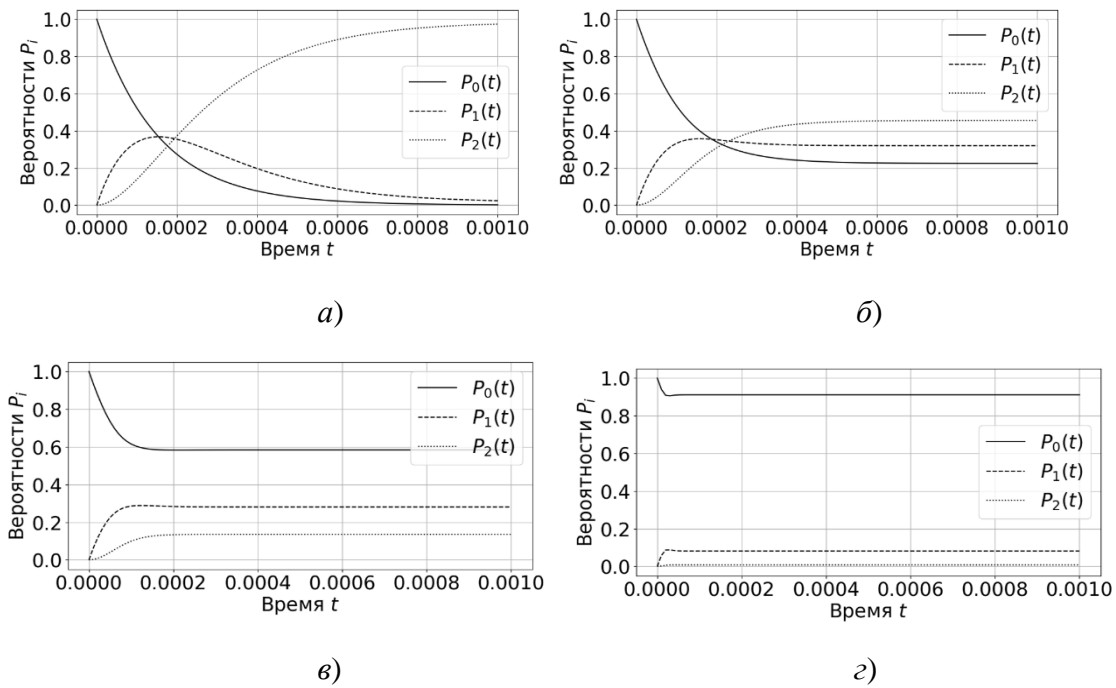


Рис. 2. Графики зависимости вероятностей состояний при:
 $a - a = 100$; $б - a = 10\ 000$; $в - a = 100\ 000$; $г - a = 10\ 000\ 000$

При $a = 100$ (рис. 1, а) вероятность P_0 стремится к нулю, а вероятность P_2 стремится к единице, вероятность P_1 имеет максимум в переходном режиме ($P_1(0.00015) = 0.37$), а при $t \rightarrow \infty$ также стремится к нулю. При $a = 10\ 000$ (рис. 1, б) вероятность P_0 стремится к 0.22, а вероятность P_2 стремится к 0.45, вероятность P_1 имеет намного меньший максимум в переходном режиме ($P_1(0.00016) \approx 0.35$), а при $t \rightarrow \infty$ стремится к 0.32. Дальнейшее увеличение a до 100 000 (рис. 1, в) приводит к увеличению вероятности P_0 и уменьшению вероятностей P_1 и P_2 . При очень больших значениях $a = 10\ 000\ 000$ (рис. 1, г) вероятность P_0 стремится к 0.91, а вероятность P_2 стремится к нулю, вероятность P_1 имеет намного меньший максимум в переходном режиме ($P_1(0.00003) \approx 0.09$), а при $t \rightarrow \infty$ стремится к 0.08. Из результатов расчета также видно, что с увеличением a уменьшается время переходного режима от 0.0014 с при $a = 100$ до 0.00002 с при $a = 10\ 000\ 000$.

Таким образом, при линейной зависимости интенсивности обслуживания от вероятности потерь с ростом коэффициента пропорциональности характеристики производительности системы улучшаются. По мере увеличения a уменьшается вероятность потерь.

4. Заключение

В работе предложена и исследована модель системы массового обслуживания типа М/М/1/n, в которой интенсивность обслуживания зависит от текущей вероятности потерь $\mu(t) = aP_n(t)$. Проведенный численный эксперимент

показал, что при увеличении значения параметра a система демонстрирует более высокую устойчивость к перегрузке: вероятность свободного состояния возрастает, вероятность потерь снижается, а время переходных процессов уменьшается. Таким образом, модель отражает важные свойства реальных технических и организационных систем, способных адаптивно реагировать на рост нагрузки за счет изменения интенсивности обслуживания.

Результаты моделирования могут быть использованы при проектировании адаптивных систем управления ресурсами и служат основанием для дальнейшего изучения нелинейных СМО с внутренними механизмами регулирования, зависящими от текущего состояния системы.

Список использованных источников

1. Вишневский, В. М. Теория очередей и машинное обучение / В. М. Вишневский, Д. В. Ефросинин. – М. : ИНФРА-М, 2024. – 370 с.
2. Петрива, Н. В. Гибридная система массового обслуживания с повторными вызовами / Н. В. Петрива, С. В. Пауль // Математическое и программное обеспечение информационных, технических и экономических систем : материалы VIII Междунар. молод. науч. конф. – Томск, 2021. – С. 136 – 140.
3. Вертемягин, А. В. Оценка производительности объектов вычислительных систем и сетей при различных уровнях их живучести / А. В. Вертемягин, В. Г. Литвин, Ю. В. Литвин // Автоматизация процессов управления. – 2021. – № 2. – С. 77 – 85.
4. Буравлев, А. И. Задача проектирования логистической системы и методика ее решения / А. И. Буравлев // Вооружение и экономика. – 2023. – № 3(65). – С. 88.
5. Ковалев, М. А. Имитационное моделирование процесса реализации риска аварии при проведении вскрышных работ на угольном разрезе / М. А. Ковалев, В. В. Москвичев // Безопасность техногенных и природных систем. – 2023. – Т. 7, № 4. – С. 40 – 54.
6. Исследование многофазных систем массового обслуживания с помощью методов машинного обучения / В. М. Вишневский, А. А. Ларионов, А. А. Мухтаров, А. М. Соколов // Проблемы управления. – 2024. – № 4. – С. 13 – 25.
7. Вишневский, В. М. Исследование переходного режима двухфазной системы массового обслуживания с ограничением на суммарный размер буфера / В. М. Вишневский, К. А. Вытовтов, Е. А. Барабанова // Автоматика и телемеханика. – 2024. – № 1. – С. 64 – 82.
8. Рожкова, С. В. Асимптотический анализ системы М/М/1/N-1 с приоритетами и обратными связями / С. В. Рожкова, Е. Ю. Титаренко // (2023). Информационные технологии и математическое моделирование (ИТММ-2022) : материалы XXI Междунар. конф. им. А. Ф. Терпугова. – Томск, 2022. – С. 156 – 161.

9. Савинов, Ю. Г. Математическая модель многоканальной СМО с динамическим приоритетом / Ю. Г. Савинов, М. Д. Подгорнов // Ученые записки УлГУ. Серия «Математика и информационные технологии». – 2022. – № 1. – С. 56 – 64.

10. СМО с прерыванием обслуживания для моделирования нарезки радиоресурсов в беспроводных сетях 5G / Д. В. Иванова, Е. А. Жбанкова, Е. В. Маркова, Ю. В. Гайдамака // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. – 2023. – № 65. – С. 36 – 46.

11. Система массового обслуживания с абсолютным приоритетом, вероятностным выталкивающим механизмом и повторными заявками / О. И. Заяц, М. М. Кореневская, А. С. Ильяшенко, В. А. Мулюха // Информатика и автоматизация. – 2024. – Т. 23, № 2. – С. 325 – 351.

12. Вентцель, Е. С. Исследование операций. Задачи, принципы, методология : учеб. пособие для вузов / Е. С. Вентцель. – М. : Дрофа, 2004. – 208 с.

УДК 519.217.2

А. И. Полюхович, С. П. Ковалев

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: plxovichai@ipu.ru

МЕТОДЫ ФОРМИРОВАНИЯ МИКРОСЕТЕЙ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ

Аннотация. Описаны новые алгоритмы формирования микросетей в системах локального автономного электроснабжения на основе мультиагентного глубокого обучения с подкреплением. Решена задача обеспечения потребителей электричеством в условиях отсутствия централизованного питания с учетом ограниченности ресурсов мобильных источников генерации и приоритетов каждого потребителя. Численный пример демонстрирует процесс формирования микросетей для тестовой 33-узловой сети IEEE.

Ключевые слова: микросети, автономное электроснабжение, машинное обучение, мультиагентное глубокое обучение с подкреплением.

1. Введение

В современном мире машинное обучение стало успешной технологией, проникшей в различные секторы человеческой жизни, включая компьютерную графику, интеллектуальное управление, компьютерное зрение, распознавание речи, принятие решений и обработку естественного языка. Высокая эффективность и гибкость к входным данным способствовала тому, что методы глубокого машинного обучения оказались в центре внимания и нашли свое применение, в том числе, в решении инженерных задач на объектах управления промышленного уровня готовности.

В качестве основных методов машинного обучения рассматривается обучение с учителем, без учителя и обучение с подкреплением [1]. Обучение с учителем характеризует методы, в которых модель обучается на размеченных данных с известными правильными ответами (например, линейная регрессия), обучение без учителя актуально для данных без разметки (например, кластеризация), а обучение с подкреплением предполагает данные, полученные в ходе взаимодействия со средой методом проб и ошибок (например, Q -обучение). В настоящее время особенно популярно частичное обучение, на принципах которого построены современные большие языковые модели (например, GPT-4). Здесь часто комбинируют несколько подходов, используя обучение с учителем для настройки весов сети, обучение с подкреплением для оптимизации ответов и элементы обучения без учителя на этапе тренировок. Таким образом, анализ современных методов машинного обучения демонстрирует, что любой тип модели для эффективной работы требует определенных и корректных данных, на основе которых будет происходить обучение. При этом для анализа сложных данных, имеющих большой объем или разнообразную природу происхождения, необходимо применять глубокое обучение, подразумевающее нейронные сети, состоящие из нескольких скрытых слоев.

Таким образом, машинное обучение представляет собой многофункциональный инструмент, способный решать задачи в различных областях с учетом разных наборов данных. Например, методы машинного обучения в энергетической отрасли позволили достичь значительного прогресса в области технологий интеллектуальных электрических сетей. Системы в реальном времени используются для управления и оптимизации распределения электроэнергии, обеспечивая эффективное использование энергоресурсов, интеграцию возобновляемых источников, прогнозирование сбоя оборудования, планирование технического обслуживания и повышение надежности электросетей [2].

Одним из способов повышения надежности является формирование автономных систем электроснабжения, способных питать энергосистему в условиях потери или отсутствия централизованной подачи электричества. Такие системы называются микросетями и представляют собой маломасштабные локальные системы производства электроэнергии, которые позволяют интегрировать возобновляемые источники, а также электрифицировать удаленные районы, имеющие ограниченный доступ к энергетическим ресурсам.

Однако проектирование таких систем на основе методов машинного обучения остается недостаточно проработанным на текущем этапе. Данное исследование призвано устранить этот пробел, продемонстрировав эффективность разработанных авторами алгоритмов обучения с подкреплением для задачи максимизации запитанной нагрузки в условиях отсутствия централизованного электроснабжения. Целью работы является оптимизационное моделирование автономных энергосистем, питаемых мобильными генераторами, путем форми-

рования взаимно изолированных микросетей с радиальной топологией на основе мультиагентного глубокого обучения с подкреплением.

2. Описание базового алгоритма

Традиционные методы проектирования микросетей, такие как линейное программирование и эвристические подходы [3], часто с трудом поддаются адаптации к присущим энергосистемам неопределенности и динамичности, особенно в условиях, когда источники обеспечивают периодически нерегулируемую выработку электроэнергии. Применимость указанных методов также часто ограничивается необходимостью создания точных математических моделей и сложностью, связанной с анализом многомерных нелинейных систем. Хотя и эвристические подходы особенно полезны для решения крупномасштабных нелинейных задач планирования, они часто требуют тщательной настройки параметров и не могут гарантировать глобальную оптимальность, что делает их решение очень чувствительным к конфигурациям сети, специфичным для конкретной задачи.

В результате растет потребность в высокопроизводительных инструментах, которые могут извлекать уроки из нестабильных условий работы энергосетей с неопределенной динамикой и изменяющимися во времени характеристиками и обеспечивать адаптивные стратегии планирования. Обучение с подкреплением, как область машинного обучения, показала себя многообещающей в решении подобных сложных задач последовательного принятия решений, позволяя виртуальным агентам обучаться оптимальным действиям посредством взаимодействия с текущей средой.

Похожие идеи были применены для решения целого ряда задач в энергосистемах, включая управление накоплением энергии, реагирование на спрос и оптимизацию микросетей. Одним из новаторских исследований в этой области является исследование, в котором алгоритм Q -обучения с подкреплением применялся для управления спросом в интеллектуальных сетях. Результат показал, что можно снизить пиковый спрос, стимулируя потребителей корректировать свои модели потребления [4]. Использование глубокого Q -обучения для управления накопителями энергии показало, что алгоритм может оптимизировать графики зарядки и разрядки в целях максимальной экономии средств [4]. Эти исследования подчеркивают адекватность методов обучения с подкреплением в сценариях, где традиционные методы оказываются неэффективными из-за необходимости точного системного моделирования.

Таким образом, подобные алгоритмы не требуют явного моделирования динамики системы, что делает их особенно подходящими для приложений, где переходы между состояниями системы не определены или трудно поддаются моделированию. Поэтому подход, основанный на мультиагентном глубоком обучении с подкреплением, способен обеспечить эффективность решения зада-

чи максимизации запитанных узлов при формировании микросетей, уменьшив количество необходимых вычислений. Корректность результата гарантируется за счет соблюдения топологических и эксплуатационных ограничений в процессе работы алгоритма, включая условие непересекаемости границ микросетей друг с другом.

Метод глубокого обучения с подкреплением рассматривает каждого агента независимо. При этом число агентов эквивалентно числу мобильных источников генерации в сети [3]. Такой подход позволяет избежать проблем с коммуникацией агентов между собой, что удобно для энергосистем небольшого масштаба и позволяет упростить процесс обучения, ускорив получение результата. В данной работе используется стратегия централизованного обучения с децентрализованным исполнением, позволяющая агентам получить доступ к информации о действиях других агентов во время обучения, а не во время решения задачи в режиме онлайн, когда нейронная сеть уже обучена.

Виртуальные агенты, совершающие действия, исследуют систему электроснабжения в условиях ее различных топологий. Каждая конфигурация электрической сети, на которой обучение с подкреплением не было протестировано заранее, улучшает адаптацию нейронной сети к разнообразным ситуациям, которые могут возникать в реальной жизни. Поэтому подобный алгоритм последовательного принятия решений поддерживает устойчивость энергосистемы по отношению к внешним воздействиям, выбирая оптимальные действия для запитывания узлов.

Действия в среде описываются как марковский процесс принятия решений, определяемый набором (S, A, p, r) , где на каждом временном шаге t агент наблюдает за состоянием $s_t \in S$ среды и выполняет действие $a_t \in A$. Среда возвращает агенту следующее состояние $s_{t+1} \in S$ с вероятностью $p(s_{t+1}/s_t, a_t)$, и агент получает немедленное вознаграждение $r(s_t, a_t)$. При такой формулировке обучение с подкреплением может быть использовано для изучения стохастической политики $\pi(a_t/s_t)$, которая максимизирует ожидаемое интегральное вознаграждение:

$$R(\tau) = r_0 + \gamma^1 r_1 + \gamma^2 r_2 + \dots + \gamma^T r_T = \sum_{t=0}^T \gamma^t r_t,$$

где $\gamma \in (0, 1)$ – коэффициент дисконтирования.

Состояние s_t , которое агент может наблюдать в момент времени t , состоит из текущего остаточного объема мощности каждого генератора, его местоположения и информации о состоянии каждого узла. Агент, виртуально перемещаясь по электросети начиная от генератора, при нахождении очередного коммутационного аппарата (переключателя) должен выбрать действие a_t , в зависимости от которого коммутационный аппарат либо останется разомкнутым, либо станет замкнутым. В последнем случае происходит запитывание

узлов, подключенных к переключателю, и соответствующее уменьшение остаточной мощности генератора. В начальный момент времени все переключатели в энергосистеме разомкнуты.

Чтобы помочь агенту научиться выбирать наиболее рациональные действия, приводящие к максимизации суммарной мощности узлов, запитанных в энергосистеме, с учетом их приоритетов, важно определить соответствующую функцию вознаграждения. За каждое совершенное действие агент получает вознаграждение в размере прироста запитанной мощности с учетом приоритета за вычетом штрафов за нарушение эксплуатационных и топологических ограничений. Функция вознаграждения служит для приведения решений агента в соответствие с ключевыми целями, такими как уменьшение дисбаланса мощности в сети и максимизация нагрузки обесточенной энергосистемы.

3. Алгоритм для сетей сложной топологии

Описанный мультиагентный подход успешно применим к электросетям небольшой размерности, однако более сложные и масштабные топологии могут снижать его эффективность. Трудность реализации заключается в необходимости расчета на каждом шаге для каждого агента множества ограничений с целью получения корректных результатов. При этом для сетей, размерность которых достигает, например, 400 узлов, число шагов в эпизоде превышает несколько тысяч. Для решения этой проблемы рассмотрен «мега-мультиагентный» подход, в котором количество агентов находится во взаимно-однозначном соответствии с числом коммутационных аппаратов, и при этом время «активности» каждого виртуального агента сокращается.

До начала каждого эпизода все переключатели разомкнуты, а агенты не активированы и готовы к помещению в очередь, чтобы выполнять действия в среде. Каждый шаг эпизода формирования микросетей состоит в извлечении одного агента из очереди ожидающих активации, принятии им решения о замыкании либо не замыкании соответствующего переключателя исходя из текущего состояния энергосистемы, и последующей деактивации. При помощи нейронной сети ищется такой порядок активации агентов, который приводит к максимизации запитанной мощности. Эпизод завершается, когда очередь становится пустой.

Предполагается, что подобный алгоритм позволит автоматически учитывать сложные топологические ограничения для обеспечения радиальной топологии каждой микросети и взаимной изолированности микросетей. Достигается это за счет того, что агенты становятся связаны с коммутационными аппаратами, а не напрямую с генераторами, как в первоначальном алгоритме. И эта существенная оптимизация способствует сокращению вычислительной нагрузки без потери корректности формирования микросетей с точки зрения физического смысла.

4. Вычислительный эксперимент

Эффективность предложенного подхода оценивается с помощью детального имитационного моделирования, позволяющего получить представление об адаптивности и производительности обучения с подкреплением для проектирования микросетей. Для реализации был выбран метод Q -обучения [5].

В процессе обучения агенты виртуально отрабатывают различные сценарии запитывания узлов, обучая нейронную сеть давать достоверную оценку интегральной Q -функции полезности набора принятых решений. Эта функция имеет вид:

$$Q^\pi(s, a) = \mathbb{E}_{\tau \sim \pi} \left[\sum_{t=0}^T \gamma^t r_t \right].$$

В начале обучения у агентов нет обучающей выборки данных, поэтому они следуют ϵ -жадной стратегии, предполагающей принятие случайного решения вместо решения, максимизирующего функцию полезности. Вероятность, с которой виртуальные агенты выбирают случайное действие, уменьшается по мере накопления опыта. Тем самым постепенно осуществляется переход от случайного исследования среды к логически обоснованному, что позволяет сформировать стратегию выполнения действий.

Вычислительный эксперимент по формированию микросетей был проведен на основе модифицированной 33-узловой тестовой системы электроснабжения IEEE. Энергосистема включает в себя три мобильных источника генерации, ее топология представлена на рис. 1. Мультиагентный и мега-мультиагентный алгоритмы обучения с подкреплением построили в ней три микросети, доля запитанной мощности которых показана на рис. 2.

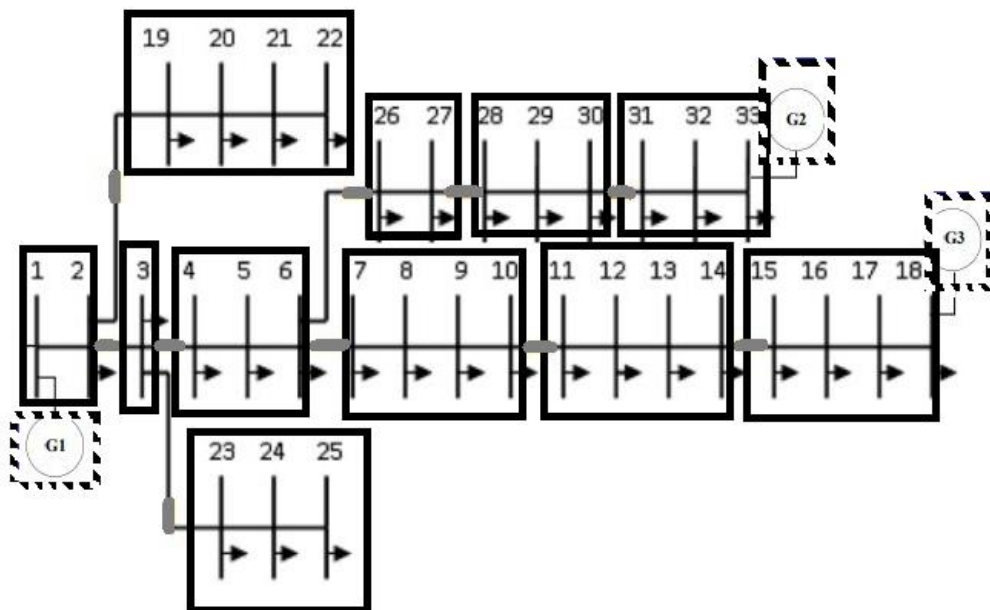


Рис. 1. Система электроснабжения IEEE-33

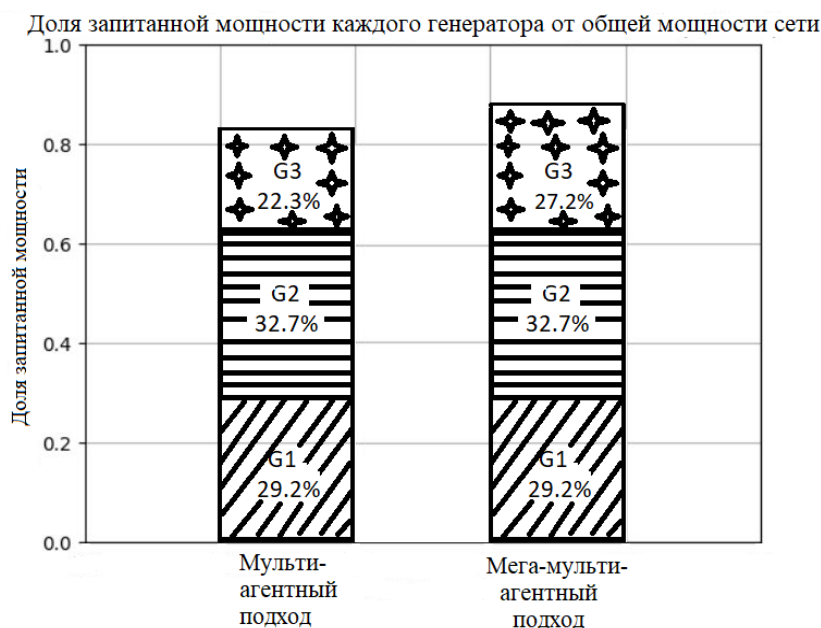


Рис. 2. Мощности микросетей, построенных двумя алгоритмами

Было восполнено не 100% мощности энергосистемы ввиду того, что задача поставлена исходя из предположения о том, что суммарная мощность мобильных источников генерации заведомо меньше потребляемой мощности всей сети. Этот факт напрямую связан с тем, что микросети находят свое приложение в задачах питания сети в условиях отсутствия централизованного электроснабжения. Исходя из этого ситуация, когда генераторы не обладают способностью полностью запитать сеть, выглядит вполне реалистично.

5. Заключение

Предложенные мультиагентные алгоритмы могут быть использованы для формирования автономных микросетей в системах электроснабжения различных видов. Дальнейшее развитие алгоритмов включает замену классической нейронной сети-перцептрона сетью Колмогорова-Арнольда [6]. Также в ходе дальнейших исследований планируется использование других классов алгоритмов глубокого обучения с подкреплением. Одним из таких является метод актора-критика, сочетающий в себе не одну, а две нейронные сети, что позволяет эффективнее определять оптимальную стратегию действий агентов.

Список использованных источников

1. Martínez-García, M. A systematic review of Machine Learning and Deep Learning algorithms applied in Mexico / M. Martínez-García, M. Rodríguez-García, F. García-Sánchez // *Frontiers in Artificial Intelligence*. – 2024. – V. 7. – P. 15.
2. Van der Sar, E. Multi-Agent Reinforcement Learning for Power Grid Topology Optimization / E. Van der Sar, A. Zocca, S. Bhulai. – arXiv:2310.02605v1. – arXiv. – 2023. – 7 p.

3. Igder, M. A. Service Restoration Using Deep Reinforcement Learning and Dynamic Microgrid Formation in Distribution Networks / M. A. Igder, X. Liang // IEEE Transactions on Industry Applications. – 2023. – V. 59, No. 5. – P. 5453 – 5472.
4. Luo, D. Optimizing Load Scheduling in Power Grids Using Reinforcement Learning and Markov Decision Processes / D. Luo. – arXiv:2410.17696v1. – arXiv. – 2024. – 7 p.
5. Грессер, Л. Глубокое обучение с подкреплением: теория и практика на языке Python / Л. Грессер, В. Л. Кенг. – СПб. : Питер, 2022. – 416 с.
6. KAN: Kolmogorov–Arnold networks / L. Ziming, Y. Wang, S. Vaidya, et al. – arXiv:2404.19756v5. – arXiv. – 2025. – 50 p.

УДК 004.94

Ф. М. Пыршев

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия

e-mail: fpyrshiev@bk.ru,

И. Р. Сафин, П. И. Карасев

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

РАЗРАБОТКА И ПРИМЕНЕНИЕ УЧЕБНО-ТРЕНИРОВОЧНОГО КОМПЛЕКСА ПО ТСЗО ДЛЯ ПОДГОТОВКИ СПЕЦИАЛИСТОВ ПО ИНФОРМАЦИОННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

Аннотация. Рассматривается подход к виртуализации технических средств защиты информации (ТСЗО) на основе имитационного моделирования и дальнейшее использование данного подхода для разработки прототипа учебно-тренировочного комплекса (УТК) по ТСЗО для подготовки специалистов по информационной безопасности. В рамках формирования подхода составлена классификация ТСЗО, разработана имитационная модель камеры видеонаблюдения, помимо этого рассмотрены возможности использования данного подхода в образовательном процессе. Проведена апробация подхода в рамках ряда научных публикаций, также была проведена апробация УТК среди студентов специальности 10.03.01, показавшая повышение эффективности усвоения материала по сравнению с традиционными методами. Результаты могут быть применены для дальнейших разработок технологии и в образовательных целях.

Ключевые слова: виртуализация, ТСЗО, информационная безопасность, учебно-тренировочный комплекс, имитационное моделирование, образовательные технологии.

1. Введение

В условиях современного мира крайне важным является обучение специалистов практическим навыкам, чтобы данные специалисты имели возможность как можно быстрее влиться в рабочий процесс с минимальным периодом акклиматизации. Не является исключением и область информационной безопасности, так как сектор информационных технологий в России продолжает расти, а также наблюдается цифровизация всех сфер деятельности.

Согласно данным портала «Зарплата.ру» примерно 35% компаний нуждаются в сотрудниках с образованием в области информационной безопасности. Согласно тем же данным, компании не хотят тратить на повышение квалификации нанятых сотрудников, что говорит о том, что соискателям на данные вакансии требуются дополнительные компетенции и навыки для того, чтобы иметь возможность претендовать на данные должности [1]. Эти же данные подтверждают и научные публикации, исследующие дефицит кадров на рынке информационных технологий. Согласно этой статье, в России существует высокая потребность в квалифицированных кадрах в области информационных технологий [2].

Актуальность работы обусловлена статистикой, согласно которой существует огромный дефицит кадров в сфере информационной безопасности, что сигнализирует о недостаточном уровне защищенности большинства предприятий нашей страны. Это может привести к ущербу в множестве сфер интересов страны. УТК может позволить повысить квалификацию специалистов по информационной безопасности, а значит повысить защищенность интересов нашего государства.

Объект исследования: процесс повышения квалификации специалиста в области информационной безопасности в рамках ТСЗО.

Предмет исследования: разработка учебно-тренировочного комплекса по ТСЗО для подготовки специалистов по ИБ.

Цель работы: Целью работы является разработка учебно-тренировочного комплекса по ТСЗО для подготовки специалистов по ИБ [3].

Разработанный УТК имеет глубокую теоретическую основу в области управления. Как показано в работе [4, 5], разработка программных продуктов для цифрового обучения напрямую связана с адаптивным управлением знаниями. Внедрение подобных систем требует учета ключевых принципов теории управления, таких как обратная связь, адаптивность и оптимизация процессов. Исследование [6] демонстрирует, что эффективность систем управления обучением зависит от таких факторов, как воспринимаемая полезность и легкость использования.

Важным аспектом связи УТК с теорией управления является использование современных технологий, таких как искусственный интеллект и виртуальная реальность, что подробно рассмотрено в работах [6, 7, 10]. В частности, применение игровых элементов, как отмечается в [6], требует реализации сложных алгоритмов управления педагогическим процессом. Разработанный комплекс использует принципы геймификации и интерактивного моделирования. Как показано в [8, 9], использование платформ типа Unity3D для создания обучающих сред позволяет реализовать сложные сценарии управления знаниями за счет мультиплатформенности и интерактивности.

Комплекс позволяет реализовать такие ключевые аспекты управления, как:

- адаптивность;
- обратная связь;
- оптимизация;
- мониторинг.

Эти характеристики делают УТК полноценной системой управления знаниями, соответствующей современным требованиям цифровой педагогики и теории управления сложными системами.

2. Анализ исследования

В рамках работы представлена классификация ТСЗО. В зависимости от цели использования, технические средства защиты информации можно подразделить на несколько групп. Эти группы показаны на рис. 1

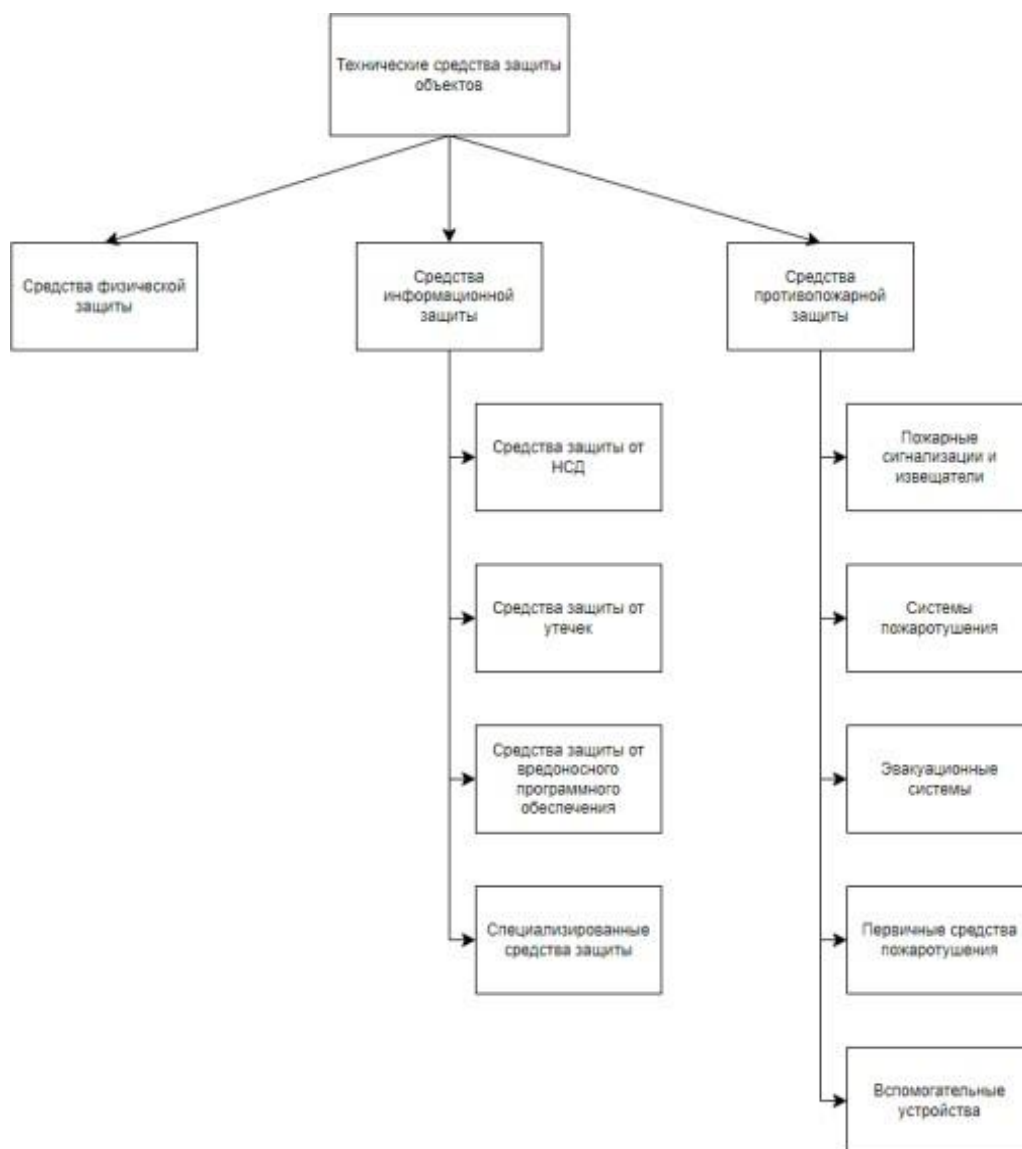


Рис. 1. Классификация технических средств защиты объектов по цели использования

Далее рассмотрим моделирование. Для прототипа было выбрано смоделировать камеру видеонаблюдения. Характеристики, связанные с процессом получения изображения, наиболее важны для создания модели и переносятся следующим образом: разрешение камеры определяется количеством пикселей, из которых состоит изображение. Математически это можно записать в таком виде:

$$R = hw, \quad (1)$$

где R – разрешение изображения; h – набор пикселей по вертикали; w – набор пикселей по горизонтали. Световую чувствительность можно преобразовать в формулу (2):

$$L = Fp, \quad (2)$$

где L – световая чувствительность; F – коэффициент чувствительности; p – интенсивность светового. Поле зрения камеры необходимо рассматривать как угол, в рамках которого камера улавливает изображение, поэтому формула для данной характеристики следующая:

$$RF = \arctan(fd), \quad (3)$$

где RF – поле зрения камеры; f – фокусное расстояние объектива камеры; d – расстояние между камерой и объектом наблюдения.

Формат видео определяет способом хранения и передачи видеосигнала. Для самого механизма работы камеры это не столь важный показатель, однако, формат может иметь значение в случае, если симулируется вся система, включая элементы хранения и передачи. Далее рассмотрим механизм функционирования камеры. Все камеры снимают определенный сектор. Это значит, что возможно, используя формулу площади сектора, подставить формулу поля зрения (3):

$$S = \pi r^2 360\alpha \quad (4)$$

вместо угла альфа [14 – 16]:

$$S = \pi r^2 360RF = \pi r^2 360^\circ \arctan(fd). \quad (5)$$

Не решенным остается вопрос замены радиуса окружности r . Решением задачи является настройка разрешения, так как от него зависит качество изображения, а значит и расстояние, на котором может работать камера видеонаблюдения. Поэтому необходимо провести параллели между разными разрешениями и дальностью действия камер [17 – 21].

В процессе разработки были выделены и проанализированы требования к УТК. После чего созданы прототипы интерфейсов ПО, разработан инструментарий для создания заданий для УТК. Далее в рамках среды разработки воплощена модель камеры, представленная выше и внедрена в прототип.

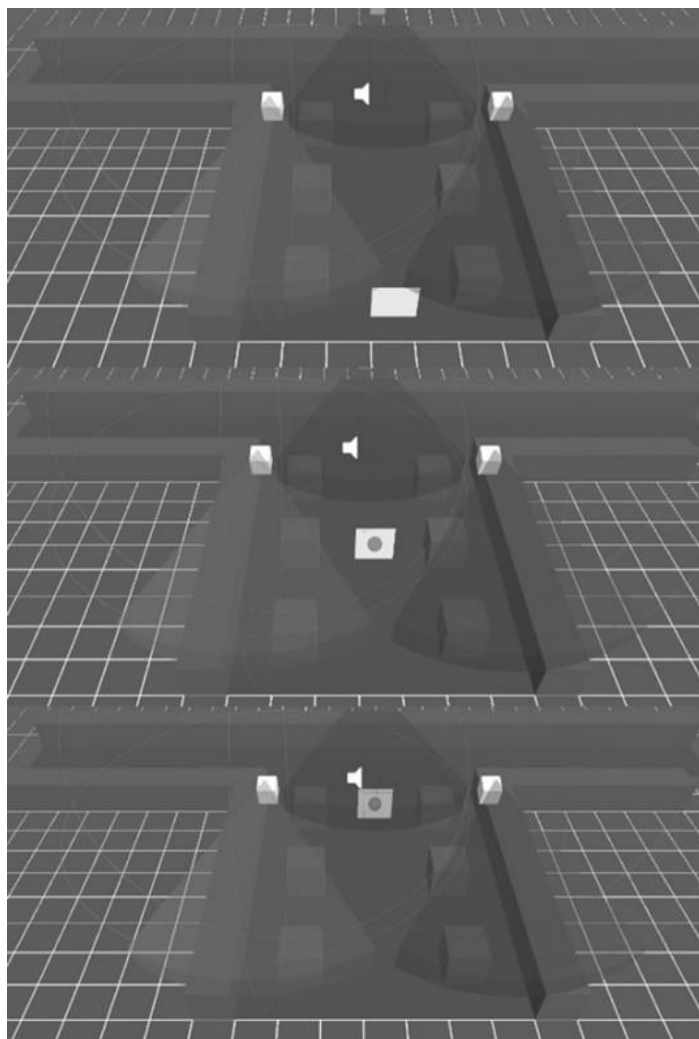


Рис. 2. Пример реализации модели

Разработка проходила с применением Unity 3D на языке программирования C#. Это связано с тем, что данное ПО является одним из наиболее подходящих для разработки УТК, а оно, в свою очередь, плотно интегрировано с озвученным языком программирования [21, 22].

3. Результаты

В рамках научной апробации жизнеспособности данного подхода был написан ряд научных работ, с которыми автор участвовал на различных конференциях. Данный этап апробации показал интерес научного сообщества к данному подходу [3, 11, 14, 15].

В рамках апробации прототипа был проведен тест с разрешения РТУ МИРЭА кафедры КБ-1, в рамках которого группа из 150 студентов прошла тест на понимание принципов работы камер видеонаблюдения и понимание принципов размещения данных устройств, далее студентам был представлен прототип. После работы с прототипом более 70 студентов смогли дать более точные и развернутые ответы на представленные вопросы, чего достаточно для подтверждения базовых гипотез.

В финале был проведен анализ конкурентоспособности прототипа в рамках ряда критериев. С результатом анализа можно ознакомиться на рис. 3.

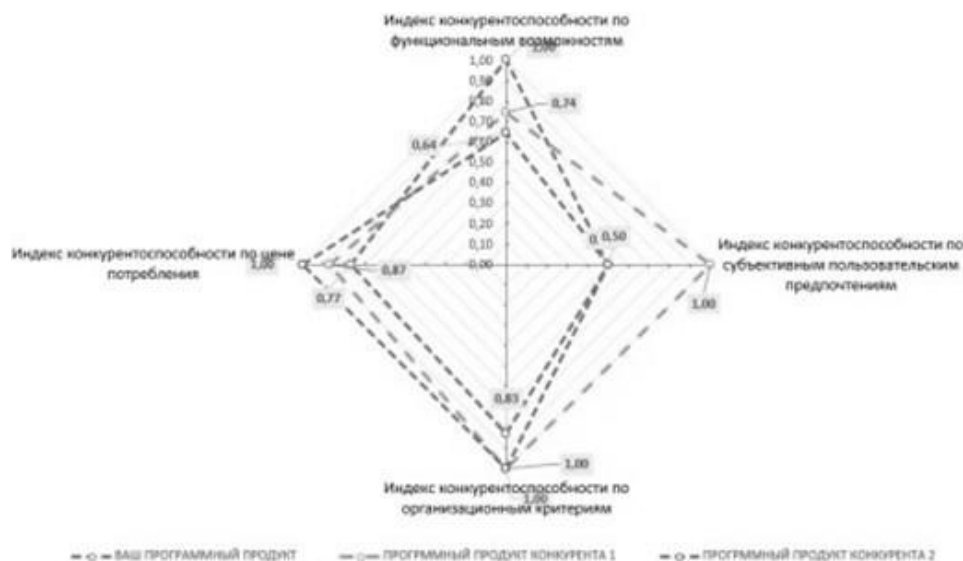


Рис. 3. Инфографика, показывающая итоговую оценку программного продукта в сравнении с продуктами конкурентов

Итогом расчета являются положительные результаты, связанные с превосходящими или близкими к превосходящим показателями в большинстве категорий по крайней мере при сравнении хотя бы с одним из продуктов конкурента [3, 23].

4. Заключение

Данный прототип является доказательством эффективности предложенного подхода, но он требует доработки, в рамках доработки требуется расширить ряд моделей ТСЗО, доработать интерфейс, а также разработать план внедрения данного ПО в существующий учебный процесс. Тем не менее расчеты и апробация показали то, что дальнейшая разработка данного прототипа и подхода в целом являются оправданными и с экономической, и с научной точки зрения.

Список использованных источников

1. В России острая нехватка ИБ-специалистов: компании борются за кадры [Электронный ресурс] // CNews. – 2024. – 23 янв. – URL : https://www.cnews.ru/news/top/2024-01-23_v_rossii_ostraya_nehvatka (дата обращения: 14.05.2025).
2. Васильева, Е. В. Дефицит ИТ-кадров в России на современном этапе: причины и пути преодоления / Е. В. Васильева, А. Н. Каманина // Дискуссия. – 2023. – № 2(117). – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/defitsit-it-kadrov-v-rossii-na-sovremennom-etape-prichiny-i-puti-preodoleniya> (дата обращения: 14.05.2025).

3. Пыршев, Ф. М. Разработка и применение учебно-тренировочного комплекса по ТСЗО для подготовки специалистов по информационной безопасности : научно-исследовательская работа в рамках магистерской диссертации / Ф. М. Пыршев ; ТГТУ ; науч. рук. Ю. Ю. Громов. – Тамбов, 2024. – 129 с.
2. Kuznetsov, A. N. Adaptive Knowledge Control in Digital Learning as a Factor in Improving the Quality of Education [Электронный ресурс] / A. N. Kuznetsov, E. S. Kulagina, O. I. Zubkova // ResearchGate. – 2022. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/363794056> (дата обращения: 14.05.2025).
3. Буданцев, Д. В. Цифровизация в сфере образования: обзор российских научных публикаций / Д. В. Буданцев // Молодой ученый. – 2020. – № 27(317). – С. 120 – 127. – URL : <https://moluch.ru/archive/317/72477/> (дата обращения: 14.05.2025).
4. Wibowo, A. Ipma Analysis Of Acceptance Of Use Of Learning Management System (Lms) Telkom University Students [Электронный ресурс] / A. Wibowo, T. A. Napitupulu, A. H. Suryana // ResearchGate. – 2022. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/360162166> (дата обращения: 14.05.2025).
5. Almaiah, M. A. Tools Of Digital Learning Scheme In The Era of Pandemic Covid 19 [Электронный ресурс] / M. A. Almaiah, A. Al-Khasawneh, A. Althunibat // ResearchGate. – 2022. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/353644323> (дата обращения: 14.05.2025).
6. Zhang, L. Research on the Application of Unity3D in the Protection and Inheritance of Intangible Cultural Heritage [Электронный ресурс] / L. Zhang, Y. Li, H. Chen // ResearchGate. – 2019. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/336804329> (дата обращения: 14.05.2025).
7. Шестаков, Е. И. Применение UNITY 3D для развития профессиональных навыков / Е. И. Шестаков, А. З. Пирматов, Т. М. Жолдошов // ВОГУ. – 2024. – № 2. – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-unity-3d-dlya-razvitiya-professionalnyh-navykov> (дата обращения: 14.05.2025).
8. Garcia-Cabot, A. Gamification of the Learning Process [Электронный ресурс] / A. Garcia-Cabot, L. de-Marcos, E. Garcia-Lopez // ResearchGate. – 2023. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/367628128> (дата обращения: 14.05.2025). – DOI:10.55612/s-5002-053-001psi.
9. Пыршев, Ф. М. Разработка практических методов для эффективного преподавания в области информационной безопасности, с использованием новых интерактивных подходов / Ф. М. Пыршев // Интеллектуальное приборостроение и технические средства обеспечения безопасности : сб. науч. тр. I Национальной науч.-практ. конф., Москва, 18 – 20 апреля 2023 года. – М. : МИРЭА – Российский технологический университет, 2023. – С. 138 – 140.
10. Kuzmin, A. V. Choosing technical components of the physical protection system of objects [Электронный ресурс] / A. V. Kuzmin, D. P. Zegzhda // ResearchGate. – 2022. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/358594567> (дата обращения: 14.05.2025).

11. Куделькин, В. А. Алгоритм подбора технических средств системы физической защиты объектов / В. А. Куделькин // Известия Самарского научного центра РАН. – 2015. – № 6-2. – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/algoritm-podbora-tehnicheskikh-sredstv-sistemy-fizicheskoy-zaschity-obektov> (дата обращения: 14.05.2025).
12. Громов, Ю. Ю. Изучение возможности виртуализации технических средств защиты объектов с применением имитационного моделирования / Ю. Ю. Громов, П. И. Карасев, Ф. М. Пыршев // Информация и безопасность. – 2024. – Т. 27, № 3. – С. 379 – 388.
13. Study of the Possibility of Virtualization of Technical Means of Object Protection Using Simulation Modeling [Электронный ресурс] / Yu. Yu. Gromov, P. I. Karasev, F. M. Pyshev, M. A. D. AlAmeedee // ResearchGate. – 2024.
14. Бугакова, Т. Ю. Моделирование систем : учеб. пособие / Т. Ю. Бугакова, П. Ю. Бугаков. – Новосибирск : СГУГиТ, 2020. – 82 с.
15. Худякова, Е. В. Имитационное моделирование процессов и систем в АПК: учеб. пособие / Е. В. Худякова, А. А. Липатов. – М. : Эксмо, 2023.
16. Волхонский, В. В. Телевизионные системы наблюдения: основы проектирования и применения : учеб. пособие / В. В. Волхонский. – СПб. : Горячая линия-Телеком, 2020.
17. Zegzhda, D. P. A Survey on Threat-Modeling Techniques: Protected Objects and Classification of Threats [Электронный ресурс] / D. P. Zegzhda, A. V. Kuzmin // ResearchGate. – 2022. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/359106143> (дата обращения: 14.05.2025).
18. Zhang, W. J. A methodology towards virtualisation-based high performance simulation platform supporting multidisciplinary design of complex products [Электронный ресурс] / W. J. Zhang, Q. Li, X. Wan // ResearchGate. – 2008. – URL : <https://www.researchgate.net/publication/241709261> (дата обращения: 14.05.2025).
19. Schulze, M. Virtual environments for competitive multiplayer computer games [Электронный ресурс] / M. Schulze, L. Nacke, C. Geiger // Software Engineering. 2016. – V. 21, No. 2. – P. 103 – 116. – URL : <https://link.springer.com/article/10.1007/s00791-015-0256-9> (дата обращения: 14.05.2025).
20. Кулаков, П. А. Особенности разработки компьютерных обучающих тренажеров в UNITY 3D / П. А. Кулаков, А. С. Еремин // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2024. – № 1. – URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/osobennosti-razrabotki-kompyuternyh-obuchay-uschih-trenazherov-v-unity-3d> (дата обращения: 15.05.2025).
21. Методические указания по выполнению экономического (организационно-экономического) раздела Выпускной квалификационной работы бакалавра (для студентов направлений подготовки: 09.03.03 – Прикладная информатика, 02.03.02 – Фундаментальная информатика и информационные технологии). – М. : РТУ МИРЭА, 2024. – 54 с.

РАСПРЕДЕЛЕНИЯ СВЯЗЕЙ В МОДЕЛИ ПРЕДПОЧТИТЕЛЬНОГО ПРИСОЕДИНЕНИЯ ПРИ УДАЛЕНИИ УЗЛОВ И СВЯЗЕЙ

Аннотация. Рассматривается модель предпочтительного присоединения (ПП) для направленных случайных графов, в которой новые узлы подключаются к существующим с вероятностью, пропорциональной их степеням. Особое внимание уделяется учету удаления узлов и ребер в процессе эволюции сети. Исследование направлено на анализ асимптотического распределения степеней узлов, возникающего при таких условиях. Модель расширяет классические подходы ПП, применимые к ненаправленным графам, и позволяет лучше описывать динамику сложных сетевых систем с ориентированными связями.

Ключевые слова: предпочтительное присоединение, схема удаления узлов и связей, power law.

1. Введение

Случайные графы создаются с заданными вероятностными характеристиками и находят широкое применение в моделировании сложных сетей. Предпочтительное присоединение (ПП) – модель соединения узлов в ненаправленном случайном графе, где новый узел соединяется существующими узлами пропорционально их степени [1 – 3]. Эта модель хорошо описывает поведение людей в сообществах. Для направленных графов предложены схемы ПП, которые учитывают направления связей [4 – 6]. Исследования показывают, что распределение связей может соответствовать power-law или экспоненциальному распределению в зависимости от параметров модели. Основная цель работы – изучить метод ПП для направленных графов с учетом удаления узлов и связей в процессе эволюции для получения асимптотического распределения связей узлов.

2. Метод эволюции ненаправленных графов предпочтительным присоединением

Результаты для распределений связей узлов в ненаправленных графах, полученных методом ПП, приведены в [3]. Пусть дан граф $G = (V, E)$, где $|V| = N$, а p_i – доля узлов графа с i связями в этом графе. Если граф G эволюционирует по ПП, то для него будет справедливо

$$(N + 1 - r)p_i = Np_i + \delta_{ic} + c\pi_{i-1}p_{i-1} - c\pi_i p_i + 2m \sum_{i'} \pi_{i-1,i'} p_{i-1,i'} - 2m \sum_{i'} \pi_{i,i'} p_{i,i'} + r(i + 1)p_{i+1} - rip_i + 2qm \sum_j e_{i+1,j} - 2qm \sum_j e_{i,j} - rp_i,$$

где π_i – вероятность, что новый узел будет присоединен связью к узлу с i связями; $\pi_{i,i'}$ – вероятность, что новая связь будет создана между узлами с i и i' связями; $p_{i,i'}$ – вероятность выбора пары узлов с i и i' связями; $e_{i,j}$ – вероятность выбора связи между узлами с i и j . В этом уравнении описаны процессы, которые происходят с графом на шаге эволюции:

- добавление нового узла с $c \geq 0$ связями, где второй узел для связи выбирается с вероятностью $\pi_i \sim (a + bi)$. Пример – добавление нового документа в сеть Интернет, со ссылками на существующие;

- добавление $m \geq 0$ связей между уже существующими узлами, пара узлов для связи выбирается с вероятностью $\pi_{i,i'} \sim (s + ti)(s + ti')$, $s \geq 0, t \geq 0$. Пример – добавление гиперссылок или цитирования между веб-страницами, добавление в «друзья» в социальных сетях;

- с вероятностью $r \in [0,1]$ может быть принято решение удалить один узел. Узел выбирается равномерно среди существующих. Пример – удаление веб-сайта вместе со всеми его ссылками;

- с вероятностью $q \in [0,1]$ может быть принято решение удалить m связей, уже существующих в графе. Каждая связь выбирается равномерно среди всех. Пример – удаление из списка «друзей» пользователя в социальных сетях.

Уравнение упрощается и решается в частных случаях параметров, если ввести среднее число связей приходящееся на один узел

$$\langle D \rangle = \frac{2[c + m(1 - q)]}{1 + r}.$$

Далее приведены несколько частных случаев и решения, которые им соответствуют:

Рост без удаления узлов и связей, $r = q = 0$. Это приводит к распределению по степеням $p_i \sim (i + i_0)^{-\gamma}$, где

$$\gamma = 2 + \frac{s[a + b(c + 2m)] + 2tc[a + b(c + m)]}{bsc + 2atm + 2bt(c + m)(c + 2m)},$$

$$i_0 = \frac{4bms(c + m) + as(c + 2m) + 2ac(c + m)t}{bsc + 2atm + 2bt(c + m)(c + 2m)}.$$

Рост с удалениями связей и узлов. В отличие от прошлого случая, было обнаружено, что при различных параметрах можно получить разные типы распределений. Было получено, при условии, что можно представить $\pi_i = A(a + i)$ и $\pi_{i,i'} = B^2(s + i)(s + i')$ через нормировочные константы A и B , при $a < a_c$ что степени узлов имеют распределение $p_i \sim i^{-\gamma}\Omega^i$, где

$$\gamma = \frac{Ac + B2ms + \Omega - (Aac + 2ms)(1 - \Omega)}{\Omega(Ac + 2mB - 2\Omega(r + 2qm/\langle D \rangle)) + (r + 2qm/\langle D \rangle)},$$

$$\Omega = \frac{Ac + 2mB}{r + 2qm/\langle D \rangle} < 1,$$

При $a > a_c$, что соответствует $\Omega = 1$, будет распределение powerlaw $p_i \sim i^{-\gamma}$. При $a = a_c$, $p_i \sim i^{-\gamma} e^{-\zeta\sqrt{i}}$, где

$$\gamma = -\frac{3}{4} + \frac{a}{2}, \quad \zeta = 2\left(\frac{c + m(1 - q)}{cr + m(q + r)}\right)^{1/2}.$$

Во всех случаях

$$a_c = \left(\frac{c + m(1 - q)}{1 + r}\right) \left(\frac{c(1 - r) + 2m(1 - q)}{m(q + r) + cr}\right).$$

3. Метод эволюции направленных графов предпочтительным присоединением

Схемы ПП были описаны в [4 – 6]. Схемы служат для создания новых направленных связей в графе. Связи могут быть направленными от ново добавленного узла к существующему узлу (так называемая α -схема), от существующего узла к ново добавленному (γ -схема) или между двумя существующими узлами (β -схема). Тип схемы, применяемой на шаге эволюции, выбирается с вероятностью α , β и γ так, что $\alpha + \beta + \gamma = 1$.

Пусть $G_k = (V_k, E_k)$ – направленный граф, полученный методом ПП на шаге эволюции k , а $N_k = \|V_k\|$ и $e_k = \|E_k\|$ число узлов и связей в графе. Связь $v \rightarrow w = (v, w) \in E_{k+1}$, созданная α -схемой на $k + 1$ шаге, направляется из нового узла $v \in V_{k+1}/V_k$, $v \notin V_k$, к существующему узлу $w \in V_k$, который выбирается с вероятностью

$$P_k^\alpha(w) = \frac{I_k(w) + \delta_{in}}{e_k + \delta_{in}N_k}.$$

Связь (w, v) , добавленная γ -схемой, направляется в новый узла $v \in V_{k+1}/V_k$, $v \notin V_k$, из существующему узла $w \in V_k$, который выбирается с вероятностью

$$P_k^\gamma(w) = \frac{O_k(w) + \delta_{out}}{e_k + \delta_{out}N_k}.$$

Связь (w_1, w_2) , добавленная β -схемой, создается между парой узлов $w_1, w_2 \in V_k$, каждый из которых выбирается независимо с вероятностью

$$P_k^\beta(w_1, w_2) = \left(\frac{I_k(w_1) + \delta_{in}}{e_k + \delta_{in}N_k}\right) \left(\frac{O_k(w_2) + \delta_{out}}{e_k + \delta_{out}N_k}\right) = P_k^\alpha(w_1)P_k^\gamma(w_2).$$

Добавим удаление узлов и связей по следующим правилам:

– при добавлении нового узла $v \in V_k$, $v \notin V_{k-1}$ с вероятностью $r \in [0,1]$ будет принято решение равномерно удалить один узел со всеми его связями. С вероятностью $1 - r$ ни один из узлов удален не будет. Из этого следует, что узел может быть удален только при использовании α - и γ -схем присоединения.

– при добавлении новой связи в граф на шаге k с вероятностью $q \in [0,1]$ будет принято решение равномерно удалить связь из множества E_{k-1} . Так при любой из схем присоединения создается одна новая связь, то на каждом шаге эволюции может быть удалена одна связь.

Пусть $x_{i,k}$ и $y_{j,k}$ это числа узлов с $i \geq 0$ входящими и $j \geq 0$ исходящими связями в направленном графе G_k на шаге эволюции k . Введем константы c_{in}, c_{out}, τ , как что

$$c_{in} = \frac{(\alpha + \beta)(1 + r)}{1 - q + \delta_{in}(\alpha + \gamma)(1 + r)},$$

$$c_{out} = \frac{(\gamma + \beta)(1 + r)}{1 - q + \delta_{out}(\alpha + \gamma)(1 + r)},$$

$$\tau = \frac{r+q}{1-q}.$$

Из результата работы [7, 8] для числа узлов с $x_{i,k}$ и $y_{j,k}$ выполнено

$$x_{i,k} = p_i^{in} k + o(k), y_{j,k} = p_j^{out} k + o(k)$$

при $r \neq 1, q \neq 1, \beta \neq 1$ с вероятностью 1 при $k \rightarrow \infty$, где при $i \rightarrow \infty, j \rightarrow \infty$

$$p_i^{in} \sim \begin{cases} A_{in} i^{-1 + \delta_{in} - \frac{1}{\tau - c_{in}}} \left(\frac{c_{in}}{\tau}\right)^i, & \text{при } \tau > c_{in}, \\ A_{in} i^{-\frac{3}{4} + \frac{\delta_{in}}{2}} e^{-\frac{2}{\sqrt{c_{in}}} \sqrt{i}}, & \text{при } \tau = c_{in}, \\ A_{in} i^{-1 - \frac{1}{c_{in} - \tau}}, & \text{при } \tau < c_{in}, \end{cases} \quad (1)$$

$$p_j^{out} \sim \begin{cases} A_{out} j^{-1 + \delta_{out} - \frac{1}{\tau - c_{out}}} \left(\frac{c_{out}}{\tau}\right)^j, & \text{при } \tau > c_{out}, \\ A_{out} j^{-\frac{3}{4} + \frac{\delta_{out}}{2}} e^{-\frac{2}{\sqrt{c_{out}}} \sqrt{j}}, & \text{при } \tau = c_{out}, \\ A_{out} j^{-1 - \frac{1}{c_{out} - \tau}}, & \text{при } \tau < c_{out}, \end{cases} \quad (2)$$

соответственно. При $r = 0, q = 0$ результат совпадает с теоретическими распределениями входящих и исходящих связей, полученными в работах [4 – 6].

Из формул (1) и (2) видно, что удаление узлов и связей приводит к появлению экспоненциального и показательного семейств распределений числа связей для части случая параметров. Схожий результат наблюдается для ненаправленных графов [3]. Пример зависимости типа распределения для числа входящих связей узла от параметров r, q и α представлен на рис. 1. Из рисунка видно, что увеличение r, q приводит переходу от распределения power-law с конечным числом существующих моментов для числа связей к экспоненциальным и показательным распределениям с бесконечным числом конечным моментов. Это подтверждает результаты [9], что Пейджранги узлов, как меры влиятельности близкие по распределению к числу входящих связей, из-за удаления узлов и связей имеют более легкие хвосты распределений, что соответствует большему числу конечных моментов.

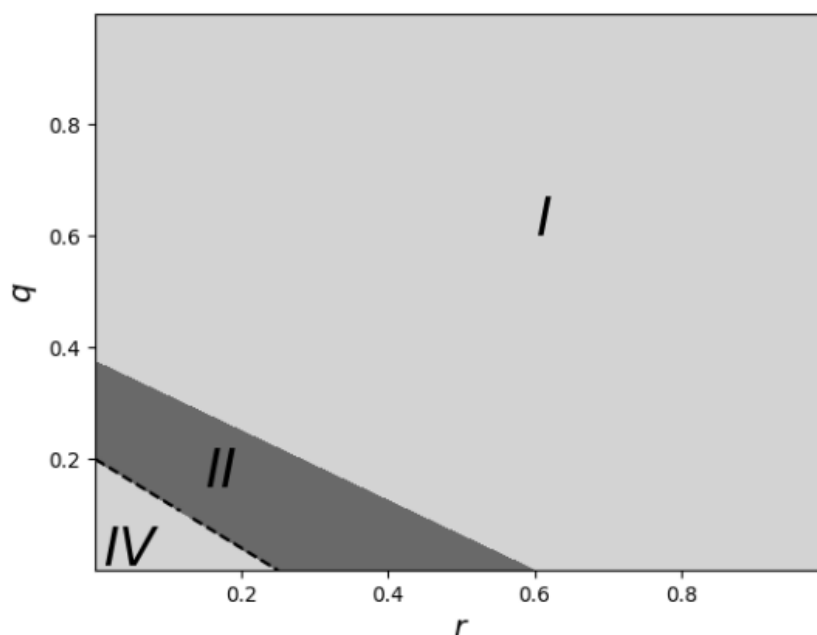


Рис. 1. Графики зависимости типа распределения количества входящих числа связей узла от параметров $(\alpha, \beta, r, q, \delta_{in})$ для III эволюции со схемами удаления узлов и связей:

Черный пиксир соответствует случаю III. Обозначения I, II, III, IV соответствуют распределениям из (1) при $-1 + \delta_{in} - \frac{1}{\tau - c_{in}} > 0, \tau > c_{in}; -1 + \delta_{in} - \frac{1}{\tau - c_{in}} < 0, \tau > c_{in}; \tau = c_{in}; \tau < c_{in}$. При вариации остальные принимаются равными $\alpha = 0,2, \beta = 0,5, r = 0,1, q = 0,1, \delta_{in} = 1$

4. Заключение

В работе представлены результаты исследования распределений числа входящих и исходящих связей случайного графа, полученного моделью предпочтительного распределения и стратегий удаления узлов и ребер. Было получено, что помимо классического power-law распределения это приводит к экспоненциальным и показательным распределениям с ростом числа удаляемых узлов и связей по сравнению с таковыми в направленных графах, полученных методом предпочтительного присоединения без удаления узла и ребра.

Работа выполнена при поддержке РФФ, номер проекта 24-21-00183.

Список использованных источников

1. Newman, M. E. J. Networks: an introduction. Oxford University Press / M. E. J. Newman. – Oxford, New York, 2010.
2. van der Hofstad, R. Random Graphs and Complex Networks. V. 1. Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics / R. van der Hofstad. – 2017.
3. Ghoshal, G. The role of elementary processes in network evolution / G. Ghoshal, L. Chi and A. L. Barabási // Sci Rep 3, 2920. – 2013.

4. Bollobás, B. Mathematical Results on Scale-Free Random Graphs / B. Bollobás and O. M. Riordan // Wiley-WCH, Weinheim. – 2002.

5. Directed scale-free graphs / B. Bollobás, C. Borgs, J. Chayes and O. Riordan // In Proceedings of the fourteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms (SODA '03). Society for Industrial and Applied Mathematics. – USA, 2003. – P. 132 – 139.

6. Are extreme value estimation methods useful for network data? / P. Wan, T. Wang, R. A. Davis, S. I. Resnick // Extremes 23. – 2020. – P. 171 – 195.

7. Рыжов, М. С. Асимптотическое распределение числа связей узла в направленном случайном графе, меняющемся по модели предпочтительного присоединения. АИТ (в процессе рецензирования).

8. Markovich, N. Modeling distributions of node characteristics in directed graphs evolving by preferential attachment / N. Markovich, M. Ryzhov // Proceeding of the 27th international scientific conference on Distributed Computer and Communication Networks: Control, Computation, Communications (DCCN-2024). – Cham : Springer, 2025. – 15460. – P. 279 – 288.

9. Markovich, N. Tail Index Estimation of PageRanks in Evolving Random Graphs / N. Markovich, M. Ryzhov, M. Vaičiulis // Mathematics. – 2022. – 10(16). – 3026.

УДК 004.056.53

А. А. Саломатин

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: sandr@ipu.ru

АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СИСТЕМЫ АУТЕНТИФИКАЦИИ С УЧЕТОМ КОМБИНИРОВАННОГО СЕКРЕТА ПОЛЬЗОВАТЕЛЯ

Аннотация. Разработано алгоритмическое обеспечение системы аутентификации с учетом комбинированного секрета пользователя. В отличие от существующих, оно учитывает большее число идентификационных атрибутов, определенных из нескольких источников данных, и обладает меньшим числом ограничений. Дальнейшее развитие работы связано с проведением вычислительных экспериментов, подтверждающих повышенную точность аутентификации для обеспечения.

Ключевые слова: аутентификация, цифровой след, комбинированный секрет, обеспечение системы аутентификации, криптография.

1. Введение

В наше время, когда активно происходит повсеместная цифровизация многих отраслей человеческой деятельности, особую ценность приобретает поддержка высокого уровня информационной безопасности пользователей.

Надежная защита пользователей от различного рода кибератак не позволяет злоумышленникам извлечь необходимую для себя информацию и использовать ее во вредоносных целях (например, с целью потери конфиденциальности пользователей или собственной имперсонализации).

Для решения проблемы, в том числе, разрабатывают системы риск-ориентированной аутентификации на основе цифрового следа пользователя, основанные на различных источниках данных (рис. 1) [1 – 4].



Рис. 1. Источники данных для цифрового следа

Среди данных систем аутентификации наиболее распространенными являются следующие:

- TypingDNA (на основе характеристик клавиатурного почерка);
- ThreatMetrix (на основе характеристик браузерного отпечатка);
- Cloudflare Access (на основе IP адреса и других характеристик сетевого отпечатка);
- Splunk (на основе журналов логов);
- Symantec Data Loss Prevention (на основе правил и политик для обнаружения чувствительной информации).

Однако, в рассмотренных и других существующих системах аутентификации, как правило, применяемые методы и алгоритмы используют всего один источник данных для цифрового следа, в связи с чем, в случае противодействия

отслеживанию идентификационных атрибутов отдельного источника точность аутентификации снижается.

В текущей работе разрабатывается алгоритмическое обеспечение системы аутентификации на основе цифрового следа пользователя с учетом комбинированных источников данных. В качестве алгоритмического обеспечения системы аутентификации рассматривается взаимосвязанный набор алгоритмов для решения задачи аутентификации. Предложенное обеспечение может предположительно повысить эффективность аутентификации в части точности аутентификации, использует большее число идентификационных атрибутов и применимо при большем числе ограничений.

2. Алгоритмическое обеспечение системы аутентификации на основе цифрового следа пользователя

Аутентификация пользователей на основе цифрового следа основана на модели владения секретом [5].

Дано:

- Секрет пользователя: $S \in S^*$, где S^* – множество возможных секретов.
- Публичная информация: $P = f(S)$ (например, сгенерированный открытый ключ).
- Сообщение для аутентификации: $m \in M$, где M – множество сообщений.
- Функция создания доказательства $g: S^* \times M \rightarrow D^*$, где $D = g(S, m)$ – доказательство владения секретом (например, цифровая подпись).
- Функция проверки доказательства $V: P \times D^* \times M \rightarrow \{1,0\}$.

Необходимо найти результат проверки $V(P, D, m)$, означающий подлинность пользователя, запросившего аутентификацию.

Существующий секрет генерируется с учетом рассматриваемых атрибутов цифрового следа пользователя, принадлежащих к тому или иному источнику данных из рис. 1. Для формирования публичной информации может, например, использоваться хэш-функция для преобразования отпечатка в числовое значение, а затем применяться криптографическая схема RSA для генерации публичных параметров ключа.

Новое алгоритмическое обеспечение системы будет предполагать учет комбинирования показателей, взятых из всех источников, для обеспечения повышенной точности аутентификации вследствие уменьшения рисков противодействия отслеживанию. Для противодействия отслеживанию идентификационных характеристик могут быть применены различные меры [6]:

- Браузерные расширения.
- Браузерные настройки.
- Прокси-сервер.

- VPN.
- Отключение JavaScript.
- Защищенные протоколы.
- Программные инструменты обходов.
- Анонимайзеры.
- Другие известные меры противодействия.

При этом чем большее число источников данных используется, тем сложнее становится противодействовать отслеживанию.

Логические схемы для существующего и предлагаемого алгоритмического обеспечения системы аутентификации представим следующим образом (рис. 2 и 3).



Рис. 2. Логическая схема существующего алгоритмического обеспечения



Рис. 3. Логическая схема предлагаемого алгоритмического обеспечения

Из рисунка 3 заметно, что предлагаемое алгоритмическое обеспечение содержит обновленный блок «Генерация ключей» за счет включения новых подблоков, связанных с формированием комбинированного секрета с учетом различных источников данных.

4. Заключение

Таким образом, разработано алгоритмическое обеспечение системы аутентификации с учетом комбинированного секрета пользователя, связанного с такими источниками данных как браузерный отпечаток, сетевой отпечаток, журналы логов, поведенческие модели, сторонние комплексы. Данное обеспечение способно предположительно повысить эффективность аутентификации в части точности аутентификации. В дальнейших исследованиях планируется получить подтверждение данной гипотезы путем проведения вычислительных экспериментов.

Список использованных источников

1. Исхаков, А. Ю. Подход к выявлению связанных с пользователем сущностей веб-пространства в задаче адаптивной аутентификации / А. Ю. Исхаков, А. А. Саломатин // Актуальные задачи математического моделирования и информационных технологий : материалы Междунар. науч.-практ. конф. – Сочи, 2020. – С. 123 – 132.
2. Fingerprint based authentication system with keystroke dynamics for realistic user / G. V. Kumar, K. Prasanth, S. G. Raj, S. Sarathi // Second International Conference on Current Trends in Engineering and Technology (ICCTET 2014). – Coimbatore, 2014. – P. 206 – 209.
3. Wang, F. Study and Design of Intelligent Authentication System Based on Fingerprint Identification / F. Wang, Y. Zhang // 2009 Second International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling. – Wuhan, 2009. – P. 170 – 173.
4. Abu Bakar, K. A., Adaptive authentication based on analysis of user behavior / K. A. Abu Bakar, G. R. Haron // 2014 Science and Information Conference. – London, 2014. – P. 601 – 606.
5. Goldreich, O. Foundations of Cryptography. Cambridge / O. Goldreich. – Cambridge University Press, 2004. – 600 pp.
6. Саломатин, А. А. Безопасность данных пользователя облачной инфраструктуры / А. А. Саломатин // Тр. 16 Всерос. мультikonференции по проблемам управления (МКПУ-2023). – Волгоград, 2023. – Т. 1. – С. 209 – 212.

И. Р. Сафин, П. И. Карасев

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

e-mail: mega.korporatsiya@mail.ru,

Ф. М. Пыршев

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия

ОБЗОР МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ СКРЫТЫХ КРИПТОКОНТЕЙНЕРОВ НА НОСИТЕЛЯХ ИНФОРМАЦИИ

Аннотация. Рассмотрены методы обнаружения скрытых криптографических контейнеров на электронных носителях информации.

Ключевые слова: криптоконтейнер, зашифрованный контейнер, носитель информации.

1. Введение

В настоящее время злоумышленники часто хранят украденные данные, образы виртуальных машин, с которых ведется незаконная деятельность, и другие доказательства их преступных действий в криптоконтейнерах, факт наличия которых на электронном носителе информации они пытаются скрыть. Чтобы стало возможным находить криптоконтейнеры киберпреступников на их носителях информации, а, следовательно, не упускать доказательства их нарушений, необходимо разобраться в методиках сокрытия криптографических контейнеров и научиться их находить.

Криптоконтейнер – это зашифрованный файл, содержащий другие файлы или директории, защищенные с использованием криптографических алгоритмов. Это позволяет защитить информацию от несанкционированного доступа. Зашифрованные контейнеры используют для различных целей: законопослушные пользователи – для хранения личных и конфиденциальных данных (например, паролей и сканов документов), а злоумышленники – для сокрытия данных, способных доказать их вину. Последние используют самые разные методы для сокрытия самого факта хранения криптоконтейнера на носителе информации.

2. Основные методы сокрытия криптографических контейнеров

Самым простым способом спрятать зашифрованный контейнер является установка атрибута «Скрытый» для файла контейнера [1]. Простота данного способа компенсируется легкостью в его обнаружении: в операционных системах Windows 10 и Windows 11 достаточно в настройках программы «Проводник» включить отображение скрытых файлов, а в семействе операционных систем Linux – передать аргумент «-a» к команде «ls».

