



ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫЕ УРАВНЕНИЯ
И
ПРОЦЕССЫ УПРАВЛЕНИЯ
N. 4, 2025

Электронный журнал,
рег. Эл. N ФС77-39410 от 15.04.2010
ISSN 1817-2172

<http://diffjournal.spbu.ru/>
e-mail: jodiff@mail.ru

Прикладные задачи

Методы искусственного интеллекта в системах навигации

Н.В. Кузнецов^{1,2,*}, Б.Р. Андриевский^{1,2,**}, Е.В. Кудряшова^{1,***},
О.А. Кузнецова^{1,****}, Ю.С. Зайцева^{1,2,*****}

¹ Санкт-Петербургский государственный университет, Университетская наб. 199034, Санкт-Петербург, 7/9, Россия

² Институт проблем машиностроения РАН, Большой просп. В.О. 61, 199178, Санкт-Петербург Россия

* n.v.kuznetsov@spbu.ru

** b.andrievsky@spbu.ru, abr@ipme.ru

*** kudryashova.helen@gmail.com

**** o.kuznetsova.math@gmail.com

***** juliazaytsev@gmail.com

Аннотация. В статье представлен обзор публикаций последних лет по применению методов искусственного интеллекта в навигации надводных и подводных плавающих средств, беспилотных летательных аппаратов, в космических навигационных системах, включая навигацию космических аппаратов и применения для навигации наземных объектов на основе спутниковых навигационных систем, а также некоторые общие вопросы применения искусственного интеллекта в навигации.

Ключевые слова: искусственный интеллект, навигация, БПЛА, машинное обучение, беспилотные суда, космические аппараты, искусственные нейронные сети

1 Введение

В последние годы наблюдается резко возрастающий интерес к применению методов искусственного интеллекта (ИИ) в задачах навигации. Анализ публикационной активности в этой области по международным базам данных можно найти в [1].

ИИ используется в навигации по трем основным направлениям: восприятие информации (компьютерное зрение, слияние показаний сенсоров); автономность в принятии решений при планировании маршрута, предотвращении столкновений, децентрализованное кооперативное управление группами и «роями» агентов; операции и аналитическая поддержка в задачах прогнозирования, обработки больших объемов данных, мониторинга окружающей среды и для научных исследований. К возлагаемым на ИИ задачам относятся визуальное восприятие и распознавание целей при обнаружении объектов для инспекции, поисково-спасательных операциях и разведке.

В задачах автономной навигации и обхода препятствий, в сочетании с классическими планировщиками траекторий, глубокое обучение с подкреплением обеспечивают выработку траекторий движения в условиях сложной окружающей обстановки (например – в помещениях, городских кварталах и при пропадании сигналов спутниковой навигации). Для автономных и дистанционно-управляемых судов перспективными применениями ИИ являются надводные суда с сокращенным экипажем, а также без него, для геодезических работ, логистики и прибрежных операций. Системы ИИ на основе машинного обучения осуществляют комплексное использование датчиков (радары, лидары, камеры) для предотвращения столкновений. При обнаружении столкновений и малых объектов, системы машинного обучения, обученные на визуальных и тепловых данных, помогают обнаруживать объекты (мусор, небольшие суда, буи), которые могут пропустить радары. Ведутся разработки таких систем для гонок и безопасности коммерческих систем. Для космических систем, ИИ находит применение при автономном управлении и предотвращении опасностей (например, выбор места посадки, навигация межпланетных устройств, таких как луно- и марсо-ход) снижая зависимость от задержек наземных команд. Известны и исследования организаций ESA и Airbus по прогнозированию на борту ситуаций для модулей и испытательных стендов международной космической станции (МКС). Для научных исследований и обработке данных, системы ИИ способны фильтровать и обрабатывать огромные наборы данных

наблюдений Земли и телескопов, чтобы обнаруживать различные события (пожары, штормы, кратковременные астрофизические явления) и сжимать данные, передаваемые по каналам связи.

Этим и другим аспектам применения ИИ в навигации движущихся агентов (летательных и космических аппаратов, подводных и надводных судов) посвящен настоящий обзор. Раздел 2 относится к применению ИИ в морской навигации. Применение ИИ в навигации беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) рассмотрено в разделе 3. Навигации космических систем с применением ИИ посвящен раздел 4. Общие вопросы применения ИИ в навигации представлены в разделе 5, а заключительные замечания даны в разделе 6.

2 Искусственный интеллект в морской навигации

Навигационные комплексы надводных кораблей с использованием элементов искусственного интеллекта (ИИ) рассмотрены в [2]. В статье выделены такие задачи как построение траекторий движения кораблей; оценка безопасности плавания по выбранной траектории; контроль, диагностика и восстановление навигационных систем; определение необходимой точности местоопределения и выбор состава используемых средств навигации; идентификация моделей объекта или погрешностей навигационных систем, необходимых для синтеза закона управления и алгоритма обработки информации, и ряд других. К интеллектуальным компонентам систем управления авторы [2] относят искусственные нейронные сети (ИНС), эволюционные (генетические) алгоритмы и системы, основанные на знаниях. В статье отмечено, что комплекс навигации и стабилизации надводных кораблей Военно-морского Флота (ВМФ) пятого поколения должен иметь сложную многоуровневую структуру использования систем ИИ и строиться на датчиках нового типа.

Статья [3] анализирует поведение системы поддержки навигации (Navigational Support System, NSS) в ситуациях предупреждения столкновений судов, управляемых ИИ. С использованием инструмента поддержки принятия решений в навигации (Navigational Decision Support Tool, Navdec), в [3] приведено сравнение полученных в лабораторных условиях решений, принятые Navdec, с решениями опытных капитанов судов. Анализ экспериментальных результатов предлагается в качестве основы для внедрения системы поддержки навигации NSS в практическую навигацию.

Авторы [4] отмечают, что из-за коммуникационных ограничений в водной среде и сложностей полного картографирования среды разворачивания, существуют параллели между требованиями и выгодами использования автономии в морских и космических робототехнических системах. Автономные волновые глайдеры обычно используются на протяжении длительных периодов, с миссиями, измеряемыми в тысячах километров и сотнях дней (например, 7400 км за 221 день, см. [5]). Глайдеры являются относительно простыми и низкопотребляющими поверхностными роботами. В [6] описаны автономные глубоководные подводные аппараты «Ягуар» и «Пума», которые были развернуты летом 2007 года на 85° северной широты в покрытом льдом Северном Ледовитом океане для поиска гидротермальных источников на глубине более 3.5 км. В [6] схематически представлены механическая конструкция, архитектура программного обеспечения, набор датчиков, и система навигации. Обсуждаются также проблемы разворачивания и возвращения аппаратов. В [6] отмечено, что успешная работа транспортных средств, находящихся подо льдом, требует двусторонней акустической связи, гибких стратегий навигации, резервного оборудования для определения местоположения и программного обеспечения, которое может справляться с различными типами сбоя. Важной особенностью является возможность управления автономным подводным аппаратом по низкочастотному и периодически работающему акустическому каналу. Преимущества использования ИИ в планировании работы подводных аппаратов продемонстрированы в [7, 8]. В [7] описаны эксперименты с несколькими транспортными средствами, работающими одновременно в воде, с использованием берегового автоматизированного планировщика. В [8] обсуждается автономное выполнение миссий подводными аппаратами с манипулятором. Для этого авторами [8] предложена структура автономного управления, которая объединяет различные дисциплины, включая мехатронику, определение местоположения, управление, машинное обучение и методы планирования. Результаты применения этой структуры продемонстрированы в экспериментах с аппаратом Girona 500 I-AUV в бассейне.

Улучшение учета характеристик волнения значительно влияет на океанские перевозки, морское рыболовство и инженерные решения, особенно в полярных регионах. В настоящее время активно развиваются методы прогнозирования высот волн, включая полевые измерения, численное моделирование, физические модели и аналитические решения с использованием ИИ. В [9] для прогнозирования высоты волн с использованием данных о характеристиках полярных западных ветров представлен алгоритм на ос-

нове глубокого обучения с долговременной краткосрочной памятью (Long Short-Term Memory, LSTM) [10], предназначенный для прогнозирования высоты волны с использованием данных от четырех волновых буев, развернутых в полярных западных широтах в течение двух с половиной месяцев.

Применение алгоритмов ИИ для управления движением судов обсуждается и в [11]. Анализируются такие задачи, как: обнаружение судов; установление связи и получение необходимых данных о каждом судне; управление движением судов на основе радиолокационного и визуального контроля, радиообмена; контроль соблюдения установленных путей, скоростей и дистанции между судами, а также навигационной и другой информации для обеспечения движения судов; передача информации судам для предотвращения аварийных ситуаций, случаев нарушения правил плавания, смещения со штатных мест навигационного оборудования, осуществление поддержки в аварийных ситуациях; посылка обязательных для выполнения судами указаний, которые касаются очередности, маршрута и скорости движения, мест якорной стоянки; выдача информации о положении судна при радиолокационной проводке; получение информации от гидрометеорологических служб с последующей передачей её на суда, а также использование этой информации при выработке указаний о режиме движения, и других подобных функций.

В [12] представлена запущенная в 2014 г. канадским правительством в рамках инициативы «Система безопасности танкеров мирового класса» (World Class Tanker Safety System, WCTSS), как стратегическая основа для морских перевозок в Арктике, концепция Северных морских транспортных коридоров (Northern Marine Transport Corridors (NMTCC)). С 2016 г эти коридоры являются ключевыми для канадской географической информационной системы «Инструмент планирования приоритетов» (Priority Planning Tool, CPPT). В рамках Программы правительственных инициатив (GRIP) Канадского космического агентства, с помощью визуальной интерпретации спутниковых снимков и автоматического обнаружения с использованием ИИ выявлено несколько потенциальных опасностей для навигации, которые ранее не были нанесены на карты. В [12] изучаются два подхода к ИИ с использованием методов глубокого и машинного обучения: классификация на основе сверточных нейронных сетей (convolutional neural network, CNN) и основанной на посторении дерева решений случайного леса (random forest, RF-based) классификации, см. [13, 14]. В исследовании изучается эффективность двух моделей для выявления отмелей на

спутниковых снимках Sentinel-2 и WorldView-2. Результаты показывают, что как модели CNN, так и RF способны обнаруживать отмели с точностью от 79% до 94% на двух исследуемых участках; однако изображения WorldView-2 дают результаты с более высокой точностью и меньшим количеством ошибок пропуска. Следующим этапом этого проекта предполагается систематическое сканирование всех судоходных водных путей Канады с использованием данных о наблюдении за судами. Поскольку водные пути также динамичны, целью разработанного подхода на основе ИИ будет планирование ежегодных анализов судоходных вод Канады с использованием актуальных данных о наблюдении за судами. Из [12] следует, что все еще существуют важные ограничения в реализации полностью автоматического подхода с использованием ИИ.

В статье [15] разрабатывается проект мониторинга утечек нефти на морской поверхности с использованием дронов, оснащенных оптическими датчиками и ИИ. Система мониторинга, состоящая из отдельных аппаратных и программных комплексов (Separate Hard and Soft Frameworks, HSFW), включающих подсистемы HSFW1, HSFW2 и HSFW3. HSFW1, автономно мониторит нефтяные пленки с использованием компьютерного зрения. Комплекс HSFW2 идентифицирует нефтепродукты с использованием лазерно-индуцированной флуоресценции, а HSFW3 управляет навигацией дронов. Описаны элементы ИИ и аппаратные системы этих комплексов для решения проблем обнаружения загрязнения поверхности моря. При создании системы была проведена процедура глубокого обучения на реальных изображениях морских топливных пятен, обнаруженных в разное время в прибрежной зоне залива Петра Великого, выполнена разработка элемента ИИ для автономной сегментации и классификации пятен.

В [16] отмечается, что при морской навигации человеческий фактор часто становится причиной катастроф и инцидентов по всему миру, и в этой области активно разрабатываются решения по замене человека на алгоритмы ИИ. Применение систем помощи в принятии решений на основе глубокого машинного обучения не ограничивается только помощью в маршрутизации, но также призвано обеспечить снижение рисков и помочь предотвращать столкновения в море. Для этого в [16] предлагается применять методы машинного обучения на основе правил (Rule-Based Machine Learning) – унифицированных правил, регулирующих порядок выполнения тех или иных процедур при плавании в море. В статье дан анализ проблем внедрения таких решений и перспектив автоматизации судоходства в

целом.

Анализ проблемы безопасности плавания при дистанционном управлении автономными судами представлен также в обзорной статье [17], где показано что: активную роль в обеспечении безопасности судна играют операторы, реализующие управление; системно-теоретический анализ процессов и байесовские сети являются наиболее распространенными инструментами оценки возникающих при этом рисков; задачи, решаемые операторами центров управления на берегу, требуют новых компетенций и обучения. Дополнительные риски возникают из-за увеличения числа операций по взаимодействию человека с ИИ в критически важных для безопасности плавания случаях. Поэтому разработка процедур взаимодействия между человеком и ИИ требует балансировки их взаимного влияния. Необходимо обеспечивать согласование качества управления с безопасностью (устойчивостью), технических ограничений с человеческими способностями и ожиданиями, а также автономности решения машинных задач с контролем со стороны человека.

Основные тенденции создания полностью автономных и дистанционно управляемых судов, а также интеллектуальных систем на водном транспорте изложены в [18], где подчеркивается необходимость использования систем ИИ для обеспечения беспилотного и автономного судоходства.

Морские автономные надводные суда (МАНС, англ. – Maritime Autonomous Surface Ships, MASS) привлекли значительное внимание благодаря возможности отслеживания траекторий, управления и обеспечения осведомленности о ситуации. Статья [19] посвящена высокоуровневому планированию миссий и разработке их планировщика на основе алгоритма Graphplan. Интегрированный с системой навигации и управления судна планировщик генерирует эффективные последовательности действий для выполнения различных задач.

