

УДК 004.896

Найданов Дмитрий

Аспирант

Naydanov D.

E-mail: klerio@bk.ru

Астахова Татьяна Николаевна

Заведующая кафедрой «Информационные
системы и технологии»

Astakhova T.N.

E-mail: ctn_af@mail.ru

Найданов Денис Евгеньевич

студент 3-го курса, Институт информационных
технологий и систем связи

Naydanov D.E.

E-mail: laslasirys@gmail.com

Нижегородский государственный инженерно-
экономический университет

Nizhny Novgorod State University of
Engineering and Economics

Нижегородская обл., г. Княгинино,
ул. Октябрьская, д. 22А, Россия, 606340

Тел: +7 (83166) 4-15-50

ТЕНДЕНЦИИ И ВЫЗОВЫ РАЗВИТИЯ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМАХ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

TRENDS AND CHALLENGES IN THE DEVELOPMENT OF SWARM INTELLIGENCE IN UNMANNED AERIAL VEHICLE SYSTEMS

Аннотация

Переход от одиночных беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) к автономным роям требует новых подходов к координации в условиях неопределенности и ограниченной связи. Цель работы – систематизировать современные тенденции развития роевого интеллекта и обосновать требования к перспективной архитектуре управления. Методология исследования основана на аналитическом обзоре и систематизации научных публикаций за последние пять лет. Проведен сравнительный анализ шести ключевых направлений: архитектуры управления, мультиагентное обучение с подкреплением (MARL), периферийные вычисления, энергоориентированная координация, кибербезопасность и человеко-машинное взаимодействие. Выявлены фундаментальные ограничения изолированных алгоритмов, такие

как разрыв «симуляция-реальность» в MARL и уязвимость к византийским отказам. На основе синтеза подходов предложена концептуальная трёхуровневая архитектура роя, разделяющая функции миссионного планирования, распределения задач и локального безопасного управления с применением функций барьерного контроля. Сделан вывод, что создание масштабируемых и безопасных роевых систем невозможно на базе единого алгоритма. Перспективным направлением является гибридная организация, где детерминированные реактивные слои гарантируют безопасность, а адаптивные политики оптимизируют глобальные показатели миссии, обеспечивая баланс между автономностью и осмысленным контролем человека.

Ключевые слова: беспилотные летательные аппараты, роевой интеллект, автономность, многоагентные системы, координация, искусственный интеллект, отказоустойчивость.

Annotation

The transition from single unmanned aerial vehicles (UAVs) to autonomous swarms requires new approaches to coordination under conditions of uncertainty and limited communication. The purpose of the work is to systematize modern trends in the development of swarm intelligence and to substantiate the requirements for a promising control architecture. The research methodology is based on an analytical review and systematization of scientific publications over the past five years. A comparative analysis of six key areas was conducted: control architectures, multi-agent reinforcement learning (MARL), edge computing, energy-oriented coordination, cybersecurity, and human-machine interaction. Fundamental limitations of isolated algorithms are identified, such as the simulation-reality gap in MARL and vulnerability to Byzantine failures. Based on a synthesis of approaches, a conceptual three-level swarm architecture is proposed, separating the functions of mission planning, task allocation, and local safe control using barrier control functions. It is concluded that the creation of scalable and safe swarm systems is impossible on the basis of a single algorithm. A promising direction is a hybrid organization, where deterministic reactive layers guarantee safety, and adaptive policies optimize global mission indicators, ensuring a balance between autonomy and meaningful human control.

Keywords: unmanned aerial vehicles, swarm intelligence, autonomy, multi-agent systems, coordination, artificial intelligence, fault tolerance.

Введение

Развитие беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) последовательно проходит путь от дистанционно управляемых платформ к распределённым роям, сохраняющим согласованное поведение при ограниченных начальных данных и частичным или полным отсутствием связи (рис. 1). Интерес к роевым системам обусловлен широким наличием задач, недоступных одиночному аппарату [1, 2].