Более «креативно» скрыть криптоконтейнер можно, изменив его название и расширение и в последующем переместив его в другую директорию. Напри-

мер, контейнер «data» может быть переименован в «runtime.dll» и перемещен в папку с графическим приложением. Сперва может показаться, что это сведет к невозможному выявлению криптографического контейнера на носителе информации, однако с большой вероятностью такой файл будет выделяться среди остальных своим размером – объект весом несколько гигабайт в ресурсах условного текстового редактора явно вызовет подозрение.

Понимая это, киберпреступники могут прибегать к стеганографии – сокрытию информации путем встраивания ее в обычные данные, не вызывающие подозрения. К примеру, контейнер может быть скрыт в jpeg-изображении. Аналогично предыдущему методу, спрятанная информация может быть обнаружена по размеру изображения, в которое встроены контейнер – фотография, весящая даже сотню мегабайт, обязательно привлечет внимание.

Существует вероятность, что злоумышленник мог разработать алгоритм разбиения файла контейнера на множество частей с последующим встраиванием во множество изображений на носителе информации. При использовании достаточного количества файлов, можно добиться размеров файлов со скрытой информацией, не вызывающих подозрения. Хотя и вероятность обнаружения скрытого таким методом криптоконтейнера будет очень мала, на носителе информации скорее всего будет храниться алгоритм для его зашифровки и расшифровки, что даст основание полагать о хранении скрытых данных.

3. Технология криптоконтейнера с «двойным дном»

Вероятность компрометации зашифрованной информации значительно уменьшается, если злоумышленником был создан криптоконтейнер с «двойным дном». Это зашифрованный контейнер, для расшифровки которого используются два ключа: один дает доступ к подложной информации, второй – к секретной [2]. Получается, что скрыт сам факт наличия скрытых данных. Тогда может быть достоверно неизвестно, дал ли подозреваемый ключ для расшифровки незначительной информации или он действительно не хранил какие-либо секретные данные. Такой механизм основан на принципах отрицаемого шифрования.

При кажущейся невозможности обнаружения «двойного дна» криптоконтейнера, высока вероятность, что злоумышленник мог допустить ошибку, нарушающую безопасность такого контейнера. Например, использование журналируемой файловой системы, включенная функция дефрагментации дисков или использование слабого пароля [3].

Более того, использование «двойного дна» можно выявить, если обратить внимание на время последнего открытия или изменения файлов из подложной части контейнера и сравнить его с временем последнего взаимодействия с самим контейнером. Если оно сильно отличается, то велика вероятность того, что у анализируемого контейнера имеется скрытая часть.

4. Заключение

Может показаться, что при существовании такого количества способов сокрытия криптоконтейнера на носителе информации вероятность его обнаружения стремится к нулю. Как бы то ни было, зачастую обнаружить его можно благодаря человеческому фактору – в криптоконтейнере хранятся некие файлы, для взаимодействия с которыми в любом случае используются определенные программы. Например, для редактирования документов используется текстовый редактор, для образов виртуальных машин – гипервизор. Это программное обеспечение может иметь журнал ранее открытых файлов, который пользователь мог забыть очистить после работы со скрытой информацией. Другой пример – работа в терминале, при которой каждая вводимая команда сохраняется в журнал, а при вводе команд может указываться и путь к зашифрованному контейнеру или файлам, содержащимся в нем. Даже программы для монтирования криптоконтейнеров VeraCrypt и TrueCrypt с определенной настройкой могут хранить пути к контейнерам. Не стоит забывать, что ключи для их расшифровки могут находиться в оперативной памяти. А если преступники пренебрегают защитой своих данных, то ключи для расшифровки могут и вовсе храниться на носителе в незашифрованном виде, например, в текстовом документе.

Таким образом, существует множество способов скрыть зашифрованный контейнер на электронном носителе информации, из которых наиболее сложными для компрометации являются стеганография и создание контейнера с «двойным дном». В первом случае обнаружить криптоконтейнер можно по большому размеру файла (например, изображение весом несколько гигабайт явно не является нормой). В случае с «двойным дном» способ обнаружения зависит от многих факторов. Выявить его можно:

- перебором пароля, если злоумышленником установлен слабый пароль;
- просмотром журналов открытых файлов в различных прикладных программах, начиная от текстовых редакторов и заканчивая специализированным ПО;
- проверяя журнал введенных в терминал команд;
- сравнением времени последнего открытия или изменения файлов в криптоконтейнере с временем последнего монтирования контейнера в попытке определить, подложные эти данные или нет;
- анализируя содержимое оперативной памяти с целью найти ключ для расшифровки контейнера;
- проверкой существования на носителе информации незашифрованного файла, хранящего ключ для расшифровки криптоконтейнера.

Почти все методы обнаружения скрытого зашифрованного контейнера основываются на человеческом факторе. Следовательно, как бы злоумышленник не старался, все равно скрытый криптоконтейнер будет обнаружен на электронном носителе информации.

Список использованных источников

1. Каменский, С. Н. Поиск и получение доступа к скрытой информации на USB flash-накопителе / С. Н. Каменский // Студенческая научная весна : Всерос. студ. конф. : сб. тез. докл., Москва, 01–30 апреля 2021 года. – М. : Издательский дом «Научная библиотека», 2021. – С. 367 – 368.

2. Харина, Э. Н. Современные возможности обнаружения скрытой информации на компьютере, ноутбуке и планшете / Э. Н. Харина // Правовые основы развития гражданского общества на современном этапе : сб. ст. II Междунар. науч.-практ. конф., Пенза, 05 сентября 2021 года. – Пенза : Наука и Просвещение, 2021. – С. 44 – 47.

3. Дорогов, С. А. Метод сокрытия данных путем реализации скрытого файлового контейнера / С. А. Дорогов, Е. В. Трапезников // Нанотехнологии. Информация. Радиотехника (НИР-23) : материалы Всерос. молодеж. науч.-практ. конф., Омск, 18 апреля 2023 года / Омский государственный технический университет. – Омск : Омский государственный технический университет, 2023. – С. 286 – 290.

УДК 004.85

В. С. Серова, А. В. Голлай, Е. В. Бунова, И. Н. Голлай
Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия
e-mail: vladislava.serova.98@mail.ru

РАЗРАБОТКА МЕТОДА КЛАССИФИКАЦИИ ТЕКСТОВЫХ ДАННЫХ ДЛЯ СПЕЦИАЛИЗИРОВАННЫХ ОБЛАСТЕЙ

Аннотация. Статья посвящена разработке и исследованию метода Combined Neural BERT (CNB) для автоматической классификации текстовых данных с узкоспециализированной терминологией. Метод CNB интегрирует три ключевых компонента: BERT, FCNN и лексико-статистические методы с использованием «облака слов» для выделения и визуализации ключевых терминов. Оценка эффективности метода на реальном корпусе из 10 000 обращений граждан продемонстрировала 99% точность классификации.

Ключевые слова: классификация текстов, BERT, FCNN, гибридные модели, специализированная терминология, облако слов, семантический анализ.

В век информационного взрыва оперативная и точная обработка текстовых данных становится критически важным для многих организаций, позволяя им принимать обоснованные решения и повысить оперативность обработки

информации. Именно поэтому задача классификации текстов, позволяющая автоматически распределять текстовые данные по категориям, является одной из самых востребованных в области интеллектуального анализа данных. Методы классификации прошли долгий путь развития: от простых алгоритмов машинного обучения до современных мощных языковых моделей. Внедрение нейронных сетей, особенно трансформеров, совершило революцию в этой области, открыв возможности для более глубокого понимания смысла текста [1, 2]. Однако, несмотря на достигнутые успехи, задача классификации текстов остается актуальной и требует дальнейших исследований в направлении повышения точности классификации при наличии в тексте специализированных терминов [3 – 5] и скорости их обработки большого объема текста [6]. Особую сложность продолжают представлять задачи, связанные с анализом текстов, содержащих узкоспециализированную терминологию, поскольку большинство моделей обучаются на корпусах, отражающих общеупотребительную лексику [7, 8].

Таким образом, развитие и совершенствование методов классификации текстов остается важной и актуальной задачей, требующей комплексного подхода и применения передовых технологий.

Целью данной работы является разработка метода классификации обращений граждан, позволяющего оперативно и с высокой точностью (100%) осуществлять классификацию текстовых данных, содержащих узкоспециализированную лексику.

Традиционные методы представления текста, такие как Bag-of-Words (BoW), TF-IDF и n-граммы не учитывают порядок слов и контекст, что особенно является важным при работе с предметно-ориентированными текстами [9]. Методы векторизации следующего поколения Word2Vec, GloVe, FastText позволили моделировать семантические взаимосвязи между словами за счет использования плотных векторов и контекстов. Однако они по-прежнему не точны, т.к. присутствует ограничение статической природы векторных представлений: каждое слово кодируется одним вектором вне зависимости от контекста, в котором оно используется [10].

Существенный прорыв в области NLP связан с внедрением трансформерных архитектур, в первую очередь нейросеть BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), которая впервые предложила двунаправленное контекстуальное представление слов. Модели на основе нейросети BERT обучаются на обширных корпусах, что позволяет им обрабатывать текстовые данные [11, 12]. Тем не менее, даже при высоких общих показателях точности, производительность BERT-систем снижается если в тексте содержится предметно-специфическая лексика. Это объясняется тем, что BERT предобучается на универсальных корпусах, таких как Wikipedia, книги, журналы, и слабо адаптирован к узким доменам без дополнительной донастройки [13, 14].

Методы классификации текстовых данных могут существенно различаться по точности, сложности и требуемым ресурсам. Полносвязные нейронные сети (FCNN) традиционно применяются с различными техниками векторизации текста: BoW, TF-IDF, а также статическими эмбедингами Word2Vec, GloVe, FastText. Более современные подходы включают sentence embeddings, такие как Doc2Vec или Sentence-BERT. Эти методы формируют числовые представления текста, которые подаются в FCNN-архитектуру с полносвязными слоями. В качестве классификатора могут выступать внешние алгоритмы, такие как K-means [15]. Несмотря на простоту, такие FCNN ограничены в учете контекста слов и часто служат промежуточным этапом для выделения признаков [16].

В отличие от FCNN, модель BERT опирается на архитектуру трансформеров с механизмом самовнимания (self-attention), позволяющим учитывать контекст слова в обоих направлениях. Обучение BERT включает два этапа: предобучение и последующее дообучение под конкретную задачу. Модель использует токенизацию и генерирует динамические эмбединги на основе окружения слов. Для задач классификации над BERT добавляется полносвязный слой, который использует вектор как обобщенное представление текста [16].

В данной статье предложен новый гибридный метод CNB (Combined Neural BERT), который обеспечивает баланс между точностью, интерпретируемостью и вычислительной эффективностью и применим для классификации с узкоспециализированной лексикой.

Одной из перспективных стратегий является комбинирование BERT с более простыми, но адаптивными архитектурами, такими как полносвязные нейронные сети (FCNN), которые позволяют встраивать пользовательские или доменно-ориентированные признаки. Такие признаки могут быть получены, например, с использованием TF-IDF или специализированных словарей, а затем интегрированы в архитектуру вместе с эмбедингами от BERT. Гибридные модели позволяют достичь баланса между мощностью предобученной языковой модели и адаптивностью пользовательской логики [17]. Кроме того, использование FCNN как классификатора на основе BERT-эмбедингов позволяет снизить вычислительную сложность и ускорить обучение, что особенно важно в условиях ограниченных ресурсов [18].

Отдельного внимания заслуживает этап интерпретации и уточнения ключевых лексических признаков, особенно в случае текстов с высокой терминологической насыщенностью. В данной задаче успешно применяются методы визуализации частотных распределений, такие как «облако слов», позволяющее выделить наиболее релевантные термины в корпусе и понять тематику текстов до этапа обучения модели. Использование облаков слов как на этапе предварительного анализа, так и для уточнения гипотез об информационной насыщенности классов может способствовать лучшему отбору признаков и формированию эффективных признаковых пространств [19]. Это особенно важно, если

необходимо ориентироваться на лексические особенности отраслевого языка, а не на общеупотребительные слова, типичные для обучающих корпусов большинства трансформерных моделей [20].

Рассмотрим этапы разработки гибридного метода CNB (Combined Neural BERT) классификации текстовых данных:

1 Этап. Анализ полносвязных нейронных сетей (FCNN) и нейросети BERT при классификации текстовых данных.

Обе модели (FCNN и BERT) используют общие методы: нормализацию/векторизацию текста, обучение с учителем, GPU и регуляризацию. Однако реализации различаются: FCNN полагается на классическое ML и простую предобработку (удаление стоп-слов, лемматизацию), используя статические эмбединги (Word2Vec, TF-IDF). BERT требует предварительного обучения на больших данных и последующего дообучения (fine-tuning), применяя контекстно-зависимые эмбединги и токенизацию WordPiece. В вычислительном аспекте FCNN менее требователен, а BERT критически зависит от GPU.

FCNN простая и быстрая модель, идеальная для базовых задач без сложного контекста, работает даже на обычных процессорах. BERT предпочтительнее для сложных лингвистических задач, где важен глубокий контекст, при наличии соответствующих вычислительных ресурсов.

BERT применяет следующие передовые технологии глубокого обучения для качественного анализа текста:

1. Self-Attention и многослойные трансформеры обеспечивают глубокий контекстуальный и семантический анализ текста, выявляя связи между словами вне зависимости от их расположения.

2. Токенизация WordPiece и использование специальных токенов ([CLS], [SEP]) позволяют эффективно обрабатывать сложные и редкие слова, а также структурировать входные данные.

3. Предобучение с использованием методов Masked Language Modeling (MLM) и Next Sentence Prediction (NSP) формирует универсальные языковые представления, уменьшая потребность в большом количестве размеченных данных.

4. Контекстные эмбединги, полученные на выходе BERT, служат информативным входом для последующей классификации с использованием FCNN.

5. Fine-tuning позволяет адаптировать предобученную модель к конкретной задаче, что повышает точность и релевантность классификации.

Данные технологии, присущие BERT, целесообразно использовать в составе гибридной системы для обеспечения высокой точности за счет глубокой языковой модели и гибкости при адаптации к конкретным прикладным задачам.

2 Этап. Технология учета специализированных терминов при классификации текстовых данных.

Для вывода наиболее часто встречающихся слов в обращениях, которые не обработаны методами FCNN и BERT, используется метод уточнения ключевых лексических признаков в текстах с высокой терминологической насыщенностью «Облако слов» (Word Cloud). Данный метод позволяет визуально оценить наиболее частотные лексемы в корпусе, что особенно полезно для выявления доминирующих терминов. Преимущества использования метода «Облако слов» заключается в том, что метод позволяет наглядно и мгновенно определить, какие термины чаще всего встречаются в корпусе, может быть использовано даже специалистами без знаний в NLP, а также помогает сразу увидеть лексические «якоря» тематики, часто недоступные при стандартной токенизации и подсвечивает термины, отсутствующие в общеупотребительных моделях, которые используются методами FCNN и BERT. Универсальные эмбединги (Word2Vec, BERT) обучены на общих данных и могут плохо отражать отраслевую специфику.

Преимущество метода «Облако слов» перед ручными отраслевыми словарями и онтологиями заключается в его способности оперативно выявлять новые или редкие термины, неологизмы, аббревиатуры и жаргонизмы (например, в ИТ или медицине) по их частотности. Словари же часто обновляются медленно и пропускают такую лексику. Это делает «Облако слов» более эффективным инструментом на ранних этапах обработки текста, особенно при адаптации к конкретному корпусу.

Таким образом, разработанный гибридный метод Neuro Clustering System (NCS) объединяет полносвязные нейронные сети (FCNN), BERT и «Облако слов» для эффективной классификации текстовых данных. Он использует сильные стороны каждого компонента: простоту и эффективность FCNN при обработке числовых признаков и мощь BERT в работе с контекстом и семантикой текста. Из метода FCNN гибридный подход заимствует технологии очистки и нормализации текста, включая удаление стоп-слов, приведение к нижнему регистру и токенизацию, что обеспечивает качественное входное представление данных для последующего анализа.

Таким образом, разработан алгоритм работы гибридного метода при классификации текстовых данных с узкоспециализированной терминологией, который представлен на рис. 1.

Гибридный метод CNB, сочетающий в себе сильные стороны полносвязных нейронных сетей и нейросети BERT для классификации текстовых данных отличается от существующих методов двумя ключевыми особенностями: во-первых, он использует встроенную систему перекрестной проверки, где результаты полносвязной нейронной сети верифицируются с помощью BERT, повышая надежность классификации.

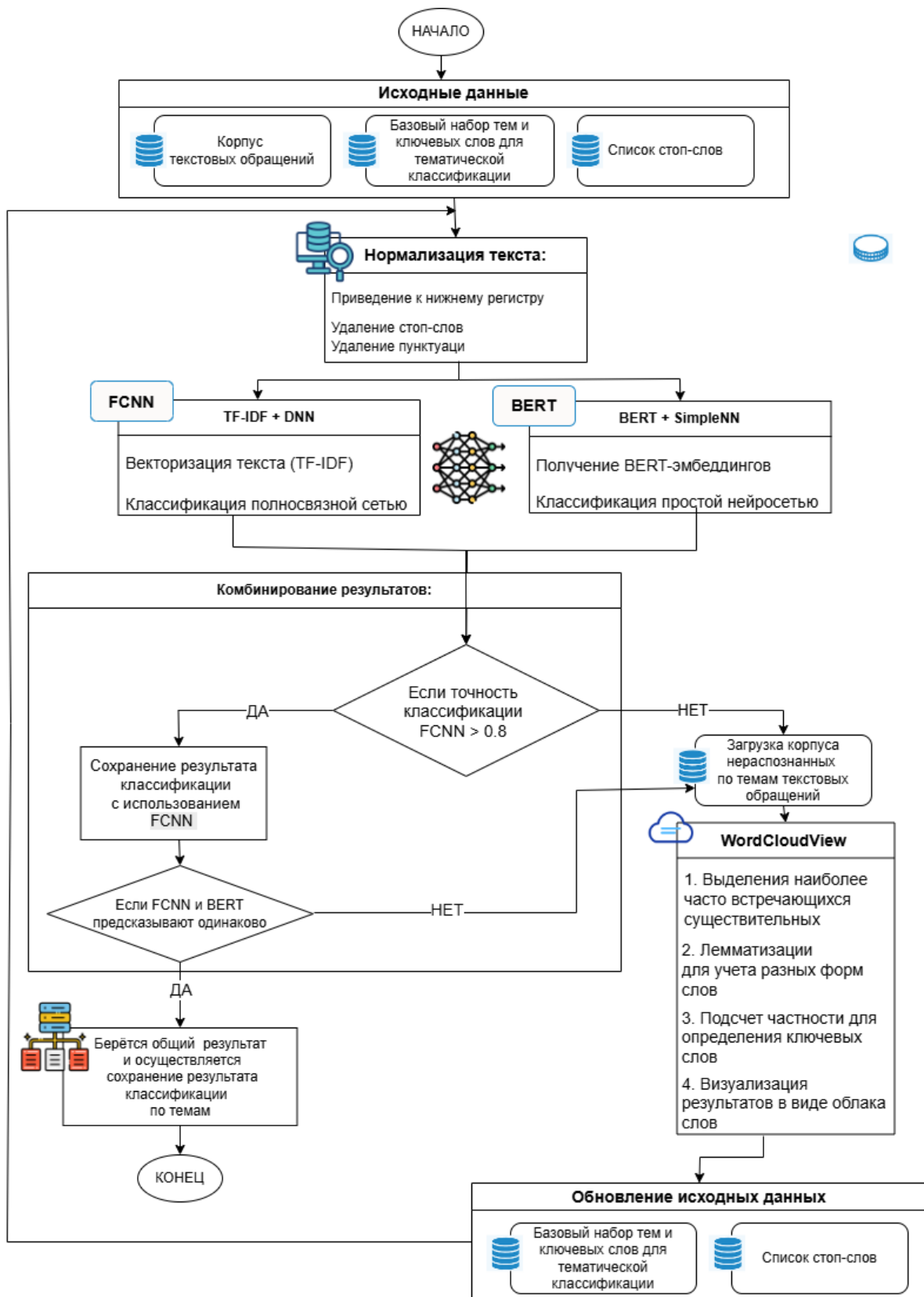


Рис. 1. Алгоритм гибридного метода при классификации текстовых данных с узкоспециализированной терминологией

Во-вторых, CNB позволяет интерактивно настраивать ключевые слова с помощью «Облака слов», адаптируя метод к терминологии предметной области и улучшая обработку специализированной лексики.

Данный гибридный метод протестирован на текстовых данных, включающих 10 тысяч обращений и запросов жителей Челябинской области, направленных на горячую линию Президента и Губернатора региона по семи тематическим направлениям. Базовый набор ключевых слов по темам включает 70 слов, стоп-слов включает 150 шт. Гибридный метод CNB показал максимальную точность (99%) после трех итераций, которые были проведены за 90 мин.

Таким образом, сочетание нейросетей FCNN, BERT и метода «облако слов» в единой архитектуре позволяет учитывать как контекстуальные особенности текста, так и специфические признаки узкоспециализированной лексики, обеспечивая дополнительную интерпретируемость модели и повышение точности классификации.

Список использованных источников

1. Attention is All You Need / A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, et al. // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). – 2017. – V. 30.
2. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding / J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova // Proceedings of NAACL-HLT. – 2019.
3. RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach / Y. Liu, M. Ott, N. Goyal, et al. // arXiv preprint. – 2019.
4. Pennington, J. GloVe: Global Vectors for Word Representation / J. Pennington, R. Socher, C. D. Manning // EMNLP 2014. – 2014. – P. 1532 – 1543.
5. Reimers, N. Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks / N. Reimers, I. Gurevych // EMNLP 2019. – 2019.
6. ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations / Z. Lan, M. Chen, S. Goodman, et al. // ICLR 2020. – 2020.
7. DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter / V. Sanh, L. Debut, J. Chaumond, T. Wolf // arXiv preprint. – 2019.
8. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space / T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, J. Dean // arXiv preprint. – 2013.
9. Enriching Word Vectors with Subword Information / P. Bojanowski, E. Grave, A. Joulin, T. Mikolov // Transactions of the Association for Computational Linguistics. – 2017. – V. 5. – P. 135 – 146.
10. Платонов, А. В. Семантический анализ отзывов об организациях методами машинного обучения / А. В. Платонов, И. С. Мартынова // Моделирование и анализ данных. – 2024. – Т. 14, № 1. – С. 71 – 80.
11. Платонов, Е. Н. Выявление и классификация токсичных высказываний методами машинного обучения / Е. Н. Платонов, Е. А. Руденко // Моделирование и анализ данных. – 2022. – Т. 12, № 1. – С. 92 – 98.
12. Zhang, Y. Understanding Bag-of-Words Model: A Statistical Framework / Y. Zhang, R. Jin // International Journal of Machine Learning and Cybernetics. – 2010. – V. 1, No. 1-4. – P. 43 – 52.

13. Орловский, К. А. Сравнительный анализ алгоритмов классификации текстов: от классических моделей к трансформерам / К. А. Орловский // Вестник науки. – 2023. – № 5(86). – С. 24 – 32.
14. Сологуб, С. Ю. Проблемы классификации текстов естественного языка методами классического машинного обучения / С. Ю. Сологуб, В. А. Пухов // Моделирование и анализ данных. – 2023. – Т. 13, № 2. – С. 58 – 67.
15. Махмуд, А. М. Алгоритм на основе трансформеров для классификации длинных текстов / А. М. Махмуд // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 3. – С. 45 – 52.
16. Оськина, К. А. Оптимизация метода классификации текстов, основанного на TF-IDF, за счет введения дополнительных коэффициентов / К. А. Оськина // Вестник Московского государственного лингвистического университета. Гуманитарные науки. – 2016. – № 15(754). – С. 175 – 187.
17. Игнатова, Т. В. Технологии потоковой обработки новостей для персонализированной поисковой выдачи новостного контента / Т. В. Игнатова, В. А. Ивичев // Всероссийский экономический журнал «ЭКО». – 2013. – № 3(465). – С. 183 – 189.
18. Эффективная классификация текстов на естественном языке и определение тональности речи с использованием выбранных методов машинного обучения / Е. С. Плешакова, С. Т. Гатауллин, А. В. Осипов и др. // Вопросы безопасности. – 2022. – № 4. – С. 1 – 14.
19. Епрев, А. С. Автоматическая классификация текстовых документов / А. С. Епрев // Математические структуры и моделирование. – 2010. – № 1(21). – С. 65–81.
20. Сергиенко, С. В. Отбор признаков для классификации текстов на основе ограничений для весов терминов / С. В. Сергиенко // Сибирский аэрокосмический журнал. – 2023. – № 1. – С. 55 – 60.

УДК 004.8

К. А. Слезин

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия

e-mail: kirill.cska.slezin@gmail.com

НЕЧЕТКОЕ УПРАВЛЕНИЕ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ НА ОСНОВЕ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аннотация. Рассматривается задача следования мобильного робота по линии на основе обработки визуальной информации. Предлагается метод, сочетающий кластеризацию изображения в HSV-пространстве, полиномиальную аппроксимацию траектории и нечеткую логику управления. Такая архитектура обеспечивает адаптацию к внешним условиям и устойчивость к шумам. Работа ориентирована на реализацию на встраиваемых устройствах с ограниченными ресурсами.

Ключевые слова: мобильный робот, нечеткое управление, кластеризация изображений, кривизна траектории, интеллектуальные системы.

1. Введение

Автономное передвижение мобильных платформ по заранее размеченной траектории является важной задачей в современной робототехнике. Подобные системы находят применение в логистике, складской автоматизации, образовательных платформах, а также в сервисной робототехнике. Классические методы управления, основанные на линейных регуляторах, например, PID (пропорционально-интегрально-дифференциальный), часто демонстрируют недостаточную гибкость при работе в условиях реального мира: наличие шумов, резкие повороты, неоднородное освещение [1, 2]. С другой стороны, методы глубокого обучения требуют существенных вычислительных ресурсов, что ограничивает их применение на маломощных устройствах [3].

В данной работе предлагается интеллектуальный подход, объединяющий методы кластеризации, полиномиальной аппроксимации и нечеткой логики [1, 4]. Система реализована на одноплатном компьютере Raspberry Pi и ориентирована на ресурсосберегающие вычисления, что делает ее пригодной для практического применения в условиях ограниченных аппаратных ресурсов.

2. Методология

Мобильный робот оснащен веб-камерой, направленной вниз и вперед, для захвата изображения линии на поверхности. Обработка осуществляется на платформе Raspberry Pi 4B, взаимодействующей с микроконтроллером Arduino, управляющим колесными приводами. Изображение с камеры передается в виде потока RGB-кадров с частотой 15 – 30 кадров в секунду. Система включает в себя этапы преобразования изображения, кластеризации, извлечения линии и ее аппроксимации, после чего результаты поступают в блок нечеткого управления, формирующего управляющее воздействие на моторы (рис. 1).

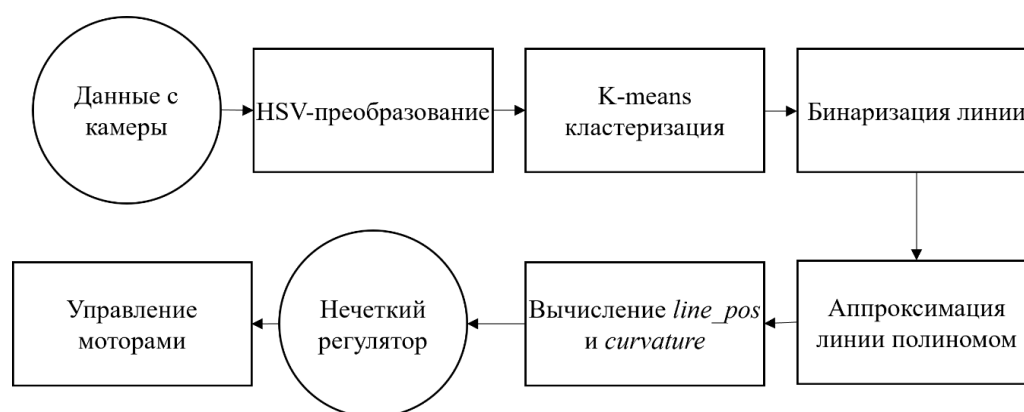


Рис. 1. Архитектура системы управления

Изображение преобразуется в цветовое пространство HSV для повышения устойчивости к изменению освещенности [2]. Применяется алгоритм кластеризации *K*-средних для сегментации изображения на $K = 3$ кластера. Выбор кластера, соответствующего линии, осуществляется по минимальному значению яркости (*V*-компонента):

$$k^* = \arg \min_{k \in \{1,2,3\}} \frac{1}{N_k} \sum_{i \in C_k} V_i,$$

где C_k – множество пикселей, принадлежащих кластеру k ; V_i – яркость пикселя; N_k – количество пикселей в кластере.

После выделения линии выполняется бинаризация и извлечение ее контура в нижней части кадра.

Координаты центра массы сегментированной линии используются для построения набора точек (x_i, y_i) . Эти точки аппроксимируются полиномом второй степени:

$$y = ax^2 + bx + c.$$

Аппроксимация выполняется методом RANSAC для устойчивости к выбросам и частичному шуму [2]. Кривизна линии определяется второй производной полинома:

$$k(x) = |2a|,$$

что используется в качестве одного из параметров управления.

Система нечеткого управления основана на алгоритме Мамдани [1, 4]. Входными переменными являются нормализованное положение центра линии относительно кадра и кривизна траектории, вычисленная на предыдущем этапе. На выходе формируется управляющий сигнал, изменяющий соотношение скоростей левого и правого моторов, обеспечивая тем самым корректировку направления движения робота (табл. 1).

1. Входные и выходные переменные нечеткой системы

Переменная	Тип	Диапазон значений	Назначение
line_pos	Входная	$[-1, 1]$	Смещение линии относительно центра изображения
curvature	Входная	$[0, k_{\max}]$	Кривизна линии, полученной из аппроксимации
turn	Выходная	$[-1, 1]$	Управляющее воздействие на моторы

База правил, заданная в лингвистической форме, охватывает основные поведенческие сценарии: прямолинейное движение, повороты различной степени, адаптацию к кривизне. Управляющее воздействие определяется с помощью дефаззификации методом центра тяжести:

$$turn = \frac{\int_{-1}^1 \mu_{turn}(x)x dx}{\int_{-1}^1 \mu_{turn}(x)dx}.$$

Таким образом, представленный алгоритм демонстрирует согласованность этапов обработки изображения и управления, позволяя реализовать устойчивое поведение робота без необходимости использования моделей глубокого обучения.

3. Анализ эффективности и ограничений метода

Представленный подход демонстрирует устойчивую работу в условиях непредсказуемой освещенности и неоднородной геометрии трассы, благодаря объединению методов сегментации, полиномиальной аппроксимации и нечеткой логики [1, 2]. Применение кластеризации позволяет адаптивно выделять линию вне зависимости от внешнего освещения, а использование кривизны линии в качестве дополнительного признака усиливает точность реакций системы при прохождении поворотов. Управляющие решения, принимаемые на основе лингвистических правил, обладают высокой степенью интерпретируемости, что особенно важно в образовательных и прототипных приложениях. Вместе с тем, система не лишена ограничений: необходимость ручной настройки параметров алгоритма кластеризации, зависимость точности от качества аппроксимации и возрастание вычислительных затрат при увеличении разрешения кадров требуют дальнейшего совершенствования. Возможными направлениями развития являются переход к адаптивной кластеризации, оптимизация структуры правил и внедрение элементов машинного обучения для автоматической калибровки системы.

4. Заключение

Разработана архитектура системы управления мобильным роботом, основанная на предварительной сегментации изображения, геометрическом анализе и нечеткой логике. Подход позволяет обеспечить автономное движение по линии без использования обучающих выборок и с минимальными аппаратными затратами. Предложенное решение может быть полезно в системах интеллектуального управления в рамках маломасштабных или образовательных робототехнических комплексов [5]. В перспективе возможно расширение алгоритма за счет интеграции методов машинного обучения для автоматического построения базы правил или оптимизации параметров.

Список использованных источников

1. Кулешов, А. А. Нечеткая логика и нейросетевые модели в задачах управления / А. А. Кулешов, С. Е. Юферев. – М. : МИФИ, 2016.
2. Васильев, В. И. Обработка изображений и компьютерное зрение / В. И. Васильев, А. Е. Назаренко. – М. : Горячая линия – Телеком, 2017.
3. Гаврилова, Т. А. Интеллектуальные системы: принципы разработки и применения / Т. А. Гаврилова. – СПб. : Питер, 2020.
4. Ивахненко, А. Г. Метод группового учета аргументов (МГУА) и нечеткое моделирование / А. Г. Ивахненко // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2015. – № 3. – С. 25 – 34.
5. Лебедев, А. А. Методы интеллектуального анализа данных : учеб. пособие / А. А. Лебедев. – М. : Форум, 2018.

НЕЧЕТКАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ЛИНГВИСТИЧЕСКИХ ПЕРЕМЕННЫХ КАК ОСНОВА ФОРМИРОВАНИЯ ПРАВИЛ ДЛЯ СИСТЕМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Аннотация. Рассматривается метод нечеткой кластеризации лингвистических переменных с применением алгоритма Fuzzy C-Means. Подход позволяет выявлять скрытые зависимости в данных с неопределенностью и формировать интерпретируемые правила для систем поддержки принятия решений. Метод повышает гибкость анализа и пригоден для использования в интеллектуальных системах управления.

Ключевые слова: нечеткая кластеризация, лингвистические переменные, Fuzzy C-Means, система поддержки принятия решений, интерпретируемые правила, интеллектуальный анализ данных.

1. Введение

Современные системы поддержки принятия решений сталкиваются с необходимостью обработки данных, содержащих неполноту, неопределенность и качественные оценки. Во многих прикладных областях информация представляется не в виде точных числовых значений, а с использованием лингвистических переменных – таких как «высокий уровень», «средняя интенсивность», «низкая вероятность» [1]. Традиционные методы анализа данных, основанные на жесткой логике и четкой классификации, не всегда позволяют адекватно отразить такие описания и использовать их в алгоритмах принятия решений.

Одним из эффективных инструментов работы с подобного рода данными является нечеткая кластеризация, позволяющая учитывать степень принадлежности объектов к различным группам и тем самым обеспечивать более гибкое и интерпретируемое разделение информационного пространства. Применение нечеткой кластеризации к векторам лингвистических переменных создает основу для выявления устойчивых паттернов и генерации правил, пригодных для последующей автоматизации логических выводов.

Целью настоящей работы является разработка метода формирования системы правил на основе группировки нечетких лингвистических описаний. Такой подход способствует интеграции экспертных знаний в процесс анализа и принятия решений и может быть использован в различных интеллектуальных системах, функционирующих в условиях ограниченной, качественной или частично формализованной информации.

2. Формализация задачи кластеризации

Рассмотрим множество нечетких векторов, каждый из которых представляет собой набор лингвистических переменных, заданных через функции принадлежности [1, 3]. Такие переменные могут описывать различные характеристики исследуемых объектов или процессов, которые по своей природе выражаются качественно, а не количественно. В условиях, когда использование точных числовых значений затруднено или нецелесообразно, лингвистические переменные – например, «высокий уровень активности», «средняя загруженность», «низкая устойчивость» – позволяют отразить экспертные знания в форме, пригодной для последующего анализа.

Каждому значению лингвистической переменной сопоставляется степень принадлежности к одному или нескольким семантически определенным классам. Для оценки различий между такими векторами применяется мера схожести, основанная на сравнении их функций принадлежности. Высокая степень схожести между векторами указывает на возможность их объединения в один кластер, что обеспечивает логическую связанность и интерпретируемость результатов группировки [4].

В отличие от традиционных методов жесткой кластеризации, при которых каждый объект строго относится к одному кластеру, нечеткий подход позволяет учитывать множественные степени принадлежности. Это существенно повышает адаптивность модели и точность аналитических выводов, особенно в задачах, где важна возможность гибкого учета неопределенности.

Таким образом, основная задача кластеризации в рассматриваемом контексте заключается в выделении таких групп (кластеров), которые обеспечивают высокую внутригрупповую согласованность и обладают интерпретируемыми характеристиками, пригодными для формирования правил в системах поддержки принятия решений. Такой подход способствует извлечению знаний из данных, представленных в нечеткой или экспертной форме, и повышает прозрачность процесса принятия решений.

3. Сравнение методов кластеризации

Метод FCM (Fuzzy C-Means) обладает рядом преимуществ при работе с нечеткими и лингвистически описанными данными, где значения переменных заданы в терминах, приближенных к естественному языку. По сравнению с традиционными алгоритмами кластеризации – такими как K-means, DBSCAN и иерархические методы – FCM демонстрирует более высокую гибкость, адаптивность и устойчивость к неопределенности.

Алгоритм K-means относится к методам жесткой кластеризации: каждый объект строго относится только к одному кластеру [4]. Это затрудняет приме-

нение данного подхода в задачах, где объекты могут обладать промежуточными характеристиками. В отличие от него, FCM присваивает объектам степени принадлежности ко всем кластерам, что позволяет моделировать размытые границы между группами. Кроме того, K-means ориентирован исключительно на числовые данные и не учитывает специфику нечетких или лингвистических переменных. Метод FCM, напротив, напрямую работает с функциями принадлежности, что делает его более применимым в условиях качественной информации. Также FCM снижает влияние выбросов и допускает использование различных индексов качества кластеризации, таких как индекс Дэвиса–Болдина, для выбора оптимального числа кластеров.

Метод DBSCAN определяет кластеры на основе плотности точек и хорошо подходит для анализа разреженных данных. Однако он требует задания параметров радиуса соседства и минимального количества точек, что чувствительно к структуре исходных данных. Более того, DBSCAN не предусматривает частичной принадлежности объекта к разным кластерам, что ограничивает его применимость при работе с нечеткими описаниями. В отличие от него, FCM обеспечивает непрерывную шкалу принадлежности и позволяет учитывать плавные переходы между состояниями объектов. Также FCM не использует жесткое выделение шумов: каждый объект сохраняет определенную степень участия в модели.

Иерархическая кластеризация (агломеративная или дивизивная) строит древовидную структуру вложенных кластеров. Несмотря на удобство визуализации, такие методы имеют ограниченную масштабируемость из-за необходимости хранения полной матрицы расстояний и фиксируют принадлежность объектов на каждом уровне разбиения. FCM же реализует итеративную оптимизацию, что обеспечивает большую вычислительную эффективность, и допускает множественную принадлежность объектов, что особенно важно при работе с нечеткими переменными. Кроме того, в отличие от иерархических подходов, FCM ориентирован на использование информации, представленной в виде функций принадлежности (табл. 1).

1. Итоговое сравнение методов кластеризации

Метод	Тип принадлежности	Устойчивость к шуму	Вычислительная сложность	Работа с размытыми границами	Подходит для нечетких данных
FCM	Нечеткая	Высокая	Средняя	Отличная	Да
K-means	Жесткая	Низкая	Низкая	Плохая	Нет
DBSCAN	Жесткая	Высокая	Средняя	Средняя	Нет
Иерархическая кластеризация	Жесткая	Средняя	Высокая	Плохая	Нет

Сравнительный анализ основных методов кластеризации позволяет выделить FCM как наиболее подходящий инструмент для задач, в которых требуется учитывать нечеткость, размытые границы и качественные описания объектов. Его возможности по формированию интерпретируемых кластеров и генерации правил делают его эффективным компонентом интеллектуальных систем поддержки принятия решений.

4. Метод кластеризации

Метод Fuzzy C-Means (FCM) предназначен для кластеризации данных, в которых значения переменных заданы с неопределенностью или качественно – в виде лингвистических описаний. В отличие от традиционных алгоритмов, таких как K-means, предполагающих жесткую классификацию объектов, FCM допускает множественную принадлежность одного объекта к нескольким кластерам с различной степенью уверенности. Это позволяет учитывать размытые границы между группами и повышает адаптивность анализа.

Метод особенно эффективен в тех случаях, когда данные трудно точно формализовать, и требуется отражение реальной неопределенности, присутствующей в исходной информации. FCM используется в задачах, где интерпретируемость и гибкость модели имеют приоритет над жесткой структурой.

Алгоритм FCM реализуется как итеративный процесс, включающий следующие ключевые этапы:

1. Инициализация параметров. Задается количество кластеров, начальные координаты центров кластеров и параметры размытости. Последний определяет степень нечеткости разбиения: чем выше параметр, тем более «размытыми» становятся границы между кластерами.

2. Расчет степеней принадлежности. Для каждого объекта определяется степень принадлежности к каждому кластеру на основе расстояния до центров кластеров. Ближайшие к центру объекты имеют высокую степень принадлежности, а удаленные – меньшую. Объекты, находящиеся между центрами, получают промежуточные значения.

3. Обновление центров кластеров. Центры пересчитываются с учетом текущих степеней принадлежности. Вклад каждого объекта в новый центр определяется пропорционально его степени принадлежности к соответствующему кластеру. Это обеспечивает адаптацию центров к структуре данных.

4. Проверка сходимости. Алгоритм продолжает работу до тех пор, пока изменения центров кластеров не станут пренебрежимо малы. После сходимости полученные кластеры отражают внутреннюю структуру данных с учетом их нечеткости.

На выходе алгоритм формирует:

- центры кластеров, отражающие обобщенные характеристики групп;
- матрицу принадлежности, в которой зафиксированы степени участия каждого объекта в каждом кластере.

Такой результат может быть использован для генерации интерпретируемых правил, применимых в системах поддержки принятия решений. Например, при наличии переменных с описаниями уровня, вероятности или качества, система может автоматически определить группы и сформулировать правила вида: «Если X находится в диапазоне A , а Y – в состоянии B , то объект с высокой вероятностью относится к кластеру C ».

Метод FCM демонстрирует высокую устойчивость к шуму и погрешностям данных, а также сохраняет информативность даже при частичной потере или размытости входных признаков [3]. Несмотря на более высокую вычислительную сложность по сравнению с жесткими методами, его способность учитывать неопределенность делает его эффективным инструментом для анализа в интеллектуальных системах, работающих с лингвистическими и экспертными переменными.

5. Формирование базы правил

После выполнения кластеризации методом FCM следующим ключевым этапом является построение базы правил. Эти правила позволяют интерпретировать полученные кластеры и применять их в системах поддержки принятия решений для анализа, диагностики и прогнозирования.

Каждый кластер, сформированный в процессе нечеткой кластеризации, представляет собой множество объектов с близкими характеристиками. Построение правил позволяет обобщить эти характеристики и формализовать знания в виде логических конструкций, пригодных для автоматического вывода. В отличие от жестких подходов, в которых объект однозначно относится к одному классу, при нечеткой кластеризации степень принадлежности к нескольким кластерам позволяет формулировать более гибкие, контекстно-зависимые правила [2].

Правила могут иметь следующий вид: «ЕСЛИ переменная X находится в высоком диапазоне, а переменная Y – на среднем уровне, ТО объект частично принадлежит кластеру A с вероятностью P ». Такие конструкции хорошо согласуются с логикой экспертного мышления и позволяют повысить интерпретируемость модели.

Процесс формирования базы правил включает несколько этапов:

1. Анализ центров кластеров. Для каждого кластера вычисляются обобщенные значения признаков, которые характеризуют соответствующую группу. Это позволяет выявить доминирующие особенности объектов, принадлежащих к кластеру.

2. Выделение значимых переменных. Определяются те переменные, значения которых наиболее существенно влияют на распределение объектов между кластерами. На этом этапе также устанавливаются характерные диапазоны значений для каждой группы.

3. Формулировка правил. На основе анализа центров и структуры данных разрабатываются правила вида «ЕСЛИ... ТО...», связывающие значения входных переменных с принадлежностью к определенному кластеру. Эти правила могут быть дополнены экспертными знаниями или сформированы автоматически.

4. Оптимизация и валидация. Производится отбор наиболее значимых и непротиворечивых правил, устраняются дубли и избыточные условия. Результаты тестируются на новых данных с целью повышения обобщающей способности модели.

Формируемая база правил повышает прозрачность логики работы системы, облегчает интерпретацию результатов пользователем и позволяет интегрировать модель в прикладные интеллектуальные решения. Гибкость подхода обеспечивает возможность обновления и адаптации правил по мере накопления новых данных.

Таким образом, построение базы правил на основе результатов нечеткой кластеризации позволяет не только структурировать данные, но и извлекать из них обобщенные знания, применимые для автоматизации управленческих и аналитических процессов в сложных и слабоформализованных системах.

6. Заключение

В данной работе рассмотрен подход к анализу нечетко представленных данных, основанный на применении алгоритма Fuzzy C-Means и формировании базы интерпретируемых правил. Особенностью предложенного метода является использование лингвистических переменных, отражающих качественные характеристики объектов или процессов, что позволяет учитывать неопределенность, присущую многим реальным задачам.

Преимуществами метода FCM являются его гибкость, устойчивость к размытым границам между кластерами, а также возможность множественной принадлежности объектов. Это делает его особенно эффективным в тех случаях, когда требуется не только классифицировать данные, но и объяснять принятые решения на уровне логических конструкций. Построенная на основе результатов кластеризации база правил позволяет формализовать скрытые закономерности в данных и интегрировать их в интеллектуальные системы.

Предложенный подход может быть использован в различных сферах – от диагностики и мониторинга до прогнозирования и поддержки управленческих решений – особенно в условиях ограниченности, неполноты или качественного характера исходной информации. В дальнейшем возможна интеграция методов оптимизации, автоматической генерации правил и адаптивной настройки параметров модели для повышения ее прикладной эффективности.

Список использованных источников

1. Заде, Л. А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. А. Заде // Вопросы кибернетики. – 1974. – № 2. – С. 109 – 149.
2. Коско, Б. Нечеткое мышление. Новая наука о нечеткой логике / Б. Коско ; пер. с англ. – М. : ООО «Издательство АСТ», 2004. – 415 с.
3. Борисов, В. В. Нечеткие модели и сети / В. В. Борисов, В. В. Круглов, А. С. Федулов. – 2-е изд. – М. : Горячая линия – Телеком, 2012. – 284 с.
4. Круглов, В. В. Интеллектуальные информационные системы / В. В. Круглов, М. И. Длин. – М. : Физматлит, 2002. – 227 с.

УДК 004.67+57.087

Г. К. Тевяшов

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
e-mail: glebtevyashov96@yandex.ru

БАЙЕСОВСКО-НЕЙРОННАЯ МОДЕЛЬ КОМПЛЕКСНОГО КОНТРОЛЯ ВОДНОЙ СРЕДЫ

Аннотация. Рассмотрены методы агрегации разнородных данных, применяемых в системах мониторинга водной среды, и выбор конкретного метода должен зависеть от природы источника данных, частоты получения данных и уровня помех. Приведенные методы для решения задач комплексного мониторинга используются как подготовительный этап перед комплексной вероятностной обработкой в байесовских сетях, где числовые, логические и категориальные признаки объединяются в единую причинно-следственную модель.

Ключевые слова: комплексный мониторинг, водная среда, экологический контроль, параметры воды, анализ данных.

1. Введение

В условиях растущего антропогенного воздействия на аквакультуру возрастают и требования к надежному, оперативному и информативному контролю подводных экосистем [1]. В проводимых автором исследованиях мониторинг, в целом, охватывает три взаимосвязанных, но методически разных подсистемы: состояние физико-химических параметров самой водной среды, состояние биоты и данные об инфраструктурных объектах. В то время как большинство действующих систем мониторинга ориентируется на один-два аспекта и потому дает только фрагментарное представление о реальном состоянии водоема [2 – 4].

1. К параметрам водной среды относятся температура, рН, растворенный кислород, окислительно-восстановительный потенциал, мутность. Параметры измеряются как непрерывные скаляры стационарными станциями и дублирую-

щими сенсорами на борту подводных аппаратов (ПА), или же при выборочном определении в лабораторных условиях. Такие данные высокоточны, но подвержены дрейфу калибровки и возможно деградации вследствие биофоулинга (т.е. зарастанием и образованием пленок в воде), частота поступления колеблется от герцового диапазона до минутных интервалов [5].

2. Поведенческие и морфометрические характеристики рыб (длина, масса, плотность посадки особей, индекс групповой активности) извлекаются из потоков видеок кадров с помощью сверточных нейросетей, к примеру, YOLO-семейства. Информация носит визуально-событийный характер, отличается высокой временной разрешающей способностью (5 – 10 кадров/с) и нелинейной зависимостью точности от оптических условий, в том числе и зарастания.

3. У инфраструктурных сооружений, к примеру, трубопроводов, отслеживаются дефекты сварных швов, зоны коррозии и очаги утечек [6]. Данные регистрируются комбинированно, т.е. видеоканалом (низкочастотная, но высокодетализированная текстура поверхности) и вибро-/акустическими датчиками (кратковременные высокочастотные импульсы).

К этим данным добавляется кинематическая информация о перемещении робота и координаты стационарных станций, благодаря чему удается «привязать» найденные аномалии к пространству.

Разнородность указанных потоков проявляется не только в физических размерностях и единицах измерения; различаются также дисперсии шумов, интервалы опроса, способы кодирования (непрерывные скаляры, категориальные метки, бинарные тревоги). Перекрестный анализ позволяет не просто фиксировать факты, но и предсказывать аномальные отклонения, инициирующие экологические или техногенные аварии. К примеру, падение растворенного кислорода в придонном слое предвосхищает изменение поведения рыб за несколько минут до того, как показатели покинут нормативный диапазон; также, к примеру, обнаруженная утечка в трубе, связанная с локальным увеличением мутности, сигнализирует о грядущей катастрофе задолго до срабатывания датчиков.

2. Методы первичной агрегации данных

При разнородности поступающих потоков – обработка «сырых» данных непосредственно на периферийных узлах (стационарная станция, сопряженный контроллер ПА) становится трудозатратной. Цель локальной агрегации состоит в том, чтобы за короткий промежуток времени собирать информацию, уменьшив трафик, подавив одиночные выбросы и приведя данные к компактному формату, пригодному для последующего вероятностного вывода в центральной части системы. Ниже последовательно рассмотрены наиболее часто используемые приемы такой агрегации и показано, каким образом их результаты – числовые, бинарные и категориальные.

1. Взвешенное среднее:

Показания нескольких датчиков одного параметра сводятся в единую оценку, минимизирующую среднеквадратичную ошибку при независимых гауссовых шумах:

$$\hat{x}(t) = \frac{\sum_{j=1}^m w_j(t) Z_j(t)}{\sum_{j=1}^m w_j(t)}, w_j(t) = \sigma_j^{-2}(t), \quad (1)$$

где $\hat{x}(t)$ – агрегированная оценка параметра в момент t ; $Z_j(t)$ – j -е мгновенное измерение того же параметра; m – число параллельных датчиков; $w_j(t)$ – вес j -го датчика, $\sigma_j^2(t)$ – дисперсия шума этого датчика (а $\sigma_j^{-2}(t)$ – обратное ее значение).

К примеру, три станции измеряют рН (7,12, 7,10, 7,18) с дисперсиями 0,002, 0,001 и 0,004 рН²; итоговое $\hat{x}(t) = 7,11$ – уточнение значения без лишнего трафика.

2. Медиана и усеченное среднее:

При редких, но сильных выбросах надежнее брать медиану

$$\hat{x}_{med} = median \{Z_i\}, \quad (2)$$

отбрасывая при этом $\alpha\%$ крайних Z_i . Символ α задает долю отсечения.

К примеру, за десять секунд датчик мутности дал тысячу значений; два всплеска вызваны зоопланктоном. При $\alpha = 1\%$ усеченное среднее сохраняет нормальный уровень мутности, избегая ложной тревоги.

3. Минимум и максимум:

Метод «худшего случая» мгновенно проверяет нормативы:

$$\hat{x}_{min}(t) = \min Z_j(t), \quad \hat{x}_{max}(t) = \max Z_j(t), \quad (3)$$

где $\hat{x}_{min}(t)$ и $\hat{x}_{max}(t)$ – крайние значения текущего профиля.

К примеру, ПА сканирует растворенный кислород по глубине; найдено 4,7 мг/л, что ниже порога 5 мг/л. Система немедленно посылает тревожный пакет и запускает повторный замер.

4. Экспоненциально-взвешенное скользящее среднее:

Чтобы сгладить шум, но уловить динамику, используют:

$$\hat{x}_{ewma}(t) = \alpha Z(t) + (1 - \alpha) \hat{x}_{ewma}(t - \Delta t), \quad 0 < \alpha < 1, \quad (4)$$

где $Z(t)$ – текущее измерение; α – сглаживающий фактор; Δt – шаг дискретизации.

К примеру, температурный датчик на корпусе ПА при $\alpha = 0,2$ фильтрует турбулентные колебания, но своевременно замечает рост температуры.

5. Звуковой «средний уровень» для поиска утечки:

Для акустической диагностики подводного трубопровода в непосредственной близости к его стенке устанавливается гидрофон, непрерывно реги-

стрирующий звуковое давление во всем рабочем диапазоне частот. Обобщенный показатель акустического поля в момент времени t рассчитывается как квадратическое среднее отклонений (RMS):

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N z_k^2}, \quad (5)$$

где N обозначает число отсчетов в фиксированном временном окне; z_k – мгновенное значение акустического давления в паскалях для k -го отсчета. Величина $RMS(t)$ интерпретируется как интегральная энергия локального шума: в штатном режиме она остается квази-стационарной и отражает фоновые турбулентные процессы в водной среде. Появление микротрещины приводит к истечению газа или жидкости под давлением, сопровождающемуся широкополосным акустическим излучением; его вклад вызывает резкий рост $RMS(t)$. Для повышения достоверности детекции значение $RMS(t)$ анализируется совместно с электрохимическими потенциалами защитных станций и гидрохимическими показателями. Если, например, при базовом уровне 0,02 Па зарегистрировано устойчивое увеличение до 0,08 Па, а одновременно фиксируется отрицательный дрейф катодного потенциала, то повышается вероятность гипотезы «утечка». В результате центральный модуль формирует целевое задание для точечного визуального обследования подозрительного участка.

6. Булева агрегация бинарных признаков:

В системе трубопроводного мониторинга каждый датчиковый канал возвращает бинарный тревожный признак: $b_U(t)$ – падение катодного потенциала, $b_C(t)$ – избыток углеводородов, $b_{vis}(t)$ – визуально обнаруженный дефект. На периферии они конденсируются логической операцией «ИЛИ»

$$b_{OR}(t) = b_U(t) \vee b_C(t) \vee b_{vis}(t), \quad (6)$$

которая гарантирует мгновенный отклик, если хотя бы один модуль фиксирует аномалию. Для подтверждения штатного состояния используется логика «И»

$$b_{AND}(t) = b_U(t) \wedge b_C(t) \wedge b_{vis}(t), \quad (7)$$

выдающая единицу лишь при согласии всех каналов.

7. Категориальное голосование:

Итоговый класс выбирается большинством:

$$\hat{c} = \arg \max \sum_j^k 1\{C_j = c_k\}, \quad (8)$$

где C_j – класс, предложенный j -м детектором; $1\{\cdot\}$ – индикатор; c_k – возможные категории. К примеру, сети YOLOv9, ViT и ConvNext классифицируют рыбу как «сиг», «осетр». Большинство фиксирует «осетр», значит больше вероятность появления молоди осетра.

8. Нечеткая дизъюнкция:

Для лингвистических оценок уровня дефекта берут:

$$\mu_{OR} = \max(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_i), \quad (9)$$

где μ_i – функция принадлежности i -го источника. К примеру, визуальный инспектор дает $\mu_1 = 0,6$ («умеренная коррозия»), акустический $\mu_1 = 0,7$ («сильная»). Результат $\mu_{OR} = 0,7$ повышает вероятность решения «ремонт».

9. Правило Демпстера–Шафера:

При наличии «массы веры» m_1 и m_2 :

$$m_{12}(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C), \quad (10)$$

где A – гипотеза, B, C – подмножества, удовлетворяющие условию пересечения. К примеру, лидар фиксирует «препятствие» с долей веры 0,8, сонар с 0,6. Совмещенная масса m_{12} (препятствие) усиливает узел, и ПА выбирает объезд.

Элементарные процедуры сглаживания, описанные в подразделе, решают лишь первую половину задачи: они мгновенно уплотняют поток «сырых» наблюдений, но никак не связывают текущие оценки с тем, что происходило минуту, час или сутки назад. Полноценная подводная система должна удерживать во времени единую картину среды, поведения рыб и состояния труб, а значит непрерывно прогнозировать и корректировать целый вектор скрытых параметров.

3. Динамическая фильтрация

Любая точка под водой описывается набором величин: температурой, содержанием кислорода, положением робота, уровнем коррозии трубы и т.д. Эти величины меняются плавно, а поступающие измерения разрежены и шумны. В предыдущем разделе были показаны методы для сырого потока данных. Они работают точно и мгновенно, но не связывают данные во времени и не позволяют делать прогнозов. Следующий логичный шаг – ввести динамическую модель, которая удерживает целостную картину между моментами измерения. Эту роль берет на себя фильтр Калмана и объединяет физическую предсказательную модель и реальные замеры в один непрерывный поток оценок [7, 8]. Вектор состояния системы описывается

$$X(t) = [w(t), f(t), p(t), r(t)]^T, \quad (11)$$

Которое объединяет в момент времени t искомые значения: $w(t)$ – параметры водной среды; $f(t)$ – характеристики рыб; $p(t)$ – показатели состояния трубопровода; $r(t)$ – положение подвижных и стационарных платформ.

Между соседними моментами времени этот вектор меняется плавно, что формализуется матрицей A и (при наличии управляющих воздействий) матрицей B : из $X(t - \Delta t)$ получается прогноз

$$X^-(t) = AX(t - \Delta t) + Bu(t). \quad (12)$$

Как только приходят реальные измерения $Z(t)$, прогноз сравнивается с ними, и коэффициент усиления $K(t)$ решает, насколько сильно доверять свежим данным. Если камера работает в прозрачной воде, ее дисперсия шума мала и поправка велика; если вода помутнела, дисперсия возрастает, и камера почти игнорируется. В результате на каждом шаге мы имеем сглаженный вектор $X(t)$ и ковариацию $P(t)$, которая показывает, насколько точна каждая составляющая.

Такой подход достаточный в моменте, но это не объясняют, как параметры среды и технические факторы влияют друг друга. Для установления причинно-следственных связей и обучения предсказывать вероятности будущих событий на следующем уровне используется байесовско-нейронная сеть [9, 10]. Верхний слой графа получает сглаженные величины $\mu_i(t)$ и их дисперсии из $P(t)$; скрытые узлы представляют процессы, которые напрямую не измеряются, например, светопроницаемость воды или темп роста коррозии. Узлы-риски агрегируют вывод и дают количественные оценки, к примеру, «вероятность гипоксии в ближайшие 20 мин». Условные вероятности на ребрах графа задаются не жестко, а подстраиваются небольшой нейросетью, которая обучается на реальных историях «причина \rightarrow следствие». Благодаря этому сеть остается объяснимой (граф Байеса) и одновременно адаптируется к конкретной акватории (нейронная оптимизация весов).

Рассмотрим на примере. После ливня мутность мгновенно подскакивает до 120 NTU (Nephelometric Turbidity Unit). Фильтр Калмана фиксирует это значение и, учитывая высокую дисперсию видеоканала, снижает его вес в последующих обновлениях. Байесовско-нейронная сеть, получив наблюдение «мутность высокая», пересчитывает вероятность падения кислорода через причинные узлы «светопроницаемость» и «фотосинтез»; вероятность гипоксии на ближайшие тридцать минут возрастает до критического уровня, и система заранее активирует аэрацию. Аналогично совместное наблюдение коррозии камерой и характерного акустического импульса повышает вероятность микротрещины, что инициирует профилактическое снижение давления в данном сегменте трубопровода.

Таким образом, простые методы выполняют мгновенное шумоподавление, фильтр Калмана обеспечивает непрерывное и количественно оцененное сглаживание, а байесовско-нейронная сеть превращает эти данные в причинно-вероятностный прогноз, позволяя заблаговременно реагировать на экологические и техногенные отклонения.

4. Заключение

Комплексный мониторинг акватории начинается с элементарных систем, которые сглаживают одиночный шум и снижают нагрузку, но дают лишь статичный кадр ситуации. Фильтр Калмана накладывает на этот кадр динами-

ческую сетку, объединяя химические, биологические и технические показатели в единый вектор состояния и одновременно оценивая достоверность каждой компоненты. Далее байесовско-нейронная сеть, использующая сглаженные данные как факты, обучается уточнять причинные связи внутри экосистемы и трубопровода и выводит вероятности гипоксии, коррозионных утечек и стресс-поведения рыб, дополняя их превентивными рекомендациями управления. Такая сеть превращает разрозненные потоки наблюдений в скоординированную, интерпретируемую и энергоэффективную систему раннего предупреждения о техно-экологических рисках [10].

Список использованных источников

1. Об утверждении Положения о государственном экологическом мониторинге уникальной экологической системы озера Байкал : Правительство Российской Федерации. Постановление от 18 февраля 2023 г. № 260 (в ред. от 14.03.2024).

2. Голушков, Н. А. Интегрированная платформа мониторинга водной среды прудового хозяйства / Н. А. Голушков, А. Г. Кокуев // Вестник Астраханского государственного технического университета. Сер. Управление, вычислительная техника и информатика. – 2023. – № 1. – С. 57 – 63.

3. Integrating water quality data with a Bayesian network model to improve spatial and temporal phosphorus attribution: application to the Maumee River Basin / Z. Wei, S. Alam, M. Verma, et al. // Journal of Environmental Management. – 2024. – V. 360. – Art. 121120.

2. Байесовские сети. Теория и практика / Н. Г. Литвиненко, А. Г. Литвиненко, О. Ж. Мамырбаев, А. С. Шаяхметова. – Алматы : Алматинский ун-т, 2020. – 240 с.

3. Solar-powered integrated multi-sensors to monitor inland lake water quality using statistical data-fusion technique with Kalman filter / E. B. Priyanka, S. Thangavel, R. Mohanasundaram, R. Anand // Scientific Reports. – 2024. – V. 14. – Art. 25202.

4. Wang, W. Pipeline leak detection method based on acoustic-pressure information fusion / W. Wang, Y. Gao // Measurement. – 2023. – V. 212. – Art. 112691.

5. Климова, Е. Г. Разработка системы усвоения данных об окружающей среде на основе ансамблевого фильтра Калмана / Е. Г. Климова, Г. А. Платов, Н. В. Киланова // Вычислительные технологии. – 2014. – Т. 19, № 3. – С. 27 – 37.

6. Spatiotemporal analysis and risk prediction of water quality using Copula Bayesian networks: a case in Qilu Lake, China / X. Cheng, S. Wang, Y. Dong, et al. // Processes. – 2024. – V. 12, № 12. – Art. 2922.

7. Bayesian spatio-temporal models for stream networks / E. Santos-Fernández, J. M. Ver Hoef, E. E. Peterson, et al. // Computational Statistics & Data Analysis. – 2022. – V. 170. – Art. 107446.

8. Митрофанов, С. В. Применение искусственного интеллекта для мониторинга экологического состояния водных ресурсов / С. В. Митрофанов, О. М. Минаев, Л. М. Масаева // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 12, № 10.

УДК 621.391

Р. А. Токарев

Воронежский государственный университет, Воронеж, Россия

e-mail: tokarev0801@mail.ru

ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ФОРМИРОВАНИЯ НЕПРОИЗВОЛЬНОГО КАНАЛА УПРАВЛЕНИЯ В ЭРГАТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

Аннотация. Дана оценка произвольному управлению в эргатических системах с применением видеомониторинга, миограммы и ЭЭГ. Выделены типы операторов. Видеоанализ показал три типа управления по движениям глаз и головы. ЭЭГ при фоностимуляции выявила реакции, зависящие от наличия обратной связи. Разработаны миоинтерфейсы для реабилитации и управления дроном. Результаты применимы для создания интегрированных интерфейсов в эргатических и реабилитационных системах.

Ключевые слова: сенсорная особенность, оператор, управление, эргатическая система.

1. Введение

Современные человеко-машинные интерфейсы развиваются в сторону все более глубокой и естественной интеграции с пользователем. Важной целью таких систем становится возможность управления техническими объектами не только на уровне осознанных действий, но и посредством произвольных реакций организма, а также восприятие интерфейсов частью тела оператора. Одним из важнейших механизмов в этой области является механизм обратной связи, которая, при достижении определенного навыка, становится бессознательной. На этом принципе и основана идея максимальной интеграции подобных интерфейсов. Подобный способ интеграции особенно актуален в задачах реабилитации, управления беспилотными системами и построения высокоадаптивных эргатических комплексов.

Одним из центральных элементов такого подхода является миоинтерфейс – система, использующая мышечную активность (электромиограмму) в качестве канала управления. Вместе с тем, для построения по-настоящему универсаль-

ных систем, нацеленных на бессознательное управление и способных адаптироваться к различным уровням осознанности управления, необходима комплексная оценка различных уровней активности оператора.

Цель работы – изучить возможность непроизвольного управления через ЭЭГ и ЭМГ и оценить включение интерфейса в телесное восприятие. Задачи: исследовать ощущение интерфейса как части тела и потенциал управления без осознанных усилий.

Задачи работы включают:

- оценка возможностей формирования для разных интерфейсов подобных включений в контур тела человека;
- оценка непроизвольных интерфейсов на основе ЭМГ и ЭЭГ;

2. Сенсорные особенности операторов в задачах управления эргатическими системами при отсутствии зрительной обратной связи

Расширение требований к эргатическим системам управления требует развития подготовки операторов с учетом специфики интерфейсов, включая альтернативные каналы генерации команд – голосовые, акселерометрические, миографические, ВСІ, а также управление движением головы и глаз. Ключевой проблемой становится «слепое управление», при котором отсутствует зрительная обратная связь, и эффективность операторов зависит от моторной памяти – проприоцепции.

Материалы и методы

В исследовании участвовали 30 испытуемых (медианный возраст – 21 год). Изучалась способность генерации команд в интерфейсах «человек–компьютер» с/без зрительной обратной связи.

Использовались три интерфейса:

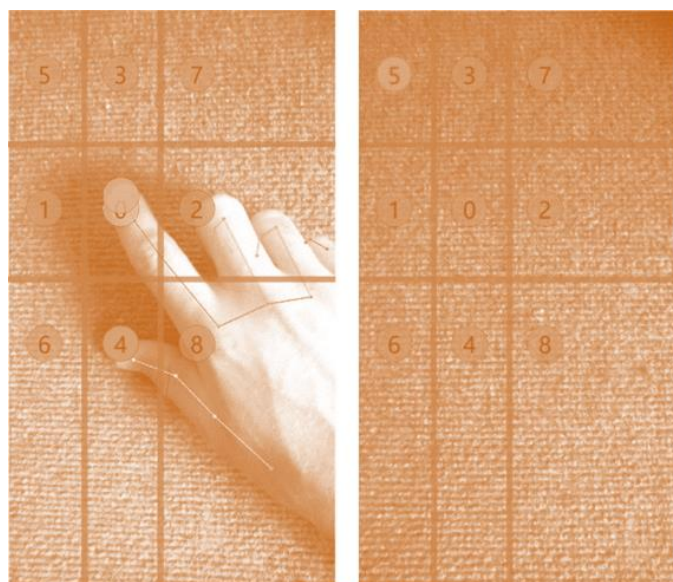
- РИ – виртуальная клавиатура (управление рукой);
- ГИ – управление движением головы;
- ОИ – инфракрасный окулограф.

Задание: перемещение оранжевого маркера к красному целевому в 3×3 сетке (рис. 1). Успех – при точности >95% в течение 1 с из 3. Для РИ и ГИ применялась камера, в ОИ – система слежения за правым глазом с калибровкой.

Поскольку эксперимент проходил без обратной связи по зрительному каналу, маркер испытуемого и видео положения руки отсутствуют.

Оценивались:

- время выполнения;
- длина траектории;
- скорость;
- СКО отклонения от идеальной траектории (рис. 2).



а)

б)

Рис. 1. Пример работы интерфейса, управляемого пальцем испытуемого:

а – круглый маркер, без обозначений – маркер испытуемого.

Нумерованный маркер центрального поля по цвету отличается от остальных нумерованных маркеров, так как является целевым;

б – целевым является маркер под номером 5

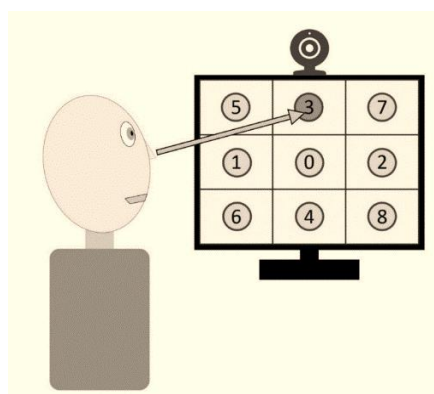


Рис. 2. Общая схема управления маркером движением головы

Анализ включал непараметрические критерии, корреляцию Спирмена и кластеризацию методом К-средних.

Результаты

Обратная связь значительно повышала точность, особенно при управлении рукой и головой. Для ОИ точность с ОС составила 62%, без нее – 45%. Без ОС точность для руки и головы снизилась до 44 и 41% соответственно. Движения руки без ОС становились сопоставимы по точности с движением глаз. Корреляции между временем, длиной и СКО были значимыми. С ОС участники демонстрировали более высокие скорости и отклонения, особенно при управлении головой. Для руки ОС снижала скорость и СКО при успешных попытках.

Анализ по целям показал: в ОИ точность не зависела от положения цели, тогда как для головы и руки – снижалась на периферии. Это подтверждает значимость моторной памяти.

Кластерный анализ выделил три кластера:

1. Высокое СКО для руки без ОС (34,2%),
2. Высокое СКО для ОИ без ОС (33,6%),
3. Умеренно высокое СКО для всех интерфейсов без ОС (32,2%).

Вывод. Управление рукой хорошо освоено благодаря опоре на проприоцепцию. Управление головой и глазами требует дополнительной адаптации и тренировки.

3. Создание информационной системы обратной связи в рамках реабилитации и управления БПЛА с помощью миографических интерфейсов

В рамках проекта реализовано два прототипа информационных систем. Первый – система визуализации мышечной активности с использованием очков дополненной реальности. Для получения ЭМГ-сигнала использовались кожные электроды, данные с которых обрабатывались через локальный сервер и визуализировались.

Обработка сигнала и визуализация данных

Сигнал дегиммируется и обрабатывается методом скользящего среднего (формула 1), после чего вычисляется накопленная сумма отклонений (формула 2), отражающая степень активности мышцы.

$$\bar{X}(k) = \frac{1}{n} \sum_{t=k}^{n+k} X(t), \quad (1)$$

где $\bar{X}(k)$ – сглаженное значение; $X(t)$ – исходное значение; n – размер окна (период сглаживания); k – номер члена ряда, значение которого заменяется средним

$$Sum = \sum_{i=1}^k |x_i - x'_i|, \quad (2)$$

где Sum – значение накопленной суммы; x_i – исходное значение; x'_i – сглаженное значение.

Альтернативный метод основан на вычислении коэффициента корреляции Спирмена:

$$\rho = 1 - \frac{6 \cdot \sum d^2}{n(n^2-1)}, \quad (3)$$

где d^2 – квадратов разностей между рангами; n – количество признаков, участвовавших в ранжировании.

Площадь конечности разбивается на полигоны (каналы), построенные по алгоритму Форчуна (диаграмма Вороного). Цвет полигонов отображает уровень мышечной активности: от красного (низкая) до зеленого (высокая) (рис. 3). Пределы отображения адаптируются в реальном времени.

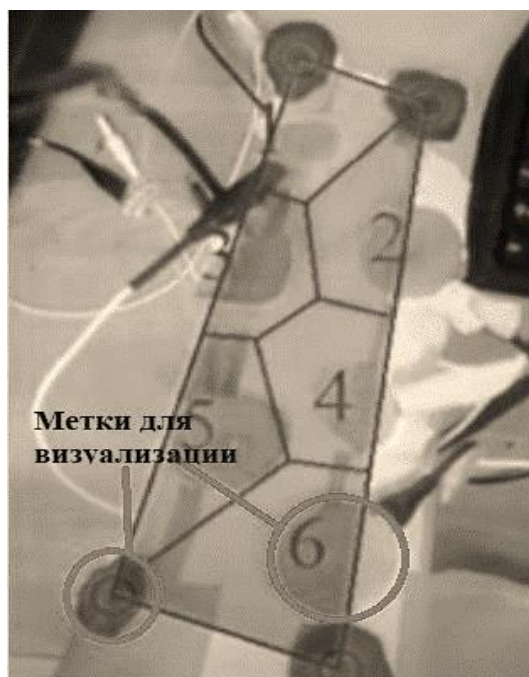


Рис. 3. Пример визуализации мышечной активности

Управление виртуальной рукой и дроном с помощью ЭМГ-сигнала

Сигналы обрабатываются аналогично: после сглаживания и суммирования отклонений определяется степень сгиба пальцев. Управление осуществляется по каналам, каждый из которых связан с конкретным пальцем. Программа предусматривает настройку чувствительности, отображение положения пальцев и фиксацию касаний. Реализована 3D-модель руки в Unity (рис. 4), способная к частичному и полному сгибу каждого пальца.

