
Подходы к снижению вычислительных и ресурсных требований в системах искусственного интеллекта для подвижных объектов

Д.А. Кубардин¹, М.Б. Сергеев¹, А.А. Тюгашев²

¹Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург

²Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева

Аннотация: Интеграция искусственного интеллекта в мобильные устройства сопряжена с серьезными проблемами, особенно по причинам ограниченности доступных ресурсов и требований к обработке данных в режиме реального времени. В статье рассматриваются современные подходы к сокращению вычислительных затрат и ресурсов в системах для подвижных объектов с искусственным интеллектом, включая оптимизацию моделей, и стратегии распределения вычислений для мобильных платформ с ограниченными ресурсами.

Ключевые слова: искусственный интеллект, подвижные объекты, легковесные модели, периферийные модели, аппаратное ускорение, дистилляция знаний, квантование

Введение

В настоящее время широкое использование технологий искусственного интеллекта (далее ИИ) для подвижных объектов привело к значительным достижениям в области автономной навигации, технического зрения и интеллектуального управления. Однако, данные разработки сталкиваются с рядом серьезных проблем.

Интеграция искусственного интеллекта во встроенные системы, например, объектов малой авиации автомобилей, мобильных роботов сталкивается с противоречием между вычислительной ресурсоемкостью современных глубоких нейронных сетей и жесткими ограничениями встроенных платформ. Основные проблемы включают: недостаточные вычислительные мощности и ограниченную память для исполнения моделей ИИ в реальном времени, необходимость работы с жесткими временными ограничениями (например, латентность менее 150 мс в автомобильных системах) [1], критические требования к энергоэффективности для

автономной работы, отсутствие формальных методов верификации безопасности и сертификации ИИ-систем для критических применений, проблемы интерпретируемости алгоритмов принятия решений, а также необходимость компрессии моделей с сохранением точности. Дополнительные вызовы возникают при обработке данных с множественных сенсоров в режиме реального времени, обеспечении робастности к изменениям условий эксплуатации и адаптации под специфические аппаратные архитектуры встроенных систем [1]

При этом надо поддерживать производительность в режиме реального времени и обеспечивать эффективную работу.

Укрупненная схема управления подвижным объектом с ИИ в контуре обратной связи приведена на рис. 1.

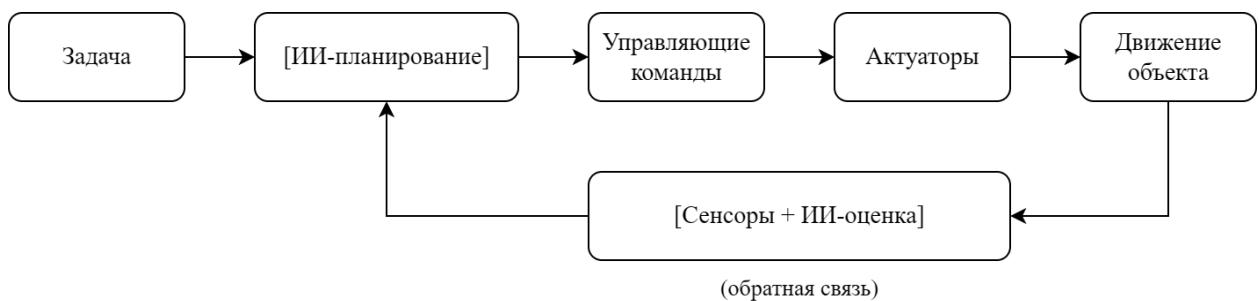


Рис. 1. – Схема системы управления подвижными объектами с ИИ в обратной связи

Основная проблема заключается в преодолении разрыва между вычислительными требованиями сложных моделей ИИ и практическими ограничениями встраиваемых систем. Традиционные модели ИИ, в частности нейронные сети глубокого обучения, требуют значительных вычислительных ресурсов, которые превышают возможности типичных подвижных аппаратных платформ. Это несоответствие требует инновационных подходов к оптимизации моделей, системной архитектуре и

управлении ресурсами, чтобы обеспечить практическое внедрение технологий ИИ в системы подвижных объектов.

