

ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ КОММУНИКАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ МОБИЛЬНОЙ ГРУППЫ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В. Е. Приходько • П. Н. Тепляшин • А. В. Плотников • О. А. Шебухова

Аннотация. Развитие беспилотных авиационных систем (БАС) представляет собой ключевое направление в современных технологиях, открывающее новые горизонты для автоматизации и повышения эффективности различных процессов. Важной задачей в этой области является создание роя из нескольких беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), которые могут совместно выполнять заданные миссии. Тактика роя, основанная на координации действий множества БПЛА, является одним из наиболее перспективных подходов для достижения этой цели. Тем не менее организация эффективного обмена информацией между БПЛА в процессе выполнения миссии остается значительной технической проблемой. В данном контексте использование предобученных нейронных сетей и доступных вычислительных ресурсов может стать решением, позволяющим оптимизировать взаимодействие между участниками роя. Адаптивная навигация в пространстве, реализуемая с помощью метода CL-SLAM, предоставляет возможность строить карты местности на основе данных, полученных с обзорной видеокамеры. Этот метод позволяет точно фиксировать положение соседних БПЛА, что критически важно для их координации. Кроме того, маршрутизация на основе двухэтапного реактивного алгоритма обеспечивает эффективное взаимодействие между участниками роя, позволяя прогнозировать оптимальные маршруты передачи данных в беспроводных децентрализованных самоорганизующихся сетях. Внедрение предложенных подходов создаст условия для формирования роя БПЛА, способного решать сложные задачи, которые ранее казались недостижимыми, тем самым открывая новые возможности для применения беспилотных технологий в различных сферах.

Ключевые слова: БПЛА; рой; маршрутизация; навигация в составе группы; нейронная сеть; машинное зрение.

ВВЕДЕНИЕ

Модели легких БПЛА находят широкое применение в сельском хозяйстве, промышленности, энергетике, МЧС и в военной сфере. Основными преимуществами БПЛА являются высокая мобильность и маневренность. Они могут быстро перемещаться по территории для сбора необходимой информации, для мониторинга природных ресурсов, картографирования или наблюдения за изменениями окружающей среды [1–4]. Возможность легко менять высоту и направление полета делает БПЛА идеальными для патрулирования больших территорий, включая труднодоступные места. БПЛА можно использовать в различных условиях и для нескольких задач, включая поисково-спасательные операции, мониторинг сельскохозяйственных угодий, охрану границ и многое другое. Использование БПЛА позволяет минимизировать риски для людей, например, в опасных или военных ситуациях.

Низкая стоимость БПЛА является решающим фактором для его массового применения, что позволяет расширить рынок БПЛА, включая малые и средние предприятия, которые могут не иметь бюджета на дорогие системы. Низкая цена на БПЛА может снизить затраты на выполнение определенных задач, например, по сравнению с традиционными методами доставки или мониторинга. Базовая платформа БПЛА может быть дополнена различным навесным оборудованием, главным образом камерами (и другими различного рода датчиками)

для получения беспилотного авиационного комплекса (БАС). При использовании БАС могут быть решены задачи, выполнение которых в пилотируемой авиации неэкономично и может быть затратно. Низкая стоимость позволяет беспилотному комплексу быть конкурентоспособным относительно пилотируемых аппаратов.

Дальнейшим развитием БАС является создание системы из нескольких БПЛА, взаимодействующих между собой и решающих одну задачу.

Управление группой БПЛА можно разделить на коллективное, стайное и роевое [1]. Основной характеристикой коллективного управления является то, что все члены группы обмениваются информацией, а также знают основные параметры: состав, цель и поставленные задачи. Управление в стае ограничивается минимальной связью между объектами и не всегда осведомлены о составе группы. Роевое управление предполагает, что каждый участник роя решает конкретную поставленную задачу и не знает о составе группы, если это не предусмотрено в решении задачи. Различие во владении информацией между роем, стаей и коллективом представлено на рис. 1.



Рис. 1 Различие во владении информацией между роем, стаей и коллективом.

Применение тактики роя беспилотников является одной из самых перспективных методов их использования. При роевой технологии возникают различные технические трудности:

- обеспечение безопасного расстояния между дронами, чтобы избежать столкновений;
- сложность в синхронизации движения дронов, особенно – при выполнении сложных маневров;
- требуется точное определение местоположения каждого дрона в пространстве;
- сложность в обеспечении одновременного выполнения команд всеми дронами в рое;
- необходимость учитывать задержки в передаче данных и обработке информации;
- обеспечение устойчивой связи между дронами и оператором.