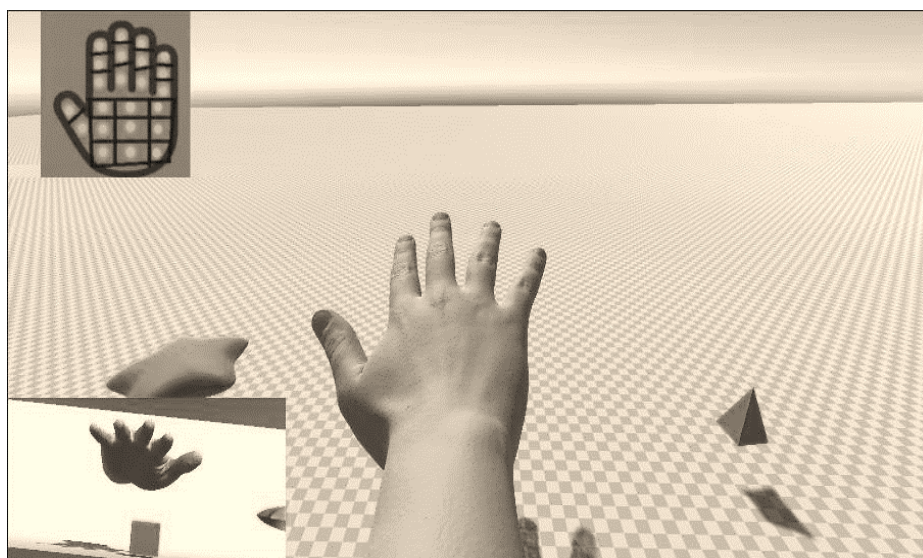


Рис. 4. Unity-приложение с виртуальной рукой

ЭМГ-интерфейс представлял собой систему, преобразующую миосигналы в дискретные команды. После децимации и сглаживания рассчитывалась накопленная сумма, служившая индикатором активности.



Рис. 5. Общий вид эксперимента

Управление осуществлялось по принципу: напряжение мышцы активирует текущую команду, которая сохраняется до расслабления. Интерфейс содержал элементы управления и трансляцию с камеры дрона. В каждом эксперименте оператор проходил трассу с воротами сначала с клавиатуры, затем – с помощью ЭМГ-управления (рис. 5).

4. Индивидуальные корреляционные паттерны электроэнцефалограммы как реакции на неосознаваемый канал биологической обратной связи

Нейрокомпьютерные интерфейсы (НКИ) позволяют управлять внешними устройствами с помощью мозговой активности. Помимо осознанного внимания, интерес представляют произвольные сигналы, отражающие подсознательные реакции, например, изменения ЭЭГ до начала движения или бессознательная синхронизация зон мозга. Такие сигналы могут повысить эффективность эргатических систем.

Материалы и методы

В исследовании участвовали 32 здоровых добровольца (16 мужчин и 16 женщин), случайно распределенные по двум группам. Этическое одобрение получено (протокол № 42-02 от 08.06.2020). Перед экспериментом проводились тесты Спилбергера и на рабочую память. ЭЭГ регистрировалась (аппарат «Нейрон–спектр 4», 21 канал, 5 кГц) с отведений F7–F8, F3–F4, C3–C4, P3–P4, O1–O2.

1. **Фоновая ЭЭГ** (1 мин): вычислялись коэффициенты корреляции Спирмена (КК) между всеми парами каналов. Отбирались пары с наибольшим квартильным размахом.

2. **Случайная звуковая стимуляция** (1 мин), громкость подбиралась индивидуально.

3. **Обратная связь по КК:** у 1-й группы стимуляция при $КК >$ верхнего квартиля, у 2-й – при $КК <$ нижнего.

4. **Обратное условие** с другими отведениями.

Во всех условиях испытуемые не получали инструкций, чтобы исключить осознанное реагирование. Использовались непараметрические статистические тесты, кластеризация, К-средних, иерархическая классификация.

Результаты

Пять состояний: F1, F2 (фон), R (случайный звук), U (звук при $КК > Q3$), D (звук при $КК < Q1$). На основе различий между ними сформированы индивидуальные векторы из 10 координат (0, -1, 1), отражающих значимые различия между парами состояний (рис. 6).

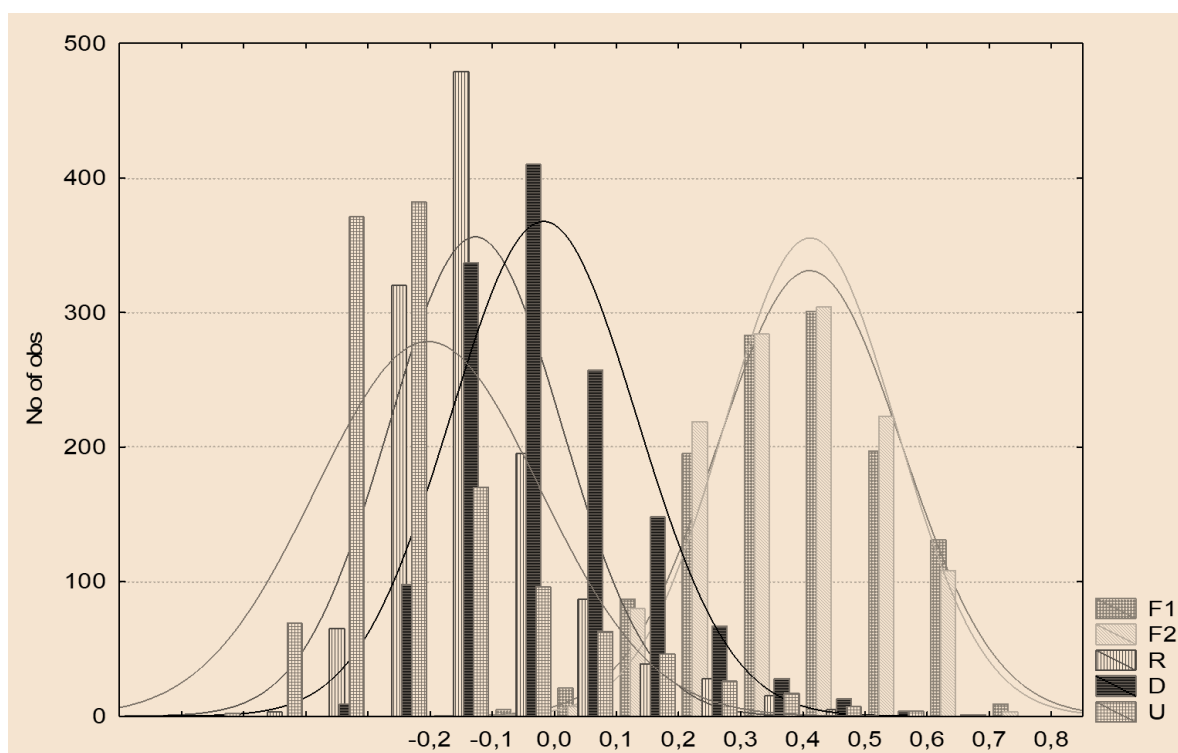


Рис. 6. Распределение коэффициентов корреляции в пяти состояниях

- F1 и F2 vs R: рост КК у большинства (F1: 24↑/8↓, F2: 22↑/10↓).
- F1 и F2 vs U: более равномерно (F1: 18↑/14↓, F2: 19↑/13↓).
- F1 и F2 vs D: преобладание роста (F1: 21↑/10↓, F2: 20↑/12↓).
- R vs U – распределение близко к равномерному (15↑ в U, 17↑ в R).
- R vs D – значимые различия ($p = 0.0023$): 22↑ в R, 9↑ в D.

Проведена кластеризация по индивидуальным векторным профилям.

Выявлены две группы: **синхронизационный профиль** – рост КК при стимуляции и **асинхронизационный профиль** – снижение КК, особенно при D. Профили отображены в евклидовом пространстве, выделены два специ-

фических типа реакции: специфическая реакция на окончание стимуляции и неспецифическое повышение КК. Использование ИНС дало точность классификации: RU – 72%, UD – 71%, RD – 71%.

5. Заключение

В данной работе исследована возможность создания человеко-машинных интерфейсов, способных к глубокой интеграции с пользователем за счет использования произвольных физиологических реакций – мышечной (ЭМГ) и мозговой (ЭЭГ) активности. Основное внимание уделено восприятию интерфейса как части тела и управлению без осознанных усилий.

На первом этапе проанализированы сенсорные особенности операторов при управлении без зрительной обратной связи. Результаты подтвердили значимость моторной памяти и необходимость адаптации интерфейсов к различным каналам восприятия. Управление рукой оказалось более точным, чем управление головой и глазами, особенно без визуального контроля.

На втором этапе разработаны прототипы информационных систем с использованием ЭМГ: визуализация мышечной активности, виртуальная рука и управление дроном. Реализована обработка сигналов в реальном времени и подтверждена эффективность миосигналов для интуитивного управления.

На третьем этапе изучены изменения корреляционных паттернов ЭЭГ в ответ на неосознаваемую обратную связь. Обнаружены устойчивые индивидуальные реакции, потенциально применимые для адаптивного управления.

Таким образом, показана практическая реализуемость интерфейсов, способных работать на грани сознания, адаптироваться к пользователю и восприниматься как продолжение тела. Это открывает перспективы для их применения в реабилитации, беспилотных системах и эргатических комплексах.

Список использованных источников

1. Биоэлектрическое управление / В. С. Гурфинкель, В. Б. Малкин, М. Л. Цетлин, А. Ю. Шнейдер. – М. : Наука, 1972. – 243 с.
2. Славущий, Я. Л. Физиологические аспекты биоэлектрического управления протезами / Я. Л. Славущий. – М.: Медицина, 1982. – 288 с.
3. Ивановский, Ю. В. Принципы использования метода биологической обратной связи в системе медицинской реабилитации. / Ю. В. Ивановский, А. А. Сметанкин // Биологическая обратная связь. – 2000. – С. 2 – 9.
4. Гаврилова, Е. А. Стресс-индуцированные нарушения иммунной функции и их психокоррекция / Е. А. Гаврилова // Физиология человека. – 1998. – С. 123 – 130.
5. Гусев, Е. И. Особенности депрессивного синдрома у больных, перенесших ишемический инсульт / Е. И. Гусев, А. Б. Гехт, А. Н. Боголепова // Журн. неврол. и психиат. – 2001. – 28 с.

6. Корнеев, А. А. Внутренняя репрезентация серии движений при воспроизведении статического рисунка и траектории движущегося объекта / А. А. Корнеев, А. В. Курганский // Журнал высшей нервной деятельности им. И. П. Павлова. – 2013. – Т. 63, № 4. – С. 437 – 450.
7. Мельк, А. Ю. Обзор интерфейса мозг – компьютер / А. Ю. Мельк // Научный аспект. – 2020. – Т. 5, № 3. – С. 704 – 707.
8. Орлов, И. В. Управление устройствами для двигательной реабилитации человека / И. В. Орлов, Ю. К. Столбков, Ю. П. Герасименко // Физиология человека. – 2018. – Т. 44, № 6. – С. 93 – 103.
9. Исследование характеристик и возможностей применения бюджетного айтрекера в эргономических задачах. Человеческий фактор в сложных технических системах и средах / М. И. Турицын, А. Н. Анохин, Д. А. Воловод и др. ; под ред. А. Н. Анохина, П. И. Падерно, С. Ф. Сергеева. – СПб. : Северная звезда, 2016. – С. 107 – 113.
10. Туровский, Я. А. Сравнение подходов к отслеживанию распределения внимания операторов с использованием окулографических интерфейсов / Я. А. Туровский, В. Ю. Алексеев // Программная инженерия. – 2023. – Т. 14, № 3. – С. 137 – 145.
11. Полубаров, А. А. Применение алгоритмов машинного обучения в интерфейсе мозг – компьютер на волне р300 / А. А. Полубаров, Д. А. Кашин, Д. Ф. Абдрахманов // Вопросы устойчивого развития общества. – 2022. – № 8. – С. 929 – 941.
12. Солодов, А. В. Эмоции в процессах памяти, когнитивных процессах и образовании. European Research : сб. ст. XVI Междунар. науч.-практ. конф. В 2 ч. / А. В. Солодов ; под ред. Г. Ю. Гуляева. – Пенза : Наука и просвещение, 2018. – Ч. I. – С. 190 – 194.
13. Туровский, Я. А. Алгоритм оценки результатов статистического анализа данных биомедицинской природы в условиях эффекта множественных сравнений / Я. А. Туровский, С. В. Борзунов, А. А. Вахтин // Программная инженерия. – 2021. – Т. 1, № 9. – С. 470 – 474.
14. Туровский, Я. А. Информационная система дополнительного канала обратной связи для видеоокулографических интерфейсов «человек–компьютер» / Я. А. Туровский, А. В. Алексеев, Ю. А. Ипполитов // Вестник новых медицинских технологий. – 2017. – Т. 24, № 2. – С. 152 – 157.
15. Особенности генерации команд для окулографических интерфейсов в условиях вестибулярных воздействий / Я. А. Туровский, А. В. Алексеев, Л. Г. Мурадова, А. П. Миронкин // Сенсорные системы. – 2023. – Т. 37, № 1. – С. 49 – 59.
16. Hampton, L. Reflexes. Quadcopter flight control using a low-cost hybrid interface with EEG-based classification and eye tracking / Reflexes Kim B., Kim M., Jo S // Computers in Biology and Medicine. – 2014. – V. 51. – P. 82 – 92.

17. Toreini, P. Using Eye-Tracking for Visual Attention Feedback. Information Systems and Neuroscience / P. Toreini, M. Langner, A. Maedche // Lecture Notes in Information Systems and Organisation. Cham. Springer. – 2020. – V. 32.

18. Wolpaw, J. Brain-computer interfaces: principles and practice / J. Wolpaw, E. W. Wolpaw. – Oxford University Press, 2012. – 424 p.

19. Yeo, I. K. A new family of power transformations to improve normality or symmetry / I. K. Yeo, R. A. Johnson // Biometrika. – 2000. – V. 87(4). – P. 954 – 959.

20. Development of a Feedback Information System Using Augmented Reality Glasses to Improve Myoelectric Prostheses and Medical Rehabilitation / R. A. Tokarev, Ya. A. Turovsky, S. V. Borzunov, A. A. Vakhtin // IEEE Conference. – 2024 – P. 1 – 5.

21. Костандов, Э. А. Функциональная асимметрия полушарий мозга и неосознаваемое восприятие / Э. А. Костандов. – М. : Наука, 1983. – 240 с.

УДК 004.032.26

А. А. Топильский

Липецкий государственный технический университет, Липецк, Россия

e-mail: arekiseidesu@gmail.com

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ МАТЕМАТИЧЕСКОГО РЕМОДЕЛИРОВАНИЯ В КОНТЕКСТЕ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

Аннотация. Работа посвящена применению методов математического ремоделирования для повышения эффективности рекомендательных систем. В работе проводится сравнительный анализ 5 классических моделей рекомендательных систем с целью отбора, а также процесс трансформации методами математического ремоделирования в расширенную нейросетевую архитектуру.

Ключевые слова: рекомендательные системы, математическое ремоделирование, нейросетевые модели.

1. Введение

Рекомендательные системы стали неотъемлемым инструментом в цифровой экономике и являются основным фактором, настраивающим взаимодействие пользователей с контентом, товарами и услугами [1, 2]. Их значимость обусловлена стремительным ростом объема доступной для пользователя информации и товара, который создает проблему «информационной перегрузки» – ситуации, когда пользователь оказывается не способен эффективно ориентироваться в многообразии предложений. В таких условиях рекомендательные системы выступают в роли интеллектуальных посредников, фильтруя и ранжи-

руя информацию на основе индивидуальных предпочтений, что не только упрощает процесс выбора, но и способствует повышению удовлетворенности и лояльности аудитории.

Математическое ремоделирование представляет собой подход, который включает преобразование существующих математических или имитационных моделей из одной формы в другую [3]. Это может быть как аппроксимация имеющейся модели другой, так и создание более сложных или специализированных моделей на основе имеющихся данных. В отличие от концепции суррогатных моделей в концепции ремоделирования увеличение скорости вычислений не является определяющим фактором, хотя этот фактор может являться одной из причин ремоделирования [4].

Математическое ремоделирование может применяться в рекомендательных системах для аппроксимации существующих моделей, например, аппроксимация коллаборативной фильтрации нейросетями – традиционная коллаборативная может быть заменена или дополнена нейросетевыми моделями для увеличения точности рекомендаций. Так же может применяться преобразование в графовые нейронные сети. Коллаборативная фильтрация может быть ремоделирована с использованием GNN, где пользователи и объекты представлены как узлы графа. GNN учитывают сложные взаимосвязи между пользователями и объектами (например, похожие вкусы пользователей или популярные предметы) и могут выдавать более точные рекомендации.

В данной работе математическое ремоделирование реализуется через трансформацию классических рекомендательных моделей в расширенные нейросетевые архитектуры. Формально, для базовой модели f_{base} строится ремоделированная модель $f_{remod} = f_{base} + \Delta f$, где Δf – параметрическое расширение, реализующее более сложные взаимодействия. Ключевой особенностью является инициализация весов расширения с частичным сохранением исходных параметров.

Процесс обучения ремоделированных моделей реализует принцип постепенного раскрытия сложности. На начальных этапах параметры базовой модели замораживаются, что позволяет новым компонентам адаптироваться к существующим представлениям. На поздних эпохах выполняется разморозка базовых параметров, активируя совместную тонкую настройку.

2. Отбор базовых моделей для процесса ремоделирования

Первым шагом данного исследования является отбор и построение базовых моделей рекомендательных систем, с целью применения методов математического ремоделирования. В ходе работы было решено провести сравнительный анализ 5 классических подходов к построению рекомендательных систем и отобрать из них 3 наиболее удачные модели.

1. Краткая характеристика моделей

Модель	Класс	Ключевая математическая основа	Сильные стороны
SVD++	Матричная	Сингулярное разложение с неявной обратной связью	Учет косвенных предпочтений
LightGCN	Графовая	Свертка на графе взаимодействий	Выявление сложных ассоциаций
DeepFM	Гибридная	Факторизационные машины + MLP	Комбинация низко- и высокоуровневых признаков
SASRec	Последовательная	Трансформеры с самовниманием	Учет временной динамики
FFM	Контекстная	Поле-ориентированная факторизация	Работа с категориальными признаками

Для отбора моделей был реализован скрипт, оценивающий точность, время работы и потенциал ремоделирования.

Оценка предсказательной точности – ключевым критерием является ошибка RMSE на тестовой выборке, отражающая способность модели к точному прогнозированию пользовательских рейтингов. Приоритет отдается моделям с минимальным значением RMSE, демонстрирующим высокую адекватность описания пользовательско-предметных взаимодействий.

Потенциал ремоделирования рассчитывался исходя из 2 факторов – улучшение точности относительно взятого среднего значения и генеративная способность модели, т.е. чем более разнообразные значения дает модель, тем лучше результат.

По результатам работы данного скрипта были получены следующие результаты:

```

Сводные результаты эксперимента:
  Model  Val RMSE  ...  Train Time (s)  Remodeling Potential
0   SVD++  0.883578  ...      137.506670      1.039329
1  LightGCN  3.749873  ...       2.122758      -0.930108
2   DeepFM  0.914061  ...     207.769608       0.945474
3   SASRec  3.476093  ...      52.081802     -1.190172
4      FFM  0.883312  ...      78.861495      1.024476
    
```

Рис. 1. Результаты работы скрипта

Модели SVD++ и FM показывают наименьшие значения ошибки RMSE на валидационной выборке (0.883 и 0.883 соответственно), что свидетельствует об их высокой предсказательной точности. Модель DeepFM, несмотря на более сложную архитектуру, демонстрирует близкий результат (0.914), что указывает на сохранение конкурентоспособного уровня точности. В противоположность этому, модели LightGCN и SASRec проявляют существенно более высокую ошибку (3.750 и 3.476), что ставит под сомнение их эффективность для использования в данном эксперименте.

Ключевым для целей ремоделирования является показатель Remodeling Potential, интегрирующий точность прогнозирования и генерационные возможности моделей. Наибольший потенциал трансформации выявлен у SVD++ (1.039) и FM (1.024), что позволяет рассматривать их в качестве перспективных кандидатов для последующего ремоделирования. DeepFM демонстрирует несколько меньший, но все еще значительный потенциал (0.945). Модели LightGCN и SASRec имеют отрицательные значения метрики (−0.930 и −1.190), что исключает их из дальнейшего рассмотрения в контексте ремоделирования. Также стоит заметить, что DeepFM имеет наибольшее время работы среди трех отобранных моделей, что объясняется ее гибридной архитектурой, а FM наоборот – наименьшее.

Ключевая идея SVD++ заключается в том, что сам факт взаимодействия пользователя u с предметом j (обозначим множество таких предметов как $N(u)$) одержит ценную информацию о его предпочтениях [5, 6]. Для учета этого вводится дополнительный вектор неявных предпочтений для каждого предмета j , который обозначим за y_j . Эти векторы y_j обучаются вместе с основными параметрами модели. Представление пользователя u обогащается усреднением векторов неявных предпочтений y_i по всем предметам j , с которыми он взаимодействовал:

$$\frac{1}{\sqrt{|N(u)|}} \sum_{j \in N(u)} y_j,$$

где множитель $\frac{1}{\sqrt{|N(u)|}}$ выполняет нормализацию, ослабляя влияние пользователей с очень большим количеством взаимодействий. Обогащенный вектор пользователя становится суммой его основного латентного вектора p_u и нормализованной суммы векторов неявных предпочтений:

$$p_u + \frac{1}{\sqrt{|N(u)|}} \sum_{j \in N(u)} y_j.$$

Factorization Machines (FM), предложенные Стеффеном Рендлом в 2010 году, представляют собой класс алгоритмов обучения, разработанных для эффективного моделирования взаимодействий признаков в высокоразмерных разреженных пространствах. Модель обобщает концепции матричной

факторизации и поддерживает произвольные вещественные и категориальные признаки. Для входного вектора признаков предсказания данной модели определяются следующим образом:

$$\hat{y}(x) = w_0 + \sum_{i=1}^d w_i x_i + \sum_{i=1}^d \sum_{j=i+1}^d \langle v_i, v_j \rangle x_i x_j,$$

где w_0 – глобальное смещение; w_i – веса линейных членов; v_i – k -размерные латентные векторы признаков, $\langle v_i, v_j \rangle$ – скалярное произведение, моделирующее произведение признаков i и j .

3. Процесс применения методов математического ремоделирования к исходным системам

Следующим шагом данного исследования было применение методов математического ремоделирования к отобранным ранее системам. Для эксперимента планируется отдельное применение методов математического ремоделирования к каждой из исходных моделей.

Для измерения семантической сохранности моделей введены метрики ошибки ремоделирования: ϵ_MSE (среднеквадратичное отклонение) и ϵ_MAE (среднее абсолютное отклонение) прогнозов ремоделированной модели относительно базовой версии. Важно понимать, что данные метрики показывают именно различия между моделями, а не ошибку рекомендаций. Низкие значения метрик свидетельствуют о сохранении семантики исходных представлений, тогда как повышенные значения могут указывать на существенную трансформацию математического базиса в процессе ремоделирования.

Для каждой базовой модели разработан специализированный механизм ремоделирования, сохраняющий ядро исходной архитектуры.

Ремоделирование модели SVD++ основано на интеграции механизмов внимания в процесс взаимодействия факторных представлений. Исходная архитектура, использующая декомпозицию матрицы взаимодействий на факторы пользователей и предметов, дополнена проекционными слоями, преобразующими исходные 20-мерные факторы в 64-мерное пространство признаков. На первом этапе (эпохи 1 – 12) параметры исходной SVD++ заморожены, что стабилизирует обучение новых компонентов. На втором этапе (эпохи 13 – 25) выполняется совместная оптимизация всех параметров с уменьшенным learning rate ($5 \cdot 10^{-5}$)

При ремоделировании FM модели процесс оптимизации разделен на три фазы:

- фаза 1 (эпохи 1 – 8): параметры исходной FM заморожены. Обучение только трансформерного блока с коэффициентом $\alpha = 0,85$ в функции потерь. Применяется dropout ($p = 0,3$) в FFN-слоях;

– фаза 2 (эпохи 9 – 20): разморозка расширенных эмбеддингов (компоненты 17 – 64). Коэффициент α линейно снижается до 0,75. Интенсивность dropout уменьшается до 0,2;

– фаза 3 (эпохи 21 – 25): полная разморозка модели. $A = 0,7$ с добавлением L_2 -регуляризации ($\lambda = 8 \cdot 10^{-5}$) для новых параметров.

Для deepFM модели процесс оптимизации реализован в виде трехуровневой стратегии, обеспечивающей контролируемую адаптацию модели. На начальной фазе (эпохи 1 – 10) параметры исходной DeepFM замораживаются, фокус обучения сосредоточен исключительно на расширенных эмбеддингах и усовершенствованном DNN-блоке с применением интенсивного dropout ($p = 0,4$) в начальных слоях и коэффициентом $\alpha = 0,85$ в комбинированной функции потерь. Вторая фаза (эпохи 11 – 20) активирует интеграционный механизм: размораживается FM-компонент базовой модели, коэффициент α линейно снижается до 0,75, интенсивность dropout уменьшается до $p = 0,25$, параллельно вводится L_2 -регуляризация ($\lambda = 10^{-4}$) для параметров гейтинговой сети.

Результаты демонстрируют принципиально различную эффективность трансформации для каждой модели. Модель FM показала максимальное улучшение качества (33,55%), что свидетельствует о высокой совместимости факторизационных машин с методологией ремоделирования. Значительное снижение потерь с 1,1295 до 0,7506 подтверждает гипотезу о потенциале расширения линейных моделей через нелинейные трансформерные преобразования. DeepFM также продемонстрировала существенный прогресс (17,86%), отражающий эффективность усовершенствованного DNN-блока и адаптивного взвешивания компонентов. В противоположность этому, минимальное улучшение SVD++ (0,11%) указывает на близость исходной модели к локальному оптимуму, где механизмы внимания не смогли существенно усилить предсказательную способность.

```
svdpp Results:
Base Loss: 0.8050
Remodeled Loss: 0.8041
Improvement: 0.11%

fm Results:
Base Loss: 1.1295
Remodeled Loss: 0.7506
Improvement: 33.55%

deepfm Results:
Base Loss: 0.9142
Remodeled Loss: 0.7509
Improvement: 17.86%
```

Рис. 2. Результаты ремоделирования

После ремоделирования все три модели достигли сопоставимого уровня ошибок (0.7506...0.8041). Особенно показателен результат FM, которая изначально имея худший результат (1.1295) превратилась в лидера (0.7506), превзойдя изначально более точные модели. Это свидетельствует о фундаментальной трансформации ее прогностических возможностей. Глубокий разрыв между базовыми реализациями FM и DeepFM (1.1295 vs 0.9142) практически нивелирован после ремоделирования (0.7506 vs 0.7509).

4. Заключение

Результаты данного эксперимента показывают, что трансформация в нейросетевой базис максимально эффективна для моделей с нереализованным потенциалом (FM), а превосходство ремоделированной FM над SVD++ (0.7506 vs 0.8041) опровергает гипотезу о неизбежном преимуществе сложных архитектур, демонстрируя, что корректное ремоделирование может нивелировать исходные различия в математическом аппарате.

Из данного эксперимента можно сделать следующие выводы:

- **потенциал простых моделей:** FM как наименее сложная архитектура показала наибольшую отдачу от ремоделирования, опровергая стереотип о приоритетности сложных моделей;
- **закон убывающей отдачи:** SVD++ с изначально лучшими показателями (0,8050) продемонстрировала минимальный прирост, подтверждая ограниченность улучшения для оптимизированных систем;
- **критичность архитектурных решений:** разница в эффективности между DeepFM (+17,86%) и SVD++ (+0,11%) подчеркивает важность соответствия методов ремоделирования специфике базовой модели.

Работа выполнена под руководством д.т.н. П. В. Сараева.

Исследование выполняется за счет гранта РНФ № 24-21-00474 «Разработка и исследование методов и автоматизированной системы ремоделирования систем машинного обучения в анализе больших данных» <https://rscf.ru/project/24-21-00474>.

Список использованных источников

1. Recommender Systems : Handbook. / F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, P. Kantor. – New York : Springer, – 2010. – 842 p.
2. Сараев, П. В. Методы использования нейросетевых моделей в алгоритмах рекомендательных систем / П. В. Сараев, А. А. Топильский // Вестник ЛГТУ. – 2023. – № 2(51).
3. Сараев, П. В. Задачи и проблемы математического ремоделирования / П. В. Сараев // XIV Всерос. совещание по проблемам управления ВСПУ-2024.
4. Study on remodeling approach quality of dynamic objects with variable structure / S. L. Blyumin, A. V. Galkin, P. V. Saraev, A. S. Sysoev // IOP Conf. Series : Journal of Physics : Conf. Series. – 2019. – V. 1203, No. 012061.

5. Королева, Д. Е. Анализ алгоритмов обучения коллаборативных рекомендательных систем / Д. Е. Королева, М. В. Филиппов // Инженерный журнал: наука и инновации. – 2013. – Вып. 6.

6. Berry, M. W. Large scale singular value computations / M. W. Berry // International Journal of Supercomputer Applications. – 1992. – No. 6(1). – P. 13 – 49.

УДК 519.81

А. А. Филонов

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: afilonovcontact@gmail.com

АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ ЭФФЕКТА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ НА РАВНОМЕРНОСТЬ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ В ДВУСТОРОННЕМ МАТЧИНГЕ С ВЕЩЕСТВЕННЫМИ КВОТАМИ

Аннотация. Рассматривается применение алгоритмов двустороннего матчинга с вещественными квотами для распределения ресурсов в гетерогенных группах киберфизических систем. Особое внимание уделено случаю равенства приоритетов, при котором результат зависит от порядка подачи заявок. Обоснована возможность пропорционального распределения ресурса между агентами, предпочтительными в равной степени. Намечены направления модификации алгоритма и формализации устойчивости получаемых распределений.

Ключевые слова: эффект последовательности, задача о паросочетаниях, матчинг, алгоритм отложенного принятия предложения, киберфизические системы, беспилотные летательные аппараты.

1. Введение

В настоящее время наблюдается активное внедрение беспилотных робототехнических систем в различные сферы человеческой деятельности, включая промышленность, сельское хозяйство и оборонно-промышленный комплекс. Особый интерес представляет не столько использование отдельных автономных устройств, сколько организация их в группы, в том числе гетерогенные по типу включенных в них устройств. Такие группы могут состоять из беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), наземных робототехнических комплексов, надводных и подводных дронов, а также элементов инфраструктуры – например, сенсоров и зарядных станций. Одной из ключевых задач, возникающих при управлении подобными гетерогенными группами, является задача распределения ресурсов, включая распределение сетевых [1] и вычислительных ресурсов, а также задач между исполнительными агентами [2].

Одним из возможных подходов к решению подобных задач являются алгоритмы двустороннего матчинга [3], представляющие собой методы сопо-

ставления двух множеств акторов, при которых каждый элемент одного множества имеет предпочтения относительно элементов другого. Пример применения и обоснование данного подхода представлен в работе [4].

В рамках модификаций классической модели, предполагающих сопоставление одному элементу одного множества нескольких элементов другого множества (отношения «многие-к-одному» или «многие-ко-многим»), вводится понятие квоты – численного параметра, определяющего допустимое количество соответствий. В ряде задач рассматриваются случаи, когда квоты являются не целыми, а вещественными значениями, что сближает задачу матчинга с задачами распределения непрерывных ресурсов. Подобный подход реализован, например, в работе [1], где предложен алгоритм двустороннего матчинга с вещественными квотами для реконфигурации двухуровневой группы БПЛА в целях распределения вычислительных и сетевых ресурсов при выполнении миссии.

Применение двустороннего матчинга в данном контексте позволяет реализовать реконфигурацию групп в условиях выхода отдельных аппаратов из строя. В работе [4] рассматривается обобщенная модель принятия решений для задач реконфигурации гетерогенной группы объектов киберфизической системы (КФС). Алгоритм, предложенный в этой работе, распространяет модель матчинга с вещественными квотами на случай делимых ресурсов, что позволяет более гибко решать задачи распределения внутри группы.

Одной из характерных черт рассматриваемого алгоритма является чувствительность результатов распределения к порядку подачи заявок при наличии равных приоритетов между агентами. Ресурсы распределяются в пользу тех, кто обращается раньше. Хотя такой подход соответствует классическим моделям с жесткими предпочтениями, в условиях вещественных квот возможно использование альтернативных механизмов, не требующих строгой приоритезации.

Ранее был разработан программный модуль, который является частью программного комплекса моделирования задач планирования и оптимизации транспортировки грузов в беспилотных транспортных системах. В данной работе предложено развитие алгоритмического обеспечения указанного модуля, а именно, алгоритма двустороннего матчинга с вещественными квотами. Исследуется влияние порядка обработки заявок на равномерность распределения, а также проводится анализ причин возникновения подобных эффектов и предлагаются возможные стратегии их устранения.

2. Алгоритм двустороннего матчинга с вещественными квотами

В классической модели матчинга по схеме «многие к одному» квота интерпретируется как количество акторов-кандидатов, которые могут быть назначены единственному ведущему актору. Значения квоты являются целочисленными и задаются индивидуально для каждого ведущего актора.

Листинг 1. Алгоритм двустороннего матчинга с вещественными квотами

```
1: Input: вводим данные, необходимые для вычисления списков
   предпочтений
2: Стадия 1: формируем списки предпочтений акторов
3: Формируем списки предпочтений подчиненных акторов
4: Формируем списки предпочтений ведущих акторов
5: Стадия 2: матчинг
6: Каждый подчиненный  $m$  подает заявку на назначение наиболее
   предпочтительному ведущему актору  $n$  из списка своих предпочтений.
7: loop:
8: Каждый ведущий  $n$  принимает заявки от подчиненных  $m$  в соответствии
   со своими предпочтениями
9: If оставшаяся квота  $q$  ведущего актора  $n$  со списком уже назначенных
   ему подчиненных  $M_n$  меньше требования подчиненного актора  $m$ , то:
10:  $w(m, n) = q_n - \sum_{i \in M_n} q_{n,i}$ 
11: end if
12: If оставшихся ресурсов  $n$  недостаточно чтобы удовлетворить заявку  $m$ ,
13: то последний обновляет свой список предпочтений
14: end if
15: If актер  $m$  подал заявку на назначение к  $n$  квота которого уже распреде-
   лена без остатка then
16: Обозначим актора в  $M_n$  с наименьшей предпочтительностью как  $m'$ 
17: If  $m > m'$  then
18: If  $w(m', n) > w(m, n)$  then
19:  $n$  принимает заявку  $m$  и выделяет ему квоту объемом  $w(m, n)$ 
20: квота, которую  $n$  выделял  $m'$  уменьшается на величину  $w(m, n)$ ,
   т.е.  $w(m', n) = w(m', n) - w(m, n)$ ,  $m'$  так же обновляет свой список
   предпочтений
21: else
22:  $n$  принимает заявку  $m$  и выделяет ему квоту объемом  $w(m', n)$ 
29: end if
30: If актер  $m$  перебрал всех возможных  $n$  в списке своих предпочтений,
   then
31:  $m$  идет на новый круг
32: end if
33: Каждый подчиненный актер, которому были назначены недостаточные
   сетевые ресурсы, подает заявку следующему ведущему актору в своем
   списке предпочтений. Если такой существует, то он назначается ему,
   иначе остается у текущего ведущего
34: Цикл прерывается, если не осталось подчиненных акторов, которые
   способны получить ведущего, более предпочтительного, чем их текущий
35: end loop
```

Алгоритм двустороннего матчинга с вещественными квотами, описанный в работе [1], является модификацией классического алгоритма Гейла–Шепли для задачи о колледжах [5]. В данной постановке значения квоты имеют вещественный характер и интерпретируется как некоторый объем делимого ресурса, который ведущий распределяет между подчиненными. В качестве факторов, обуславливающих необходимость динамической реконфигурации, в работе [1] выделяются, с одной стороны, изменяющаяся во времени возможность ведущих предоставлять квоты, а с другой, изменяющаяся потребность в этих квотах со стороны подчиненных. Эти параметры формируются в реальном времени в условиях постоянно изменяющейся обстановки, зависящей от множества факторов.

Полный текст рассматриваемого алгоритма представлен в листинге 1.

Особенностью алгоритма, представляющий интерес является механизм, распределения квоты. Когда ведущий принимает заявки, возможно несколько ситуаций. Сначала проверяется возможность удовлетворить все заявки. Если это невозможно, и квоты ведущего не хватает для удовлетворения очередной заявки, то алгоритм проверяет, можно ли перераспределить ресурс от другого, менее приоритетного подчиненного. Если приоритет нового актора выше, то он вытесняет уже подключенного актора. Однако в статье [1] не указывается явным образом, что произойдет в случае равенства приоритетов. Из хода алгоритма при этом следует, что будет предпочтен *подчиненный подключившийся раньше*. При этом порядок подачи заявок подчиненными авторами не регламентируется и считается произвольным.

3. Возможные решения

Рассмотрим ситуацию подключения двух подчиненных БПЛА m_1 и m_2 к единственному ведущему n . Объем квоты актора n , доступный для распределения, равен 3. Пусть предпочтения n_1 таковы, что m_1 и m_2 эквивалентны друг другу – в рамках модели предпочтений, описанной в работе [4], это возможно, если они находятся на одинаковом расстоянии к ведущему и имеют равную с ним релевантность по задачам.

Пусть требования m_1 и m_2 в отношении квоты являются нестрогими и равны 2, т.е. допустимым является их неполное удовлетворение. Пусть первым подает заявку кандидат m_1 . Ход выполнения алгоритма будет иметь вид:

Шаг 0. Формируются начальные списки предпочтений акторов. Для подчиненных они будут состоять из единственного элемента, для ведущего n список будет иметь вид:

$$n: m_1 \sim m_2.$$

Шаг 1. Ведущий n предварительно принимает заявку кандидата m_1 . Так как требуемая последнему квота $q(m_1)$ равна 2, а объем нераспределенной квоты актора $w(m_1, n)$ равен 3, то дальнейших действий не предпринимается. Тогда после назначения оставшаяся квота равна 1.

Шаг 2. Ведущий актер n предварительно принимает заявку кандидата m_2 . Требуемый порог квоты $w(m_2, n)$ является нестрогим и равен 2. Он не может быть удовлетворен в полной мере, так как доступная квота $q(n)$ равна 1. В соответствии с алгоритмом, кандидат m_2 должен обновить свои предпочтения. В отсутствие альтернатив, он остается закрепленным за n . Итоговое распределение таким образом имеет вид:

$$n [0/3]: \{m_1(2/2), m_2(1/2)\}.$$

Очевидно, что если бы порядок подачи заявок был иным, то в полном объеме была бы удовлетворена заявка m_2 , а m_1 получил бы лишь часть необходимой квоты.

Описанный эффект порядка является обычной практикой для распределенных алгоритмов. Возникновение ситуации индифферентности двух подчиненных-кандидатов для ведущего, следующее из равенства приоритетов известно из литературы и подробно рассмотрено для классических алгоритмов [6]. В таком случае возникновение и устранение неоднозначности напрямую связано с устойчивостью распределения. При этом возможные способы ее разрешения включают:

1. *Использование строгого понятия блокирующей пары* – индифферентность разрешение способом, не затрагивающим предпочтений участников. Примерами механизма разрешения могут являться случайный выбор или принятие первой пришедшей заявки. Именно этот подход применен в [6].

2. *Ослабление критерия блокировки* – под блокирующей парой начинает пониматься пара, в которой предпочтения одного из акторов не определены строго в силу индифферентности.

3. *Разрешение индифферентности* – переход от нестрогих предпочтений к строгим на основании привлечения дополнительных критериев в модель формирования предпочтений.

Любое из этих решений также может быть применено в случае рассматриваемого алгоритма двустороннего матчнга с вещественными квотами. Однако сама вещественная и динамическая природа квот в рассматриваемом случае допускает качественно иное решение.

В ситуации, когда два кандидата имеют равные приоритеты, классические алгоритмы требуют от нестрогих предпочтений к строгим. Однако, делимая природа распределяемого ресурса допускает, что при равенстве приоритетов двух подчиненных ведущих может предоставить им равную квоту, либо квоту, разделенную в некоторой пропорции в соответствии с дополнительными критериями. Это может быть целесообразным, когда имеет значение *степень равномерности распределения ресурса*.

Таким образом, в приведенном ранее примере на шаге 2 ведущий актер n на шаге 2 мог бы перераспределить часть ресурсов, выделенных для m_1 в пользу актора m_2 , исходя из равенства их предпочтительности – каждый кандидат с заданной предпочтительностью получит объем квоты, равный отношению до-

ступной квоты к числу кандидатов с данным уровнем предпочтительности. В таком случае результат распределения имел бы вид:

$$n [0/3]: \{m_1(1,5/2), m_2(1,5/2)\}.$$

Подобная модификация, однако, поднимает вопросы об устойчивости и однозначности полученного распределения, которые требуют отдельного подробного рассмотрения в будущих работах. Отдельной задачей является модификация алгоритма, при которой достигается такое поведение с учетом возможного существования агентов с предпочтительностью, превышающей или равной заданной.

Другим возможным решением может быть привлечение нечетких моделей формирования предпочтений, допускающих деление ресурса пропорционально степени предпочтительности.

4. Заключение

В работе рассмотрены особенности алгоритма двустороннего матчинга с вещественными квотами в контексте распределения ресурсов внутри гетерогенных групп исполнительных агентов. Особое внимание уделено ситуации равенства приоритетов между подчиненными агентами, при которой распределение ресурса зависит от порядка подачи заявок.

Показано, что в условиях делимой природы ресурсов возможна альтернатива – пропорциональное распределение квоты между акторами, предпочтительными в равной степени. Такой подход потенциально позволяет повысить справедливость и равномерность распределения в задачах, для которых эти критерии могут быть критичными. Однако это потребует дополнительного переосмысления критериев устойчивости.

Таким образом, для разработанного ранее программного модуля было предложено развитие алгоритмического обеспечения в части модификации алгоритма двустороннего матчинга с вещественными квотами.

Исследовано влияние порядка обработки заявок на равномерность распределения, а также произведен анализ причин возникновения подобных эффектов и предложены возможные стратегии их устранения.

Дальнейшие исследования будут направлены на разработку модифицированной версии алгоритма, обеспечивающей деление ресурса при равенстве предпочтений, а также на формализацию критериев устойчивости и анализ влияния предлагаемых решений на свойства итогового распределения.

Список использованных источников

1. Task-Based Network Recon-figuration in Distributed UAV Swarms: A Bilateral Matching Approach / D. Liu, Z. Du, X. Liu, et al. // IEEE/ACM Transactions on Networking. – 2022. – V. 30. – P. 1 – 13.

2. Skaltsis, G. M. A review of task allocation methods for UAVs / G. M. Skaltsis, H.-S. Shin, A. Tsourdos // Journal of Intelligent & Robotic Systems. – 2023. – V. 109, No. 4. – P. 76.

3. Iwama, K. A Survey of the Stable Marriage Problem and Its Variants / K. Iwama, S. Miyazaki // Proceedings of the International Conference on Informatics Re-search for Development of Knowledge Society Infrastructure. – 2008. – P. 131 – 136.

4. Модель принятия решений для задачи реконфигурации гетерогенной группы взаимодействующих объектов киберфизической системы / А. Г. Подвесовский, А. А. Филонов, В. И. Венец и др. // Управление большими системами. – 2025. – Вып. 113. – С. 346 – 379.

5. Gale, D. College Admissions and the Stability of Marriage / D. Gale, L. S. Shapley // The American Mathematical Monthly. – 1962. – V. 69, No. 1. – P. 9 – 15.

6. Erdil, A. Two-sided matching with indifferences / A. Erdil, H. Ergin // Journal of Economic Theory. – 2017. – V. 171. – P. 268 – 292.

УДК 004.04

Т. А. Чупахина, П. В. Балабанов

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия
e-mail: tat16chup@gmail.com

МЕТОДИКА ПЕРВИЧНОЙ ОБРАБОТКИ И ВИЗУАЛИЗАЦИИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ ДЛЯ ЗАДАЧ ОПЕРАТИВНОГО МОНИТОРИНГА (НА ПРИМЕРЕ НАДПЕРОКСИДА КАЛИЯ)

Аннотация. Предложена методика первичной обработки и визуализации гиперспектральных данных. Методика основана на преобразовании сырых данных из программного обеспечения камеры в структурированный текстовый формат с использованием связки MS Excel и MATLAB. Апробация выполнена на данных съемки надпероксида калия (KO₂).

Ключевые слова: гиперспектральная съемка, первичная обработка данных, надпероксид калия, MATLAB, Excel, спектральный анализ.

1. Введение

Гиперспектральная съемка предоставляет уникальную информацию об объектах в виде трехмерных массивов данных (двумерное изображение + спектральная характеристика для каждого пикселя). Эта технология находит все более широкое применение в задачах оперативного мониторинга состояния окружающей среды, сельскохозяйственных угодий, промышленных объектов, а также в контроле качества материалов и управлении технологическими процессами. Ключевой проблемой является высокая сложность и длительность

первичной обработки сырых данных, поступающих с камер (часто в форматах CSV или текста с разделителями). Существующие решения (ENVI, Specim INSIGHT) требуют дорогостоящих лицензий, а прямое программирование (Python, C++) недоступно для многих пользователей. Это создает барьер для оперативного принятия решений.

Надпероксид калия (KO_2) является важным химическим соединением, обладающим высокой реакционной способностью (сильный окислитель), и его надежная идентификация и контроль состояния актуальны в различных областях, от химической промышленности до систем регенерации воздуха [1].

Целью данной работы является разработка методики преобразования сырых гиперспектральных данных в структурированный формат с минимальными временными затратами, обеспечивающей базовую визуализацию для оперативной диагностики.

2. Материалы и методы

Объектом нашего исследования стали образцы порошкообразного/прессованного в пластины надпероксида калия (KO_2). Образцы были помещены на ровную поверхность сканирования однородного цвета.

Оборудование:

- гиперспектральная камера FIGSPEC, работающая в диапазоне 900...1700 нм, которая предоставляет сырые данные в виде таблицы (часто CSV или аналоги) или набора спектров;
- источник стабильного освещения;
- платформа для позиционирования образца;
- персональный компьютер с установленным ПО для управления камерой и сбора данных;
- MS Excel (или аналогичный табличный редактор);
- MATLAB (версия R2019a или выше, с Image Processing Toolbox и Statistics and Machine Learning Toolbox) [2].

Эксперимент по гиперспектральной съемке надпероксида калия KO_2 осуществлялся в несколько этапов.

На подготовительном этапе образцы KO_2 были защищены от воздействия атмосферной влаги и углекислого газа CO_2 во время подготовки и транспортировки к месту съемки. Образцы установлены на платформу.

На этапе съемки было выполнено сканирование образца KO_2 . Камера записала массив данных.

Этап экспорта данных: сырые данные были экспортированы из ПО камеры в формат, доступный для открытия в MS Excel. Чаще всего это формат CSV (Comma-Separated Values) или текстовый файл с разделителями (табуляция, пробел). Файл содержал матрицу, где строки соответствуют пикселям, а столбцы – спектральным каналам.

Методика первичной обработки данных в MS Excel является ключевым этапом для подготовки данных к эффективному анализу в MATLAB.

1. Открытие экспортированного файла в MS Excel.
2. Нормирование спектральных данных: для каждой строки интенсивности каналов нормировалось по формуле:

$$I_{\text{норм}} = \frac{I_{\lambda}}{\max(I_{\lambda})}.$$

3. Экспорт в формат TXT: для работы в MATLAB необходимо данные из всех ячеек прописать через знак точка с запятой, а десятичную запятую заменить на десятичную точку. В связи с тем, что не все расчетные значения верно отображаются в MS Excel, необходимо произвести замену «отсутствующих значений» на значение 0. Для этого был написан макрос, производящий выгрузку данных из указанных для экспорта листов со всеми необходимыми заменами в текстовый формат с расширением .txt [3].

Визуализация в MATLAB подразумевает импорт данных из .txt-файла, последующей обработке данных для построения спектрограмм, карт пространственного распределения в характерной полосе и др.

3. Результаты эксперимента

Применение описанной методики к данным гиперспектральной съемки образца CO_2 позволило успешное преобразование данных. Сырые данные, экспортированные из ПО гиперспектральной камеры, были корректно импортированы в Excel, структурированы и экспортированы в формат .txt с разделителем табуляции.

4. Обсуждение

Представленная методика продемонстрировала свою эффективность для решения задачи первичной обработки и визуализации гиперспектральных данных в контексте оперативной диагностики:

- методика предлагает практичный компромисс между доступностью и скоростью для задач оперативного мониторинга, используя массово распространенное ПО;
- автоматизация через VBA-макросы и MATLAB-скрипты сокращает ручной труд и минимизирует ошибки при конвертации данных;
- текстовый формат (.txt) обеспечивает максимальную совместимость с открытыми ИТ-инструментами (Python) для последующего анализа или интеграции в ИИ-модели.

Ограничения методики:

- ручные этапы в Excel ограничивают масштабируемость. Полная автоматизация на Python устранила бы это ограничение;

- методика не включает продвинутый анализ (классификация, регрессия). Ее выходы – очищенные данные и базовые визуализации – идеальны как вход для последующих алгоритмов машинного обучения в MATLAB/Python;
- этап визуализации предполагает базовое владение MATLAB, Python.

5. Выводы

Разработанная и апробированная на данных съемки надпероксида калия (KO₂) методика первичной обработки и визуализации гиперспектральных данных доказывает свою практическую ценность для задач оперативной диагностики. Ключевыми преимуществами являются использование доступного ПО (MS Excel) для критически важного этапа структурирования и преобразования данных и применение быстрых методов визуализации в MATLAB для получения первичной информации о спектральных характеристиках объекта и их пространственном распределении.

Методика позволяет существенно сократить время от получения сырых данных до первых значимых результатов, что является критическим фактором в оперативных сценариях. Экспорт данных в универсальный текстовый формат обеспечивает гибкость для последующего углубленного анализа в различных программных средах.

Хотя методика имеет ограничения по масштабируемости и глубине анализа, она представляет собой эффективный первый шаг в цепи обработки гиперспектральных данных. Дальнейшее развитие методики может включать частичную автоматизацию этапа работы с Excel и расширение набора быстрых алгоритмов визуализации и анализа в MATLAB/Python.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-19-00272.

Список использованных источников

1. Балабанов, П. В. Методы и средства исследования характеристик тепло- и массопереноса регенеративных продуктов и поглотителей для систем жизнеобеспечения. Ч. 1. Методы и средства определения теплофизических характеристик : монография / П. В. Балабанов. – Тамбов : Изд-во ФГБОУ ВПО «ТГТУ», 2012. – 96 с.
2. MathWorks [Электронный ресурс] : Интернет-ресурс. MATLAB and Simulink Requirements. – URL : <https://www.mathworks.com/support/requirements/previous-releases.html>
3. Microsoft Ignite [Электронный ресурс] : Интернет-ресурс. Начало работы с VBA в Office. – URL : <https://learn.microsoft.com/ru-ru/office/vba/api/overview/excel>

А. С. Шабардин, А. С. Мартынов
Межвидовой центр подготовки и боевого применения войск РЭБ
(учебный и испытательный), Тамбов, Россия
e-mail: nauchnajarota@yandex.ru

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ В СИСТЕМАХ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С КАМЕР БПЛА

Аннотация. Статья посвящена оптимизации управления в системах видеонаблюдения при помощи искусственного интеллекта, применение которого обеспечивает быстрое реагирование на события и улучшает общий уровень безопасности как в гражданских, так и в военных областях.

Ключевые слова: глубокое обучение, системы видеонаблюдения, смаз, видеоаналитика, сверточные нейронные сети.

1. Введение

Появление специализированного программного обеспечения на основе нейронных сетей произвело настоящую революцию в индустрии видеонаблюдения. Машины научились самостоятельно распознавать и классифицировать различные объекты на изображениях. Глубокое обучение позволило создать технологии, постоянно совершенствующие свою функциональность и предоставляющие возможность широкого применения искусственного интеллекта. Искусственный интеллект (ИИ), применительно к системам видеонаблюдения, является одним из ключевых направлений современных цифровых технологий, способствующих повышению эффективности охранных мероприятий, обеспечению общественной безопасности и снижению преступности. Его потенциал настолько велик, что технология постепенно интегрируется не только в государственные структуры, такие как правоохранительные органы и спецслужбы, но также находит широкое применение в коммерческих организациях, транспорте, здравоохранении и повседневной жизни обычных граждан.

В данной статье будет рассмотрено применение искусственного интеллекта в управлении системами видеонаблюдения как в гражданской, так и в военной сфере.

2. Особенности применения искусственного интеллекта в системах видеонаблюдения

Одной из наиболее полезных функций в системах видеонаблюдения долгое время оставался детектор движения. Однако изначально он имел существенные минусы: отсутствие возможности провести глубокий анализ видеопотока и большое число ложных срабатываний. Постепенно стали появляться усовершенствованные версии детекторов, способные отличать движения чело-

века от колебаний окружающей среды, вызванных природными факторами вроде ветра или дождя.

Первоначально результаты работы детекторов сильно уступали ожиданиям разработчиков. Только с переходом на цифровые форматы стало возможно разрабатывать более эффективные алгоритмы для таких задач, как распознавание лиц и автомобильных номеров. Несмотря на достигнутые успехи, каждый новый проект нуждался в индивидуальной калибровке и доработке. Качество распознавания оставляло желать лучшего, а настройка самой аналитической системы представляла собой крайне сложную задачу, включающую выбор множества параметров: расположение камеры, фокусировка, освещение сцены, шум изображения, дистанция до цели, особенности применяемого алгоритма и вычислительная мощность используемого оборудования.

Сейчас техническая база позволяет создавать высококачественное цифровое видео вплоть до формата Ultra HD. Возникает проблема: как быстро отыскать нужный эпизод, если неизвестно точное время и место съемки? Непрактично вручную проверять гигабайты архивных файлов или следить одновременно за множеством экранов в режиме реального времени. Именно здесь необходимы автоматизированные помощники.

Наиболее многообещающим решением является внедрение технологий искусственного интеллекта для обработки больших объемов видеоданных. Искусственный интеллект способен кардинально изменить подходы к работе с огромным количеством информации, получаемой от камер видеонаблюдения.

Ключевые аспекты, определяющие успешность применения ИИ в системах видеонаблюдения:

- Распознавание лиц и идентификация личности. Примером эффективного использования технологии служит опыт Москвы, где камеры слежения оборудованы системами биометрического распознавания, позволяющими отслеживать передвижения конкретных индивидов в городских пространствах.

- Детекция опасных действий и аномального поведения. Системы видеонаблюдения способны самостоятельно выявлять нестандартные ситуации путем анализа движений и взаимодействия людей друг с другом. Например, российские разработчики представили инновационную систему, предназначенную для раннего выявления потенциально агрессивных намерений среди пассажиров общественного транспорта. Такая система помогла предотвратить ряд серьезных инцидентов, минимизировав последствия терактов и массовых драк.

- Предсказательная аналитика и профилактика рисков. Одна из важнейших функций искусственного интеллекта заключается в способности прогнозировать развитие событий. Пример такого подхода реализован в метрополитене некоторых российских городов, где специально разработанные системы оценивают вероятность несанкционированного проникновения посторонних лиц в туннели метро и заблаговременно принимают меры по ограничению доступов.

- Обнаружение транспортных нарушений и контроль дорожного движения. Комплексные транспортные системы безопасности широко используют технологию распознавания автомобильных номеров, автоматический мониторинг соблюдения правил парковки и выявление превышения скорости. В России эта технология успешно применяется на автомагистралях федерального значения, позволяя полиции быстрее реагировать на случаи угона автомобилей и обнаружения нарушителей ПДД.

- Профилактика мошенничества и хищений товаров. Коммерческие организации все чаще обращаются к технологиям искусственного интеллекта для борьбы с воровством и мошенничеством. Это решение оказалось полезным и в банковских учреждениях, где видеонаблюдение дополняется специальными алгоритмами оценки эмоционального состояния клиентов, обеспечивая дополнительный уровень безопасности транзакций.

Видеоаналитика становится все популярнее благодаря платформам искусственного интеллекта и глубокому обучению. Методы глубокого обучения и сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Network, CNN) повышают эффективность распознавания изображений и выводят видеонализ на качественно новый уровень. В ближайшем будущем ожидается дальнейшее углубление процесса анализа изображений посредством обработки метаданных.

Видеоаналитика постепенно входит в повседневную жизнь каждого человека. Ее применяют в считывании штрих-кодов и отпечатков пальцев, подсчете посетителей магазинов, отслеживании усталости водителей и других сферах.

Высококачественная цифровая съемка и быстрое интеллектуальное извлечение информации снижают частоту ошибок, а вычисления на графических процессорах ускоряют процесс тренировки нейронных сетей.

Глубокое обучение относится к типу машинного обучения, при котором модель осваивает выполнение задач классификации непосредственно на основе изображений, текста или звуков. Программа принимает исходные изображения и исследует их, используя алгоритмы высокочувствительных нейронных сетей. Подобно человеческому мозгу, аналитические алгоритмы обучаются без ручного подбора сотен настраиваемых параметров. Система на основе CNN обучается распознавать и классифицировать объекты, учитывая контекст в виде метаданных. Глубокое обучение дает возможность обрабатывать колоссальные объемы данных, полагаясь на нейронные сети с большим числом нейронов и слоев. Обычная нейронная сеть имеет всего пару уровней, тогда как глубокие сети могут содержать сотни. Многослойная структура позволяет последовательно проводить нелинейную обработку данных, формируя механизмы выделения признаков объектов и улучшая точность анализа и классификации. Применяя глубокое обучение, создаются автономно обучаемые системы распознавания лиц и объектов. Хотя первичное изучение большого массива данных занимает значительное время, последующий поиск осуществляется быстро, так как результаты сохраняются в базе данных.

Методы глубокого обучения начинают прочно интегрироваться в полный цикл проектирования и выпуска продукции, охватывающий производителей систем видеонаблюдения, центральных и графических процессоров, разработчиков программного обеспечения и системных интеграторов. Однако, в отличие от стандартного оборудования видеонаблюдения, аналитические системы видео зачастую создаются индивидуально под конкретные нужды проектов. Даже несмотря на гибкость адаптируемых и самообучающихся алгоритмов, внедрение эффективных решений видеоаналитики остается трудоемким процессом из-за разнообразия возможных сценариев использования. Для иллюстрации рассмотрим пример размытого изображения, показанного на рис. 1. Здесь длина эффекта размытия равна 45 пикселям, а угол размытия составляет 60 градусов [3].



Рис. 1. Смазанное изображение

Процесс восстановления изображения проведем с помощью генеративно-сопоставительной сети. Генеративно-сопоставительные сети (Generative Adversarial Networks, GAN) представляют собой метод машинного обучения без учителя, базирующийся на взаимодействии двух нейронных сетей. Одна сеть (генератор G) создает образцы, а вторая (дискриминатор D) пытается определить подлинность образцов, отделив настоящие от поддельных. Поскольку сети преследуют разные цели – генератор стремится обмануть дискриминатор, создавая реалистичные образы, а дискриминатор – выявлять подделки, – между ними создается состязательное противостояние [4]. Итог восстановленного изображения демонстрируется на рис. 2.



Рис. 2. Восстановленное изображение

По полученным результатам можно сделать вывод о том, что алгоритм машинного обучения, основанный на генеративно-сопоставительной сети, эффективно восстанавливает смазанное изображение.

3. Применение искусственного интеллекта для цифровой обработки изображений, полученных с помощью средств беспилотных летательных аппаратов

Применение искусственного интеллекта (ИИ) для цифровой обработки изображений, полученных с помощью беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), является перспективным направлением современной науки и техники, так как в современном мире БПЛА получили широкое распространение как для решения военных задач, так и в повседневной жизни. Этот процесс включает ряд этапов, начиная от сбора данных до их анализа и интерпретации, обеспечивая эффективное решение различных прикладных задач.

Сегодняшний этап развития технологий обработки изображений характеризуется стремительным ростом вычислительной мощности компьютеров и внедрением передовых подходов машинного обучения и искусственного интеллекта. Такие изменения существенно влияют на эффективность использования изображений в рамках радиоэлектронной борьбы (РЭБ), особенно учитывая широкое распространение БПЛА и необходимость оперативного реагирования на угрозы.

Современная ситуация требует новых подходов к решению ряда ключевых задач. Во-первых, требуется повысить надежность распознавания объектов. Одним из важнейших аспектов является точное выявление и классификация движущихся и стационарных объектов в условиях интенсивных внешних воздействий (помехи, неблагоприятные погодные условия, искусственное маскирование). Применение глубоких нейронных сетей позволяет достигать высоких показателей точности распознавания даже в сложных условиях эксплуатации. Во-вторых, необходимо обеспечить устойчивое функционирование в условиях агрессивных радиоэлектронных помех. Современная система должна обладать способностью надежно функционировать в условиях мощного внешнего влияния. Решение этих задач лежит в плоскости внедрения адаптивных механизмов самообучения и стабилизации процессов обработки изображений.

Среди задач цифровой обработки изображений с камер БПЛА выделяют устранение смаза, который был описан раньше, а также устранение шумов, сегментация изображений и сшивание нескольких изображений для получения полной картины. Пример устранения шумов с изображения представлен на рис. 3.

Сегментация изображений используется во многих областях благодаря своей способности упрощать обработку изображений и извлекать значимую информацию. На рисунках 4 – 6 приведен пример сегментации изображений.



Рис. 3. Зашумленное и восстановленное изображение



Рис. 4. Исходное изображение

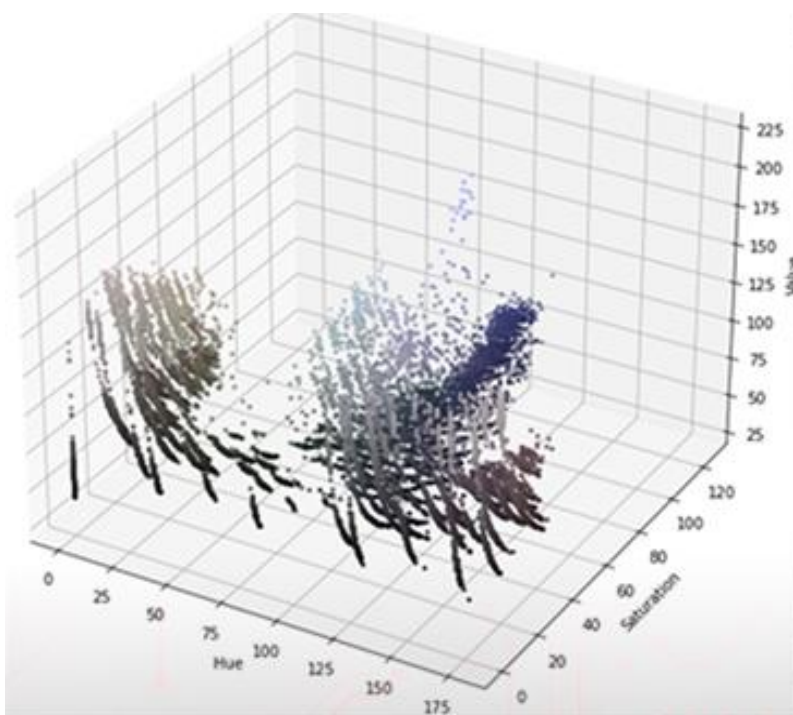


Рис. 5. Цветовое распределение изображения в пространстве оттенка, насыщенности и яркости

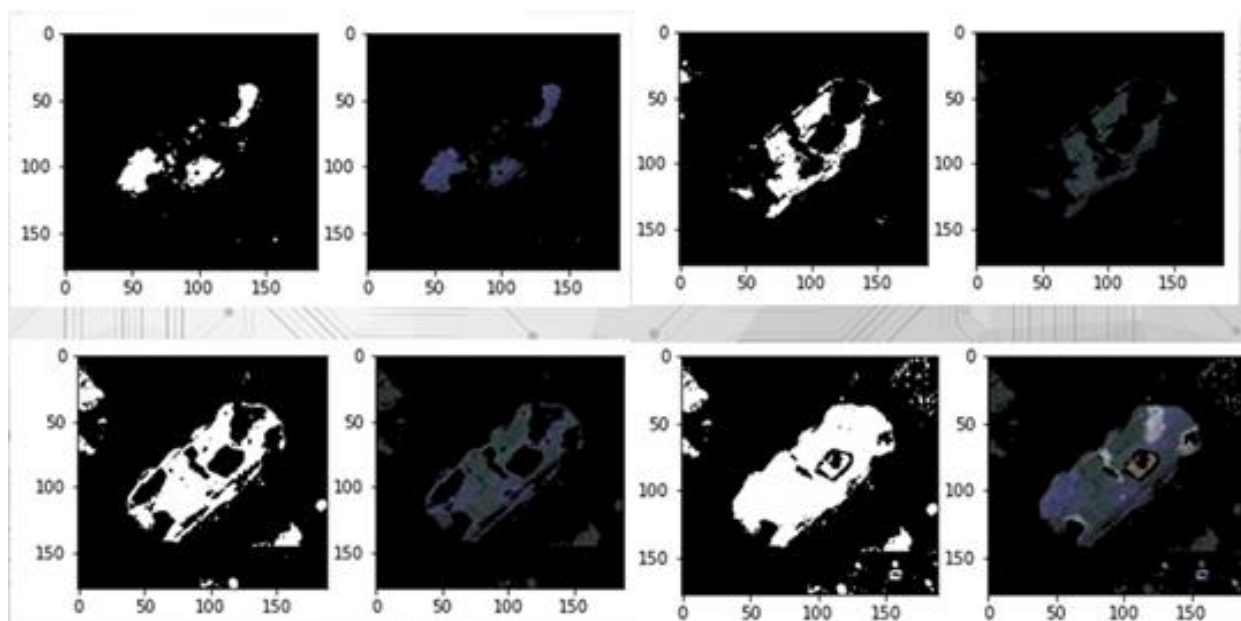


Рис. 6. Разбивка изображения на основе диапазона цветов

Помимо этого, одной из тенденций становится интеграция различных типов сенсорных данных, позволяющая получать целостную картину происходящего. Для этого необходимо производить комплексирование разнородных источников данных, например, комбинирование результатов оптической съемки, радарных наблюдений и инфракрасных измерений позволяет формировать детализированные модели местности и отслеживать цели в режиме реального времени. Зачастую на БПЛА одновременно устанавливаются и телевизионные, и тепловизионные камеры. Для решения данной задачи предлагается использовать новый алгоритм комплексирования изображений в оптическом и инфракрасном диапазоне. В качестве примера комплексирования будут использованы два изображения, представленные на рис. 7 – 9.



Рис. 7. Исходные изображения



Рис. 8. Результат сшивания

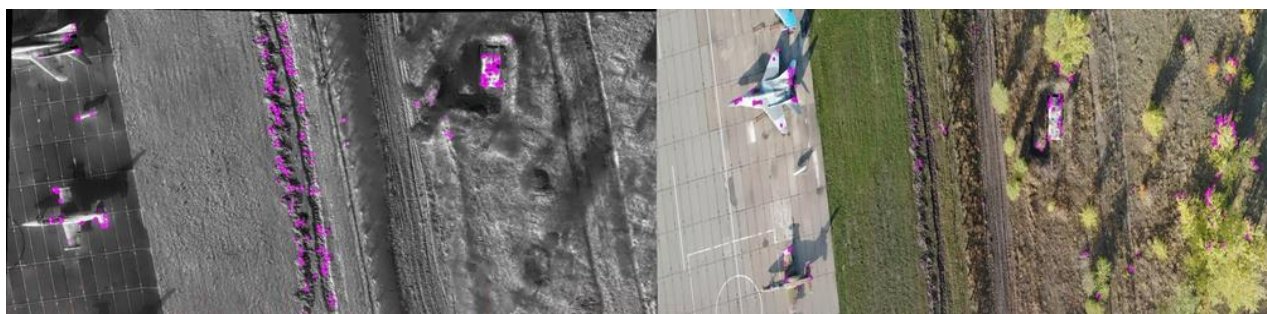


Рис. 9. Ключевые точки

4. Заключение

Исследование показало, что развитие искусственного интеллекта продолжает стремительно преобразовывать сферу видеонаблюдения, делая ее мощнее, эффективнее и точнее. Потенциал технологии огромен, однако его реализация требует осознанного и взвешенного подхода. Российским специалистам предстоит продолжить работу над развитием нормативной базы, технической инфраструктуры и профессиональной подготовки кадров, необходимых для успешной реализации потенциала ИИ в области видеонаблюдения.

Список использованных источников

1. Tikhonov, A. N. Solution of Ill-Posed Problems, in Scripta Series in Mathematics / A. N. Tikhonov, V. A. Arsenin. – V. H. Winston & Sons, Washington, D.C.: John Wiley & Sons, New York, 1977.
2. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – 3-е изд., испр. и доп. – М. : Техносфера, 2012. – 1104 с.
3. Прямые и обратные задачи восстановления изображений, спектроскопии и томографии с MatLab : учеб. пособие. – СПб. : Лань, 2017. – 412 с.
4. Танг, Джефф. Умные мобильные проекты с Tensorflow / Джефф Танг ; пер. с англ. А. В. Логунова – М. : ДМК Пресс, 2019. – 384 с.

В. Р. Шишов, Д. А. Куликов, В. Н. Чернов
Межвидовой центр подготовки и боевого применения войск РЭБ
(учебный и испытательный), Тамбов, Россия
e-mail: nauchnajarota@yandex.ru

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В UNITY ДЛЯ ВНЕДРЕНИЯ В РАЗРАБОТКУ УЧЕБНО-ТРЕНИРОВОЧНЫХ СРЕДСТВ

Аннотация. Исследуется потенциал эффективного применения технологий искусственного интеллекта (ИИ) в игровой платформе Unity для создания учебно-тренировочного средства (УТС). Особый акцент сделан на применении уникальных возможностей Unity, включая пакет ML-Agents, с целью повышения уровня подготовки специалистов особых подразделений через реалистичное моделирование работы с техникой и идентификацию недостатков операторов в процессе тренировок.

Ключевые слова: искусственный интеллект, Unity, учебно-тренировочные средства, автоматизированная обучающая система, обучение с подкреплением RL (Reinforcement Learning), глубокое обучение DL (Deep Learning).

1. Введение

Современные тенденции развития информационных технологий вызывают значительный рост заинтересованности в применении искусственного интеллекта для подготовки военных специалистов. Особую актуальность приобретает внедрение технологий ИИ в игровые платформы, предоставляющие возможность создавать высокореалистичные интерактивные пространства для отработки практических навыков и соблюдения стандартов работы с военной техникой.

Основная цель настоящей статьи – показать перспективы использования инструментов игрового движка Unity для разработки эффективных учебно-тренировочных комплексов, нацеленных на выявление и коррекцию ошибок в обучении сотрудников. Приводится обзор опыта применения искусственного интеллекта и представленных сред разработки, направленный на повышение качества подготовки специалистов особого назначения.

2. Использование инструментов искусственного интеллекта в Unity

Имеются технологические решения на основе искусственного интеллекта и алгоритмов машинного обучения, способные качественно преобразовать учебный процесс операторов средств специального назначения. Применяя алгоритмы машинного обучения, система самостоятельно оценивает начальную квалификацию обучающихся, используя результаты тестирования и анализ

прошлых ошибок [3]. К примеру, оператор, сталкиваясь с трудностями на определенных этапах разворачивания оборудования, получает адаптированные упражнения, предназначенные именно для преодоления возникших трудностей.

Алгоритмы глубокого обучения отслеживают динамику прогресса учащихся и оперативно предоставляют обратную связь. При допущении ошибки система мгновенно сигнализирует об этом, подсказывая пути исправления и помогая предотвратить повторение аналогичных просчетов. Подобное взаимодействие способствует формированию правильных навыков обращения с оборудованием и закреплению успешных паттернов поведения.

Кроме того, методы предиктивного анализа, базирующиеся на анализе массивов данных о действиях учеников, способны заблаговременно прогнозировать потенциальные затруднения в освоении конкретных разделов курса и своевременно рекомендовать дополнительные занятия или консультацию преподавателей.