В последнее время в области мобильной робототехники были достигнуты значительные успехи в интеграции передовых технологий искусственного интеллекта в условиях ограниченных ресурсов. В научной литературе отмечается растущий интерес к разработке легких и эффективных решений на основе ИИ, которые обеспечивают приемлемый уровень производительности при работе с ограниченными аппаратными ресурсами. Эта тенденция отражает более широкий вектор развития ИИ, направленный на создание доступных и масштабируемых интеллектуальных систем.

В настоящее время исследования направлены на разработку различных подходов, которые позволяют преодолеть ограничения, связанные с вычислительными мощностями мобильных систем искусственного интеллекта. Эти подходы включают в себя оптимизацию алгоритмов, разработку инновационных аппаратных решений и создание распределённых архитектур. Необходимо в этой связи упомянуть квантизацию, прунинг и дистилляцию знаний. Интеграция этих направлений исследований позволяет создать основу для внедрения искусственного интеллекта в мобильные системы.

Цель работы – показать пути решения задачи разгрузки вычислительной платформы на подвижном объекте для обеспечения решения задач управления перемещением в реальном масштабе времени с использованием ИИ.

Подходы и методы оптимизации

Легковесные и эффективные ИИ модели

Разработка эффективных моделей искусственного интеллекта, требующих меньше вычислительных ресурсов, является ключевым

направлением в решении проблемы ограниченности ресурсов. Методы сокращения моделей позволяют удалять избыточные параметры и связи из нейронных сетей, что значительно снижает требования к вычислительным мощностям, сохраняя при этом необходимую функциональность [2]. Это позволяет внедрять искусственный интеллект с достаточно богатыми возможностями на платформах с ограниченными вычислительными ресурсами и доступной памятью, даже без использования специализированных видеокарт или аппаратных устройств для поддержки нейросетей.

Методы квантования позволяют повысить эффективность модели ИИ за счёт снижения точности числовых представлений, используемых в вычислениях. Эти методы преобразуют высокоточные операции с плавающей запятой в целочисленные операции с меньшей точностью, что позволяет существенно сократить использование памяти и вычислительные затраты. Применение стратегий квантования оказалось особенно эффективным во встраиваемых системах, где пропускная способность памяти и объём накопителя являются критическими ограничениями.

Дистилляция знаний представляет собой другой эффективный подход к созданию компактных моделей искусственного интеллекта, которые могут быть использованы на подвижных объектах. Этот метод предполагает обучение небольших и более эффективных моделей с имитацией поведения более сложных нейросетей. Полученные в итоге модели сохраняют большую часть исходной производительности, но требуют значительно меньше вычислительных ресурсов, что делает их подходящими для использования в мобильных робототехнических системах [3 – 5].

Периферийные и мобильные вычисления

Распределение вычислительных нагрузок между подвижными объектами и ближайшими доступными внешними серверами предоставляет

значительные преимущества роботизированным системам с ограниченными ресурсами. Архитектура вычислений при этом позволяет переносить интенсивную интеллектуальную обработку данных с мобильных платформ на более мощные близлежащие серверы (см. рис.2), что снижает требования к локальным вычислениям [6]. При этом сохраняются требования к производительности с низкой задержкой, необходимые для приложений реального времени.

Практическое применение архитектуры периферийных вычислений, когда ресурсоемкие задачи переносятся с мобильных роботов, транспортных средств и малой авиации на более мощные серверы, находит множество практических применений, обеспечивая баланс между низкой задержкой и вычислительной мощностью. В промышленных условиях и для мобильных роботов выгрузка вычислений позволяет использовать более сложные алгоритмы ИИ, чем это возможно на бортовых процессорах.