Примитивная организация дронов строится на управлении оператором каждым дроном. При использовании роевого управления задача ставится всей группе в целом, для выполнения необходима связь только с одним участником группы, который транслирует информацию всему рюю. БПЛА-участник роя просчитывает свое поведение относительно положения в группе для успешного выполнения миссии. Главная задача в данной системе – организация каналов связи между БПЛА для их взаимодействия между собой.

В случаях выхода из строя соседних дронов необходимо постоянно корректировать свою позицию и обеспечивать каналы связи с наилучшей характеристикой, то есть производить перерасчет оптимальной траектории движения БПЛА.

Это является ключевой проблемой при работе с роем дронов: динамическая адаптация к изменениям в составе роя и окружающей среде. Ключевые моменты, которые необходимо учитывать при перерасчете:

- обновление информации о состоянии роя, определение вышедших из строя дронов и пересмотр состава;
- перераспределение задач;
- пересчет оптимальной траектории;
- поддержание связи для обеспечения взаимодействия между оставшимися дронами и контрольным центром;

- учет факторов окружающей среды, препятствия, ветер, видимость, чтобы оптимизировать траекторию движения дронов.

Существующие решения предполагают использование мощных вычислителей для контроля полета дронов. Использование малопроизводительного и дешевого вычислителя с ограниченным энергетическим ресурсом (такого, как одноплатный компьютер Raspberry Pi, Orange Pi) способно удешевить конструкцию в целом, что, в свою очередь, станет основным фактором для массовости их применения. Для компенсации снижения производительности вычислителей предлагается использование нейронной сети.

1. ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ КОММУНИКАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ НА БАЗЕ ТИПОВЫХ КОМПОНЕНТОВ

Для практической реализации организации мобильной группы БАС (роя) с использованием нейронных сетей применены БПЛА вертолетного типа ближнего действия. Программно-аппаратная архитектура БПЛА представлена на рис. 2.