3. Принцип работы плагина ML-Agents

ML-Agents Toolkit – это ключевой инструмент Unity, созданный для разработчиков, стремящихся интегрировать машинное обучение в свои проекты. Использование данного инструмента позволяет воспроизводить виртуальные события и ситуации. Работа с ним основана на технологиях глубинного обучения и подкрепляющего обучения. Нейронные сети, прошедшие обучение, формируют модель, которая выбирает оптимальное действие, исходя из полученной информации.

ML-Agents состоит из трех важных компонентов (рис. 1):

1. Среда обучения (Learning Environment) – включает сцены Unity и окружающие объекты, в которых проходит обучение агентов.

2. Python API, содержащий алгоритмы обучения с подкреплением (RL – Reinforcement Learning). Ключевым среди них является алгоритм PPO (Proximal Policy Optimization), основанный на постепенном накоплении опыта взаимодействия агента с окружающей средой и последующем обновлении стратегии принятия решений на основе полученного опыта. Каждый раз после обновления политики предыдущий опыт удаляется, а новый накапливается уже с учетом изменений. Через этот интерфейс запускаются процессы обучения и тестирования агентов, связываясь со средой обучения через специальный компонент-коммутатор (рис. 2).

3. Академия (Academy) – центральный управляющий модуль, координирующий действия агентов и принимаемые ими решения, обрабатывающий запросы от Python API. Функционирование Академии можно визуализировать в виде циклического процесса (рис. 3).



Рис. 1. Плагин ML-Agents и его составляющая

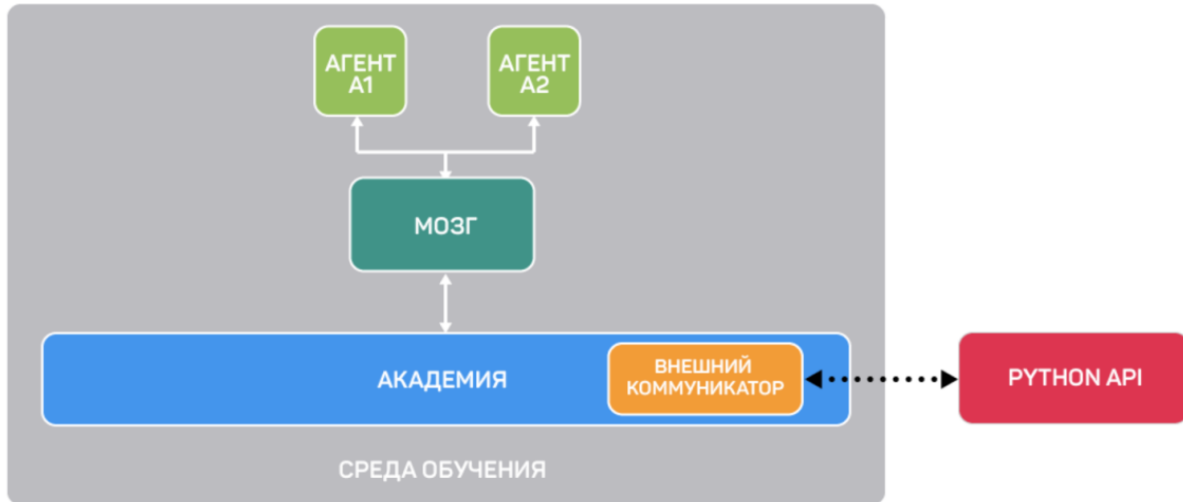


Рис. 2. Схема последовательного выполнения инструментария ML-Agents

Первый агент выступает в роли актера сцены, нуждающегося в обучении. Оптимизация поведения агента достигается за счет настройки компонента, именуемого «мозг», который хранит информацию о необходимых действиях для каждого возможного состояния.

Важной особенностью платформы ML-Agents является легкость перехода от ручного управления персонажем к управлению искусственным интеллектом (ИИ)/агентом. Эту функциональность реализует концепция «мозга». Такой «мозг» может получать команды как от игрока-человека, так и от обучающегося агента. Протестировав созданную игру вручную, разработчики могут легко передать управление ей обучению с подкреплением (Reinforcement Learning), благодаря чему практически любая готовая игровая среда или учебная система может быть адаптирована для автоматического управления ИИ с минимальными усилиями.

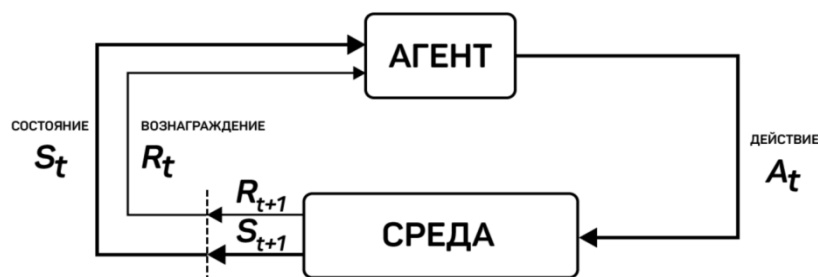


Рис. 3. Цикл обучения, тестирования с обучаемым «Агент»

Допустим, задача агента – освоить теоретическую часть норматива. Тогда процесс обучения методом подкрепления (Reinforcement Learning, RL) протекает следующим образом:

1. Агент воспринимает свое первоначальное положение в среде – первое изображение игровой сцены, обозначаемое состоянием «S0».
2. Основываясь на восприятии «S0», агент предпринимает действие «A0», перемещаясь вправо.
3. Среда переходит в следующее состояние «S1».
4. За правильно выполненное действие, соответствующее требованиям норматива, агент получает положительную награду «R1» (+1 балл).

Этот цикл Reinforcement Learning формирует цепочку последовательных состояний, действий и вознаграждений. Главная задача агента заключается в максимизации суммарного ожидаемого вознаграждения.

«Академия» (Academy) осуществляет координацию действий агентов, обеспечивая синхронность в сборе наблюдений, выборе действий в соответствии с установленными правилами, исполнении этих действий и сбросе текущего этапа, если лимит шагов исчерпан или цель успешно достигнута.

Разработка надежных поведенческих моделей в Unity предполагает учет целого ряда нюансов, включая умение обрабатывать видеопотоки, формировать осознанные решения и выстраивать стратегию на основе приобретенного опыта. Центральную роль здесь играют глубокие нейронные сети, такие как сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN), эффективно справляющиеся с анализом крупных объемов визуальной информации, и предоставляющие надежную базу для распознавания сценариев и планирования будущих действий. Важность качественной проверки созданных систем неоспорима. ML-Agents значительно упрощает процесс автоматического тестирования, позволяя проверить сотни возможных вариантов поведения агентов и оценить производительность разработанных сценариев. Полученные данные помогают находить слабые стороны и оптимизировать взаимодействие пользователей с системой.

Качество обучения напрямую зависит от гибкости системы, способной настраиваться под нужды оператора. Этапы адаптации охватывают сбор сведений о проделанной работе, изучение совершенных ошибок и формирование персональных рекомендаций для ликвидации пробелов. Индивидуализированный подход усиливает вовлеченность операторов и уменьшает вероятность происшествий или повреждений [1].

Оценка ошибок оказывает значительное влияние на профессиональный рост операторов. Модули сбора и анализа данных создают детализированный отчет о неверных действиях, что дает возможность разработать персональную программу занятий. Повторение базовых упражнений на регулярной основе способствует поэтапному сокращению числа ошибок в подготовке специалистов.

4. Применение инструмента ML-Agents в Unity для повышения эффективности учебного процесса оператора

При создании модели агента и его окружения формируется виртуальная среда, максимально приближенная к условиям реального использования техники. Она включает разработку объемных моделей объектов, воссоздание физико-химических свойств материалов и точное моделирование внешней обстановки. Далее создается агент – виртуальная сущность, управляемая системой искусственного интеллекта, чьей основной задачей является выполнение поставленных оператором задач.

Настройка и запуск процесса обучения с подкреплением RL-агента в Unity достаточно проста. Для построения обучаемой нейросети Unity использует язык программирования Python. Выбор Python оправдан наличием многочисленных готовых библиотек для глубокого обучения (Deep Learning).

Рассмотрим сценарий, когда специалисту необходимо срочно настроить радиостанцию. Мы создаем точную трехмерную модель антенного оборудования и помещаем ее в виртуальное пространство, аналогичное полевым условиям боя. Агент учится оптимальным действиям по установке антенны, принимая во внимание помехи и внешние обстоятельства, такие как погода.

Обучив агента в среде Unity с использованием методов подкрепляющего обучения, мы получаем виртуального помощника, который способен демонстрировать правильные действия и реагировать на нестандартные ситуации. Для этого агент получает награды за успешные действия и штрафы за ошибки, создавая схему мотивации, аналогичную тренировкам реальных специалистов.

Специалист попадает в ситуацию отказа коммуникации. Заранее натренированный агент демонстрирует специалисту пошаговую инструкцию по решению подобной проблемы, начиная с диагностики поломки и заканчивая полным восстановлением связи.

Одной из сильных сторон ML-Agents является автоматическая проверка навыков оператора. Система объективно оценивает работу сотрудника, регистрируя ошибки и предлагая пути повышения компетенции [2]. Эта возможность основана на систематическом мониторинге и анализе действий пользователя, что гарантирует персонализацию образовательного процесса. Например, в процессе тренировки сотрудник неоднократно допускает ошибки при конфигурировании радиостанции. Платформа анализирует статистику ошибок, формирует подробный отчет и рекомендует дополнительный тренинг именно по данному направлению.

Интеллектуальные алгоритмы анализа данных, встроенные в ML-Agents, позволяют выявить характерные черты поведения оператора и предсказать возможные ошибки. Такой подход дает возможность раннего вмешательства и коррекции действий оператора, предотвращая возникновение опасных ситуаций.

Искусственный интеллект учитывает личные особенности каждого учащегося, подстраивая образовательный процесс под индивидуальные потребности. Контролируя успехи оператора и собирая статистику, система создает персонализированную программу обучения, фокусируясь на аспектах, требующих дополнительного внимания. Так, например, если оператор блестяще освоил теорию, но испытывает трудности с практическим применением знаний, платформа предложит дополнительные практические занятия, чтобы укрепить усвоенный материал на практике.

5. Мониторинг обучения при помощи TensorBoard

Применение моделей обучения с подкреплением RL (Reinforcement Learning) или глубокой нейронной сети DL (Deep Learning) для тренировки агента нередко вызывает сложности и требует тщательной настройки. Библиотека TensorFlow располагает инструментом под названием TensorBoard (рис. 4), позволяющим удобно визуализировать ход обучения и следить за его результатами. Для использования TensorBoard понадобится среда разработки Anaconda и интерпретатор Python. Прежде всего, активируем виртуальную среду «ml-agents», затем приступаем к запуску самой модели обучения. Следующим шагом станет запуск TensorBoard через терминал командой «`tensorboard --logdir=summaries`», что позволит поднять локальный веб-сервер для отображения графики. Просмотреть страницу можно, открыв браузер по адресу «`localhost:6006`».

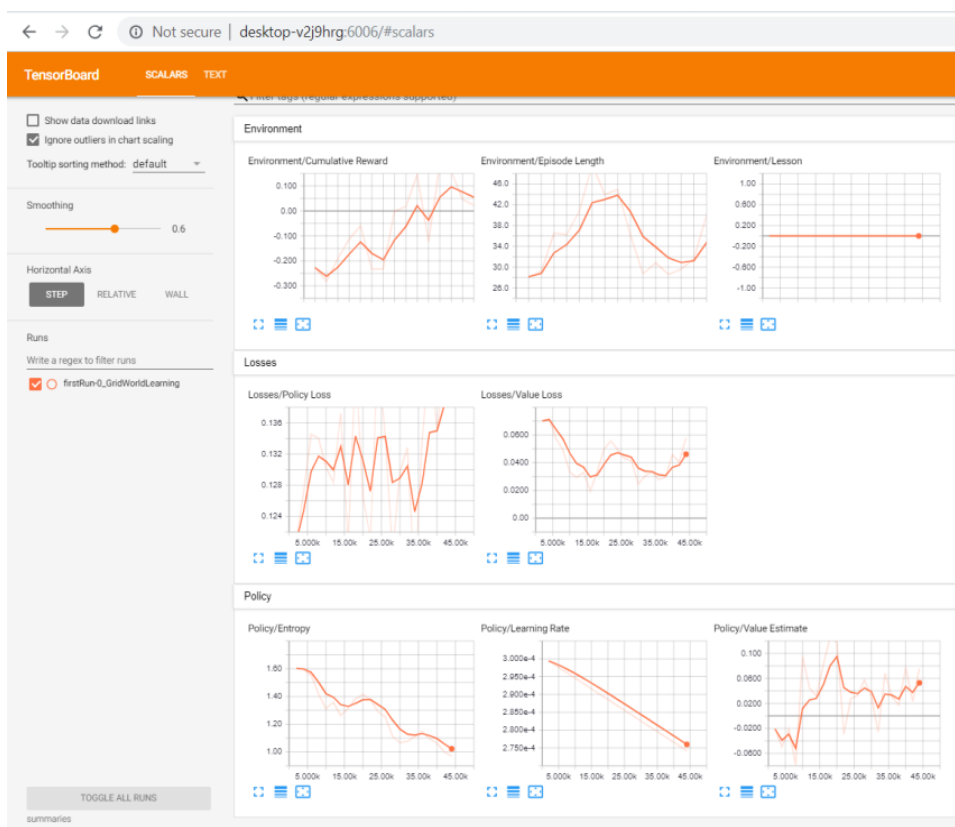


Рис. 4. Окно графиков TensorBoard

На рисунке 4 представлены диаграммы, каждая из которых отражает определенный показатель процесса обучения. Рассмотрим подробнее каждый из графиков и проанализируем выведенные итоги.

1. Раздел «Environment» иллюстрирует поведение агента в смоделированной среде (рис. 5).

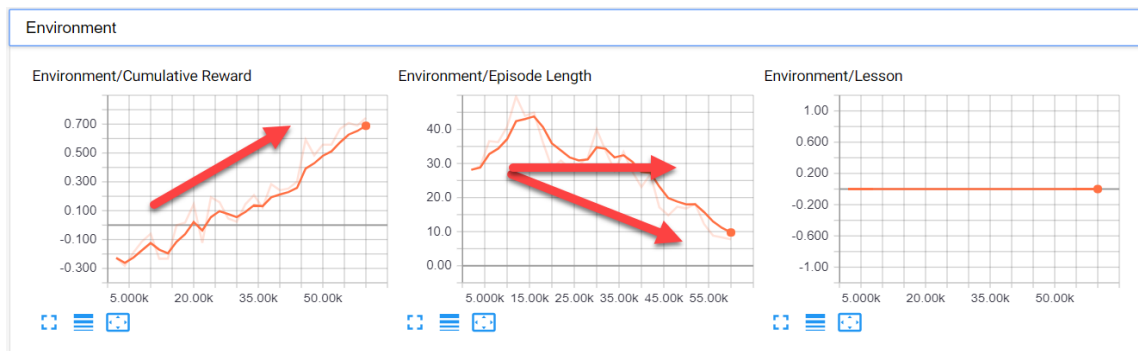


Рис. 5. Подробная картина графиков раздела «Environment»

Cumulative Reward: Это общий объем поощрений, максимизируемых агентом. Как правило, желательно наблюдать рост этого показателя, хотя возможны и кратковременные уменьшения. Важно стремиться удерживать величину наград в диапазоне от 1 до -1 . Выход графика за границы указанного интервала сигнализирует о необходимости внести корректировки.

Episode Length: Если данная характеристика снижается, это позитивный признак. Чем короче становятся эпизоды, тем эффективнее идет процесс обучения.

Lesson: Показатель демонстрирует, какой этап обучения сейчас осваивает агент.

2. **Losses** – в данном разделе демонстрируются графики рассчитанных потерь или стоимости для политики и ценности. На рисунке 6 этот раздел изображен вместе со стрелками, указывающими на предпочтительные параметры.

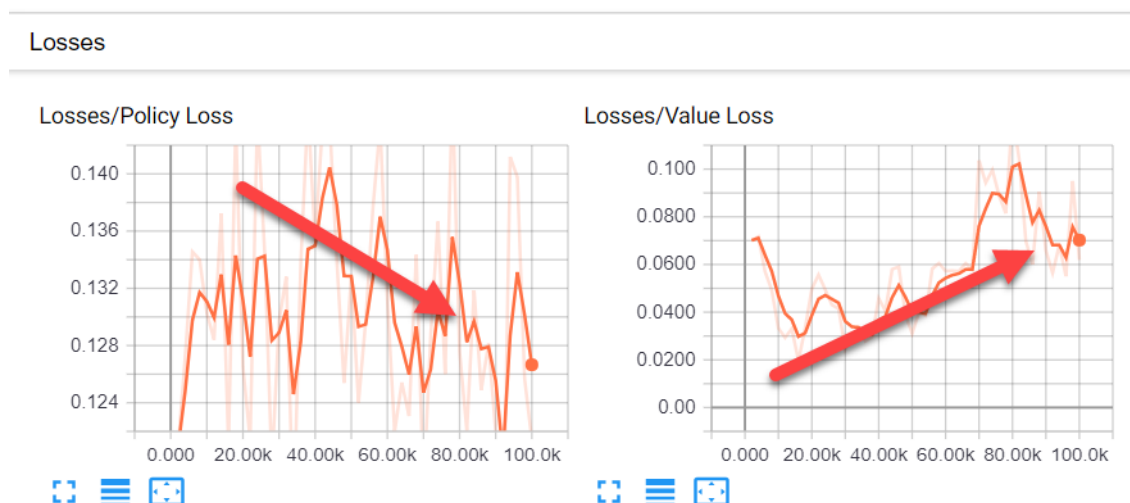


Рис. 6. Потери и предпочтительное направление обучения

Policy Loss – этот график показывает изменение величины политики агента с течением времени. Функция потерь политики определяет правильность действий, и в идеале линия на графике должна двигаться вниз, свидетельствуя о повышении качества принимаемых решений.

Value Loss – отображает среднюю потерю функции значений. Она характеризует, насколько точно агент способен прогнозировать ценность будущего состояния. Первоначально этот показатель растет, но после стабилизации общего вознаграждения начинается его снижение.

2. **Policy** – раздел предназначен для оценки качества принятых решений в алгоритме PPO (Proximal Policy Optimization). Вместо традиционной модели в данном подходе применяется понятие политики. Графики политики наглядно представлены на рис. 7.

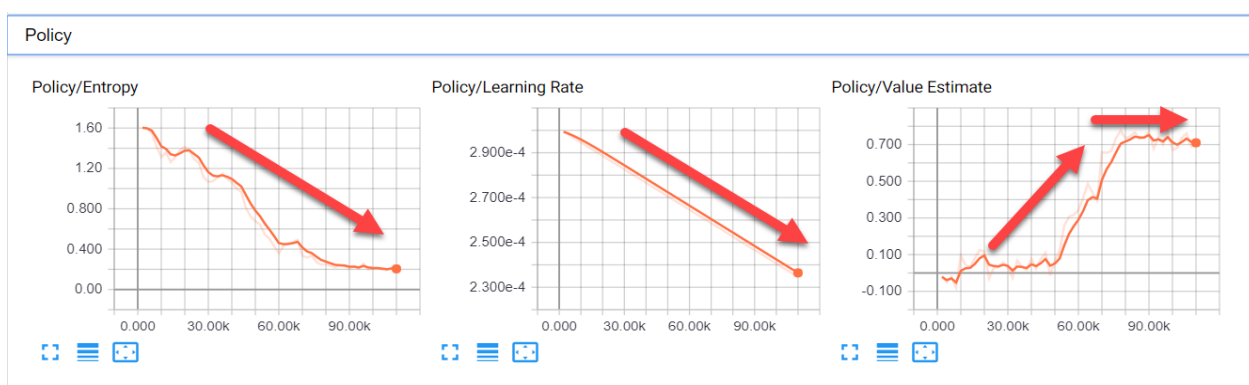


Рис. 7. Графики политики

Entropy – этот график демонстрирует уровень исследовательской активности агента. Желательно видеть уменьшение этого показателя, так как по мере знакомства агента с окружающим пространством потребность в исследованиях должна снижаться.

Learning Rate – на данном графике значение скорости обучения должно плавно и равномерно понижаться.

Value Estimate – это усредненное значение, характеризующее все состояния, пройденные агентом. Для отображения расширения знаний агента данный показатель сначала должен демонстрировать рост, а затем переходить в стадию стабилизации.

6. Заключение

Использование технологий искусственного интеллекта, таких как ML-Agents в Unity, открывает принципиально новые горизонты для повышения качества подготовки специалистов спецподразделений. Автоматизация учебного процесса, персонификация учебных курсов и быстрая реакция на возникающие ошибки способствуют существенному росту уровня профессиональной подготовки. Инновационный подход, сочетающий глубокое обучение и обуче-

ние с подкреплением, позволяет создавать максимально реалистичные симуляции, идеально подходящие для приобретения и закрепления практических навыков.

Следовательно, внедрение технологий искусственного интеллекта в создание учебно-тренировочных средств становится основополагающим фактором повышения уровня квалификации специалистов и минимизации риска при эксплуатации сложной техники.

Список использованных источников

1. Юрков, Н. К. Интеллектуальные компьютерные обучающие системы / Н. К. Юрков. – Пенза : Изд-во ПГУ. – 2010. – 304 с.
2. Алексеев, В. В. Анализ возможностей информационных технологий для построения средств освоения сложных интеллектуальных систем / В. В. Алексеев. // Информатика: проблемы, методология, технологии : материалы XVII Междунар. науч.-метод. конф. – Воронеж : Изд-во ВГУ. – 2017. – С. 24 – 28.
3. Гейг, Майк. Разработка игр на Unity за 24 часа / Майк Гейг ; пер. с англ. М. А. Райтмана. – М. : Эксмо, 2024. – 448 с.

УДК 004.93'12

В. А. Юдаев, П. В. Балабанов

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия

e-mail: pt-arta@yandex.ru

АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОГО ФИТОМОНИТОРИНГА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Аннотация. Рассмотрены проблемы использования гиперспектрального метода контроля для определения растительных тканей в полевых условиях, предложен алгоритм обработки данных с описанием этапов подготовки и анализа, а также применением математической модели для классификации.

Ключевые слова: гиперспектральный анализ, информационно-измерительная система, фитомониторинг.

1. Введение

В настоящее время в сфере агропромышленного комплекса активно развиваются технологии умного садоводства, включающие в себя применение современных информационно-измерительных систем (ИИС), регистрирующих различные параметры состояния садов и полей. Наиболее перспективным

направлением является применение технологий мульти- и гиперспектрального анализа состояния растительных тканей. Применяя различные математические модели, а также обученные нейронные сети, можно успешно классифицировать растительные ткани. Преимуществом данного вида контроля является то, что он относится к категории неразрушающего контроля.

Однако у этого вида контроля есть недостатки. Одним из ключевых недостатков стоит отметить то, что при обучении модели учитываются только классы интересующих тканей. К тому же большинство проведенных исследований, например, в статьях [1 – 3], выполняются в стационарных условиях, где условия освещения одинаковые. При работе в полевых условиях следует учитывать многие факторы, одним из которых является изменение параметров освещения. К тому же в кадре появляются объекты, схожие по происхождению, например, сорняки, но не относящиеся к объекту исследования, что при анализе изображения добавляет в информационно-измерительную систему ошибки первого рода (ложное обнаружение).

2. Материалы и методы исследования

Для сбора данных использовалась гиперспектральная камера Cubert X20P, параллельно для работы в видимом диапазоне использовалась камера Basler. Для записи и хранения информации использовался миникомпьютер NVIDIA Jetson Xavier NX. Данное оборудование устанавливалось на мобильную робототехническую платформу botANNIC.

3. Результаты исследования

В ходе проведения литературного обзора была составлена блок-схема алгоритма обработки данных информационно-измерительной системы гиперспектрального фитомониторинга (рис. 1).

В начале поиска объекта контроля нужно сегментировать входное изображение и обнаружить на нем области, гарантированно содержащие объект контроля. Качество сегментации зон на изображении влияет на ошибки второго рода (объект контроля не найден), поскольку возможна ситуация, что объект контроля попадет в зону, которая была ложно определена. Например, если наша ИИС установлена на наземную мобильную платформу, которая едет по дороге вдоль линии посадки деревьев с целью обнаружения плодов яблонь и анализа их состояния, то в таком случае необходимо выделить деревья среди всех объектов контроля. Сегментирование изображений производилось с применением сегментирующего инструмента SAM2 [4], результаты которого представлены на рис. 2.

Следующим этапом является определение времени выдержки при получении монохромных изображений на заданных каналах измерений. Авторами статьи было проведено исследование по определению данного параметра, материалы которого будут опубликованы в другой статье.

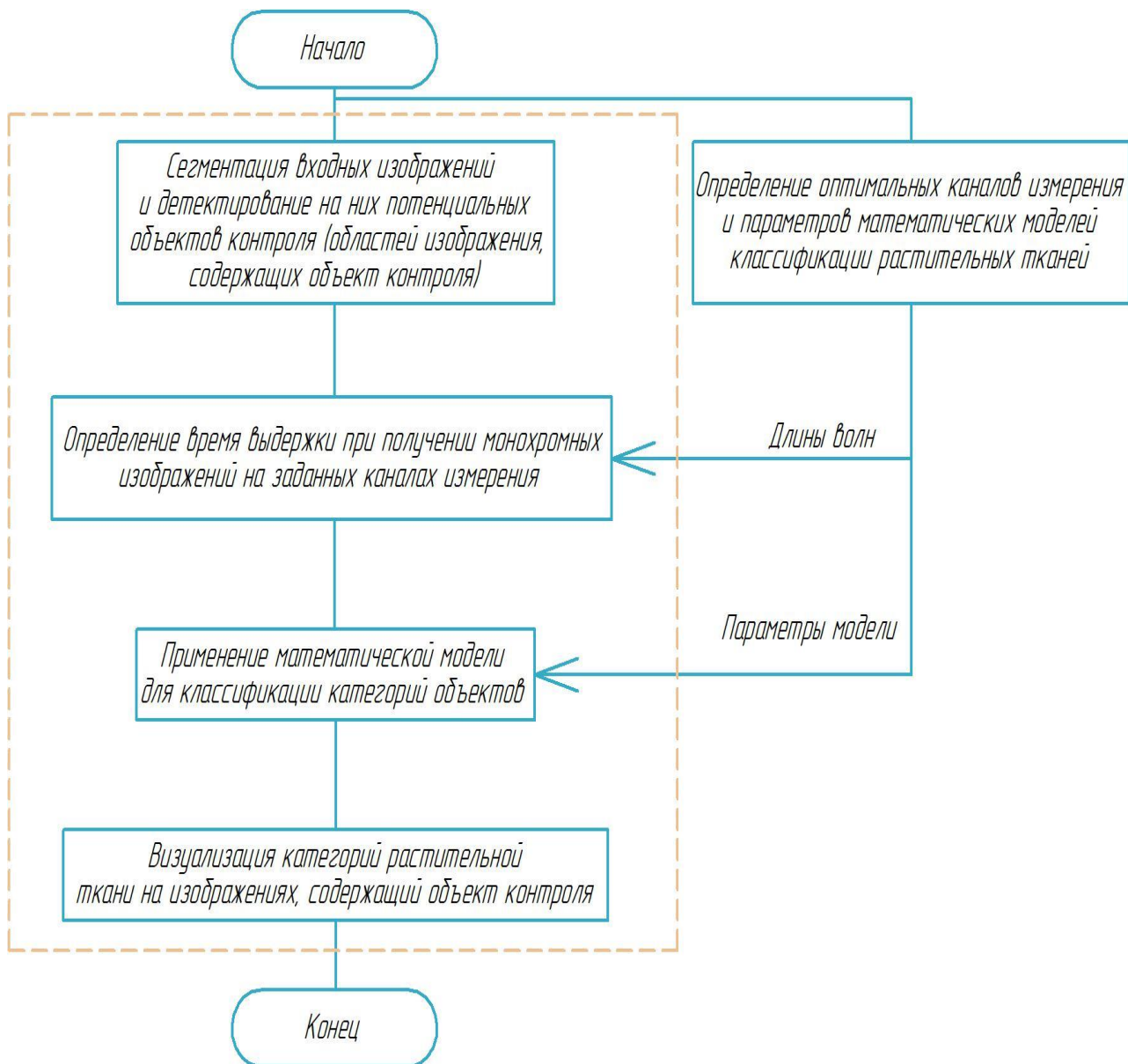


Рис. 1. Блок-схема алгоритма обработки данных ИИС гиперспектрального мониторинга

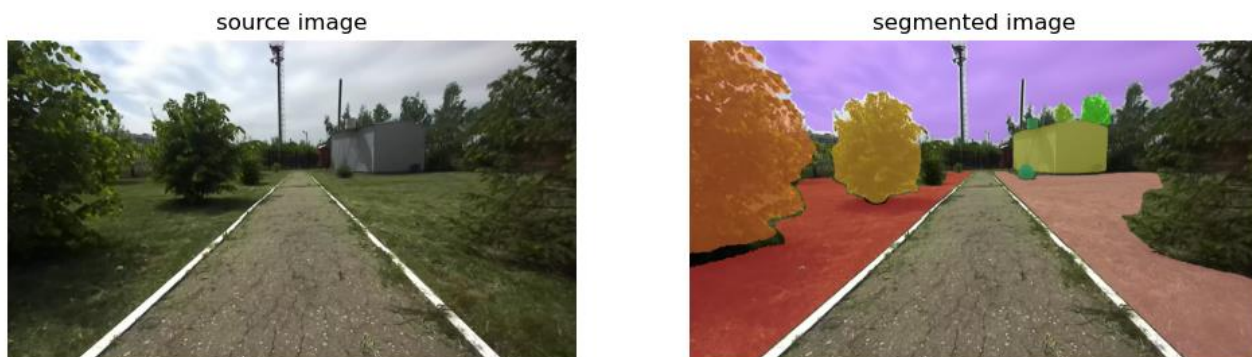


Рис. 2. Применение сегментирующего инструмента SAM2

Далее определялась математическая модель для классификации категории объектов. Для этого выполнялись следующие действия.

Первым этапом являлся сбор гиперспектральных изображений с помощью аппаратного комплекса, включающего в себя гиперспектральную камеру и камеру видимого диапазона. После сбора данных осуществлялась разметка категорий объектов и нормализация спектрограмм для дальнейшего анализа. С помощью метода PCA-анализа были определены наиболее информативные длины волн для классификации объектов контроля. Для классификации объектов использовались такие методы машинного обучения, как множественный линейный дискриминантный анализ (LDA), «случайный лес» и метод ближайших соседей (kNN). Для выбора оптимальной модели машинного обучения использовался комплексный показатель качества, рассчитанный по принципу среднего геометрического взвешенного (1):

$$Q = \left(\prod_{i=1}^n Q_i^{g_i} \right)^{\frac{1}{\sum_{i=1}^n g_i}}, \quad (1)$$

где Q_i – единичный показатель качества в относительной форме; g_i – важность или вес каждого единичного показателя качества.

Обозначим через $Q_1 = q_1/q_{1N}$ единичный показатель качества, определяющий точность и эффективность прогнозирования модели, оцениваемой через $F1$ -меру, т.е. $q_1 = F1 \text{ score}$. В качестве нормирующего значения для q_{1N} примем значение, равное единице.

Обозначим через $Q_2 = q_2/q_{2N}$ единичный показатель качества, определяющий производительность модели. За q_2 примем показатель, равный τ^{-1} , зависящий от времени τ классификации объекта с применением обученной модели.

Таким образом, в табл. 1 приведены результаты определения единичных и комплексного показателей качества (1) с применением LDA, «Случайный лес» и kNN.

1. Результаты определения единичных и комплексного показателей качества классификации объектов

Модель	q_1 ($F1$ -мера)	Q_1	q_2 (Время классификации), с ⁻¹	Q_2	Q
LDA	0,89	0,89	500	36	5,6
Случайный лес	0,98	0,98	22,7	1,6	1,3
kNN	0,97	0,97	45,5	3,3	1,8

Из таблицы 1 видно, что наилучший комплексный показатель качества принадлежит модели линейного дискриминантного анализа, который позволяет удовлетворительно классифицировать объекты по категориям, и имеющий наивысшую производительность среди рассмотренных методов.

Применение функции классификации для сегментации изображения по категориям растительных тканей изображено на рис. 3.

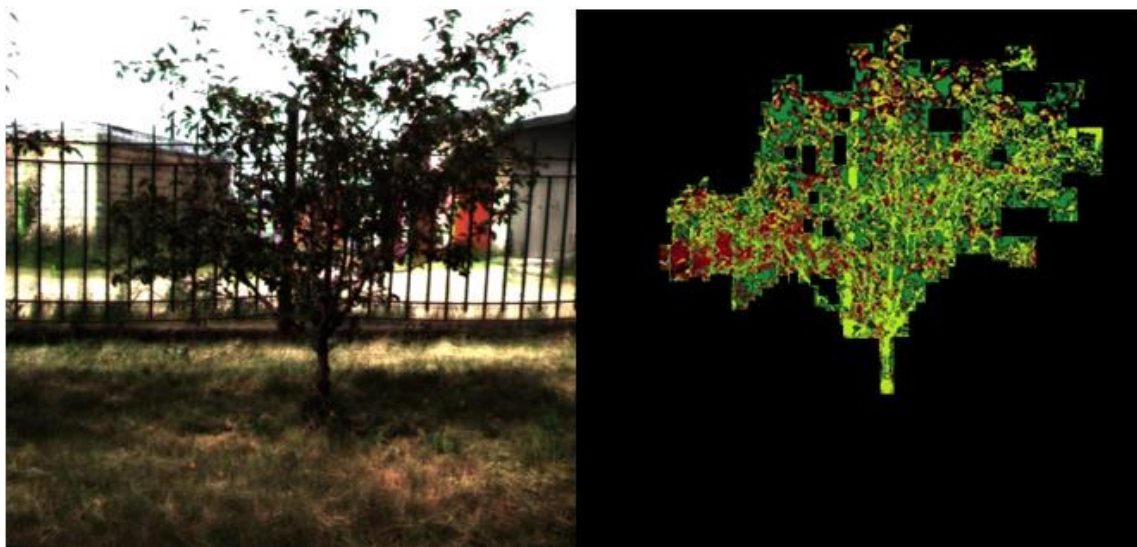


Рис. 3. Визуализация категорий растительных тканей на изображениях

4. Заключение

В результате исследования были определены основные проблемы классификации растительных тканей в условиях неопределенности, предложен алгоритм и основные этапы обработки гиперспектральных изображений для минимизации ошибок первого и второго рода, обозначен порядок подготовки данных и их анализа для классификации объектов растительного происхождения.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках проекта «Разработка роботизированного комплекса наземной и воздушной беспилотных платформ для применения в агротехнологиях» (ЕГИСУ НИОКТР: 124062100023-3).

Список использованных источников

1. MEDUSA: An open-source and webcam based multispectral imaging system / D. Pineda, et al. // HardwareX. – 2022. – V. 11. – P. 1 – 15.
2. Development of a multispectral imaging system for online quality assessment of pomegranate fruit / R. Khodabakhshian, et al. // International Journal of Food Properties. – 2017. – V. 20. – P. 107 – 118.
3. Design and Development of Large-Band Dual-MSFA Sensor Camera for Precision Agriculture / V. Mohammadi, P. Gouton, M. Rossé, K. Katakpe // Sensors. – 2024. – V. 24. – P. 1 – 11.
4. Документация SAM2 [Электронный ресурс]. – URL : <https://docs.ultralytics.com/ru/models/sam-2/>

Секция V

**УПРАВЛЕНИЕ МЕХАТРОННЫМИ
И РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ**

УДК 681.518.5

Г. М. Авхименко

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: grg9000k@mail.ru

**ОПТИМИЗАЦИЯ ГИПЕРПАРАМЕТРОВ АЛГОРИТМОВ
ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ
ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ**

Аннотация. В научной работе описан процесс исследования и оптимизации гиперпараметров алгоритмов обнаружения аномалий для диагностики технического состояния электродвигателя беспилотного летательного аппарата коптерного типа. Проведен анализ данных, представлен алгоритм выделения участка с постоянной скоростью вращения. Извлечены признаки из сигнала.

Ключевые слова: обнаружение аномалий, диагностика электродвигателей, беспилотный летательный аппарат, оптимизация гиперпараметров.

1. Введение

В последние годы беспилотные летательные аппараты прочно вошли в жизнь человека. Они применяются в различных областях: сельскохозяйственных работах, доставке грузов, в военной области. Наличие неисправностей электродвигателей пропеллеров может вызывать риск системных сбоев и стать причиной аварии. Эффективное и своевременное обнаружение неисправностей будет иметь большое значение для повышения безопасности полетов беспилотных летательных аппаратов. Для своевременного обнаружения неисправностей используются показания датчиков. Для диагностики были разработаны и применяются различные методы: модельные методы и методы, основанные на данных. Модельные методы моделируют поведение системы с помощью параметрических моделей, таких как системы дифференциальных уравнений и т.д. Обнаружение неисправности при таком подходе достигается с помощью анализа отклонений параметров модели от измеряемых показаний датчиков. Другой способ, основанный на данных, заключается в применении методов машинного обучения. Эти методы разделяются на два класса: методы обучения с учителем и методы обучения без учителя. Методы обучения с учителем – это алгоритмы классификации. В процессе обучения они получают на вход множество объек-

тов и множество правильных ответов. Множество ответов содержит множество классов технического состояния электродвигателя. Недостаток метода состоит в том, что механизм может иметь огромное количество неисправностей, которые невозможно получить при сборе данных. Подход обучения без учителя состоит в обучении на данных только нормального технического состояния. В терминах машинного обучения это является задачей обнаружения аномалий или обнаружения новизны. Метод, обученный на нормальных данных, может относить новый объект к двум классам, нормальному или аномальному. Такой подход нашел широкое применение в диагностике технического состояния различных устройств: ветряных генераторов [1], беспилотных летательных аппаратов [2, 3], подводных роботов [4]. В данной работе описаны алгоритм выделения участка постоянной скорости вращения пропеллера (далее – стационарного участка), извлечения признаков из сигналов, оптимизации гиперпараметров алгоритмов обнаружения аномалий.

2. Описание данных

Данные для исследования представляют собой запись работы математической модели электродвигателя. Перед моделированием нужно задать следующие параметры: напряжение питания аккумуляторной батареи, сопротивление обмотки, температуры, момент нагрузки от аэродинамических сил на пропеллере. Были смоделированы фазы разгона до заданной скорости вращения, вращение с этой скоростью, фаза торможения. Фаза вращения с постоянной заданной скоростью называется стационарным участком. На первых этапах исследования решено строить алгоритмы диагностики на стационарном участке. На стационарном участке скорость вращения постоянная или колеблется вокруг некой константы.

3. Методика диагностики

Методика диагностики состоит из трех этапов. Схема методики приведена на рис. 1.

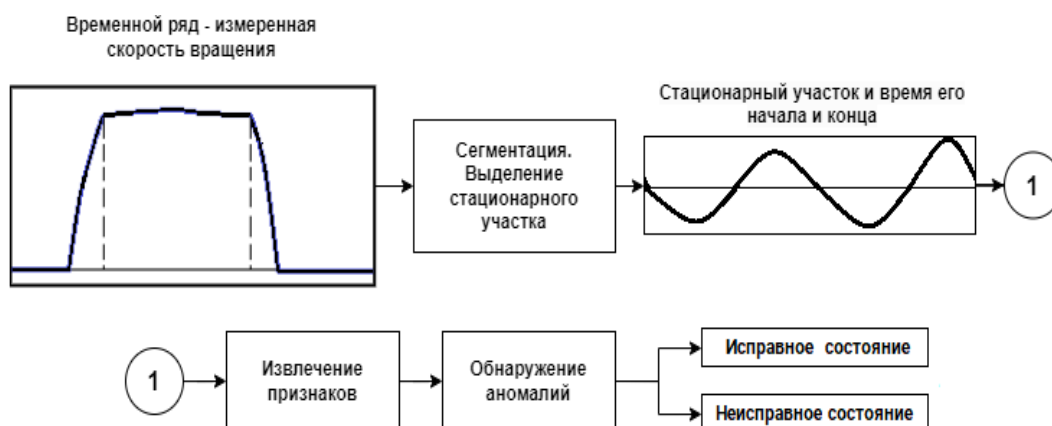


Рис. 1. Схема диагностики

Первый этап – выделение стационарного участка из записи сигнала. Требуется выделить участок с постоянной скоростью вращения.

На втором этапе проводится извлечение признаков из полученного сигнала. На выходе будет вектор признаков.

Последний этап – передача вектора признаков в алгоритм обнаружения аномалий и определение технического состояния электродвигателя.

Далее будут подробно описаны все этапы.

4. Алгоритм выделения стационарного участка

В связи с выделением стационарного участка возникает задача сегментации временного ряда. На первом шаге находится приращения скорости. Это временной ряд из разностей соседних значений или конечных разностей первого порядка (1):

$$dY_t = Y_t - Y_{t-1}, \quad (1)$$

где Y_t и Y_{t-1} – соседние значения временного ряда.

Вход: массив конечных разностей скорости вращения $\{\Delta Y_i\}_{i=1}^N$ (N – количество отсчетов), ε – порог чувствительности.

Выход: индексы начала t_{begin} и конца t_{end} стационарного участка.

Начало алгоритма

1. $t_{begin} = None$

2. $t_{end} = None$

3. Начало цикла $i = 3..N$

4. Если

$(|\Delta Y_i| \leq \varepsilon) \wedge (\Delta Y_{i-1} > \varepsilon) \wedge (Y_{i-1} > 0) \wedge (\Delta Y_{i-2} > \varepsilon) \wedge$
 $\wedge (Y_{i-2} > 0) \wedge (\Delta Y_{i-3} > \varepsilon) \wedge (Y_{i-3} > 0) = True$ то

5. $t_{begin} = i$

6. Выход из цикла

7. Конец цикла

8. Если $t_{begin} \neq None$ то

9. Начало цикла $i = t_{begin}..N - 3$

10. Если

$(|\Delta Y_i| \leq \varepsilon) \wedge (\Delta Y_{i+1} > \varepsilon) \wedge (Y_{i+1} < 0) \wedge (\Delta Y_{i+2} > \varepsilon) \wedge (Y_{i+2} < 0) \wedge$
 $\wedge (\Delta Y_{i+3} > \varepsilon) \wedge (Y_{i+3} < 0) = True$ то $t_{end} = i$

11. $t_{end} = i$

12. Выход из цикла

13. Конец цикла

14. Если $t_{end} \neq None$ то

15. Вернуть $\{t_{begin} \ t_{end}\}$

16. Иначе

17. Вернуть $None$

Конец алгоритма

Рис. 2. Псевдокод алгоритма

Описание алгоритма на псевдокоде приведено на рис. 2. Алгоритм сегментации для работы использует конечные разности скорости вращения (1) и ищет стационарный участок. После выполнения на выходе алгоритма будут индексы начала и конца стационарного участка или пустое значение $None$.

На рисунке 3 приведены графики конечных разностей и скорости вращения с выделенным стационарным участком.

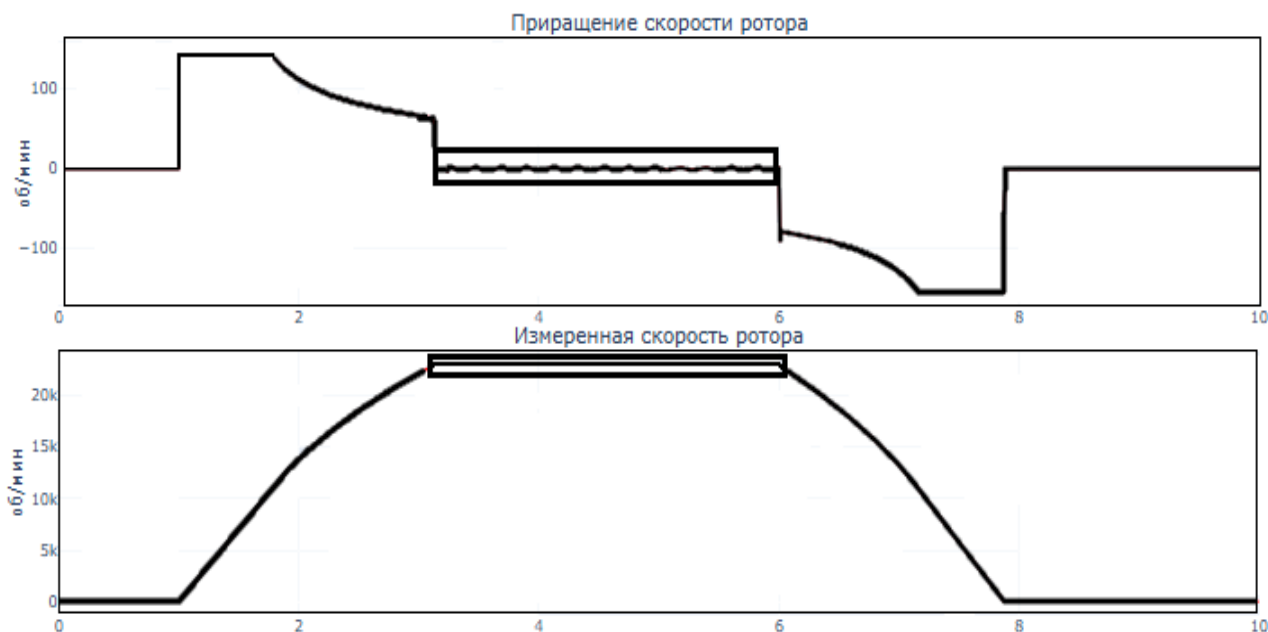


Рис. 3. Скорость и приращение скорости

В следующем разделе будет рассмотрено извлечение признаков из полученного стационарного сигнала.

5. Извлечение признаков

Предварительно был проведен визуальный анализ сигналов. Анализ показал, что при увеличении некоторых параметров, в частности сопротивления, уменьшается амплитуда и меняется структура колебаний на стационарном участке (рис. 4).

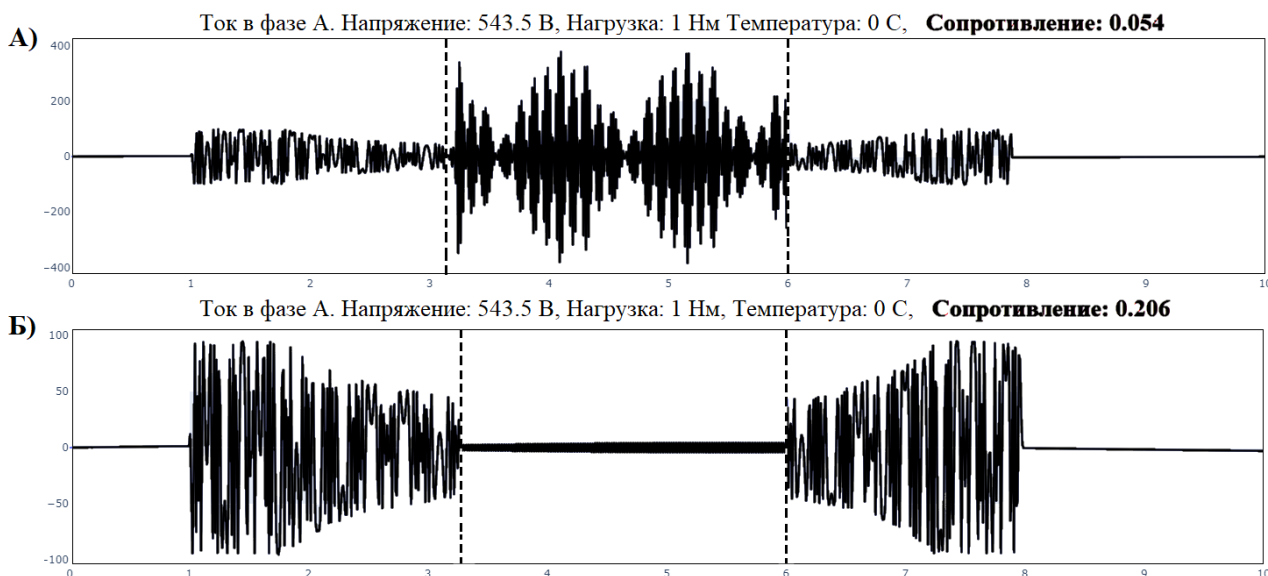


Рис. 4. Изменение структуры колебаний при увеличении сопротивления обмотки

Из сигнала были извлечены следующие признаки (табл. 1).

1. Список признаков

Временной ряд	Значение
Фазы тока А, В, С	Интеграл функции энергии непрерывного вейвлет-преобразования по всем частотам
Фазы тока А, В, С	Максимальное значение функции энергии непрерывного вейвлет-преобразования
Фазы тока А, В, С	Среднее значение функции энергии непрерывного вейвлет-преобразования
Фазы тока А, В, С	Среднее приращение функции энергии непрерывного вейвлет-преобразования
Фазы тока А, В, С	Максимальное приращение функции энергии непрерывного вейвлет-преобразования
Скорость вращения	Разность между временем начала стационарного участка в сигнале скорости вращения и временем начала стационарного участка в управляющем сигнале
Скорость вращения	Разность между временем окончания стационарного участка в сигнале скорости вращения и временем окончания в управляющем сигнале

В следующем разделе будет описан процесс оптимизации гиперпараметров алгоритмов обнаружения аномалий и приведены результаты.

6. Методика диагностики

Далее нужно оптимизировать гиперпараметры алгоритмов обнаружения аномалий. Для этого применялся метод решетчатого поиска. Для оценки одной комбинации гиперпараметров используется перекрестная проверка. Техника перекрестной проверки для задачи обнаружения аномалий описана в работе [5]. Схема перекрестной проверки приведена на рис. 5.



Рис. 5. Схема перекрестной проверки

Результаты оптимизации гиперпараметров приведены в табл. 2. Результаты – это прогнозы алгоритмов на тестовой выборке. Перед передачей объектов в алгоритм к выборке применялся метод снижения размерности – метод главных компонент. Количество главных компонент является гиперпараметром наравне с гиперпараметрами самих алгоритмов.

2. Числовые значения количества функций (или методов)

Количество запускаемых функций	Значение F1
Локальный фактор выброса	1,0
Изолирующий лес	0,63
Одноклассовый метод опорных векторов (Радиально-базисное ядро)	0,36
Одноклассовый метод опорных векторов (Линейное ядро)	0,24

Из таблицы 2 видно, что фактор локального выброса показал самый лучший результат. Метрический алгоритм лучше всего справился с распознаванием аномалий в данном наборе точек. Одноклассовый метод опорных векторов с двумя типами ядер не справился с задачей обнаружения аномалий. Не смог отделить хорошие образцы в пространстве от аномальных, несмотря на настройку метода снижения размерности. Алгоритм изолировал почти полностью исправные образцы вместе с аномальными. Алгоритм изолирующего леса ограничил только часть хороших образцов данных.

Как следует из результатов, объекты двух классов достаточно сильно перемешаны между собой. Поэтому метрический алгоритм показал высокие результаты, а остальные модели не смогли построить хорошую разделяющую поверхность для отделения хороших образцов от аномальных.

4. Заключение

На современном этапе развития методов диагностики, основанных на данных, имеет смысл рассмотреть задачу автоматизированной настройки методов выявления аномалий под исследуемые данные. В данной работе рассмотрена задача оптимизации гиперпараметров алгоритмов обнаружения аномалий. Вместе с ними проводится оптимизация метода снижения размерности, т.е. этапа предобработки данных. В дальнейших исследованиях планируется расширить список оптимизируемых гиперпараметров и улучшить саму стратегию оптимизации.

Исследование частично выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 23-19-00464).

Список использованных источников

- 1 Feature selection for unsupervised defect detection of a wind turbine blade considering operational and environmental conditions / A. Mohadeseh, et. al. // *Mechanical Systems and Signal Processing*. – 2025. – V. 230. – P. 1 – 20.
2. Erkan, C. O. Vibration data-driven anomaly detection in UAVs: A deep learning approach / C. O. Erkan // *Engineering Science and Technology, an International Journal*. – 2024. – V. 54. – P. 1 – 11.
3. Spatio-temporal correlation-based multiple regression for anomaly detection and recovery of unmanned aerial vehicle flight data / Y. Lei, et al. // *Journal of Computational Design and Engineering*. – 2024. – V. 11, No. 2. – P. 176 – 193.
4. Kemp, M. Actuator Fault-Detection for Autonomous Underwater Vehicles Using Unsupervised Learning / M. Kemp, B. Raanan // *Proceedings of the Annual Conference of the PHM Society 2017*. – St. Petersburg, 2017. – P. 1 – 7.
5. A novelty detection approach to effectively predict conversion from mild cognitive impairment to Alzheimer's disease / L. Shuo, et. al. // *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. – 2022. – V. 14. – P. 213 – 228.

УДК 004.94:658.012.2

А. С. Баканов

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
e-mail: alexb0m@mail.ru

ПРИМЕНЕНИЕ ФУНКЦИОНАЛЬНО-ВОКСЕЛЬНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРИ СОЗДАНИИ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ

Аннотация. Рассматривается применение функционально-воксельного моделирования (ФВМ) в процессе создания цифровых двойников мобильных роботов. Описан подход к представлению поведения сложной системы в виде гиперкуба, каждая ось которого соответствует изменяемому параметру системы, включая условно постоянные. Показано, как функциональные связи преобразуются в локальные представления, и как траектория функционирования робота может интерпретироваться как кривая в этом гиперпространстве. Рассматриваются архитектурные и программные принципы построения цифрового двойника на основе ФВМ и приведены примеры практического применения.

Ключевые слова: функционально-воксельное моделирование, локальная компьютерная геометрия, цифровой двойник, мобильные роботы.

1. Введение

Современные мобильные роботы предъявляют высокие требования к автономности, адаптивности и устойчивости к внешним условиям. Одним из эффективных инструментов их проектирования и анализа являются цифро-

вые двойники (ЦД) – виртуальные копии физических объектов, которые моделируют их структуру, динамику и поведение в различных ситуациях [1].

Цифровые двойники позволяют не только ускорить процесс проектирования и тестирования, но и существенно повысить качество систем управления [2]. Однако традиционные методы моделирования зачастую сталкиваются с ограничениями, связанными с жесткостью моделей и высокой вычислительной сложностью. Это особенно актуально в случае гибридных систем, сочетающих механику, электронику, программное обеспечение и элементы машинного обучения [3].

В связи с этим в работе предлагается альтернативный подход к созданию цифровых двойников – функционально-воксельное моделирование (ФВМ), основанное на преобразовании всех функциональных связей и параметров в гиперкуб состояний [4]. Такой метод позволяет не только анализировать поведение системы в реальном времени, но и адаптировать модель к изменяющимся условиям и конфигурациям.

2. Функциональные связи мобильного робота в его цифровом двойнике

Первоочередной задачей является создание модели Φ (2), которая будет достаточно точно отражать физические свойства компонентов робота: от механических характеристик (масса, геометрия, инерция) до взаимодействия с окружающей средой (F_1, F_2, \dots, F_n).

Моделирование должно учитывать все элементы F_i , влияющие на поведение робота: от силы тяжести и трения до динамики движения и сопротивления.

Речь идет не только о формировании перечня компонентов, но и об их интеграции – как в физическом, так и в логическом смысле. Это включает не только способы механического соединения элементов, но и согласованность их поведения в рамках общей модели.

Система, составленная из разрозненных компонентов, не может рассматриваться как полноценная модель до тех пор, пока между ее частями не будут установлены уравнивающие отношения (уравнения) C (1).

$$C = \begin{pmatrix} C_{11} & \cdots & C_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & \cdots & C_{nn} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

где $C_{ij} = f(F_i, F_j)$ – функция уравнивающих отношений между элементами F_i и F_j .

Они включают как физические взаимодействия – например, передачу усилия, вращения, энергии, так и управляющие или информационные каналы, обеспечивающие цифровую координацию между узлами.

Таким образом структура программного обеспечения цифрового двойника представляет собой сеть, в которой каждый элемент связан с другими через различные интерфейсы. Эти связи могут быть заданы параметрами, логическими правилами или описательными функциями, определяющими поведение элемента в ответ на те или иные входные условия

$$\Phi = \{F_1, F_2, \dots, F_n, C\}. \quad (2)$$

3. Основные принципы функционально-воксельного моделирования

Для эффективного учета в программном обеспечении всех связей цифрового двойника предлагается применение метода функционально-воксельного моделирования.

В рамках его применения поведение системы ЦД рассматривается как множество (2) локальных функций, называемых М-образами, которые представляют собой отображение локальных геометрических характеристиками элементов ЦД

$$M = \{M_1, M_2, \dots, M_{n+2}\}. \quad (3)$$

Эти параметры системы включаются в ФВ-модель ЦД как оси гиперкуба (рис. 1). Таким образом, создается многомерное пространство ФВ-модели, где каждая точка описывает уникальное состояние системы.

В этом гиперпространстве:

- каждая ось соответствует одному параметру системы;
- каждая точка – это результат расчета значения функции с соответствующими параметрами, которая в результате преобразуется к информации о локальных геометрических характеристиках функции.

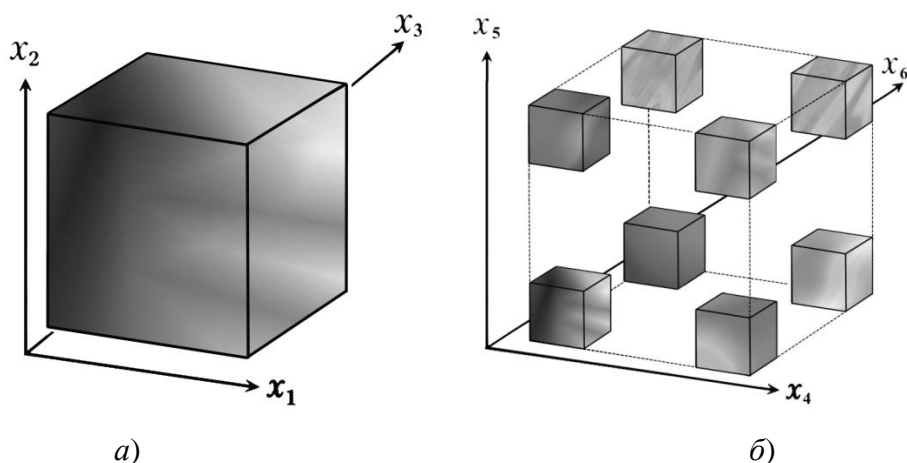


Рис. 1. ФВ-модели:

a – трехмерный гиперкуб; *б* – шестимерный гиперкуб

Функционально-воксельная модель представляет собой совокупность локальных геометрических характеристик в каждой точке внутри гиперкуба. Она включает частные производные по каждому параметру и позволяет быстро получить отклик системы на малые изменения без необходимости пересчета функционала, описывающего модель [5]. Таким образом, предварительно определив структуру системы, мы можем рассчитывать поведение цифрового двойника с учетом взаимодействия с физическим прототипом мобильного робота.

В каждый момент времени система находится в некотором состоянии, описывающем основные геометрические и физические параметры цифрового двойника, что позволяет прогнозировать:

- расположение робота;
- оценки устойчивости траектории;
- применение методов оптимизации и коррекции в режиме реального времени.

4. Архитектура цифрового двойника

Каждый компонент цифрового двойника – будь то привод, движитель, датчик или контроллер – представляет собой функциональный модуль, описанный:

- геометрически (объем, форма, и т.п.);
- физически (масса, коэффициенты сопротивления, трения, и т.п.);
- функционально (передаточные функции, логика обработки сигналов, и т.п.);
- функционально-воксельно (массив результатов аналитического описания законов формообразования в гиперкубе).

Эти модули объединяются в сеть, в которой связи между ними выражаются не только через геометрическое сопряжение, но и через информационные и энергетические взаимодействия.

Для удобства и многоразового использования компонентов планируется разработка расширяемой базы данных, включающей:

- типизацию элементов (датчики, актуаторы, каркасы и т. д.);
- параметры совместимости;
- шаблоны геометрических и физических законов формообразования поведения в виде воксельных моделей.

При этом каждый компонент может быть заменен, адаптирован или переопределен пользователем без изменения структуры всей модели.

Таким образом, архитектура цифрового двойника должна включать:

- базу данных функциональных модулей;
- модуль расчета ФВМ;
- базу данных М-образов;

- модуль симуляции цифрового двойника;
- генератор внешних воздействий, также позволяющий использовать данные с датчиков мобильного робота;
- аналитический модуль, обрабатывающий и анализирующий данные, полученные в ходе симуляции;
- модуль машинного обучения;
- модуль визуализации и интерпретации результатов.

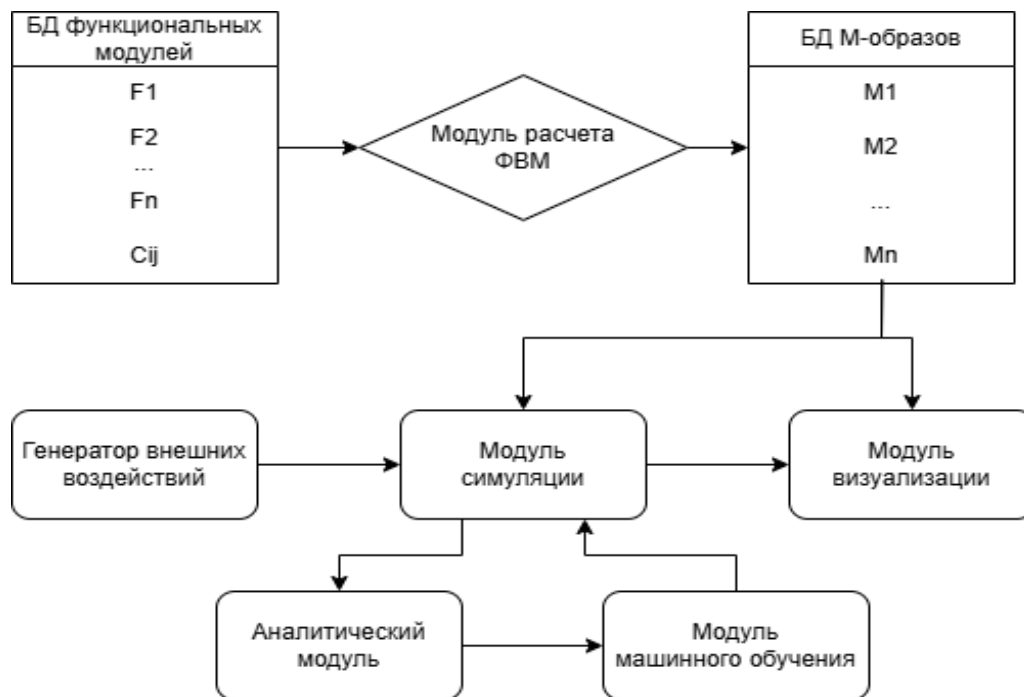


Рис. 2. Архитектура ЦД

5. Пример применения

Рассмотрим пример моделирования работы двигателя мобильного робота. Вместо использования жесткого уравнения движения модель создает функционально-воксельное представление законов для отклика системы на изменение: массы корпуса, материала колес, крутящего момента и т.п.

Для каждого такого набора параметров система сохраняет результат моделирования. В процессе симуляции двигатель может «переходить» из одного состояния в другое, при этом изменяется описание геометрических параметров цифрового двойника. Благодаря этому можно мгновенно рассчитать реакцию на неровность без уравнений второго порядка.

Заключение

Функционально-воксельное моделирование позволяет перейти от традиционного подхода описания цифрового двойника к целостному представлению его модели на физико-геометрическом уровне. Представление поведения системы в виде гиперкуба, позволяет получить не только инструмент анализа и

моделирования, но и динамически адаптируемую модель, способную к обучению, оптимизации и устойчивому управлению.

Список использованных источников

1. Леонтева, И. Н. Подходы к применению цифровых двойников системными интеграторами и производителями робототехники / И. Н. Леонтева, Д. С. Бурцев // НИУ ИТМО. – 2022. – № 2. – С. 75 – 83.
2. Кораблев, А. В. Ключевые функциональность и преимущества использования цифровых двойников в промышленности / А. В. Кораблев // Цифровая экономика. – 2019. – № 2(6). – С. 5 – 11.
3. Перспективы создания цифрового двойника изделия при разработке робототехнических комплексов / Н. В. Малютин и др. // Робототехника и техническая кибернетика. – Т. 10, № 1. – СПб. : ЦНИИ РТК. – 2022. – С. 32 – 42.
4. Толлок, А. В. Локальная компьютерная геометрия : учеб. пособие / А. В. Толлок, Н. Б. Толлок. – М. : Ай Пи Ар Медиа, 2025. – 228 с.
5. Лоторевич, Е. А. Геометрические преобразования пространства функционально-воксельной модели : дис. ... канд. техн. наук: 05.01.01 / Е. А. Лоторевич. – М., 2016. – 111 с.

УДК 004.932

В. А. Бугров, Д. А. Бобров

Тамбовский государственный технический университет, Тамбов, Россия

e-mail: bugor505@yandex.ru

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ МОДУЛЯ УПРАВЛЕНИЯ БПЛА «ВЗЛЕТ–ПОСАДКА» НА НАЗЕМНУЮ МОБИЛЬНУЮ ПЛАТФОРМУ

Аннотация. Описывается алгоритм работы модуля управления БПЛА «взлет–посадка» на наземную мобильную платформу, оснащенную ArUco-маркером. Данный метод, в отличие от стандартного способа посадки БПЛА по GPS-координатам, основывается на интеграции системы компьютерного зрения и гибкого управления.

Ключевые слова: Raspberry Pi, алгоритм, взлет–посадка, ArUco-маркер, БПЛА.

1. Введение

В современных условиях развитие беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) требует решения задачи автономной посадки в условиях ограниченного доступа к спутниковым системам навигации, таким как GPS, ГЛОНАСС, Galileo. Это особенно важно при использовании БПЛА в закрытых помещениях, горной местности или при взаимодействии с беспилотными мобильными платформами. Для решения подобных задач применяют следующие подходы:

- метод визуального сервоуправления с использованием специальных меток (AprilTags) на земле [1];
- метод визуального сервоуправления с использованием алгоритма SURF для отслеживания целей [2];
- метод с применением нейронных сетей для обработки данных оптических сенсоров [3].

Способ точной посадки БПЛА основан на использовании оптических меток треугольной и квадратной формы [4].

2. Цель

Цель исследования заключается в разработке алгоритма управления модулем «взлет–посадка», позволяющего осуществлять посадку БПЛА на подвижную наземную платформу.

3. Материалы и методика исследования

Разработка программно-алгоритмического обеспечения модуля управления БПЛА «взлет–посадка», необходимого для более точного и безопасного приземления БПЛА на наземную платформу, в том числе при ее нестационарном (подвижном) положении.

4. Результаты исследования

Алгоритм управления модулем «взлет–посадка» представлен в виде блок-схемы (рис. 1). Этот алгоритм включает в себя несколько основных этапов:

1. Оператор создает полетное задание для БПЛА в ПО QGroundControl.
2. БПЛА выполняет задание и зависает в конечной точке.
3. Происходит перехват управления с Raspberry Pi 4.
4. Raspberry Pi 4 захватывает кадр с USB-камеры.
5. Система пытается обнаружить ArUco-маркер на кадре.
6. Если ArUco-маркер не найден: БПЛА возвращается в режим зависания и ожидает дальнейших команд.
7. Если ArUco-маркер найден:
 - вычисляются векторы положения и ориентации маркера относительно камеры;
 - происходит преобразование координат в локальную систему координат БПЛА;
 - вычисляются ошибки по смещению по осям X и Y , а также по высоте;
 - рассчитываются управляющие команды для линейных скоростей по осям X и Y , и скорости снижения;
 - команды отправляются по протоколу MAVLink в полетный контроллер.
8. БПЛА выполняет команды и совершает посадку.

Программный код модуля «взлет–посадка» БПЛА, реализованный на языке Python, соответствует описанному алгоритму управления. Код структурирован на несколько логических блоков, каждый из которых отвечает за определенный этап алгоритма.

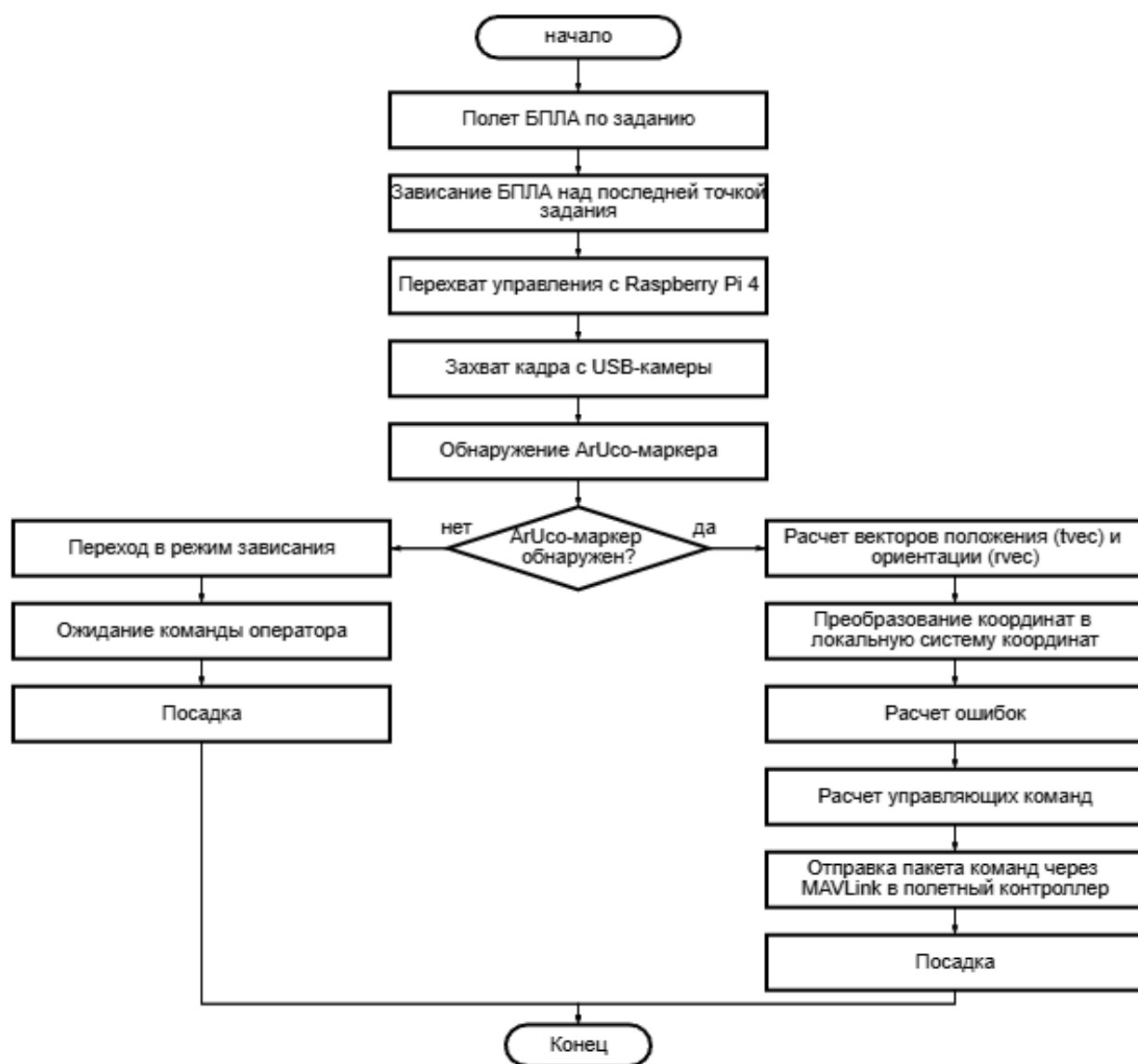


Рис. 1. Блок-схема алгоритма работы модуля «взлет–посадка»

При разработке использовались следующие библиотеки:

- 1) cv2 (OpenCV) – библиотека для обработки изображений;
- 2) numpy – библиотека для выполнения математических операций;
- 3) pymavlink – библиотека, для взаимодействия с полетным контроллером по протоколу MAVLink;
- 4) time – модуль для управления временными задержками в циклах;
- 5) threading – модуль для создания многопоточности.

Программный код модуля «взлет–посадка» организован в виде класса DroneController, который инкапсулирует всю логику работы. При инициализации класса, с помощью конструктора `__init__(self)`, происходит установка соединения с полетным контроллером Pixhawk 6c через указанный UART-порт.

После успешного подключения, система ожидает сигнал «heartbeat» от контроллера для подтверждения связи. Далее загружаются параметры, необходимые для работы с ArUco-маркерами, включая тип маркера (DIST_4X4_50) и результаты калибровки камеры.

Для отслеживания прогресса выполнения полетного задания создается отдельный поток, запускаемый методом `check_mission_progress`. Этот метод, работая параллельно, ожидает сообщение `MISSION_ITEM_REACHED` от полетного контроллера которое приходит при достижении каждой точки маршрута. Когда последняя точка маршрута достигнута, флаг `mission_completed` устанавливается в `True`, что сигнализирует о готовности к посадке. Для определения общего количества точек в текущей миссии используется метод `get_last_mission_item`, который запрашивает эту информацию у полетного контроллера.

