

УДК 621.39:004.8:519.85

<https://doi.org/10.33619/2414-2948/117/20>

ОПТИМИЗАЦИЯ БЕСПРОВОДНЫХ СЕТЕЙ С ПОМОЩЬЮ АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

©Ахметшина Э. Г., ORCID: 0000-0002-6999-9372, SPIN-код: 6051-2728,
канд. техн. наук, Поволжский государственный университет телекоммуникаций
и информатики, г. Самара, Россия, e.ahmetshina@psuti.ru

©Гамалей К. А., ORCID: 0009-0003-2874-2137, Поволжский государственный университет
телекоммуникаций и информатики, г. Самара, Россия, gamaleytt@icloud.com

©Петрякова В. А., ORCID: 0009-0003-9696-5973, Поволжский государственный
университет телекоммуникаций и информатики,
г. Самара, Россия, petryakova.varvara@mail.ru

OPTIMIZATION OF WIRELESS NETWORKS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS

©Akhmetshina E., ORCID: 0000-0002-6999-9372, SPIN-code: 6051-2728, Ph.D., Volga Region
State University of Telecommunications and Informatics, Samara, Russia, e.ahmetshina@psuti.ru

©Gamaley K., ORCID: 0009-0003-2874-2137, Povolzhsky State University of Telecommunications
and Informatics, Samara, Russia, gamaleytt@icloud.com

©Petryakova V., ORCID: 0009-0003-9696-5973, Povolzhsky State University of
Telecommunications and Informatics, Samara, Russia, petryakova.varvara@mail.ru

Аннотация. С развитием беспроводных технологий и увеличением числа подключенных устройств возникает острая необходимость в повышении эффективности функционирования беспроводных сетей. Одним из перспективных направлений решения этой задачи является применение алгоритмов искусственного интеллекта (ИИ), позволяющих адаптивно управлять ресурсами сети в условиях изменяющейся среды и разнообразных пользовательских запросов. В данной работе проведён анализ существующих алгоритмов машинного обучения и глубокого обучения, применимых для управления ресурсами беспроводных сетей, включая методы регрессии, классификации, кластеризации и reinforcement learning. Представлены преимущества и недостатки каждого подхода, а также обоснован выбор наиболее релевантных и доступных моделей для практической реализации. Особое внимание уделено возможности динамического управления шириной канала, распределению частотных диапазонов и снижению интерференции за счёт прогнозирования трафика и состояния сети. Показано, что внедрение ИИ-алгоритмов позволяет значительно повысить качество обслуживания (QoS) и удовлетворённость пользователей, особенно в условиях высокой плотности устройств и нестабильности сигнала. Работа может служить основой для дальнейших исследований и разработки прототипов адаптивных беспроводных сетей нового поколения.

Abstract. With the development of wireless technologies and the increase in the number of connected devices, there is an urgent need to improve the efficiency of wireless networks. One of the promising areas for solving this problem is the use of artificial intelligence (AI) algorithms that allow adaptive management of network resources in a changing environment and a variety of user requests. This paper analyzes existing machine learning and deep learning algorithms applicable to wireless network resource management, including regression, classification, clustering and reinforcement learning methods. The advantages and disadvantages of each approach are presented, and the choice of the most relevant and accessible models for practical implementation is

substantiated. Particular attention is paid to the possibility of dynamic channel width management, frequency range distribution and interference reduction by predicting traffic and network status. It is shown that the implementation of AI algorithms can significantly improve the quality of service (QoS) and user satisfaction, especially in conditions of high device density and signal instability. The work can serve as a basis for further research and development of prototypes of next-generation adaptive wireless networks.

Ключевые слова: беспроводные сети, искусственный интеллект, машинное обучение, 5G, 6G.

Keywords: wireless wireless networks, artificial intelligence, machine learning, 5G, 6G.

Искусственный интеллект представляет собой область информатики, направленную на создание систем, способных к обучению, принятию решений и выполнению задач, традиционно требующих человеческого интеллекта [1].

