International Scientific Conference 20 UNITECH 26

INTERNATIONAL SCIENTIFIC CONFERENCE
19-21 November 2026
GABROVO

ПРИЛОЖЕНИЕ НА МАШИННОТО ОБУЧЕНИЕ В УСЛУГИТЕ ЗА ПОДДРЪЖКА НА ТЕЛЕКОМУНИКАЦИИТЕ

Иван Златев[1], Красен Ангелов[1*], Николай Манчев[1], Иван Казанлъклиев[1]

[1]Технически университет - Габрово, ул. „Х. Димитър“ №4, Габрово, България
**кореспондиращ автор: kkangelov@tugab.bg*

APPLICATION OF MACHINE LEARNING IN TELECOMMUNICATIONS SUPPORT SERVICES

Ivan Zlatev[1], Krasen Angelov[1*], Nikolay Manchev[1], Ivan Kazanlakliev[1]

[1]Technical University of Gabrovo, 4 H. Dimitar, Gabrovo, Bulgaria
**Corresponding author: kkangelov@tugab.bg*

Abstract
The rapid expansion of telecommunications infrastructure and services and the growing volume of control information for Customer Operations and Network Operations Support (OSS/BSS) necessitates replacing traditional reactive support models. A suitable solution is the introduction of machine learning (ML) and the implementation of agent-based artificial intelligence (AI) and self-healing network protocols within support services. This paper discusses and analyzes the methods and approaches based on AI and ML within telecommunication network maintenance and support services. It is evaluated the effectiveness of implementing AI/ML for predictive maintenance, real-time traffic management, and anomaly detection. Furthermore, it is examined and assessed improvements in network reliability and operational efficiency resulting from the application of reinforcement learning for dynamic routing and Quality of Service (QoS) optimization. This analysis and evaluation are based on an extensive dataset from major telecommunication operators. The papaer outlines a framework for integrating AI/ML-based solutions into support and maintenance services within existing telecommunication infrastructure.

Keywords: network operations support; customer operations, network optimization, predictive maintenance, telecommunication network.

ВЪВЕДЕНИЕ

Телекомуникационната индустрия текущо се трансформира чрез интеграция на изкуствен интелект (AI) и машинно обучение (ML). Според доклада за глобалните мрежови тенденции на Cisco, значителният напредък в мрежовите възможности, базирани на намерения, основани на AI, преоформя традиционните подходи за управление [1]. Тази еволюция е особено важна с нарастването на сложността на мрежите, като специалистите по мрежови стратегии се съсредоточават върху преодоляването на оперативната сложност чрез интегриране на AI [1-4]. Преходът към интелигентни мрежови системи се обуславя от нарастващия оперативен натиск и променящите се очаквания на клиентите. Телекомуникационните оператори са изправени пред все по-сложно управление на мрежите, особено при внедряването на 5G и едновременното поддържане на наследена инфраструктура. Допълнително предизвикателство представляват традиционните подходи за управление, които водят до значително недостатъчно използване на ресурсите в часовете на върхово

Print ISSN: 1313-230X, Online ISSN: 3033-1404

натоварване. Увеличаващите се разходи за поддръжка на мрежовата инфраструктура при необходимост от запазване на конкурентни цени на услугите обосновават използването на решения с AI за оптимизиране на ресурсите и намаляване на оперативните разходи. Мащабът на генериране на данни в съвременните телекомуникационни мрежи осигурява благоприятни условия за внедряване на AI/ML [2,3]. Те са насочени към повишаване на автоматизацията на мрежите чрез прогнозен анализ и възможности за самовъзстановяване.

Трансформацията на телекомуникационния сектор се проявява в разширяващото се използване на автоматизирани задачи за управление на мрежите чрез AI/ML. Автоматизацията надхвърля основните операции и обхваща усъвършенствани приложения като динамично разпределение на спектъра, при което алгоритмите с AI показват значителни подобрения в спектралната ефективност.