В обзорной статье [20] отмечено, что скорость развития и внедрения технологий ИИ не оставляет выбора предприятиям в решении вопроса, каким путем и в каком направлении развивать свои компетенции: если в обозримом будущем ИТ-компания, работающие на рынке морских систем и услуг, не смогут предложить заказчикам решение их проблем на базе систем ИИ, то их продукция окажется неконкурентоспособной и невостребованной, а судовладельцы, не внедряющие решения на базе технологий ИИ, будут ограничены в управлении флотом и предоставлении услуг заказчикам.

Авторы [21] исследуют рой подводных роботов, фокусируясь на вопросах обеспечения взаимодополняющего сотрудничества роботов для функционирования в группе. Рассмотрены различные режимы сотрудничества: контроль формирования роя; распределение задач; планирование пути; обход препятствий; контроль поведения роя в целом. Отмечается, что для достижения более эффективного сотрудничества между подводными роботами ключевыми являются такие факторы, как гетерогенное многоисточниковое восприятие, совместная коммуникация и навигация, слияние информации и принятие решений. Сотрудничающий ИИ, включающий метаэвристические алгоритмы, методы глубокого обучения и методы распределенного обучения, позволит существенно улучшать взаимодействие подводных роботов в рое.

В [22] рассматривается проблема создания динамической системы с тремя степенями свободы для моделирования динамики в море перемещений поста управления на основе платформы Стюарта с использованием искусственной НС типа «многослойный персептрон» (Multi-Layer Perceptron, MLP), исключившей присущую стандартной схеме временную задержку в 1200 мс в описании исследуемого процесса. Разработан алгоритм прогнозирования с использованием среды Matlab/Simulink и инструмента реального времени ОРС. При этом ИНС используется для прогнозирования угла поворота виртуальных серводвигателей, моделирующих движения палубы. Прогнозирующий регулятор позволил уменьшить задержки до 50 мс и улучшить качество управления, что привело к возможности отслеживать моделируемый сигнал в режиме реального времени.

Обзор методов инерциальной навигации автономных необитаемых подводных аппаратов (АНПА) на основе глубокого обучения, включая последние достижения и тенденции развития представлен в [23]. В этой статье отмечено, что модели глубоких НС могут быть использованы для уменьшения шума и дрейфа инерциальных датчиков, а также для интеграции данных инерциальной навигационной системы (ИНС) с данными других датчиков. Кроме того, эти модели позволяют предсказывать и уменьшать погрешности инерциальной навигации во время длительных погружений.

Использование достижений в области ИИ и технологий информационной связи позволяют создавать на базе классических типов управляемых человеком транспортных средств на суше, в воздухе и на море, беспилотные транспортные средства (БТС), которые функционируют без вмешательства человека. В частности, беспилотные морские транспортные сред-

ства (БМТС) обладают потенциалом выполнять морские задачи, недоступные для обитаемых транспортных средств, снижать риски трудозатрат и уменьшать энергетические требования для выполнения миссий и получения экономической выгоды. Целью обзора [24] являлся анализ тенденций развития БМТС в прошлом и в настоящее время, а также обсуждение перспектив их будущего совершенствования. Развитие БМТС было относительно поздним по сравнению с развитием БТС, используемых на суше и в воздухе, из-за неблагоприятных условий эксплуатации БМТС. В [24] подчеркиваются проблемы развития БМТС, особенно во враждебных средах, и необходимость дальнейшего совершенствования технологий связи (в том числе – звуковой), сетевых технологий, навигации, а также технологий многозадачного планирования миссий для повышения интеллекта БМТС. Кроме того, в обзоре подчеркивается важность внедрения технологий ИИ и машинного обучения в БМТС для повышения их автономности и способности выполнять сложные задачи.

Автономные транспортные средства используют различные технологии интернета вещей (Internet-of-Things, IoT). В [25] предложена OpenBoat – система автоматизации с использованием «ИИ вещей» (AI of Things, AIoT) для парусных судов с автономным мониторингом окружающей среды, и функциональный прототип F-Boat. F-Boat содержит стратегии управления, коммуникационную инфраструктуру, вычисления с помощью ИИ и модульную поддержку для мониторинга водных экосистем и навигации. Полевые эксперименты в заливе Гуанабара (Бразилия) показали функциональность прототипа и возможности автономного парусника, позволяющие ему собирать и передавать данные о различных параметрах окружающей воды, таких, например, как температура, pH, мутность, соленость.

Авторы [26] предлагают интеллектуальную методологию навигации морских автономных надводных кораблей (MASS) с использованием алгоритмов вероятностной дорожной карты (Probabilistic Roadmap, PRM) и оптимизации проксимальной политики (Proximal Policy Optimization, PPO) для автономной навигации и предотвращения столкновений. Дисциплинированное поведение, предписанное Международными правилами предотвращения столкновений на море (International Regulations for Preventing Collisions at Sea, COLREGs), учитывается при проектировании функции вознаграждения за безаварийное судовождение. Оценка с использованием движения судна в реальном времени и наборов моделирования экстремальных ситуаций столкновения демонстрирует эффективность предложенного

метода.

На основе 80 работ последних лет, в недавно вышедшей обзорной статье [1] представлены сведения о технологии используемых для судовождения нейронных сетей (НС). Отмечены работы по навигации судна по маршруту, охватывающие прогноз морского трафика и траектории движения судна, планирование маршрута (в том числе – поиск оптимального пути и предсказание траектории судна с учетом характеристик его движения и внешних возмущений). В обзоре [1] рассмотрено применение НС в решении задач судовождения, обнаружения морских объектов и их классификация, управление расхождением судов и комплексирование данных навигационных инерциальных навигационных (ИНС) и глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС). В [1] также дан анализ работ по кибербезопасности на море. Отмечено, что с повышением уровня цифровизации процесса судовождения уровень киберугроз только возрастает. Это же происходит и по мере появления судов-автоматов в связи с отсутствием на борту экипажа, который может оперативно парировать кибератаки. Более того, в этом случае видоизменяется и спектр борьбы с киберугрозами. В заключение обзора авторы [1] отмечают что к настоящему времени лишь при обнаружении и классификации судов и их расхождении сформировались устойчивые подходы к реализации соответствующих процессов: в первом случае в основном задействуются НС CNN-типа, во втором – DRL-процедуры. Также отмечено, что в тех редких случаях, когда качество работы НС оценивалось путем сопоставления с результатами, полученными посредством калмановской фильтрации, последняя обычно оказывается в проигрыше, но возможно, это вызвано проблемами авторов статей по НС с использованием калмановской фильтрации. В [1] обоснованно отмечено, что при комплексировании ИНС/ГНСС, существующая алгоритмика, не привлекающая ИИ-идей, в большинстве своем полностью удовлетворяет поставленным требованиям, хотя нейросетевой подход и продемонстрировал работоспособность основанных на нем процедур.

3 Искусственный интеллект в навигации БПЛА

В последние годы возрастает интерес к беспилотным летательным аппаратам (БПЛА), которые способны выполнять различные гражданские и военные миссии, такие, например, как разведывательные операции, ликвидация последствий бедствий, приграничное наблюдение, доставка различ-

ных грузов, наблюдение за окружающей средой, и это перечисление далеко не полное. БПЛА работают в условиях значительной неопределенности об окружающей среде и обстановке, они должны функционировать автономно в течение продолжительного времени. Отсутствие пилотов в операциях с БПЛА усложняет управление, требуя от их системы управления автономной интерпретации и реагирования на изменения состояния окружающей среды. При этом основные сложности связаны с обеспечением безопасности и надежности, что требует усовершенствований по сравнению с пилотируемыми воздушными средствами, включая способность автономно справляться с отказами систем.

В статье [27] рассматриваются методы управления полетом БПЛА на основе систем компьютерного зрения (Computer Vision Systems, CVS) и алгоритмов ИИ для решения задач обеспечения точной навигации, посадки, и наведения. Показано, что такая интеграция даст возможность значительно улучшить качество управления и надежность функционирования БПЛА в динамичных и сложных условиях.

Концепция интеллектуальной навигации БПЛА с использованием алгоритмов глубокого обучения с подкреплением (Deep Reinforcement Learning, DRL) для минимизации энергопотребления при эффективном планировании зондирования подвижных целей предложена в [28].

Управление формациями роев БПЛА является сложной задачей в локальных системах навигации из-за трудностей в обеспечении их относительного позиционирования. В [29] предлагается стратегия формирования управления на основе компьютерного зрения, которая может быть реализована без использования внешней системы позиционирования. Для группы БПЛА, в [29] представлена иерархическая архитектура с использованием модифицированной стратегии «лидер-ведомый». БПЛА-лидер определяет и передает координаты ведомых БПЛА, в то время как ведомые вырабатывают свои управляющие воздействия для достижения желаемой формации роя. Локализация БПЛА на основе компьютерного зрения осуществляется с использованием алгоритмов глубокого обучения, таких как YOLOv7 [30] и DeepSORT [31]. В предложенной структуре предполагается, что траектория движения ведущего БПЛА (лидер) контролируется со стороны наземной станции. С помощью компьютерного зрения, лидер оценивает местоположение ведомых, тогда как ведомые вычисляют необходимые сигналы управления для сохранения формации с помощью своего бортового оборудования. Направленный граф коммуникационных связей определен как

множество соседей каждого БПЛА $N_i = j \in \nu : (i, j) \in \varepsilon$, где $\varepsilon \subseteq \nu \times \nu$ – набор пар. Закон управления формацией сформулирован в форме достижения консенсуса:

$$u_i = k_p \sum_{j \in N_i} (p_{ji} - p_{ji}^*), \quad (1)$$

$$\dot{e}_p = -k_p (L \otimes I_N) e_p, \quad (2)$$

где $e_p = p^* - p$; u_i – сигнал управления скоростью; k_p – коэффициент усиления; p_{ji} и p_{ji}^* – текущее и желаемое относительное положение; L , I_N – матрица Лапласа и единичная матрица, \otimes – знак произведения Кронекера. Работа предложенной стратегии управления была проверена моделированием и реальным полетным экспериментом пяти БПЛА. На основе пакета RflySim, см. [32], выполнено моделирование для проверки осуществимости предложенной концепции, а также проведена её верификация в процессе летных испытаний в реальных условиях с использованием роя из пяти квадрокоптеров. Результаты показали устойчивость позиционирования БПЛА на основе машинного зрения с погрешностью относительной локализации квадрокоптеров в пределах 0.3 м. Управление формацией роя без использования глобальных навигационных спутниковых систем (ГЛОНАСС, ГНСС) достигнуто с использованием монокулярной камеры и встроенных платформ ИИ, которые могут использоваться для групп БПЛА в различных сценариях.

Целью работы [33] является разработка автопилота БПЛА для управления скоростью и высотой полета с использованием системы электронного регулирования дроссельной заслонки (Electronic Throttle Control System, ETCS) и руля высоты, соответственно. Целями управления дроссельной заслонкой, скоростью и высотой является достижение широкого диапазона скоростей, повышение энергоэффективности, уменьшение расхода топлива и снижение выбросов вредных веществ. В разработке системы ETCS для управления положением дроссельной заслонки для обеспечения необходимого воздушного потока используется сервопривод. Для устойчивой работы автопилота применяются такие контроллеры на основе ИИ, как PD Fuzzy Logic, PD+I Fuzzy Logic, Self-Tuning Fuzzy Logic PID (STF-PID) и Fuzzy Logic Adaptive Sliding Mode Controller (FLSMAC). В [33] проведено их сравнение с использованием обычного ПИ-регулятора.

Известно, что при комплексировании данных, полученных от инерциальной навигационной системы (ИНС, INS) и ГНСС, не гарантируется

оптимальность/точность классического фильтра Калмана (ФК) при условии неизвестных статистических свойствах датчиков и существенно нелинейной динамике транспортных средств. Поэтому в [34] для таких ситуаций интегрирование данных ИНС и ГНСС оптимизируется на основе различных техник ИИ: НС и адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS). Предложенные подходы направлены на достижение высокой точности оценки состояния транспортного средства. В экспериментальных исследованиях, оценивается эффективность предложенных подходов ИИ, и достигаемая точность. В [34] установлено, что использование ANFIS с местоположением и скоростью транспортного средства в качестве входных данных обеспечивает улучшение их оценок для навигации.

В [35] анализируется управление при визуальной посадке мультикоптерного БПЛА с использованием обучения с подкреплением. НС, обученная в модельной среде, содержащей модели БПЛА с ПИД-регулятором, камеры и лазерного дальномера, который определяет направление движения БПЛА к целевой точке на земной поверхности. Обучение с подкреплением используется для выдачи команд ориентации по крену и тангажу в различных позициях. Полетные эксперименты показали, что с надлежащим образом спроектированным автопилотом и ИИ, обученным пилотированию, мультикоптерный БПЛА может достаточно точно направляться к земной цели.

Миниатюризированные роботы, такие как дроны, с навигационными способностями на основе ИИ, являются чрезвычайно сложными управляемыми устройствами с возможностями интеллекта вещей. В [36] представлены результаты демонстрационного испытания маршрутной системы для автономных нанодронов, способных к визуальной навигации на основе использования глубокой НС (Deep Neural Network, DNN). Для минимизации расхода электроэнергии реализована высокоэффективная схема выполнения параллельных вычислений. Система основана на процессоре GAP8, низко-энергопотребляющей камере и наноквадрокоптере Crazyflie 2.0¹, обеспечивает автономную работу глубоких НС полностью на борту.