Беспроводные сети — это типы телекоммуникационных систем, обеспечивающих передачу данных между устройствами без использования физических соединительных проводников, основываясь на радио- или оптических технологиях передачи информации [2].

Оптимизация таких сетей заключается в обеспечении максимальной пропускной способности, минимальных задержек и равномерного распределения нагрузки при сохранении энергоэффективности и устойчивости соединения.

Развитие цифровых технологий и рост числа мобильных устройств привели к значительному увеличению объема передаваемых данных через беспроводные сети. Современные беспроводные сети представляют собой сложные системы, которые должны эффективно функционировать в условиях динамически изменяющейся среды, высокой плотности подключений и разнообразия типов трафика. Под беспроводной сетью понимается система передачи данных, в которой взаимодействие между устройствами осуществляется без использования физических проводников, а вместо этого применяются радиочастотные, инфракрасные или микроволновые сигналы. Примером могут служить Wi-Fi, Bluetooth, сотовые сети (LTE/5G), а также спутниковые коммуникации.

Однако, несмотря на стремительное развитие технологии, традиционные подходы к управлению беспроводными сетями сталкиваются с рядом проблем, таких как перегрузка каналов, межканальная интерференция, нерациональное распределение ресурсов и ограниченная способность к самоадаптации. Это приводит к снижению качества связи, увеличению времени отклика и ухудшению общего пользовательского опыта. Таким образом, возникает потребность в более гибких и интеллектуальных механизмах управления сетью, способных реагировать на изменения в режиме реального времени. Алгоритмы искусственного интеллекта, в частности, машинного обучения, предоставляют возможность создания систем, способных к самообучению, прогнозированию состояния сети и автоматическому принятию оптимальных решений [3].

Искусственный интеллект — это совокупность программных и аппаратных средств, моделирующих когнитивные функции человека, такие как восприятие, обучение, рассуждение и принятие решений. Машинное обучение, являющееся подразделом искусственного интеллекта, предполагает использование математических моделей для анализа данных и выявления скрытых закономерностей с целью последующего прогнозирования или управления. Целью настоящего исследования является анализ существующих алгоритмов искусственного интеллекта, применимых для оптимизации

беспроводных сетей, выявление их преимуществ и недостатков, а также выбор наиболее релевантных и доступных решений для практической реализации. В рамках работы рассматриваются методы машинного обучения, которые могут быть использованы для динамического управления ресурсами беспроводных сетей, включая распределение полосы пропускания, выбор оптимального канала, балансировку нагрузки и минимизацию задержек. Также анализируется потенциал глубокого обучения и reinforcement learning для создания автономных систем управления беспроводными сетями.

Материалы и методы исследования

Для достижения поставленной цели в работе использовались методы системного анализа, обзор и критическая оценка научных публикаций, посвящённых применению алгоритмов искусственного интеллекта (ИИ) в области беспроводных сетей. Также применялись методы сравнительного анализа различных моделей машинного обучения и глубокого обучения с точки зрения их применимости к задачам оптимизации сетевых параметров. Под беспроводными сетями понимаются телекоммуникационные системы передачи данных, в которых соединение между устройствами осуществляется без использования проводов, а вместо этого используется радиочастотный или оптический диапазон электромагнитного спектра. Примерами беспроводных сетей являются Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee, LTE и 5G. Эти технологии обеспечивают мобильность, гибкость и удобство подключения, но сталкиваются с проблемами перегрузки каналов, межканальной интерференции, нестабильности сигнала и высокой плотности подключенных устройств. Оптимизация беспроводных сетей представляет собой процесс повышения эффективности функционирования сети за счёт рационального распределения ресурсов, минимизации задержек, увеличения пропускной способности и улучшения качества обслуживания (Quality of Service, QoS). Традиционные подходы к управлению такими сетями основываются на фиксированных правилах и эвристических алгоритмах, которые не всегда способны адаптироваться к быстро меняющейся среде. В связи с этим возникает необходимость внедрения более гибких и динамичных механизмов управления, среди которых особое место занимают алгоритмы искусственного интеллекта.