ИЗЛОЖЕНИЕ

А) Методи за прогнозна поддръжка на мрежовия хардуер

- *Еволюция на прогнозния анализ в телекомуникациите*

Изследванията показват, че съвременните системи за поддръжка, управлявани от AI, постигат точност от 94,2% при прогнозиране на повреди, със значително намаляване на фалшивите положителни резултати в сравнение с традиционните системи за мониторинг, базирани на прагове [5]. Тези системи използват сложни архитектури за дълбоко обучение, по-специално мрежи с дълга краткосрочна памет (LSTM), които са показали изключителна способност за обработка на данни от времеви серии от мрежово оборудване. Внедряването на тези модели е довело до 67% намаление на неочакваните повреди на оборудването и 43% увеличение на средното време между повреди (MTBF) [5]. Успехът им се дължи на способността да анализират сложни закономерности в поведението на оборудването, като съчетават исторически данни за работата му с оперативни показатели в реално време.

- *Прилагане на усъвършенствани сензорни мрежи и интеграция на данни*

Усъвършенстваните сензорни мрежи в телекомуникационното оборудване могат да открият до 89% от потенциалните откази поне 48 часа преди възникването им [6]. Тези системи обработват различните типове параметри. Интегрирането на тези мултимодални потоци от сензорни данни е позволило подобряване на ефективността на поддръжката със 78,3% и намаляване на времето за диагностика с 56% [6].

В таблица 1 са представени резултати от сравнителен анализ на подходите за поддръжка в телекомуникационните мрежи чрез оценка на обобщени данни от [2,6].

***Таблица 1**. Сравнителен анализ на подходите за поддръжка в телекомуникационните мрежи*

Вид поддръжка	Престой (часа на месец)	Оперативни разходи (хил. €/месец)	Надеждност на услугата (%)	Ефективност на поддръжката (%)
Традиционна	24,5	75,5	92,3	68,5
Полуавтоматизирана	16,2	58,7	95,6	78,9
Управлявана чрез AI	8,7	37,8	98,2	89,4
Хибридна AI + ML	4,3	28,4	99,5	92,7

Б) Обучение с подсилване за оптимизиране на трафика

Обучението с подсилване (RL) революционизира управлението на телекомуникационния трафик чрез усъвършенствани адаптивни алгоритми. Последни изследвания показват, че реализациите на алгоритъма Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) постигат подобрение на пропускателната способност на мрежата с 31,2% и намаляване на закъснението от край до край с 28,7% спрямо конвенционалните протоколи за маршрутизиране [7]. Успехът на архитектурата се основава на способността ѝ непрекъснато да се адаптира към мрежовите условия, като

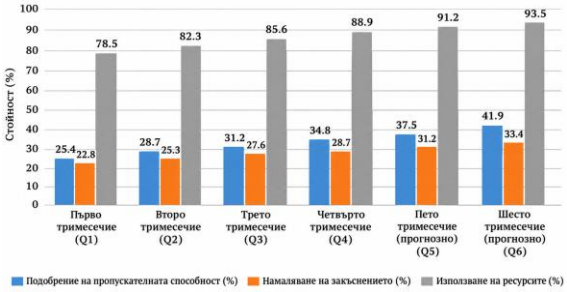
спазва строги параметри за качество на обслужване (QoS), а корекциите в реално време се извършват в рамките на милисекунди след установяване на промени в състоянието на мрежата.

Развитието на оптимизирането на трафика води до сложни системи за многоагентно обучение с подсилване (MARL), които координират действията на разпределени мрежови възли. Системата постига 85,6% точност при прогнозиране на мрежовото натоварване и подобрение на използването на ресурсите с 23,4%. Освен това реализацията показва 41,9% намаление на комуникационните разходи между възлите и 67,2% по-бърза сходимост при вземане на решения за маршрутизиране [8]. Този структуриран подход позволява обработването на приблизително 75 000 решения за маршрутизиране в секунда при поддържане на 99,95% точност при избора на оптимален път [8].