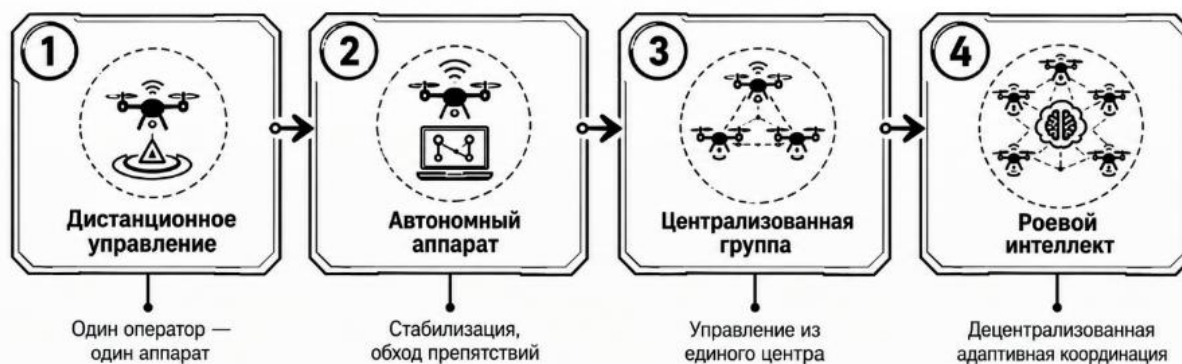


Рисунок 1 - Эволюция автономности БПЛА

На данный момент происходит переход от отдельных алгоритмов координации к комплексным киберфизическим системам, объединяющим бортовые сенсоры, периферийные вычисления, искусственный интеллект и средства формальной верификации на фоне роста неопределённости среды.

Цель исследования – систематизировать тенденции развития роевого интеллекта БПЛА и раскрыть вызовы, которые необходимо преодолеть для создания масштабируемых, энергоэффективных, безопасных автономных роев.

Методологическую основу составил аналитический обзор публикаций с тематической группировкой по шести направлениям: архитектуры управления, интеллектуальное планирование, коммуникации и вычисления, энергоэффективность, безопасность и человеко-машинное взаимодействие.

Архитектурные и алгоритмические тенденции

Роевой интеллект предполагает распределение функций между отдельными БПЛА и группой в целом: локальный контур обеспечивает безопасное движение и локальную реакцию, межагентное взаимодействие – согласование состояний и распределение информации, а верхний контур – уровень достижение общей цели миссии. Такое разделение снижает зависимость от единого центра управления и создаёт предпосылки для масштабирования системы [3, 11].

Биоинспирированные алгоритмы, включая Voids, оптимизацию роем частиц, муравьиные и пчелиные алгоритмы обладают преимуществами связанными с децентрализованностью, локальностью правил и сравнительно невысокими требованиями к вычислительным ресурсам [4]. Недостатками является зависимость поведения от набора заранее заданных правил, из-за чего адаптация к новым и слабо предсказуемым ситуациям может быть недостаточной.

Тенденции в области мультиагентного обучения с подкреплением (MARL)

Переход от жестко заданных правил к адаптивным политикам обусловил рост интереса к мультиагентному обучению с подкреплением (MARL). В отличие от классических методов, MARL позволяет агентам вырабатывать оптимальные стратегии поведения методом проб и ошибок в процессе взаимодействия со средой и друг с другом. Ключевым архитектурным трендом здесь является парадигма «централизованного обучения с

децентрализованным исполнением». В ходе обучения используется глобальная информация о состоянии всех агентов для формирования функции ценности, однако на этапе выполнения миссии каждый БПЛА принимает решения исключительно на основе локальных наблюдений. Это обеспечивает баланс между качеством сходимости политики и масштабируемостью системы в условиях ограниченной связи.

Несмотря на потенциал, внедрение MARL в реальные роевые системы сталкивается с фундаментальными вызовами. Во-первых, это проблема нестационарности среды: с точки зрения отдельного агента среда становится динамической, поскольку политики других агентов также непрерывно обновляются. Во-вторых, критическим барьером остается разрыв между симуляцией и реальностью. Нейросетевые политики, обученные в идеализированных физических движках, часто деградируют при столкновении с реальными аэродинамическими возмущениями, шумами сенсоров и задержками связи. Для преодоления этих ограничений современные исследования фокусируются на дообучении политик с использованием доменной рандомизации, переносе обучения и внедрении механизмов безопасного обучения, которые жестко ограничивают пространство действий агента в процессе исследования. Противопоставление методов непродуктивно, в свою очередь следующие распределение их по уровням управления может нивелировать недостатки подходов: MARL использовать для планирования и выбора действий в условиях неопределённости, а алгоритмы для поддержания формации – для ограничений безопасности и непосредственного управления движением.