Метод `set_guided_mode` отвечает за переключение полетного контроллера в режим `GUIDED`, позволяющий принимать команды управления от внешнего источника (Raspberry Pi).

Основная логика посадки реализуется в методе `start_landing_procedure`. Сначала активируется режим `GUIDED` и инициализируется камера. Затем, в бесконечном цикле, захватывается кадр с камеры и предпринимается попытка обнаружения `ArUco`-маркера с использованием библиотеки `cv2`. Если маркер найден, вычисляются его положение и ориентация относительно камеры, а также определяется смещение маркера относительно центра кадра. На основе этих данных, рассчитываются значения скоростей для управления движением дрона с использованием пропорциональных коэффициентов. Команды скорости передаются на полетный контроллер через функцию `send_velocity_command`.

Когда расстояние до маркера становится меньше заданного порога, двигатели отключаются отправкой команды выключения.

Основной цикл управления реализован в методе `run`, который запускает поток для мониторинга выполнения миссии. После ожидания завершения полетного задания активируется процедура посадки.

Нами разработан алгоритм, позволяющий с высоты до 15 м обеспечить безопасную посадку на маркер 300 на 300 мм с освещением в 500...1000 люкс. установленный на подвижную платформу даже при неблагоприятных условиях таких как ветреная погода, работа РЭБ систем. Для его реализации мы разработали модуль «взлет–посадка» основанный на Raspberry Pi 4 и камере разрешением 1280×720 пикселей.

5. Выводы

В ходе проведенного исследования было разработано программно-алгоритмическое обеспечение модуля управления БПЛА «взлет–посадка» обеспечивающий стабильную и эффективную посадку дрона с использованием визуальных ориентиров. Следующим шагом станет исследование и разработка методов повышения надежности и точности посадки.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках проекта «Разработка роботизированного комплекса наземной и воздушной беспилотных платформ для применения в агротехнологиях» (ЕГИСУ НИОКТР: 124062100023-3).

Список использованных источников

1. Алексеев, В. Ф. Автономная посадка БПЛА с использованием визуального сервоуправления / В. Ф. Алексеев, Е. И. Бавбель // BIG DATA and Advanced Analytics. BIG DATA и анализ высокого уровня : X Междунар. науч.-практ. конф. Минск, Республика Беларусь, 13 марта 2024 г. – Минск : БГУИР, 2024 – № 1 – С. 472 – 479.
2. Косова, А. Е. Автоматическая посадка малых беспилотных летательных аппаратов с использованием компьютерного зрения / А. Е. Косова, А. М. Корилов // Доклады ТУСУРа. –2017. – Т. 20. – № 3. – С. 191 – 196.
3. Суслов, В. А. Автоматизированная посадка беспилотного летательного аппарата на подвижную платформу с использованием нейронных сетей / В. А. Суслов, С. В. Гагарский // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия. Инженерные исследования. – 2024. – Т. 25, № 4. – С. 413 – 426.
4. Пат. 2773978 Российская Федерация, МПК В64С 13/18, В64F 1/18, G05D 1/10. Способ точной посадки беспилотного летательного аппарата и устройство для реализации способа / Гайнутдинова Т. Ю., Гайнутдинов В. Г., Латыпов Р. Р., Мухаметзянов Ф. Ф. ; заявитель и патентообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Казанский (Приволжский) федеральный университет» (ФГАОУ ВО КФУ), Общество с ограниченной ответственностью «ТНГ-Групп». – № 2021134723 ; заявл. 26.11.2021 ; опубл. 14.06.2022.

УДК 62.50

П. П. Грезнев, А. С. Антипов

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: greznev@gmail.com

ДВА ПОДХОДА К УПРАВЛЕНИЮ КОНЕЧНОЙ ТОЧКОЙ ДВУХЗВЕННОГО МАНИПУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ МЕТОДА ИЕРАРХИИ УПРАВЛЕНИЙ

Аннотация. Ставится задача отслеживания положений конечной точки двухзвенного манипулятора эталонных траекторий, заданных в ее рабочем пространстве. При этом неизвестны массо-инерционные характеристики объекта. Предложены два подхода к решению задачи с использованием блочного принципа управления и разной организацией иерархического синтеза управлений. Проведен сравнительный анализ подходов.

Ключевые слова: двухзвенный манипулятор, параметрическая неопределенность, блочный подход, метод иерархии управлений.

1. Введение

В работе рассматривается проблема управления конечной точкой двухзвеного манипулятора при наличии параметрической неопределенности и с учетом ограниченных вычислительных возможностей микроконтроллеров. В [1] был разработан подход, не требующий решения обратной задачи кинематики применения затратных численных методов. При этом для сокращения вычислений в замкнутой системе предлагалось подавить часть составляющих динамики объекта за счет выбора амплитуд управлений. Однако в [1] значения параметров объекта полагались известными. Цель данной работы – развить результат [1] применительно к неизвестным массо-инерционным характеристикам объекта, но без синтеза наблюдателей возмущений [2 – 4], которые бы привели к увеличению вычислений и динамического порядка замкнутой системы. Для достижения цели будут разработаны два подхода на основе блочного принципа управления [5] с гладкими и ограниченными обратными связями [1, 6, 7] и метода иерархии управлений [7, 8], с помощью которого можно подавить неопределенности и обеспечить желаемую последовательность (иерархию) сходимости ошибок слежения при известных допустимых диапазонах изменения параметров объекта.

В первом из подходов в предположении известных длин звеньев и неизвестных масс выбирается комбинированный закон фиктивного управления. При этом истинное управление синтезируется с помощью метода иерархии управлений [7, 8]. В рамках второго подхода неизвестными полагаются и массы, и длины звеньев. В этом случае иерархия управлений организуется в уравнении на ошибку слежения с помощью фиктивного управления так, чтобы подавить неопределенности в этом уравнении. Тогда для построения истинного управления применять метод иерархии не требуется в силу свойства пассивности объекта. Научная новизна связана с разработкой второго подхода, который позволит уменьшить количество вычислений по сравнению с первым подходом.

2. Математическая модель объекта управления и постановка задачи

В качестве модели объекта управления рассмотрим уравнения динамики механической подсистемы без учета динамики электрической подсистемы (исполнительных механизмов). Данные уравнения выводятся из уравнений Эйлера–Лагранжа [1]:

$$\begin{aligned} \dot{q}_1 &= q_2, \\ \dot{q}_2 &= H^{-1}(q_1)(u - C(q_1, q_2)q_2 - G(q_1)), \end{aligned} \quad (1)$$

где $q_1 = (q_{11}, q_{12})^T$ – вектор положений звеньев манипулятора, $q_2 = (q_{21}, q_{22})^T$ – вектор скоростей; $H(q_1) \in R^{2 \times 2}$ – положительно-определенная нелинейная симметрическая матрица инерции; $C(q_1, q_2) \in R^{2 \times 2}$ – матрица центробежных и кориолисовых сил, зависящих от вектора обобщенных координат и скоро-

стей; $G(q_1) \in R^{2 \times 1}$ – вектор гравитационных сил, $u \in R^{2 \times 1}$ – вектор обобщенных моментов, который полагаем управлением.

Для двухзвенного манипулятора матрицы системы (1) имеют следующий вид:

$$H = \begin{pmatrix} (m_1 + m_2)l_1^2 & m_2l_1l_2 \cos(q_{11} - q_{12}) \\ m_2l_1l_2 \cos(q_{11} - q_{12}) & m_2l_2^2 \end{pmatrix},$$

$$C = \begin{pmatrix} 0 & m_2l_1l_2 \sin(q_{11} - q_{12}) \\ -m_2l_1l_2 \sin(q_{11} - q_{12}) & 0 \end{pmatrix}, \quad G = \begin{pmatrix} (m_1 + m_2)\bar{g}l_1 \cos q_{11} \\ m_2\bar{g}l_2 \cos q_{12} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

где m_i и l_i – массы и длины звеньев соответственно, $i = 1, 2$, $\bar{g} = 9,81$ – ускорение свободного падения.

Вектор $y_1 = (y_{11}, y_{12})^T$ определяет положение конечной точки манипулятора в ее рабочей области. Компоненты этого вектора выражаются через обобщенные координаты следующим образом:

$$y_{11} = h_1(q_1) = l_1 \cos q_{11} + l_2 \cos q_{12},$$

$$y_{12} = h_2(q_1) = l_1 \sin q_{11} + l_2 \sin q_{12}. \quad (3)$$

Относительно модели (1), (2) будем предполагать, что измеряются положение конечной точки y_1 , обобщенные координаты q_1 и скорости q_2 . При этом шумы измерений отсутствуют. Кроме того, доступны измерения задающих воздействий $g(t)$ для конечной точки манипулятора в ее системе координат. При этом задающие воздействия сформированы так, чтобы избежать особых конфигураций манипулятора, когда его рука полностью вытянута или сложена. Предположения относительно определенности массо-инерционных характеристик объекта и производных задающих воздействий будут выдвигаться далее по мере изложения.

В указанных предположениях ставится задача синтеза управления u в форме статической обратной связи, обеспечивающей отслеживание с некоторой точностью вектором положений конечной точки y_1 ограниченной функции $g(t) = (g_1(t), g_2(t))^T$, заданной в системе координат конечной точки:

$$|y_{1i}(t) - g_i(t)| \leq \Delta_{1i}, t \geq t_{1i}, \quad (4)$$

где Δ_{1i} – величина ошибки в установившемся режиме; $t_{1i} > 0$ – время регулирования, $i = 1, 2$.

3. Эквивалентная форма вход–выход

Чтобы избежать неоднозначности решения обратной задачи кинематики и вычислительных затрат, связанных с его нахождением, предлагается продифференцировать y_1 (3) и от (1), (2) перейти к следующей системе [1]:

$$\begin{aligned} \dot{y}_1 &= B_1(q_1)q_2, \\ \dot{q}_2 &= H^{-1}(q_1)(u - C(q_1, q_2)q_2 - G(q_1)), \end{aligned} \quad (5)$$

где $B_1(q_1) = \begin{pmatrix} -l_1 \sin q_{11} & -l_2 \sin q_{12} \\ l_1 \cos q_{11} & l_2 \cos q_{12} \end{pmatrix}$.

Выходом этой системы является вектор y_1 положений конечной точки. Введем ошибку $e_1 = y_1 - g$ его слежения за эталонной траекторией, заданной в системе координат конечной точки. Далее с учетом $\dot{e}_1 = B_1(q_1)q_2 - \dot{g}(t)$, $\dot{g}(t) = (\dot{g}_1(t), \dot{g}_2(t))^T$ от системы (5) перейдем к следующей системе, которая будет базовой для построения управления:

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= B_1(q_1)q_2 - \dot{g}(t), \\ \dot{q}_2 &= H^{-1}(q_1)(u - C(q_1, q_2)q_2 - G(q_1)). \end{aligned} \quad (6)$$

Чтобы упростить синтез управления, воспользуемся блочным подходом [9], в рамках которого декомпозируем задачу синтеза управления на две элементарные подзадачи: сначала синтеза фиктивного управления в первом уравнении (6), затем – синтеза истинного управления u во втором уравнении (6). При этом рассмотрим два подхода к формированию фиктивных управлений, каждый из которых опирается на собственные предположения.

4. Иерархический синтез управлений во втором уравнении системы (6)

Предположим, что массы m_i звеньев неизвестны, но известны их допустимые диапазоны изменения и длины звеньев l_i , $i = 1, 2$. Кроме того, доступны измерения производных $\dot{g}(t)$ задающих воздействий $g(t)$, которые являются гладкими функциями времени. Тогда в первом уравнении (6) известна матрица $B_1(q_1)$ и вектор-функция $\dot{g}(t)$. Следовательно, в качестве фиктивного управления можно принять функцию $y_2(q_1, q_2) = B_1(q_1)q_2$. Чтобы избежать перерегулирования, характерного для систем с линейными управлениями, задающее воздействие y_2^* для фиктивного управления y_2 выберем в виде гладкой и ограниченной функции гиперболического тангенса [1, 7] $\tan h(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1}$ с компенсацией $\dot{g}(t)$:

$$y_2^* = -M_1 \tan h(K_1 e_1) + \dot{g}(t),$$

где $\tan h(K_1 e_1) = (\tan h(k_{11} e_{11}), \tan h(k_{12} e_{12}))^T$;

$$M_1 = \text{diag}(m_{1i}), m_{1i}, k_{1i} = \text{const} > 0, i = 1, 2.$$

Таким образом, замена переменных

$$e_1 = y_1 - g,$$

$$e_2 = y_2 - y_2^* = B_1(q_1)q_2 + M_1 \tanh(K_1 e_1) - \dot{g}(t)$$

приводит систему (6) к виду

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= e_2 - M_1 \tanh(K_1 e_1), \\ \dot{e}_2 &= \dot{B}_1(q_1, q_2)q_2 + \Lambda_1 - \ddot{g}(t) + B_2(q_1)(u - C(q_1, q_2)q_2 - G(q_1)), \end{aligned} \quad (7)$$

где $\dot{B}_1(q_1, q_2) = \begin{pmatrix} -l_1 \cos(q_{11})q_{21} & -l_2 \cos(q_{12})q_{22} \\ -l_1 \sin(q_{11})q_{21} & -l_2 \sin(q_{12})q_{22} \end{pmatrix}$;

$\Lambda_1 = (m_{11}k_{11}(1 - \tanh^2(k_{11}e_{11}))\dot{e}_{11}; m_{12}k_{12}(1 - \tanh^2(k_{12}e_{12}))\dot{e}_{12})^T$ – вектор-функция производных гиперболического тангенса, полученных в силу системы (6), $\ddot{g}(t) = (\ddot{g}_1(t), \ddot{g}_2(t))^T$ – вектор-функция вторых производных задающих воздействий.

В системе (7) матрица управления

$$B_2(q_1) = \begin{pmatrix} b_{2,11} & b_{2,12} \\ b_{2,21} & b_{2,22} \end{pmatrix} = B_1(q_1)H^{-1}(q_1)$$

зависит от неизвестных масс звеньев. При этом данная матрица не является диагональной, и ее элементы могут менять знаки. Для синтеза истинного управления u в данных условиях воспользуемся методом иерархии управлений [7, 8], с помощью которого можно организовать сходимость невязок в определенной последовательности за счет выбора амплитуд управлений и с учетом знаков главных миноров матрицы $B_2(q_1)$ [7].

Сформируем следующий закон управления:

$$u = -S_2 M_2 \tanh(K_2 e_2), \quad (8)$$

где $S_2 = \text{diag}(\text{sign}(b_{2,11}), \text{sign}(b_{2,22}^1))$, $b_{2,22}^1 = b_{2,22} - b_{2,21}b_{2,22} / b_{2,11}$;

$$\tanh(K_2 e_2) = (\tanh(k_{21}e_{21}), \tanh(k_{22}e_{22}))^T;$$

$$M_2 = \text{diag}(m_{2i}), m_{2i}, k_{2i} = \text{const} > 0, i = 1, 2.$$

В результате приходим к замкнутой системе (7), (8):

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= e_2 - M_1 \tanh(K_1 e_1), \\ \dot{e}_2 &= f - B_2(q_1)S_2 M_2 \tanh(K_2 e_2), \end{aligned} \quad (9)$$

где вектор-функцию

$$f = (f_1, f_2)^T = \dot{B}_1(q_1, q_2)q_2 + \Lambda_1 - \ddot{g}(t) - B_2(q_1)(C(q_1, q_2)q_2 + G(q_1))$$

будем считать возмущением с ограниченными компонентами $|f_i(t)| \leq F_i, t \geq 0$.

Согласно [7], найдутся такие числа $\bar{k}_{ij} > 0, \bar{m}_{ij} > 0, i = 1, 2, j = 1, 2$, которые обеспечат подавление возмущений и стабилизацию ошибки слежения $e_1 = y_1 - g$ с заданной точностью (4).

5. Иерархический синтез управлений в первом уравнении системы (6)

Предположим, что неизвестны и массы m_i , и длины звеньев $l_i, i = 1, 2$, но известны их допустимые диапазоны изменения. Кроме того, производные $\dot{g}(t)$ задающих воздействий могут иметь конечное число точек разрыва первого рода. В этом случае в качестве фиктивного управления выберем переменную q_2 . При этом в системе (6) матрица

$$B_1(q_1) = \begin{pmatrix} b_{1,11} & b_{1,12} \\ b_{1,21} & b_{1,22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -l_1 \sin q_{11} & -l_2 \sin q_{12} \\ l_1 \cos q_{11} & l_2 \cos q_{12} \end{pmatrix}$$

при фиктивном управлении q_2 является неизвестной и недиагональной. Тогда, как и для первого подхода, применим блочный принцип управления [9], но с организацией метода иерархии управлений в первом уравнении системы (6) и без компенсации производной $\dot{g}(t)$ задающего воздействия в этом уравнении.

Замена переменных

$$e_1 = y_1 - g,$$

$$e_2 = q_2 - q_2^* = q_2 + S_1 \tilde{M}_1 \tan h(\tilde{K}_1 e_1),$$

где $q_2^* = -S_1 \tilde{M}_1 \tan h(\tilde{K}_1 e_1)$, $S_1 = \text{diag}(\text{sign}(b_{1,11}), \text{sign}(b_{1,22}^1))$;

$$b_{1,22}^1 = b_{1,22} - b_{1,21} b_{1,22} / b_{1,11}; \quad \tan h(\tilde{K}_1 e_1) = (\tan h(\tilde{k}_{11} e_{11}), \tan h(\tilde{k}_{12} e_{12}))^T;$$

$$\tilde{M}_1 = \text{diag}(\tilde{m}_{1i}), \tilde{m}_{1i}, \tilde{k}_{1i} = \text{const} > 0, i = 1, 2,$$

приводит систему (6) к виду

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= B_1(q_1)(e_2 - S_1 \tilde{M}_1 \tan h(\tilde{K}_1 e_1)) - \dot{g}(t), \\ \dot{e}_2 &= S_1 \tilde{\Lambda}_1 + \tilde{B}_2(q_1)(u - C(q_1, q_2)q_2 - G(q_1)), \end{aligned} \quad (10)$$

где $\tilde{\Lambda}_1 = (\tilde{m}_{11} \tilde{k}_{11} (1 - \tan h^2(\tilde{k}_{11} e_{11})) \dot{e}_{11}, \tilde{m}_{12} \tilde{k}_{12} (1 - \tan h^2(\tilde{k}_{12} e_{12})) \dot{e}_{12})^T$; $\tilde{B}_2(q_1) = H^{-1}(q_1)$ – матрица управления, которая зависит только от обратной матрицы к матрице инерции $H(q_1)$. Однако в отличие от предыдущего подхода, в силу свойства пассивности системы при синтезе управления допустимо не компенсировать матрицу $H^{-1}(q_1)$, т.е. в (10) сформировать закон управления u в виде

$$u = -\tilde{M}_2 \tan h(\tilde{K}_2 e_2), \quad (11)$$

где $\tan h(\tilde{K}_2 e_2) = (\tan h(\tilde{k}_{21} e_{21}), \tan h(\tilde{k}_{22} e_{22}))^T$;

$$\tilde{M}_2 = \text{diag}(\tilde{m}_{2i}), \tilde{m}_{2i}, \tilde{k}_{2i} = \text{const} > 0, i = 1, 2.$$

В результате приходим к следующей замкнутой системе (10), (11):

$$\begin{aligned}\dot{e}_1 &= B_1(q_1)(e_2 - S_1 \tilde{M}_1 \tanh(\tilde{K}_1 e_1)) - \dot{g}(t), \\ \dot{e}_2 &= \tilde{f} - \tilde{B}_2(q_1) \tilde{M}_2 \tanh(\tilde{K}_2 e_2),\end{aligned}\quad (12)$$

где вектор-функцию $\tilde{f} = (\tilde{f}_1, \tilde{f}_2)^T = S_1 \tilde{\Lambda}_1 - \tilde{B}_2(q_1)(C(q_1, q_2)q_2 + G(q_1))$ можно трактовать как возмущение, $|\tilde{f}_i(t)| \leq \tilde{F}_i, t \geq 0$.

Из процедуры выбора амплитуд в методе иерархии управлений [7] и свойства пассивности системы следует, что найдутся такие числа $\tilde{k}_{ij} > 0, \tilde{m}_{ij} > 0, i = 1, 2, j = 1, 2$, которые, как и для предыдущего подхода, обеспечат подавление возмущений и стабилизацию ошибки слежения $e_1 = y_1 - g$ с заданной точностью (4).

6. Обсуждение результатов

По сравнению с первым подходом, второй, с организацией иерархии управлений в первом уравнении (6), может быть применен к системам с неизвестными длинами звеньев и с негладкими задающими воздействиями. При этом для реализации второго подхода требуется меньше вычислений: в законе управления не используются производные задающих воздействий. Кроме того, амплитуда возмущений в (12) меньше, по сравнению с амплитудой возмущений в (9), что позволяет выбирать исполнительные механизмы с меньшей мощностью для реализации управления во втором подходе. Однако благодаря комбинированному закону фиктивного управления в первом подходе, этот подход, как правило, будет обеспечивать более высокую точность и большую степень гладкости сигналов по сравнению с аналогичными характеристиками (точностью и гладкостью) для второго подхода.

Разработка алгоритмов повышения точности следящих систем с робастным управлением является предметом будущих исследований авторов.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке Российского научного фонда (проект 24-21-20009).

Список использованных источников

1. Антипов, А. С. Два подхода к синтезу закона управления конечной точкой двухзвенного манипулятора / А. С. Антипов, П. П. Грезнев // Управление большими системами. – 2025. – Вып. 113. – С. 73 – 94.
2. Cao, P. Finite-Time Disturbance Observer for Robotic Manipulators / P. Cao, Y. Gan, X. Dai // Sensors. – 2019. – V. 19. – P. 1 – 11.
3. Fixed-Time Control of a Robotic Arm Based on Disturbance Observer Compensation / G. Zhang, J. Pan, T. Li, et al. // Processes. – 2024. – V. 12. – P. 1 – 15.

4. Андриевский, Б. Р. Наблюдатели возмущений: методы и приложения. Ч. 1. Методы / Б. Р. Андриевский, И. Б. Фуртат // Автоматика и телемеханика. – 2020. – № 9. – С. 3 – 61.

5. Гулюкина, С. И. Задача управления парогенератором в условиях неопределенности при ограничениях на фазовые переменные и управления / С. И. Гулюкина, В. А. Уткин // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2023. – № 2. – С. 123 – 139.

6. Кокунько, Ю. Г. Динамическое дифференцирование и сглаживание зашумленных сигналов, задающих траекторию беспилотного летательного аппарата / Ю. Г. Кокунько // Управление большими системами. – 2024. – Вып. 107. – С. 142 – 161.

7. Antipov, A. S. Hyperbolic tangent as a smooth analog of discontinuous control in dynamic systems with uncertain input matrices / A. S. Antipov, S. A. Krasnova, V. A. Utkin // Advances in Systems Science and Applications. – 2024. – V. 24, No. 4. – P. 1 – 29.

8. A Hierarchical Principle of the Control System Decomposition Based on Motion Separation / V. I. Utkin, S. V. Drakunov, D. E. Izosimov, et al. // IFAC Proceedings Volumes. – 1984. – V. 17, No. 2. – P. 1553 – 1558.

9. Антипов, А. С. Синтез инвариантных нелинейных одноканальных систем слежения с сигмоидальными обратными связями с обеспечением заданной точности слежения / А. С. Антипов, С. А. Краснова, В. А. Уткин // Автоматика и телемеханика. – 2022. – № 1. – С. 40 – 66.

УДК 004.896; 656.052

С. А. К. Диане

Институт проблем управления РАН им. В. А. Трапезникова, Москва, Россия
e-mail: diane1990@yandex.ru

АЛГОРИТМ КВАЗИОПТИМАЛЬНОЙ МАРШРУТИЗАЦИИ МОБИЛЬНОГО РОБОТА В УСЛОВИЯХ СИТУАЦИОННОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Аннотация. Подчеркнута актуальность проблемы компенсации ситуационной неопределенности в задаче планирования движений автономного мобильного робота. Дана формализованная постановка задачи поиска квазиоптимального маршрута робота при обходе группы целевых объектов на местности в условиях, когда доступность объектов является равномерно распределенной случайной величиной. Предложен алгоритм построения квазиоптимального маршрута робота, основанный на использовании дробно-рационального функционала пригодности (учитывающего число, длительность и необходимую очередность выполнения технологических задач), а также на применении уточненных операторов эволюционного поиска. По результатам проведенных экспериментальных исследований подтверждена эффективность предлагаемого подхода и намечены пути его дальнейшего развития.

Ключевые слова: маршрутизация, квазиоптимальный маршрут, планирование движений, мобильный робот, эволюционное программирование, многокритериальная оптимизация, технологический сценарий.

1. Введение

За последние десятилетия всецело изучена и освещена в литературе задача поиска кратчайшего маршрута на графе [1, 2]. Исследованы также приложения графовых методов в области робототехники, в частности, к задаче организации целенаправленного перемещения наземных мобильных роботов и беспилотных летательных аппаратов [3].

Классическая постановка задачи коммивояжера предполагает, что целевые объекты расположены в известных точках и перманентно доступны. На аналогичных предположениях строятся алгоритмы выполнения многоэтапных технологических сценариев [4].

Однако в ряде случаев информация о расположении или наличии объектов неточна, а доступ к ним появляется в случайные моменты времени, ограниченные расписанием. В таких условиях требуется формировать квазиоптимальную стратегию движения робота, учитывающую темпоральные и пространственные ограничения для снижения риска напрасного посещения роботом недоступных объектов.

Квазиоптимальным маршрутом, удовлетворяющим заданному многоэтапному технологическому сценарию, назовем маршрут, в достаточной степени минимизирующий время T_{Σ} функционирования робота при соблюдении технологических требований в условиях ситуационной неопределенности.

Под ситуационной неопределенностью будем понимать неполноту информации о значениях параметров внешней среды автономного мобильного робота, влияющих на технологический процесс. В свою очередь, под управленческой неопределенностью будем понимать неоднозначность выбора между множеством равноэффективных для робота управляющих решений. В настоящем исследовании основное внимание уделим ситуационной составляющей – неопределенности статусов доступности целевых объектов.

Хорошо известно, что неопределенность того или иного типа является неблагоприятным фактором, ухудшающим время или качество решения прикладной задачи [5]. Компенсация неопределенности возможна индуктивным способом – за счет использования обобщенных (агрегированных) оценок неоднозначных параметров или же дедуктивным – за счет сравнения нескольких альтернативных вариантов движения робота и выбора лучшего.

Можно предположить, что сочетание индуктивной модели описания ситуации и дедуктивного алгоритма поиска решений обеспечит с одной стороны, квазиоптимальность подхода, а с другой – его универсальность даже при некоторой вариации решаемых прикладных задач.

Так, например, эвристический метод эволюционного программирования [6], в отличие от расчетных схем оптимизации [7], гибок в настройке и интуитивно понятен техническим специалистам (в силу многочисленных природных аналогий).

С учетом сказанного целью настоящего исследования является разработка эффективного эволюционного алгоритма маршрутизации мобильного робота, соблюдающего требуемую этапность выполнения технологического процесса, минимизирующего время движения и учитывающего ситуационные неопределенности.

2. Постановка задачи

Формализация и параметризация рассматриваемой проблемы квазиоптимального движения мобильного робота на местности для взаимодействия с расположенными на ней целевыми объектами требует введения следующего ряда обозначений:

$O = \{o_1, \dots, o_N\}$ – множество целевых объектов, представимых в виде наборов $o_i = \{x_i, y_i, d_i\}$, $i = 1, \dots, N$, содержащих, соответственно, координаты местоположения целей на плоскости и набор ассоциированных технологических данных;

$S = \{s_1, \dots, s_M\}$ – множество технологических операций по посещению целевых объектов, размерность которого может отличаться от исходного множества объектов ввиду возможности их пропуска роботом или же многократного посещения;

$C = \{c_1, \dots, c_M\}$ – ограничения на принципиальную возможность и порядок выполнения технологических операций в зависимости от предыстории функционирования робота и иных особенностей прикладной задачи.

Требуется найти маршрут (план действий) робота $A = \{a_1, \dots, a_K\}$, удовлетворяющий особенностям объектов, характеру технологических операций и порядку их выполнения. Такой план определяется неявным отображением:

$$A = \Phi(O, S, C). \quad (1)$$

Основным параметром объекта, описывающим неопределенность рассматриваемой прикладной задачи, является случайная переменная доступности ψ , распределенная по равномерному закону с известной плотностью:

$$f_{\psi}(t) = \begin{cases} \frac{1}{t_2 - t_1}, & \text{если } t \in [t_1; t_2], \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (2)$$

Схема типовой задачи маршрутизации робота представлена на рис. 1, а. Задача описывает 10 объектов, разделенных на 6 последовательных технологических этапов.

В рамках каждого этапа допускается параллельность выполнения задач с пропуском некоторых из них в соответствии с видом функций F_1, F_2, F_3 , связующих последовательные подгруппы задач.

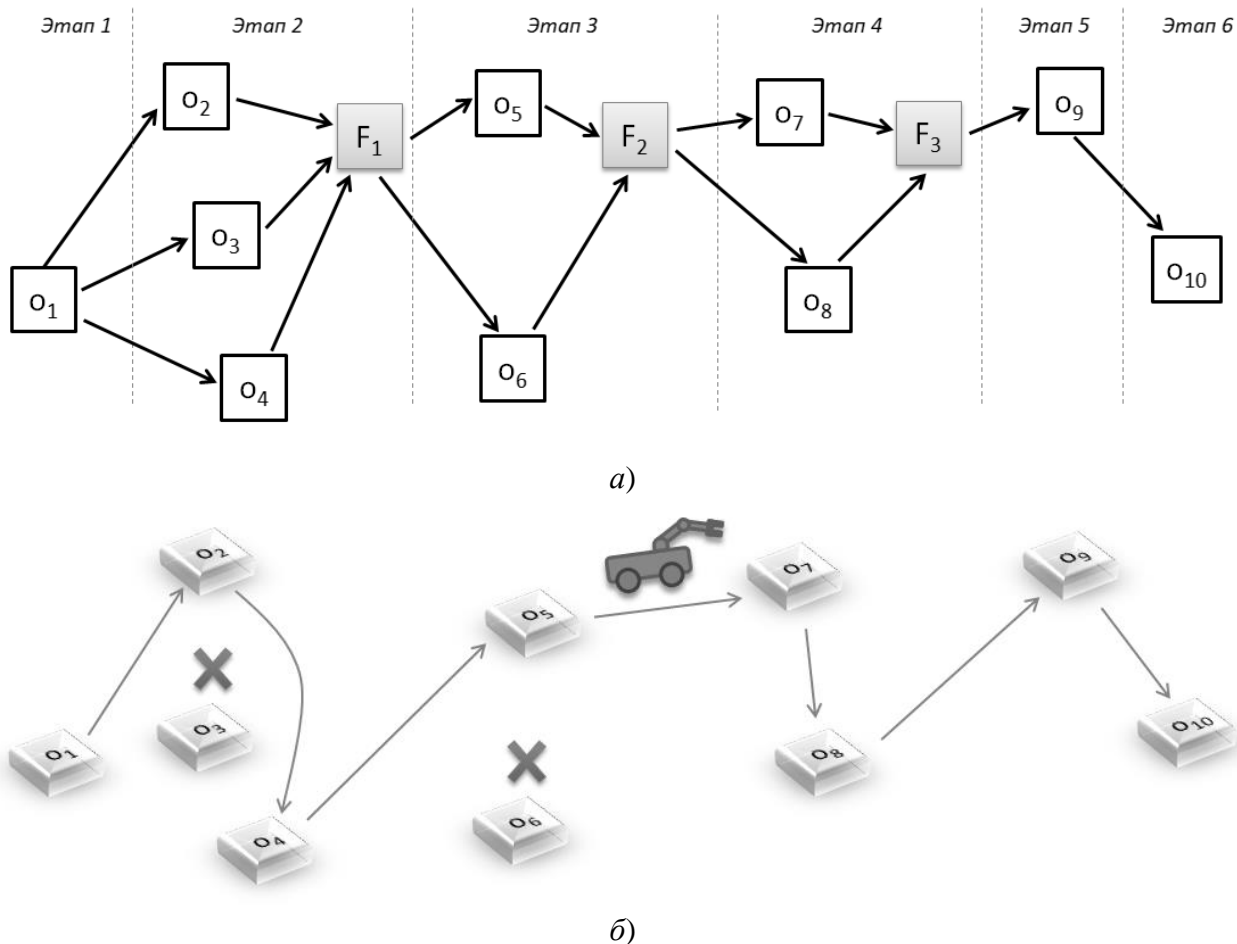


Рис. 1. Многоэтапный технологический сценарий:
a – параллельно-последовательное описание прикладной задачи;
б – пример допустимого маршрута движения робота

Лингвистическая интерпретация данных функций может быть выражена в форме логических утверждений: «не менее 2» (F_1), «или» (F_2, F_3) и т.д.

Пример допустимого маршрута движения робота согласно такому сценарию приведен на рис. 1, *б*. План действий робота для представленного рисунка может быть обозначен как $A = \{O_1, O_2, O_4, O_5, O_7, O_8, O_9, O_{10}\}$ или в эквивалентной сокращенной форме: «1 – 2 – 4 – 5 – 7 – 8 – 9 – 10». Следует отметить, что некоторые из задач помечены как пропущенные для иллюстрации принципа жадного разрешения ситуационных неопределенностей через выбор наиболее приоритетных в текущий момент целей.

2. Эволюционный алгоритм маршрутизации

В основе предлагаемого эволюционного алгоритма маршрутизации автономного мобильного робота лежит функционал пригодности, учитывающий скорость и качество решения поставленной задачи:

$$Q = \frac{\alpha + \varepsilon}{(1 + t_{\underline{}} + t_{\underline{}} + t_{\underline{}})(1+K)}, \quad (3)$$

где α_{tech} – логическая переменная со значениями из набора $\{0; 1\}$, отражающая факт соответствия маршрута робота очередности действий, предусмотренной технологическим сценарием; ε – небольшое положительное число для регуляризации функционала; t_{move} – время движения робота между целевыми объектами с априорно заданной постоянной скоростью; t_{wait} – случайная величина времени ожидания роботом доступности целевых объектов; t_{act} – время непосредственного взаимодействия робота целевым объектом; K – число посещенных роботом целевых объектов.

Следует отметить, что в целях компенсации неопределенности на этапе оценки потенциальных решений (особей) значения t_{move} , t_{wait} , t_{act} усредняются по нескольким запускам упрощенной имитационной модели.

Применение эволюционного подхода к обозначенной задаче требует уточнения ряда процедур и ограничений [8]. Так, в таблице 1 приведена информация об основных этапах эволюционного поиска маршрута движения мобильного робота.

С учетом предложенного функционала и таблицы операторов алгоритм поиска квазиоптимального маршрута сводится к итеративному выполнению операций отбора, скрещивания, мутации и оценки особей.

1. Конкретизация операторов эволюционного поиска

№	Тип операции	Метод
1	Инициализация популяции	Псевдослучайная выборка индексов целей для каждой особи-решения
2	Оценка особи	Дробно-рациональный функционал, учитывающий время движения робота и соблюдение технологии (по результатам усреднения показаний упрощенной имитационной модели)
3	Отбор особей	Линейная ранговая селекция наилучших решений с сохранением 10% элитарных особей
4	Скрещивание особей	Выборка диапазона индексов по двум точкам кроссинговера из первой хромосомы с добором отсутствующих индексов из второй
5	Мутация особи	Перестановка индексов целей в двух случайных позициях
8	Критерий останова	Достижение фиксированного числа эпох отбора

3. Экспериментальные исследования

Для экспериментальной верификации предложенного подхода был применен язык программирования Python в сочетании с открытыми средствами визуализации. Использовался набор из 10 целевых объектов, имеющих вероятность

0,5 пребывания в активном состоянии, и допустимое время переключения между состояниями 1200 с. Координаты объектов были заданы множеством точек:

$$P = \{ \{100, 100\}, \{200, 150\}, \{150, 300\}, \{250, 200\}, \{350, 300\}, \{450, 200\}, \{250, 400\}, \{350, 400\}, \{150, 400\}, \{250, 100\} \}. \quad (4)$$

Пример временной диаграммы доступности одного из моделируемых объектов приведен на рис. 3. Непредсказуемая изменчивость моментов, относящихся к переключению статуса доступности целей, подтверждает наличие ситуационной неопределенности в разработанной модели.

Процесс эволюционного поиска решения отражен в виде графика роста функции пригодности (3), представленного на рис. 3. Наличие на нем участков неравномерного роста и спада функции объясняется стохастичностью имитационной модели, основанной на формуле (2).

Представленный график относится к случаю поиска маршрута робота на 10 объектах при задании четырехэтапного технологического сценария. При этом использовалось 50 особей в составе оптимизируемой популяции и 500 итераций отбора.

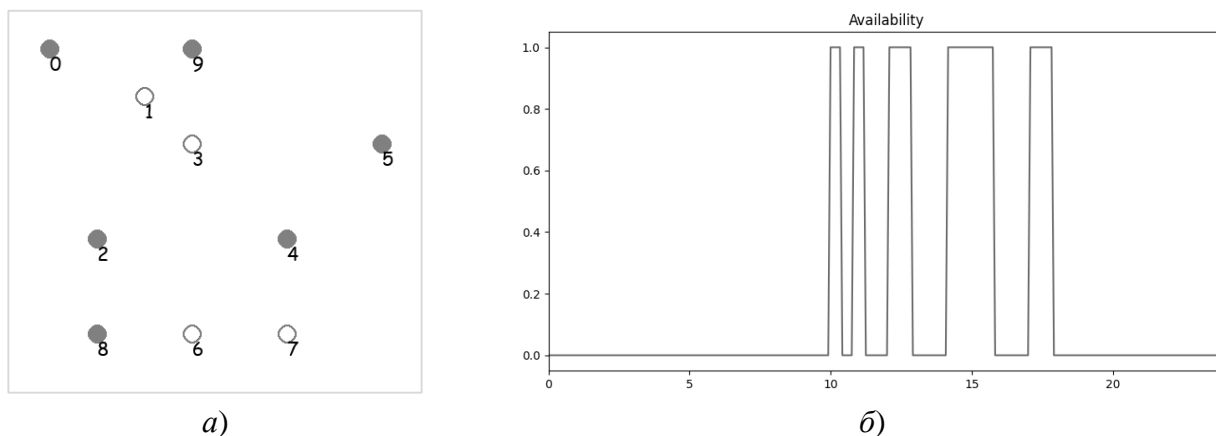


Рис. 2. Моделируемая среда:

a – пространственное расположение объектов с различным статусом доступности;
б – временная диаграмма доступности одного из объектов

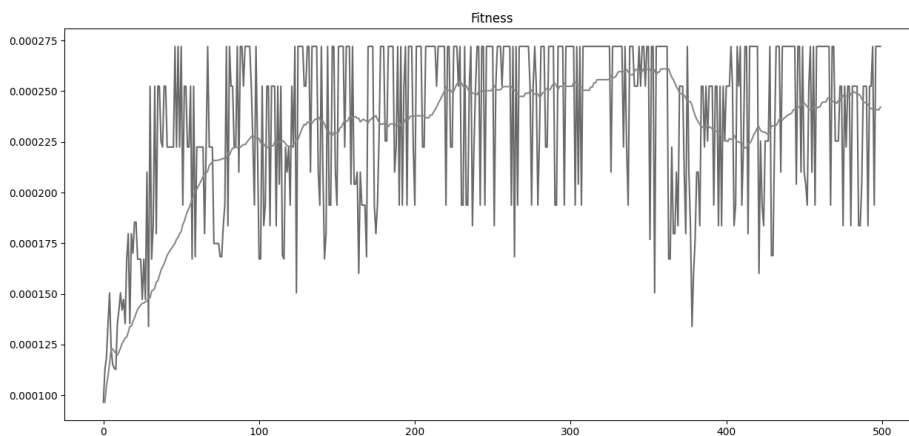


Рис. 3. График изменения функции пригодности маршрутов:
 исходная кривая и кривая, сглаженная скользящим окном на 50 значений

Более наглядные результаты поиска маршрутов робота представлены на рис. 4. Первый эксперимент подтверждает успешность поиска решения для двухэтапного технологического сценария (маршрут показан жирной линией). Второй эксперимент – применимость алгоритма для трехэтапного сценария. И, наконец, третий эксперимент верифицирует предложенный подход для случая четырехэтапного сценария.

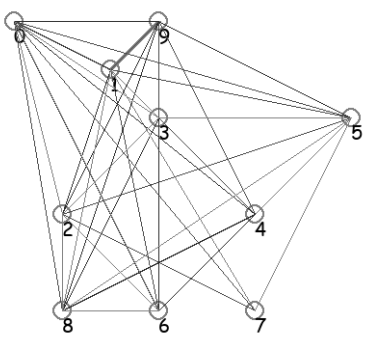
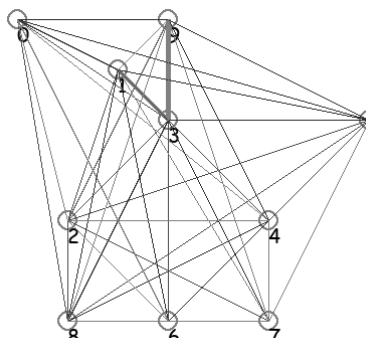
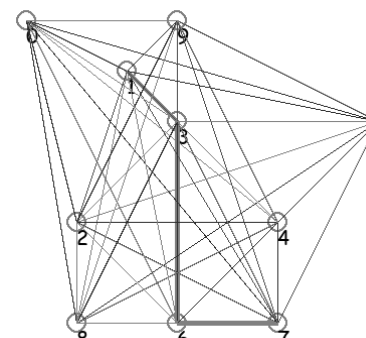
Номер эксперимента		
1	2	3
Описание технологического сценария		
2 этапа: [0, 1, 2, 3, 4], [5, 6, 7, 8, 9]	3 этапа: [0, 1, 2], [3, 4, 5, 6], [7, 8, 9]	4 этапа: [0, 1], [2, 3, 4], [5, 6], [7, 8, 9]
Найденный маршрут движения робота		
1 – 9	1 – 3 – 9	1 – 3 – 6 – 7
Визуализация маршрута движения робота		
		

Рис. 4. Квазиоптимальные маршруты движения робота для различных технологических сценариев

4. Заключение

Проведенное исследование подчеркивает актуальность учета ситуационной и управленческой неопределенностей при планировании целесообразных действий автономных роботов, используемых для осмотра или обработки различных объектов в сфере услуг, сельского хозяйства, строительства и т.д.

Для всех этих задач необходимо удерживать во внимании потребность в соблюдении этапности технологического процесса, а также случайный характер доступности целей. Объективная сложность многокритериальной оценки потенциальных решений при маршрутизации робота в таких условиях стала мотивацией для разработки специализированной дробно-рациональной функции пригодности в рамках парадигмы эволюционного программирования. Программная реализация данной функции была выполнена в виде процедуры имитационного моделирования.

Многokратный запуск и последующее агрегирование показаний упрощенной имитационной модели для оценки пригодности особей позволяет компенсировать ситуационную неопределенность в перемещении робота между несколькими целевыми объектами и, в конечном счете, выбрать пригодный для практического использования маршрут движения.

Дальнейшее развитие предложенного подхода может быть связано с оценкой вычислительной сложности предложенного подхода и углублением экспериментальных исследований эффективности планировщика маршрутов при вариации свойств доступности и расположения целевых объектов.

Список использованных источников

1. Казаков, К. А. Обзор современных методов планирования движения / К. А. Казаков, В. А. Семенов // Труды ИСП РАН. – 2016. – № 4. – С. 241 – 294.
2. Германчук, М. С. Метаэвристические алгоритмы для многоагентных задач маршрутизации / М. С. Германчук, Д. В. Лемтюжникова, В. А. Лукьяненко // Проблемы управления. – 2020. – № 6. – С. 3 – 13.
3. Hwang, N. Rule-based multiple coverage path planning algorithm for scanning a region of interest / N. Hwang, J. Kim, P. Jung // Drones. – 2025. – V. 9, No. 5. – P. 371.
4. Способы представления знаний и особенности функционирования мультиагентных робототехнических систем / В. М. Лохин, С. В. Манько, М. П. Романов, С. А. Диане // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2014. – № 1. – С. 36 – 39.
5. Целигоров, Н. А. Математические модели неопределенностей систем управления и методы, используемые для их исследования / Н. А. Целигоров, Е. Н. Целигорова, Г. М. Мафура // Инженерный вестник Дона. – 2012. – № 4. – 2(23). – С. 48.
6. Диане С. А. К. Эволюционный алгоритм планирования маршрута движения автономного мобильного робота в задаче осмотра группы объектов / С. А. К. Диане // Управление большими системами: труды XX Всерос. школы-конф. молодых ученых. – Новочеркасск : ЮРГПУ (НПИ), 2024. – С. 235 – 242.
7. Мельников, Б. Ф. О классической версии метода ветвей и границ / Б. Ф. Мельников, Е. А. Мельникова // КИО. – 2021. – № 1. – С. 21 – 44.
8. Бураков М. В. Генетический алгоритм: теория и практика : учеб. пособие / М. В. Бураков. – СПб. : ГУАП, 2008. – 164 с.

ИССЛЕДОВАНИЕ КРЫЛЬЧАТКИ РЕВЕРСИВНОЙ МИКРОТУРБИНЫ ДЛЯ СТРУЙНО-МЕМБРАННОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМ СРЕДСТВОМ

Аннотация. Рассматривается микротурбина, применяемая в качестве силового агрегата колесных транспортных средств, работающих в сложных эксплуатационных условиях, включая воздействия высокой и низкой температур, сильных электромагнитных полей и радиации. Представлены результаты исследования рабочих колес реверсивной микротурбины с использованием методов компьютерного и физического моделирования. Описаны различные конструктивные решения рабочих колес. Приведены визуальные материалы, демонстрирующие характер течения рабочего тела и пространственное распределение скорости потока. Выявлены участки низкой эффективности рабочего объема.

Ключевые слова: микротурбина, пневматическая система управления, пневматический силовой привод, колесное транспортное средство, рабочие колеса.

1. Введение

Струйно-мембранная элементная база применяется для построения цифровых и комбинированных систем управления объектами повышенной надежности, таких как летательные аппараты, атомные станции, оборудование для непрерывных и особо ответственных технологических процессов [1 – 5]. Примером такого оборудования может быть радиационно-стойкий робот [6], в котором используется микротурбина в качестве привода перемещения. Компьютерное моделирование рабочей среды микротурбин совместно с экспериментальной проверкой полученных результатов обеспечивает создание достоверных расчетных моделей, точно воспроизводящих реальные физические явления. Благодаря комплексному автоматизированному исследованию большого числа конструктивных решений определяются оптимальные рабочие характеристики работы микротурбин, выявляются ключевые закономерности и взаимосвязи между входящими и выходящими физическими величинами, что впоследствии можно применять для расчета более сложных технических систем.

2. Результаты компьютерного и физического моделирования рабочего колеса

Ниже представлено компьютерное моделирование процесса преобразования энергии сжатого воздуха в механическую энергию вращения рабочего колеса.

Исходный вариант самой простой конструкции представлен в [7]. На его примере при помощи моделирования было показано, что траектория воздушного потока от входа к выходу микротурбины не оптимальна, поток направлен не к выходным отверстиям, он отражается от стенок лопаток, замедляется у оси вращения и не поступает к выходным отверстиям, что создает сопротивление вращению рабочего колеса, также возникают обратные потоки.

Далее были рассмотрены шесть видов рабочих колес в целях улучшения оттока воздуха, передавшего свою энергию рабочему колесу.

У рабочего колеса гиперболоидный наклон призван направить стекание и в последующем истечение потоков воздуха низкой энергии из рабочего объема, что и обеспечивается (рис. 1). Также, на эпюре скоростей видно, что входящий поток взаимодействует не со всей поверхностью рабочей лопатки (рис. 1, б).

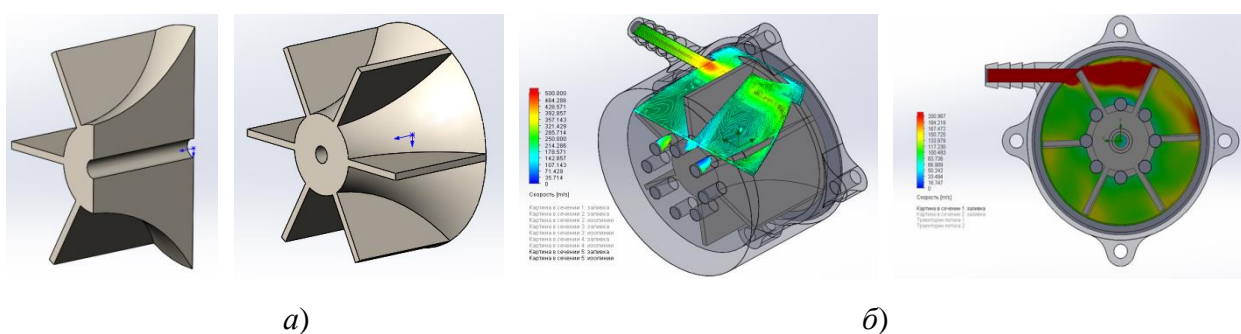
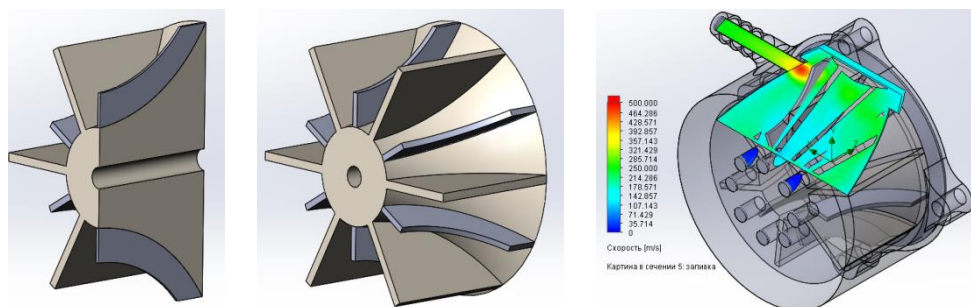


Рис. 1:

a – колесо с гиперболоидным основанием;
б – эпюра скорости потоков воздуха

Добавление лопаток к колесу (рис. 1) у оси вращения в целях уменьшения влияния обратных потоков между лопатками не дало заметного сглаживания градиента скоростей (рис. 2).



**Рис. 2. Колесо с гиперболоидным основанием и дополнительными лопатками.
Эпюра скорости потоков воздуха**

Цель создания колеса (рис. 3): увеличение площади контакта лопатки с воздухом и плавность изменения направления стекания воздуха.

На эпюре видны участки синего цвета, что свидетельствует об эффективности работы покрывного диска, так как видна дифференциация скоростей

потока (рис. 3, б). Также поток воздуха имеет конкретное направление течения, вдоль лопаток, т.е. не растекается по рабочему объему, что уменьшает объем обратных потоков.

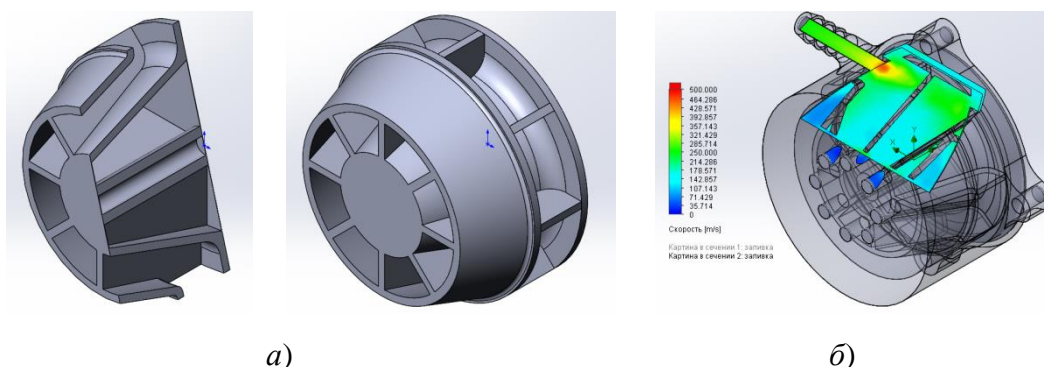


Рис. 3:

a – колесо с покрывным диском, коническим основанием;
б – эпюра скорости потоков воздуха

На эпюре (рис. 4, б) также видны участки низкой скорости и уменьшение площади распределения потоков высокой скорости, соответствующих зеленому цвету, по сравнению с эпюрой (рис. 3, б). Данные факты свидетельствуют о малой эффективности использования покрывного диска гиперболоидной геометрии.

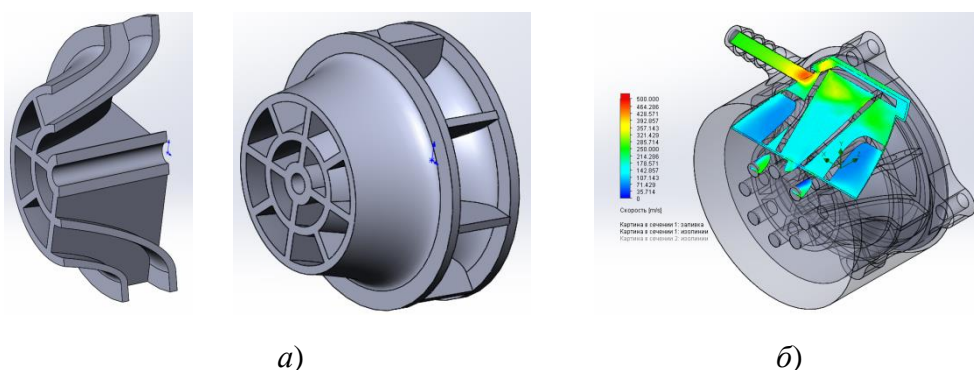


Рис. 4:

a – колесо с покрывным диском, гиперболоидным основанием и увеличенным размером части лопатки для набегающей струи воздушного потока;
б – эпюра скорости потоков воздуха

Конструкция рабочего колеса с гиперболоидным основанием и покрывным диском со сплошной образующей имеет более плавный градиент изменения скорости воздушного потока, по сравнению с результатами на эпюре (рис. 4, б).

На эпюре (рис. 6, б) представлена значительная область синего цвета потоков с низкой скоростью. Из этого можно сделать вывод, что воздух при передаче своей кинетической энергии крыльчатке сразу теряет свою функциональность и не совершает полезной работы.

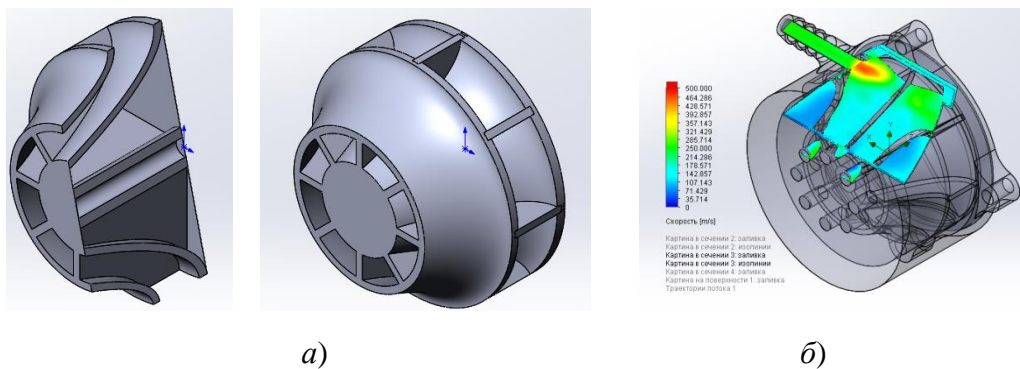


Рис. 5:

a – колесо с гиперболическим основанием и покрывным диском со сплошной образующей;
б – эпюра скорости потоков воздуха

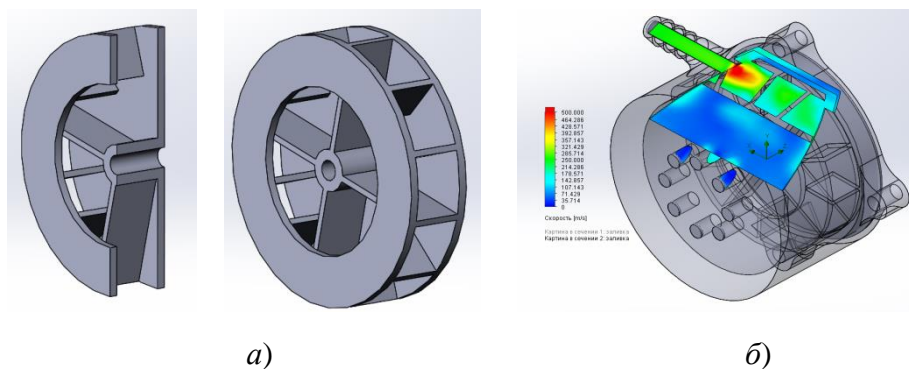


Рис. 6:

a – радиальное колесо с уменьшенными лопатками;
б – эпюра скорости потоков воздуха

На рисунке 7 представлены физические модели рабочих колес рис. 4 и рис. 1 соответственно, изготовленных методом 3D-печати.



a) *б)*

Рис. 7. Физическая модель:

a – крыльчатки из рис. 4; *б* – крыльчатки из рис. 1

3. Заключение

В результате проведенных исследований в целях повышения коэффициента полезного действия и приемистости микротурбины построены компьютерные модели возможных вариантов конструкции рабочего колеса для микро-

турбины колесного транспортного средства со струйно-мембранной системой управления. При помощи полученных моделей вычислен градиент скорости энергоносителя (воздуха) при его взаимодействии с рабочими лопатками. На основе результатов вычисления градиента скорости выбраны варианты конструкций рабочих колес, для которых созданы физические модели методом 3D-печати.

Список использованных источников

1. Балабанов, А. В. Экспериментальное исследование статических характеристик микроструйного триггера / А. В. Балабанов, А. М. Касимов // Устойчивость и колебания нелинейных систем управления : материалы XV Междунар. конф. (3 – 5 июня 2020 г., Москва) ; ред. В. Н. Тхай. – М. : ИПУ РАН, 2020. – С. 59 – 62.

2. Балабанов, А. В. Разработка устройств струйной техники на основе многомерных сетей / А. В. Балабанов, А. М. Касимов // Устойчивость и колебания нелинейных систем управления : материалы XV Междунар. конф. (3 – 5 июня 2020 г., Москва) ; ред. В. Н. Тхай. – М. : ИПУ РАН, 2020. – С. 62 – 65.

3. Касимов, А. М. Метод разработки микроструйных функциональных узлов робастных резервных систем управления критическими объектами / А. М. Касимов А. В. Балабанов // Проблемы управления безопасностью сложных систем : материалы 26 Междунар. конф. (ПУБСС'2018, Москва). – М. : ИПУ РАН, 2018. – С. 284 – 288.

4. Балабанов, А. В. Разработка и исследование рабочих характеристик микроструйного генератора / А. В. Балабанов, А. М. Касимов // Датчики и системы. – 2019. – № 7-8. – С. 34 – 40.

5. Командное устройство систем управления радиационнстойких роботов на струйно-мембранной элементной базе / А. В. Балабанов, В. С. Безменов, А. А. Мамонтова, А. А. Сухоруков // Датчики и системы. – 2022. – № 4. – С. 42 – 46.

6. Соколов, А. О. Разработка колесного пневмоуправляемого транспортного средства для робототехнических комплексов / А. О. Соколов, В. С. Безменов // Управление большими системами : тр. 19 Всерос. школы-конф. молодых ученых (УБС'2023, Воронеж). – Воронеж : ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет», 2023. – № 1. – С. 302 – 308.

7. Артамонов, А. Е. Моделирование микротурбины для струйно-мембранной системы управления колесным транспортным средством / А. Е. Артамонов, А. А. Кваша // Управление большими системами : тр. 19 Всерос. школы-конф. молодых ученых (УБС'2023, Воронеж). – Воронеж : ФГБОУ ВО Воронежский государственный технический университет, 2023. – С. 295 – 301.

АЛГОРИТМ ПРОГРАММЫ ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ПРОКСИМАЛЬНОГО ЗОНДИРОВАНИЯ РАСТЕНИЙ

Аннотация. Рассмотрено применение наземных мобильных платформ для проксимального зондирования растений, представлены разработанная конструкция системы позиционирования камер технического зрения, алгоритм работы установленной системы на мобильную платформу.

Ключевые слова: проксимальное зондирование, контроль болезней растений, «Умное» садоводство.

1. Введение

Тема проводимого исследования крайне актуальна в условиях растущего спроса на точное земледелие и автоматизацию сельского хозяйства [1, 2]. Современные агротехнологии требуют высокоточного мониторинга состояния растений для оптимизации полива, внесения удобрений и борьбы с болезнями. Существующие решения (беспилотники, стационарные датчики) имеют ограничения по времени работы, детализации данных и автономности. Для проксимального зондирования растений наиболее оптимальным вариантом является использование робототехнической платформы, способной передвигаться по полям, анализировать растения вблизи и работать без постоянного контроля оператора, что позволит значительно повысить эффективность сельскохозяйственных процессов [3, 4].

Автором статьи ведутся разработки по созданию такой платформы. Одним из компонентов разрабатываемой платформы является модуль позиционирования системы технического зрения для проксимального зондирования растений.

2. Конструкция системы позиционирования

Из представленного анализа существующих решений в области систем технического зрения для мониторинга растений составлена структурная схема системы технического зрения мониторинга растений (рис. 1).

Первичный измерительный сенсор системы технического зрения представлен блоком камер гиперспектральной и видимого диапазона, связанным интерфейсом передачи данных с микрокомпьютером. Микрокомпьютер в свою очередь обрабатывает информацию, получаемую с камер и выполняет действия обнаружения больного растения.

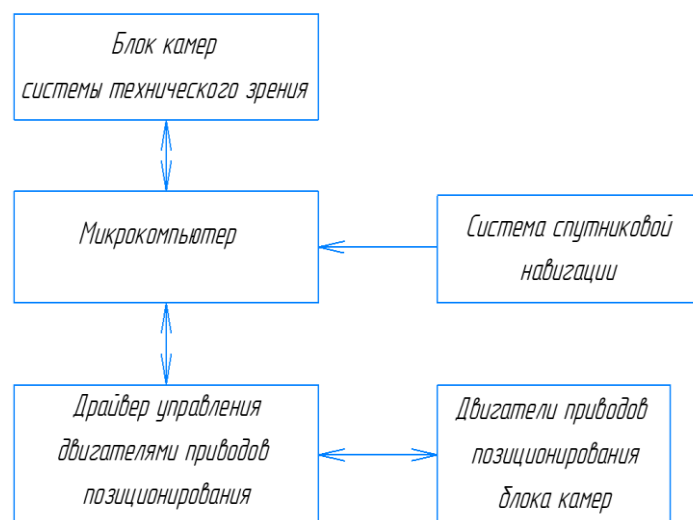


Рис. 1. Структурная схема системы технического зрения

В случае обнаружения большого растения система технического зрения сохраняет получаемые снимки в постоянном запоминающем устройстве микрокомпьютера. Для сбора наибольшего количества фотографий во время движения платформы система технического зрения отслеживает координаты попавшего объекта на снимке, и в соответствии с этим проводит корректировку расположения изображения на кадре позиционированием камеры с помощью двигателей приводов позиционирования, управляемых драйвером управления двигателями.

Конструкцию модуля позиционирования камер системы технического зрения можно рассмотреть на рис. 2.

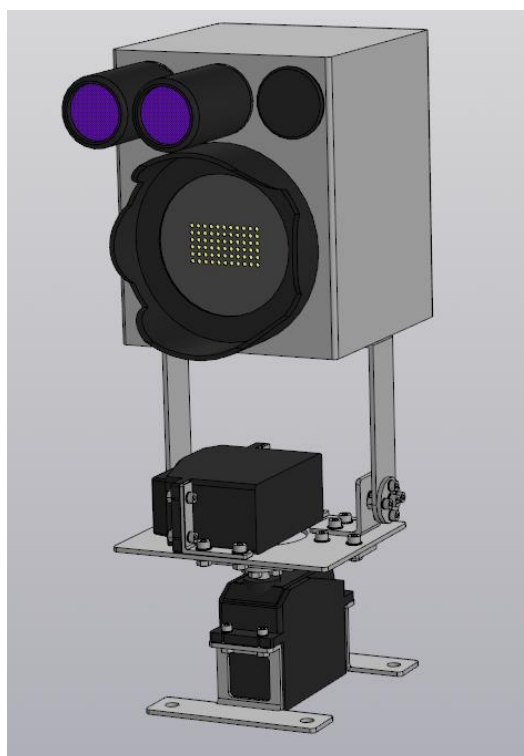


Рис. 2. Внешний вид конструкции модуля позиционирования

Связь миникомпьютера NVIDIA Jetson Xavier NX с гиперспектральной камерой осуществляется двумя Ethernet-кабелями стандарта RJ-45 с пропускной способностью канала передачи 1Gbit/s, что подразумевает задействование всех восьми проводников кабеля для передачи данных. Связь с камерой видимого диапазона осуществляется с помощью протокола USB 3.0, а с GPS/Glonass приемником и контроллером управления сервоприводами по USB 2.0. Управление сервоприводами осуществляется с помощью ШИМ-модуляции, контакты для управления сервоприводами подключаются в цифровые входы контроллера управления, земля контроллера объединяется с землей сервоприводов. Питание контроллера поступает по USB-кабелю, питание сервоприводов от аккумулятора 12 В.

3. Алгоритм системы позиционирования

Для решения задачи проксимального мониторинга растений необходимо по возможности определить координаты областей интереса на поле. Для этого с помощью беспилотного пилотируемого летательного аппарата предварительно снимается карта местности, где отмечаются наиболее проблемные участки местности. Далее в соответствии с координатами проблемных участков, мобильная робототехническая платформа выезжает на место и фотографирует проблемные участки (рис. 3).

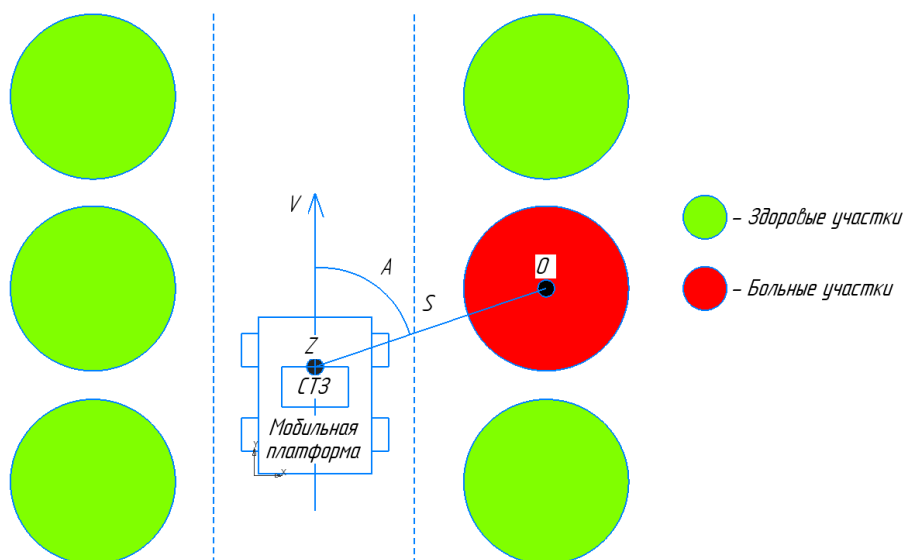


Рис. 3. Работа системы технического зрения на мобильной платформе

Мобильная платформа движется по маршруту V и сравнивает текущие координаты Z с координатами полученных проблемных зон. Система сравнивает значения координат мобильной платформы с координатами зоны больного участка и вычисляет расстояние до объекта. Исходя из расчетов, выбирается ближайшая интересующая зона. Далее мобильная платформа движется по маршруту и системой технического зрения, где сравниваются значения рас-

стояния S с заданным значением расстояния зоны съемки. Когда платформа достигает необходимой дистанции, происходит расчет угла поворота камер и осуществляется съемка. Необходимое количество кадров для объекта задается в программе. После съемки платформа едет на заданное пользователем расстояние. Это необходимо для того, чтобы следующий кадр был произведен с другого ракурса. При достижении необходимого количества кадров происходит удаление координат объекта из списка. Затем цикл повторяется до тех пор, пока не закончится список зон интересов. Блок-схема программы съемки объектов представлена на рис. 4.

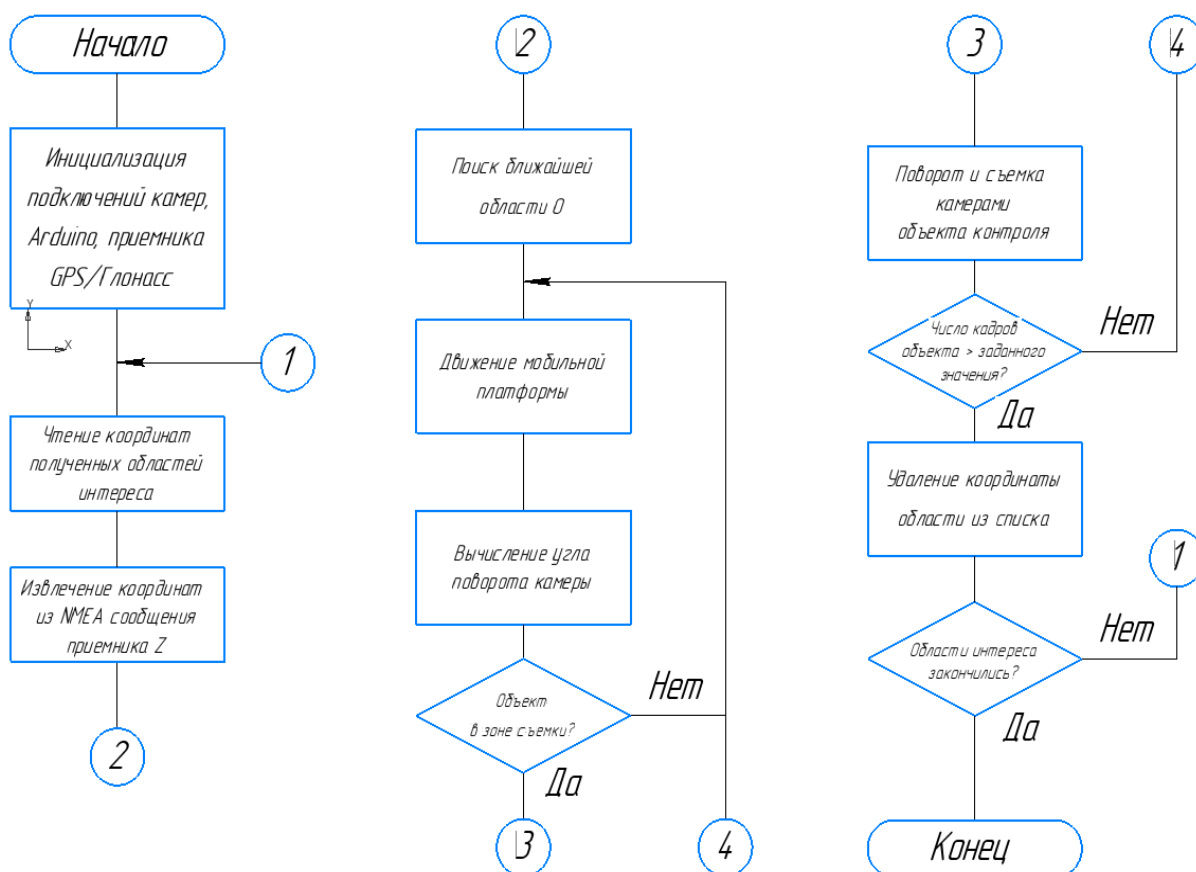


Рис. 4. Блок-схема программы съемки объекта контроля

Алгоритм работы программы управления модулем позиционирования заключается в следующем. В начале выполнения программы происходит инициализация последовательного порта, по которому контроллер соединен с миникомпьютером. Далее устанавливается выбранное начальное положение сервоприводов системы. Затем осуществляется проверка данных в последовательном порте. После получения данных происходит инициализация данных порта, проверка корректности значений. После проверки значений устанавливается положение сервоприводов и отправляется сообщение о подтверждении полученных данных о положениях оси на миникомпьютер. Блок-схема программы управления модулем позиционирования представлена на рис. 5.