Применение гибридных параллельных нейрорегуляторов для задач маневрирования и стабилизации мультироторных БПЛА рассмотрено в [37]. Авторами предлагается использовать методы нейроуправления для учета существенно нелинейной динамики БПЛА. Предложенный в [37] гибрид-

¹ https://greenwaves-technologies.com/gap8_mcu_ai/, <https://www.bitcraze.io/>

ный параллельный нейрорегулятор использует НС с радиально-базисными функциями и традиционный регулятор. Для оптимизации вычислений при обучении второго слоя сети нейрорегулятора, в качестве функции активации нейронов второго слоя выбрана нечетная кусочно-линейная функция из N сегментов. В [37] представлены результаты компьютерных испытаний с использованием микроконтроллера Миландр 1986BE91T (ARM Cortex-M3, 80 МГц), которые показали, что при стабилизации квадрокоптерного БПЛА по трем осям гибридный нейрорегулятор предоставляет лучшее качество управления, чем обычный, настроенный вручную, пропорционально-интегрально-дифференциальный (ПИД) регулятор, обеспечивая меньшее перерегулирование и время переходного процесса. При начальном отклонении квадрокоптера на угол $\varphi = 30^\circ$ обученный нейрорегулятор возвращает его к состоянию равновесия в среднем за время не более 0.6 с, в то время как ПИД-регулятору требуется для этого в среднем не менее 1.0 с. При начальном отклонении более чем на 30° ПИД-регулятор, по сравнению с нейрорегулятором, показал значительное перерегулирование.

Потребность в надежной автономности в операциях с БПЛА инспирирует работы по совершенствованию систем навигации и управления (Navigation and Guidance Systems, NGS). Последние достижения в области ИИ и создании компактных процессорных плат позволяют использовать ИИ для улучшения качества работы мобильных систем, что особенно важно для малых БПЛА. В [38] представлен обзор традиционных систем картографирования, размещаемых на БПЛА, включая такие аспекты, как архитектуру системы, методы выбора датчиков, алгоритмы комплексирования данных и стратегии по улучшению качества систем.

Автономная навигация в неизвестных средах остается сложной задачей для небольших БПЛА. В [39] предлагается планировщик пути на основе глубокой НС, позволяющий квадрокоптеру выполнять автономную навигацию. Для обучения используется модель марковского процесса принятия решений и глубокое обучение с подкреплением. Для улучшения интерпретируемости результата предлагается метод объяснения модели на основе атрибуции признаков. Генерируются текстовые и визуальные пояснения для помощи в понимании происходящего. Реальные летные испытания подтвердили надежность планировщика маршрута, обученного в симуляторе.

Монография [40] посвящена теории и практике беспроводных аэронavigационных сетей. В ней рассматриваются основы таких сетей, регуляторные изменения, самоорганизующиеся сети, работающие на основе ИИ,

и их различные приложения. В книге оцениваются передовые технологии беспилотных беспроводных сетей и обсуждаются потенциальные сценарии их использования и интеграции с технологиями самоорганизующихся сетей и алгоритмов ИИ. Рассмотрены вопросы распределенного позиционирования базовых станций для дронов, структуры внутренних радиопередающих каналов, минимизации энергопотребления для проектирования траекторий БПЛА, использования 3D MIMO (Multiple-Input Multiple-Output – многомерный вход, многомерный выход) технологии для беспроводной связи.

Многоуровневая архитектура, связывающая бортовой компьютер с автопилотом БПЛА и радиоприемником предложена в [41]. Эта архитектура позволяет получать доступ к таким данным, как измерения инерциальных датчиков, координаты ГНСС, видеопоток и команды оператора. Предложенная платформа действует как «киберпилот» и упрощает разработку решений, использующих алгоритмы компьютерного зрения и ИИ для автономных полетов.

Важной задачей является оснащение БПЛА датчиками для снижения потенциальных рисков столкновений во время выполнения миссий [42]. Среди возможных приложений БПЛА для гражданского использования, в [42] отмечается доставка грузов от двери к двери, помощь правоохранительным органам, оказание первой помощи и поддержка экстренных служб в городских районах. В этих задачах возникает риск столкновения БПЛА с препятствиями. Алгоритмы ИИ, которые отвечают за автономное управление БПЛА, проходят интенсивное обучение на самом транспортном средстве. Обучение позволяет ИИ развивать очеловеченное восприятие среды, в которой должен маневрировать БПЛА. Во время миссии это восприятие обнаруживает и локализует объекты в окружающей среде. На основе этого, в [42] предлагается работающий в реальном времени планировщик пути в трехмерном (3D) пространстве, направляющий БПЛА к его месту назначения по свободной от препятствий траектории. Он обладает эвристической способностью классического алгоритма A^* поиска маршрута [43, 44], который находит маршрут с наименьшей стоимостью, но в отличие от A^* , алгоритм [42] не требует хранения граничных узлов в памяти. Планировщик пути опирается на относительные положения обнаруженных объектов (препятствий), чтобы определить пути, свободные от столкновений. Этот планировщик использует достаточно простой алгоритм, позволяющий обеспечивать навигацию в реальном времени.

Многие исследователи работают над алгоритмами автономной нави-

гации БПЛА, от которых требуется перемещаться и выполнять задачи в зависимости от окружающей среды. В [45] подробно рассматриваются и классифицируются несколько подходов ИИ для этих целей. Обсуждаются основы, принципы работы и ключевые особенности различных оптимизационных и обучающихся подходов. Кроме того, выделяются характеристики, типы, модели навигации, и применения БПЛА для определения требований к реализации алгоритмов ИИ.

Успех большинства приложений IoT на основе БПЛА зависит от технологий ИИ, таких как компьютерное зрение и планирование маршрутов. В обзоре [46] отмечено, что текущая парадигма облачного ИИ часто не отвечает жестким требованиям к применению БПЛА. Одним из решений является применение ИИ на краю сети, при котором ИИ запускается на устройстве или на пограничных серверах рядом с пользователями, и тем самым, позволяет улучшить предоставление услуг IoT на базе БПЛА. В [46] представлен комплексный анализ влияния краевого ИИ (Edge AI), предполагающего обработку данных средствами ИИ внутри самого конечного продукта, а не в «облаке», на ключевые технические аспекты БПЛА (автономная навигация, управление формированием, управление энергопотреблением, безопасность и конфиденциальность, компьютерное зрение и связь) и на приложения (системы доставки, проверка гражданской инфраструктуры, сельское хозяйство, поисково-спасательные работы). В статье также рассматриваются проблемы внедрения краевого ИИ для БПЛА, извлеченные уроки, отмечается общая перспективность этого направления и применения его в ведущих мировых компаниях.

Новые приложения наномасштабных БПЛА с форм-фактором всего в несколько квадратных сантиметров связаны с безопасным взаимодействием с людьми в сложных сценариях, таких как мониторинг их деятельности или уход за людьми, в нем нуждающимися. Такая автономная функциональность должна быть достигнута при строгих ограничениях по грузоподъемности, емкости батареи и энергопотреблению (100 мВт). В [47] решается сложная задача, переходящая от восприятия к управлению: оценка и поддержание трехмерного положения нано-БПЛА относительно человека, пока он свободно движется в окружающей среде. Подход основан на называемой Frontnet глубокой нейронной сети (DNN) на основе зрения, разработанной для развертывания на параллельном ультра-низкомощном процессоре (Parallel Ultra-Low Power, PULP) на борту нано-БПЛА.

Полностью автономная система навигации БПЛА без ГНСС и беспро-

водной связи предложена в работе [48]. Областью применения этой системы является ведение боевых действий. Предложенный метод навигации интегрирует информацию, собранную разведывательной подготовительной группой (Intelligence Preparation for Battlefield, IPB) и группой интеллектуального наблюдения и разведки (Intelligence Surveillance Reconnaissance, ISR), а также данные с бортовых датчиков. Затем в нем применяется многосенсорное комплексирование с ИИ, планирование движения и принятие решений для успешного выполнения навигации. Интегрированный метод навигации используется для оценки концептуальной осуществимости автономной навигации без использования внешней навигационной системы и надежной работы БПЛА с ГНСС и беспроводными сигналами. Кроме того, для обеспечения надежной работы навигационной системы предложена система мониторинга состояния устройства с использованием распределенного агента мониторинга и алгоритмов ИИ. Архитектура системы имеет вид шестислойной структуры с функциональностью межслойного взаимодействия.

Городская воздушная мобильность (англ. – Urban Air Mobility, UAM) объединяет транспортные технологии, инфраструктуру, связь и управление воздушным движением. Требования к навигационным системам стали гораздо существеннее для выполнения безопасных операций в городских условиях, где эти системы уязвимы для кибератак. В [49] для решения проблем навигации в условиях городской среды предложен алгоритм визуальной одометрии на основе федеративного метаобучения для повышения точности оценки местоположения и динамической адаптации к различным средам. Каждое транспортное средство использует свои собранные визуальные данные в различных условиях полета для локального обучения собственной НС для работы во внутреннем контуре. Затем транспортные средства совместно обучают глобальную модель во внешнем контуре. Внутренний контур используется для обучения модели, специфичной для задачи, на основе локальных данных, а внешний – предназначен для извлечения общих черт из аналогичных задач и оптимизации адаптивности метамоделей навигации.

Взаимодействие с БПЛА через беспроводные коммуникационные сети (БКС) пятого поколения миллиметровых волн (5G) и через оптические БКС 6G затруднено по двум причинам: 1) более высокий уровень потерь, что означает, что БПЛА должны летать на более низких высотах, чтобы быть ближе к оборудованию пользователя; 2) сложности, свя-

занные с многоканальной и многовходовой антенной, которую необходимо интегрировать в БПЛА как активную воздушную базовую станцию. В [50] предложено оснащать БПЛА пассивными реконфигурируемыми интеллектуальными поверхностями (Intelligent Surface, RIS) для решения связанных с БПЛА проблем беспроводной связи в 5G/6G. В [50] разрабатывается планирование траектории БПЛА с оборудованием RIS (RIS-equipped UAV, RISEUAV), обеспечивающим воздушные службы прямой видимостью (Aerial LoS Service, ALoSS). ALoSS облегчает коммуникации между транспортными средствами (Vehicle-to-Vehicle, V2V) и транспортно-передающими средствами (Vehicle-to-Everything, V2X) в густонаселенных городских средах с Интернетом Транспорта (Internet-of-vehicles, IoVs). Для преодоления вычислительной сложности задачи оптимизации в [50] используются методы глубокого обучения с подкреплением на основе ИИ для эффективного решения проблем оптимальности и временной сложности.

Основные технические направления работы ОАО «Концерн «Гранит-Электрон» по модернизации и повышению эффективности БПЛА, начиная с устанавливаемых на нём систем информационного обеспечения полетной задачи, выбора параметров сложных звуковых сигналов комплексного зондирования, первичной и вторичной обработки эхо-сигналов, идентификации наблюдаемых объектов для увеличения помехозащищенности бортового оборудования, а также особенностей группового взаимодействия воздушных судов представлены в [51].

Обзор методов планирования движения БПЛА в условиях неопределенности дан в [52]. Анализируются основные источники неопределенности, возникающие при наведении БПЛА, и предлагаются практические методы для реализации автономного управления с использованием ИИ.

Обзор состояния развития БПЛА и их возможных применений в гражданском строительстве представлен в [53], где рассматриваются достижения в технологиях, связанных с БПЛА, в том числе аппаратные средства, программное обеспечение и интеллектуальные методы управления БПЛА. Приводится обзор потенциальных применений БПЛА при оценке сейсмического риска, на транспорте, в реагировании на чрезвычайные ситуации, управлении строительством, обследовании и картографировании местности, мониторинге и оценке наводнений.

В обзорной статье [54] на основе 121 публикации, охватывающих 2000–2023 гг., представлены такие направления работ по применению ИИ для управления движением БПЛА и космических аппаратов (КА), как пла-

нирование миссий (например – совместный поиск целей в географической области децентрализованными агентами); для гражданского строительства и сельского хозяйства; для космических систем (как построение роя наноспутников при децентрализованном управлении ими), а также планирование траекторий и предотвращение столкновений. Рассмотрено и применение ИИ для таких сопутствующих задач как обеспечение надежности и автономности БПЛА, и, кроме того, для организации памяти и выполнения вычислений и связи на борту БПЛА.

В работе [55] обсуждаются методы взаимодействия между ИИ и БПЛА, определяются множественные характеристики и классы БПЛА, объясняются используемые ими модели навигации и подробно описывается широкий спектр выполняемых задач.

4 Искусственный интеллект в космических навигационных системах

Системы, основанные на использовании ИИ, находят применение как в задачах навигации самих космических аппаратов, так и при использовании спутниковых систем (ГЛОНАСС, ГНСС) при навигации пилотируемых и беспилотных летательных аппаратов, судов, и наземных транспортных средств. Эти две области применения ИИ рассмотрены в следующих подразделах.

4.1 Навигация космических аппаратов с применением ИИ

В настоящее время малые спутники являются ключевыми инструментами в проведении технологических операций на орбите (On-Orbit Operations, O3), таких как инспекция и обслуживание космических аппаратов (КА), сборка их на орбите и в перспективе – удаление космического мусора. Обзор [56] посвящен задачам робототехники с применением ИИ на орбите с использованием малых спутников будущего поколения. В нем представлены публикации по технологиям робототехники и автономных систем (Robotics and Autonomous Systems, RAS), которые обеспечивают робототехнику O3 на платформах малых спутников. Обсуждаются такие ключевые темы RAS, как восприятие, наведение, навигация и управление (Guidance, Navigation & Control, GNC), микрогравитационная мобильность и мобильное манипу-

лирование, а также автономия в контексте соответствующих уже выполненных и будущих запланированных миссий.