Роль периферийных вычислений и распределенного сенсорного слияния

Эффективность архитектуры взаимодействия БПЛА и центра принятия решений непосредственно зависит от коммуникационной и вычислительной подсистем. Современные беспроводные сети с высокой пропускной способностью и низкими задержками создают условия для более интенсивного обмена телеметрией и признаками состояния между БПЛА [2]. В свою очередь периферийные вычисления позволяют выполнять обработку сенсорных данных, оценивание состояния, локальное планирование и часть координационных процедур непосредственно на борту или на ближайших вычислительных узлах. Это сокращает задержку принятия решений и позволяет переводить систему в автономный режим при ухудшении связи с центром принятия решений. Следовательно, развитие архитектуры роя определяется не отдельным алгоритмом, а согласованием вычислительных ресурсов, качества связи, требований к энергии и уровня безопасности.

Эффективность роя БПЛА неразрывно связана с эволюцией вычислительных архитектур. Традиционная модель, предполагающая передачу «сырых» данных с бортовых сенсоров на наземный пункт управления, исчерпала себя из-за ограничений пропускной способности радиоканалов и задержек. На смену ей приходит парадигма периферийных и

туманных вычислений, при которой обработка данных, оценка состояния и локальное планирование выполняются непосредственно на борту БПЛА или на мобильных узлах (например, на аппаратах-лидерах или наземных ретрансляторах).

Важнейшим трендом в этом контексте является распределенное сенсорное слияние и федеративное обучение. Вместо передачи видеопотоков или облаков точек лидаров, БПЛА обмениваются лишь абстрактными признаками или градиентами моделей. Федеративное обучение позволяет рою коллективно улучшать нейросетевые модели распознавания объектов или навигации без обмена конфиденциальными или объемными наборами данных. Это радикально снижает требования к ширине полосы пропускания. Однако реализация таких подходов требует решения задач асинхронного обновления моделей, компенсации потерь пакетов и защиты от «отравления» данных, когда скомпрометированный агент намеренно искажает передаваемые градиенты для дестабилизации общей модели.

Вызовы кибербезопасности и формальной верификации роевых систем

Масштабирование роевых систем и их автономность многократно расширяют поверхность для кибератак. Рой БПЛА уязвим не только к классическим воздействиям на каналы связи (глушение, спуфинг GPS/GNSS), но и к внутренним угрозам, таким как византийские отказы, когда один или несколько аппаратов начинают транслировать ложные данные о своем состоянии или выполняют деструктивные маневры.

Для обеспечения устойчивости роя традиционных методов криптографии недостаточно. Требуется внедрение распределенных механизмов обнаружения аномалий на основе консенсусных протоколов, позволяющих агентам выявлять и изолировать узлы, чье поведение статистически отклоняется от групповой динамики.

Параллельно развивается направление формальной верификации автономных систем. Поскольку обучаемые алгоритмы (включая MARL и нейросетевые компоненты) по своей природе являются «черными ящиками», их нельзя допускать к управлению критическими функциями без гарантий. Современным трендом является создание гибридных контуров, где поверх адаптивного алгоритма работает формально верифицированный монитор времени выполнения или функции барьерного управления (ФБУ). Этот монитор в режиме реального времени перехватывает управление и корректирует команду, если предлагаемое алгоритмом действие нарушает жесткие математические границы безопасности (например, минимальную дистанцию сближения).

Сопоставление тенденций (табл. 1) показывает, что развитие роевого интеллекта является многокритериальной задачей. Масштабируемость достигается прежде всего распределением функций и кластеризацией, но локальная автономия требует механизмов согласования [7; 9; 10].

Таблица 1 – Сравнительная оценка тенденций и вызовов развития роевого интеллекта БПЛА

Тенденция	Ожидаемый эффект	Основной вызов	Приоритетное направление
Децентрализация и кластеризация	Масштабируемость, отсутствие единой точки отказа	Расхождение локальных решений, потеря согласованности	Иерархическое управление и гибридные алгоритмы
MARL и адаптивные политики	Адаптация к неопределённой и изменяющейся среде	Проблема перехода из симуляции в реальность, постоянная изменчивость условий в реальности при обучении, сложность верификации	Иерархическое обучение, HIL и защитные ограничения
Периферийные вычисления и синергия данных, полученных от разных сенсоров	Снижение задержки и повышение качества оценки обстановки	Зависимость от вычислительных мощностей, скорость задержки и обработки данных с сенсоров	Деградируемые режимы и распределённый обмен данными от различных сенсоров
Энергоориентированная координация	Увеличение продолжительности миссии	Компромисс между энергией, связью и качеством выполнения задачи	Многокритериальное планирование и учёт остаточного заряда
Киберзащита и проверяемость	Снижение риска опасных отказов и несанкционированного воздействия	Вычислительная тяжеловесность защиты	Мониторинг аномалий, верификация и сценарные испытания
Человеко-машинное взаимодействие	Контролируемая автономность и сохранение роли оператора	Информационная перегрузка и неоднозначность команд	Управление намерением и адаптивное представление состояния роя