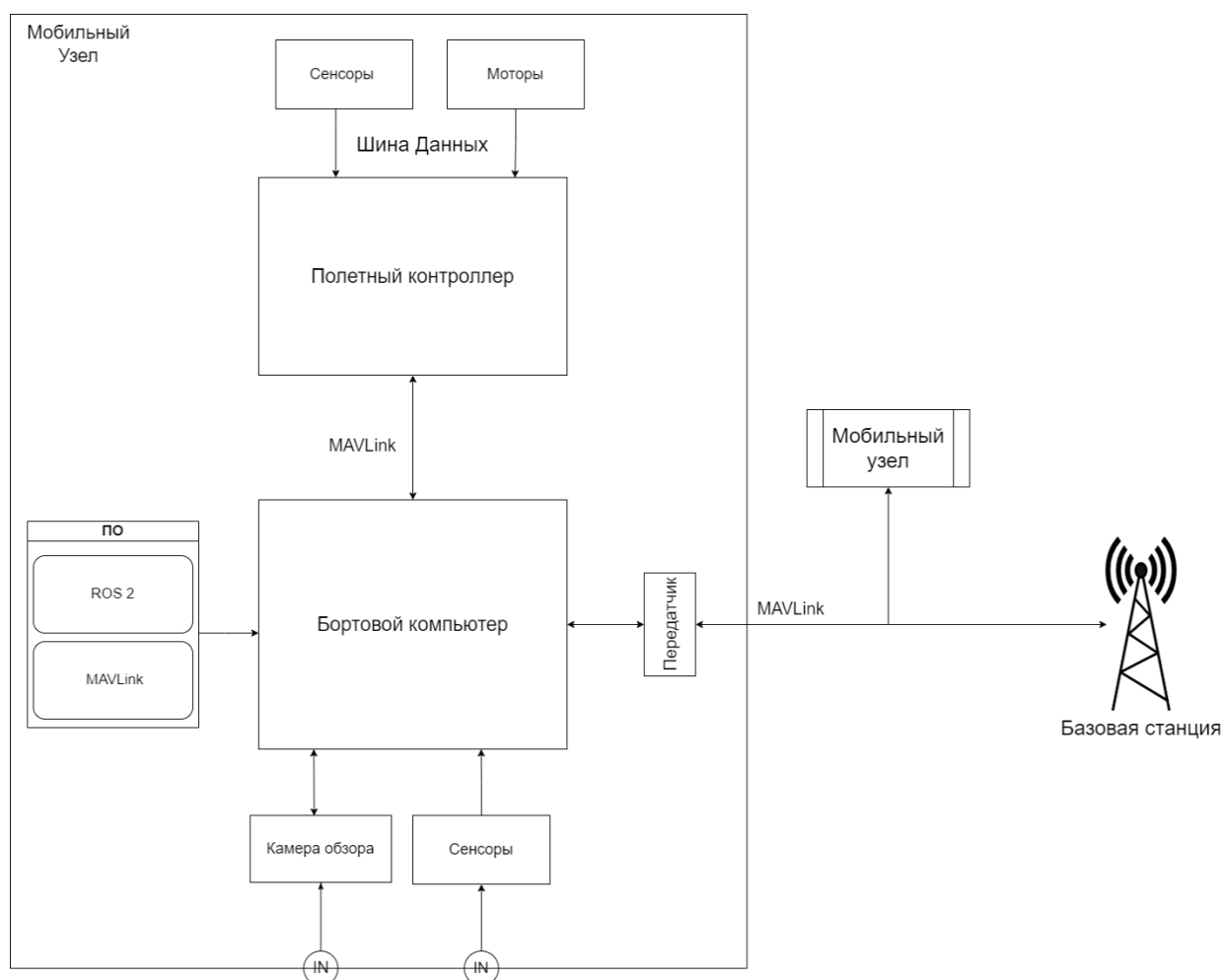


Рис. 2 Программно-аппаратная архитектура БПЛА.

Полетный контроллер БПЛА реализован на микропроцессоре STM32F405 с использованием программного обеспечения PX4 Autopilot. Он работает на пару с платой Orange PI, являющейся бортовым компьютером, на базе которого выполняются основные вычисления, в том числе работа нейронных сетей. К бортовому компьютеру подключаются камера обзора (захват цели производится с использованием программного модуля машинного зрения на базе модели yola8N) и периферийные сенсоры.

На плате Orange PI развернута операционная система Linux, используемая как платформа для программного контейнера. Предобученные нейронные сети являются частью контейнера и выполняют ключевые задачи по маршрутизации трафика информации между БПЛА в составе роя и удержанию позиции дрона во время полета для предотвращения столкновений.

Для взаимодействия БПЛА между собой используется протокол MAVLink, данные передаются с помощью платы ESP32 в режиме приемник–передатчик. Управление дроном происходит при помощи программного обеспечения ROS 2. Дополнительные модули для ROS 2, написанные с использованием ROS API, позволят производить реконфигурацию системы в зависимости от требований и задач.

2. АДАПТИВНАЯ НАВИГАЦИЯ В МОБИЛЬНОЙ ГРУППЕ

Одной из главных проблем мобильных систем являются адаптивная навигация в пространстве и невозможность передвигаться без навигационных меток. На данный момент для решения данной задачи имеются несколько подходов. Один из них – построение 3D-карты без систем позиционирования с использованием метода SLAM [5–7].

Метод SLAM (simultaneous localization and mapping) используется в автономных мульти-агентных системах для построения карты местности [8]. Основная задача SLAM – это преобразование сенсорных данных в карту и одновременная оценка положения устройства на этой карте [9].

Карта основывается на информации с собственных камер и сенсоров. При использовании данной методологии построение карты в мобильной группе будет основано на информации от соседей. На основании полученной карты происходит определение БПЛА в пространстве, процедура планирования маршрута и корректировка движения.

Классические методы SLAM обычно опираются на созданные вручную низкоуровневые признаки (геометрические параметры), которые, как правило, не работают в сложных условиях. Подходы, основанные на глубоком обучении, смягчают подобные проблемы благодаря своей способности к обучению по высокоуровневым признакам (семантическая информация о среде) [10].

Для решения данной задачи на базе БПЛА была выбрана методика OpenDR CL-SLAM (Continuous Simultaneous Localization and Mapping), основанная на Visual Based SLAM [11]. Данная методика разработана специально для мобильных устройств, которые находятся в изменяющихся средах.