В обзоре [57], содержащем 270 ссылок, рассматривается использование традиционных методов ИИ в различных областях космических миссий, без углубления в формальные методы. Рассмотрены некоторые биоинспирированные алгоритмы ИИ, выделены потенциальные области их применения, рассмотрены некоторые важные юридические вопросы, возникающие при использовании ИИ в космосе. Отмечено, что традиционные навигационные алгоритмы на основе компьютерного зрения сильно зависят от внешних условий, включая условия освещённости и неопределённость окружающей среды. Благодаря способностям к обобщению и гибкости, глубокие НС (и искусственные интеллектуальные нейросетевые алгоритмы в целом) являются эффективными средствами для устранения таких недостатков навигационных алгоритмов. Особое внимание в [57] уделяется методам машинного обучения (Machine Learning, ML), имеющим многочисленные применения в автономной навигации, мониторинге состояния КА и оперативном управлении группами спутников. В [57] рассмотрено использование традиционных методов ИИ в различных видах космических миссий, а также рассмотрены некоторые биоинспирированные алгоритмы ИИ. Обращается внимание на серьезные правовые трудности, возникающие в связи с зависимостью от ИИ и его использованием в космосе. В [57], как приоритетные, выделены такие области применения как «Интернет космических вещей» (Internet of Space Things, IoST), спутниковая связь и безопасность данных КА.

Обзор [58], имеющий 96 ссылок, относится к системам навигации на основе компьютерного зрения для точной лунной посадки. Применяется сверточная НС обнаружения объектов (Object Detection Convolutional Neural Network, ODN) с использованием метода обучения с учителем. Одновременно сверточная НС используется для извлечения характерных признаков наблюдаемых кратеров, которые затем обрабатываются стандартными алгоритмами обработки изображений для получения псевдоизмерений, используемых навигационным фильтром. Получено, что описанная методика обнаружения кратеров устойчива к помехам, изменениям качества изображения, и имеет преимущество по скорости работы по сравнению с классическими методами, ср. [59].

Анализ текущего состояния использования ИИ для управления, навигации и контроля состояния КА по данным на 2022 г. представлен в [60].

Отмечено, что разработка алгоритмов ИИ для целей ГНСС с улучшенной и надежной функциональностью в значительной степени зависит от моделей, используемых для алгоритмов ГНСС. Это связано с тем, что использование алгоритмов ИИ часто требует от разработчика обучения своих алгоритмов на обучающих примерах (наборах данных) с применением алгоритмов обучения с учителем (Supervised Learning, SL). Алгоритмы ГНСС могут использоваться для предоставления алгоритмам ИИ необходимых наборов данных для обучения.

Работа [61] посвящена процессу обслуживания на орбите (In-orbit servicing, IOS) КА. Основное внимание уделяется синхронизации движения для корректировки положения космического корабля-преследователя, оснащенного роботизированным манипулятором с семью степенями свободы, таким образом, чтобы его рабочий элемент оставался неподвижным по отношению к точке захвата при условии что «цель» не участвует в выполнении операции и находится в состоянии свободного движения. Для этого исследуются такие стратегии адаптивного управления как планирования усилия и применение ИИ в виде обучения с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) для настройки коэффициентов пропорционально-дифференциального регулятора.

В [62] оцениваются три альтернативных подхода к управлению отслеживанием и синхронизацией КА (Tracking Control and Synchronization, TCS), включая методы TCS без применения ИИ, методы TCS с поддержкой ИИ и комбинированные методы TCS. Предлагается гибридная модель, содержащая новую модель для определения весов многокритериального алгоритма принятия решений и интервальные нечеткие множества на основе комбинированного решения компромисса (IT2FSs-CoCoSo) для решения проблемы TCS. Проводится сравнительный анализ для демонстрации качества работы предложенной гибридной модели. Представлены примеры применимости и эффективности предложенного метода для выбора альтернативных подходов к TCS на основе десяти различных подкритериев, сгруппированных по трем основным аспектам, включая аспекты сложности, операционные аспекты и аспекты эффективности. Согласно результатам исследования [62], комбинация методов с применением ИИ является выгодной альтернативой, а методы без применения ИИ уступают им в эффективности.

Авторы [63] отмечают, что определение орбиты наблюдаемых космических объектов только по углам затруднено из-за отсутствия измерений

дальности. Для решения этой проблемы в [63] разработан метод, использующий преимущества НС на основе радиальных базисных функций (Radial Basis Function Neural Network, RBFNN). С этой целью разработана нелинейная модель отображения измерений угла прямой видимости на начальные относительные орбиты, построенные RBFNN. Приводятся численные результаты для модели, построенной на основе измерений прямой видимости (line-of-sight, LOS) и относительной орбиты. Показано, что достигнуто быстрое определение относительной орбиты на основе разреженных измерений только углов со средней погрешностью оценки орбиты около 0.08% расстояния между наблюдателем и целью. Предложенный метод также протестирован с помощью набора численных моделей для случаев низкой околоземной орбиты. Изучена чувствительность точности решения к частоте и диапазону измерений. Получено, что большее количество измерений и более длинная дуга приведут к более высокой точности. Приведены и результаты сравнения с представленным в [64] методом, основанным на НС обратного распространения (Back Propagation Neural Network, BPNN).

Как отмечено в [65–67], исследование космоса и далёких планет невозможно без привлечения ИИ. Недавно вышедшая обзорная статья [67] посвящена преобразующей роли т.н. «объяснимого искусственного интеллекта» (ОИИ, англ. – Explainable Artificial Intelligence, XAI) для различных аспектов космических миссий: от анализа спутниковых изображений до планетологии и взаимодействия человека и ИИ. Авторами [67] рассматривается эволюция ИИ в космической науке и становление ОИИ как критически важной области. Три тематических исследования иллюстрируют практическое применение ОИИ в космической науке: мониторинг вырубки лесов при наблюдении за Землей, содействие открытиям в планетологии и расширение взаимодействия человека и ИИ в космических миссиях. Эти примеры показывают, как ОИИ повышает прозрачность и надежность, а также обеспечивает более эффективное принятие решений. В [67] также рассматриваются новые технологии ОИИ и их потенциал для революционных изменений в космической науке. Согласно [67], интеграция ОИИ, взаимодействия человека и ИИ, достижений в области обработки естественного языка и квантовых вычислений, является ключевым трендом в проведении космических исследований. Необходимость объяснимости в ИИ возникает из понимания и доверия к этим системам, обеспечения прозрачности, надежности и этической обоснованности их решений, см. [68, 69].

В обзоре [70] рассматриваются различные методы ОИИ, включая

независимые от модели подходы, такие как локальные интерпретируемые модельно-независимые объяснения (Local Interpretable Model-agnostic Explanations LIME), аддитивные объяснения SHapley (SHapley Additive exPlanations, SHAP), см. [71], внутренние методы – такие как деревья решений, и обобщенные аддитивные модели. Также обсуждаются инструменты визуализации для ОИИ, включая графики важности признаков и тепловые карты, демонстрирующие их роль в повышении интерпретируемости и применимости решений ИИ.

4.2 Использование ИИ для навигации объектов на основе спутниковых навигационных систем

В [72] отмечено, что наземные транспортные средства в основном полагаются на ГНСС для определения своего местоположения с постоянной точностью. Однако приёмники ГНСС могут часто сталкиваться с перебоями в работе ГНСС в городских районах, где спутниковые сигналы блокируются. Для решения этой проблемы ГНСС обычно комбинируется с инерциальными датчиками, установленными внутри транспортного средства для получения надёжного навигационного решения, особенно в периоды перебоев в работе ГНСС. В [72] представлен метод интеграции ИНС и ГНСС в режиме реального времени для автомобильной навигации с использованием НС с радиальными базисными функциями (Radial Basis Function Neural Network, RBFNN) основанный на прогнозировании ошибки положения, вырабатываемой ИНС от истинного, и непрерывного её устранения. Показаны результаты применения метода, по которым, с целью уменьшения вычислительной нагрузки, предлагается заменить ФК на RBFNN, и при этом данные о скорости от обеих систем не объединяются. Для оценки эффективности предлагаемого метода, выполнено его сравнение с традиционными, преимущественно основанными на калмановской фильтрации, методами. Данные ИНС/ГНСС обеих траекторий обработаны с помощью программного обеспечения AINS¹, которое обеспечивает реализацию ФК с 15 состояниями. Для обеспечения достоверного сравнения при слиянии данных ИНС/ГНСС на основе ФК, использовались только обновления ГНСС-координат. Как показано в [73], ФК может работать адекватно при сбоях ГНСС длительностью до 80 с для данных траектории Лавалья. Для достоверного сравнения с опубликованными данными, в [72] проведен ана-

¹ Mobile Multisensor Research Group, Университет Калгари, Канада, <https://live-ucalgary.ucalgary.ca/research/mms-geomatics/home-mmss>

лиз на основе RBFNN во время точно таких же сбоев ГНСС. Чтобы учесть такие относительно длительные сбои ГНСС, использован размер окна 40 с. Дополнительно, в [72] ставится задача обучения RBFNN и прогнозирования ошибки положения ИНС в реальном времени. В результате авторами продемонстрирована ошибка определения положения около 2 м.

Хотя фильтры Калмана (ФК) широко используется в качестве основной схемы интеграции данных ГПСС и ИНС, известно что основанные на нем методы имеют определенные ограничения, связанные с накоплением погрешности определения местоположения при пропадании сигнала ГПСС (см, напр. [74]). Поэтому в [75] рассматривается возможность внедрения искусственных НС для разработки альтернативной схемы интеграции ИНС/ГПСС – *интеллектуального навигатора*, служащего для навигации и определения положения наземных транспортных средств. В статье предпринята попытка исследовать внедрение методологий искусственных НС для разработки интеллектуального навигатора как альтернативной схемы интеграции ИНС/ГПСС для общих приложений навигации и позиционирования наземных транспортных средств. Результаты испытаний на реальных транспортных средствах продемонстрировали возможность использования сохраненных навигационных данных для предоставления достоверной информации о местоположении в режиме реального времени для автономной навигации на основе ИНС в течение до 20 минут с погрешностью менее 16 м (по сравнению с 2.6 км в случае ФК). При относительно коротких по длительности сбоях ГПСС, ФК превосходил интеллектуальный навигатор при сбоях длительностью до 30 с. Напротив, интеллектуальный навигатор превосходил ФК при продолжительности сбоев ГПСС до 90 с. В последнем сценарии среднее улучшение эффективности интеллектуального навигатора достигло 60%. Результаты [75] свидетельствуют о возможности использования интеллектуального навигатора в качестве основного алгоритма для интегрированных систем навигации наземных транспортных средств с использованием ИНС/ГПСС.

В [76] существующие методы фильтрации для оценок положения объединены с математическими методами, адаптирующими свои модели с течением времени или по выборкам. Показано, что с добавлением методов обучения и методов фильтрации удобство использования интегрированных устройств может быть улучшено без дополнительных затрат для разработчика или производителя. Продемонстрированы два отдельных результата для интеллектуальной компенсации в сочетании с нечетким монитором

надежности. Первый вариант показал, что в худшем случае прогнозы расширенного ФК (Extended Kalman Filter, EKF) могут быть использованы с минимальным ухудшением исходных прогнозов на 2%. По мере сходимости интеллектуальной компенсации нечеткая система использовалась для настройки весового коэффициента между двумя наборами фильтров, что позволило повысить точность горизонтального позиционирования интеллектуальной компенсации еще на 20%. Второй интеллектуальный подход к решению проблемы калибровки и моделирования заключался в использовании адаптивной обратной связи к внутренним параметрам фильтра, основанной на относительной разнице оценок состояния. Алгоритм обучения с подкреплением использовался для изменения априорных параметров системы и матриц шума измерений в слабо и сильно связанных расширенных ФК. Разработана модель настройки параметров таким образом, чтобы минимизировать показатель качества, который взвешивал точность и согласованность оценок положения фильтра. Этот тип алгоритма относительного обучения мог сформировать собственную модель настройки, а затем использовать ее для получения наилучших результатов с точки зрения оценок положения.

Космические аппараты (КА) выполняют исследовательские задачи, являясь связующим узлом сети «Космос-Земля» и нуждающимся в хорошей навигации. В [77] предложено использовать камеры, установленные на зондирующих спутниках для общего сканирования элементов поверхности с постобработкой ИИ, и масс-спектрометр. Это оборудование должно анализировать химический состав поверхностей, линии магнитного поля и излучение материалов, обнаруживать горные породы и газовые элементы, а также определять характеристики поверхности и т. д. В [77] обсуждается, как разработать архитектуру физической платформы межпланетного интернета с наблюдениями и измерениями «Космос-Земля». Спутник, вращающийся вокруг небесного тела, станет сенсорным узлом, а также передатчиком данных и системой зондирования оценки местоположения в качестве основы для системы межпланетного интернета.

В [78] предложен способ навигации внутри и снаружи помещений, основанный на объединении спутниковой навигации с инерциальным измерительным блоком (ГНСС-ИНС), цифрового барометра, магнитометра-компас и модели движений человека, обрабатываемой методами ИИ, которые формируют адаптивную систему на основе знаний (knowledge-based system, KBS). Эта система обучается во время доступности сигнала GPS

и используется для поддержки навигации при его отсутствии. Для навигации внутри помещений предлагается дополнительно использование датчика Flash LADAR, объединение изображения которого с данными ИНС упрощает реализацию линейного алгоритма выявления статических особенностей двух изображений и оценки погрешности.