На основании проведённого обзора и синтеза современных подходов в работе концептуально обобщается и структурируется трёхуровневая архитектура управления роем (рис. 2), позволяющая распределить выявленные тенденции по уровням принятия решений. Верхний уровень формирует цель и ограничения миссии (зона применения адаптивных политик и MARL); средний уровень выполняет распределение задач и координацию групп (зона применения периферийных вычислений и энергоориентированного планирования); нижний уровень реализует восприятие и непосредственное безопасное управление движением (зона применения детерминированных правил и киберзащиты). Такое разделение

позволяет сочетать адаптивность обучаемых методов с проверяемостью критических функций [5, 9].



Рисунок 2 – Трёхуровневая архитектура управления роем БПЛА

Коммуникационная подсистема роя должна поддерживать как штатный режим обмена, так и кластерную, так называемую аварийную конфигурации. При штатном режиме обеспечивается обмен информацией, необходимой для координации; при кластеризации обмен локализуется внутри групп. При этом локальные вычислительные мощности должны обеспечивать автономное выполнение нижнего контура на каждом БПЛА.

Энергетический бюджет является одним из главных ограничивающих факторов для автономных роев БПЛА. Энергия расходуется не только на тягу, но и на бортовые вычисления, работу сенсоров и, что критично, на передачу данных. В современных архитектурах энергоэффективность рассматривается не как изолированный параметр, а как интегральная часть функции координации.

Тенденция смещается от статического планирования маршрутов к динамической энергоориентированной кластеризации. В таких системах топология роя адаптируется к уровню заряда батарей: аппараты с критически низким зарядом могут автоматически переходить в режим энергосбережения, снижать частоту обмена телеметрией или возвращаться на базу, а их задачи и функции ретрансляции динамически перераспределяются между соседними узлами. Кроме того, исследуются алгоритмы, учитывающие аэродинамическое взаимодействие (например, полет в аэродинамической тени лидера для снижения энергозатрат), а также концепции беспроводной подзарядки и использования аппаратов-носителей. Интеграция энергетических моделей в контур принятия решений позволяет продлить время выполнения миссии на 20–40% по сравнению с подходами, игнорирующими неравномерность расхода ресурса.

Парадигма человеко-машинного взаимодействия и контролируемая автономность

Переход к роям, насчитывающим десятки и сотни аппаратов, делает традиционное прямое пилотирование каждого БПЛА физически невозможным. Это порождает сдвиг в парадигме человеко-машинного взаимодействия от микроменеджмента к управлению намерениями. Оператор

задает высокоуровневые цели и ограничения (например, «обеспечить непрерывное покрытие зоны А» или «сопровождать объект Б»), а роевой интеллект самостоятельно декомпозирует их на локальные траектории.

Ключевым вызовом здесь является концепция «осмысленного человеческого контроля». Оператор должен сохранять когнитивное понимание того, что делает рой, и иметь возможность вмешаться в критической ситуации, не будучи перегруженным информацией. Для решения этой проблемы развиваются адаптивные интерфейсы, которые абстрагируют данные: вместо отображения телеметрии каждого дрона, интерфейс показывает агрегированные метрики (форму роя, вектор общего намерения, уровень коллективного ресурса) и использует предиктивную аналитику для предупреждения оператора о потенциальных конфликтах или сбоях до того, как они произойдут. Это обеспечивает баланс между использованием преимуществ полной автономности и сохранением юридической и этической ответственности человека за принятие ключевых решений.

Заключение

Проведённый анализ демонстрирует, что современное развитие роевого интеллекта БПЛА эволюционирует от применения изолированных алгоритмов координации к созданию комплексных киберфизических систем. В таких системах архитектура управления, коммуникационные протоколы, вычислительные ресурсы и механизмы безопасности проектируются совместно, а не изолированно.

Систематизация тенденций позволила выявить, что достижение масштабируемости и отказоустойчивости роя неразрывно связано с необходимостью балансировки противоречивых требований. Мультиагентное обучение с подкреплением обеспечивает высокую адаптивность к неопределённости, но требует преодоления разрыва «симуляция–реальность» и внедрения жёстких защитных ограничений. Периферийные вычисления и распределённое сенсорное слияние радикально снижают нагрузку на каналы связи, однако порождают новые вызовы в области кибербезопасности (например, защиту от «отравления» моделей) и синхронизации данных. Энергоориентированная координация и новые парадигмы человеко-машинного взаимодействия смещают фокус с простой максимизации производительности на обеспечение долгосрочной устойчивости миссии и сохранение осмысленного контроля со стороны оператора.