Машинное обучение — это раздел искусственного интеллекта, в котором изучаются методы построения алгоритмов, способных обучаться на основе данных без явного программирования [5]. Оно делится на несколько основных направлений: обучение с учителем, обучение без учителя, полуобучение и обучение с подкреплением.

Обучение с учителем предполагает наличие размеченных данных, на основе которых модель строит функцию отображения входных переменных в выходные [5]. Такие алгоритмы могут использоваться для прогнозирования трафика, классификации типов соединений и предсказания качества сигнала. Обучение без учителя направлено на выявление скрытых структур в данных без наличия заранее заданных меток. Оно может быть полезно при кластеризации пользователей по типу потребляемого контента или выявлении аномалий в поведении сети. Обучение с подкреплением, в свою очередь, заключается в том, что агент взаимодействует со средой и получает награду за успешные действия, что позволяет ему находить оптимальную стратегию поведения. Этот подход особенно актуален для задач динамического управления ресурсами беспроводных сетей, где необходимо учитывать множество факторов и постоянно корректировать параметры в режиме реального времени.

В рамках данного исследования были рассмотрены следующие алгоритмы:

Линейная регрессия — простой, но эффективный метод прогнозирования количественных значений на основе линейной зависимости между входными и выходными данными.

Метод опорных векторов (SVM) — используется для задач классификации и регрессии, обеспечивает высокую точность при работе с небольшими наборами данных.

Деревья решений и случайный лес — позволяют строить нелинейные модели и эффективно работать с категориальными данными, что важно при классификации типов трафика.

Нейронные сети и глубокое обучение — обеспечивают высокую гибкость и способность к моделированию сложных зависимостей, однако требуют больших вычислительных ресурсов и объёмных наборов данных для обучения[4].

Q-обучение и Deep Q-Networks (DQN) — относятся к категории методов обучения с подкреплением и применяются для создания автономных систем управления сетью, способных к самообучению и адаптации.

При оценке эффективности алгоритмов учитывались следующие метрики: пропускная способность сети, выраженная в Мбит/с; средняя задержка передачи пакетов, измеряемая в миллисекундах; уровень потерь пакетов, определяющий надёжность передачи; степень равномерности распределения нагрузки между базовыми станциями или точками доступа; энергоэффективность, учитывающая затраты энергии на поддержание соединения и передачу данных.

Также была проведена оценка вычислительной сложности каждого алгоритма, поскольку в условиях ограниченных ресурсов аппаратных платформ, таких как IoT-устройства или мобильные маршрутизаторы, важным фактором является скорость выполнения и потребление памяти.

На основе проведённого анализа были выделены ключевые критерии, которым должны соответствовать алгоритмы ИИ для практического применения в беспроводных сетях: реактивность — способность оперативно реагировать на изменения в состоянии сети; масштабируемость — возможность эффективно работать при увеличении числа подключённых устройств; адаптивность — устойчивость к изменению условий среды и способность к самообучению; экономичность — минимальные требования к вычислительным ресурсам и энергопотреблению; интегрируемость — совместимость с существующими протоколами и архитектурой сетей.

Результаты и обсуждение

Ключом к пониманию того, как должны работать алгоритмы ИИ для оптимизации беспроводных сетей, является данная диаграмма. На первом этапе происходит сбор информации о состоянии беспроводной сети, проверяются уровень сигнала (RSSI), количество подключённых устройств, интенсивность трафика, задержки передачи пакетов, потери пакетов, частотный диапазон и уровень помех [4].

Полученные данные нормализуются, фильтруются от шума и аномалий, кодируются в пригодный для анализа вид. Могут использоваться методы предобработки, такие как: удаление выбросов, нормализация значений, преобразование категориальных переменных. Обработанные данные направляются в модель машинного обучения или глубокого обучения.