Современные архитектуры, такие как RoboCon, используют технологии контейнеризации (Docker) и оркестрации (Kubernetes) для управления задачами роботов. Вычислительно интенсивные модули, например, система технического зрения для обнаружения объектов, упаковываются в контейнеры и могут быть динамически перенесены с робота на гибридный погранично-облачный кластер. Это позволяет работу с ограниченными ресурсами выполнять сложные задачи, сохраняя при этом гибкость [7]

В роботических системах, где каждый робот собирает данные, выгрузка вычислений на пограничный сервер позволяет экономить энергию. Был предложен подход, при котором для максимизации общего времени жизни ряда выбирается оптимальное подмножество роботов для отправки данных, учитывая корреляцию между их показаниями. Это снижает избыточность передаваемой информации и энергопотребление

В системах "зеленых" пограничных вычислений, работающих от солнечной энергии (например, в точном земледелии), децентрализованные алгоритмы позволяют узлам (например, на базе Raspberry Pi) совместно балансировать трафик. Это выравнивает их энергопотребление и продлевает время жизни всей системы в среднем на 10% по сравнению со сценарием без балансировки [8].

Для малой авиации, где вес и энергопотребление являются критическими факторами, выгрузка вычислений на землю или на другие, более мощные летательные аппараты, является важнейшей технологией. Например, предложена инновационная архитектура, где малые летательные аппараты выступают в роли мобильных пограничных серверов, обслуживающих смарт-устройства (SMD) и взаимодействующих с базовой станцией. В такой системе используются алгоритмы итерации по ценности (Value Iteration) для разработки эффективной стратегии миграции задач между аппаратами, учитывая их остаточный заряд аккумуляторов и текущую загрузку, что обеспечивает балансировку нагрузки и снижает общее энергопотребление группы дронов. [8]

Для сетей с участием малой авиации разрабатываются двухуровневые интеллектуальные схемы. На первом уровне беспроводные устройства принимают решение о выгрузке задач на периферийные серверы (RSU). На втором уровне устройства совместно распределяют свои вычислительные мощности для обработки этих задач, что позволяет эффективно разгрузить стационарные серверы [1].

Платформы распределенной обработки данных позволяют разбить сложные задачи искусственного интеллекта на несколько этапов, которые выполняются на разных вычислительных узлах. Это особенно полезно в случаях, когда отдельные устройства имеют ограниченные вычислительные мощности, но могут совместно использовать ресурсы для выполнения задач.

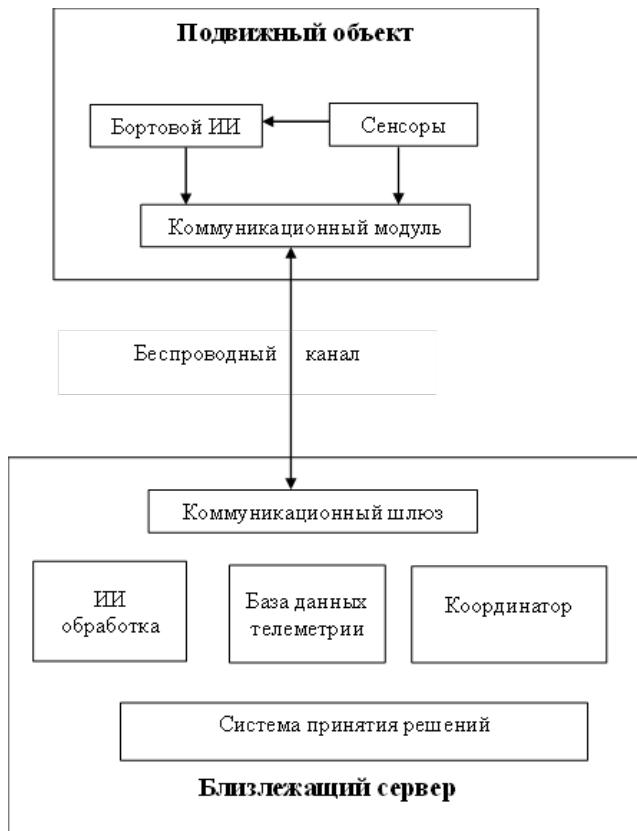


Рис. 2. – Функциональная схема информационного взаимодействия подвижного объекта и близлежащего сервера

Использование распределенной обработки данных с применением искусственного интеллекта позволяет реализовать достаточно сложные алгоритмы, которые не могут быть выполнены на отдельных мобильных платформах.