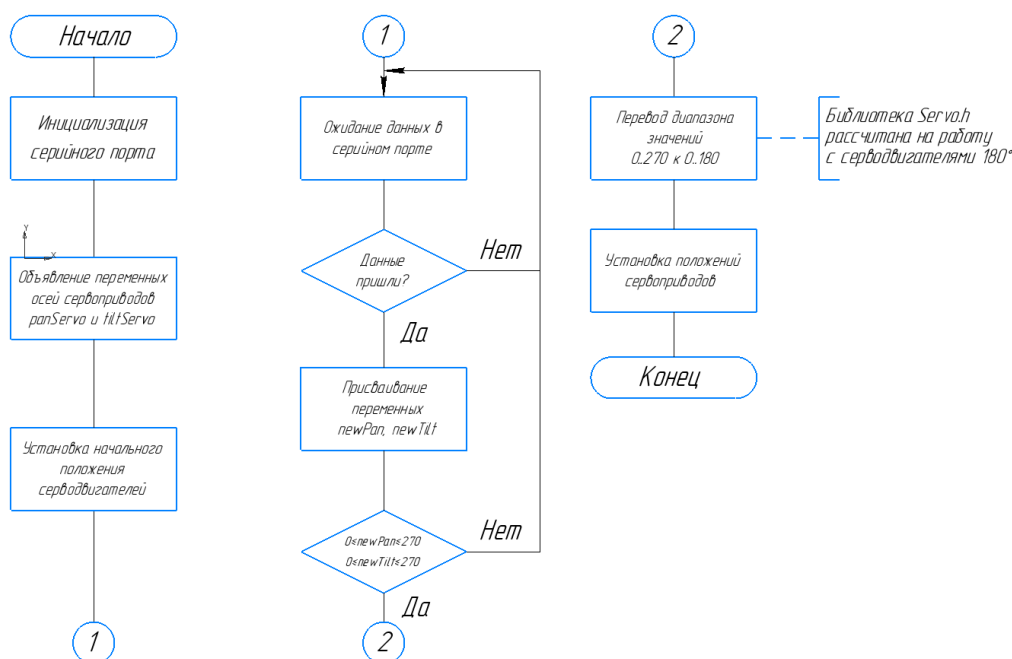


Рис. 5. Блок-схема программы съемки объекта контроля

4. Заключение

В результате исследования были определены основные проблемы использования технологий «Умного» садоводства, разработана конструкция и алгоритм управления модулем позиционирования системы технического зрения для проксимального зондирования растений.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках проекта «Разработка роботизированного комплекса наземной и воздушной беспилотных платформ для применения в агротехнологиях» (ЕГИСУ НИОКТР: 124062100023-3).

Список использованных источников

1. Selective Harvesting Robotics: Current Research, Trends, and Future Directions, Curr. Robot / G. Kootstra, X. Wang, P. M. Blok, et al. // Reports. – 2021. – No. 2. – P. 95 – 104.
2. Chaudhary, D. D. Application of Wireless Sensor Networks for Greenhouse Parameter Control in Precision Agriculture / D. D. Chaudhary, S. P. Nayse, L. M. Waghmare // Int. J. Wirel. Mob. Networks. – 2011. – No. 3. – P. 140 – 149.
3. Anjaiah, P. Artificial Neural Network / P. Anjaiah, G. Prudvi, N. Badrinath // Based Greenhouse Monitoring. – 2021. – No. 10. – P. 2217 – 2229.
4. Irrigation of Greenhouse Crops / G. Nikolaou, D. Neocleous, N. Katsoulas, C. Kittas // Horticulture. – 2019. – V. 5. – P. 7.

ДИНАМИЧЕСКОЕ СГЛАЖИВАНИЕ ПРИМИТИВНЫХ ТРАЕКТОРИЙ КОЛЕСНОГО РОБОТА С МЕХАНИЗМОМ АДАПТАЦИИ

Аннотация. В задаче траекторного управления колесными роботами важно обеспечить гладкость эталонных траекторий, производные которых должны удовлетворять проектным ограничениям на скорость, ускорение и рывок. Для решения этих проблем предложен динамический генератор с адаптивным механизмом выбора коэффициентов усиления, позволяющий минимизировать ошибки аппроксимации при сглаживании примитивной траектории без нарушения заданных ограничений.

Ключевые слова: беспилотная колесная платформа, траекторное управление, динамический генератор-дифференциатор, адаптивная настройка, сигма-функция.

1. Введение

Принципиальный момент в задачах траекторного управления колесными роботами – учет кинодинамических ограничений. В частности, к эталонной траектории предъявляются требования гладкости и отсутствия особых точек (стыков), в которых производная терпит разрыв, что может привести к всплескам по управлению, как следствие – износу механизмов или авариям.

Традиционно примитивные траектории, представляющие собой набор путевых точек, соединенных отрезками или ступенчатыми функциями, сглаживаются с помощью аналитических методов, например, кубических В-сплайнов [1, 2]. Для повышения гладкости составной траектории требуется увеличение степени многочлена или числа контрольных точек, при этом каждый стык требует отдельного описания, что значительно усложняет вычисления и требует дополнительных проверок на выполнение заданных ограничений.

В данной работе для колесной платформы представлен альтернативный метод динамического сглаживания примитивных траекторий, который отличается от аналитических методов небольшой вычислительной сложностью и универсальностью. В разделе 2 описан базовый трехблочный динамический генератор с постоянными коэффициентами усиления, который при отслеживании примитивной траектории порождает в сигнальном виде эталонную траекторию и ее производные с учетом заданных ограничений. Основным результатом представлено в разделе 3. Научная новизна заключается в разработанном механизме адаптации, позволяющим варьировать коэффициенты усиления динамического генератора, что уменьшает (по сравнению с базовым методом) ошибку аппроксимации негладких сигналов без нарушения заданных ограничений на скорость, ускорение и рывок.

2. Динамический генератор с постоянными коэффициентами усиления

В качестве основы для построений динамического генератора используется дифференциально-плоская система относительно плоского выхода, описывающая движение центра масс беспилотной колесной платформы с двумя ведущими колесами в неподвижной системе декартовых координат Oxy , представленная в канонической форме Бруновского с двумя входами и выходами [3]:

$$\ddot{y}_{11} = u_1, \quad \ddot{y}_{12} = u_2, \quad (1)$$

где $y_1(t) = (y_{11}(t), y_{12}(t))^T$, $y_{11} := x, y_{12} := y$ – координаты центра масс платформы, $\dot{y}_1(t) = (\dot{y}_{11}(t), \dot{y}_{12}(t))^T$, $\ddot{y}_1(t) = (\ddot{y}_{11}(t), \ddot{y}_{12}(t))^T$ – скорость и ускорение соответственно, $\ddot{y}_1(t) = (\ddot{y}_{11}(t), \ddot{y}_{12}(t))^T = (u_1, u_2)^T$ – управляющие воздействия (рывок).

Каждая колесная платформа обладает уникальными динамическими характеристиками, обусловленными проектными ограничениями на максимально развиваемую скорость, ускорение и рывок:

$$\|y_1^{(i)}(t)\| \leq Y_i = \text{const} > 0, \quad i = 1, 2, 3. \quad (2)$$

Допустимые эталонные траектории $\chi(t) = (\chi_1(t), \chi_2(t))^T$ для выхода y_1 системы (1) должны быть достаточно гладкими и разрабатываются с учетом (2):

$$\chi_j \in C^3, \quad j = 1, 2, \quad \|\chi^{(i)}(t)\| \leq X_i < Y_i = \text{const} > 0, \quad i = 1, 2, 3. \quad (3)$$

Далее, если условия (3) выполняются, с помощью синтеза управления в форме обратной связи обеспечивается асимптотическая стабилизация ошибок слежения $\lim_{t \rightarrow +\infty} (y_{1j}(t) - \chi_j(t)) = 0, j = 1, 2$. Стандартный подход – линейный регулятор, который прост в своей реализации, однако требует знаний не только задающего воздействия $\chi(t)$, но и его производных до третьего порядка. Когда аналитическое описание задающих воздействий известно заранее, задача их дифференцирования решается напрямую. Если задающее воздействие поступает на объект в реальном времени в сигнальном виде, для его дифференцирования применяют методы теории наблюдателей состояния [4, 5].

В данной работе рассматривается случай, когда условия (3) нарушены и $\chi(t)$ является примитивной, негладкой траекторией, задающей движение робота в первом приближении. Для ее сглаживания и дифференцирования в режиме реального времени в работе [6] разработана автономная динамическая модель канонического вида «вход-выход»:

$$\begin{aligned} \dot{x}_{1j} &= x_{2j}, \quad \dot{x}_{2j} = x_{3j}, \quad j = 1, 2, \\ \dot{x}_{3j} &= -p_3 \sigma(l_3(x_{3j} + p_2 \sigma(l_2(x_{2j} + p_1 \sigma(l_1(x_{1j} - \chi_j)))))), \end{aligned} \quad (4)$$

где x_{ij} – переменные генератора, $i = \overline{1,3}$, $x_{1j}(0) = \chi_j(0)$, $x_{ij}(0) = 0$, $i = 2, 3$, $j = 1, 2$; $\sigma(x) = \tanh(x/2)$ – сигма-функция, которая, являясь модификацией гиперболического тангенса, также является гладкой и всюду ограниченной и рассматривается с двумя настраиваемыми параметрами $p, l > 0$:

$$p\sigma(lx) = p\left(\frac{2}{1 + \exp(-lx)} - 1\right), \quad |\sigma(lx)| < 1, \quad \sigma(-lx) = -\sigma(lx),$$

$$p\sigma'(lx) = 0,5pl(1 - \sigma^2(lx)), \quad 0 < p\sigma'(lx) \leq 0,5pl, \quad x \in R. \quad (5)$$

При настройке коэффициентов усиления $l_i, p_i, i = 1, 2, 3$ системы (4) обеспечивается выполнение ограничений (2) [6]:

$$\begin{cases} 2,75/l_2 + 1,25X_1 < p_1 \leq Y_1 - 2,2/l_2, \\ 2,75/l_3 + 1,25p_1^2l_1 < p_2 \leq Y_2 - 2,2/l_3, \\ 1,25p_2^2l_2 < p_3 \leq Y_3, \end{cases} \quad (6)$$

$$\Rightarrow \|x_2(t)\| < Y_1, \|x_3(t)\| < Y_2, t \geq 0,$$

то на выходе динамического генератора (4) будет получена гладкая траектория $x_1(t)$ в сигнальном виде, которая используется в следящей системе в качестве эталонной траектории, а также ее производные первого $x_2(t)$ и второго $x_3(t)$ порядков. Внедрение в контур систем слежения подобных автономных моделей для сглаживания и дифференцирования примитивных траекторий как на плоскости, так и в пространстве, показали свою эффективность [7].

В базовой реализации динамический генератор (4) имеет постоянные коэффициенты усиления $l_i, p_i, i = 1, 2, 3$, выбранные на основе неравенств (6) исходя из «худшего случая», когда скорость сглаживаемой траектории полагается максимально возможной на всем интервале отслеживания: $\|\dot{\chi}(t)\| = X_1 < Y_1, t \geq 0$. При этом в замкнутой системе (4) ошибка аппроксимации примитивной траектории, т.е. ошибка слежения $e_1(t) = x_1(t) - \chi(t)$ и невязки $e_i = x_i + p_{i-1}\sigma(l_{i-1}e_{i-1}), i = 2, 3$ в установившемся режиме имеют предельные значения, обратно пропорциональные постоянным коэффициентам l_i :

$$|e_{ij}(t)| \leq \delta_i^* = 2,2/l_i, \quad i = \overline{1,3}, \quad j = 1, 2, \quad (7)$$

выбор которых обусловлен заданным ограничениям (2).

Если скорость сглаживаемой траектории действительно постоянна и равна указанному предельному значению, то резерв для уменьшения предельной ошибки аппроксимации (7) отсутствует.

3. Динамический генератор с механизмом адаптации

В общем случае скорость примитивной траектории может существенно меняться в пределах допустимых значений (2). Покажем, что если $\|\dot{\chi}(t)\| < X_1$, то за счет образующегося запаса $X_1 - \|\dot{\chi}(t)\| > 0$ можно повысить точность аппроксимации примитивной траектории путем автоматического варьирования в динамическом генераторе (4) коэффициента усиления l_1 , от которого напрямую зависит величина ошибки слежения в установившемся режиме (7). Ниже дается покомпонентное решение этой проблемы, когда в каждой j -й подсистеме системы (4) коэффициенты варьируются индивидуально.

Пусть из множества положительных решений системы двойных неравенств (6) принят опорный набор постоянных коэффициентов усиления $l_{i0,j}, p_{i0,j}, i=1,2,3, j=1,2$. В частности, $l_{10,1}, l_{10,2}$ получены из второго неравенства (6) в виде

$$l_{10,j}(t) = M_{1j} / p_{10,j}^2, \quad j=1,2,$$

где константы $0 < M_{1j} \leq 0,8(p_{20j} - 2,75/l_{30j})$ приняты на основе опорных значений $p_{20,j}, l_{30,j}$.

Невязка $e_2 = x_2 + p_1 \sigma(l_1 e_1)$ является инвариантом при настройке динамического генератора (4), а ограниченный сверху коэффициент усиления p_1 (6) является гарантией выполнения заданного ограничения (2) на скорость изменения эталонной траектории $x_2(t)$. Можно сказать, что векторная функция $p_1 \sigma(l_1 e_1(t))$ «отслеживает» $x_2(t)$ и при $\|\dot{\chi}(t)\| < X_1$ автоматически $\|\dot{\chi}(t)\| \approx \|p_1 \sigma(l_1 e_1(t))\| < p_1$, что является резервом для увеличения коэффициентов $l_{10,1}, l_{10,2}$. Но скорость примитивной траектории нам неизвестна.

Учитывая, что переменные $x_{2j}(t)$ генератора (4) воспроизводят компоненты скорости сглаживаемой траектории, используем их текущие значения для перманентной настройки переменных коэффициентов усиления l_{1j}

$$\tilde{l}_{1j}(t) = M_{1j} / (|x_{2j}(t)| + a_{1j})^2, \quad j=1,2, \quad (8)$$

где слагаемые $a_{1j} > 0$ достаточно малы и добавлены для того, чтобы предотвратить деление на нуль.

Таким образом, когда $\|\dot{\chi}(t)\| < X_1$, в силу (8) значения коэффициентов \tilde{l}_{1j} будет больше значения опорного $l_{10,j}$, что позволит уменьшить ошибку слежения $|e_{1j}(t)|$ (7) по сравнению с базовым генератором (4) с постоянными коэффициентами. Однако значительное увеличение коэффициентов \tilde{l}_{1j} может привести к всплескам эталонных скорости и ускорения при аппроксимации

особых точек примитивной траектории, и, соответственно, к нарушению гладкости эталонной траектории или к нежелательным всплескам по управляющим моментам. Для того, чтобы сохранить гладкость эталонных сигналов, предлагается автоматизировать процесс выбора коэффициентов усиления и в других блоках динамического генератора (4).

В работе [8] показано, что чем больше в динамическом генераторе блоков, а именно интегрирующих звеньев, и, соответственно, вложенных сигма-функций, тем меньше влияния на ошибку слежения будут оказывать большие коэффициенты с ростом их порядкового номера. Поэтому для трехблочного генератора (4) достаточно распространить аналогичный (8) механизм адаптации только на коэффициенты усиления $l_{2,j}$ в следующем виде:

$$\tilde{l}_{2j}(t) = M_{2j} / \left(|x_{3j}(t)| + a_{2j} \right)^2, \quad (9)$$

где константы $0 < M_{2j} \leq 0,8p_{30,j}$ приняты на основе третьего неравенства (6) и опорных значений $p_{30,j}$, достаточно малые слагаемые $a_{2j} > 0$ добавлены для того, чтобы предотвратить деление на нуль.

С использованием разработанного механизма адаптации (8), (9), в которых учтены верхние ограничения (6), предельное значение первой производной примитивной траектории, сглаженной с помощью динамического генератора с переменными коэффициентами усиления, при $\|\dot{\chi}(t)\| = X_1$ будет все также равно $p_{10,j}$. При этом значения переменных коэффициентов усиления будут равны заданным опорным значениям $\tilde{l}_{1j}(t) = l_{10,j}$, $\tilde{l}_{2j}(t) = l_{20,j}$, что обеспечивается выбором коэффициентов M_{ij} , a_{ij} , $i=1,2$, $j=1,2$. На участках, где $\|\dot{\chi}(t)\| < X_1$, рост фактических значений коэффициентов усиления $\tilde{l}_{1j}(t)$, $\tilde{l}_{2j}(t)$ приведет к уменьшению ошибки аппроксимации $e_{1j}(t)$ по сравнению с базовым генератором с постоянными коэффициентами (7). При этом сохраняется гладкость эталонной траектории и ее производных, а также их соответствие установленным проектным ограничениям.

Результаты численного моделирования подтвердили эффективность разработанных алгоритмов.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФ (проект 25-11-00067).

Список использованных источников

1. Пестерев, А. В. Сглаживание кривизны траекторий, построенных по зашумленным измерениям, в задачах планирования пути для колесных роботов / А. В. Пестерев, Р. Ф. Гилимьянов, Л. Б. Рапопорт // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2008. – № 5. – С. 148 – 156.

2. Rosu, H. C. Generalized Cornu-type Spirals and their Darboux Parametric Deformations / H. C. Rosu, S. C. Mancas, C.-C. Hsieh // Physics Letters A. – 2019. – V. 383, No. 23. – P. 2692 – 2697.

3. Белинская, Ю. С. Метод накрытий для терминального управления с учетом ограничений / Ю. С. Белинская, В. Н. Четвериков // Дифференциальные уравнения. – 2014. – Т. 50, № 12. – С. 1629 – 1635.

4. Кокунько, Ю. Г. Каскадный синтез дифференциаторов с кусочно-линейными корректирующими воздействиями / Ю. Г. Кокунько, С. А. Краснова, В. А. Уткин // Автоматика и телемеханика. – 2021. – № 7. – С. 37 – 68.

5. Дылевский, А. В. Применение метода пространства состояний для синтеза дифференциаторов / А. В. Дылевский, Г. И. Лозгачев // Автоматика и телемеханика. – 1999. – № 9. – С. 13 – 20.

6. Кокунько, Ю. Г. Формирование эталонных траекторий для беспилотных колесных платформ с учетом ограничений на скорость, ускорение и рывок / Ю. Г. Кокунько, С. А. Краснова // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2024. – Т. 25, № 6. – С. 320 – 331.

7. Krasnova, S. A. Dynamic Models with Sigmoid Corrections to Generation of an Achievable 4D-Trajectory for a UAV and Estimating Wind Disturbances / S. A. Krasnova, Ju. G. Kokunko, V. A. Utkin // Electronics. – 2023. – V. 12, Is. 10. – P. 2280 (1-22).

8. Кокунько, Ю. Г. Динамическое дифференцирование и сглаживание зашумленных сигналов, задающих траекторию беспилотного летательного аппарата / Ю. Г. Кокунько // Управление большими системами. – 2024. – Вып. 107. – С. 142 – 161.

УДК 007.52

Д. Ю. Колпащиков

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: d.y.kolpashchikov@gmail.com

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ НЕПРЕРЫВНОГО РОБОТА ЧЕРЕЗ РАБОЧУЮ ОБЛАСТЬ

Аннотация. Предлагается метод идентификации параметров модели непрерывного робота на основе анализа его рабочей области. Метод опирается на модель кусочно-постоянной кривизны, где форма изгиба описывается набором весовых коэффициентов и общей длиной изгибающейся секции. Оптимизация параметров осуществляется путем минимизации расстояния между теоретической и реальной рабочей областью робота. Эффективность предложенного подхода подтверждена в численных экспериментах.

Ключевые слова: калибровка, кинематика, непрерывные роботы.

1. Введение

Непрерывные (континуум) роботы – гибкие механизмы, совершающие движение за счет упругой деформации изгиба собственного тела [1]. Благодаря высокой маневренности и компактности, такие роботы находят применение в пространствах со сложной неструктурированной геометрией. В частности, они используются в задачах неразрушающего контроля, технического обслуживания и ремонта сложных устройств [2], а также в диагностике и малоинвазивной хирургии [3].

Одним из наиболее распространенных подходов к описанию формы нейтральной линии секции изгиба является использование допущений о постоянной кривизне и отсутствии кручения [4]. Допущение об отсутствии кручения означает, что конструкция робота не допускает деформацию кручения. Согласно допущению о постоянной кривизне, если секция изгиба сконструирована оптимально, то она изгибается таким образом, что кривизна нейтральной линии остается неизменной по всей ее длине. Эти допущения существенно облегчают аналитическое описание кинематики. Однако в реальности конструкция робота редко соответствует описанным допущениям, что приводит к ошибкам в моделировании и управлении.

Для повышения точности моделирования может быть использовано допущение о кусочно-постоянной кривизне [5], при котором секция изгиба представляется как последовательность подсекций, плавно переходящих друг в друга. Каждая подсекция описывается допущением о постоянной кривизне. Длина каждой подсекции и ее вклад в общий изгиб секции определяется соответствующими весами. Однако проблемой допущения о кусочно-постоянной кривизне является то, что невозможно определить веса секций изгиба без анализа их конструкции. При этом анализ конструкции не дает гарантий, что полученные параметры обеспечат точную модель.

Работы по калибровке непрерывных роботов немногочисленны и посвящены телескопическим трубчатым роботам [6, 7], параллельным непрерывным роботам [8, 9], а также геометрической калибровке последовательных непрерывных роботов [10 – 12]. Работы, посвященные кинематической калибровке непрерывных роботов для моделей на основе кусочно-постоянной кривизны, на данный момент отсутствуют.

В настоящей работе предлагается метод идентификации параметров модели непрерывного робота, основанный на минимизации расхождения между реальной и теоретически вычисленной рабочей областью робота. Такой подход позволяет обойти необходимость детального конструктивного анализа и может быть применен для уточнения параметров моделей с кусочно-постоянной кривизной.

2. Метод

Используя допущение о кусочно-постоянной кривизне, кинематика непрерывного робота может быть описана следующим образом:

$$T_0^N = T_0 \cdot \prod_{i=1}^N \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & \sin(\theta_i) & S_i \cdot (1 - \cos(\theta_i))/\theta_i \\ -\sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) & S_i \cdot \sin(\theta_i)/\theta_i \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (1)$$

$$\theta_i = \frac{W_i \theta}{\sum W_i}; \quad (2)$$

$$S_i = \frac{w_i S}{\sum w_i}, \quad (3)$$

где T_0^N – матрица, описывающая положение и ориентацию N -й подсекции относительно базы робота; T_0 – база робота; θ_i – угол изгиба i -й подсекции (угол между касательными к нейтральной линии в начале и конце подсекции); S_i – длина i -й подсекции; θ – угол изгиба робота (угол между касательными к нейтральной линии в начале и конце секции); W_i – вес подсекции по углу изгиба; S – длина секции изгиба, w_i – вес подсекции по длине. Вес W показывает вклад подсекции в угол изгиба секции, а веса w показывает длину подсекции относительно длины секции.

Для упрощения модели, веса w следует принять одинаковыми. Таким образом секция будет разделена на N подсекций одинаковой длины.

Задача идентификации параметров заключается в определении такого набора весов W и длины робота S для фиксированного числа подсекций, при котором результирующая модель наилучшим образом аппроксимирует поведение реального непрерывного робота.

Для этого решается задача условной оптимизации с ограничениями на значения весовых коэффициентов и длину робота. Задача оптимизации решается через минимизацию ошибки E , которая состоит из оценки аппроксимации рабочей области E_{WS} и расстояния E_{End} между последней точкой реальной рабочей области и последней точкой теоретической рабочей области.

Оценка аппроксимации E_{WS} характеризует степень приближения теоретической рабочей области WS^M к реальной WS^R . Реальная рабочая область может быть получена путем отслеживания кончика робота во время изгиба через системы технического зрения или иные сенсоры. Теоретическая рабочая область может быть получена через прямую кинематику (1) – (3) для текущих весов W и длины робота S при углах изгиба от 0 до θ_{max} . Поскольку определить угол изгиба для точек реальной рабочей области не представляется возможным, то оценку аппроксимации следует определять как среднее минимальное расстояние от точек, описывающих реальную рабочую область, до кривой теоретической рабочей области:

$$E_{WS} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \min_j \|WS_i^R - WS_j^M\| + \|WS_N^R - WS_N^M\|.$$

Дополнительно вводится компонент E_{End} , определяемый как расстояние между последними точками реальной и теоретической рабочих областей:

$$E_{End} = \|WS_N^R - WS_N^M\|.$$

Этот компонент позволяет обеспечить согласование по максимальному углу изгиба θ_{max} , не допуская выхода теоретической рабочей области за пределы реальной.

Итоговая ошибка E , используемая в качестве целевой функции для минимизации в задаче оптимизации, определяется как:

$$E_{End} = E_{WS} + E_{End}.$$

Такой подход позволяет одновременно учитывать качество аппроксимации всей рабочей области и локальное соответствие в граничной точке, что повышает точность и устойчивость идентификации параметров модели.

3. Компьютерная апробация метода

Чтобы оценить работоспособность предложенного метода было сгенерировано 10^4 рабочих областей. При генерации каждой рабочей области выбиралось случайное число подсекций от 5 до 20. Весам по изгибу и длине подсекций присваивалось случайное значение от 1 до 10. Максимальный угол изгиба робота $\theta_{max} = 360^\circ$, а длина задавалась случайно в диапазоне от 90 до 110 мм.

Рабочая область формировалась путем последовательного расчета положения конечного элемента робота для углов изгиба от 0 до θ_{max} с шагом 5° . Для повышения реалистичности к каждой точке рабочей области было добавлено случайные смещения от -1 до 1 мм по осям X и Y .

Задача идентификации параметров для каждой из сгенерированных рабочих областей решалась с помощью встроенного оптимизационного алгоритма MATLAB с использованием метода последовательного квадратичного программирования. В качестве начального приближения для весов подсекций использовались одинаковые веса $w_i = 1/N$, где N – количество подсекций. Для длины начальное приближение 100 мм. Были наложены следующие ограничения: $85 < S < 115$ мм, $0 < W < 1$ и $\sum W = 1$. Значение точности по шагу 10^{-5} . Для повышения надежности использовался механизм многократного запуска оптимизации из различных начальных точек.

Для оценки эффективности метода сравнивалось среднее значение функции потерь между аппроксимированной и реальной рабочими областями, а также аналогичное значение при использовании модели с допущением о постоянной кривизне.

4. Результаты

Среднее значение функции потерь для предложенного метода составило $0,76 \pm 0,14$, тогда как для модели с допущением о постоянной кривизне – $12,89 \pm 8,44$. Пример сопоставления реальной и аппроксимированной рабочей области приведен на рис. 1.

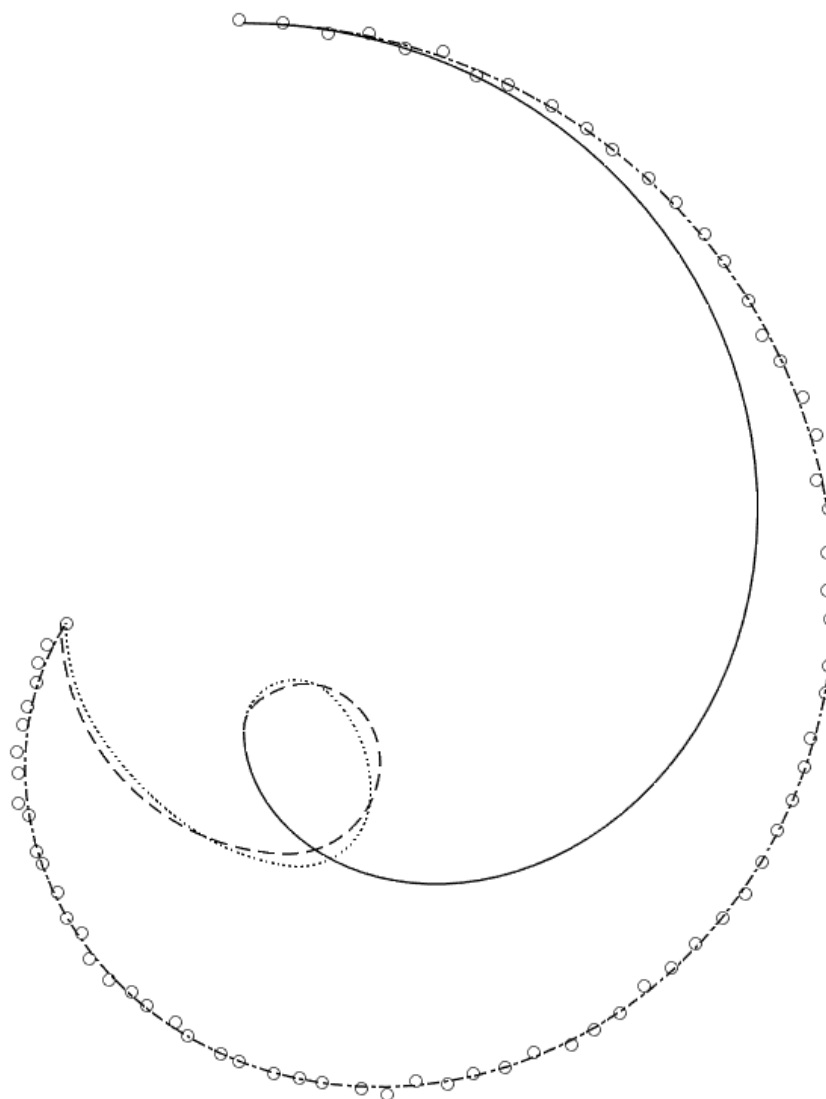


Рис. 1. Результат оптимизации параметров:

Сплошная кривая – теоретическая рабочая область для модели с допущением о постоянной кривизне, круги – точки реальной рабочей области, штрихпунктирная кривая – теоретическая рабочая область для оптимизированных параметров, пунктирная линия – реальная нейтральная линия, точечная кривая – теоретическая нейтральная линия

Представленные результаты демонстрируют, что разработанный метод позволяет эффективно идентифицировать параметры модели непрерывного робота на основе его рабочей области. В то же время анализ нейтральных линий показывает, что, несмотря на качественное совпадение рабочих областей, реальные и теоретические нейтральные линии не совпадают, хоть и близки по форме.

5. Заключение

Предложенный метод идентификации параметров модели непрерывного робота позволяет эффективно определять геометрию секции изгиба робота на основе анализа его рабочей области. Параметры определяются путем минимизации расстояния между реальной и теоретической рабочими областями. Численные эксперименты подтверждают устойчивость метода к вариативности параметров и его пригодность к идентификации параметров. Разработанный метод может быть использован для калибровки непрерывных роботов или для синтеза конструкции непрерывных роботов по требуемой рабочей области.

Список использованных источников

1. Robinson, G. Continuum robots-a state of the art / G. Robinson, J. B. C. Davies // Proceedings 1999 IEEE international conference on robotics and automation (Cat. No. 99CH36288C). – IEEE, 1999. – V. 4. – P. 2849 – 2854.
2. Modelling and control of manipulators for inspection and maintenance in challenging environments: A literature review / A. Pistone, et al. // Annual Re-views in Control. – 2024. – V. 57. – P. 100949.
3. Continuum robots for medical interventions / P. E. Dupon, et al. // Proceedings of the IEEE. – 2022. – V. 110, No. 7. – P. 847 – 870.
4. Hannan, M. W. Novel Kinematics for Continuum Robots, Advances in Robot Kinematics / M. W. Hannan, I. D. Walker. – Dordrecht : Springer Netherlands, 2000. – P. 227 – 238.
5. Mahl, T. Variable Curvature Continuum Kinematics for Kinematic Control of the Bionic Handling Assistant / T. Mahl, A. Hildebrandt, O. Sawodny // IEEE Transactions on Robotics. – 2014. – V. 30, No. 4. – P. 935 – 949.
6. Modes, V. Calibration of concentric tube continuum robots: Automatic alignment of precurved elastic tubes / V. Modes, J. Burgner-Kahrs // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2019. – V. 5, No. 1. – P. 103 – 110.
7. On High Performance Control of Concentric Tube Continuum Robots through Parsimonious Calibration / Q. Boyer, et al. // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2024.
8. Modeling, calibration, and evaluation of a tendon-actuated planar parallel continuum robot / K. Nuelle, et al. // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2020. – V. 5, No. 4. – P. 5811 – 5818.
9. Development of a new cable-driven planar parallel continuum robot using compound kinematic calibration method / Z. Wang, et al. // Journal of Mechanisms and Robotics. – 2024. – V. 16, No. 10. – P. 101014.
10. Wang, L. Geometric calibration of continuum robots: Joint space and equilibrium shape deviations / L. Wang, N. Simaan // IEEE Transactions on Robotics. – 2019. – V. 35, No. 2. – P. 387 – 402.

11. Self-Calibration of cable driven continuum robot / T. Zheng, et al. // 2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). – IEEE, 2018. – P. 2498 – 2503.

12. Design and kinematic characterization of a surgical manipulator with a focus on treating osteolysis / R. J. Murphy, et al. // Robotica. – 2014. – V. 32, No. 6. – P. 835 – 850.

УДК 621.391

М. И. Макаров, Ю. В. Морозов

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: makarov.mi@phystech.edu

ОСОБЕННОСТИ РАБОТЫ БЮДЖЕТНЫХ ГНСС-ПРИЕМНИКОВ НА ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВАХ

Аннотация. Исследуются особенности функционирования бюджетных ГНСС-приемников на примере модели Unicore 982 со сравнением с высокоточным референсным приемником Javad в условиях движения пешком и на автомобиле. Описаны два эксперимента, демонстрирующие различия в характере получаемых данных и точности позиционирования.

Ключевые слова: ГНСС-приемник, позиционирование, навигация, автономное движение.

1. Введение

В последние годы сегмент бюджетных ГНСС-приемников активно развивается. Это связано с необходимостью экономичного и надежного решения задач навигации в различных условиях эксплуатации транспортных средств. Несмотря на множество доступных моделей, вопрос выбора приемников и определения их оптимального применения при работе в различных условиях, включая движение по пересеченной местности до конца не изучен [1]. Более того, интересны способы повышения точности позиционирования в различных прикладных задачах [2, 3]. Настоящая работа посвящена анализу и сравнению возможностей бюджетных приемников Unicore по сравнению с дорогостоящими приемниками Javad в условиях движения по сложной траектории.

2. Описание лабораторной установки

Экспериментальная лабораторная установка (рис. 1) включала два ГНСС-приемника: бюджетный приемник Unicore 982 и референсный высокоточный приемник Javad, подключенные к общей керамической GNSS-антенне через

сплиттер. Такая конфигурация обеспечивала одновременный сбор данных обоими приемниками и позволяла корректно сравнивать результаты, исключая влияние различных условий приема сигналов.

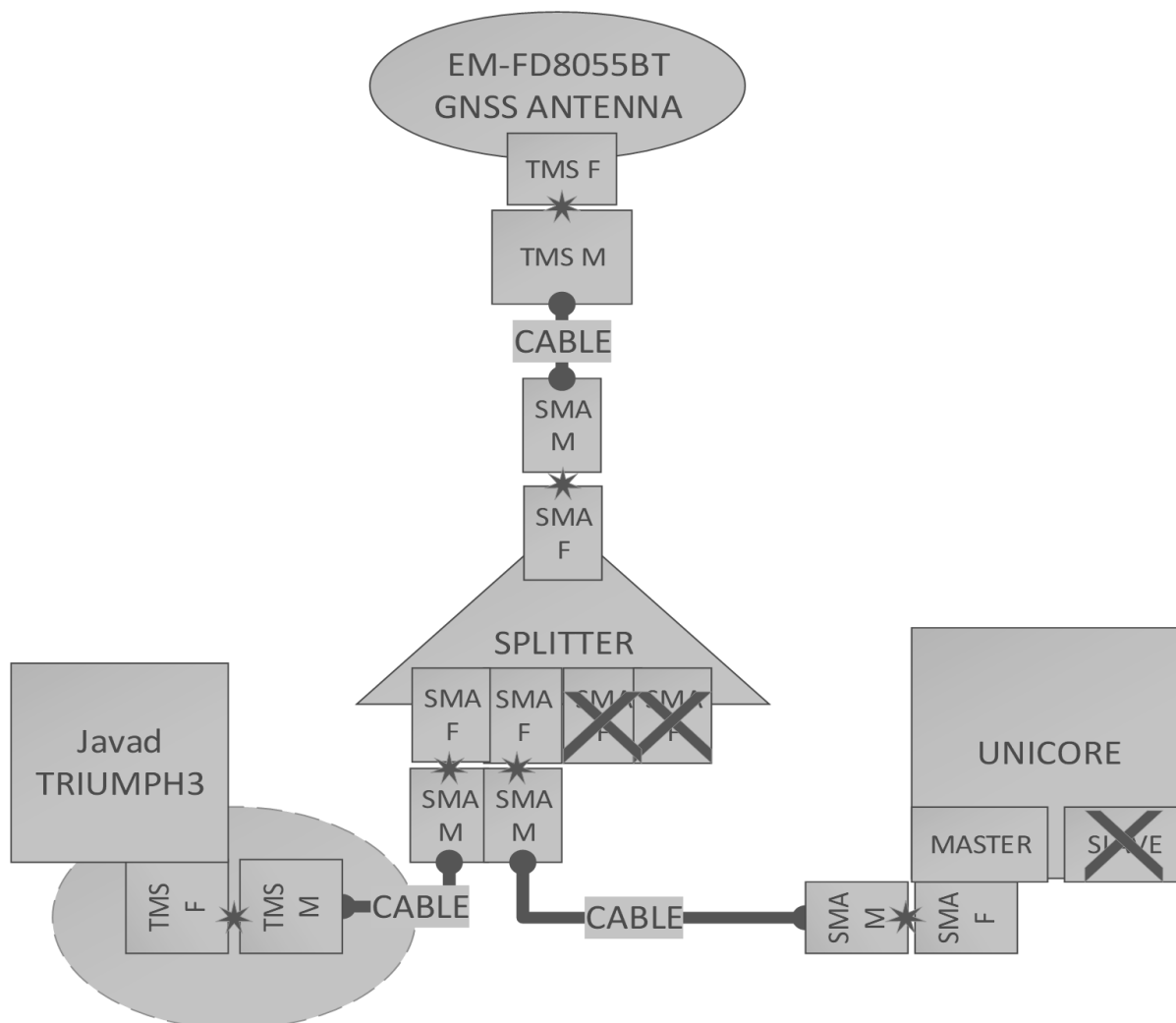


Рис. 1. Схема соединения двух ГНСС-приемников с одной антенной

3. Выявление наличия фильтрации

Первая часть эксперимента проводилась с использованием описанной выше лабораторной установки. Основной задачей эксперимента было получение и сравнение сырых данных от этих приемников при различной частоте дискретизации: 20 Гц для Unicore и 100 Гц для Javad. Использовались спутниковые системы ГЛОНАСС (L1C, L2C), Galileo (E1, E5, E5a,b) и BeiDou (B1, B3, B2).

Полигон состоял из двух прямоугольных участков и двух круглых препятствий, которые требовалось обойти (размер препятствия не превышал 4 м²). Скорость шага поддерживалась почти постоянной. А для выявления характерной высоты антенна поднималась в начале движения и опускалась в конце траектории, причем точка старта и остановки была одна и та же с точностью до нескольких сантиметров.

Результаты проведенного эксперимента представлены на рис. 2 – 7. Приемник Unicore действительно выдает данные на частоте 20 Гц, однако они не являются сырыми, т.е. как минимум позиция и скорость перед выдачей подвергаются фильтрации, что обеспечивает их минимальный шум в сравнении с действительно сырыми данными от приемника Javad, что хорошо видно на рис. 2, 3 и 5. При этом, по-видимому, при обработке позиции как минимум на плоскости происходит компенсация скачка фазы, либо приемник не способен за ней следить достаточно долго (нет характерных отскоков в позиции на рис. 2). Отфильтрованная позиция, выдаваемая Javad и Unicore (без использования дополнительной базы) практически совпадают, с другой стороны, отфильтрованная скорость, выдаваемая Javad и Unicore отличаются (рис. 5), причем особенно компонента z (рис. 6), а значит и позиция по высоте, полученная интегрированием скорости, будет сильно отличаться, так как очень быстро набегают ошибка из-за неверной средней скорости. Однако, если скорректировать скорость скользящим средним после ее интегрирования на коротких временных интервалах можно получить вполне адекватную оценку по высоте (рис. 7). Для сравнения на этом же рисунке приведена высота, полученная непосредственно с приемника Unicore. Из анализа рис. 7 следует, что разброс по высоте уменьшился с 8 до 2 м. Таким образом данный приемник может быть эффективно использован в задачах траекторной стабилизации, где допускается значительная ошибка по высоте.

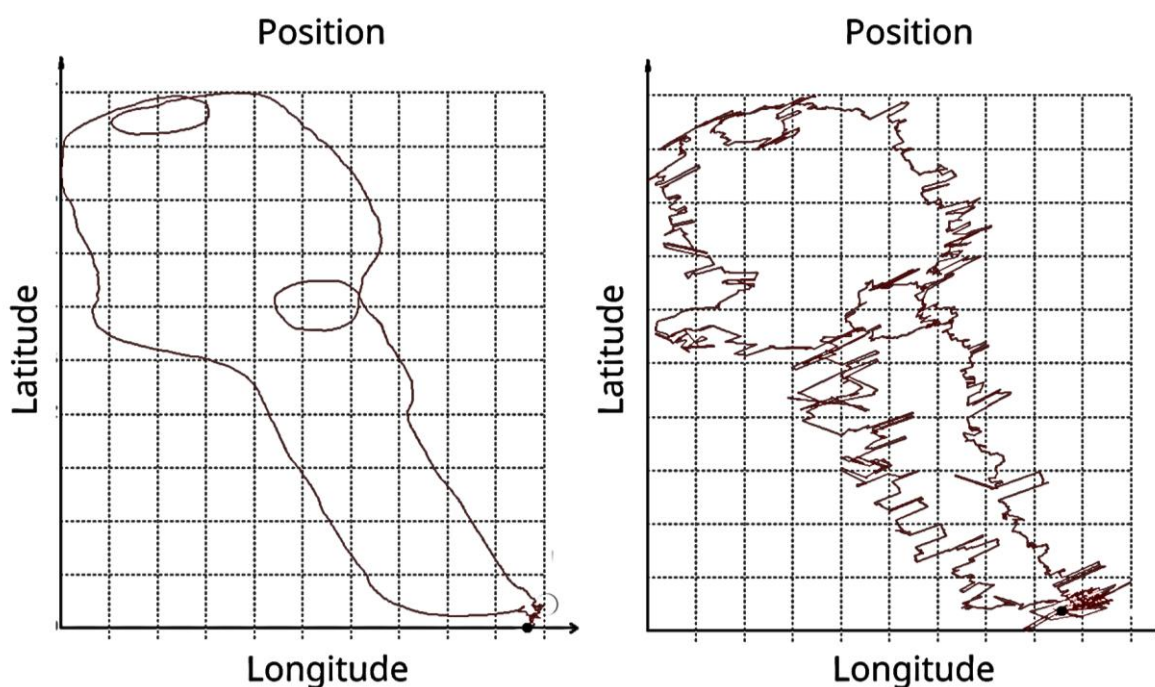
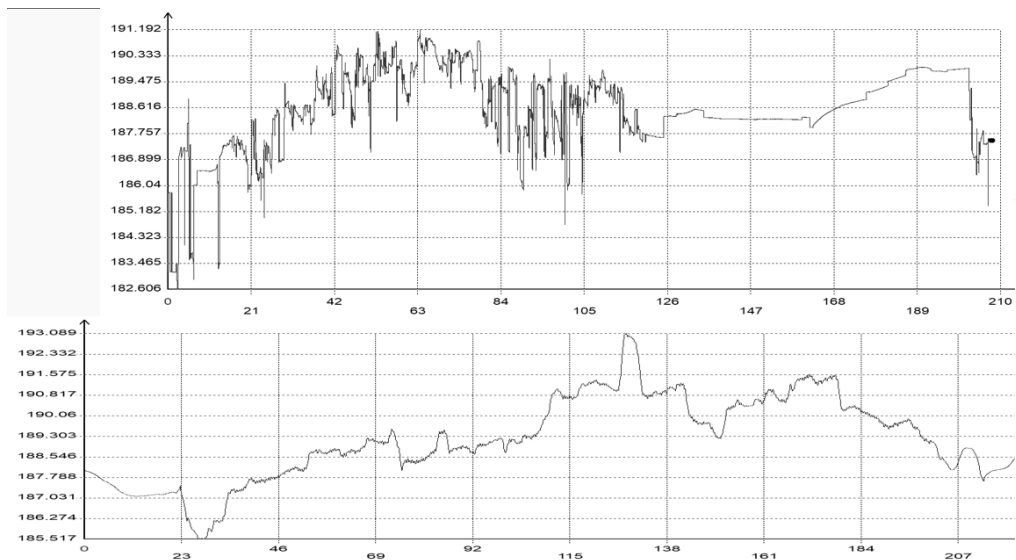
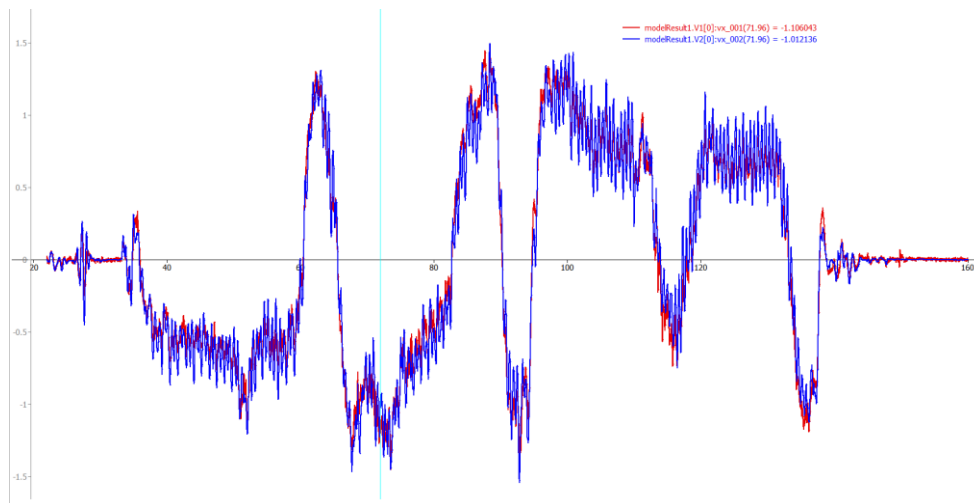


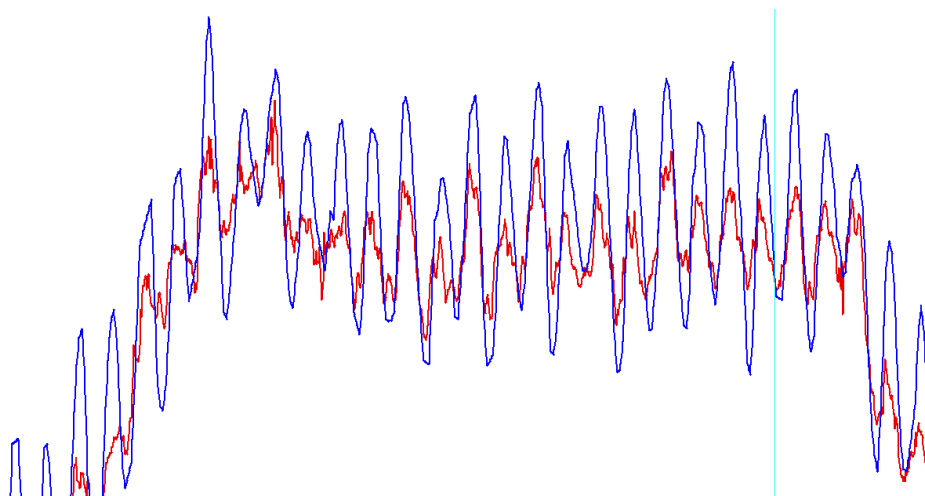
Рис. 2. Проекция траектории движения на плоские координаты:
слева – Javad; справа – Unicore



**Рис. 3. Высота траектории движения в локальной системе координат:
вверху – Javad; снизу – Unicore**



**Рис. 4. Компонента скорости по оси X во время движения:
красный – Javad; синий – Unicore**



**Рис. 5. Увеличенная часть датасета компонента скорости по оси X во время движения:
красный – Javad; синий – Unicore**

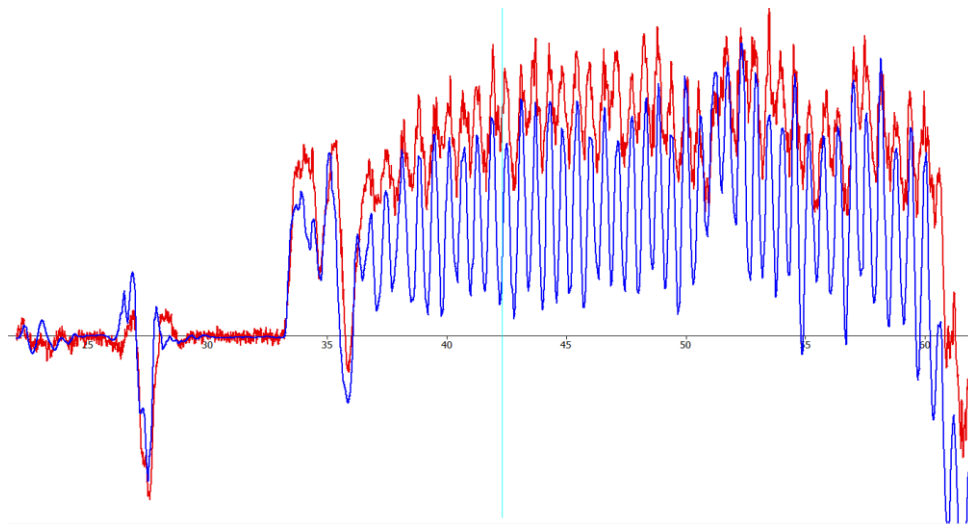


Рис. 6. Компонента скорости по оси Z во время движения:
красный – Javad; синий – Unicore



Рис. 7. Высота с Unicore во время движения:
синий – сырая высота; зеленый – проинтегрированная h компонента скорости
(со скользящим средним)

4. Работа приемника при движении на средних скоростях

В приемниках Unicore при записи с наличием внешней помехи режимы base и rover существенно различаются по объему выходных данных, несмотря на одинаковую настройку сообщений. В режиме base приемник регистрирует и передает все доступные спутниковые измерения – включая неполные или временно некорректные данные – с целью предоставления максимально полного набора информации. В этом режиме лог-файлы значительно больше, так как включают данные даже от спутников с низким уровнем сигнала или неиспользуемых в решении. Напротив, в режиме rover приемник Unicore часто выводит только те измерения, которые были задействованы в текущем навигационном решении, фильтруя данные от спутников, не прошедших проверку качества. Это приводит к значительно меньшему объему логов, особенно при ухудшен-

ных условиях приема в условиях наличия помехи. Однако и частота записанных данных получается существенно ниже 20 Гц. При этом, поскольку итоговый лог состоит только из корректных значений и явно подвергается фильтрации, записанная в нем траектория является существенно более гладкой, чем при записи сырой траектории с Javad рис. (8, 9). Сравнение траекторий, записанных при движении на автомобиле, продемонстрировало значительное преимущество фильтрованных данных Unicore по гладкости, хотя и с потенциальными проблемами при необходимости точного восстановления высотной компоненты.

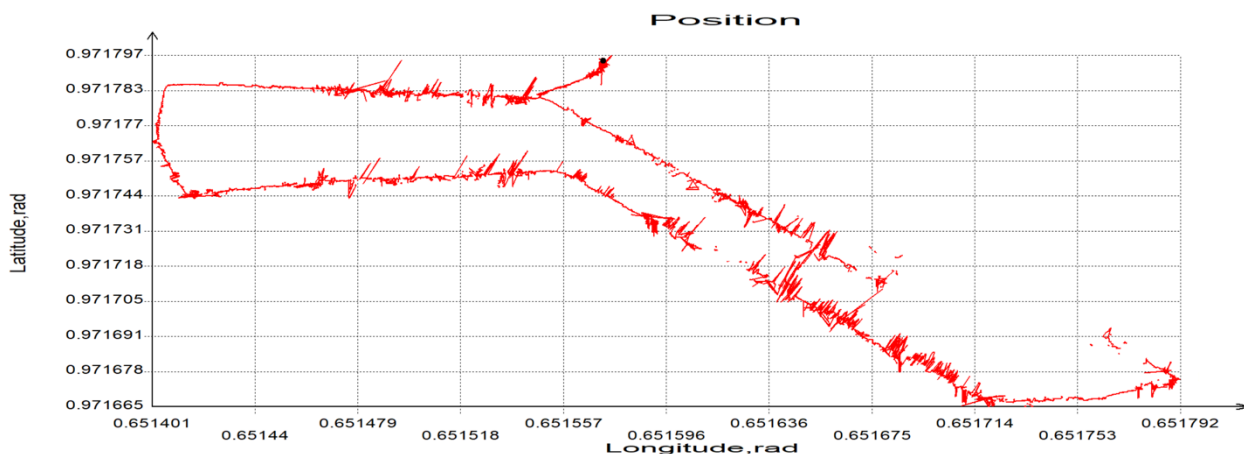


Рис. 8. Траектория движения на автомобиле с переменной скоростью от 5 до 80 км/ч, записанная на Javad

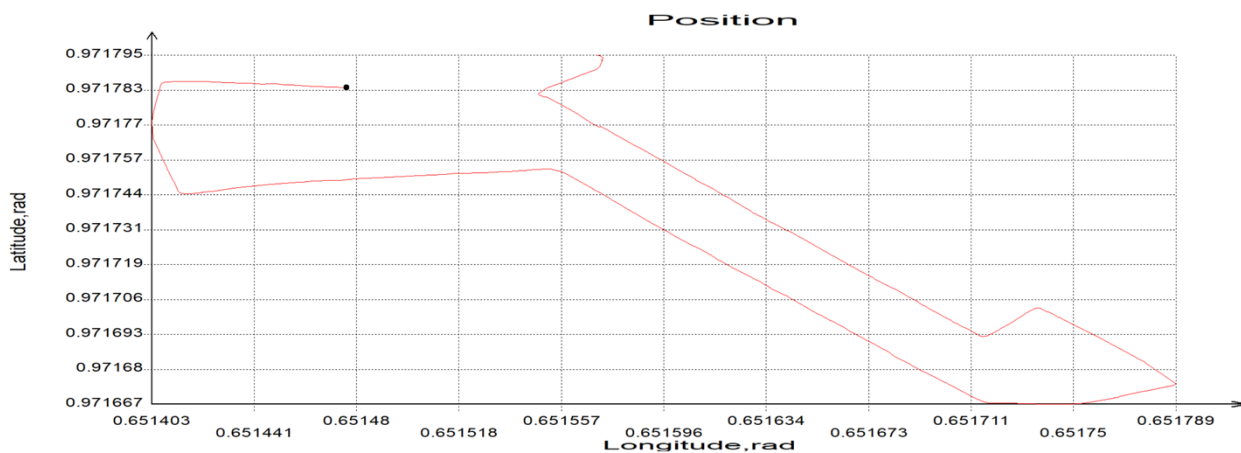


Рис. 9. Траектория движения на автомобиле с переменной скоростью от 5 до 80 км/ч, записанная на Unicore

4. Заключение

На основании проведенного анализа можно заключить, что бюджетный приемник Unicore 982 может эффективно использоваться для задач, где критична плавность траектории и допустима определенная погрешность по высоте. Однако для задач, требующих высокой точности вертикальной компоненты

траектории, необходимы дополнительные методы обработки данных или использование референсных приемников, обеспечивающих действительно сырые высокочастотные измерения, таких как Javad. Полученные результаты могут быть полезны при выборе приемника для различных прикладных задач навигации и траекторной стабилизации.

Список использованных источников

1. Performance Assessment of BDS-2/BDS-3/GPS/Galileo Attitude Determination Based on the Single-Differenced Model with Common-Clock Receivers / Mingkui Wu, Luo, Shuai, Wang Wang, Liu Wanke // Remote Sensing. – 13, No. 23:4845.
2. Vana, S. Low-cost, triple-frequency, multi-GNSS PPP and MEMS IMU integration for continuous navigation in simulated urban environments / S. Vana, S. Bisnath // NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation. – 2023. – V. 70, No. 2.
3. Recent advances and applications of low-cost GNSS receivers : a review / V. Hamza, et al. // GPS solutions. – 2025. – V. 29, No. 1. – P. 1 – 17.

УДК 004.921+514

Д. Р. Мартинес Дуран

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
e-mail: dan_martin00@mail.ru

РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ РАБОТЫ МЕХАНИЗМОВ МОБИЛЬНОГО РОБОТА ДЛЯ СОЗДАНИЯ ЦИФРОВЫХ ДВОЙНИКОВ НА ОСНОВЕ ФУНКЦИОНАЛЬНО- ВОКСЕЛЬНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Аннотация: Описание динамических физических процессов в движителях мобильного робота позволяют создать цифровой двойник мобильного робота. В работе представлено описание динамических процессов для создания цифрового двойника мобильного робота посредством функционально-воксельного моделирования.

Ключевые слова: мобильный робот, компьютерное локальное моделирование, описание динамики движителей, цифровой двойник.

1. Введение

Математическое описание физических процессов, протекающих во время работы различных механизмов и компонентов механизмов, позволяет оценить эффективность их работы при их использовании по назначению.

Так как мобильный робот является мехатронным устройством, его устройство основывается на синергетическом объединении узлов точной механики с электронными и компьютерными компонентами [0]. Математическое описание работы механизмов робототехнических систем необходимо для проектирования таких систем. Создание математического описания физических процессов для разных механизмов и компонентов робототехнических систем (корпуса, движителей, приводов и т.д.) позволяет оценить эффективность спроектированных механизмов для использования по назначению [0].

Оценить эффективность спроектированных механизмов робота возможно с помощью компьютерной симуляции работы цифрового двойника робота, визуализировав его посредством функционально-воксельного моделирования [0].

Одним из важнейших механизмов мобильного робота является его движитель. Математическое описание физических процессов, протекающих во время работы движителя, помогает оценить динамику движения робота, его эксплуатационные характеристики и планировать путь робота в пространстве [0].

Наиболее распространенным движителем мобильных роботов является колесо. Описав физические процессы, протекающие во время движения колеса робота и зная его кинематическую схему, можно построить динамическую модель робота [0]. Целью работы является математическое описание физических процессов, протекающих во время движения колеса робота с дифференциальной кинематической схемой для оценки динамики движения робота и его эксплуатационных характеристик с помощью функционально-воксельного метода, рассматривающего уравнения в виде геометрических поверхностей.

2. Моделирование движителя

Для моделирования колеса используется простейшая геометрическая модель, а именно цилиндр со своим радиусом $R_{\text{колеса}}$, и шириной l . Движение колеса можно представить через изменение угла поворота во времени $\varphi(t)$, тогда первая производная угла определяет угловую скорость колеса ω :

$$\omega(t) = \frac{d\varphi(t)}{dt}, \quad (1)$$

а двойная производная определяет угловое ускорение колеса ε (рис. 1)

$$\varepsilon(t) = \frac{d\omega(t)}{dt} = \frac{d^2\varphi(t)}{dt^2}. \quad (2)$$

Так как колеса мобильного робота устанавливаются на привода, изменяющие положение колеса и придающие колесам крутящий момент, необходимо учитывать их вклад в движение.

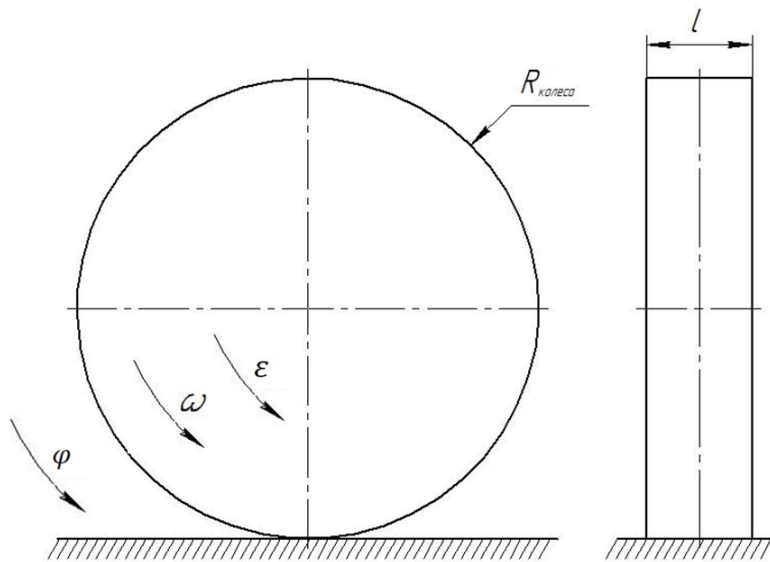


Рис. 1. Геометрическая модель колеса

По второму закону Ньютона можно найти угловое ускорение колеса, зная его крутящий момент:

$$M = I\varepsilon, \quad (3)$$

где I – момент инерции для цилиндра вокруг оси:

$$I = \frac{mR_{\text{колеса}}^2}{2}, \quad (4)$$

где m – масса колеса.

Тогда, представляя угловое ускорение через вторую производную изменения угла поворота:

$$\varepsilon = \frac{d\omega}{dt} = \frac{d\varphi^2}{d^2t} = \frac{2M}{mR_{\text{колеса}}^2}, \quad (5)$$

тогда

$$\frac{d\varphi^2}{d^2t} - \frac{2M}{mR_{\text{колеса}}^2} = 0. \quad (6)$$

Массу колеса m можно определить исходя из его плотности ρ и объема V , если считать материал колеса определенным, то масса колеса может изменяться в зависимости от объема колеса V .

Допустим, колесо задано параметрически:

$$\begin{cases} x = u \cos(\nu), & u \in [0, R], \\ y = u \sin(\nu), & \nu \in [0, 2\pi], \\ z = \omega, & \omega \in [0, l]. \end{cases} \quad (7)$$

Для расчета объема колеса необходимо перейти к системе координат, зависящей от Якобиана J параметров:

$$|J| = \begin{vmatrix} \frac{\sigma x}{\sigma u} & \frac{\sigma x}{\sigma v} & \frac{\sigma x}{\sigma \omega} \\ \frac{\sigma y}{\sigma u} & \frac{\sigma y}{\sigma v} & \frac{\sigma y}{\sigma \omega} \\ \frac{\sigma z}{\sigma u} & \frac{\sigma z}{\sigma v} & \frac{\sigma z}{\sigma \omega} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \cos(\nu) & -u \sin(\nu) & 0 \\ \sin(\nu) & u \cos(\nu) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} =$$

$$= \cos(\nu)u \cos(\nu) - (-u \sin(\nu) \sin(\nu)) = u \cos(\nu)^2 + u \sin(\nu)^2 = u. \quad (8)$$

Так как $|J| = u$, можно перейти к цилиндрической системе координат:

$$V = \int_0^{2\pi} \int_0^{R_{\text{колеса}}} \int_0^l u d\omega du d\nu = \int_0^{2\pi} \int_0^{R_{\text{колеса}}} u l du d\nu =$$

$$= l \int_0^{2\pi} \frac{u^2}{2} \Big|_0^{R_{\text{колеса}}} d\nu = l \frac{R_{\text{колеса}}^2}{2} 2\pi = \pi R_{\text{колеса}}^2 l, \quad (9)$$

тогда

$$m = \rho V = \rho \pi R_{\text{колеса}}^2 l.$$

Значит движение колеса можно представить, учитывая плотность материала, из которого он состоит и его объема:

$$\frac{d\varphi^2}{d^2t} - \frac{2M}{mR_{\text{колеса}}^2} = \frac{d\varphi^2}{d^2t} - \frac{2M}{\rho \pi l R_{\text{колеса}}^4} = 0. \quad (10)$$

При качении колеса по поверхности появляется сила трения качения F_τ , влияющая на движение колеса:

$$F_\tau = k_\tau \frac{N}{R_{\text{колеса}}}, \quad (11)$$

где $N = mg$.

Тогда момент трения качения равен:

$$M_\tau = F_\tau R_{\text{колеса}} = k_\tau N, \quad (12)$$

где k_τ – коэффициент трения качения.

Тогда по второму закону Ньютона:

$$M_\tau = I \varepsilon_\tau. \quad (13)$$

Значит, ускорение, которое вкладывает сила трения качения, равно:

$$\varepsilon_\tau = \frac{M_\tau}{I} = \frac{2k_\tau N}{mR_{\text{колеса}}^2} = \frac{2k_\tau \rho \pi R_{\text{колеса}}^2 l g}{\rho \pi R_{\text{колеса}}^4 l} = \frac{2k_\tau g}{R_{\text{колеса}}^2}. \quad (14)$$

Движение колеса с учетом силы трения качения (рис. 2) можно представить:

$$\frac{d\varphi^2}{d^2t} - \frac{2M}{\rho\pi l R_{\text{колеса}}^4} + \frac{2k_{\tau}g}{R_{\text{колеса}}^2} = 0. \quad (15)$$

где φ – угол поворота колеса; t – время; M – крутящий момент; ρ – плотность колеса; l – ширина колеса; $R_{\text{колеса}}$ – радиус колеса; k_{τ} – коэффициент трения качения.

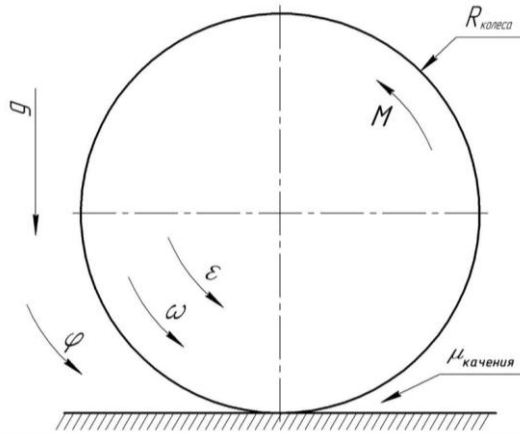


Рис. 2. Движение колеса с учетом крутящего момента и трения качения

3. Представление для функционально-воксельного метода

Зависимость ускорения можно представить геометрическими поверхностями, составив сочетания параметров и разложив на геометрические элементы (рис. 3 – 6).

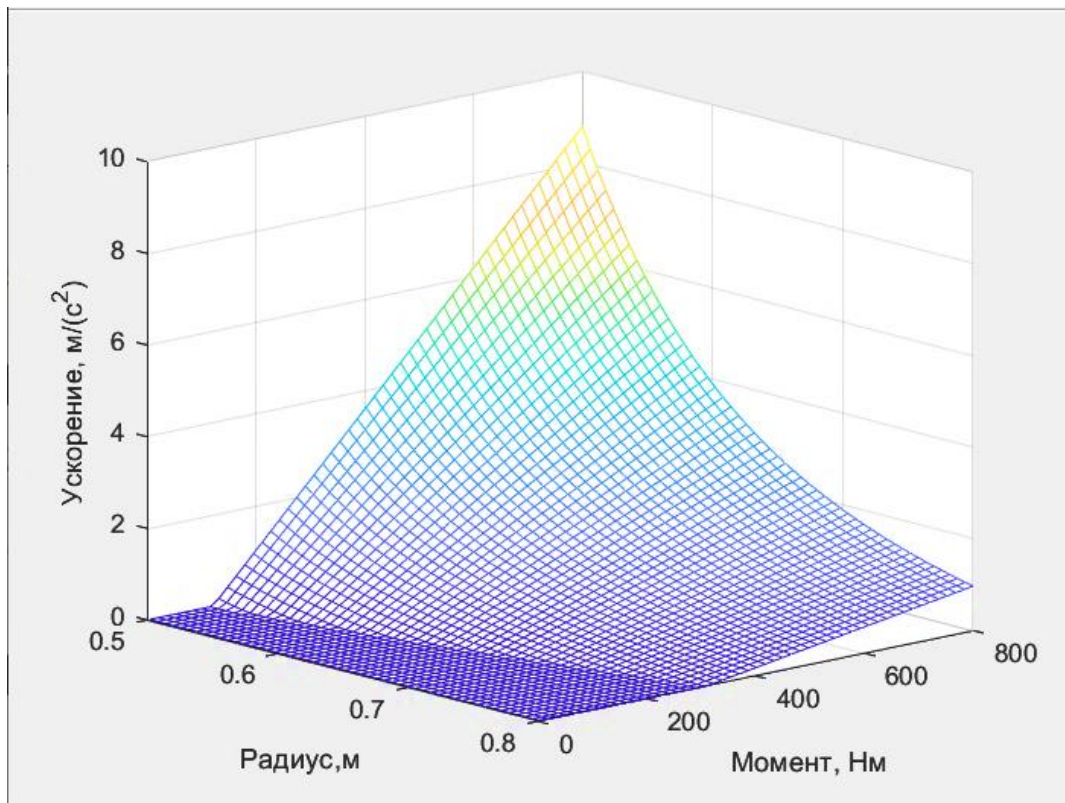


Рис. 3. Зависимость ускорения от радиуса и момента

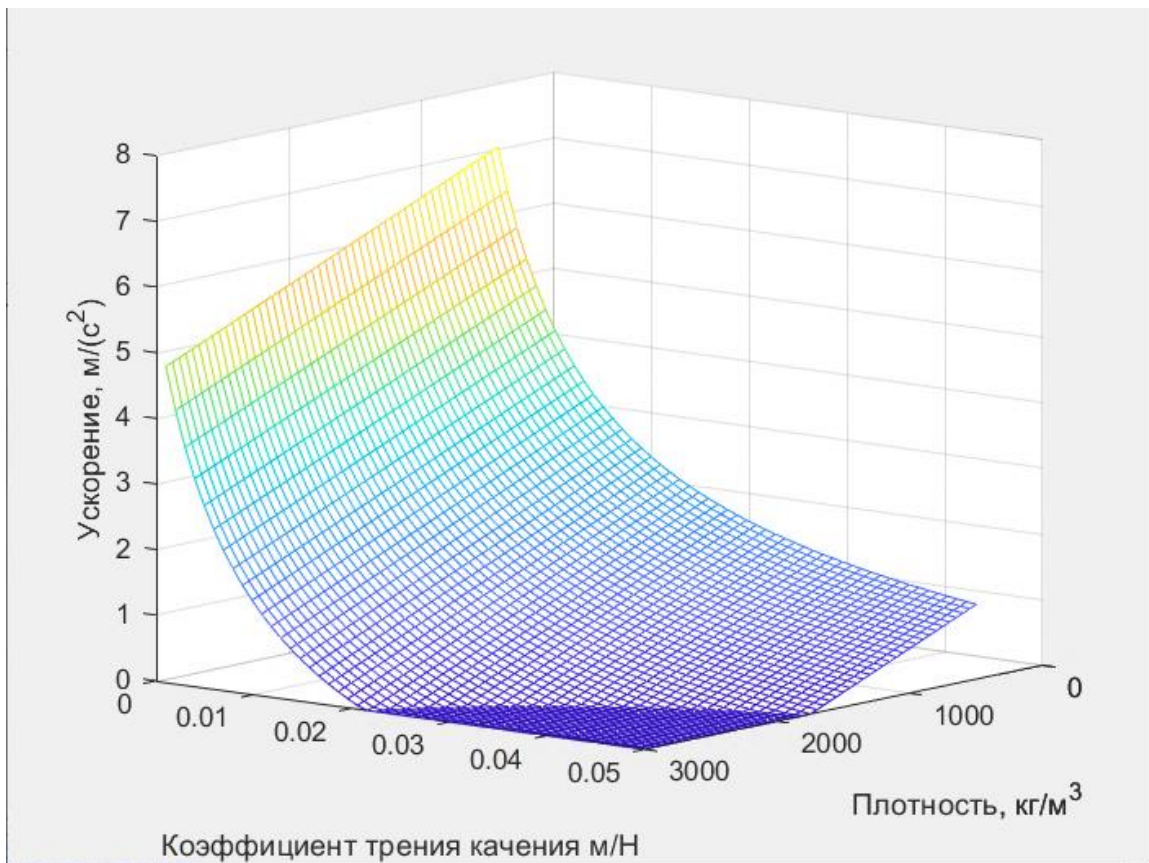


Рис. 4. Зависимость ускорения от коэффициента трения качения и плотности

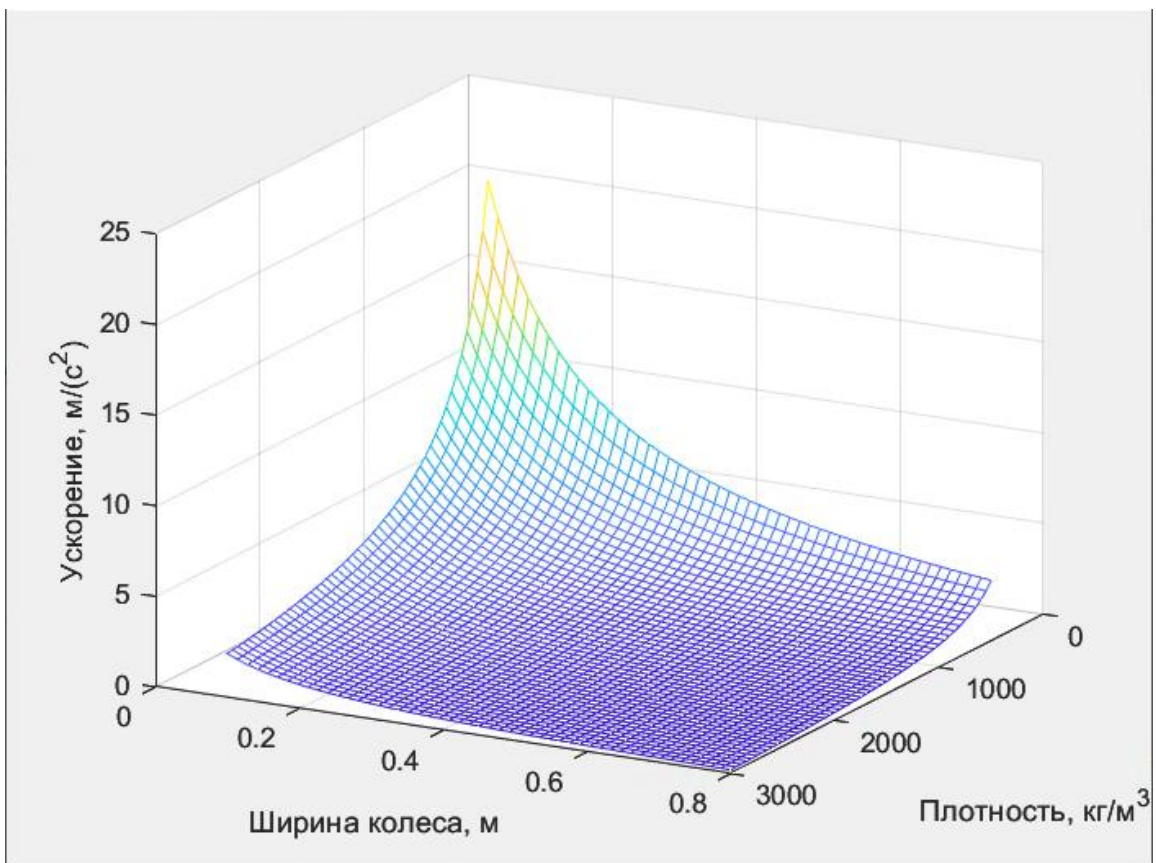


Рис. 5. Зависимость ускорения от ширины колеса и плотности

Причем эти поверхности могут изменяться в зависимости от изменения параметров, не указанных на осях, например, при изменении коэффициента трения качения k_t (рис. 6).