Алгоритмы анализируют текущее состояние сети и прогнозируют наиболее эффективное управляющее действие: выбор канала, балансировка нагрузки, перераспределение ресурсов, прогнозирование трафика. Алгоритм выдаёт рекомендации, которые реализуются через API или встроенную систему управления сетью. Например:

переключение точки доступа на менее загруженный канал, динамическое распределение пропускной способности, оптимизация маршрутов передачи данных. После внедрения изменений система снова собирает данные и сравнивает результаты с ожидаемыми. На основе этого происходит обучение модели и корректировка параметров.



Рисунок. Принципы работы алгоритмов ИИ

Одним из заблуждений про алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ) является то, что они могут полностью автоматизировать процесс оптимизации беспроводных сетей без участия человека. На самом деле, несмотря на высокую степень автономности, современные ИИ-системы всё ещё требуют значительного вмешательства специалистов на этапах проектирования, обучения, настройки и контроля [5]. Искусственный интеллект — это совокупность программных моделей и алгоритмов, способных к обработке данных, выявлению закономерностей и принятию решений, но он не обладает самостоятельным разумом или пониманием контекста. Алгоритмы машинного обучения, включая методы глубокого обучения и обучения с подкреплением, требуют тщательной подготовки обучающих выборок, корректно размеченных данных и предварительной настройки гиперпараметров. Под обучением с подкреплением понимается парадигма машинного обучения, при которой агент взаимодействует со средой и учится принимать оптимальные решения на основе получаемой награды. Однако эффективность такого обучения напрямую зависит от качества моделируемой среды и правильно заданных целевых функций. Также важно учитывать, что большинство существующих ИИ-решений в области беспроводных сетей разрабатываются под конкретные условия и сценарии использования. Они не обладают универсальностью и требуют перенастройки при изменении архитектуры сети, используемых протоколов или характеристик оборудования. Таким образом, хотя искусственный интеллект позволяет значительно повысить уровень автоматизации и эффективности управления беспроводными сетями, говорить о полной замене человеческого участия пока преждевременно. Вместо этого более реалистичной моделью является гибридный подход, при котором алгоритмы ИИ выполняют рутинные задачи анализа и прогнозирования, а окончательные стратегические решения остаются за человеком. Такой подход обеспечивает баланс между скоростью реакции системы и надёжностью

принимаемых решений, что особенно важно в критически важных инфраструктурах, таких как телекоммуникационные сети, системы связи в здравоохранении и промышленные IoT-сети.

Таблица

АЛГОРИТМЫ ИИ, ПРИМЕНЯЕМЫЕ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ БЕСПРОВОДНЫХ СЕТЕЙ

Название алгоритма	Тип алгоритма	Описание применения
Линейная регрессия	Обучение с учителем	Используется для прогнозирования уровня трафика и задержек на основе исторических данных
Метод опорных векторов (SVM)	Обучение с учителем	Может применяться для классификации типов трафика (например, голосовой, видео, данные)
Случайный лес	Обучение с учителем	Эффективен для классификации и регрессии; может использоваться для анализа качества соединения
К-средних (K-Means)	Обучение без учителя	Применяется для кластеризации пользователей по уровню активности или типу потребляемого контента
Глубокие нейронные сети (DNN)	Глубокое обучение	Используются для сложного анализа данных сети, особенно когда необходимо учитывать множество факторов
Свёрточные нейронные сети (CNN)	Глубокое обучение	Применяются для анализа временных рядов и выявления паттернов в поведении сети
Q-обучение (Q-Learning)	Обучение с подкреплением	Позволяет обучать агента принимать оптимальные решения по управлению ресурсами сети

Опыт администрирования беспроводных сетей показал, что для оптимизированного, безопасного и бесперебойного функционирования инфраструктуры беспроводных сетей достаточно применения одного алгоритма – Q-обучение. Обучение с подкреплением представляет собой парадигму машинного обучения, в которой агент взаимодействует со средой и учится принимать оптимальные решения на основе получаемой награды за успешные действия. Этот подход наиболее адаптивен к изменяющимся условиям беспроводной среды, таким как колебания уровня сигнала, плотность подключённых устройств, динамика трафика и межканальная интерференция. Алгоритмы на основе обучения с подкреплением способны не только реагировать на текущее состояние сети, но и предсказывать возможные изменения, корректируя параметры сети в режиме реального времени. В частности, такие методы, как Q-обучение и его расширение — Deep Q-Networks (DQN), позволяют эффективно решать задачи динамического управления ресурсами.