Такой подход к вычислениям, разработанный специально для практических приложений, направлен на оптимизацию баланса между локальной и удаленной обработкой. Он учитывает такие факторы, как задержка обмена данными, доступность пропускной способности и энергопотребление, чтобы определить оптимальное распределение задач между ресурсами подвижного объекта и внешними вычислительными ресурсами [9, 10]. При этом метод имеет динамический характер, что позволяет адаптивно управлять производительностью в зависимости от изменяющихся условий эксплуатации [11, 12].

Аппаратное ускорение

Платформы разработки, такие как Jetson Nano [13] и Raspberry Pi AI kit [14], стали практическими решениями для интеграции возможностей ИИ в мобильные роботизированные системы. Данные платформы предоставляют оптимизированные аппаратные и программные среды, специально разработанные для передовых приложений ИИ, предлагая разработчикам доступные пути реализации сложных функций искусственного интеллекта в условиях ограниченных ресурсов.

Интеграция специализированного оборудования ИИ на подвижных платформах требует аккуратного учета требований к энергопотреблению, регулированию температуры и форм-фактору (массогабаритным характеристикам). Успешные внедрения рассматриваемых платформ демонстрируют значительное повышение производительности при сохранении совместимости с требованиями мобильного применения при правильном выборе оборудования и дизайна системы [3, 4, 15].

Оптимизация под конкретные задачи

Настройка моделей ИИ для конкретных подвижных объектов открывает широкие возможности оптимизации ресурсов. Алгоритмы навигации, системы обнаружения объектов и модули восприятия окружающей среды могут быть адаптированы к конкретным эксплуатационным требованиям, что устраняет ненужные вычислительные затраты, связанные с решениями общего назначения. Подобный специализированный подход позволяет более эффективно использовать ресурсы при сохранении или повышении производительности в зависимости от конкретной задачи.

Оптимизация для конкретных приложений выходит за рамки отдельных алгоритмов и охватывает всю системную архитектуру. Разрабатывая системы ИИ специально для конкретных роботизированных

приложений и операционных сред, можно исключить избыточные возможности и сосредоточить вычислительные ресурсы на основных функциях [16, 17]. Такой целенаправленный подход оказывается особенно эффективным в сценариях с четко определенными рабочими параметрами и требованиями к производительности [18, 19].

Интеграции на системном уровне

Объединение датчиков и модульная архитектура

Интеграция данных с нескольких датчиков простого типа является основой для эффективной обработки информации с помощью искусственного интеллекта в области мобильной робототехники. Технологии соединения данных позволяют объединить информацию из различных источников для формирования целостного представления об окружающей среде, при этом снижая требования к отдельным датчикам. Подобный подход позволяет использовать менее дорогостоящие датчики с низким энергопотреблением, сохраняя общую производительность системы за счет интеллектуальной интеграции данных.

Модульная архитектура систем искусственного интеллекта может позволить гибкую адаптацию к разнообразным эксплуатационным требованиям при одновременной оптимизации использования ресурсов. Эти решения позволяют выборочно активировать возможности искусственного интеллекта в зависимости от требований текущих задач, позволяя системам экономить вычислительные ресурсы, когда не требуется полная функциональность искусственного интеллекта. Модульный подход также поддерживает поэтапную модернизацию системы и процедуры технического обслуживания, которые повышают ее жизнеспособность в долгосрочной перспективе [3, 13, 18].

Объединенное и совместное обучение

Архитектура обучения по принципу Federated learning позволяет обучать и совершенствовать модели искусственного интеллекта без централизации конфиденциальных данных или перегрузки отдельных устройств вычислительными требованиями. Эти подходы позволяют нескольким устройствам участвовать в коллективных процессах обучения при сохранении конфиденциальности данных и снижении затрат на связь. Распределенный характер федеративного обучения хорошо согласуется с децентрализованными характеристиками многих мобильных систем.