В [79] рассмотрено создание цифровой модели рельефа (ЦМР, англ. – Digital Elevation Model, DEM) земного ландшафта. Ландшафты моделируются по их RGB-изображениям дистанционного зондирования и через соотношение между двумя областями как функцию перевода одного изображения в другое. Изучены подходы к обучению аппроксимации этой функции с помощью методов глубокого обучения, условно-генеративно-сопоставительных сетей (Conditional Generative Adversarial Networks, CGAN) для создания ЦМР, обусловленной только соответствующим ей RGB-изображением. В основном, эффективность полученных моделей подтверждена в [79] качественно, но дан и некоторый количественный анализ. Отмечено, что описанный в [80] перевод изображений в другие с помощью условно-сопоставительных сетей может действительно начать улавливать базовую связь между изображениями дистанционного зондирования и ЦМР по сравнению с другими рассмотренными методами. Этот метод, в отличие от многих других, может давать правдоподобные результаты на невидимых данных и улавливать сложную структуру рельефа поверхности, создавая резкие и сложные текстуры. Результаты [79] демонстрируют способность фреймворка CGAN направлять обучение сети U-net [81] таким образом, чтобы максимально использовать её пропускную способность, не скатываясь к простому, но неудовлетворительному решению сглаживания поверхности. Отмечено, что метод [79] не превосходит другие современные методы, но требует лишь части данных для работы после обучения.

В [82] решается задача повышения точности позиционирования ИНС в случае, когда во время движения транспортного средств ГНСС временно нестабильна. На первом шаге более точные измерения достигаются с помощью кубатурного фильтра Калмана для оценки вектора ошибок высокой размерности, который состоит из трех углов ориентации и их скоростей ИНС, трех географических координат, смещения акселерометра и гироскопа. Пока ГПСС доступна, сверточная НС (Convolutional Neural Network, CNN) с управляемым рекуррентным блоком (Gated Recurrent Unit) работает в режиме обучения, получая на вход многомерный массив данных от датчиков движения. Во время отключения ГПСС, НС работает в режиме

прогнозирования приращения положения в пространстве, быстро извлекая многомерные последовательности и моделируя временные ряды. В стратегии обучения в реальном времени используется информация о состоянии движения транспортного средства. Предложенный алгоритм значительно снижает дисперсию ошибок навигации, даже при длительном отказе ГПСС

Похожая задача интегрированной ГПСС-ИНС навигации с нестабильным сигналом для автономной системы управления поездом рассмотрена в [83]. Фильтрацию данных от ИНС предлагается выполнять с помощью инвариантного расширенного фильтра Калмана (IEKF), поскольку он определяет право-инвариантную ошибку состояния системы, а также имеет улучшенную сходимость и большую стабильность в наблюдаемости. Все же, IEKF предполагает постоянными ковариацию шума процесса и измерения, что ограничивает точность фильтра и не подходит для навигации в изменяющейся внешней среде. В [83] предложено использовать сверточную НС (CNN-LSTM) для преодоления нестабильности сигнала ГПСС и динамической настройки матрицы ковариации шума, генерирующей псевдонavigационный сигнал. Точность генерируемого НС псевдосигнала улучшается путем ее обучения при включенном ГПСС, тогда как режим прогнозирования работает при недоступном ГПСС. CNN используется для извлечения признаков и измерения ковариации шума. Также, изменение скорости и положения поезда во времени учитывается с помощью LSTM (см. [10]). Предлагаемая архитектура сети состоит из двух слоев CNN, двух слоев LSTM и двух полностью связанных слоев, принимая данные инерциальных датчиков ИНС в качестве входных данных. Параметры шума процесса и шума измерения выводятся из выходных данных двух полностью связанных слоев. Модель кинематики содержит измеренные акселерометром и гиометром высоту, крен и курс поезда. Состояние системы и измерения описываются следующими уравнениями в дискретном времени:

$$\begin{cases} x_{k+1} = F_{k|k-1}x_k + G_{k|k-1}w_k, \\ y_k = H_kx_k + n_k, \end{cases} \quad (3)$$

где x_k – оцениваемое состояние, $w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k)$ and $n_k \sim \mathcal{N}(0, R_k)$ – гауссов шум процесса и измерений, Q_k and R_k – ковариационные матрицы, y_k – вектор измерений, H_k – матрица измерений. Процесс обновления IEKF состоит из стадии прогнозирования (P) и коррекции (K), описываемых

соотношениями:

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k,k-1} &= F_{k|k-1}\hat{x}_{k-1}, \\ \hat{x}_k &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k(y_k - H_k\hat{x}_{k|k-1}), \\ P_k &= (I - K_k H_k)P_{k|k-1}, \\ P_{k|k-1} &= F_{k|k-1}P_{k|k-1}F_{k|k-1}^T + G_{k|k-1}Q_kG_{k|k-1}^T, \\ K_k &= P_{k|k-1}H_k^T(H_kP_{k|k-1}H_k^T + R_k)^{-1},\end{aligned}$$

где $\hat{x}_{k|k-1}$ – оптимальная оценка, полученная в эпоху k с использованием оценки предыдущей эпохи, $F_{k|k-1}$ – матрица перехода состояния системы, \hat{x}_{k-1} – оптимальная оценка в предыдущий момент. $P_{k|k-1}$ – ковариационная матрица ошибок, матрица $G_{k|k-1}$ – якобиан шума измерений, а K_k – коэффициент усиления ФК.

В [84] разработана стратегия обеспечения непрерывной интегрированной навигационной системы с минимальным временем запаздывания при переходе робота или человека от открытых пространств к закрытому помещению. Предлагается анализировать значение плотности несущей/шума (C/N_0) сигнала ГНСС и количество доступных спутников ГНСС для понимания в какой среде находится приемник (пользователь). Анализ предполагает ввод записанных данных ГНСС, извлечение признаков и классификацию. В результате такие методы машинного обучения как логистическая регрессия для обнаружения перехода между средами по образцу перехода сигнала более надежны и дают практически стопроцентную точность, чем использование силы сигнала датчиков освещенности, Bluetooth, Wi-Fi, магнитометр или ГНСС, поскольку присутствует зависимость от емкости их аккумулятора.

В [85] отмечено, что пространственное разрешение спутниковых снимков для многих задач может оказаться недостаточным, в то время как БПЛА обеспечивают его в диапазоне нескольких сантиметров или даже миллиметров. Одной из намеченных в [85] целей является разработка метода определения точного местоположения датчиков для получения точных цифровых моделей рельефа (ЦМР, англ. – Digital Elevation Models, DEM) и ортофотоснимков.¹ Другим направлением работы [85] является решение задач, связанных с определением полос движения, что достигается за счет

¹ Ортофотоснимки (ортоизображения) представляют собой аэро- или спутниковые снимки, геометрически скорректированные для устранения искажений, вызванных углом обзора камеры, эффектами объектива и высотой рельефа местности. В результате коррекции получается изображение, на котором все объекты показаны в их истинном ортографическом положении, как были бы сняты прямо сверху.

усовершенствования алгоритма You Only Look Once (YOLO) v3 с оптимизацией разделения сетки, масштабов обнаружения и архитектуры сети для повышения точности и производительности в реальном времени. Представлены экспериментальные результаты, показывающие точность 92.03% при скорости обработки 48 кадров в секунду, что превосходит производительность оригинального YOLOv3. В [85] подчеркиваются как потенциал, так и сложности, присущие использованию ИИ в YOLOv8 для обнаружения зданий с использованием изображений БПЛА и спутников. Исследованы также надежность и возможности работы в реальном времени в алгоритмах обнаружения зданий. Показано, что среди методов геопривязки наиболее точные результаты показал модифицированный подход, основанный на экстраполяции систематических ошибок в определении линейных элементов во внешней ориентации с локальных участков маршрута на весь маршрут. Описанная стратегия включает в себя точную предварительную обработку, проверку и уточнение алгоритма программируемой вентильной матрицы (Field-Programmable Gate Array, FPGA). С помощью YOLO по полученным изображениям была также создана карта дорог.

В обзорной статье [86] рассматриваются результаты исследований искусственных НС для изучения, моделирования и интеграции навигационных систем с целью получения точных и надежных навигационных решений. Отмечено, что в связи с растущим распространением ИИ, набирают популярность методологии машинного обучения. Ключевым достижением в современной навигации является объединение ГНСС и ИНС (см., напр. [74]). В последнее время было предложено множество стратегий повышения точности в условиях помех, интеграции ГНСС/ИНС, и использования ФК, в том числе для решения проблемы блокировки сигнала в городских агломерациях. Для решения проблем с перебоями в работе ГНСС, в ряде публикаций предлагается подход на основе объединения данных с помощью НС.

Плохая навигация в Северном Ледовитом океане сопряжена с большими рисками для судна, поскольку этот регион подвержен сильным атмосферным электромагнитным помехам, неблагоприятным погодным условиям, перебоям спутникового сигнала и покрытия. В [87] теоретически изложено решение под коммерческим названием «North Star» для обеспечения безопасной навигации в арктических водах, которое ориентировано на небольшие туристические суда и операторов, имеющих опыт навигации в открытых водах. Продукт North Star, представленный в [87], состоит из

блока ИИ, который интегрирует информацию в режиме реального времени с бортовых датчиков, сигналов ГПСС и изображений ЕО от выбранных служб Copernicus (например, WEkEO DIAS). Блок ИИ управляет судном в случае потери сигнала ГПСС. Этот блок удобен для пользователя и позволяет оператору вручную вводить данные для оптимизации прогнозирования маршрута. Помимо этого, разработанная навигационная система может работать для контроля и обнаружения сброса отходов или жидкостей в арктические воды, помогая защитить экологию.

Спутниковые системы навигации и другие инструменты удаленного мониторинга могут предоставить обширные данные о климатических параметрах, на основе чего прогнозируются изменения погодных условий и внезапных метеорологических событий. В [88] поднимается вопрос об создании системы, позволяющей спутникам обмениваться метеорологическими данными с самолетами для быстрого реагирования на внезапно надвигающиеся события. Предполагается, что в текущих условиях изменения климата на планете активное использование этих технологий должно улучшить работу аэропортов и управление полетами.

5 Общие аспекты применения ИИ в навигации

Методы объединения данных сенсоров в навигации роботов, с акцентом на алгоритмах самовосприятия, рассмотрены в [89]. Эти алгоритмы становятся актуальными, когда мобильный робот использует несколько сенсоров, некоторые из которых дополняют друг друга, а другие избыточны. Путем интеграции данных сенсоров роботы выполняют такие задачи, как построение карты окружающей среды, определение своего местоположения и распознавание объектов. Обсуждаются различные инструменты интеграции: фильтрация Калмана, методы на основе правил, алгоритмы на основе поведения, а также техники из теории информации, рассуждения Демпстера–Шейфера [90], нечеткая логика и НС.

Представления знаний и рассуждения с использованием качественных пространственных отношений являются важной составной частью ИИ и находят широкое применение в области геоинформационных систем, компьютерного зрения, автономной навигации роботов, понимания естественного языка, пространственных баз данных и т.д. Использование качественных пространственных отношений позволяет обеспечить когнитивную понятность, эффективность и вычислительные возможности. В [91] представ-

лен обзор этого направления, описаны ключевые методы, представляющие различные типы пространственных отношений, дано обсуждение текущих исследований и выделены перспективные направления развития.

Наземные транспортные средства для обеспечения постоянной точности своего местоположения в основном полагаются на ГНСС. Однако их приёмники могут терять сигнал в городских районах, где сигналы спутников не всегда доступны. Для решения этой проблемы приёмники ГНСС обычно объединяют с инерциальными датчиками, установленными внутри транспортного средства, чтобы обеспечить надежное навигационное решение. В [72] предлагается метод комплексирования данных на основе НС с радиальной базисной функцией (Radial Basis Function Neural Network, RBFNN), который интегрирует ГНСС с инерционными датчиками в реальном времени.

Европейское космическое агентство (ESA) использует ИИ в рамках своей программы NAVISP по созданию инновационных служб и средств координатно-временного обеспечения с участием промышленных предприятий государств – членов ЕС. Усилия программы направлены, в том числе, на улучшение технологий навигации, прогнозирования погоды, производительности автономных транспортных средств и обнаружения БПЛА [92, 93]. Программа NAVISP направлена на оптимизацию характеристик спутниковой навигации за счёт объединения ГНСС с ИИ. Используя ИИ, в том числе методы машинного обучения, компьютеры могут имитировать человеческий интеллект, позволяя извлекать значимую информацию и выявлять полезные закономерности из больших объёмов данных, получаемых от ГНСС.

В [94] рассмотрены вопросы уязвимости ИИ перед киберугрозами, ведущим к потере или повреждению космической системы, и способы защиты от них. Хотя оценка киберуязвимостей фокусируется на космическом и наземном сегментах, в последнее время сегмент связи активно интегрируется с ИИ, что также может попасть под угрозу. Например, преднамеренный сбой в навигационной системе может привести к потере спутника. Основной уязвимостью ИИ названа ее структура «черного ящика», то есть невозможность контролировать работу ее алгоритма. Внешний наблюдатель может полагаться только на ее выходные данные, не подвергая их сомнению. Меры по предупреждению киберугроз лежат в двух аспектах: технологическом и правовом. Для этого необходимо контекстуализировать ИИ в области автономных систем в общем плане и разработку киберустой-

чивых систем.

Статья [95] посвящена оценке уязвимостей пользовательского оборудования, использующего технологию связи 5G, и анализу надежности полосы рабочего спектра (band operating spectrum). Приблизительное положение пользовательского устройства предлагается определять по параметру силы сигнала, хотя он может зависеть не только от удаленности от вышки. В основе исследования лежит идея прогнозирования рабочего спектра частот устройства и перехвата запросов на присоединение к вышкам сотовой связи. В результате экспериментов показано, что спектр высоких частот может использоваться для отслеживания устройства, поскольку этот диапазон сильно восприимчив к помехам от зданий, а пользовательские устройства постоянно сканируют вышки связи, чтобы найти самый сильный сигнал только от одной вышки. По результатам исследования пользовательским устройствам в первый раз рекомендовано подключаться к спектру нижнего или среднего диапазона, имеющим покрытие на больших расстояниях, что затруднит определение местоположения устройства.