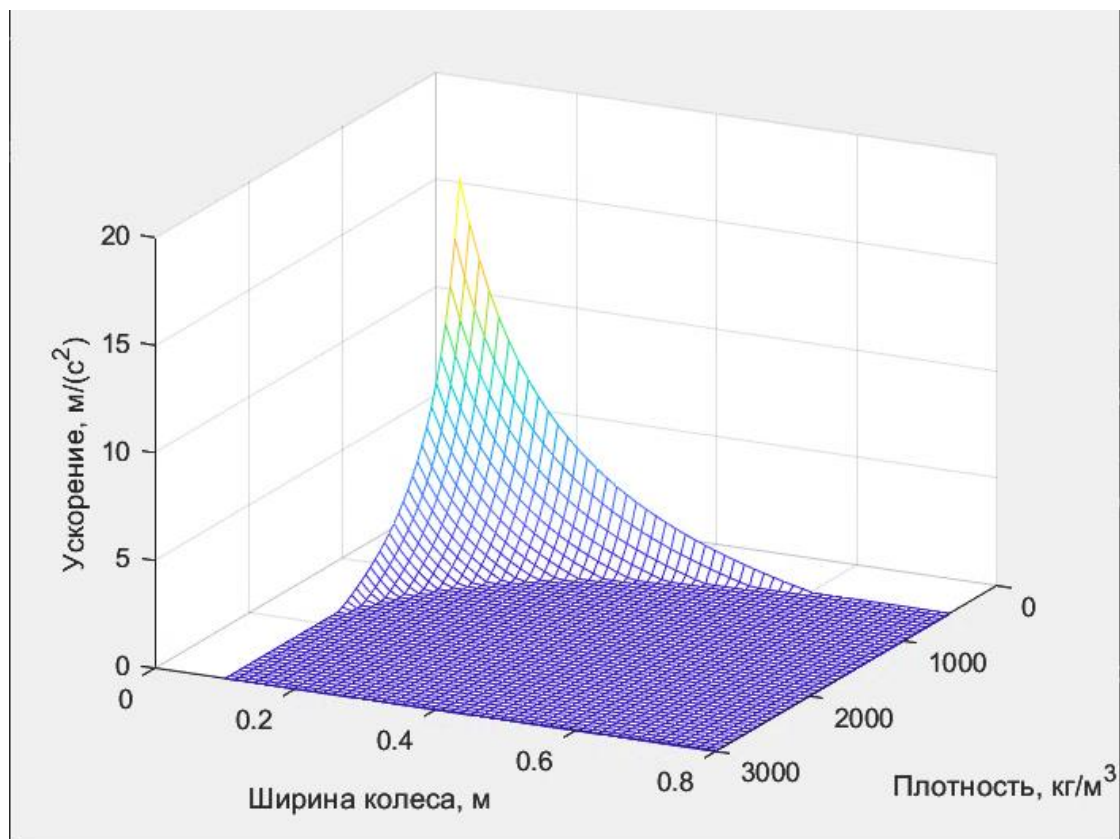


Рис. 6. Зависимость ускорения от ширины колеса и плотности

4. Заключение

Предложенная модель может применяться для симуляции и использоваться для эмуляции цифрового двойника мобильного робота, моделируемого посредством функционально-воксельного метода для анализа движения робота и принятия конструктивных решений при проектировании мобильного робота, а также анализе поведения цифрового двойника в различных условиях.

Список использованных источников

1. Подураев, Ю. В. Мехатроника: основы, методы, применение : учеб. пособие / Ю. В. Подураев. – М. : Машиностроение, 2008.
2. Dhiya Uddin Rijalusalam, Implementation Kinematics Modeling and Odometry of Four Omni Wheel Mobile Robot on The Trajectory Planning and Motion Control Based Microcontroller.
3. Толок, А. В. Локальная компьютерная геометрия : учеб. пособие / А. В. Толок, Н. Б. Толок. – 2-е изд., испр. и доп. – М. : Ай Пи Ар Медиа, 2025. – 228 с.

4. Azizi, M. R. Motion Planning and Control of an Omnidirectional Mobile Robot in Dynamic Environments / M. R. Azizi, A. Rastegarpanah, R. Stolkin // Robotics. – 2021. – No. 10. – P. 48.

5. Ameni Azzabi, Khaled Nouri. Design of a robust tracking controller for a nonholonomic mobile robot based on sliding mode with adaptive gain.

УДК 629.5

Т. Г. Наумчик, магистр

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: tatiananaumchik03@mail.ru

УПРАВЛЕНИЕ ПОДВОДНЫМ АППАРАТОМ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Аннотация. Статья посвящена управлению подводным автономным беспилотным аппаратом с использованием алгоритмов нечеткой логики. Подводные роботы (дроны, ROV, AUV) играют ключевую роль в морских исследованиях, мониторинге экосистем и поисково-спасательных операциях. Рассматривается применение подводного аппарата с тремя двигателями, а также датчиками для реализации обратной связи. Управление аппаратом осуществляется с использованием нечеткой логики, что позволяет адаптировать его действия в реальном времени. Система управления является адаптивной благодаря алгоритму нечеткой логики Такаги–Сугено.

Ключевые слова: подводный аппарат, нечеткая логика, водная среда, управление роботом, алгоритм Такаги–Сугено.

1. Введение

Развитие современных технологий и растущий интерес к исследованию мирового океана стимулируют активное развитие автономных подводных аппаратов (АПА). Эти беспилотные системы, известные как дроны, ROV (Remotely Operated Vehicles) и AUV (Autonomous Underwater Vehicles) играют ключевую роль в широком спектре задач – научных исследованиях морских экосистем, поисково-спасательных операциях, инспекции подводной инфраструктуры и обеспечения безопасности [1 – 3]. Способность АПА функционировать в условиях, недоступных или опасных для человека, делает их незаменимым инструментом в освоении подводного пространства.

В связи с условиями водной среды, таких, как высокая плотность, наличие течений, ограниченная видимость, а также нелинейность и неопределенность, управление БПА требует более сложной системы управления. Традиционные методы управления часто демонстрируют недостаточную эффективность в таких условиях, требуя точных математических моделей и значительной вычислительной мощности [4]. В связи с этим возникает необходимость в раз-

работке более адаптивных и робастных систем управления, способных эффективно работать в условиях неопределенности.

В последние годы все большее внимание уделяется применению нечеткой логики в системах управления сложными объектами [5, 6]. Нечеткая логика, основанная на теории нечетких множеств, позволяет формализовать лингвистические правила и экспертные знания, приближая процесс принятия решений к человеческому мышлению. Это делает ее особенно привлекательной для задач управления, где трудно построить точную математическую модель объекта или среды. Применение нечеткой логики обеспечивает гибкость, адаптивность и устойчивость к возмущениям, что критически важно для подводных аппаратов.

Настоящая статья посвящена разработке и реализации системы управления подводным беспилотным аппаратом на основе принципов нечеткой логики. В качестве объекта исследования выбран аппарат с тремя двигателями, оснащенный комплексом датчиков для обеспечения обратной связи по положению и ориентации. В статье рассмотрена архитектура системы управления, включающая регулятор на основе нечеткой логики. Особое внимание уделено методу реализации нечеткого регулятора на основе алгоритма Такаги–Сугено, оценка его эффективности и применимости в контексте управления подводным аппаратом. Результаты исследования призваны способствовать повышению автономности и надежности функционирования подводных роботов в сложных и динамичных условиях водной среды.

2. Нечеткая логика в управлении

Нечеткая логика представляет собой аппарат для работы с неопределенностью и неточностью, которые часто встречаются в реальных технических системах. В отличие от бинарной логики, где утверждение может быть либо полностью истинным, либо полностью ложным, нечеткая логика оперирует степенями истинности, выраженными числовыми значениями в диапазоне от 0 до 1. Это позволяет более гибко описывать и моделировать сложные процессы, где параметры не могут быть строго определены [7 – 9].

Центральным понятием в нечеткой логике является лингвистическая переменная. Это переменная, значениями которой являются слова или предложения естественного языка, например, «температура», принимающая значения «холодная», «нормальная», «горячая». Каждое лингвистическое значение определяется функцией принадлежности, которая показывает степень принадлежности элемента к данному нечеткому множеству.

Взаимосвязи между лингвистическими переменными описываются с помощью лингвистических правил. Эти правила формулируются в формате «ЕСЛИ-ТО» и отражают экспертные знания о поведении системы.

Такие правила являются основой для построения нечеткого регулятора [9] (рис. 1) (контроллера на основе нечеткой логики, FLC). Нечеткий регулятор – это система управления, которая преобразует нечеткие входные данные в четкие управляющие воздействия для объекта.

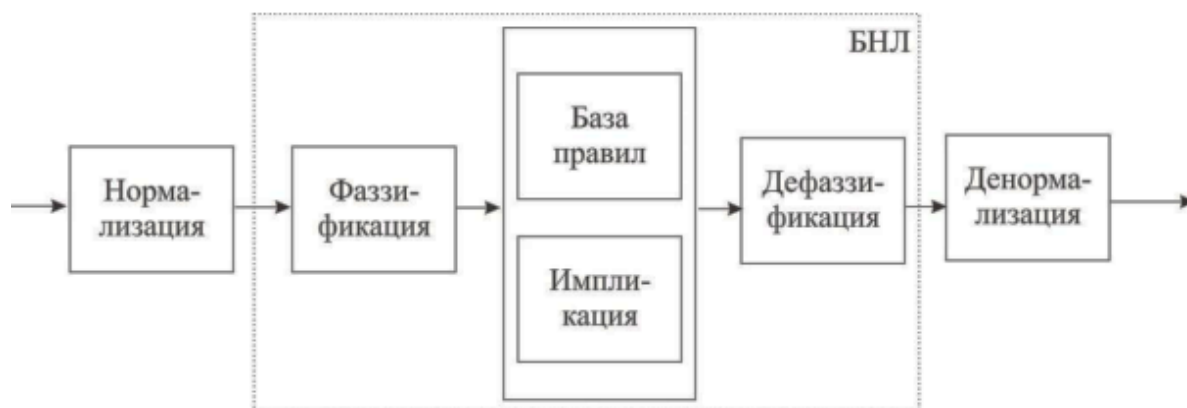


Рис. 1. Структурная схема регулятора с нечеткой логикой

Он состоит из следующих основных блоков:

1. На этапе фаззификации точные входные значения преобразуются в степени принадлежности к нечетким термам. Например, глубина погружения может характеризоваться лингвистическими термами: «малая», «средняя» или «большая». Каждый такой терм задается своей функцией принадлежности, которая определяет, как числовые значения интерпретируются в терминах нечетких категорий. Например, глубина погружения 3 м для рассматриваемого объекта с максимальной глубиной погружения 10 м может частично принадлежать как к «малой», так и к «средней» категории. Функции принадлежности бывают разного вида: треугольные, трапециевидные или гауссовы. Выбор вида функции принадлежности зависит от типа данных, требований к точности и вычислительной сложности. Основные критерии: характер данных и интерпретация и вычислительная эффективность. Трапециевидные ФП выбраны для «средней глубины», так как этот терм имеет широкий диапазон допустимых значений (10...20 м), тогда как для «малой глубины» (0...5 м) использована треугольная ФП из-за четкой границы у поверхности.

2. Следующим шагом является формулировка базы правил. Эти правила формулируются в форме «Если..., то...», и основаны на экспертных знаниях или эмпирических данных.

3. Далее все выводы всех правил объединяются для получения окончательного результата. Система правил должна охватывать все возможные комбинации входных значений, чтобы обеспечить адекватное управление роботом в любых условиях.

4. На этапе дефаззификации нечеткие выходные данные преобразуются обратно в четкие значения, которые могут быть использованы для управления роботом.

Нечеткие регуляторы нашли широкое применение в системах управления, в том числе в подводной робототехнике. Например, они используются для стабилизации движения телеуправляемых подводных роботов, а также в системах управления движением автономных подводных аппаратов (АНПА) с учетом параметрических неопределенностей [9, 10].

Одним из популярных алгоритмов нечеткого вывода является алгоритм Такаги–Сугено.

Алгоритм Такаги–Сугено (Takagi-Sugeno Fuzzy Inference System, T-S FLS) – алгоритм, в котором консеквенты правил представлены не нечеткими множествами, а функциями от входных переменных, чаще всего линейными. Это позволяет использовать более эффективные методы дефаззификации и делает модель более подходящей для математического анализа и применения в задачах с точным моделированием или адаптивным управлением [10, 11].

Применение нечетких регуляторов позволяет создавать надежные и эффективные системы управления для сложных динамических объектов, включая беспилотные подводные аппараты, где традиционные методы управления могут быть неэффективны из-за нелинейностей и неопределенности в моделях объектов [12, 13].

3. Пример реализации с параметрами среды

Для управления глубиной и курсом подводного аппарата с двумя горизонтальными и одним вертикальным движителем реализован нечеткий регулятор на основе модели Такаги–Сугено. В качестве входных переменных выбраны:

- Текущая глубина z , м: определяет вертикальное положение аппарата и нагрузку на его корпус.
- Отклонение курса $\dot{x}\left(\frac{dz}{dt}\right)$, м/с: показывает разницу между текущим и целевым направлением движения аппарата.
- Скорость изменения глубины $\Delta\psi$, град: указывает на динамику вертикального движения аппарата.
- Скорость изменения курса $\dot{\psi}\left(\frac{d\psi}{dt}\right)$, град/с: указывает на динамику поворота аппарата.

Выходные переменные представляют собой команды управления, которые генерируются нечетким регулятором и воздействуют на движители или рули аппарата. Они могут включать:

- Изменение вертикальной тяги T_v : управляет погружением или всплытием аппарата.

- Изменение горизонтальной тяги T_h : влияет на скорость движения вперед/назад.

После определения переменных, входные переменные фазифицируются, т.е. преобразуются в лингвистические значения.

Так текущая глубина может быть «мелкой», «оптимальной» или «глубокой». Отклонение курса может быть «сильное влево», «небольшое влево», «на курсе», «небольшое вправо» или «сильное вправо». Скорость изменения глубины может быть «всплытие», «стабильно», «погружение».

Каждое правило имеет следующую структуру:

$$\begin{aligned} \text{ЕСЛИ } z \in A_1^i, \dot{x} \in A_2^i, \Delta\psi \in A_3^i, \dot{\psi} \in A_4^i, \\ \text{ТО } T_v^i = a_1^i z + a_2^i \dot{x} + b^i, T_h^i = c_1^i \Delta\psi + c_2^i \dot{\psi} + d^i, \end{aligned} \quad (1)$$

где a_1 – коэффициент чувствительности к текущей глубине (показывает, насколько сильно сигнал на вертикальный движитель зависит от отклонения от заданной глубины); a_2 – коэффициент реакции на скорость изменения глубины (подавляет излишне резкое погружение/всплытие); b – постоянная составляющая (компенсирует статическое отклонение или эффект плавучести); c_1 – коэффициент чувствительности к углу отклонения курса (определяет интенсивность поворота для возвращения на заданный курс); c_2 – реакция на скорость поворота (регулирует плавность поворота, снижая воздействие при уже начатом движении); d – постоянный сдвиг (может использоваться для компенсации внешних факторов (например, течения)).

Примеры используемых правил (1):

1. ЕСЛИ глубина – «мелко», а \dot{x} – «всплытие»:

$$T_v = 0,6z - 1,4\dot{x} + 0,9. \quad (2)$$

2. ЕСЛИ отклонение курса – «сильно влево», а $\dot{\psi}$ – «поворот вправо»:

$$T_h = -0,8\Delta\psi + 1,2\dot{\psi} - 0,4. \quad (3)$$

3. ЕСЛИ глубина – «глубоко», а курс – «направлен верно»:

$$T_v = -0,5z + 0,3\dot{x} + 0,2, T_h = 0. \quad (4)$$

Коэффициенты в линейных правилах (2 – 4) подобраны эвристически: значения перед переменными отражают требуемую интенсивность управляющего воздействия в зависимости от состояния, а постоянные слагаемые задают базовое смещение сигнала. Например, отрицательные коэффициенты перед производными уменьшают тягу при активном всплытии или повороте, способствуя стабилизации.

Выходной сигнал (5) определяется как взвешенное среднее по всем правилам:

$$T = \frac{\sum_{i=1}^N w_i f_i(x)}{\sum_{i=1}^N w_i}, \quad (5)$$

где w_i – степень выполнения i -го правила (на основе функций принадлежности); $f_i(x)$ – линейная функция соответствующего вывода.

Применение данной схемы позволяет формировать адаптивное и устойчивое управление без необходимости точного математического моделирования динамики аппарата.

Интеграция этих параметров в нечеткую систему управления с помощью дополнительных входных переменных и расширения базы правил позволяет создать более робастную и адаптивную систему для автономной навигации и выполнения сложных миссий БПА.

4. Заключение

Представленное исследование посвящено разработке и анализу системы управления подводным беспилотным аппаратом на основе нечеткой логики. В работе продемонстрирована эффективность применения нечетких регуляторов для навигации и стабилизации подводных аппаратов в сложной и динамичной водной среде, характеризующейся нелинейностью и неопределенностью. Анализ алгоритмов Мамдани и Такаги–Сугено подтверждает их потенциал в обеспечении гибкого и адаптивного управления, способного оперативно реагировать на изменения параметров движения и внешней среды.

Выявленные преимущества нечеткой логики, заключающиеся в способности формализовать экспертные знания и обрабатывать неточные данные, делают ее перспективным инструментом для повышения автономности и надежности функционирования подводных роботов.

В дальнейшем планируется физическая реализация разработанной системы управления на базе существующего аппарата, что позволит провести натурные испытания и оценить работоспособность нечетких регуляторов в реальных условиях. Кроме того, в ходе дальнейших исследований будет уделено внимание учету полной динамики подводного аппарата для совершенствования алгоритмов управления и расширения функциональных возможностей робота.

Список использованных источников

1. Яворская, А. Ю. Применение групп автономных подводных аппаратов для экологического мониторинга морской среды / А. Ю. Яворская, В. В. Альчаков // Интеллектуальные системы, управление и мехатроника – 2018. – С. 102 – 105.

2. Минаков, Н. М. Актуальные задачи и роль подводной техники при проведении научно-исследовательских, подводно-технических и поисково-спасательных работ на море / Н. М. Минаков // Технические проблемы освоения мирового океана: материалы конф. – Владивосток : Институт проблем морских технологий ДВО РАН, 2011. – Т. 4. – С. 26 – 30.
3. Kartal, S. K. Experiment on autonomous detection of subsea pipe damage and pipeline tracking using unmanned underwater vehicle / S. K. Kartal, R. F. Kantekin // Journal of Marine Science. – 2024. – V. 12, No. 11. – P. 3 – 11.
4. Kim, L. R. A comparative study by simulation and experimentation of control techniques for autonomous underwater flight vehicles : doctoral thesis / L. R. Kim ; University of Southampton. – Southampton, 1998. – 215 p.
5. Евсюков, П. С. Эффективность нейросетевого и нечеткого подхода в управлении безэкипажными судами / П. С. Евсюков, О. Н. Андреева // Информатика, вычислительная техника и управление. – 2024. – Т. 28, № 4. – С. 86 – 103.
6. Мухаметсафин, Р. Т. Навигация мобильных роботов на основе нечеткой логики и конечных автоматов: сравнительный анализ / Р. Т. Мухаметсафин, С. А. Сторожев // Наука и технологии. – 2023. – № 3. – С. 14 – 25.
7. Фам, В. Т. Нечеткое управление процессом стабилизации телеуправляемого подводного робота / Фам В. Т. // 2020 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus). – Санкт-Петербург ; Москва, 2020. – С. 802 – 806.
8. Заде, Л. А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. А. Заде. – М. : Мир, 1976.
9. Zhilenkov, A. Autonomous Underwater Robot Fuzzy Motion Control System with Parametric Uncertainties / A. Zhilenkov, S. Chernyi, A. Firsov // Designs. – 2021. – V. 5, No. 24.
10. Демидова, Г. Л. Регуляторы на основе нечеткой логики в системах управления техническими объектами : учеб. пособие / Г. Л. Демидова, Д. В. Лукичев. – СПб. : Университет ИТМО, 2017. – 83 с.
11. Ярушкина, Н. Г. Основы теории нечетких и гибридных систем : учеб. пособие / Н. Г. Ярушкина. – М. : Финансы и статистика, 2004. – 197 с.
12. Броневиц, А. Г. Нечеткие модели анализа данных и принятия решений : учеб. пособие / А. Г. Броневиц, А. Е. Лепский ; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». – М. : Изд. дом Высшей школы экономики, 2022. – 264 с.
13. Леоненков, А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. В. Леоненков. – СПб. : БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.

РЕЛЕЙНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПЕРЕВЕРНУТЫМ МАЯТНИКОМ НА ПОДВИЖНОЙ ТЕЛЕЖКЕ ПРИ ВОЗДЕЙСТВИИ СИЛЫ СУХОГО ТРЕНИЯ

Аннотация. Исследуется управление перевернутым маятником на тележке с сухим трением, предложен разрывный закон управления, компенсирующий трение и обеспечивающий стабилизацию маятника с заданной точностью. Анализируется влияние параметров системы на качество управления. Эксперименты подтверждают эффективность метода в различных сценариях. Результаты демонстрируют улучшенную стабильность и быстрое регулирование.

Ключевые слова: сухое трение, перевернутый маятник, разрывное управление.

1. Введение

В работе ставится задача стабилизации угла и регулирования положения перевернутого маятника на тележке с сухим трением. Предлагается разрывный закон управления, обеспечивающий устойчивость системы при значительных возмущениях. В отличие от классических методов (PID, LQR) [1 – 3], данный подход эффективно компенсирует нелинейное трение и демонстрирует робастность к изменению параметров. Для достижения цели ставятся следующие задачи:

- 1) в предположении, что в качестве исполнительного устройства, приводящего в движение тележку, используется двигатель постоянного тока с возбуждением от постоянных магнитов, синтезировать базовый закон разрывного управления, используя приведение к блочной канонической форме управляемости (БКФУ);
- 2) разработать моделирование системы.

2. Математическая модель маятника

Схема и фото экспериментальной установки перевернутого маятника представлена на рис. 1.

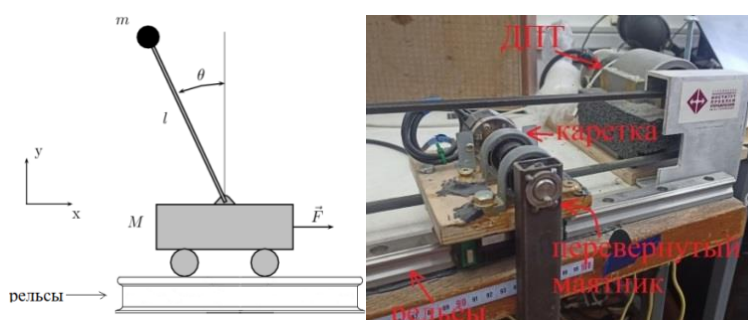


Рис. 1. Схема и экспериментальная установка перевернутого маятника на тележке (ДПТ – двигатель постоянного тока)

Математическая модель электромеханической системы может быть записана с использованием уравнений Кирхгофа и уравнений Лагранжа второго рода и состоит из механической и электрической подсистем

$$\begin{aligned} \dot{\phi} &= \omega, \quad \dot{\bar{x}} = v, \\ \dot{\omega} &= \frac{M_{eq}[-\mu_p \omega + mgl \sin(\phi)]}{\Delta(\phi)} + \frac{ml \cos(\phi) \left[-ml \sin(\phi) \omega^2 - \mu_{bd} N \text{sign}(v) - \mu_{beq} v + \frac{c_i}{r_s} I \right]}{\Delta(\phi)}, \\ \dot{v} &= \frac{ml \cos(\phi) [-\mu_p \omega + mgl \sin(\phi)]}{\Delta(\phi)} + \frac{J_{eq} \left[-ml \sin(\phi) \omega^2 - \mu_{bd} N \text{sign}(v) - \mu_{beq} v + \frac{c_i}{r_s} I \right]}{\Delta(\phi)}, \\ \dot{i} &= -\frac{R}{L} I - \frac{c_\omega}{L r_s} v + \frac{u}{L}, \end{aligned} \quad (1)$$

где ϕ – угловое положение стержня; ω – угловая скорость маятника; J – момент инерции маятника; l – расстояние до центра масс маятника; m – масса маятника; M – масса подвижного основания; x – координата центра масс подвижного основания; v – скорость центра масс подвижного основания; μ_{bd} – коэффициент сухого трения между подвижным основанием и рельсом, μ_{bv} – коэффициент вязкого трения между подвижным основанием, и рельсом; μ_p – коэффициент вязкого трения в подшипнике маятника; μ_d – коэффициент вязкого трения в подшипнике электродвигателя; R – сопротивление якоря электродвигателя; L – индуктивность якоря электродвигателя; c_i – постоянная момента электродвигателя; c_ω – коэффициент противо-ЭДС электродвигателя; k_g – передаточное число редуктора; η_g – КПД редуктора; J_d – момент инерции электродвигателя со шкивом; r_s – радиус шкива на выходном валу редуктора; I – сила тока в обмотке якоря электродвигателя; u – напряжение на обмотке якоря электродвигателя; N – сила реакции опоры тележки; $\mu_{beq} = \mu_{bv} + \frac{\mu_d}{r_s^2}$; $M_{eq} = m + M + J_d \eta_g k_g^2 / r_s^2$; $J_{eq} = J + ml^2$; $\Delta(\phi) = M_{eq} J_{eq} - m^2 l^2 \cos^2(\phi)$; $\text{sign}(\cdot)$ – функция знака.

В работе одновременно ставится задача стабилизации маятника в верхнем положении и задача регулирования положения подвижного основания в заданном положении

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |\bar{x}| \leq \delta_1, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} |\phi| \leq \delta_2,$$

где $\bar{x} = x - x_{ref}$, $x_{ref} = \text{const}$ – заданное положение стабилизации подвижного тела, $\delta_1, \delta_2 = \text{const} > 0$ – заданные константы.

3. Синтез нелинейного закона управления

Механическая подсистема описывается следующим уравнением:

$$\dot{x} = Ax + BI + Q\xi.$$

Это система 4 порядка, зададим желаемые характеристические корни

$$\begin{aligned} s_1 &= -1, \\ s_2 &= -1 + 4i, \\ s_3 &= -1 - 4i, \\ s_4 &= -1. \end{aligned}$$

Получаем следующую численную систему

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 24,7115 & 0 & -0,0219 & -0,0235 \\ 1,3926 & 0 & -0,0012 & -0,0106 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1,2352 \\ 0,56 \end{pmatrix},$$

$$y = (\varphi \quad \bar{x} \quad \omega \quad v)^T, \quad \xi = -4,4636 \text{sign}(v), \quad Q = (0 \quad 0 \quad 1,236 \quad 0,56)^T.$$

На первом шаге система приводится в блочную форму вида

$$A_b = \begin{pmatrix} -4 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -22 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -36 & 1 \\ x & x & x & x \end{pmatrix}, \quad B_b = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Шаг 2. При выборе фиктивного управления, в качестве которого выступает момент электродвигателя I , обеспечивается стабилизация исходных переменных механической подсистемы (вектор y). Для синтеза фиктивного I и реального управления на втором шаге введем замену переменных и управление в виде

$$\begin{aligned} s &= 6,91 \cdot I + (0 \ 0 \ 0 \ 1) A_b \tilde{y} - \tilde{I}, \\ \dot{\tilde{I}} &= -3\tilde{I} - 5\text{sign}(\tilde{y}_4), \\ \tilde{y}_4 &= [0 \ 0 \ 0 \ 1] \tilde{y}, \quad u = -25\text{sign}(s) \end{aligned}$$

чтобы привести замкнутую электромеханическую систему к виду

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{y}}_1 &= -4\tilde{y}_1 + \tilde{y}_2, & \dot{\tilde{y}}_2 &= -22\tilde{y}_2 + \tilde{y}_3, & \dot{\tilde{y}}_3 &= -36\tilde{y}_3 + \tilde{y}_4, \\ \dot{\tilde{y}}_4 &= \tilde{I} + s + \xi(t), & \dot{\tilde{I}} &= -3\tilde{I} - 5\text{sign}(\tilde{y}_4), \\ \dot{s} &= 6,91(-325,7I - 1950,24v - 7142,86\text{sign}(s)) - 3\tilde{I} - 5\text{sign}(\tilde{y}_4). \end{aligned}$$

Моделирование системы с разрывным и линейным управлением представлены на рис. 2 и 3 соответственно.

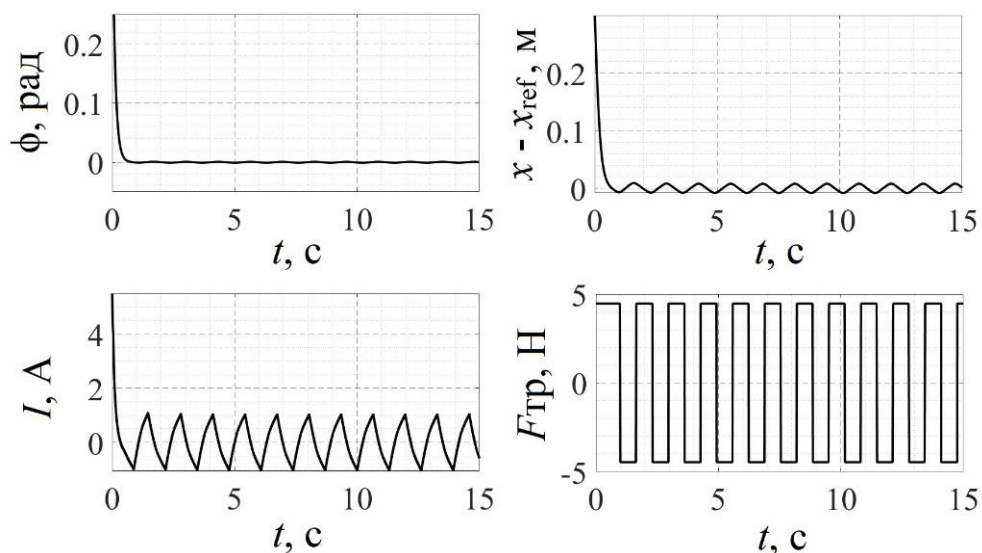


Рис. 2. Моделирование системы с разрывным управлением, полученное вихревым алгоритмом

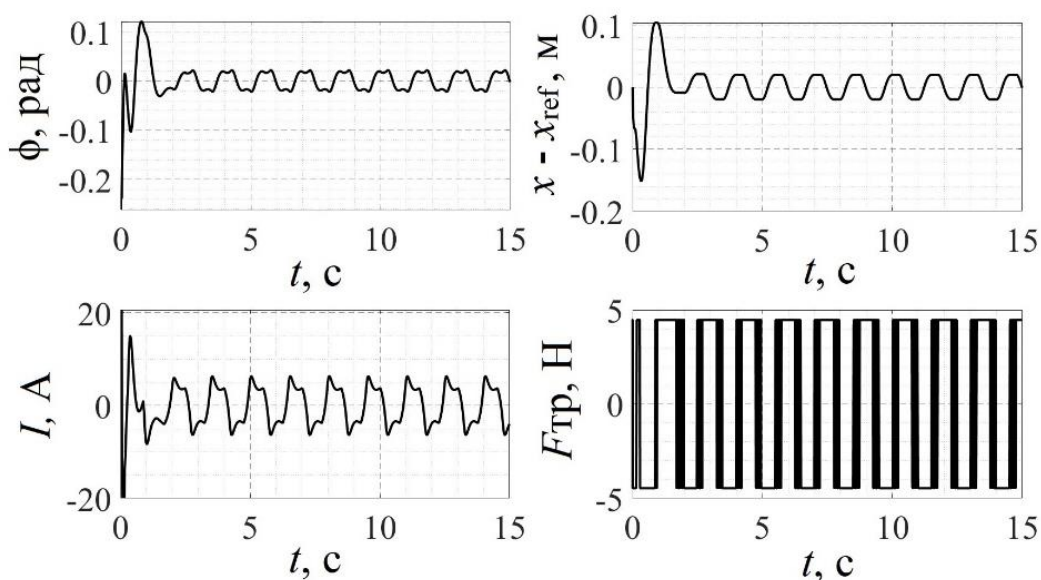


Рис. 3. Моделирование системы с линейным управлением, полученное ПИД-регулятором

4. Заключение

Цель работы состояла в решении задачи стабилизации маятника в вертикальном положении, одновременно регулируя положение самой тележки. Поставленная цель была достигнута путем разработки нового разрывного закона управления, который позволяет эффективно компенсировать силу сухого трения. Результаты показывают, что предложенный метод управления значительно улучшает стабильность системы и позволяет достигать желаемых результатов при минимальных затратах времени на регулирование.

Дальнейшее направление исследование – применение данного подхода на практике в различных системах.

Список использованных источников

1. Французова, Г. А. Особенности синтеза ПИД-регулятора для нелинейного объекта второго порядка / Г. А. Французова, А. С. Востриков // Автометрия. – 2019. – Т. 55, № 4.
2. Klosa, Anita. ABC Algorithm Based Interval Type-2 Fuzzy Logic Controller for an Inverted Pendulum / Anita Klosa, G. Leena, M. K. Soni // I.J. Intelligent Systems and Applications. – 2014. – No. 06. – P. 29 – 36.
3. Klosa, Anita ABC Algorithm Based fuzzy controller to control the velocity and angle of an inverted pendulum / Anita Klosa, G. Leena, M. K. Soni // European Journal of Scientific Research. – 2013. – V.110, No.4. – P. 493 – 500.

УДК 621.313.333.2

С. В. Ромадов, О. В. Горячев

Тульский государственный университет, Тула, Россия

e-mail: romadovsergey5@gmail.com

АНАЛИЗ ВЕКТОРНЫХ АЛГОРИТМОВ УПРАВЛЕНИЯ АСИНХРОННЫМИ ДВИГАТЕЛЯМИ С ТОЧКИ ЗРЕНИЯ ПРЕДЕЛЬНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ ВОЗМОЖНОСТЕЙ

Аннотация. Активное развитие теории электропривода в последние десятилетия привело к появлению различных методов управления асинхронными трехфазными двигателями. В этом исследовании решается задача комплексного сравнения характеристик следящих приводов, построенных на основе классических схем векторного управления и прямого управления моментом на уровнях теоретического описания математических моделей и компьютерного исследования их функционирования.

Ключевые слова: асинхронный двигатель, электропривод, прямое управление моментом, векторное управление, позиционный привод, подчиненное регулирование.

1. Введение

В настоящее время в связи с появлением новых методов управления асинхронными двигателями и растущими требованиями к точности позиционных приводов проблема выбора между ними становится особенно актуальной. В последние годы обретает популярность прямое управление моментом (ПУМ), однако хорошо разработанная теория и практика применения систем векторного управления (СВУ) по-прежнему остается объектом изучения и модернизации [1]. В девяностые годы с первой практической реализацией привода с прямым управлением моментом шведско-швейцарской фирмой АВВ между указанными системами возникла конкуренция, искажающая представление об их реальных достоинствах и недостатках, притом некоторые из предубеждений достаточно устойчивы [2, 3].

Методы векторного управления и прямого управления моментом широко освещены в учебной литературе [2 – 5], и предпочтение конкретного метода управления, а иногда и перечень их преимуществ в ощутимой степени зависит от автора. Более подробные описания ПУМ приводятся в более новых пособиях [3 – 5]. Прямому сравнению векторного управления и прямого управления моментом уже были посвящены отдельные работы [7 – 9], но они при этом всегда описывают скоростные и, как правило, синхронные приводы.

Актуальность рассматриваемых методов управления асинхронным приводом подтверждается современными исследованиями, направленными на поиск возможностей усовершенствования методов прямого управления моментом. Основными направлениями при этом являются повышение энергоэффективности [10], улучшение качества переходных процессов [11], задействование современной элементной базы [12] и совершенствование алгоритмов бездатчикового управления [13].

С целью возможности комплексного сравнительного анализа указанных систем управления в ходе работы выполняются задачи моделирования приводов с векторным управлением и прямым управлением моментом асинхронным трехфазным исполнительным двигателем (АТД) с короткозамкнутым ротором. Сформулированные выводы являются достаточно универсальными и могут быть использованы при рассмотрении характеристик приводов с другими типами исполнительных двигателей.

2. Математическая модель асинхронного трехфазного двигателя с короткозамкнутым ротором как объекта управления

Приведем математическую модель асинхронного трехфазного двигателя с короткозамкнутым ротором во вращающейся с произвольной скоростью системе координат [1]:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_1 = R_1 \mathbf{i}_1 + \frac{d\boldsymbol{\psi}_1}{dt} + j\omega_k \boldsymbol{\psi}_1; \\ 0 = R_2 \mathbf{i}_2 + \frac{d\boldsymbol{\psi}_2}{dt} + j(\omega_k - z_p \omega) \boldsymbol{\psi}_2; \\ \frac{d\omega}{dt} = \frac{1}{J} \left(\frac{3}{2} z_p \frac{L_m}{\sigma L_1 L_2} \operatorname{mod}(\boldsymbol{\psi}_1 \times \boldsymbol{\psi}_2) - M_c \right), \end{cases} \quad (1)$$

где $\mathbf{u}_1 = (u_{1u}, u_{1v})$ – вектор напряжения на статорной обмотке, В; R_1, R_2 – активные сопротивления статорной и роторной обмоток, Ом; $\mathbf{i}_1 = (i_{1u}, i_{1v})$, $\mathbf{i}_2 = (i_{2u}, i_{2v})$ – векторы токов в статорной и роторной обмотках, А; $\boldsymbol{\psi}_1 = (\psi_{1u}, \psi_{1v})$, $\boldsymbol{\psi}_2 = (\psi_{2u}, \psi_{2v})$ – векторы потокосцеплений статора и ротора, Вб; ω_k – скорость вращения системы координат, рад/с; z_p – число пар полюсов; ω – скорость вращения вала, рад/с; J – момент инерции, приведенный к валу двигателя,

кг·м²; L_m – главная индуктивность, Гн; L_1, L_2 – эквивалентные индуктивности фаз статора и ротора соответственно, Гн; $\sigma = 1 - L_m^2/(L_1L_2)$ – коэффициент рассеяния [1]; M_c – момент сопротивления, приведенный к валу двигателя, Н·м.

Кинематическая схема автоматизированного нагрузочного стенда привода включает девять масс с моментами инерции: ротора двигателя $J_{дв}$; трех кулачковых муфт $J_{мф1}, J_{мф2}, J_{мф3}$; двух торсионов $J_{т1}, J_{т2}$; редуктора J_p ; тормозного диска $J_{тд}$; нагрузочной муфты $J_{нмф}$. Эквивалентная трехмассовая схема замещения показана на рис. 1.

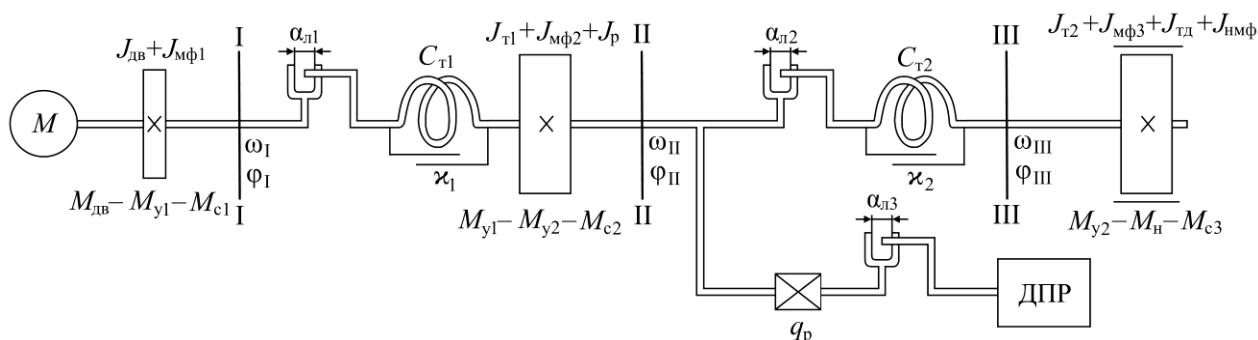


Рис. 1. Схема замещения механической подсистемы привода

На рисунке 1 обозначены: M_{y1}, M_{y2} – моменты упругих сил, действующих со стороны первого и второго упругих элементов (торсионов) соответственно, Н·м; ДПР – датчик положения ротора.

3. Особенности векторного управления АД

Базовая модель для построения векторного управления – модель АД с КЗ ротором во вращающейся с произвольной скоростью системой координат (1), действительная ось которой совмещена с вектором потокосцепления ротора.

Для функционирования системы векторного управления необходимы координатные преобразования Кларка и Парка, наблюдатель потокосцепления ротора (НП), функционирование которого описывает уравнение (4), тригонометрический анализатор (ТА) для вычисления пространственного угла поворота вектора потокосцепления ротора, датчики тока, датчик или идентификатор напряжения на статорной обмотке (ИН), блок компенсации перекрестных связей (БК) и ШИМ-модулятор. Используется датчик положения ротора (ДПР). На рисунке 2 U_d – постоянное напряжение, подводимое к инвертору.

Каналы управления потокосцеплением ротора и углом поворота в данном случае строятся по принципам подчиненного регулирования, в соответствии с которыми регуляторы потокосцепления ротора (РП) и проекций тока в статорной обмотке (РТ1 и РТ2) настраиваются на модульный (технический) оптимум, регулятор скорости вращения вала (РС) – на симметричный оптимум. Регулятор угла поворота (РУ) пропорциональный.

4. Особенности ПУМ

Базовая модель для построения векторного управления – модель АД с КЗ. Идея метода заключается в том, что если модули векторов ψ_1 и ψ_2 поддерживать постоянными, то величиной электромагнитного момента можно управлять изменением пространственного угла δ между ними, что следует из третьего уравнения (1) [1, 2, 4]. Модуль и направление вектора потокосцепления ψ_1 задаются изменением вектора напряжения статора u_1 в соответствии с (2). На основании сигналов ошибки по потокосцеплению статора $d\psi$ и моменту dm и информации о положении вектора потокосцепления базовый вектор напряжения $u_1^{<k>}$ выбирается в соответствии с таблицей переключения [1, 2, 4]. Функциональная схема привода с прямым управлением моментом приведена на рис. 3 [4].

Функционирование системы с ПУМ обеспечивается преобразованием Кларк, наблюдателем потокосцепления статора (НП), строящийся аналогично рассмотренному выше в соответствии с (3), и идентификатором электромагнитного момента (ИМ), идентификатором напряжения на статорной обмотке (ИН), селектором вектора напряжения u_1 (СВН) и релейными регуляторами потокосцепления статора (РП) и момента (РМ). Структура канала управления углом поворота вала может быть различной. В данном случае регуляторы скорости вращения ротора (РС) и угла его поворота (РУ) пропорционального типа.

5. Компьютерное исследование

Рассматривались следующие режимы работы привода: отработка ступенчатого воздействия (определение основных характеристик переходных процессов); слежение за гармоническим сигналом (оценка функционирования привода в типовых условиях, рис. 4); отработка сигнала, изменяющегося с постоянной скоростью, малой и высокой (оценка колебаний скорости).

При отработке ступенчатого воздействия 1 рад при ограничении скорости до 10 рад/с время регулирования совпало и оказалось равным 0,21 с, перерегулирование в случае прямого управления моментом ниже на 33,3% (в обеих системах оно не превысило 0,5%).

Для оценки энергетических характеристик рассматриваемых систем приведены графики потребляемой мощности и фазных токов при отработке ступенчатого воздействия 1 рад, а также спектральные характеристики токов при постоянной скорости 10 рад/с. Пиковое значение потребляемой мощности в случае прямого управления моментом выше на 66,7%. При этом разница в потребляемой энергии оказалась наиболее высокой именно в этом режиме работы (5,9 раз). Размах колебаний фазных токов в случае ПУМ в 3,3 раза выше, а вклад высших гармоник в спектре значительно более существенный, чем в случае векторного управления.

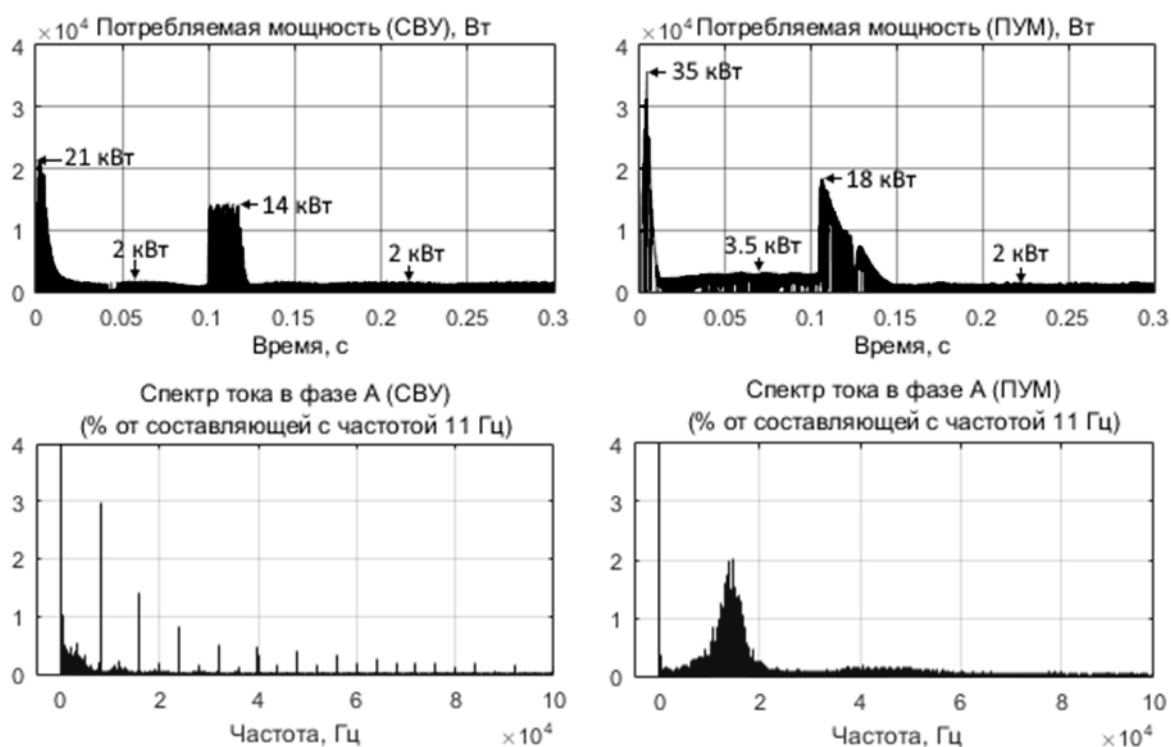


Рис. 4. Фазные токи, потребляемая мощность и спектры токов в приводах

Параметры гармонического воздействия $g(t) = 0,1\sin(20t)$ рассчитаны по выбранным требованиям к обработке сигнала с ускорением до 40 рад/с^2 и скоростью изменения до 2 рад/с с ошибкой, не превышающей по амплитуде $0,5 \text{ мрад}$. Полученные переходные процессы в двух системах схожи: амплитуда установившейся динамической ошибки отличается на 3% в пользу прямого управления моментом, причем в обоих случаях она не превысила $0,5 \text{ мрад}$.

Обработка линейно нарастающих сигналов $0,1t$ и $100t$ рад при ограничении скорости до 12 рад/с и 120 рад/с соответственно привела к наибольшим значениям пульсаций электромагнитного момента. В системе с ПУМ пульсации значительны при работе и с низкой скоростью ($5 \text{ Н}\cdot\text{м}$), и с высокой ($7 \text{ Н}\cdot\text{м}$), в то время как пульсации в СВУ при аналогичных условиях составили $1,1$ и $6,5 \text{ Н}\cdot\text{м}$. Одно из последствий этого обстоятельства – высокий шум на низких скоростях, когда размах колебаний скорости становится сопоставим с заданной скоростью [7].

6. Сравнительный анализ рассмотренных способов управления АД

На основе анализа особенностей работы приводов с векторным управлением и прямым управлением моментом, построенных функциональных схем и проведенного компьютерного исследования составим табл. 1.

Отметим также, что прямое управление моментом часто [2] характеризуют как бездатчиковое, так как для его функционирования не требуется задействование вращающейся системы координат, и потому информация о скорости вала требуется только для замыкания обратной связи, в отличие от системы

с векторным управлением (рис. 3). Тем не менее бездатчиковая реализация потребовала бы идеальной работы наблюдателя потокосцепления, т.е. наличия точной информации о напряжении питания инвертора и сопротивлении статорной обмотки с учетом погрешностей датчиков тока, что технически нереализуемо и поэтому не указано выше [3].

1. Сравнение векторного управления и ПУМ

Критерий сравнения	ПУМ	СВУ
Динамика потокосцепления	Выше (управляется напрямую)	Ниже (управляется косвенно токами)
Динамика электромагнитного момента	Для обеих систем высокая, зависит от качества настройки регуляторов	
Работа в установившемся режиме	Большие колебания потокосцепления и токов. Колебания момента выше, контролируются шириной гистерезиса реле и частотой АИН	Меньшие колебания потокосцепления и токов. Колебания момента ниже, зависят от частоты ШИМ и настройки регуляторов
Необходимые параметры	R_1	R_1, L_1, L_2, L_m
Восстанавливаемые или измеряемые переменные	$ \Psi_1 , \delta, M_{дв}$	$ \Psi_2 , \varphi, \omega_0, \omega$
Контролируемые величины	$\theta, \omega, \Psi_1 , M_{дв}$	$\theta, \omega, \Psi_2 , i_1$
Наличие ШИМ-модулятора	Нет	Есть
Система координат	Неподвижная	Вращающаяся
Частота переключений состояний инвертора	Переменная	Постоянная
Настраиваемые параметры	До двух линейных регуляторов, два релейных	До пяти линейных регуляторов
Робастность	Выше	Ниже
Сложность системы	Ниже	Выше
Акустический шум	Выше	Ниже

7. Заключение

Современные системы управления асинхронным электроприводом активно развиваются и обладают широчайшей сферой применения. Вопрос выбора конкретной системы нуждается в строгом обосновании и избавлении от пред-

рассудков, порожденных конкуренцией крупных промышленных предприятий. В работе представлены математические описания методов векторного управления и прямого управления моментом, проведено численное моделирование, и на основе полученных данных проведен сравнительный анализ указанных систем. Характер переходных процессов в системах при должной настройке регуляторов мало отличим, и выбор конкретного метода управления приводом зависит от конкретных требований и доступных для его реализации технических средств. Векторное управление предпочтительно для приводов, работающих большую часть времени в статическом режиме без значительных возмущений, поскольку оно позволяет добиться меньших колебаний управляемых величин и может обеспечить практически полный контроль над электрическими процессами. Прямое управление моментом в общем случае лучше себя показывает в динамических режимах, этот метод проще в настройке, устойчивее к изменению параметров, дешевле в реализации и требует меньше времени на вычисления, хотя при этом гораздо менее выгоден энергетически и требует высокой частоты работы инвертора. Вопрос о предпочтении конкретной системы неоднозначен. Заявляемое в некоторых работах [6–7] большее быстродействие системы прямого управления моментом не выявлено, что соответствует выводам [2], при этом дан анализ энергетических характеристик и настройки систем. В этом исследовании рассмотрены только классические варианты реализации векторного управления и прямого управления моментом. Дальнейшая работа предполагает практическое подтверждение результатов и аналогичный анализ современных вариантов модернизации указанных методов, в том числе применяющих принципы интеллектуального управления.

Список использованных источников

1. Усольцев, А. А. Частотное управление асинхронными двигателями : учеб. пособие / А. А. Усольцев . – СПб. : Изд-во ИТМО, 2006. 94 – с.
2. Анучин, А. С. Системы управления электроприводом : учебник для вузов / А. С. Анучин. – М. : Издательский дом МЭИ, 2015. – 373 с.
3. Анучин, А. С. Мифы и легенды современного электропривода [Электронный ресурс] / А. С. Анучин. – НПФ Вектор, 2015. – URL : <https://motorcontrol.ru/wp-content/uploads/2015/11/My1.pdf>
4. Лепанов, М. Г. Силовая электроника / М. Г. Лепанов, Ю. К. Розанов. – М. : Юрайт, 2021. – 207 с.
5. Терехов, В. М. Системы управления электроприводов : учебник для студ. высш. учеб. заведений / В. М. Терехов, О. И. Осипов. – М. : Издательский центр «Академия», 2005. – 304 с.
6. Калачев, Ю. Н. Векторное регулирование (заметки практика) / Ю. Н. Калачев. – М. : ЭФО, 2013, 63 с.

7. FOC and DTC: Two Viable Schemes for Induction Motors Torque Control / D. Casadei, F. Profumo, G. Serra, A. Tani // IEEE Transactions on Power Electronics. IEEE, 2002. – V. 17, No 5. – P. 779 – 787.
8. Mirza, A. W. B. Comparison of Field Oriented Control and Direct Torque Control / A. W. B. Mirza, H.-G. Herzog. – Technical University of Munich. Technical Report, 2018. – 16 p.
9. Comparison Between FOC and DTC Strategies for Permanent Magnet Synchronous Motors / X. T. Garcia, A. Terlizzi, R. Pavlanin, L. Salvatore // Advances in Electrical and Electronic Engineering. – Technical University of Ostrava, 2004. – No 4. – P. 76 – 81.
10. Maleki, N. A Detailed Comparison between FOC and DTC Methods of a Permanent Magnet Synchronous Motor Drive / N. Maleki, M. R. A. Pahlavani, I. A Soltani // The Open Electrical & Electronic Engineering Journal. – Bentham Science, 2015. – No 3. – P. 92 – 100.
11. Jasim, N. A. Studying Relative Merits of FOC and DTC for 1- \emptyset Synchronous Induction Motor Powered by Solar Cell / N. A. Jasim, S. S. Shyaa // International Journal of Electrical and Electronics Research. Forex Publication. – 2024. – V. 12, No 3. – P. 827 – 835.
12. Цветков, А. Н. Исследования по оптимизации векторного управления асинхронным двигателем с применением системы аналитического контроля / А. Н. Цветков, Доан Нгок Ши, Д. А. Ярославский // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. – Изд-во КГЭУ, 2022. – Т. 24, № 3. – С. 144 – 157.
13. Hybrid Optimization Approach for Energy Control in Electric Vehicle Controller for Regulation of Three-Phase Induction Motors / A. Mehbodniya, P. Kumar, X. Changqing, et al. // Mathematical Problems in Engineering. – Hindawi Publishing Corporation, 2022. – V. 2022, No 1. – P. 234 – 247.

АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ВОЗДУШНОЙ И НАЗЕМНОЙ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ ПЛАТФОРМАМИ ПРИ МОНИТОРИНГЕ СОСТОЯНИЯ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ УГОДИЙ

Аннотация. Описаны алгоритмы работы беспилотной авиационной системы (БАС) для расчета ее оптимальной траектории полета и наземной робототехнической платформы. Алгоритм для БАС позволяет осуществлять мониторинг сельскохозяйственных угодий с получением снимков с оптической камеры. При реализации разработанного алгоритма исключается дублирование кадров одних и тех же участков полей, а также пропуск снимков определенных участков обрабатываемых угодий. Для наземной платформы решена задача с фиксированными значениями переменных состояния во внутренних точках траектории движения наземной платформы. В ходе решения задачи получена математическая модель управления движением наземной робототехнической платформой botANNIC, позволяющая осуществлять проксимальное зондирование растений, выращиваемых в сельско-хозяйственных угодьях.

Ключевые слова: мониторинг, БАС, траектория полета, получение изображений, обработка изображений, алгоритм, мобильные робототехнические платформы, система автоматического управления, моделирование движения.

1. Введение

В настоящее время в сельском хозяйстве активное развитие получило перспективное применение беспилотных авиационных систем (БАС) для выполнения различных задач. Среди них особо выделяется задача контроля (мониторинга) сельскохозяйственных угодий с целью раннего выявления заболеваний выращиваемых культур. Для таких целей используются камеры различных типов: гиперспектральные, мультиспектральные, оптические [1]. С помощью таких камер осуществляется сбор графической информации о выращиваемых растениях, обработка получаемых результатов, которые помогают принимать решение агрономам о дальнейших действиях по обработке посевных площадей, сборе урожая, борьбе с заболеваниями и т.д. [2, 3].

Такое применение БАС способствует автоматизации работ в полях, сокращению рабочего времени сотрудников сельскохозяйственных предприятий, затрачиваемого на отслеживание состояния выращиваемых растений, а также борьбе с их заболеваниями, что позволяет повысить урожайность за счет уменьшения процента пораженных культурных растений [4]. Однако, в ряде случаев удаленный мониторинг с помощью БАС бывает малоэффекти-

вен, как например, в случае интенсивного садоводства. Например, во многих хозяйствах интенсивные яблоневые сады накрывают противогородовыми сетками, что не позволяет осуществлять мониторинг с воздуха. Поэтому актуально применение наземных платформ, позволяющих осуществлять проксимальное зондирование состояния растений. Кроме того, перспективным представляется комплексное применение воздушной и наземной платформ, для удаленного и проксимального мониторинга соответственно [5].

Необходимым условием для выполнения перечисленных ранее задач является задание маршрутов пролета БАС над исследуемым полем и перемещения наземной платформы по предварительно заданным координатам [6 – 12].

Целью данной работы является разработка алгоритмов планирования маршрутов перемещения БАС и наземной платформы.

2. Алгоритм планирования маршрута полета БАС

В настоящий момент траектория полета летательного аппарата задается, как правило, оператором в ручном режиме, содержащем исключительно реперные точки, по которым должен проследовать летательный аппарат [13]. Такой метод задания маршрута полета прост в понимании оператором, однако он обладает существенным недостатком. Большинство угодий, полей не обладают параметрами идеального квадрата или прямоугольника, вследствие чего требуется задание большого количества точек маршрута, а также возможно дублирование получаемых снимков с БАС и, наоборот, пропуск в съемке некоторых участков поля. На рисунке 1 показано задание траектории полета летательного аппарата (зеленым цветом), реперные точки маршрута (отмечены красным цветом), а также получаемые снимки участков поля.



Рис. 1. Мониторинг поля при задании траектории полета БПЛА в ручном режиме

В результате, как видно из рис. 1, часть поля вовсе не попала на снимки БАС, а в некоторых случаях изображения накладывались друг на друга. Таким образом, ручной режим съемки не является оптимальным в случае неправильной формы поля или иного типа сельскохозяйственного угодья.

Задача этой части работы состоит в разработке такого алгоритма управления и перемещения БАС, который позволит проводить сплошной мониторинг сельскохозяйственных угодий с вычислением точных координат необходимых реперных точек пролета БАС, при котором будет исключено дублирование кадров и пропуск некоторых участков сельскохозяйственных угодий.

Определение оптимальной траектории полета БАС необходимо для дальнейшего «сшивания» кадров, сделанных летательным аппаратом в каждой из реперных точек маршрута, для последующего анализа вегетационного состояния выращиваемых растений [14].

Перед построением маршрута полета и задания полетных координат реперных точек с большой высоты производится съемка всего поля целиком. Вне зависимости от формы поля оно вписывается в прямоугольник, внутри которого оно полностью заключено. При реализации описываемого алгоритма полета БАС может осуществить взлет с произвольной точки исследуемого поля (точка старта С на рис. 2).



Рис. 2. Определение конфигурации поля и построение описанного прямоугольника

Также необходимым условием реализации алгоритма является определение координаты точки 1, являющейся одной из вершин рассчитанного описанного прямоугольника, которая также показана на рис. 2. В точке 1 БАС записывает координаты $(\zeta_1; \xi_1)$. В зависимости от расположения точки 1 координатные оси X и Y направляются вдоль двух сторон описанного прямоугольника.

Построенный прямоугольник и будет являться искомой зоной облета летательным аппаратом. При достижении точки 1 БАС также задается определенная высота полета H , которая в дальнейшем остается постоянной. Далее БАС производит снимок участка поля.

Следующим шагом является нахождение реальных размеров участка поля, полученного на снимке. Современные оптические камеры, устанавливаемые на БАС, обладают областью обзора, составляющей правильную четырехугольную пирамиду [4]. Таким образом, задав определенную высоту H полета БАС и зная угол α обзора камеры, представляющий собой угол между высотой пирамиды обзора и любой из ее граней, рассчитывается длина L квадратного участка поля, попавшего на снимок, по формуле

$$L = 2H \operatorname{tg} \alpha. \quad (1)$$

После того, как получено значение L , БАС осуществляет перелет к следующей реперной точке с координатами $(\zeta_1; \xi_i)$, где

$$\xi = \xi_{i-1} \pm L, \quad (2)$$

где ξ_{i-1} – координата предыдущей точки полета вдоль оси Y , а знак при значении L зависит от выбора направления осей, полета БАС и, соответственно, от уменьшения или увеличения значений координат БАС относительно точки 1.

Общее количество таких участков поля, каждый из которых попадает только на один из снимков, сделанных БАС, зависит от значения L и линейных размеров построенного прямоугольника на рис. 2, причем значение A является длиной построенного прямоугольника (вдоль оси Y), а значение B – его шириной (вдоль оси X), как показано на рис. 3.

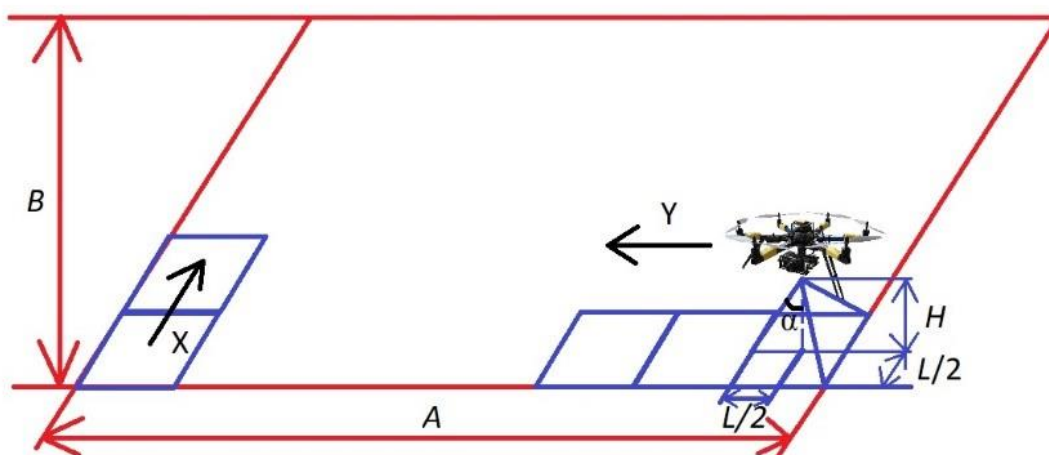


Рис. 3. Маршрут полета БАС

Соответственно, количество снимков в одном ряду вдоль оси Y равно $N_1 = A/L$, а вдоль оси X (количество рядов снимков) равно $N_2 = B/L$. Таким образом, номер текущей координаты (текущего снимка) по оси Y $i \in [1, N_1]$.

После достижения последней точки $i = N_1$ в ряду БАС осуществляет перелет в точку с координатами $(\zeta_j; N_1)$, причем значение ζ_j определяется аналогично по формуле 2, где $j \in [1, N_2]$. При этом значение координаты ξ_j во втором ряду уменьшается до значения ξ_1 . Далее расчет точек снимков в следующих рядах осуществляется по вышеописанному алгоритму до достижения последнего ряда снимков $j = N_2$. После выполнения всех действий БАС возвращается в стартовую точку С.

После облета и удаленного мониторинга БАС с помощью гиперспектральной камеры определяются координаты зараженных участков, которые передаются наземной платформе, планирующей собственное перемещение в соответствии с изложенным ниже алгоритмом.

3. Алгоритм планирования маршрута перемещения наземной платформы

Рассмотрим задачу с фиксированными значениями переменных состояния во внутренних точках траектории движения наземной платформы [15].

Примем допущение о том, что параметры объекта могут изменяться при движении по различным участкам траектории. Тогда его математическая формализация имеет вид:

$$\frac{d}{dt}x(t) = f^{(i)}(x, u, t), \quad i = \overline{1, N}, \quad t_{i-1} < t < t_i, \quad (3)$$

где i – участки траектории; x – вектор состояния объекта управления, в данном случае, наземной платформы, в который записываются координаты $(\zeta_j; \xi_i)$ центров снимков зараженных участков поля, полученных в ходе мониторинга БАС, изложенного в части 2, и переданных в память контроллера наземной платформы; u – управляющее воздействие на наземную платформу; t – время работы наземной платформы.

Определим промежуточные краевые условия в виде:

$$\psi^j [x(t_j^-), x(t_j^+), \dots, x(t_j^-), x(t_j^+), t \dots t] = 0, \quad (4)$$

где $j = \overline{1, N}$, $x(t_j^-)$ – значения вектора состояния перед моментом времени $t = t_j$, $x(t_j^+)$ – после момента времени $t = t_j$; $\psi^{(j)}$ – функция задания реперных точек с координатами $(\zeta_j; \xi_i)$.

Введем функционал качества в виде:

$$J(x, u) = K [x(t_0^-), x(t_0^+), \dots, x(t_N^-), x(t_N^+)] + \sum_{i=1}^N \int_{t_i^-}^{t_i^+} L^{(i)}(x, u, t), \quad (5)$$

где K – терминальный член, определяющий параметры состояния объекта в определенный момент времени t_i ; L – функция (интегрант), определяющая минимизируемые параметры объекта.

Рассматриваемая задача заключается в минимизации функционала (5) на объекте (3) при ограничениях (4).

Для нахождения экстремума (5) построим вспомогательный функционал, в который будут входить модель объекта и ограничения. Фактически вспомогательный функционал является функционалом Лагранжа. В результате получим:

$$\begin{aligned} \bar{J}(x, u) = & K \left[x(t_0^-), x(t_0^+), \dots, x(t_N^-), x(t_N^+) \right] + \\ & + \sum_{i=1}^N \left[\gamma^{(i)} \right]^T \Psi^{(j)} \left[x(t_0^-), x(t_0^+), \dots, x(t_N^-), x(t_N^+) \right] + \\ & + \sum_{i=1}^N \int_{t_i^-}^{t_i^+} L^{(i)}(x, u, t) + x^T(t) \left[f^{(i)}(x, u, t) - \frac{d}{dt} x(t) \right] dt, \end{aligned} \quad (6)$$

где $\gamma^{(i)}$ – постоянные коэффициенты при функции задания реперных точек траектории движения наземной платформы.

Введем в рассмотрение новые обозначения:

$$z = K + \left[\gamma^{(i)} \right]^T \Psi^{(j)}, \quad (7)$$

$$H^{(i)}(x, u, \lambda, t) = L^{(i)}(x, u, t) + \lambda^T(t) f^{(i)}(x, u, t), \quad (8)$$

где λ – функция Гамильтона.

В этом случае первая вариация функционала (6) будет иметь следующий вид:

$$\begin{aligned} d\bar{J}(x, u) = & \sum_{i=0}^N \left(\frac{\partial z}{\partial t_i} + \frac{\partial z}{\partial x(t_i^-)} dx(t_i^-) + \frac{\partial z}{\partial x(t_i^+)} dx(t_i^+) \right) + \\ & + \sum_{i=1}^N \left(\left(H^{(i)} - \lambda^T \frac{d}{dt} x \right) \Big|_{t=t_i} dt_i - \left(H^{(i)} - \lambda^T \frac{d}{dt} x \right) \Big|_{t=t_{i-1}} dt_{i-1} \right) - \sum_{i=1}^N \lambda^T \nabla x \Big|_{t_{i-1}}^{t_i} + \\ & + \sum_{i=1}^N \int_{t_i^-}^{t_i^+} \left(\frac{dH^{(i)}}{dx} + \frac{d}{dt} \lambda^T(t) \nabla x + \frac{\partial H^{(i)}}{\partial u} \nabla u \right) dt. \end{aligned} \quad (9)$$

Получим значения дифференциалов:

$$dx(t_i^-) = \nabla x(t_i^-) + x(t_i^-) dt_i, \quad (10)$$

$$dx(t_i^+) = \nabla x(t_i^+) + x(t_i^+) dt_i. \quad (11)$$

Используя полученные значения дифференциалов (10) и (11), преобразуем выражение (9) и в результате получим:

$$d\bar{J}(x, u) = \sum_{i=0}^N \left(\frac{\partial z}{\partial t_i} + H^{(i)}(t_i^-) - H^{(i+1)}(t_i^+) \right) dt_i + \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial z}{\partial x(t_i^-)} - \lambda^T(t_i^-) \right) dx(t_i^-) + \\ + \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial z}{\partial x(t_i^+)} - \lambda^T(t_i^+) \right) dx(t_i^+) + \sum_{i=1}^N \int_{t_i^-}^{t_i^+} \left(\left(\frac{\partial H^{(i)}}{\partial x} + \frac{d}{dt} \lambda^T(t) \right) \nabla x + \frac{\partial H^{(i)}}{\partial u} \nabla u \right) dt. \quad (12)$$

Поскольку ранее точки вектора $x(t)$ были заданы, приращение отсутствует:

$$H^{(0)} = H^{(1)} = \dots = H^{(N)} = 0. \quad (13)$$

Первичные функции $x(t)$ должны удовлетворять следующему уравнению:

$$\frac{d}{dt} x(t) = - \left(\frac{\partial H(x, u, \lambda, t)}{\partial x(t)} \right), \quad (14)$$

где $t_{i-1}^+ < t < t_i^-$.

Тогда функции Гамильтона для значений времени t будут иметь вид:

$$\lambda(t_i^-) = \left(\frac{\partial z}{\partial x(t_i^-)} \right)^T; \quad \lambda(t_i^+) = \left(\frac{\partial z}{\partial x(t_i^+)} \right)^T. \quad (15)$$

Если моменты времени не заданы, то они определяются из уравнения

$$\frac{\partial z}{\partial t_i} + H^{(i)}(t_i^-) - H^{(i)}(t_i^+) = 0. \quad (16)$$

В том случае, если значение t_i задано, то условие (16) не используется.