CL-SLAM построен как двухсетевая архитектура, включающая генерализатора и эксперта. В то время как эксперт фокусируется на краткосрочной адаптации к текущей сцене, генерализатор хранит информацию о предыдущих средах, используя буфер воспроизведения, содержащий образцы из прошлого и настоящего. Данный модуль интегрируется в ROS 2.

3. МАРШРУТИЗАЦИЯ В РОЕ

Комплекс представляет собой множество N дронов (передвижной сенсор), которые считывают информацию со множества M сенсоров. Происходит передача информации дронами между собой для корректировки движения и для определения необходимости считывать данные с конкретного экземпляра сенсора. В комплексе БАС разворачивается локальная сеть передачи данных с использованием принципа «store-and-forward», который активно используется в случаях разреженных сетей, в которых плотность узлов достаточно низкая, и возможность передачи между отправителем и получателем может отсутствовать на данный момент времени [12], для поиска и оптимизации маршрута передачи данных. Такое решение позволяет повысить эффективность использования ресурсов БАС и определить временные отрезки для передачи данных с датчиков.

В некоторых случаях в сети, развернутой в рое, возникают проблемы при маршрутизации из-за невозможности определить маршрут или потери конечной точки на неопределённый

срок, вследствие этого память дрона начинает заполняться посылками. Современные протоколы не оптимальны в вопросах решения подобных задач в разряженных сетях. Их использование неизбежно приведет к увеличению требуемой пропускной способности, емкости временной памяти для хранения информации сети, а значит, к повышению стоимости и энергопотребления [13]. На основании этого появляется потребность в адаптивной маршрутизации.

Функциональная архитектура коммуникационной системы мобильной группы представлена на рис. 3.

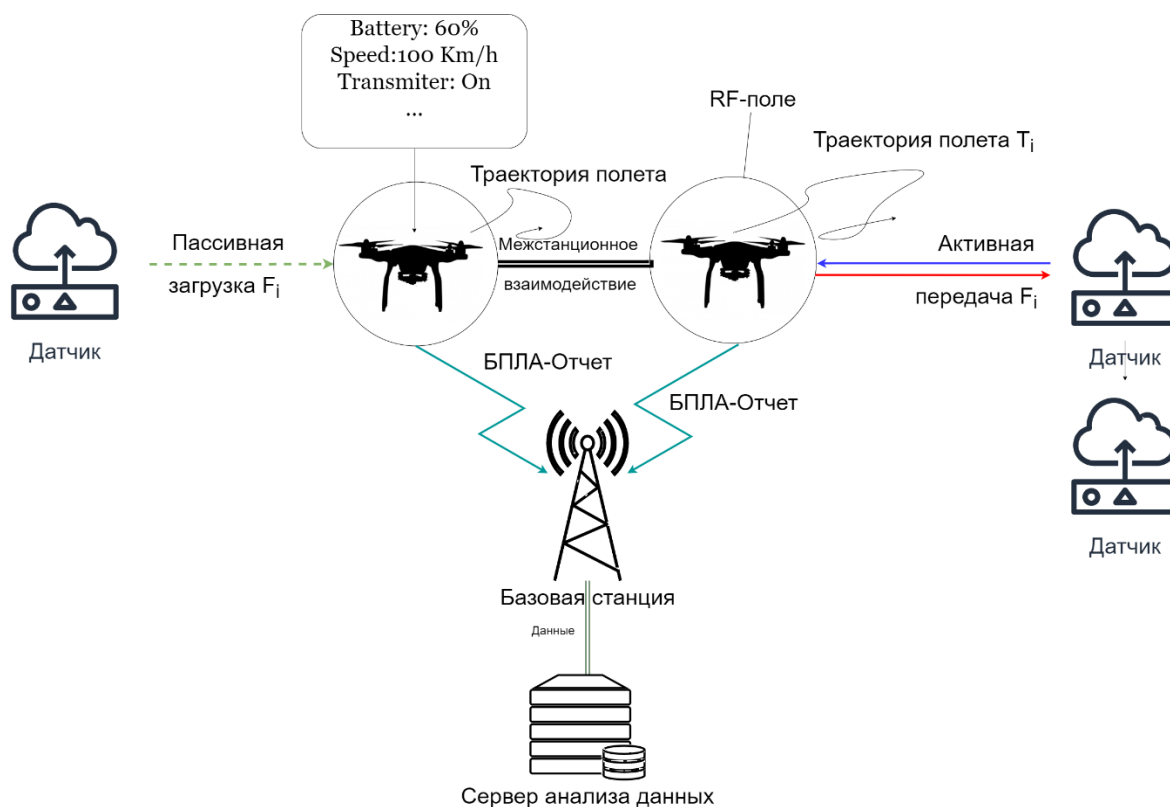


Рис. 3 Функциональная архитектура коммуникационной системы мобильной группы.