Проект SAMALIOT направлен на улучшение прогнозов погоды и космических прогнозов используя машинное обучение для выявления закономерностей в данных, связанных с изменениями в ионосфере и тропосферных погодных условиях [96]. Проект AIGNSS сосредоточен на улучшении позиционирования ГНСС для автономного вождения с помощью алгоритмов ИИ.

В [97] рассматривается применение ИИ для обеспечения долгосрочной автономии роботов, в том числе навигации, создания карт, восприятия (включая локализацию и картографирование в динамических средах, калибровку и визуальное распознавание местности), представления знаний, планирования, взаимодействия и обучения. Авторы [97] рассматривают вопросы направленного движения автономных роботов и предлагают различные подходы в сложных долгосрочных сценариях. Один из них использует визуальное «обучение и повторение», при котором робот изучает карту, двигаясь по тренировочному маршруту, а затем автономно повторяет его, см. [98–100]. В [101] приведены результаты использования машинного зрения в алгоритмах трассировки маршрута на протяжении более 140 км автономного вождения с уровнем автономии 99.6%, включая ночное вождение. Алгоритм автономной трассировки маршрута на основе машинного зрения комплексирует несколько каналов информации во время локализации для повышения устойчивости к изменениям. В отличие от большинства под-

ходов, предполагающих статический мир и не учитывающих долгосрочное обновление карт роботов для отражения изменений окружающей среды, в [101] представлены несколько взаимодополняющих стратегий, позволяющих обеспечить долгосрочное картирование и локализацию в меняющихся условиях.

В [102] рассматривается задача организации обработки потоков информации и управления в бортовых ЭВМ с ограниченными вычислительными ресурсами для поддержки автономного функционирования роботизированных систем на примере ЛА для задач навигации, измерений движения по траектории, наведения и мониторинга. Предлагаемые решения основываются на построении оптимизированного математического обеспечения, реализующего возможность гибкого выбора между скоростью и точностью решения задач. Отмечено, что необходимый компромисс обеспечивают специальные алгоритмы (алгоритмы CORDIC, целочисленные алгоритмы, искусственные НС), обладающие эффективной аппаратной поддержкой со стороны бортовых вычислителей, оснащенных отечественными микропроцессорными системами.

В последнее время возрос интерес к автономному исследованию окружающей среды роботами, особенно к проблеме одновременной локализации и построения карты (SLAM) [103]. Задачи поддержки нескольких видов окружающей среды решаются в [104], а в [105] учитываются изменения среды в зависимости от времени года. Также появилось множество исследований, обосновывающих применение технологий ИИ в области интегрированных систем навигации. Были предложены различные способы интеграции модулей ИИ с другими частями системы ИНС/ГНСС. Альтернативные методы интеграции ИНС/ГНСС с использованием ИИ, в связи с ограничениями в использовании ФК, рассмотрены в [106], где представлена классификация этих схем на основе функциональных характеристик модулей ИИ в системе ИНС/ГНСС. Кратко описаны преимущества и недостатки каждой схемы.

В [107] основное внимание уделяется навигации с использованием сверточных НС (Convolutional Neural Networks, CNN) для изучения высокоуровневых признаков для навигации на основе видео в реальном времени. В работе предложено формировать временной и пространственный контекст местоположения, комбинируя несколько видеок кадров. В отличие от традиционной навигации на основе ГНСС, основанной на местоположении объектов, метод [107] использует виды, воспринимаемые объектом,

что имеет преимущество предоставления высокоточного навигационного решения (достижение точности на уровне дюйма), где ГНСС не работают. Предложенный в [107] метод супернавигации тестирован там в режиме реального времени в трёх различных сценариях. Эксперименты, выполненные на маломощных и недорогих приложениях. Чип-ускоритель AI CNN (GTI 2801) использован для обработки операций CNN, ориентированных на периферийные приложения. Входные данные собираются в помещениях и на открытом воздухе, а затем предварительно обрабатываются для формирования специального изображения супернавигации, учитывающего как пространственное, так и временное разрешение для достижения высокоточного прогнозирования направления.

В [108] приведен обзор методологий управления, навигации и контроля (УНК, англ. – GNC) для роботизированных рук-манипуляторов в орбитальных миссиях, включая такие задачи, как обслуживание на орбите, сборка спутников/станций и управление космическим мусором. В статье дано описание общих этапов орбитальной роботизированной миссии, таких как близкий подход, синхронизация ориентации, идентификация цели, развертывание манипулятора, захват и пост-захватные маневры. Основное внимание уделяется представлению методологий УНК, которые используются в режимах свободного полета и полета с манипулятором с визуальным управлением, и их сравнению для выбора наиболее подходящей технологии УНК. Также в [108] представлены новые схемы управления на основе алгоритмов ИИ обучения с подкреплением и геометрической механики, обсуждаются их преимущества в орбитальных роботизированных миссиях УНК и решаются задачи, связанные с враждебной окружающей средой. Алгоритмы ИИ на основе машинного обучения с подкреплением предлагают эффективные подходы к проектированию УНК, включающие целенаправленное планирование, восприятие себя/окружающей среды, обучение, рассуждение, распознавание образов и адаптируемое выполнение миссий. Основной целью объединения ИИ и робототехники является оптимизация уровня автономии посредством обучения, которое обеспечивает возможность предсказывать будущее либо при планировании задачи, либо при взаимодействии с окружающей средой. Обучение с подкреплением используется в робототехнике для адаптации законов управления при реализации различных схем управления (например, таких, как адаптивный, робастный или стандартный ПИД-регулятор) для повышения эффективности планирования и управления траекторией.

Обзорная статья [109] посвящена истории методов локализации. В ней подчеркивается первоначальная мотивация разработки базовой радиолокационной технологии во время Второй мировой войны для обнаружения и определения местоположения самолетов и военных кораблей. В [109] также представлен обзор развития технологий локализации через эволюцию технологий беспроводной связи и обработки сигналов для вычисления ТОА (время прибытия), DOA (направление прибытия) и RSS (уровень принимаемого сигнала). Статья описывает концепцию геометрической и негеометрической локализации, проблемы, связанные с локализацией в условиях не прямой видимости (NLOS), а также концепцию совместной локализации. В [109] также представлено развитие методов слежения и ФК и обсуждается применение методов ИИ и машинного обучения для определения положения.

Вопросам управления движением в робототехнике, отдельно останавливаясь на автономных автомобилях, роботах для домашнего обслуживания и подводных аппаратах посвящена статья [110]. В ней дан подробный обзор существующих методов навигации, отслеживания и управления движением, с учетом совместного использования различных датчиков. Обсуждается применение алгоритмов ИИ на основе методов глубокого обучения по сравнению с традиционными методами оценивания. В работе [111] рассматривается развитие ИИ в области навигации и автопилотирования наземных и надводных транспортных средств, даются прогнозы о дальнейшем развитии ИИ в области навигации.

Развитие технологий интернета вещей (IoT), оснащенных навигационной системой, привело к генерации больших объемов данных устройствами сети. Это, в свою очередь, вызывает проблемы распределения потоков данных между устройствами и распределение вычислительных ресурсов. Например, по сравнению с мобильным телефоном, для автономных транспортных средств требуется быстрая непрерывная обработка данных, и соответственно, выделение больших ресурсов. Таким образом, возникла задача централизованного распределения сетевого ресурса между различными службами приложений. В [112] рассмотрены различные методы прогнозирования производительности каждой очереди в многоочередном ГПСС на основе ИИ, используя в качестве метрики длину очереди служб приложений. Оценка длины очереди выполняется с помощью таких алгоритмов как: дерево принятия решений (CART), градиентный бустинг на деревьях (Xgboost), многослойный перцептрон (MLP), Graph Convolutional Network

(GCN), Deep-Lung Parenchyma-Enhancing (DLPE). Результаты [112] показали, что неоднородность и всплескность (burstiness) трафика сильно влияют на точность прогнозирования, поэтому наилучшие оценки могут быть получены с помощью методов глубокого обучения, основанных на знаниях (knowledge-driven deep learning methods, DLPE). Остальные алгоритмы требуют еще более тщательную предварительную обработку данных.

В обзорной работе [113] приведена классификация беспроводных технологий навигации, возможные проблемы, и решения по их преодолению с помощью алгоритмов машинного обучения. Показаны способы устранения проблем связанных с физическими препятствиями на пути сигнала, временной асинхронизацией между приемником и опорной точкой (anchor), и влиянием помех на примере алгоритмов K-NN, SVM, RF, CNN, RNN, LSTM, AE, GNN, GAN, VAE. В заключении статьи, ее авторы выражают надежду что технология 6G and Spotlight поможет решить проблемы конфиденциальности пользователей, неоднородности и недостаточности данных.

Известно, что на точность ГНСС и ее бесперебойную работу влияет изменение общего содержания электронов в ионосфере. В [114,115] ставится задача ее предсказания. Подход [114,115] предполагает использование следующих данных от 26 приемников ГНСС: номер недели, время, азимут, угол возвышения, пространственное полное содержание электронов. Далее ионосферные характеристики подготавливаются и подаются на вход для обучения в сети двунаправленной долговременной кратковременной памяти (bi-LSTM), работающей на основе глубокого обучения. На точность прогноза влияют разреженность данных и ограничения модели скорректированной сферической гармонической функция ионосферы. Проанализировав данные за год, авторы [114,115] представили прогноз ионосферы на один час вперед.

Использование современных технологий, в том числе, спутниковой навигации, может успешно применяться для ведения интеллектуального фермерства и сельского хозяйства. Обзор [116] предоставляет краткое описание функциональных возможностей таких космических инструментов как JAXA Earth Observation and ALOS-2. Данные спутниковых наблюдений за Землей содержат информацию об агроклиматических параметрах. Это помогает создать планы и карты ведения сельского хозяйства, что позволяет оптимизировать использование удобрений и воды, и тем самым, снизить затраты на ресурсы.

В сборнике статей [117] представлены принципы «технологии 3S» – общее название глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС), географической информационной системы (ГИС) и дистанционного зондирования (ДЗ) и методы мониторинга различных метеорологических бедствий и опасностей, а также оптимальное планирование пути транспорта в больших городах.

6 Заключение

Статья посвящена бурно развивающимся методам применения искусственного интеллекта, нейронных сетей и машинного обучения в навигации подвижных объектов: спутников, беспилотных летательных аппаратов, подводных и надводных судов, наземных транспортных средств. Материал статьи основан на публикациях последнего десятилетия, и содержит также ссылки на более ранние работы, в том числе – на опубликованные ранее обзорные статьи.

В настоящем обзоре дано представление о корабельных навигационных комплексах с использованием элементов искусственного интеллекта, искусственных нейронных сетей. Рассмотрена задача поддержки навигации для предупреждения столкновений судов, управляемых ИИ. Обращается внимание на навигацию транспортных средств, находящихся подо льдом. Рассмотрено прогнозирование высоты волн на основе алгоритмов глубокого обучения и задачи обнаружения судов, управление движением судов на основе радиолокационного и визуального контроля, радиообмена, и многие другие.

Представленные в обзоре работы по применению ИИ в навигации БПЛА охватывают такие направления, как управление полетом БПЛА на основе систем компьютерного зрения, решение задач обеспечения точной навигации, посадки, и наведения, использование алгоритмов глубокого обучения с подкреплением, управление формациями БПЛА, комплексировании данных ИНС и ГНСС на борту БПЛА, задач маневрирования и стабилизации мультироторных БПЛА, автономной навигация БПЛА в неизвестных средах.

Применения искусственного интеллекта в космических навигационных системах рассмотрены как в рамках навигации самих космических аппаратов, так и для использования спутниковых систем (ГЛОНАСС, ГНСС)

при навигации пилотируемых и беспилотных летательных аппаратов, судов, и наземных транспортных средств. Рассматривается использование ИИ в различных областях космических миссий, био-инспирированные алгоритмы ИИ, выделены потенциальные области их применения. Обращается внимание на методы машинного обучения для автономной навигации, мониторинге состояния КА и оперативном управлении группами спутников.

Рассмотренные в обзоре общие аспекты применения ИИ в навигации охватывают методы объединения данных сенсоров в навигации роботов, таких как фильтрация Калмана, методы на основе правил, алгоритмы на основе поведения, нечеткую логику и нейронные сети. Обращается внимание и на уязвимость ИИ перед киберугрозами, ведущим к потере или повреждению космической системы, и способах защиты от них. Приводятся сведения о направлениях исследований по ИИ в навигации, проводимых во всем мире на основе государственных программ.

Обзор показывает, как сравнительно недавно возникшее научно-техническое направление находит быстро возрастающее число исследований и применений в различных практических разработках. Нет сомнения в бурном развитии применений ИИ в системах навигации в ближайшие годы.

Благодарности

Работа выполнена в Санкт-Петербургском государственном университете (СПбГУ) при финансовой поддержке проектом №116636233 СПбГУ. Раздел 4 «Искусственный интеллект в космических навигационных системах» выполнен в Институте проблем машиноведения РАН (ИПМаш РАН) при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № 124041500008-1).

Список литературы

- [1] Кузнецов Н.В., Ривкин Б.С. Нейронные сети в решении задач судовождения // Гироскопия и навигация. 2025. Т. 33, № 1 (128). С. 3–35.