В качестве решения обозначенных противоречий в работе концептуально обоснована трёхуровневая архитектура управления роем. Её ключевое преимущество заключается в строгом разделении зон ответственности: задачи стратегического планирования и распределения ресурсов (где эффективны адаптивные политики) отделены от нижнего контура, который должен опираться исключительно на детерминированные, быстродействующие и формально верифицируемые правила безопасности.

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются разработка гибридных алгоритмов, органично объединяющих реактивные биоинспирированные методы с обучаемыми моделями, а также создание единых методик и сценариев для аппаратно-в-контуре валидации роевых систем в условиях деградации связи и частичных отказов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Андриевский Б. Р., Попов А. М., Михайлов В. А., Попов Ф. А. Применение методов искусственного интеллекта для управления полетом беспилотных летательных аппаратов // *Аэрокосмическая техника и технологии*. 2023. Т. 1, № 2. С. 72–107.
2. Bu Y., Yan Y., Yang Y. Advancement Challenges in UAV Swarm Formation Control: A Comprehensive Review // *Drones*. 2024. Vol. 8, no. 7. Art. 320. DOI: 10.3390/drones8070320.
3. Евдокименков В. Н., Красильщиков М. Н., Себряков Г. Г. Распределенная интеллектуальная система управления группой беспилотных летательных аппаратов: архитектура и программно-математическое обеспечение // *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2016. № 1 (174). С. 29–44.
4. Tang J., Duan H., Lao S. Swarm intelligence algorithms for multiple unmanned aerial vehicles collaboration: a comprehensive review // *Artificial Intelligence Review*. 2023. Vol. 56. P. 4295–4327. DOI: 10.1007/s10462-022-10281-7.
5. Nguyen T. T., Nguyen N. D., Nahavandi S. Deep Reinforcement Learning for Multi-Agent Systems: A Review of Challenges, Solutions, and Applications // *IEEE Transactions on Cybernetics*. 2020. Vol. 50, no. 9. P. 3826–3839. DOI: 10.1109/TCYB.2020.2985318.
6. Yang M., Bi W. H., Zhang A., Gao F. A distributed task reassignment method in dynamic environment for multi-UAV system // *Applied Intelligence*. 2022. Vol. 52. P. 1582–1601. DOI: 10.1007/s10489-021-02502-3.
7. Alkouz B., Abusafia A., Lakhdari A., Bouguettaya A. In-flight energy-driven composition of drone swarm services // *IEEE Transactions on Services Computing*. 2023. Vol. 16, no. 3. P. 1919–1933. DOI: 10.1109/TSC.2022.3203033.
8. Rezwan S., Choi W. Artificial Intelligence Approaches for UAV Navigation: Recent Advances and Future Challenges // *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 26320–26339. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3157626.
9. Luckcuck M., Farrell M., Dennis L. A. et al. Formal Specification and Verification of Autonomous Robotic Systems: A Survey // *ACM Computing Surveys*. 2019. Vol. 52, no. 5. Art. 100. DOI: 10.1145/3342355.
10. Santoni de Sio F., van den Hoven J. Meaningful Human Control over Autonomous Systems: A Philosophical Account // *Frontiers in Robotics and AI*. 2018. Vol. 5. Art. 15. DOI: 10.3389/frobt.2018.00015.
11. Zhou Y., Rao B., Wang W. UAV swarm intelligence: recent advances and future trends // *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 183856–183878. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3028865.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Найданов Дмитрий – аспирант, ГБОУ ВО «Нижегородский государственный инженерно-экономический университет», г. Княгинино, Россия, E-mail: klerio@bk.ru. Россия, ORCID: 0009-0002-4084-709X.

Астахова Татьяна Николаевна – кандидат физико-математических наук, доцент, заведующая кафедрой «Информационные системы и технологии», ГБОУ ВО «Нижегородский государственный инженерно-экономический университет», г. Княгинино, Россия, E-mail: ctn_af@mail.ru, ORCID: 0000-0002-7032-0697, SPIN-код: 2158-3392.

Найданов Денис Евгеньевич – студент 3-го курса, ГБОУ ВО «Нижегородский государственный инженерно-экономический университет», г. Княгинино, Россия, E-mail: laslasirys@gmail.com, ORCID: 0009-0003-9421-2441.