Относительно ∇ и (t) в уравнении для первой вариации

$$d\bar{J}(x, u) = \sum_{i=1}^N \int_{t_i^-}^{t_i^+} \frac{\partial H^{(i)}}{\partial u} \nabla u dt \quad (17)$$

не являются произвольными, так как не должны нарушаться краевые условия

$$d\psi^{(i)} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial \psi^{(i)}}{\partial t_i} dt_i + \frac{\partial \psi^{(i)}}{\partial x(t_i^-)} dx(t_i^-) + \frac{\partial \psi^{(i)}}{\partial x(t_i^+)} dx(t_i^+) \right) = 0. \quad (18)$$

В результате получается система уравнений (15) – (18), представляющая собой необходимые условия Эйлера–Лагранжа совместно с условиями трансверсальности.

Полученная в общем виде система уравнений (15) – (18) используется для расчета траектории движения колесной платформы при проксимальном зондировании растений.

4. Моделирование пространственного перемещения платформы и алгоритма управления, обеспечивающего заданную траекторию движения

Полученная в общем виде в части 3 система уравнений (15) – (18) может быть приложена к разработанной колесной робототехнической платформе botANNIC, показанной на рис. 4.



Рис. 4. Колесная робототехническая платформа botANNIC

Для моделирования пространственного перемещения такой платформы система уравнений (15) – (18) сводится к следующей модели пространственного положения [15]:

$$\begin{cases} V_x = (r\omega_1 + a\theta)\sin\theta, \\ V_y = (r\omega_2 + a\theta)\cos\theta, \\ \theta = \frac{r\omega_2 - r\omega_1}{2a}, \end{cases} \quad (19)$$

где V_x и V_y – скорости платформы вдоль осей X и Y соответственно, причем ось Y направлена от центра масс платформы в сторону ее передней части, т.е. по ходу движения, а ось X – вправо от центра масс; ω_1 и ω_2 – угловые скорости вращения колес платформы, полученные путем приведения угловых скоростей

вращения выходных валов двигателей с помощью коэффициента передачи двух последовательных цепных передач $k_{\text{цеп}} = \frac{1}{8,5} = 0,118$, рассчитанный как произведение двух отношений (между валами двигателя и колес установлено последовательно две цепных передачи) количества зубьев на ведомой звездочке к количеству на ведущей; θ – текущий угол между положительным направлением оси X и направлением прямого движения платформы; r – радиус колеса платформы; $2a$ – расстояние между центральными осями левых и правых колес платформы.

На рисунке 5 показана структурная модель, выполненная в программе SimInTech, входными сигналами которой являются угловые скорости ω_1 и ω_2 вращения колес платформы [16 – 21]. Выходными параметрами модели являются линейные скорости V_x и V_y перемещения платформы вдоль осей X , Y , соответственно, а также координаты положения платформы [22].

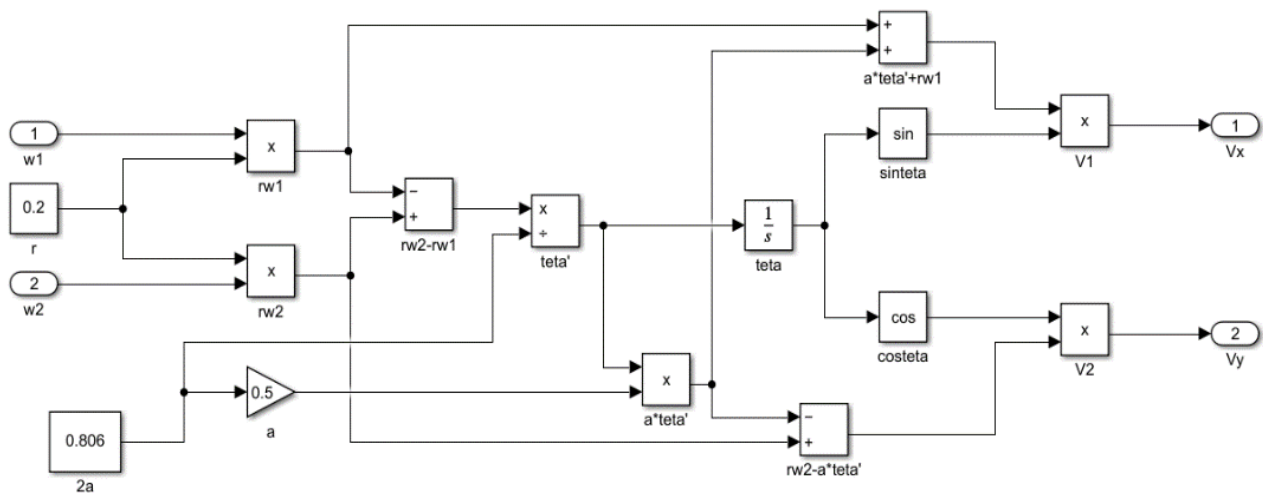


Рис. 5. Модель пространственного перемещения платформы

Указанная модель позволила разработать алгоритм управления, включающий такие операции, как:

- поворот платформы на заданный угол, необходимый для достижения конечной точки пути;
- прямолинейное движение от стартовой до конечной точки.

Пример реализации алгоритма представлен на рис. 6. В начальный момент времени центр масс платформы находится в точке A с координатами $(0; 0)$, система координат платформы – XU показана стрелками на рис. 6. При движении из точки A в точку B с координатами $(0; 1)$ угол поворота платформы $\theta = 0$, а прямолинейное перемещение составляет $S = 1$ м. Согласно полученным результатам моделирования, для перемещения в указанную точку, длительность импульсов управляющих сигналов, подаваемых на электроприводы, должна составлять $\tau = 3,53$ с при амплитуде $+12$ В.

Для задания необходимого угла поворота требуется подавать на двигатели сигналы разной полярности амплитудой -12 В и $+12$ В. Для поворота на угол $\theta = 90^\circ$ по часовой стрелке, необходимо подавать сигнал $+12$ В на двигатель, приводящий в движение колеса с левой стороны платформы, и -12 В – на двигатель, приводящий в движение колеса правой стороны. Длительность импульса должна составлять $\tau = 2,235$ с. Это обеспечивает перемещение платформы по траектории движения б из точки A с координатами $(0; 0)$ в точку C с координатами $(1; 0)$.

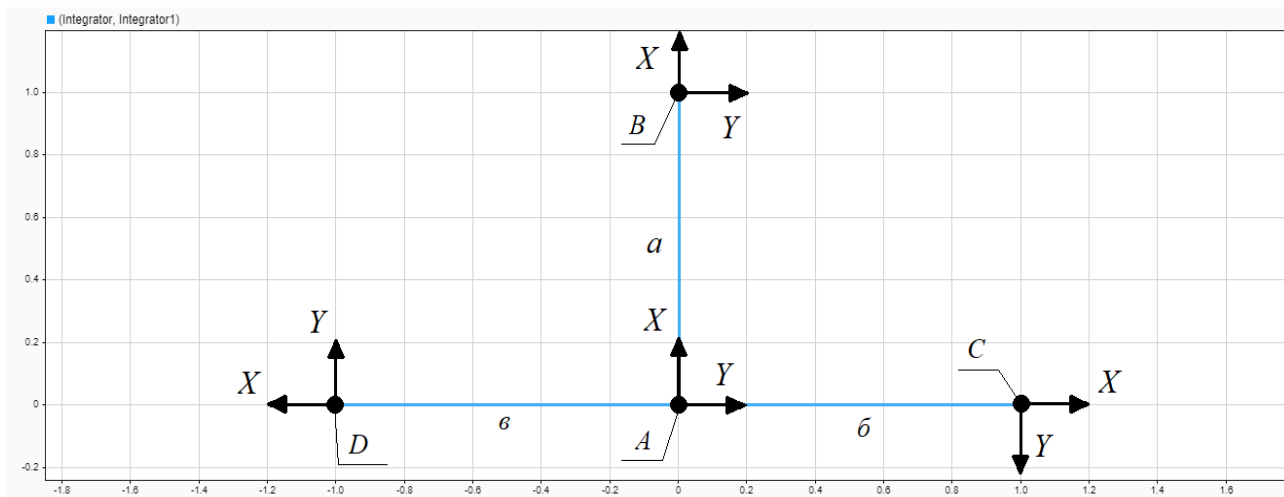


Рис. 6. Траектории движения платформы:

$A (0; 0)$ – начальное положение центра масс (ЦМ) платформы; $B (0; 1)$; $C (1; 0)$; $D (-1; 0)$ – конечные положения ЦМ платформы после движения по траекториям $a - в$ соответственно; $X Y$ – система координат платформы

Для поворота платформы против часовой стрелки полярность управляющих сигналов необходимо инвертировать, и в течение времени $\tau = 2,235$ с подавать сигнал $+12$ В на правый двигатель и -12 В на левый двигатель. Примером реализации движения с предварительным поворотом платформы на угол $\theta = -90^\circ$, т.е. против часовой стрелки, является движение по траектории в из начальной точки A с координатами $(0; 0)$ в конечную точку D с координатами $(-1; 0)$.

5. Заключение

В ходе проведенного исследования разработаны алгоритмы управления БАС в автоматическом режиме по оптимальной траектории полета и наземной платформы. Описанный алгоритм управления БАС учитывает только угол обзора α используемой на БАС камеры, значения H фиксированной высоты полета БАС, а также конфигурацию и размеры исследуемого поля. В результате при выполнении такого алгоритма полета БАС не будет фиксировать повторно одни и те же участки сельскохозяйственных угодий, а также исключить возможность пропуска участков поля без их оптической фиксации.

Алгоритм управления наземной платформы получен с помощью построения модели пространственного перемещения платформы при решении задачи с фиксированными значениями переменных состояния во внутренних точках траектории движения такой платформы в общем виде. Полученный алгоритм позволяет управлять платформой в автоматическом режиме по тем координатам потенциального нахождения в саду зараженных растений, которые были получены при выполнении описанного в статье алгоритма перемещения БАС.

Предметом дальнейших исследований является совершенствование модели перемещения наземной платформы для снижения требований к качеству дорожного покрытия в местах применения платформы. Другим важным направлением дальнейших разработок является установление постоянного канала между БАС и наземной платформой для обмена данными о местонахождении зараженных растений в сельскохозяйственных угодьях, об их географических координатах и взаимном положении БАС и платформы, что позволит объединить платформу и БАС в единый робототехнический комплекс.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках проекта «Разработка роботизированного комплекса наземной и воздушной беспилотных платформ для применения в агротехнологиях» (ЕГИСУ НИОКТР: 124062100023-3).

Список использованных источников

1. Бобров, Д. А. Беспилотный летательный аппарат для гиперспектрального контроля плодоовощных культур / Д. А. Бобров, В. А. Бугров, С. А. Сенкевич // Цифровизация агропромышленного комплекса : сб. науч. ст. IV Международ. науч.-практ. конф. : в 3-х т. – Тамбов : Издательский центр ФГБОУ ВО «ТГТУ», 2024. – Т. 2. – С. 114 – 117.
2. Информационно-измерительная система для неразрушающего гиперспектрального контроля и диагностики состояния культурных растений / А. С. Егоров, П. В. Балабанов, А. Г. Дивин и др. // Контроль. Диагностика. – 2024. – Т. 27, № 11. – С. 34 – 44.
3. Rovira-Mas, F. Augmented Perception for Agricultural Robots Navigation / F. Rovira-Mas, V. Saiz-Rubio, A. Cuenca-Cuenca // IEEE Sens. J. – 2021. – V. 21, No. 10.
4. Коротаев, А. А. Применение беспилотных летательных аппаратов для мониторинга сельскохозяйственных угодий и посевных площадей в аграрном секторе / А. А. Коротаев, Л. А. Новопащин // Аграрный вестник Урала. – 2015. – № 12(142). – С. 38 – 42.
5. Overview of Software Agent Platforms Available in 2023 / Z. Wrona, W. Buchwald, M. Ganzha, et al. // Information. – 2023. – V. 14. – P. 348.
6. HortiBot, A System Design of a Robotic Tool Carrier for High-tech Plant Nursing // E-Journal – Int. Kommission für Agrartech., 2007.

7. Vineyard Vigilant & INNovative Ecological Rover (VVINNER): an autonomous robot for automated scoring of vineyards / B. Keresztes, C. Germain, J.-P. Da Costa, et al. // *Int. Conf. Agric. Eng.* – 2014.
8. Navigation System of the Autonomous Agricultural Robot ‘BoniRob / P. Biber, U. Weiss, M. Dorna, A. Albert // *Work. Agric. Robot. Enabling Safe, Effic. Afford. Robot. Food Prod.* – 2012.
9. Robotic in-row weed control in vegetables / T. Utstumo, et al. // *Comput. Electron. Agric.* – 2018 – V. 154.
10. Ampatzidis, Y. iPathology: Robotic applications and management of plants and plant diseases / Y. Ampatzidis, L. De Bellis, A. Luvisi // *Sustainability (Switzerland)*. – 2017. – V. 9, No. 6.
11. Liu, H. Proximal detecting invertebrate pests on crops using a deep residual convolutional neural network trained by virtual images / H. Liu, J. S. Chahl // *Artif. Intell. Agric.* – 2021. – V. 5.
12. Božek, P. The development of an optimally-tuned pid control for the actuator of a transport robot / P. Božek, Y. Nikitin // *Actuators*. – 2021. – V. 10, No. 8.
13. Даниловских, М. Г. Обработка с БПЛА посевов вегетирующих растений / М. Г. Даниловских, Л. И. Винник // *Инновационная наука*. – 2017. – № 12. – С. 77 – 81.
14. Шолтанюк, С. В. Методы совмещения кадров при наблюдении сцены с помощью движущегося летательного аппарата / С. В. Шолтанюк // *Веб-программирование и интернет-технологии (WEBCONF2024) : материалы 6 Междунар. науч.-практ. конф.* – Минск : Издательство Белорусского государственного университета, 2024. – С. 241 – 246.
15. Бартнев, В. В. Математическая модель движения мобильного робота с двумя независимыми ведущими колесами по горизонтальной плоскости / В. В. Бартнев, С. Ф. Яцун, А. С. Аль-Еззи // *Известия Самарского научного центра Российской академии наук*. – 2011. – Т. 13, № 4–1. – С. 288 – 293.
16. Афоничев, Д. Н. Особенности моделирования электрических машин в программе SIMINTECH / Д. Н. Афоничев, С. Н. Пиляев // *Моделирование информационных систем : материалы Междунар. науч.-практ. конф., Воронеж, 19–20 мая 2021 года*. – Воронеж : ФГБОУ ВО «Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г. Ф. Морозова», 2021. – С. 340 – 345.
17. Корзников, М. Э. Применение среды динамического моделирования SIMINTECH для исследования и анализа технических систем / М. Э. Корзников, Е. А. Овчаренко, И. В. Ершова // *Актуальные вопросы инновационного развития арктического региона РФ : сб. ст. V Всерос. науч.-практ. конференции, Северодвинск, 20 – 30 ноября 2023 года*. – Северодвинск : Северный (Арктический) федеральный университет им. М. В. Ломоносова, 2024. – С. 619 – 623.

18. Синтез ПИД-регуляторов для объектов третьего порядка с запаздыванием: сравнение программ Altair Embed и SimInTech / Н. А. Журавлев, А. И. Уберт, В. Г. Шахтшнейдер, О. П. Русаков // Автоматика и программная инженерия. – 2020. – № 2(32). – С. 43 – 50.

19. Афоничев, Д. Н. Использование программного комплекса SimInTech для проектирования мехатронных систем / Д. Н. Афоничев, С. Н. Пиляев, С. В. Кузьменко // Наука и образование на современном этапе развития: опыт, проблемы и пути их решения : материалы национальной науч.-практ. конф., Воронеж, 26–27 ноября 2019 года. – Воронеж : Воронежский государственный аграрный университет им. Императора Петра I, 2019. – С. 335 – 339.

20. Петуховская, В. Р. Разработка нечеткого регулятора в среде динамического моделирования SIMINTECH / В. Р. Петуховская, А. С. Александрова // Химия. Экология. Урбанистика. – 2020. – Т. 4. – С. 294 – 297.

21. Лыткин, С. В. Исследование возможностей SIMINTECH для моделирования автоматизированных и мехатронных систем / С. В. Лыткин // Modern Science. – 2021. – № 7. – С. 319 – 323.

22. Герман-Галкин, С. Г. Модельное проектирование электромеханических мехатронных модулей движения в среде SimInTech / С. Г. Герман-Галкин, Б. А. Карташов, С. Н. Литвинов. – М. : ДМК Пресс, 2021. – 494 с.

УДК 681.5

Н. Д. Солопанов, Я. А. Туровский

Воронежский государственный университет, Воронеж, Россия

e-mail: nik.solopanov@mail.ru

ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ОЦЕНКИ ОСОБЕННОСТЕЙ УПРАВЛЕНИЯ БЕСПИЛОТНЫМИ ЛЕТАТЕЛЬНЫМИ АППАРАТАМИ

Аннотация. В работе представлена разработка информационной системы для оценки особенностей управления летательными аппаратами (БПЛА). Система моделирует типовые сценарии управления БПЛА, включая полеты в ограниченном пространстве, полеты с ограниченной визуальной обратной связью, точную посадку и круговые маневры. Система интегрирована с экосистемой человеко-машинных интерфейсов и может применяться для обучения, аттестации и исследований в области эргатических систем.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, информационная система, моделирование экспериментов, оценка управления.

1. Введение

Беспилотные летательные аппараты (БПЛА) активно внедряются в различные сферы деятельности, включая военную, гражданскую, агропромышленную и транспортную. Значительная часть БПЛА управляется не автономно,

а операторами, что обуславливает актуальность более глубокого изучения деятельности оператора в процессе управления БПЛА [1]. Перед оператором БПЛА стоят различные задачи: выполнение разведывательных и поисково-спасательных операций, доставка грузов, аэрофотосъемка, мониторинг сельскохозяйственных угодий и обеспечение безопасности. Кроме того, от оператора может требоваться точное пилотирование в условиях ограниченной видимости, выполнение автономных маршрутов и оперативное реагирование на изменения окружающей среды. Очевидно, что выполнение данных задач требует от оператора разных свойств характеристик управления, включая быстроту реакции, пространственное восприятие, способность к принятию решений в условиях неопределенности, а также владение специализированными интерфейсами управления. Ошибки в управлении, вызванные психологическими, физическими или эмоциональными факторами могут привести к снижению эффективности выполнения задачи или даже к потере летательного аппарата. В связи с этим актуальной является задача разработки информационной системы, позволяющей комплексно оценивать особенности управления БПЛА, учитывая влияние различных факторов на эффективность управления. Такая система может быть использована как для анализа и повышения качества подготовки операторов, так и для совершенствования самих БПЛА с точки зрения функциональности их интерфейсов управления.

Целью настоящей работы является создание информационной системы для оценки особенностей управления БПЛА с учетом факторов, влияющих на взаимодействие человека-оператора и дронов.

2. Задачи, возникающие при использовании БПЛА

При выполнении задач в условиях ограниченного пространства, связанного с промышленными предприятиями, лесонасаждениями, плотной застройкой зданий, от оператора требуется активное управление дроном и быстрая оценка ситуации. Таким образом, основные элементы поведения оператора в задаче можно смоделировать путем постановки следующего модельного эксперимента – пролет через ворота. Суть модельного эксперимента заключается в следующем: оператору необходимо провести дрон через три ряда специальных рамок (ворот) в минимальное возможное время, ворота в каждом ряду имеют разные размеры, что требует от оператора высокой точности управления, пространственного мышления и умения адаптироваться к изменяющимся условиям.

Следующая задача, встающая перед оператором, – выполнение сложных разведывательных работ и полетов внутри помещений, когда пилотирование вдоль продольной оси невозможно или затруднено из-за особенностей конфигурации пространства. В этом случае в информационной системе моделируется задача, близкая к рассмотренной ранее, но с изменениями в формате прохождения ворот. В отличие от стандартного полета, перед воротами оператору необ-

ходимо поставить БПЛА «бокком», сохраняя ориентацию корпуса аппарата перпендикулярно основному направлению полета.

Важнейшая задача при управлении БПЛА во всех сферах является выполнение точного приземления на указанную точку. Например, в гражданской сфере (доставка грузов, операции в зоне чрезвычайных ситуаций) или для специализированных сценариев (приземление на движущиеся объекты, платформы с ограниченным пространством). При отсутствии навыка точного приземления возникает как угроза здоровья оператора, так и угроза поломки БПЛА из-за некорректно выполненной посадки. В информационной системе моделируется эксперимент точного приземления на указанную точку. Суть эксперимента заключается в следующем: оператору необходимо выполнить управляемое снижение и обеспечить приземление БПЛА в центр заранее заданной мишени, расположенной на полу. При этом оценивается удаленность посаженного дрона от изначальной цели.

Управление дроном с ограниченной визуальной обратной связью – задача, рассмотренная в статье [2]. Такие задачи возникают в военной сфере, когда канал видеосвязи работает с перебоями и не позволяет в условиях реального времени получать кадры с камеры БПЛА. В гражданской же сфере возникает необходимость полета БПЛА в условиях задымленности или плохой видимости. Суть модельного эксперимента заключается в следующем: оператору необходимо провести БПЛА по заданному маршруту, выполняя взлет и точную посадку в контрольных точках. Камера дрона включается (на 5 с) только в момент начала испытания и при взлете с контрольной точки, в остальное время визуальный контроль отсутствует, оператор управляет дроном «вслепую», без возможности непосредственного наблюдения за аппаратом.

Выполнение полетов по замкнутой круговой траектории вокруг опор – следующая задача, для которой реализована модель в информационной системе. Такая задача возникает при полете через вертикальные сооружения (мосты, опоры линий электропередачи, разрушенные здания). В информационной системе задача моделируется следующим образом: оператору необходимо провести БПЛА по круговой траектории вокруг двух вертикальных опор, установленных на определенном расстоянии друг от друга. Задача выполняется на время, что создает дополнительные требования к скорости и точности выполнения маневров.

3. Программная реализация информационной системы

Для объективной оценки характеристик управления БПЛА требуется специальный инструмент, который будет фиксировать ключевые параметры деятельности оператора, учитывать влияние внешних и внутренних факторов и предоставлять результаты в удобном для анализа виде. Решением данной задачи

является информационная система, позволяющая систематизировать изложенные выше эксперименты и производить сбор данных на каждом из них.

При разработке информационной системы в качестве платформы был использован беспилотник DJI Ryze Tello квадрокоптерного типа. Программная реализация выполнена на языке Python. Для организации взаимодействия с БПЛА использована открытая библиотека djitellorpy, с ее помощью реализовано подключение к дрону через Wi-Fi, отправка команд на выполнение маневров и получение телеметрических данных с камеры и датчиков дрона. Это позволило интегрировать управление дроном непосредственно в информационную систему и обеспечить стабильное выполнение модельных экспериментов. В качестве среды для создания графического интерфейса использована библиотека PyQt. Обработка видеопотока с камеры дрона производится с помощью библиотеки OpenCV. С ее помощью реализована передача изображения в реальном времени в окно интерфейса PyQt.

Информационные потоки в системе разделены на три уровня: оператор – программная часть – БПЛА. Взаимодействие между ними осуществляется посредством Wi-Fi, графического интерфейса и аппаратных средств. На рисунке 1 изображена схема потоков данных в приложении.

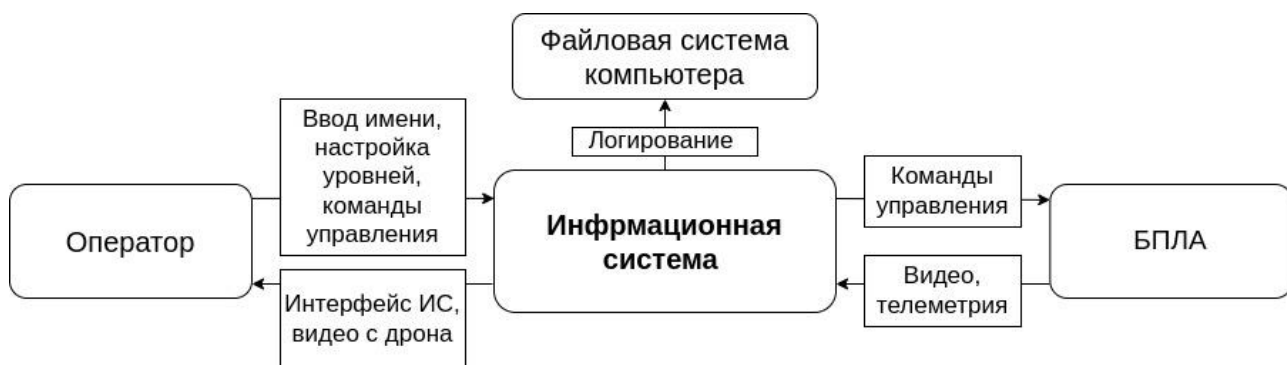


Рис. 1. Схема потоков данных

Информационная система реализована в виде набора взаимосвязанных модулей и классов, каждый из которых отвечает за выполнение конкретных функций. На рисунке 2 изображена диаграмма классов.

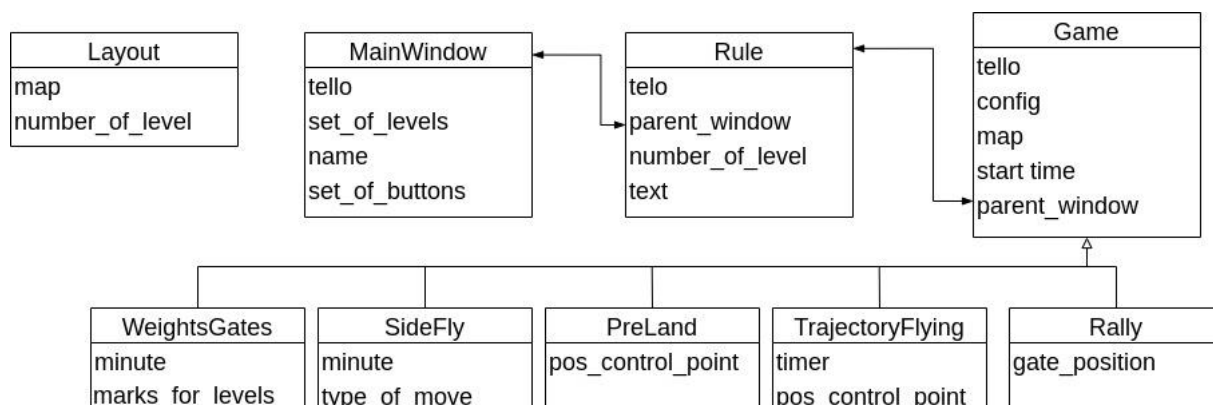


Рис. 2. Диаграмма классов

Для каждого эксперимента формируются логи управления в виде .txt и .mp4 файлов, содержащих информацию о текущем состоянии дрона в момент инициализации эксперимента, передаваемых командах и полную запись с момента начала эксперимента до его завершения. Для каждого испытуемого формируется отдельная папка, в которую для каждого пройденного уровня записываются текстовые и видеологи.

Класс MainWindow выступает в качестве стартового окна приложения и является отправной точкой взаимодействия пользователя с системой. На рисунке 3 показано стартовое окно приложения.

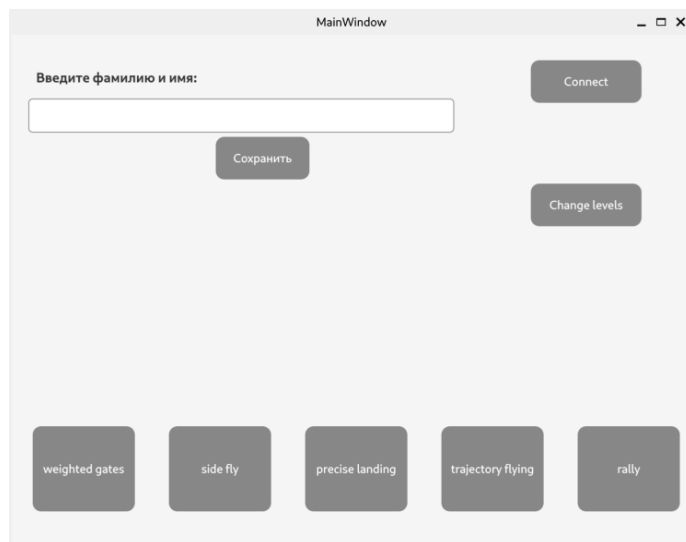


Рис. 3. Стартовое окно приложения

В верхней части стартового окна расположено текстовое поле для ввода фамилии и имени оператора. Введенное значение используется для идентификации пользователя и последующего сохранения данных с экспериментов. При нажатии кнопки «Connect» открывается диалоговое окно, предназначенное для ввода IP-адреса и порта подключения к БПЛА. Данное окно позволяет оператору при необходимости вручную задать параметры подключения к сети беспилотника.

Кнопка «Change levels» открывает выпадающее окно, в котором при необходимости можно изменить конфигурацию экспериментов (расположение «ворот», контрольных точек). В нижней части стартового экрана находится панель выбора экспериментов. При нажатии на одну из пяти кнопок открывается окно с правилами выбранного эксперимента. За генерацию окна с правилами отвечает класс Rule, через это окно осуществляется переход к запуску эксперимента. Далее, при нажатии кнопки «ОК» формируется основное окно эксперимента. Для каждого эксперимента базовым классом формирующим окно является класс Game. Он отвечает за создание интерактивной карты местности, вывод изображения с камеры дрона, запись логов управления (включая команды оператора, состояние дрона и видеопоток).

От базового класса наследуются специализированные классы, реализующие различные сценарии модельных экспериментов. Класс `WeightsGates` реализует эксперимент с пролетом ворот на время. `SideFly` по структуре аналогичен классу `WeightsGates`, но имеет отличие в сценарии движения. Класс `PreLand` формирует окно эксперимента, моделирующего посадку дрона на заранее заданную точку. Класс `TrajectoryFlying` создает окно для эксперимента с полетом по заданной траектории и посадкой в заданных контрольных точках с ограничением доступа к видеопотоку с камеры дрона. Отличительной особенностью классов `PreLand` и `TrajectoryFlying` является всплывающее окно при посадке, в которое вносится число – расстояние от центра дрона до указанной контрольной точки. На рисунке 4 изображено окно приложения для эксперимента, реализуемого классом `TrajectoryFlying`.

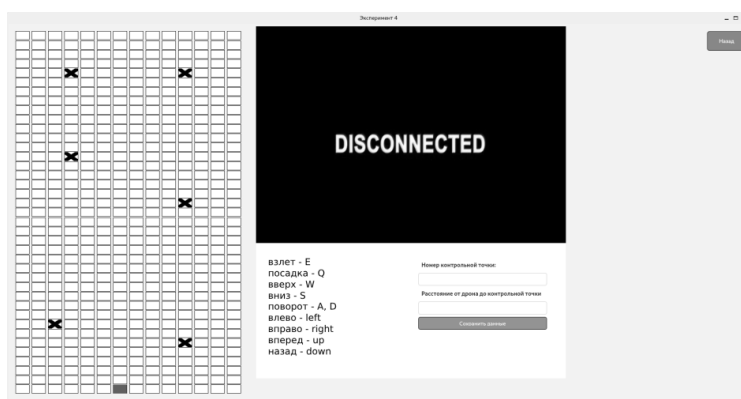


Рис. 4. Окно эксперимента полета по заданной траектории с виджетом записи расстояния

В левой половине экрана находится интерактивная карта, в которой фиолетовым прямоугольником показана стартовая точка, на которую необходимо поставить дрон перед экспериментом. Черные крестики – контрольные точки для приземления. В центре окна находится видеопоток с камеры дрона, обрабатываемый с помощью `opencv`, в правом верхнем углу находится кнопка выхода из эксперимента. Класс `Rally` формирует окно для эксперимента – полета по маршруту с ориентацией по воротам.

Информационная система интегрирована в экосистему человеко-машинных интерфейсов лаборатории медицинской кибернетики. Ключевую роль в организации взаимодействия между компонентами экосистемы играет `NMServer`, выступающий в качестве точки встречи для подключаемых интерфейсов. Через него происходит передача команд управления от различных источников в информационную систему. В состав подключаемых интерфейсов [3] входят: миографический интерфейс; нейрокомпьютерный интерфейс (например, с помощью программы); окулографический интерфейс; речевой интерфейс. С помощью информационной системы осуществляется прием управляющих команд, поступающих от разных человеко-машинных интерфейсов.

сов, выполнение соответствующих действий дроном и фиксация результатов полета. Реализованная информационная система может работать и в локальном формате, тогда управление дроном происходит посредством нажатия кнопок на клавиатуре. Такой подход позволяет оценивать эффективность и особенности управления в зависимости от типа используемого интерфейса и индивидуальных характеристик оператора. На рисунке 5 изображена схема описанной выше экосистемы.

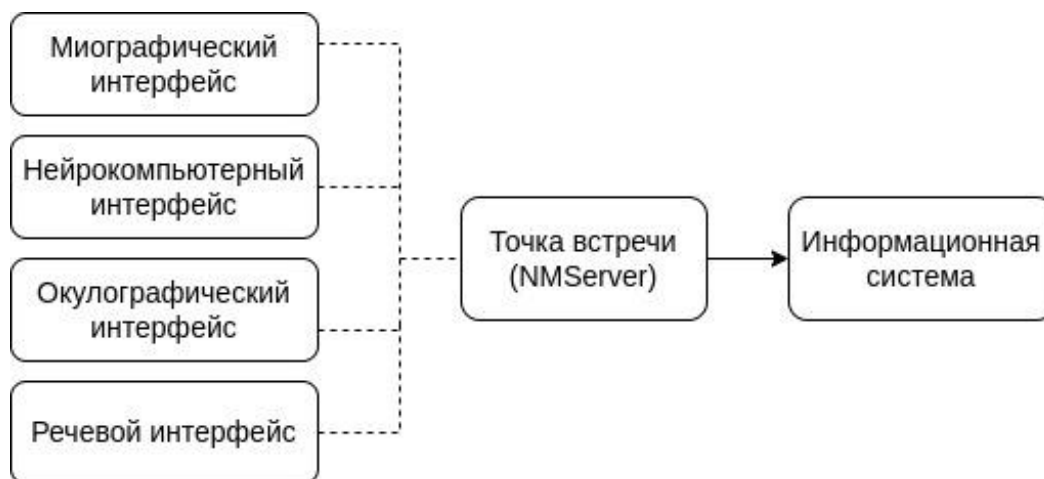


Рис. 5. Схема экосистемы

Разработанная информационная система представляет собой универсальную платформу для оценки операторов БПЛА. Потенциал данной системы открывает широкие возможности для дальнейшего развития и масштабирования. В перспективе внедрение модулей автоматической обработки видеопотока с использованием компьютерного зрения и алгоритмов машинного обучения, что позволит автоматически определять пройденные ворота, точность посадки и другие параметры, устраняя необходимость ручного ввода и анализа данных. Структура системы позволяет легко дополнять систему новыми сценариями экспериментов и допускает расширение функционала для поддержки других моделей беспилотников.

4. Заключение

В данной работе была разработана и реализована информационная система оценки особенностей управления беспилотными летательными аппаратами. Система представляет собой программно-аппаратный комплекс, включающий в себя графический интерфейс, инструменты управления дроном и модуль для сбора данных, характеризующих действия оператора в модельных экспериментах. Информационная система интегрирована в экосистему лаборатории медицинской кибернетики и поддерживает прием команд с разных человеко-машинных интерфейсов: миографического, окулографического, нейрокомпьютерного и речевого. Разработанная система может быть применена в образова-

тельных учреждениях, исследовательских лабораториях и центрах подготовки операторов БПЛА в качестве тренажера и платформы для проведения экспериментов. Техническая направленность решения охватывает область робототехники, человеко-машинных интерфейсов, нейротехнологии и кибернетики. В дальнейшем возможна модернизация системы за счет автоматизированного сбора результатов, добавления новых экспериментов и поддержки новых типов БПЛА. Это позволит ускорить процесс анализа, повысить точность оценки операторов и расширить область применения в прикладных задачах управления автономными системами.

Список использованных источников

1. Тюкалов, Д. Е. Моделирование и подготовка операторов транспортных эргатических систем / Д. Е. Тюкалов, А. М. Данилов // Молодой ученый – 2015. – № 3 – С. 247 – 249.
2. Turovsky, Ya. A. Sensory Characteristics of Operators in Tasks Involving Control of Ergatic Systems without Visual Feedback / Ya. A. Turovsky, V. Yu. Alekseev, R. A. Tokarev // Neuroscience and Behavioral Physiology. – 2024. – V. 54, No. 7. – P. 1026 – 1034.
3. Туровский, Я. А. Концепция использования биологических интерфейсов в управлении техническими устройствами / Я. А. Туровский, Д. А. Бирин, Р. В. Мещеряков // Перспективные системы и задачи управления : материалы XVII Всерос. науч.-практ. конф. и XIII молодежной школы-семинара. – Таганрог, 2022. – С. 137 – 139.

УДК 681.51:004.942

П. М. Трефилов

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
e-mail: petertrfi@ipu.ru

АДАПТИВНЫЕ АЛГОРИТМЫ КОМПЛЕКСНОЙ ОБРАБОТКИ НАВИГАЦИОННЫХ ДАННЫХ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ БПЛА В УСЛОВИЯХ СЕНСОРНОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Аннотация. В статье рассматривается подход к навигационному обеспечению беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) с использованием адаптивной фильтрации данных от разнородных сенсоров в условиях сенсорной неопределенности. Предложен алгоритм, основанный на фильтре Калмана с динамической адаптацией весов источников информации. Представлены результаты моделирования, подтверждающие снижение ошибок навигации при отказах и помехах.

Ключевые слова: БПЛА, адаптивная фильтрация, сенсорная неопределенность, фильтр Калмана, навигационная обработка.

1. Введение

В последние годы наблюдается стремительное развитие беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), находящихся применение в гражданских, научных и оборонных сферах. Одним из требований является высокая автономность, обеспечивающая выполнение полетных заданий в условиях ограниченной или искаженной информации от навигационных сенсоров. Классические схемы навигации, основанные на жестко заданных конфигурациях инерциальных и спутниковых систем, демонстрируют снижение точности при возникновении внешних возмущений или отказов.

Особую сложность представляет сенсорная неопределенность, возникающая при потере сигнала GNSS, наличии магнитных помех, дрейфе инерциальных датчиков или при изменении условий окружающей среды. В таких случаях необходимо использовать методы, способные адаптироваться к текущему качеству информации, перераспределяя доверие между источниками данных [1].

Целью данной работы являются разработка и исследование адаптивного алгоритма комплексной обработки навигационной информации, обеспечивающего управление БПЛА при наличии сенсорной неопределенности. Предлагаемый подход сочетает традиционные методы фильтрации с механизмами адаптации к изменяющимся характеристикам измерений.

2. Постановка задачи

Рассматривается задача навигационного обеспечения полета малогабаритного мультироторного БПЛА, оснащенного комплексом сенсоров: инерциальной навигационной системой (ИНС), спутниковой системой (GNSS), барометрическим высотомером и магнитометром. Основной целью является оценка состояния летательного аппарата – координат, скорости и ориентации – при наличии искажений или потери отдельных источников данных.

Пусть $x(t)$ – вектор состояния, включающий положение в географической системе координат, скорости и ориентацию аппарата, а $z_i(t)$ – показания i -го сенсора. Динамику системы можно представить в виде уравнения движения:

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), w(t)), \quad (1)$$

где $u(t)$ – управляющие воздействия; $w(t)$ – возмущения и шумы модели.

Сенсоры предоставляют дискретные измерения с различной частотой и точностью в виде

$$z_i(k) = h_i(x(k)) + v_i(k), \quad (2)$$

где $v_i(k)$ – шум измерения, включающий инструментальные и методические погрешности.

Необходимо разработать алгоритм оценки вектора состояния $\hat{x}(t)$, способный интегрировать неоднородную сенсорную информацию и адаптироваться к изменению характеристик шумов и потери сенсоров [2].

3. Метод адаптивной обработки

Для навигационного обеспечения БПЛА в условиях сенсорной неопределенности предлагается использовать адаптивный алгоритм комплексной обработки данных, основанный на расширенном фильтре Калмана (ЕКФ) с механизмом динамической настройки параметров. Алгоритм обеспечивает интеграцию данных от ИНС, GNSS и дополнительных сенсоров с учетом текущего качества информации [3, 4].

Структура алгоритма включает два этапа: предсказание состояния и коррекцию по измерениям. В процессе работы реализуется адаптация ковариационных матриц ошибок модели и измерений в зависимости от достоверности сенсорных данных. Оценка достоверности производится на основе анализа вектора остатка измерений:

$$r_k = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}), \quad (3)$$

где $\hat{x}_{k|k-1}$ – предсказанная оценка вектора состояния; h – модель измерений.

Для каждого сенсора рассчитывается дисперсия остатка r_k и сопоставляется с ожидаемыми значениями на основе априорной ковариации. Если остаток систематически превышает порог, основанный на доверительном интервале (например, по χ^2 -критерию), считается, что сенсор работает в аномальном режиме. В этом случае соответствующая диагональная подматрица ковариаций R_k , отражающая шумы измерения, масштабируется вверх, тем самым уменьшая влияние данного источника при обновлении состояния.

Механизм адаптации может быть реализован с помощью процедуры

$$R_k^{\text{адапт}} = \gamma_k R_k^{\text{номинал}}, \quad (4)$$

где коэффициент γ_k увеличивается при росте ошибки и постепенно возвращается к 1 при стабилизации измерений. Это позволяет динамически подстраивать «вес» каждого сенсора во времени.

4. Моделирование и результаты

Работа предлагаемого адаптивного алгоритма была протестирована на модели БПЛА мультироторного типа в среде MATLAB/Simulink. В состав имитируемой навигационной системы входили ИНС, спутниковый приемник, барометр и магнитометр. При этом предусматривались реальные сценарии: с потерей сигнала GNSS, магнитными помехами и восстановлением каналов измерений. Отдельное внимание уделялось тому, как система реагирует на ухудшение качества сенсорной информации в ходе полета.

На первых этапах моделирования все сенсоры работали штатно. Оценки положения и ориентации, полученные как в базовом ЕKF, так и в адаптивном алгоритме, практически не различались – оба варианта демонстрировали хорошее согласование с эталонной траекторией. Однако при имитации потери сигнала GNSS (в интервале 20...50 с) поведение систем стало заметно отличаться. В обычном ЕKF наблюдался рост ошибки положения до 13 м, связанный с тем, что фильтр продолжал полагаться на отсутствующий источник. В адаптивной версии, напротив, фильтр быстро снижал доверие к данным GNSS и переходил на комбинацию ИНС и барометра. Это позволило ограничить ошибку на уровне 4...6 м и обеспечить плавное продолжение навигации. Результат моделирования представлен на рис. 1.

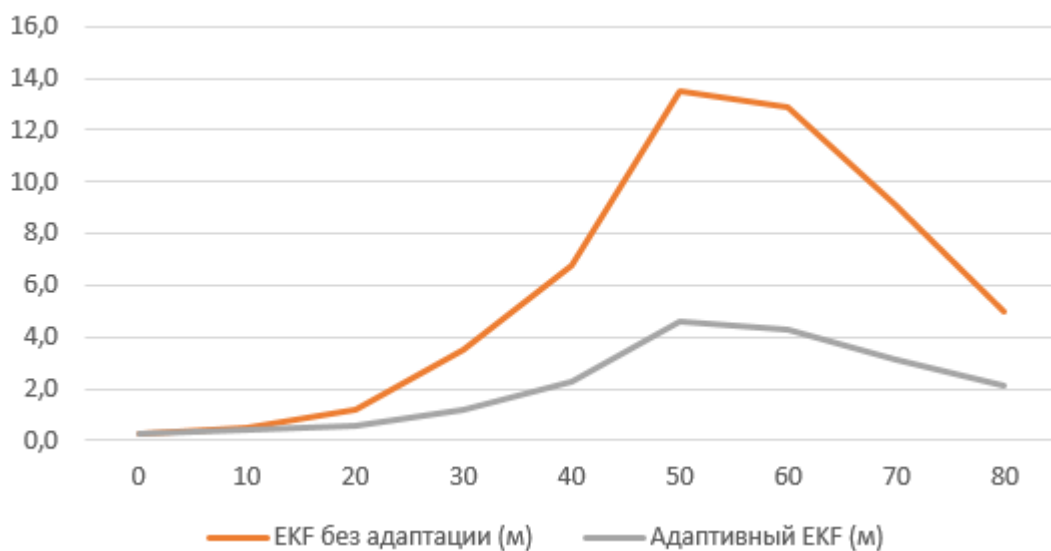


Рис. 1. Динамика ошибки определения широты при потере сигнала GNSS

При введении смещения в показания магнитометра ЕKF выдавал устойчивый сдвиг угла курса, который мог достигать 20°. В адаптивной конфигурации алгоритм оперативно обнаруживал аномальное поведение данных и снижал их вес, компенсируя ориентацию за счет модели движения и других каналов. Ошибка курса при этом оставалась в пределах 5...7°, без значительного влияния на контроль устойчивости аппарата. После восстановления всех сенсоров адаптивный фильтр также продемонстрировал более устойчивое поведение: в отличие от классического ЕKF, он не допускал резких скачков оценки, а возвращался к штатной конфигурации постепенно, сохраняя согласованность состояния. Результат моделирования представлен на рис. 2.

В целом, адаптивный подход показал заметное преимущество в условиях эксплуатационных ограничений. Среднеквадратичная ошибка положения по результатам симуляции снижалась на 20...30% по сравнению с неадаптивной схемой, а поведение системы оставалось устойчивым даже при отсутствии полной информации.

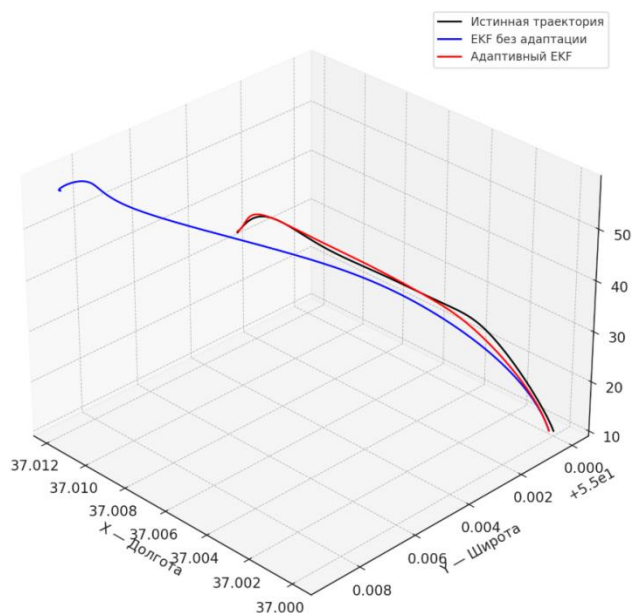


Рис. 2. Ошибка оценки при воздействии магнитной помехи

Полученные результаты подтверждают, что реализация адаптации к текущему качеству сенсорных данных позволяет существенно повысить надежность и точность управления БПЛА в сложных условиях.

5. Заключение

В данной работе рассмотрен подход к повышению точности навигационного обеспечения БПЛА на основе адаптивной фильтрации данных от различных сенсоров в условиях сенсорной неопределенности. Разработанный алгоритм позволяет динамически изменять доверие к каждому источнику информации исходя из текущих статистических характеристик измерений. Проведенное моделирование показало, что в сценариях с потерей сигнала GNSS и искажением данных магнитометра адаптивный фильтр обеспечивает существенно меньшие ошибки оценки положения и ориентации по сравнению с традиционным ЕКФ. При этом система демонстрирует устойчивое поведение без необходимости жестко заданных сценариев отказов.

Результаты подтверждают применимость предложенного подхода для построения отказоустойчивых автономных навигационных систем малогабаритных летательных аппаратов. Алгоритм эффективно снижает влияние помех и позволяет продолжать навигацию даже при временном отсутствии отдельных каналов измерений.

В дальнейшем планируется развитие алгоритма в направлении более глубокого анализа характеристик ошибок измерений. В частности, перспективным является расширение адаптивной логики на структурном уровне – с возможностью автоматического включения и отключения сенсоров, динамического пересчета модели движения и интеграции визуальных и радиолокационных источников информации.

Список использованных источников

1. Корилов, А. М. Синтез адаптивного скользящего режима управления полетом квадрокоптера в условиях переменной нагрузки и помех / А. М. Корилов // Вестник ЮУрГУ. Серия: Автоматика и приборостроение. – 2022. – Т. 22, № 2. – С. 15. – 24.
2. Трефилов, П. М. Алгоритм интеграции сенсорных данных для оценки состояния автономных роботов в интеллектуальной транспортной среде / П. М. Трефилов // Управление большими системами. – 2024. – Вып. 112. – С. 257 – 273.
3. Исаев, М. А. Метод восстановления оценки параметров движения беспилотного летательного аппарата при идентификации факта помехового воздействия на бортовой приемник спутниковых навигационных сигналов / М. А. Исаев, Г. И. Линец // Современные технологии системного анализа. – 2021. – № 4. – С. 45 – 52.
4. Костыгов, Е. С. Исследование адаптивного оптимального комплексного финитно-временного метода фильтрации навигационных произвольных дискретных сигналов в условиях параметрической априорной неопределенности / Е. С. Костыгов, Ю. П. Иванов // Приборы и методы измерения. – 2024. – № 1. – С. 75 – 83.

УДК 681.5

Р. Х. Цароев

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
e-mail: tsaroev.ruslan@gmail.com

РЕАЛИЗАЦИЯ НИЗКОУРОВНЕВОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ДЛЯ ЧЕТЫРЕХНОГОГО ШАГАЮЩЕГО РОБОТА

Аннотация. В статье рассматривается архитектура низкоуровневой системы управления четырехногим шагающим роботом. Проведен сравнительный анализ современных решений на примере платформ Spot, AlienGo и ANYmal в целях выявления типовых подходов к выбору приводов, сенсоров и вычислительных модулей. Описана реализация прототипа собственной системы управления с использованием микроконтроллера Arduino Nano и одноплатного компьютера Raspberry Pi под управлением ROS 2.

Ключевые слова: низкоуровневое управление, четырехногий робот, мобильная робототехника, ROS 2, Arduino.

1. Введение

Одним из приоритетных направлений в области мобильной робототехники является разработка шагающих роботов, предназначенных для перемещения по пересеченной и неровной местности, где применение традиционных колес-

ных и гусеничных платформ затруднено или неэффективно. Среди различных типов шагающих механизмов наибольший интерес представляют четырехногие роботы, обладающие преимуществами по проходимости и устойчивости по сравнению с двуногими конструкциями.

К числу ведущих разработчиков четырехногих мобильных роботов относятся компании Boston Dynamics (США), Unitree Robotics (Китай), ANYbotics (Швейцария), Ghost Robotics (США), DeepRobotics (Китай) и др. При схожих кинематических схемах и принципах построения конструкции основные отличия между такими системами заключаются, прежде всего, в архитектуре управления и степени ее интеллектуализации.

Типовая структура системы управления четырехногим роботом включает два уровня: низкоуровневое управление, обеспечивающее взаимодействие с приводами, опрос сенсоров и выполнение базовых стабилизационных алгоритмов, а также высокоуровневое управление, ответственное за генерацию походки, планирование траектории, навигацию и принятие решений в изменяющейся среде.

Разработка и функционирование высокоуровневых алгоритмов в значительной степени зависят от корректной реализации низкоуровневой системы. Эффективное управление на этом уровне требует обоснованного выбора компонентов: приводов, датчиков, микроконтроллеров и протоколов связи. Кроме того, на этапе проектирования необходимо учитывать кинематическую структуру робота, поскольку количество и распределение управляемых степеней подвижности напрямую определяют требования к системе управления.

2. Анализ существующих решений

Для формирования требований к низкоуровневой системе управления проведем анализ существующих четырехногих роботов. Анализ таких систем позволяет выделить типовые решения в области механической архитектуры, приводов, сенсорного оснащения и вычислительных модулей. В качестве объектов для анализа будут рассмотрены наиболее известные и апробированные модели: Spot (Boston Dynamics), AlienGo (Unitree Robotics) и ANYmal (ANYbotics).

Робот Spot от Boston Dynamics представлен на рис. 1 [1].

Максимальная скорость перемещения робота составляет 5,8 км/ч. Каждая нога оснащена тремя электроприводами: два располагаются в области тазобедренного сустава (для движения вперед-назад и в стороны), один – в коленном сочленении, обеспечивая требуемую подвижность конечности.

Питание системы осуществляется от съемного литий-ионного аккумулятора емкостью 600 Вт·ч, обеспечивающего до 90 мин автономной работы в штатных условиях.



Рис. 1. Робот Spot

Сенсорная система включает:

- пять стереокамер, обеспечивающих обзор на 360° и восприятие глубины сцены;
- инерциальный измерительный блок (IMU);
- энкодеры на приводах для отслеживания углового положения;
- лидар (опционально, в расширенной комплектации) – для построения карты окружающей среды и повышения точности навигации.

Далее рассмотрим робота Aliengo от компании Unitree (рис. 2) [2].



Рис. 2. Робот Aliengo

Скорость движения робота составляет до 1,5 м/с, как и в предыдущей модели каждая нога оснащена тремя электроприводами. Питание робота обеспечивает съемный литий-ионный аккумулятор емкостью 12 600 мА·ч, время автономной работы составляет от 2,5 до 4,6 ч в зависимости от режима работы.

Сенсорная система включает:

- 2 стереокамеры для восприятия глубины;
- 1 визуально-одометрическую камеру (V-SLAM);
- IMU (инерциальный измерительный блок) для определения ориентации;
- энкодеры на каждом суставе для точного отслеживания положения;
- лидар (опционально, в зависимости от конфигурации).

Последним роботом в представленном обзоре является ANYmal от компании ANYbotics (рис. 3) [3].



Рис. 3. Робот ANYmal

Робот ANYmal способен передвигаться со скоростью до 1,3 м/с. На борту установлен съемный литий-ионный аккумулятор емкостью 932 Вт·ч, обеспечивающий автономную работу в течение 90...120 мин работы. Каждая конечность робота оснащена тремя электроприводами.

Сенсорная система включает:

- 6×камеры глубины Intel RealSense D435;
- визуальную камеру;
- тепловизор;
- ультразвуковой микрофон;
- 360° LiDAR (16 каналов);
- IMU;
- энкодеры и датчики момента на приводах.

В таблице 1 приведена сравнительная характеристика роботов, представленных в обзоре.

1. Сравнительная характеристика

Характеристика	Spot (Boston Dynamics)	AlienGo (Unitree Robotics)	ANYmal (ANYbotics)
Количество степеней свободы	12 (по 3 на каждую ногу)	12 (по 3 на каждую ногу)	12 (по 3 на каждую ногу)
Максимальная скорость	1,6 м/с	1,5 м/с	2,0 м/с

Характеристика	Spot (Boston Dynamics)	AlienGo (Unitree Robotics)	ANYmal (ANYbotics)
Сенсорная система	5 стереокамер (обзор 360°), IMU, энкодеры, датчики момента, LiDAR, тепловизор	RealSense камера, RGB-камеры, IMU, энкодеры, датчики момента; опционально: LiDAR, тепловизор	6×RealSense D435, 2×RGB-камеры, 360° LiDAR (16 каналов), тепловизор, микрофон, IMU
ОС	Нет официальной информации	Ubuntu + ROS	Ubuntu + ROS 2 + собственные вычислительные модули
Питание	Литий-ионная батарея, 600 Вт·ч	Литий-ионная батарея, 320 Вт·ч	Литий-ионная батарея, 932 Вт·ч

3. Реализация низкоуровневой системы управления

Низкоуровневая система управления прототипа четырехногого шагающего робота реализована на основе взаимодействия двух вычислительных модулей: Arduino Nano и Raspberry Pi под управлением Ubuntu с установленным ROS 2.

Контроллер Arduino Nano обеспечивает управление исполнительными механизмами, а также сбор и предварительную обработку данных с подключенных датчиков в режиме, близком к реальному времени. Платформа Raspberry Pi используется для выполнения высокоуровневых вычислительных задач, включая планирование движения, навигацию и генерацию управляющих сигналов для звеньев.

В качестве приводов применяются сервомоторы, обеспечивающие встроенную обратную связь по положению (встроенный энкодер), что упрощает реализацию управляющих алгоритмов и повышает точность позиционирования.

Схема взаимодействия компонентов системы представлена на рис. 4.

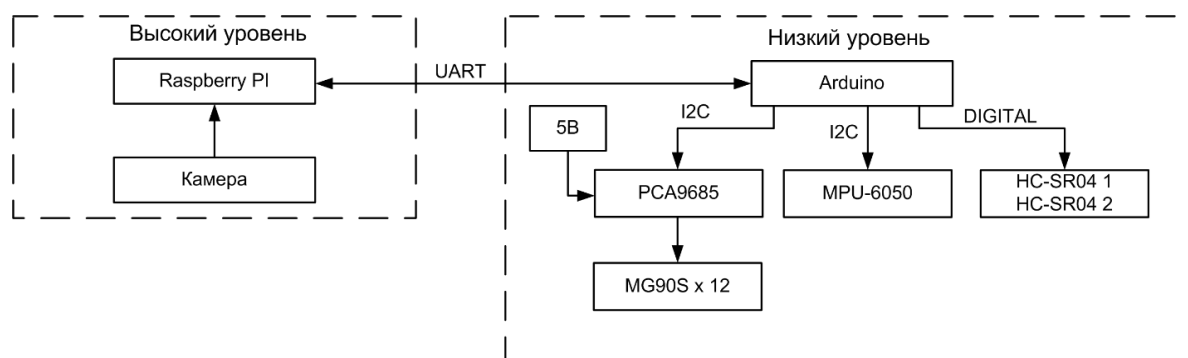


Рис. 4. Схема взаимодействия компонентов

Связь между низкоуровневым контроллером Arduino Nano и вычислительной платформой Raspberry Pi организована посредством последовательного интерфейса UART. В рамках данной архитектуры Arduino выполняет роль периферийного устройства (sensor/actuator node), а Raspberry Pi – центрального управляющего узла с развернутой системой ROS 2 [4].

На стороне Raspberry Pi реализован узел ROS 2, осуществляющий прием и публикацию данных, полученных от Arduino, в соответствующие топики ROS. Такой подход обеспечивает модульность и расширяемость системы, позволяя использовать стандартные инструменты ROS 2 для мониторинга, визуализации и планирования движения.

Для стабилизации положения звеньев ног и точного выполнения управляющих команд на низком уровне целесообразно использовать классический ПИД-регулятор (пропорционально-интегрально-дифференциальный) [5]. Такой тип регулятора позволяет уменьшить погрешность позиционирования, компенсировать влияние внешних возмущений (например, инерции или неровностей поверхности) и обеспечить плавность движений.

4. Заключение

Проведенный обзор существующих решений в области четырехногих роботов продемонстрировал, что, несмотря на общую кинематическую схему, различные платформы значительно различаются по сенсорному оснащению, архитектуре управления и вычислительным возможностям. Эти отличия определяют уровень автономности и адаптивности робота к меняющимся условиям внешней среды.

Разработанная в рамках данной работы архитектура низкоуровневой системы управления ориентирована на обеспечение стабильной работы исполнительных механизмов и эффективной интеграции с высокоуровневыми ROS 2-компонентами. Использование двухуровневой схемы с разделением функций между Arduino Nano и Raspberry Pi позволяет обеспечить гибкость, масштабируемость и упрощенную отладку как аппаратных, так и программных компонентов системы.

Предложенное решение может служить основой для дальнейшего развития автономных четырехногих платформ, в том числе с применением более совершенных приводов, сенсоров и адаптивных алгоритмов управления, что особенно актуально при работе в сложных и непредсказуемых условиях реального мира.

Список использованных источников

1. Spot Robot [Электронный ресурс]. – URL : <https://bostondynamics.com/products/spot/> (дата обращения: 02.07.2025).

2. AlienGo – Quadruped Robot [Электронный ресурс]. – URL : <https://www.unitree.com/aliengo> (дата обращения: 02.07.2025).

3. ANYmal – Autonomous Legged Robot [Электронный ресурс]. – URL : <https://www.anybotics.com/robotics/anymal/> (дата обращения: 02.07.2025).

4. Mobile Robotics Teaching Using Arduino and ROS / R. Vilches, F. García, J. M. Cordero, S. Dormido // ICERI2014 Proceedings. – Valencia : IATED, 2014. – P. 827 – 833.

5. Денисенко, В. В. ПИД-регуляторы: принципы построения и модификации / В. В. Денисенко // Современные технологии автоматизации. – 2006. – Т. 4. – С. 66 – 75.

УДК 004.75

А. С. Широков

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

e-mail: shiras@ipu.ru

МОДЕЛЬ ОБСЛУЖИВАНИЯ ПЛОДОВОГО САДА ГЕТЕРОГЕННОЙ ГРУППОЙ РОБОТОВ

Аннотация. В статье рассмотрена модель автоматизированной системы обслуживания плодового сада с использованием группы наземных роботов и беспилотных летательных аппаратов, которая обеспечивает интеграцию различных агротехнических операций, координацию действий роботов и адаптацию процессов к изменяющимся условиям.

Ключевые слова: группа роботов, система обслуживания, модель, плодовый сад.

1. Введение

В последние десятилетия агропромышленный комплекс сталкивается с нарастающими вызовами, связанными с необходимостью увеличения объемов производства продовольствия, дефицитом квалифицированной рабочей силы и ужесточением экологических требований. Особенно остро эти проблемы проявляются в интенсивном садоводстве, где технологический цикл включает множество трудоемких, разнородных и строго синхронизированных операций: мониторинг фенологического состояния растений, точечное применение средств защиты, обрезка, прореживание, орошение и селективный сбор урожая [1 – 4].

Несмотря на успехи в механизации, значительная часть работ в садоводстве все еще выполняется вручную или с использованием малоэффективной техники. По оценкам, доля ручного труда может достигать 40...60% затрат хозяйства, что увеличивает себестоимость продукции и ограничивает конкурентоспособность [1, 5]. В этих условиях автоматизация и роботизация рас-

сматриваются как ключевые направления, способные не только снизить затраты, но и обеспечить устойчивое развитие отрасли [1 – 4, 6].

За последние 15 лет наблюдается заметный рост исследований в области сельскохозяйственной робототехники благодаря развитию вычислительных мощностей, сенсоров и методов искусственного интеллекта. Современные роботы оснащаются разнообразными сенсорами и способны выполнять такие задачи, как мониторинг растений, точечное опрыскивание, внесение удобрений и сбор урожая [1, 3, 7, 8]. Важную роль в этих процессах играют технологии компьютерного зрения и машинного обучения, позволяющие автоматизированным системам распознавать растения, плоды и признаки заболеваний даже в условиях сложной структуры насаждений и изменчивого освещения. Вместе с тем остается нерешенной задача интеграции разнородных данных в единую модель восприятия и управления, что требует развития методов объединения данных и построения цифровых моделей производственных процессов [3, 4].

Одним из перспективных направлений является создание коллективных роботизированных систем, в которых несколько роботов способны одновременно и согласованно выполнять различные операции [9]. Такие подходы позволяют не только сократить время выполнения работ и повысить надежность процессов, но и гибко адаптироваться к изменяющимся условиям за счет перераспределения задач между роботами [10]. Применение иерархических алгоритмов планирования также способствует снижению временных потерь по сравнению с централизованными методами управления [11]. Однако, несмотря на заметные достижения в этой области, большинство существующих решений по-прежнему ориентировано на выполнение отдельных технологических операций в изолированном виде, без учета их объединения в единый производственный цикл, что существенно ограничивает потенциал автоматизации и снижает эффективность подобных подходов в реальных условиях сельскохозяйственного производства [4, 12].

Для преодоления этих ограничений необходим переход к комплексным системам управления, способным интегрировать действия группы мобильных роботов в рамках единого технологического процесса, что позволит интегрировать различные технологические операции в общую систему и обеспечить более устойчивое и продуктивное функционирование садоводческих хозяйств [1 – 4, 12].

2. Описание автоматизированной системы обслуживания плодового сада

Автоматизированная система обслуживания плодового сада представляет собой комплекс технических средств и программных компонентов, предназначенный для выполнения широкого круга сельскохозяйственных работ с минимальным привлечением человеческого труда. Ее основное назначение заключа-

ется в создании условий, способствующих стабильному росту, развитию и плодоношению плодовых насаждений, а также в обеспечении устойчивого функционирования хозяйства в меняющихся природно-климатических и технологических условиях. Система реализует концепцию автономного управления процессами в саду, позволяя своевременно выявлять изменения состояния растений и оперативно реагировать на них за счет применения высокотехнологичных решений.

Ключевым элементом рассматриваемой системы является гетерогенная группа роботов, состоящая из наземных мобильных роботов и беспилотных летательных аппаратов. Эти устройства обладают различными функциональными возможностями и техническими характеристиками, что позволяет использовать их для выполнения специализированных задач в условиях сложного и неоднородного рельефа сада. Роботы выполняют операции, связанные с проведением визуальных и инструментальных обследований, внесением средств защиты растений, поливом, удобрением почвы, а также сбором урожая. Их использование обеспечивает высокую точность выполнения работ и возможность локализации воздействий исключительно в необходимых участках сада, что способствует рациональному расходованию ресурсов.

Наряду с мобильными роботами в состав системы входят стационарные технические средства, к числу которых относятся различные сенсоры и исполнительные механизмы, размещенные непосредственно на территории сада. Эти устройства обеспечивают непрерывный сбор информации о параметрах окружающей среды, состоянии почвы и растений, а также позволяют осуществлять непосредственное воздействие на отдельные участки сада в автоматическом или полуавтоматическом режиме. Важным компонентом инфраструктуры системы являются вычислительные мощности и системы хранения данных, используемые для аккумуляции больших объемов информации, поступающей от роботов и стационарных устройств, ее последующей обработки и анализа.

Отличительной особенностью функционирования системы является ее способность к работе в условиях ограниченных ресурсов и динамически изменяющихся внешних факторов. В течение одного рабочего цикла возможности роботизированной группы и стационарных средств могут оказаться недостаточными для полного выполнения всего запланированного объема работ. В таких случаях система предусматривает возможность переноса невыполненных задач на последующие циклы с учетом их приоритетности и актуальности. При этом в начале каждого нового цикла происходит актуализация перечня задач с учетом уже выполненных мероприятий, состояния сада и прогнозируемых изменений внешних условий. Важную роль в управлении системой играет учет граничных условий, таких как временные интервалы, благоприятные для выполнения определенных операций, погодные условия, а также другие

внешние и внутренние факторы, способные повлиять на эффективность и целесообразность выполнения работ.

Контроль функционирования комплекса в целом осуществляется человеком-оператором, который располагает инструментами для мониторинга состояния системы, анализа поступающих данных и, при необходимости, вмешательства в ее работу. При этом основная роль оператора сводится к наблюдению и принятию решений в исключительных ситуациях, требующих человеческого опыта или интуиции. В штатном режиме система способна самостоятельно выполнять большую часть процессов, связанных с мониторингом состояния сада, принятием решений о целесообразности тех или иных воздействий, а также непосредственным исполнением сельскохозяйственных работ.

3. Функциональная схема автоматизированной системы обслуживания

Функциональная схема автоматизированной системы обслуживания плодового сада представляет собой замкнутую управляемую структуру, обеспечивающую автономное выполнение полного цикла работ по мониторингу состояния насаждений, проведению агротехнических мероприятий, реагированию на выявленные отклонения и адаптации к изменяющимся условиям окружающей среды. Основная цель системы заключается в поддержании оптимального состояния сада и обеспечении высокой эффективности процессов при минимальном участии человека, который выполняет преимущественно функцию наблюдения и вмешивается лишь в критических или внештатных ситуациях.

Управление системой осуществляется на двух уровнях – стратегическом и тактическом. На стратегическом уровне формируются планы работ на различные временные горизонты (от сезонных до недельных), анализируются исторические данные и прогнозируются потенциальные риски или изменения состояния сада, включая погодные условия и биологические угрозы. Эти прогнозы и планы служат основой для формирования заданий тактическому уровню.

Тактический уровень отвечает за непосредственное исполнение задач мониторинга, анализа данных и проведения необходимых воздействий. В рамках мониторинга осуществляется выбор типа обследования, постановка целей, выбор исполнителей среди мобильных роботов и стационарных технических средств, а также планирование маршрутов и операций. Результаты мониторинга фиксируются, обрабатываются и интегрируются в общую базу данных состояния сада. На основе анализа полученных данных выявляются отклонения от нормативных показателей или прогнозируемых состояний, что может инициировать либо корректирующие воздействия, либо проведение дополнительного обследования.

Система оснащена механизмами моделирования и прогнозирования, позволяющими оценивать последствия различных сценариев и выбирать наиболее эффективные меры воздействия. Реализация воздействий предполагает определение целей, выбор исполнителей, планирование маршрутов и контроль за исполнением операций. При необходимости система способна инициировать дополнительные обследования для уточнения данных или проверки результатов выполненных мероприятий.

4. Заключение

Разработка моделей обслуживания плодового сада с применением гетерогенной группы мобильных роботов является актуальной задачей, обусловленной необходимостью повышения эффективности агротехнических работ и минимизации затрат ручного труда в условиях возрастающих требований к экологичности и устойчивости сельскохозяйственного производства. Анализ современного состояния сельскохозяйственной робототехники показывает, что, несмотря на достигнутый прогресс в создании специализированных роботов для отдельных операций, проблема интеграции их работы в единую производственную систему остается нерешенной.

Предложенная модель функционирования автоматизированной системы обслуживания описывает взаимодействие наземных мобильных роботов, беспилотных летательных аппаратов и стационарных технических средств на основе двухуровневой системы управления, включающей стратегический и тактический уровни. Модель учитывает динамику внешних условий, возможность переноса невыполненных задач на последующие циклы и предусматривает адаптивное планирование работ в зависимости от состояния насаждений и прогнозируемых изменений.

Реализация предложенной модели позволит создать основу для построения интеллектуальных систем управления, способных обеспечить устойчивую и высокоэффективную работу садоводческих.

Список использованных источников

1. Bechar, A. Agricultural robots for field operations : Concepts and components / A. Bechar, C. Vigneault // Biosystems Engineering. – 2016. – V. 149. – P. 94 – 111.
2. Zhang, Q. The use of agricultural robots in orchard management / Q. Zhang, M. Karkee, A. Tabb // In: Robotics in Agriculture. – CRC Press, 2019.
3. Xiong, H. An automated apple harvesting robot-From system design to field evaluation / H. Xiong, C. Zhao, Y. Jiang // Journal of Field Robotics. – 2023.
4. A Survey of Robotic Harvesting Systems and Enabling Technologies / L. Droukas, et al. // Journal of Intelligent & Robotic Systems. – 2023. – V. 107. – P. 21.

5. Advances in greenhouse automation and controlled environment agriculture: A transition to plant factories and urban agriculture / R. R. Shamshiri, et al. // *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. – 2018. – V. 11(1). – P. 1 – 22.
6. Agricultural robotics: The future of robotic agriculture / T. Duckett, S. Pearson, S. Blackmore, B. Grieve // *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. – 2018. – V. 1. – P. 505 – 531.
7. Koirala, A. Deep learning for real-time fruit detection and orchard mapping / A. Koirala, K. B. Walsh, Z. Wang // *Computers in Industry*. – 2019. – V. 113. – Article 103127.
8. Harvesting robots for high-value crops: State-of-the-art review and challenges ahead / C. W. Bac, et al. // *Journal of Field Robotics*. – 2014. – V. 31(6). – P. 888 – 911.
9. Анчиков, М. И. Применение многоагентных робототехнических систем в сельском хозяйстве / М. И. Анчиков, Ж. Х. Курашев, А. М. Лешкенов // *Известия КБНЦ РАН*. – 2024. – № 6. – С. 158 – 164.
10. Rovira-Más F. Sensor-based robotics in agriculture : A review / F. Rovira-Más // *IFAC-PapersOnLine*. – 2019. – V. 52(30). – P. 394 – 399.
11. Multi-area collision-free path planning and efficient task scheduling optimization for autonomous agricultural robots / L. Yang, P. Li, T. Wang, et al. // *Scientific reports*. – 2024. – No. 14. – P. 18347.
12. Шевченко, А. В. Обзор состояния мирового рынка робототехники для сельского хозяйства. Ч. 1. Беспилотная агротехника / А. В. Шевченко, Р. В. Мещеряков, А. Н. Мигачев // *Проблемы управления*. – 2019. – № 5. – С. 3 – 18.

Научное электронное издание

УПРАВЛЕНИЕ БОЛЬШИМИ СИСТЕМАМИ

В двух томах

Том 2

Материалы XXI Всероссийской
школы-конференции молодых ученых

г. Тамбов 8 – 11 сентября 2025 г.

Редактирование И. В. Калистратовой, Л. В. Комбарово́й, Е. С. Мордасовой
Графический и мультимедийный дизайнер Т. Ю. Зотова
Обложка, упаковка, тиражирование Т. Ю. Зотовой

ISBN 978-5-8265-2939-3



Подписано к использованию 22.09.2025.

Тираж 100 шт. Заказ № 101

Издательский центр ФГБОУ ВО «ТГТУ»
392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106/5, пом. 2, к. 14.
Телефон (4752) 63-81-08
E-mail: izdatelstvo@tstu.ru