- [2] Титлянов В.А., Софиенко А.Н., Смирнов М.Ю., Якушев А.А. Навигационные комплексы надводных кораблей с использованием элементов искусственного интеллекта // Военная мысль. 2008. № 8. С. 47–52. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/navigatsionnye-kompleksy-nadvodnyh-korabley-s-ispolzovaniem-elementov-iskusstvennogo-intellekta> (дата обращения: 05.03.2024).
- [3] Wolejsza P., Kulbiej E. Model research of navigational support system cooperation in collision scenario // Marine Navigation - Proceedings of the International Conference on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation, TRANSNV 2017. 2017. P. 195 – 201.
- [4] Lan W., Jin X., Chang X. et al. Path planning for underwater gliders in time-varying ocean current using deep reinforcement learning // Ocean Engineering. 2022. Vol. 262.
- [5] Slocum glider persistent oceanography // 2012 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (AUV), Southampton, UK. 2012. P. 1–6.
- [6] Kunz C., Murphy C., Singh H. et al. Toward Extraplanetary Under-ice Exploration: Robotic Steps in the Arctic // Journal of Field Robotics. 2009. Vol. 26, no. 4. P. 411–429.
- [7] Chrapa L., Pinto J., Ribeiro M. A. et al. On mixed-initiative planning and control for Autonomous underwater vehicles // Proceedings 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 28 September 2015 – 02 October 2015, Hamburg, Germany. 2015.
- [8] Palomeras N., Carrera A., Hurtós N. et al. Toward persistent autonomous intervention in a subsea panel // Auton. Robots. 2016. — oct. Vol. 40, no. 7. P. 1279–1306.
- [9] Ni C., Ma X. An integrated long-short term memory algorithm for predicting polar westerlies wave height // Ocean Engineering. 2020. Vol. 215.
- [10] Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. 1997. Vol. 9, no. 8. P. 1735–1780.
- [11] Троеглазов А. П. Система управления движения судов с элементами искусственного интеллекта. Открытость современных интегрирован-

- ных навигационных систем // Транспортное дело России. 2020. № 4. С. 186–192.
- [12] Chn̄ier R., Sagram M., Omari K., Jirovec A. Earth Observation and Artificial Intelligence for Improving Safety to Navigation in Canada Low-Impact Shipping Corridors // ISPRS International Journal of Geo-Information. 2020. Vol. 9, no. 6.
- [13] Lawrence R. L., Wood S. D., Sheley R. L. Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (Random Forest) // Remote Sensing of Environment. 2006. Vol. 100, no. 3. P. 356–362.
- [14] Rodriguez-Galiano V., Ghimire B., Rogan J. et al. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2012. Vol. 67. P. 93–104.
- [15] Bukin O., Proschenko D., Korovetskiy D. et al. Development of the artificial intelligence and optical sensing methods for oil pollution monitoring of the sea by drones // Applied Sciences (Switzerland). 2021. Vol. 11, no. 8.
- [16] Гладкова А.М., Марушевский М.В., Фаустова О.Г. Искусственный интеллект и автоматизация в навигации и судоходстве. Снижение влияния человеческого фактора // Вестник молодежной науки. 2021. № 5 (32).
- [17] Veitch E., Andreas Alsos O. A systematic review of human-AI interaction in autonomous ship systems // Safety Science. 2022. Vol. 152.
- [18] Дубовицкий В.А., Огороков Н.С. Концепция интеллектуальной навигационной сети для применения в системах автономного судовождения // Актуальные исследования. 2022. № 21 (100). С. 10–20. URL: <https://apni.ru/article/4178-kontseptsiya-intellektualnoj-navigatsionnoj> (дата обращения: 05.03.2024).
- [19] Hinostroza M., Lekkas A. M. A Rudimentary Mission Planning System for Marine Autonomous Surface Ships // IFAC-PapersOnLine. 2022. Vol. 55, no. 31. P. 196 – 203.

- [20] Родионов А. Г., Ефимов В. В., Тварин Ю. Г. Искусственный интеллект в судовождении – игра в имитацию? (По материалам зарубежных и открытых источников) // Морской вестник. 2022. № 4(84). С. 95–102.
- [21] Cai W., Liu Z., Zhang M., Wang C. Cooperative Artificial Intelligence for underwater robotic swarm // Robotics and Autonomous Systems. 2023. Vol. 164.
- [22] My T. C., Khanh L. D., Thao P. M. An Artificial Neural Networks (ANN) Approach for 3 Degrees of Freedom Motion Controlling // International Journal on Informatics Visualization. 2023. Vol. 7, no. 2. P. 301 – 309.
- [23] Цинь Юань Хэ, Хуа Пэн Ю, Ю Чэнь Фан. Обзор методов инерциальной навигации на основе глубокого обучения для навигации АНПА на больших дистанциях // Гироскопия и навигация. 2023. Т. 31, № 3 (122). С. 122–135.
- [24] Bae I., Hong J. Survey on the Developments of Unmanned Marine Vehicles: Intelligence and Cooperation // Sensors. 2023. Vol. 23, no. 10.
- [25] De Araújo A. P. D., Daniel D. H. J., Guerra R. et al. General System Architecture and COTS Prototyping of an AIoT-Enabled Sailboat for Autonomous Aquatic Ecosystem Monitoring // IEEE Internet of Things Journal. 2024. Vol. 11, no. 3. P. 3801 – 3811.
- [26] Guan W., Han H., Cui Z. Autonomous navigation of marine surface vessel in extreme encounter situation // Journal of Marine Science and Technology (Japan). 2024. Vol. 29, no. 1. P. 167 – 180.
- [27] Grishin V. Computer vision and artificial intelligence in flight control of unmanned aerial vehicles // Focus on Information, Intelligence and Knowledge / Ed. by I. Rafiqul. New York: Nova Science Publishers, Inc., 2011. P. 273 – 284.
- [28] Soliman A., Al-Ali A., Mohamed A. et al. AI-based UAV navigation framework with digital twin technology for mobile target visitation // Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2023. Vol. 123.
- [29] Ma L., Meng D., Huang X., Zhao S. Vision-Based Formation Control for an Outdoor UAV Swarm With Hierarchical Architecture // IEEE Access. 2023. Vol. 11. P. 75134 – 75151.

- [30] Wang C.-Y., Bochkovskiy A., Liao H.-Y. M. YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors // Proceedings 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2023. P. 7464–7475.
- [31] Parico A. I. B., Ahamed T. Real Time Pear Fruit Detection and Counting Using YOLOv4 Models and Deep SORT // Sensors. 2021. Vol. 21, no. 14.
- [32] Wang S., Dai X., Ke C., Quan Q. RflySim: A Rapid Multicopter Development Platform for Education and Research Based on Pixhawk and MATLAB // Proceedings 2021 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). 2021. P. 1587–1594.
- [33] Yadav A. K., Gaur P. AI-based adaptive control and design of autopilot system for nonlinear UAV // Sadhana – Academy Proceedings in Engineering Sciences. 2014. Vol. 39, no. 4. P. 765 – 783.
- [34] Saadeddin K., Abdel-Hafez M. F., Jaradat M. A., Jarrah M. A. Optimization of intelligent approach for low-cost INS/GPS navigation system // Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications. 2014. Vol. 73, no. 1-4. P. 325 – 348.
- [35] Lee S., Shim T., Kim S. et al. Vision-Based Autonomous Landing of a Multi-Copter Unmanned Aerial Vehicle using Reinforcement Learning // Proceedings 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2018. 2018. P. 108 – 114.
- [36] Palossi D., Loquercio A., Conti F. et al. A 64-mW DNN-Based Visual Navigation Engine for Autonomous Nano-Drones // IEEE Internet of Things Journal. 2019. Vol. 6, no. 5. P. 8357 – 8371.
- [37] Будько М.Б., Будько М.Ю., Гирик А.В., Грозов В.А. Система управления мультироторным беспилотным летательным аппаратом на основе гибридного нейрорегулятора // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2019. Т. 19, № 2. С. 209–215.
- [38] Bijjahalli S., Sabatini R., Gardi A. Advances in intelligent and autonomous navigation systems for small UAS // Progress in Aerospace Sciences. 2020. Vol. 115.

- [39] He L., Aouf N., Song B. Explainable Deep Reinforcement Learning for UAV autonomous path planning // *Aerospace Science and Technology*. 2021. Vol. 118.
- [40] Imran M. A., Onireti O., Ansari S., Abbasi Q. H. Autonomous Airborne Wireless Networks. 2021. P. 1 – 314.
- [41] Bigazzi L., Basso M., Boni E. et al. A multilevel architecture for autonomous UAVs // *Drones*. 2021. Vol. 5, no. 3.
- [42] Tullu A., Endale B., Wondosen A., Hwang H.-Y. Machine learning approach to real-time 3d path planning for autonomous navigation of unmanned aerial vehicle // *Applied Sciences (Switzerland)*. 2021. Vol. 11, no. 10.
- [43] Li M., Zhang H. AUV 3D Path Planning Based on A* Algorithm // 2020 Chinese Automation Congress (CAC). 2020. P. 11–16.
- [44] Wang P., Mutahira H., Kim J., Muhammad M. S. ABA*–Adaptive Bidirectional A* Algorithm for Aerial Robot Path Planning // *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 103521–103529.
- [45] Rezwan S., Choi W. Artificial Intelligence Approaches for UAV Navigation: Recent Advances and Future Challenges // *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 26320 – 26339.
- [46] McEnroe P., Wang S., Liyanage M. A Survey on the Convergence of Edge Computing and AI for UAVs: Opportunities and Challenges // *IEEE Internet of Things Journal*. 2022. Vol. 9, no. 17. P. 15435 – 15459.
- [47] Palossi D., Zimmerman N., Burrello A. et al. Fully Onboard AI-Powered Human-Drone Pose Estimation on Ultralow-Power Autonomous Flying Nano-UAVs // *IEEE Internet of Things Journal*. 2022. Vol. 9, no. 3. P. 1913 – 1929.
- [48] Meheretu S. E., Hailesilassie S. Y., Nigussie E. GNSS-Independent Navigation of UAV through Utilization of Sensor Fusion and Intelligence System // *Proceedings 2022 International Conference on Information and Communication Technology for Development for Africa, ICT4DA 2022*. 2022. P. 181 – 186.

- [49] Yuksek B., Yu Z., Suri N., Inalhan G. Federated Meta Learning for Visual Navigation in GPS-denied Urban Airspace // AIAA/IEEE Digital Avionics Systems Conference - Proceedings. 2023.
- [50] Eskandari M., Savkin A. V. AI-based Navigation and Communication Control for a Team of UAVs with Reconfigurable Intelligent Surfaces Supporting Mobile Internet of Vehicles // Proceedings 2023 IEEE Conference on Control Technology and Applications, CCTA 2023. 2023. P. 234 – 238.
- [51] С. Н. Шаров, В. А. Смирнов, С. Г. Толмачев. Методы искусственного интеллекта в системах управления беспилотных летательных аппаратов // Известия Российской академии ракетных и артиллерийских наук. 2022. № 4(124). С. 11–18.
- [52] Dadkhah N., Mettler B. Survey of motion planning literature in the presence of uncertainty: Considerations for UAV guidance // Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications. 2012. Vol. 65, no. 1-4. P. 233 – 246.
- [53] Liu P., Chen A. Y., Huang Y.-N. et al. A review of rotorcraft unmanned aerial vehicle (UAV) developments and applications in civil engineering // Smart Structures and Systems. 2014. Vol. 13, no. 6. P. 1065 – 1094.
- [54] Андриевский Б. Р., Попов А. М., Михайлов В. А., Попов Ф. А. Применение методов искусственного интеллекта для управления полетом беспилотных летательных аппаратов // Аэро-космическая техника и технологии. 2023. Т. 1, № 2. С. 72–107.
- [55] Maharajan M., Deepa A., Bhargavi C. et al. Using AI to Improve Autonomous Unmanned Aerial Vehicle Navigation // International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering. 2024. Vol. 12, no. 14s. P. 368 – 376.
- [56] Nanjangud A., Blacker P. C., Bandyopadhyay S., Gao Y. Robotics and AI-enabled on-orbit operations with future generation of small satellites // Proceedings of the IEEE. 2018. Vol. 106, no. 3. P. 429 – 439.

- [57] Oche P. A., Ewa G. A., Ibekwe N. Applications and Challenges of Artificial Intelligence in Space Missions // IEEE Access. 2024. Vol. 12. P. 44481 – 44509.
- [58] Silvestrini S., Lavagna M. Deep Learning and Artificial Neural Networks for Spacecraft Dynamics, Navigation and Control // Drones. 2022. Vol. 6, no. 10.
- [59] Singh L., Lim S. On Lunar On-Orbit Vision-Based Navigation: Terrain Mapping, Feature Tracking Driven EKF // AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, 18–21 August 2008, Honolulu, Hawaii. AIAA, 2012. — 15 Jun. P. 1–18. Session: GNC-35: Spacecraft Guidance Navigation and Control.
- [60] Habib T. M. A. Artificial intelligence for spacecraft guidance, navigation, and control: a state-of-the-art // Aerospace Systems. 2022. Vol. 5, no. 4. P. 503 – 521.
- [61] Capra L., Lavagna M. Adaptive space robot motion synchronization towards tumbling uncooperative target grasping // Proceedings of the International Astronautical Congress, IAC. Vol. 2023-October. 2023.
- [62] Deveci M., Pamucar D., Gokasar I., Tavana M. Spacecraft tracking control and synchronization: An assessment of conventional, unconventional, and combined methods // Advances in Space Research. 2023. Vol. 71, no. 9. P. 3534 – 3551.
- [63] Gong B., Liu Y., Ning X. et al. RBFNN-based angles-only orbit determination method for non-cooperative space targets // Advances in Space Research. 2024. Vol. 74, no. 3. P. 1424 – 1436.
- [64] Gong B., Ma Y., Zhang W. et al. Deep-neural-network-based angles-only relative orbit determination for space non-cooperative target // Acta Astronautica. 2023. Vol. 204. P. 552–567.
- [65] Nanjangud A., Blacker P. C., Bandyopadhyay S., Gao Y. Robotics and AI-Enabled On-Orbit Operations With Future Generation of Small Satellites // Proceedings of the IEEE. 2018. Vol. 106, no. 3. P. 429–439.
- [66] Furano G., Tavoularis A., Rovatti M. AI in space: applications examples and challenges // 2020 IEEE International Symposium on Defect and Fault Tolerance in VLSI and Nanotechnology Systems (DFT). 2020. P. 1–6.