Двухэтапный реактивный алгоритм может быть использован для маршрутизации данных в беспроводных самоорганизующихся сетях связи [14].

Первый этап включает в себя прямой ход для определения наиболее подходящих участков для обмена информацией между абонентами S (Source) и D (Destination). Происходит широковещательная рассылка пакета «Поиск», который включает в себя информацию о формируемом маршруте и его метриках производительности.

В результате действия алгоритма каждый транзитный узел располагает информацией о частично сформированных маршрутах, полученных от смежных узлов.

Маршруты отсортированы по основным метрическим характеристикам, которые можно использовать для оценки маршрутов в разреженных сетях [15, 16]:

- вероятность того, что сообщение будет доставлено от отправителя и получателя;
- среднее время доставки сообщения;
- ожидаемое количество передач данных между узлами;
- время, затраченное на отправку и получение пакета данных между двумя узлами.

На втором этапе обратный ход использует результаты прямого хода и производит построение оптимизированного маршрута между S и D .

Происходит рассылка пакета «Ответ» от абонента D к S . Для выбора следующего абонента для пересылки пакета выбирается смежный узел, который на этапе прямого хода имеет лучший по метрикам построенный маршрут для обмена информацией.

Эффективность оценок резко снижается даже при небольших отклонениях, поэтому при наличии в измерениях достаточно больших ошибок оценки становятся несостоятельными. Альтернативой квадратичной функции с целью обеспечения устойчивости является использование метода наименьших модулей как менее чувствительного к выбросам значений [20]. Отличие от квадратичной функции состоит в минимизации не суммы квадратов невязок, а (взвешенной) суммы их абсолютных значений.

Выбор метода оценивания зависит от специфики задачи и предположений о данных, поэтому важно тщательно анализировать данные и подходы к моделированию перед выбором метода.

Параметром градиентного бустинга является количество деревьев.

Градиентный бустинг обладает рядом преимуществ по сравнению с решающими деревьями:

- достаточно точное восстановление искомой функции;
- возможность использовать произвольные функции потерь в задачах регрессии, что делает его гибким инструментом для решения различных задач;
- техника ансамблирования позволяет не полностью подвергаться переобучению, по сравнению с другими алгоритмами;
- возможность использовать категориальные признаки.

Обобщенная регрессионная нейронная сеть (GRNN) [21, 22] – это разновидность нейронных сетей на радиальной основе, состоящая из радиального базового слоя и специального линейного слоя.

В точку расположения каждого обучающего наблюдения помещается гауссова ядерная функция. Считается, что каждое наблюдение свидетельствует о некоторой уверенности в том, что поверхность отклика в данной точке имеет определённую высоту, и эта уверенность убывает при отходе в сторону от точки. GRNN копирует внутрь себя все обучающие наблюдения и использует их для оценки отклика в произвольной точке. Окончательная выходная оценка сети получается как взвешенное среднее выходов по всем обучающим наблюдениям, где величины весов отражают расстояние от этих наблюдений до той точки, в которой производится оценивание (и, таким образом, более близкие точки вносят больший вклад в оценку) [23].

Архитектура сети представлена на рис. 5.