Например, автомобильная индустрия активно применяет федеративное обучение для улучшения систем автономного вождения без централизации данных. Google Waymo и Tesla используют данные подходы для обучения моделей машинного зрения и принятия решений, при этом данные датчиков остаются на отдельных автомобилях. Исследователи разработали систему FedLane для сегментации дорожной разметки в автономных транспортных средствах, где модели U-Net, ResUNet и ResUNet++ обучались федеративно на данных различных автомобилей, демонстрируя повышение точности (dice coefficient) с 0.9429 до 0.9794 для U-Net при сохранении конфиденциальности данных пользователей. Практическое применение федеративного обучения в реальном времени было продемонстрировано для предсказания угла поворота руля в автономных автомобилях, где асинхронная федеративная агрегация позволила достичь точности, сравнимой с централизованным обучением, при минимизации коммуникационных затрат. Система FedRC, разработанная для Tesla-подобных глобально распределенных автономных транспортных средств, решает задачу семантического понимания уличных сцен с учетом гетерогенности данных из разных городов, ускоряя сходимость модели на 38.7% по сравнению с базовыми методами [20].

Стратегии совместного обучения выходят за рамки простого обмена данными и включают сложные механизмы координации, оптимизирующих коллективную работу ИИ. Подобные подходы позволяют группам мобильных роботов специализироваться на определенных аспектах сложных задач, одновременно обмениваясь знаниями и возможностями с помощью интеллектуальных протоколов координации. Результирующий интеллект на системном уровне превосходит то, чего могли бы достичь отдельные устройства независимо друг от друга, сохраняя при этом эффективное использование ресурсов [9, 10].

Дискуссия

Анализ стратегий оптимизации вычислительных ресурсов позволяет сделать вывод о значительном прогрессе в области внедрения искусственного интеллекта на мобильных роботизированных платформах. Интеграция методов оптимизации моделей, современных вычислительных решений, аппаратного ускорения и системных инноваций открывает новые возможности для решения проблем, связанных с ограничениями ресурсов, при сохранении требуемого уровня производительности.

В рамках будущих исследований необходимо сосредоточить усилия на разработке интегрированных систем, которые будут сочетать различные подходы к оптимизации. Особенно перспективным направлением является динамическая оптимизация распределения ресурсов в режиме реального времени.

Кроме того, разработка стандартизованных показателей оценки для мобильных систем искусственного интеллекта позволит более эффективно сравнивать и оптимизировать различные подходы.

Заключение

Успешное внедрение искусственного интеллекта в подвижные объекты требует разработки комплексных стратегий для решения проблем, связанных с ограниченными вычислительными ресурсами. Применение различных подходов, таких как разработка упрощенных моделей, использование передовых вычислительных архитектур, аппаратное ускорение и оптимизация на системном уровне, позволяет успешно внедрить ИИ на платформах с ограниченными ресурсами.

Дальнейшее развитие стратегий оптимизации в сочетании с непрерывным улучшением аппаратных возможностей и алгоритмической эффективности позволяет предположить положительную динамику развития мобильной робототехники с применением искусственного интеллекта.

Будущие разработки в данной области, вероятно, будут направлены на создание более интегрированных и адаптивных решений, способных динамически оптимизировать производительность в зависимости от изменяющихся эксплуатационных требований и доступности ресурсов.

Литература

1. Sonko S., Etukudoh E.A., Ibekwe K.I. et al. A comprehensive review of embedded systems in autonomous vehicles: Trends, challenges, and future directions // World Journal of Advanced Research and Reviews, 2024. №21(01), p. 2009–2020. doi: 10.30574/wjarr.2024.21.1.0258
2. Совков В. В., Сергеев М. Б. О нейросетевом управлении передвижением персонажей в UNITY как способе проектирования робототехнических систем // Прикладной искусственный интеллект: перспективы и риски. Сборник докладов Международной научной конференции. Санкт-Петербург, 2024. С. 345-348.