Выводы

Беспроводные сети характеризуются высокой степенью изменчивости: уровень сигнала, плотность подключённых устройств, интенсивность трафика и межканальная интерференция постоянно меняются. Традиционные подходы к управлению такими сетями, основанные на фиксированных правилах или эвристических алгоритмах, не всегда обеспечивают гибкость и эффективность в таких условиях. Q-обучение же позволяет системе адаптироваться к текущему состоянию сети, обучаясь на предыдущем опыте и находя оптимальные стратегии поведения без необходимости точного моделирования внешней среды. Его основное преимущество заключается в способности к принятию решений в условиях неопределённости и изменяющейся среды.

Для практической реализации данного подхода необходимо учитывать ограничения, связанные с масштабируемостью, временем обучения и интеграцией в существующую инфраструктуру.

Список литературы:

1. Колесникова С. Г. Направления исследований в области систем искусственного интеллекта // Актуальные проблемы деятельности подразделений УИС : Сборник материалов Всероссийской научно-практической конференции. Воронеж, 2013. С. 87-90.
2. Старцев Г. В., Ханова А. Ф. Беспроводные сети WI-FI // Вестник науки. 2019. Т. 4. №5 (14). С. 546-549.
3. Макаров Д. А. Алгоритмы машинного обучения // Теория и практика современной науки. 2018. №6(36). С. 897-900.
4. Широков С. Ю. Исследование влияния искусственного интеллекта на оптимизацию процессов передачи данных // Вестник науки. 2024. Т. 4. №12 (81). С. 1685-1689.
5. Акжолов Р. К. Машинное обучение // Вестник науки. 2019. Т. 3. №6 (15). С. 348-351.

References:

1. Kolesnikova, S. G. (2013). Napravleniya issledovaniy v oblasti sistem iskusstvennogo intellekta. In *Aktual'nye problemy deyatel'nosti podrazdelenii UIS : Sbornik materialov Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, Voronezh*, 87-90. (in Russian).
2. Startsev, G. V., & Khanova, A. F. (2019). Besprovodnye seti WI-FI. *Vestnik nauki*, 4(5 (14)), 546-549. (in Russian).
3. Makarov, D. A. (2018). Algoritmy mashinnogo obucheniya. *Teoriya i praktika sovremennoi nauki*, (6(36)), 897-900. (in Russian).
4. Shirokov, S. Yu. (2024). Issledovanie vliyaniya iskusstvennogo intellekta na optimizatsiyu protsessov peredachi dannykh. *Vestnik nauki*, 4(12 (81)), 1685-1689. (in Russian).
5. Akzholov, R. K. (2019). Mashinnoe obuchenie. *Vestnik nauki*, 3(6 (15)), 348-351. (in Russian).

*Работа поступила
в редакцию 04.06.2025 г.*

*Принята к публикации
17.06.2025 г.*

Ссылка для цитирования:

Ахметшина Э. Г., Гамалей К. А., Петрякова В. А. Оптимизация беспроводных сетей с помощью алгоритмов искусственного интеллекта // Бюллетень науки и практики. 2025. Т. 11. №8. С. 148-154. <https://doi.org/10.33619/2414-2948/117/20>

Cite as (APA):

Akhmetshina, E., Gamaley, K., & Petryakova, V. (2025). Optimization of Wireless Networks using Artificial Intelligence Algorithms. *Bulletin of Science and Practice*, 11(8), 148-154. (in Russian). <https://doi.org/10.33619/2414-2948/117/20>