- [67] Agarwal A. K., Bhardwaj R., Tiwary G. et al. Developing Explainable Artificial Intelligence Models for Space Science Applications // Space: Science and Technology (United States). 2025. Vol. 5.
- [68] Scott A. C., Clancey W. J., Davis R., Shortliffe E. H. Explanation Capabilities of Production-Based Consultation Systems // American Journal of Computational Linguistics. 1977. — Feb. P. 1–50. Microfiche 62.
- [69] Xu F., Uszkoreit H., Du Y. et al. Explainable AI: A Brief Survey on History, Research Areas, Approaches and Challenges // Natural Language Processing and Chinese Computing / Ed. by J. Tang, M.-Y. Kan, D. Zhao et al. Cham: Springer International Publishing, 2019. P. 563–574.
- [70] Veerappa M., Anneken M., Burkart N., Huber M. F. Validation of XAI explanations for multivariate time series classification in the maritime domain // Journal of Computational Science. 2022. Vol. 58. P. 101539.
- [71] Lundberg S. M., Lee S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // Neural Information Processing Systems. 2017.
- [72] Sharaf R., Noureldin A. Sensor integration for satellite-based vehicular navigation using neural networks // IEEE Transactions on Neural Networks. 2007. Vol. 18, no. 2. P. 589 – 594.
- [73] Nassar S., Noureldin A., El-Sheimy N. Improving positioning accuracy during kinematic DGPS outage periods using SINS/DGPS integration and SINS data de-noising // Survey Rev. 2004. Vol. 37, no. 292. P. 426–438.
- [74] Andrievsky B., Kuznetsov N. V., Kuznetsova O. A., Leonov G. A. Switching algorithm for data fusion of small low-cost UAV navigation system // IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline). 2013. Vol. 2, no. PART 1. P. 206 – 211.
- [75] Chiang K.-W., Huang Y.-W. An intelligent navigator for seamless INS/GPS integrated land vehicle navigation applications // Applied Soft Computing. 2008. Vol. 8, no. 1. P. 722–733.
- [76] Goodall C. L. Improving Usability of Low-Cost INS/GPS Navigation Systems using Intelligent Techniques: Phd thesis / University of Calgary, Department of Geomatics Engineering. Calgary, Alberta, Canada.

- da, 2009. — Jan. 234 p. URL: https://www.ucalgary.ca/engo_webdocs/NES/09.20276.Chris_Goodall.pdf.
- [77] Carmona-Gallegos S. Z., Duran-Bonilla C. E., Abboud K. et al. The Interplanetary Internet for Observation and Monitoring of the Solar System // *Engineering Proceedings*. 2022. Vol. 27, no. 1.
- [78] Grejner-Brzezinska D. A., Toth C. K., Markiel J. N. et al. Integration of image-based and artificial intelligence algorithms: A novel approach to personal navigation // *International Association of Geodesy Symposia*. Vol. 136. 2012. P. 957 – 965.
- [79] Panagiotou E., Chochlakis G., Grammatikopoulos L., Charou E. Generating elevation surface from a single RGB remotely sensed image using deep learning // *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, no. 12.
- [80] Isola P., Zhu J.-Y., Zhou T., Efros A. A. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks // *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. P. 5967–5976.
- [81] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015* / Ed. by N. Navab, J. Hornegger, W. M. Wells, A. F. Frangi. Cham: Springer International Publishing, 2015. P. 234–241.
- [82] Zhao S., Zhou Y., Huang T. A Novel Method for AI-Assisted INS/GNSS Navigation System Based on CNN-GRU and CKF during GNSS Outage // *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, no. 18.
- [83] Song H., Sun Z., Wang H. et al. Enhancing train position perception through AI-driven multi-source information fusion // *Control Theory and Technology*. 2023. Vol. 21, no. 3. P. 425 – 436.
- [84] Siemuri A., Elsanhoury M., Selvan K. et al. Seamless navigation for indoor-outdoor positioning using GNSS-aided UWB/WiFi/IMU system // *Proceedings of the 36th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, ION GNSS+ 2023*. 2023. P. 2616 – 2623.

- [85] Elsheshtawy A. M., Amasha M. A., Mohamed D. A. et al. Artificial intelligence and machine learning potential as tools for georeferencing and features detection using UAV imagery // International archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences – ISPRS Archives. Vol. 48 (1/W2-2023). 2023. P. 1887 – 1893.
- [86] Jwo D.-J., Biswal A., Mir I. A. Artificial Neural Networks for Navigation Systems: A Review of Recent Research // Applied Sciences (Switzerland). 2023. Vol. 13, no. 7.
- [87] Breda P., Caayon A. K., Vadas A., Abdin A. F. North Star: Data-Driven Sailing for an Efficient and Safe Passage in the Arctic Ocean // Proceedings of the International Astronautical Congress, IAC. Vol. 2022-September. 2022.
- [88] Valente M. How space technologies can address the impact of climate change on aeronautic and the aviation // Materials Research Proceedings. Vol. 33. 2023. P. 247 – 253.
- [89] Kam M., Zhu X., Kalata P. Sensor fusion for mobile robot navigation // Proceedings of the IEEE. 1997. Vol. 85, no. 1. P. 108 – 119.
- [90] Seoni S., Jahmunah V., Salvi M. et al. Application of uncertainty quantification to artificial intelligence in healthcare: A review of last decade (2013–2023) // Computers in Biology and Medicine. 2023. Vol. 165. P. 107441.
- [91] Chen J., Cohn A. G., Liu D. et al. A survey of qualitative spatial representations // Knowledge Engineering Review. 2013. Vol. 30, no. 1. P. 106 – 136.
- [92] Piriz R., Garbin E., Roldán P. et al. PulChron: A pulsar time scale demonstration for PNT systems // Proceedings of the Annual Precise Time and Time Interval Systems and Applications Meeting, PTTI. Vol. 2019-January. 2019. P. 191 – 205.
- [93] Mangialardo M., Jurado M. M., Hagan D. et al. The full potential of an autonomous GNSS signal-based navigation system for moon missions // Proceedings of the 34th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, ION GNSS+ 2021. 2021. P. 1039 – 1052.

- [94] Breda P., Markova R., Abdin A. F. et al. Cyber Vulnerabilities and Risks of AI Technologies in Space Applications // Proceedings of the International Astronautical Congress, IAC. Vol. 2022-September. 2022.
- [95] Akhalaia G., Iavich M. High-Band Related Threats in 5G Network // CEUR Workshop Proceedings. Vol. 3575. 2023. P. 132 – 140.
- [96] See L., Soja B., Klopotek G. et al. Collecting volunteered geographic information from the Global Navigation Satellite System (GNSS): experiences from the CAMALIOT project // International Journal of Digital Earth. 2023. Vol. 16, no. 1. P. 2818 – 2841.
- [97] Kunze L., Hawes N., Duckett T. et al. Artificial Intelligence for Long-Term Robot Autonomy: A Survey // IEEE Robotics and Automation Letters. 2018. Vol. 3, no. 4. P. 4023 – 4030.
- [98] Furgale P., Barfoot T. D. Visual teach and repeat for long-range rover autonomy // Journal of Field Robotics. 2010. Vol. 27, no. 5. P. 534–560.
- [99] Krajník T., Faigl J., Vonásek V. et al. Simple yet stable bearing-only navigation // Journal of Field Robotics. 2010. Vol. 27, no. 5. P. 511–533.
- [100] Paton M., MacTavish K., Berczi L.-P. et al. I Can See for Miles and Miles: An Extended Field Test of Visual Teach and Repeat 2.0 // Field and Service Robotics / Ed. by M. Hutter, R. Siegwart. Cham: Springer International Publishing, 2018. P. 415–431.
- [101] Paton M., Pomerleau F., MacTavish K. et al. Expanding the Limits of Vision-based Localization for Long-term Route-following Autonomy // Journal of Field Robotics. 2024. no. 1 (2017). P. 98–122.
- [102] Хачумов М.В. Реализация алгоритмов навигации и управления в бортовых вычислительных комплексах летательных аппаратов // Программные системы: теория и приложения. 2016. Т. 7, № 2. С. 35–59. URL: <http://mi.mathnet.ru/ps217> (дата обращения: 05.03.2024).
- [103] Ingrand F., Ghallab M. Deliberation for autonomous robots: A survey // Artificial Intelligence. 2017. Vol. 247. P. 10–44. Special Issue on AI and Robotics.
- [104] Lowry S., Sünderhauf N., Newman P. et al. Visual Place Recognition: A Survey // IEEE Transactions on Robotics. 2016. Vol. 32, no. 1. P. 1–19.

- [105] Neubert P., Sünderhauf N., Protzel P. Appearance change prediction for long-term navigation across seasons // Proceedings 2013 European Conference on Mobile Robots, 25–27 September 2013, Barcelona, Spain. 2013. P. 198–203.
- [106] Аль Битар Н., Гаврилов А.И., Халаф В. Методы на основе искусственного интеллекта для повышения точности интегрированной навигационной системы при отсутствии сигнала ГНСС. Аналитический обзор // Гироскопия и навигация. 2019. Т. 27, № 4(107). С. 3–28.
- [107] Sun B., Soghoian A., Sha H., Yang L. Chapter 8 – Video-based navigation using convolutional neural networks // GPS and GNSS Technology in Geosciences / Ed. by G. p. Petropoulos, P. K. Srivastava. Elsevier, 2021. P. 155–173. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128186176000056>.
- [108] Moghaddam B. M., Chhabra R. On the guidance, navigation and control of in-orbit space robotic missions: A survey and prospective vision // Acta Astronautica. 2021. Vol. 184. P. 70 – 100.
- [109] Zekavat S. R., Buehrer R. M., Durgin G. D. et al. An Overview on Position Location: Past, Present, Future // International Journal of Wireless Information Networks. 2021. Vol. 28, no. 1. P. 45 – 76.
- [110] Jin X.-B., Su T.-L., Kong J.-L. et al. State-of-the-art mobile intelligence: Enabling robots to move like humans by estimating mobility with artificial intelligence // Applied Sciences (Switzerland). 2018. Vol. 8, no. 3.
- [111] Ефремов В. М. Искусственный интеллект в навигации // Наука, инновации, образование: актуальные вопросы XXI века : Сборник статей II Международной научно-практической конференции, Пенза, 27 августа 2022. Пенза: Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г.Ю.), 2022. С. 21–23.
- [112] Zhang R., Liu L., Dong M., Ota K. On-Demand Centralized Resource Allocation for IoT Applications: AI-Enabled Benchmark // Sensors. 2024. Vol. 24, no. 3.
- [113] Cha K.-J., Lee J.-B., Ozger M., Lee W.-H. When Wireless Localization Meets Artificial Intelligence: Basics, Challenges, Synergies, and Prospects // Applied Sciences (Switzerland). 2023. Vol. 13, no. 23.

- [114] Sivakrishna K., Ratnam D. V., Sivavaraprasad G. A Bidirectional Deep-Learning Algorithm to Forecast Regional Ionospheric TEC Maps // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2022. Vol. 15. P. 4531 – 4543.
- [115] Sivakrishna K., Venkata Ratnam D., Sivavaraprasad G. An improved NeQuick-G global ionospheric TEC model with a machine learning approach // GPS Solutions. 2023. Vol. 27, no. 2.
- [116] Sobue S.-I. Space Based Data Usage for Smart Farming // BIO Web of Conferences. Vol. 80. 2023.
- [117] Jia Y., Xiao Z. Global Soil Moisture Retrieval from Spaceborne GNSS-R Based on Machine Learning Method // 3S Technology Applications in Meteorology Observations, Methods, and Modelling / Ed. by S. Jin. 2023. P. 307 – 322.

Artificial Intelligence Methods in Navigation Systems

N.V. Kuznetsov^{1,2,*}, B.R. Andrievsky^{1,2,**}, E.V. Kudryashova^{1,***},
O.A. Kuznetsova^{1,****}, Yu.S. Zaitseva^{1,2,*****}

¹ Saint Petersburg State University, Universitetskaya Nab. 199034, Saint Petersburg, 7/9, Russia

² Institute of Problems of Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences, Bolshoy Prosp. V.O. 61, 199178, St. Petersburg, Russia

* n.v.kuznetsov@spbu.ru

** b.andrievsky@spbu.ru, abr@ipme.ru

*** kudryashova.helen@gmail.com

**** o.kuznetsova.math@gmail.com

***** juliazaytsev@gmail.com

Abstract. This paper presents a review of recent publications on the application of artificial intelligence methods in the navigation of surface and underwater vessels, unmanned aerial vehicles, and space navigation systems, including spacecraft navigation and applications for ground-based navigation based on satellite systems. It also addresses some general issues related to the application of artificial intelligence in navigation.

Keywords: artificial intelligence, navigation, UAVs, machine learning, unmanned vessels, spacecraft, artificial neural networks