3. Luculescu M., Cristea L., Boer A. Artificial Vision System for Autonomous Mobile Platform Used in Intelligent and Flexible Indoor Environment Inspection. *Technologies*, 2025. №13(4), 161. doi: 10.3390/technologies13040161
 4. Galarza-Falfan J., García-Guerrero E., Aguirre-Castro O., López-Bonilla O., Tamayo-Pérez U., Cárdenas-Valdez J., Hernández-Mejía C., Borrego-Dominguez S., Inzunza-González E. Path Planning for Autonomous Mobile Robot Using Intelligent Algorithms. *Technologies*, 2024. №12(6), 82. doi: 10.3390/technologies12060082
 5. Martínez-Alpiste I., Casaseca-De-La-Higuera P., Alcaraz-Calero J., Grecos C., Wang Q. Smartphone-based object recognition with embedded machine learning intelligence for unmanned aerial vehicles. *Journal of Field Robotics*, 2020. №37, p. 596-618. doi: 10.1002/rob.21921
 6. Yuldashev Z., Sergeev A., Nastueva N. IoMT Technology as the Basis of Wearable Online Monitors for Space Distributed Monitoring Systems for Pregnant Women // 2021 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems, WECONF 2021 - Conference Proceedings. 2021. C. 9470556.
 7. Gautam Gala, Tilman Unte, Luiz Maia, et al. Safety-Critical Edge Robotics Architecture with Bounded End-to-End Latency // 3rd International Workshop on Real-Time Cloud systems (RT-Cloud), held in conjunction with the 36th Euromicro Conference on Real-time Systems (ECRTS) 2024, p. 3-6, doi: 10.48550/arXiv.2406.14391
 8. Mattia G. P., Beraldí R. Lifespan and energy-oriented load balancing algorithms across sets of nodes in Green Edge Computing,. 2023 IEEE Cloud Summit, Baltimore, MD, USA, 2023, p. 41-48, doi: 10.1109/CloudSummit57601.2023.00013
 9. Huang S., Wang S., Wang R., Wen M., Huang K. Reconfigurable Intelligent Surface Assisted Mobile Edge Computing With Heterogeneous Learning Tasks.
-

IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021. №7(2), p. 369-382. doi: 10.1109/TCCN.2021.3056707

10. Letaief K., Shi Y., Lu J., Lu J. Edge Artificial Intelligence for 6G: Vision, Enabling Technologies, and Applications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022. №40(1), p. 5-36. doi: 10.1109/jsac.2021.3126076

11. Luo G., Yuan Q., Li J., Wang S., Yang F. Artificial Intelligence Powered Mobile Networks: From Cognition to Decision. IEEE Network, 2022. №36(3), p. 136-144. doi: 10.1109/mnet.013.2100087

12. Lins S., Cardoso K., Both C., Mendes L., De Rezende J., Silveira, A., Linder N., Klautau A. Artificial Intelligence for Enhanced Mobility and 5G Connectivity in UAV-Based Critical Missions. IEEE Access, 2021. №9, p. 112830-112847. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3103041

13. Jetson Orin Nano Super Developer Kit. URL:nvidia.com/en-us/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-orin/nano-super-developer-kit/ (дата доступа 12.10.2025)

14. Raspberry Pi AI Kit. URL: raspberrypi.com/products/ai-kit/ (дата доступа 12.10.2025)

15. Chen L., Huang X., Chen W., Pai W., Huang G., Wang W. Design and Implementation of an Artificial Intelligence of Things-Based Autonomous Mobile Robot System for Cleaning Garbage. IEEE Sensors Journal, 2023. №23(8), p. 8246-8254. doi: 10.1109/JSEN.2023.3254902

16. Cebollada S., Payá L., Flores M., Peidró A., Reinoso Ó. A state-of-the-art review on mobile robotics tasks using artificial intelligence and visual data. Expert Systems with Applications, 2021. №167, p. 114195. doi: 10.1016/j.eswa.2020.114195

17. Rybczak M., Popowniak N., Lazarowska A. A Survey of Machine Learning Approaches for Mobile Robot Control. Robotics, 2024. №13(1), p. 12. doi: 10.3390/robotics13010012

18. Medina-Santiago A., Morales-Rosales L., Hernández-Gracidas C., Algredo-Badillo I., Pano-Azucena A., Torres J. Reactive Obstacle-Avoidance Systems for Wheeled Mobile Robots based on Artificial Intelligence. *Applied Sciences*, 2021. №11(9), p. 4269. doi: 10.20944/PREPRINTS202105.0764.V1
19. Hao S., Wang C., Cao W. Detection and Application of Mobile Target Image Based on Artificial Intelligence. *Mobile Information Systems*, 2022, 2359331. doi: 10.1155/2022/2359331
20. Eid Kishawy M.M., Abd El-Hafez M.T., Yousri R. et al. Federated learning system on autonomous vehicles for lane segmentation, 2024, *Sci Rep* 14, 25029. doi: 10.1038/s41598-024-71187-8