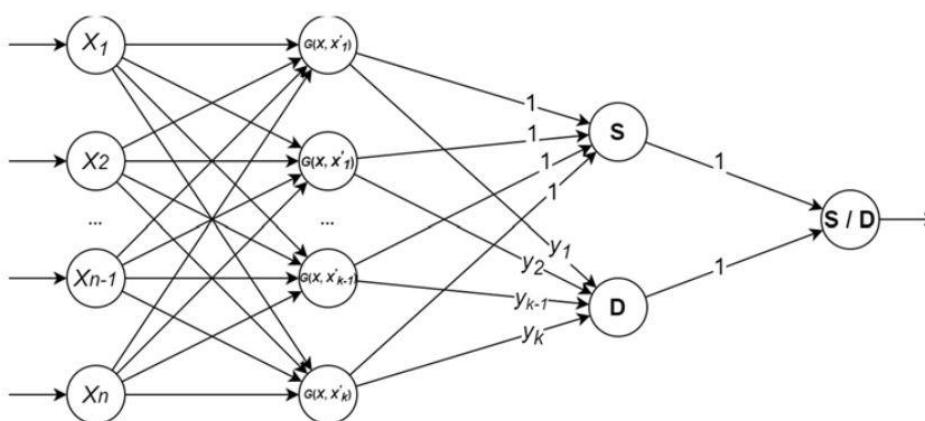


Рис. 5 Архитектура обобщенной регрессионной нейронной сети.

Архитектура сети имеет следующую математическую модель:

$$Y(x) = \frac{\sum_i^N y_i G(x, x'_i)}{\sum_i^N G(x, x'_i)}, \quad G(x, x'_i) = \exp\left(\frac{(x - x'_i)^T (x - x'_i)}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

где $G(x, x'_i)$ – Гауссово ядро; x, y_i – входы и выходы обучающей выборки.

Преимущества GRNN:

- обучение сети происходит за один проход;
- высокая точность оценки;
- способна обрабатывать шумы на входных данных.

Оба метода – градиентный бустинг и обобщенная регрессионная нейронная сеть – могут быть эффективно использованы для прогнозирования метрических характеристик при маршрутизации в рое БПЛА. Выбор между ними зависит от конкретных требований поставленной задачи и характеристик данных.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлена практическая реализация коммуникационной системы на базе типовых компонент с использованием одноплатных компьютеров. Рассмотрен один из методов адаптивной навигации без систем позиционирования с использованием метода SLAM.

Как один из вариантов принятия решения в связи с потерей маршрута или конечной точки предлагается использовать двухэтапный реактивный алгоритм с использованием метрических характеристик для маршрутизации данных в беспроводных самоорганизующихся сетях связи. Для прогнозирования метрических характеристик могут быть использованы алгоритмы градиентного бустинга и обобщенной регрессионной нейронной сети.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