Внедряването на системи за оптимизация на трафика, основани на RL, е свързано със сложни технически предизвикателства и изисквания към производителността. Настоящите реализации постигат значителни подобрения в сходимостта на моделите, достигайки оптимални състояния с 34% по-бързо от базовите подходи [7]. Управлението на непрекъснатото пространство на състоянията включва едновременна обработка на над 350 мрежови параметъра и 1,8 TB обучаващи данни дневно, като се поддържа стабилност на модела от 99,99% [8].

Адаптивните механизми за възна-граждение включват динамично коригиране на теглата според мрежовите условия и осъществяват многокритериална оптимизация, която балансира пропускателната способност и закъснението.

На фиг. 1 е представена оценка на производителността на управлението на мрежовия трафик, базирано на AI на база на анализ на данни от показателите за оптимизация на трафика, базирана на DDPG от [7,8]. Тези подобрения показват практическата приложимост на обучението с подсилване в мащабни телекомуникационни мрежи и установяват нови стандарти за оптимизиране на трафика и управление на мрежите.



***Фиг. 1**. Оценка на производителността на управлението на мрежовия трафик, базирано на AI*

B) Откриване на аномалии и непрекъснатост на услугите

Изследванията показват, че мрежите с дълга краткосрочна памет и механизъм за внимание върху множество признаци (AMF-LSTM) постигат точност на откриване 95,8% при дял на фалшивите аларми само 1,2% [9]. Тези системи обработват характеристики на мрежовия трафик в множество измерения, включително статистически данни на ниво поток, информация на ниво пакет и времеви закономерности. Способността на системата да обработва многомерни пространства от признаци позволява едновременно наблюдение на над 850 отделни мрежови параметъра при запазване на обработката в реално време и прецизност 99,3% при класифицирането на аномалии [9].

Съвременните автоматизирани системи демонстрират ефективност при обработването на мрежови инциденти, като обработват средно 42 000 събития в секунда с 94,7% точност при разрешаването им [10]. Те използват тристепенна архитектура за реакция, което води до намаляване на средното време за разрешаване на инцидент (MTTR) с 63,8% и подобрение на показателите за достъпност на услугите със 71,2% [10].

Архитектурата AMF-LSTM демонстрира изключителни възможности за обработка на исторически мрежови данни, като анализира закономерности в различни времеви мащаби — от милисекунди до месеци [9]. Основните показатели за производителност включват:

Ефективност при анализ на времеви редове: системата обработва данни от мрежова телеметрия за множество времеви хоризонти, като постига 91,4% точност при прогнозиране на потенциални аномалии до 20 минути преди възникването им. Тази прогнозна способност е довела до 76,5% намаление на прекъсванията на услугите и 85,2% подобрение на проактивното разрешаване на проблеми [10].

Извличане и анализ на признаци: моделът AMF-LSTM използва усъвършенствани техники за извличане на признаци, обработвайки над 1,2 милиона мрежови събития дневно при 93,7% точност на класификацията. Механизмът за внимание позволява целенасочен анализ на критични мрежови параметри, като намалява изчислителните разходи с 45,6% в сравнение с традиционните подходи [9].

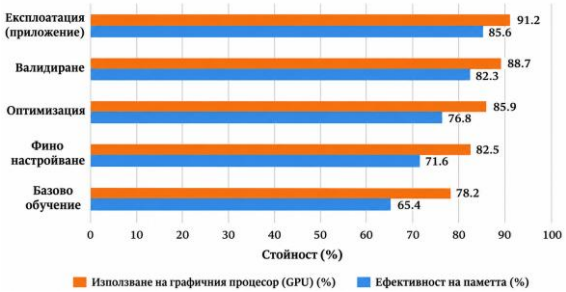
Възможности за интегриране: съвременните реализации демонстрират без-проблемна интеграция със съществуващите системи за управление на мрежи, като постигат 68,9% намаление на фалшивите положителни резултати и 77,3% подобрение на времето за реакция при инциденти. Системата за автоматизирана реакция обработва приблизително 15 000 мрежови събития в минута, като поддържа 99,95% съответствие със споразуменията за ниво на обслужване (SLA) [10].