References

1. Sonko S., Etukudoh E.A., Ibekwe K.I. et al. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 2024. №21(01), p. 2009–2020. doi: 10.30574/wjarr.2024.21.1.0258
2. Sovkov V. V., Sergeev M. B. *Prikladnoj iskusstvennyj intellekt: perspektivy i riski. Sbornik dokladov Mezhdunarodnoj nauchnoj konferencii* Sankt-Peterburg, 2024. pp. 345-348.
3. Luculescu M., Cristea L., Boer A. *Technologies*, 2025. №13(4), 161. doi: 10.3390/technologies13040161
4. Galarza-Falfan J., García-Guerrero E., Aguirre-Castro O., López-Bonilla O., Tamayo-Pérez U., Cárdenas-Valdez J., Hernández-Mejía C., Borrego-Dominguez S., Inzunza-González E. *Technologies*, 2024. №12 (6), 82. doi: 10.3390/technologies12060082
5. Martinez-Alpiste I., Casaseca-De-La-Higuera P., Alcaraz-Calero J., Grecos C., Wang Q. *Journal of Field Robotics*, 2020. №37, p. 596-618. doi: 10.1002/rob.21921

6. Yuldashev Z., Sergeev A., Nastueva N. 2021 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems, WECONF 2021 - Conference Proceedings. 2021. C. 9470556.
 7. Gautam Gala, Tilmann Unte, Luiz Maia, et al. 3rd International Workshop on Real-Time Cloud systems (RT-Cloud), held in conjunction with the 36th Euromicro Conference on Real-time Systems (ECRTS) 2024, p. 3-6, doi: 10.48550/arXiv.2406.14391
 8. Mattia G. P., Beraldí R. 2023 IEEE Cloud Summit, Baltimore, MD, USA, 2023, p. 41-48, doi: 10.1109/CloudSummit57601.2023.00013
 9. Huang S., Wang S., Wang R., Wen M., Huang K. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021. №7 (2), p. 369-382. doi: 10.1109/TCCN.2021.3056707
 10. Letaief K., Shi Y., Lu J., Lu J. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022. №40 (1), p. 5-36. doi: 10.1109/jsac.2021.3126076
 11. Luo G., Yuan Q., Li J., Wang S., Yang F. IEEE Network, 2022. №36 (3), p. 136-144. doi: 10.1109/mnet.013.2100087
 12. Lins S., Cardoso K., Both C., Mendes L., De Rezende J., Silveira, A., Linder N., Klautau A. IEEE Access, 2021. №9, p. 112830-112847. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3103041
 13. Jetson Orin Nano Super Developer Kit. URL: nvidia.com/en-us/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-orin/nano-super-developer-kit/ (дата доступа 12.10.2025)
 14. Raspberry Pi AI Kit. URL: raspberrypi.com/products/ai-kit/ (дата доступа 12.10.2025)
 15. Chen L., Huang X., Chen W., Pai W., Huang G., Wang W. IEEE Sensors Journal, 2023. №23(8), p. 8246-8254. doi: 10.1109/JSEN.2023.3254902
 16. Cebollada S., Payá L., Flores M., Peidró A., Reinoso Ó. Expert Systems with Applications, 2021. №167, p. 114195. doi: 10.1016/j.eswa.2020.114195
-



17. Rybczak M., Popowniak N., Lazarowska A. Robotics, 2024. №13 (1), p. 12. doi: 10.3390/robotics13010012
18. Medina-Santiago A., Morales-Rosales L., Hernández-Gracidas C., Algredo-Badillo I., Pano-Azucena A., Torres J. Applied Sciences, 2021. №11 (9), p. 4269. doi: 10.20944/PREPRINTS202105.0764.V1
19. Hao S., Wang C., Cao W. Mobile Information Systems, 2022, 2359331. doi: 10.1155/2022/2359331
20. Eid Kishawy M.M., Abd El-Hafez M.T., Yousri R. et al. 2024, Sci Rep 14, 25029. doi: 10.1038/s41598-024-71187-8

Дата поступления: 14.11.2025

Дата публикации: 25.12.2025