- [1] Карпов В. Э. Модели социального поведения в групповой робототехнике // УБС. 2016. № 59. EDN [WANWKR](#). [[Karpov V. E. Models of social behavior in group robotics // UBS. 2016. No. 59. EDN [WANWKR](#). (In Russian).]]
- [2] Муслимов Т. З. Методы и алгоритмы группового управления беспилотными летательными аппаратами самолетного типа // СИИТ. 2024. Т. 6. № 1(16). С. 3–15. EDN [HOTUZU](#). [[Muslimov T. Z. “Methods and algorithms for group control of aircraft-type unmanned aerial vehicles” // SIIT. 2024. Vol. 6, no. 1(16), pp. 3–15. EDN [HOTUZU](#). (In Russian).]]
- [3] Гурчинский М. М., Тебueva Ф. Б. Обнаружение нарушителя агентами роевых робототехнических систем в условиях недетерминированной среды функционирования // СИИТ. 2024. Т. 6. № 3(18). С. 71–82. EDN [AUVYOX](#). [[Gurchinsky M. M., Tebueva F. B. “Detection of an intruder by agents of swarm robotic systems in a non-deterministic operating environment” // SIIT. 2024. Vol. 6, no. 3(18), pp. 71–82. EDN [AUVYOX](#). (In Russian).]]
- [4] Петренко В. И., Тебueva Ф. Б., Гурчинский М. М. и др. Алгоритм машинного обучения системы управления антропоморфными манипуляторами // СИИТ. 2021. Т. 3. № 2(6). С. 35–43. EDN [USZJSM](#). [[Petrenko V. I., Tebueva F. B., Gurchinsky M. M., et al. “Machine learning algorithm for the control system of anthropomorphic manipulators” // SIIT. 2021. Vol. 3, no. 2(6), pp. 35–43. EDN [USZJSM](#). (In Russian).]]
- [5] Tezerjani M. D., Khoshnazar M., Tangestanizadeh M., Yang Q. A Survey on Reinforcement Learning Applications in SLAM. arXiv:2408.14518v1.2024.
- [6] Rui Xu. Visual SLAM methods for autonomous driving vehicles // Highlights in Sci., Engineering and Technology. 2024. Vol. 111.
- [7] Annusewicz-Mistal A. et al. Autonomous manipulator of a mobile robot based on a vision system // Appl. Sci. 2023. Vol. 13. No. 439.
- [8] Rauf A., Irshad M. J., et al. Comparative study of SLAM techniques for UAV // Eng. Proc. 2021. Vol. 12. No. 67.
- [9] Pierzchała M., Giguère P., Astrup R. Mapping forests using an unmanned ground vehicle with 3D LiDAR and graph-SLAM // Computers and Electronics in Agriculture. 2018. Vol. 145. Pp. 217–225. EDN [YGVPMW](#).
- [10] Cesar G. Pachon-Suescun, Carlos J. Enciso-Aragon, Robinson Jiménez-Moreno. Robotic navigation algorithm with machine vision // International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). 2020. Vol. 10. No. 2. Pp. 1308–1316.
- [11] Vödisch N., Cattaneo D., Burgard W., Valada A. Continual SLAM: Beyond lifelong simultaneous localization and mapping through continual learning // Robotics Research. ISRR 2022. Springer Proceedings in Advanced Robotics. Vol 27. Pp. 19–35.
- [12] Othman Y. Sh., Megahed M. H., Rezka M. Abo, Fathy Ahmed Elsayed Amer. A new communication protocol for drones’ cooperative network: 5G site survey case study // (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2021. Vol. 12. No. 6.
- [13] Luo X., Chen C., Zeng C., Li C., Xu J., Gong S. Deep reinforcement learning for joint trajectory planning, transmission scheduling, and access control in UAV-assisted wireless sensor networks // Sensors. 2023. Vol. 10. No. 4691.
- [14] Новиков А. С., Ивутин А. Н., Пестин М. С. Алгоритм маршрутизации для обеспечения быстрого восстановления связи при обрывах маршрутов в сетях MANET // Системы управления, связи и безопасности. 2024. № 2. EDN [EPMHJU](#). [[Novikov A. S., Ivutin A. N., Pestin M. S. “Routing algorithm for ensuring fast connection restoration in case of route breaks in MANET networks” // Control, Communication and Security Systems. 2024. No. 2. EDN [EPMHJU](#). (In Russian).]]
- [15] Царёв А. А., Привалов А. Ю. Сравнение характеристик протоколов маршрутизации в беспроводных DTN сетях для гибридной модели подвижности узлов // Сб. тр. III междунар. конф. и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2017). Самара: Новая техника. 2017. С. 1394–1398. EDN [YQLRKV](#). [[Tsarev A. A., Privalov A. Yu. “Comparison of characteristics of routing protocols in wireless DTN networks for a hybrid model of node mobility” // Information Technologies and Nanotechnologies (ITNT-2017). Samara: New technology. 2017, pp. 1394–1398. EDN [YQLRKV](#). (In Russian).]]