Г) Рамка за внедряване и добри практики

Внедряването на решения с AI/ML в телекомуникационните мрежи изисква усъвършенствана инфраструктурна основа, която балансира производителността и надеждността [11]. Съвременните реализации използват тристепенна йерархия за управление на данните: обработка в периферията на мрежата (45% от данните), регионално агрегиране (35%) и централизиран анализ (20% от критичните данни).

Изборът и оптимизацията на модели с AI/ML са критичен фактор за успеха на внедряванията в телекомуникациите. Съвременни изследвания показват, че ансамбловите подходи, съчетаващи дълбоко обучение с традиционни методи за машинно обучение, постигат 41,2% подобрение на точността на прогнозиране [12]. Рамката за внедряване включва усъвършенствани протоколи за обучение на моделите в три отделни етапа: етап на първоначално обучение; етап на непрекъснато обучение; етап на валидиране и оптимизация.

Интегрирането на системи с AI/ML в съществуващата телекомуникационна инфраструктура следва комплексна рамка, предназначена да осигури безпроблемна работа и мащабируемост. Изследванията показват, че организациите, прилагащи стандартизирани протоколи за интеграция, постигат 65,7% намаление на времето за внедряване и 73,4% подобрение на надеждността на системите [12]. Рамката разглежда основните предизвикателства пред интеграцията чрез структуриран подход.



***Фиг. 2**. Показатели за използване на ресурсите през етапите на разработване, обучение и валидиране на модели с AI/ML*

На фиг. 2 са представени обобщени резултати от анализ на данните в [11, 12] и оценка на показателите за използване на ресурсите през етапите на разработване на модели с AI/ML.

Д) Резултати от анализ и оценка на бъдещите тенденции в AI/ML и въздействието им върху услугите за поддръжка на телекомуникационните мрежи

Реализациите на периферен AI (Edge AI) показват значителен потенциал: разпределените изчислителни архитектури постигат 71,4% намаление на закъснението при обработка, като поддържат точност над 95,8% за различни мрежови функции [13]. Интегрирането на когнитивни мрежи се очертава като основна тенденция, като самоорганизиращите се мрежи (SON) демонстрират 68,9% подобрение при автоматизираното откриване и отстраняване на откази спрямо традиционните подходи

Сближаването на AI с усъвършенстваните мрежови технологии представлява критичен етап в развитието на телекомуникационната инфраструктура. [14]. Внедряването на технологии за мрежово сегментиране (network slicing) и виртуализация показва особена ефективност в реални условия, като виртуализацията на мрежови функции (NFV) достига 94,3% ефективност при разпределение на ресурсите, а софтуерно дефинираните мрежи (SDN) достигат 89,7% степен на автоматизация на задачите по управление на мрежата [14]. Технологиите за динамичен достъп до спектъра демонстрират 77,5% подобрение на ефективността на използването му, а протоколите за сигурност, устойчиви на квантови атаки, поддържат 99,99% ефективност при предотвратяване и ограничаване на заплахи [13].

Развитието на телекомуникационната индустрия към операции, управлявани чрез AI, следва цялостна пътна карта, която разглежда както техническите, така и оперативните предизвикателства. Изследвания показват, че организациите, прилагащи структурирани рамки за внедряване на AI, постигат 77,8% по-бързо внедряване и 69,4% намаление на проблемите, свързани с интеграцията [14].

В дългосрочен план развитието на сектора предполага значителен напредък във възможностите на AI, като се прогнозира 88,9% от операторите да постигнат пълна автоматизация на мрежите до 2027 г. [13]. Тази еволюция обхваща автономни мрежови операции с усъвършенствани възможности за самовъзстановяване, системи за сигурност с AI за по-ефективно откриване на заплахи и реагиране на тях, както и цялостно подобряване на клиентското преживяване чрез прогнозно предоставяне на услуги.