- [16] Датьев И. О. Маршрутные метрики многошаговых беспроводных самоорганизующихся сетей // Труды Кольского научного центра РАН. 2015. № 3 (29). EDN [VSLZEE](#). [[Datyev I. O. "Routing metrics of multi-hop wireless self-organizing networks" // Proc. Kola Science Center of the Russian Academy of Sciences. 2015. No. 3 (29). EDN [VSLZEE](#). (In Russian).]]
- [17] Бринк Х., Ричардс Д., Февееролф М. Машинное обучение. СПб.: Питер, 2017. 336 с. [[Brink H., Richards D., Feverolf M. Machine Learning. St. Petersburg: Piter, 2017. (In Russian).]]
- [18] Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных / Под ред. В. П. Боровикова. 2-е изд. М.: Горячая линия – Телеком, 2008. 392 с. [[Neural networks. Statistica Neural Networks. Methodology and Technologies of Modern Data Analysis. Moscow: Goryachaya Liniya – Telecom, 2008. (In Russian).]]
- [19] Мудров В. И., Кушко В. Л. Метод наименьших модулей. М.: Знание, 1971. [[Mudrov V. I., Kushko V. L. Method of Least Modules. Moscow: Knowledge, 1971. (In Russian).]]
- [20] Демиденко Е. З. Линейная и нелинейная регрессии. М.: Финансы и статистика, 1981. [[Demidenko E. Z. Linear and Nonlinear Regressions. Moscow: Finance and Statistics, 1981. (In Russian).]]
- [21] Андреев П. Г., Андреева Т. В., Юрков Н. К. Использование искусственной нейронной сети типа GRNN в задачах прогнозирования // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. 2017. Т. 2. С. 63–66. EDN [ZEJCGD](#). [[Andreev P. G., Andreeva T. V., Yurkov N. K. Using an artificial neural network of the GRNN type in forecasting problems // International Conference on Soft Computing and Measurements. 2017. Vol. 2, pp. 63–66. EDN [ZEJCGD](#). (In Russian).]]
- [22] Шпаков А. В., Лавина Т. А. Применение нейронных сетей для аппроксимации экспериментальных данных // Тенденции развития науки и образования. 2022. № 84-2. С. 60–64. EDN [LGYQTZ](#). [[Shpakov A. V., Lavina T. A. "Application of neural networks for approximation of experimental data" // Trends in the Development of Sci. and Edu. 2022. No. 84-2, pp. 60–64. EDN [LGYQTZ](#). (In Russian).]]
- [23] Nader F., Hong G., Kazem M., Seyyed Ali S., Keramat H., Mohammad Reza E. Nonlinear Poisson regression using neural networks: A simulation study // Neural Computing and Applications. Vol. 8. No. 18. Pp. 939–943.

Поступила в редакцию 2 декабря 2024 г.

МЕТАДАННЫЕ / METADATA

Title: Practical implementation of a mobile group communication system based on neural networks.

Abstract: The development of unmanned aircraft systems (UAS) is a key direction in modern technologies, opening new horizons for automation and increasing the efficiency of various processes. An important task in this area is to create a swarm of several unmanned aerial vehicles (UAVs) that can jointly carry out given missions. Swarm tactics, based on the coordination of multiple UAVs, are one of the most promising approaches to achieve this goal. However, organizing effective information exchange between UAVs during a mission remains a significant technical challenge. In this context, the use of pre-trained neural networks and available computing resources can be a solution to optimize the interaction between swarm participants. Adaptive spatial navigation implemented with the use of the CL-SLAM method makes it possible to create terrain maps based on the data obtained from a surveillance video camera. This method allows accurate recording of the position of neighboring UAVs, which is critical for their coordination. In addition, the routing based on a two-stage reactive algorithm ensures effective interaction between swarm participants, which allows forecasting optimal data transmission routes in wireless decentralized self-organizing networks. The implementation of the proposed approaches will create conditions to form a swarm of UAVs capable of solving complex tasks that previously seemed unattainable, thereby opening new opportunities for the use of unmanned technologies in various fields.

Key words: UAV; swarm; routing; group navigation; neural network; machine vision.

Язык статьи / Language: Русский / Russian.

Об авторах / About the authors:

ПРИХОДЬКО Владимир Евгеньевич

НИИ «Солитон», Россия.

Зам. ген. директора по исследованиям и разработкам.

E-mail: v.prihodko@soliton.com.ru

ТЕПЛЯШИН Павел Николаевич

НИИ «Солитон», Россия.

Начальник отдела вычислительной техники и программирования.

E-mail: teplik@soliton.com.ru

ПЛОТНИКОВ Арсений Вячеславович

НИИ «Солитон», Россия.

Инженер 1 категории.

E-mail: a.plotnikov@soliton.com.ru

ШЕБУХОВА Оксана Анатольевна

НИИ «Солитон», Россия.

Инженер-программист 1-й категории.

E-mail: shebukhova@soliton.com.ru

PRIKHODKO Vladimir Evgenevich

NII "Soliton", Russia.

Deputy Director General for Research and Development.

E-mail: v.prihodko@soliton.com.ru

TEPLYASHIN Pavel Nikolayevich

NII "Soliton", Russia.

Head of the Department of Computer Engineering and Programming.

E-mail: teplik@soliton.com.ru

PLOTNIKOV Arseniy Vyacheslavovich

NII "Soliton", Russia.

First category engineer.

E-mail: a.plotnikov@soliton.com.ru

SHEBUKHOVA Oksana Anatolevna

NII "Soliton", Russia.

First category software engineer.

E-mail: shebukhova@soliton.com.ru