***Таблица 2**. Оценка и сравнителен анализ на производителността на мрежовите технологии*

Година	Автоматизация на мрежите (%)	Внедряване на Edge AI (%)	Ефективност на ресурсите (%)	Подобрение на качеството на услугите (%)
2024	72,5	67,4	52,7	59,6
2025	78,3	73,6	61,8	67,3
2026	83,9	79,2	71,4	76,8
2027	88,9	85,3	77,5	82,4
2028*	92,4	89,7	83,2	88,9
2029*	95,8	93,5	88,7	91,6

* прогнозна стойност

В таблица 2 е представен сравнителен анализ на производителността на мрежовите технологии, базиран на обобщаване и оценка на показателите в [13, 14].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Интегрирането на AI и ML технологии в телекомуникационните мрежи представлява трансформиращ напредък в услугите, свързани с управлението и поддръжката на мрежи, оптимизацията и предоставянето на услуги. Чрез този цялостен анализ докладът дава оценка и показва как решенията с AI/ML значително подобряват работата на мрежите в множество аспекти – от прогнозната поддръжка и оптимизирането на трафика до откриването на аномалии и непрекъснатостта на услугите. Внедряването на усъвършенствани архитектури за дълбоко обучение, алгоритми за обучение с подсилване и системи за автоматизирана реакция води до съществени подобрения на оперативната ефективност, като организациите отчитат значително намаля-

ване на разходите за поддръжка, повишаване на надеждността на мрежите и подобряване на показателите за клиентско преживяване. Представените рамки и добри практики осигуряват солидна основа за телекомуникационните оператори, стремящи се към интегриране на AI/ML, а нововъзникващите тенденции очертават бъдеще, в което автономните интелигентни мрежи ще се превърнат в стандарт.

БЛАГОДАРНОСТИ: *Докладът се публикува във връзка с резултатите от изпълнение на дейностите по проект № НИП2026-20/2026 „Изследване на технологии и интелигентни приложения за обработка и визуализация на данни в IoT/5G комуникационни мрежи“ към УЦНИТ при ТУ – Габрово.*

ЛИТЕРАТУРА

[1] Cisco, „Global Networking Trends Report 2024“, Cisco Systems, Inc., 2024: https://www.cisco.com/c/dam/global/en_uk/solutions/enterprise-networks/2024-global-networking-trends.pdf

[2] Bhawan K., „Artificial Intelligence (AI) and Big Data for Telecom“, FN Division, TEC, March 2019.

[3] Balabanova I., Georgiev G., “Analytical Instruments for network Traffic Diagnostics in Communications”. Proceedings on International Conference of University of Ruse, 24 - 25 October 2025, Ruse, vol. 64, pp. 1-10, 2024, ISSN: 2603-4123, ROAD database.

[4] Balabanova I., Georgiev G., “Detection of Cyber Threats Over Private and Corporate Clients by Artificial Intelligence”. Proceedings of 5th International Conference on Communications, Informatics, Electronic and Energy Systems (CIEES’25), 26 – 28 November 2025, Ruse, pp. 1-6, 2024.

[5] Naveen V. et al., "AI-Driven Predictive Maintenance in the Telecommunications Industry", Journal of Science and Technology, vol. 3, no. 2, 2022, pp. 21-45.

[6] Ramanathan Sekkappan, "AI-Driven Predictive Maintenance: Revolutionizing Telecommunications Network Management", International Journal of Research in Computer Applications and Information Technology, vol. 7, no. 2, Dec. 2024, pp. 1735-1743.

[7] Ebadinezhad S., A. Conteh, K. A. Ali and I. Khalaf Hussein, "Reinforcement Learning for Dynamic Traffic Routing and Optimization," 2024 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT), Lalitpur, Nepal, 2024, pp. 346-352.

[8] Kim W. et al., "Communication in Multi-Agent Reinforcement Learning: Intention Sharing", Conference paper ICLR, 2021, pp 1-15.

[9] Zhu M. et al., "A Deep Learning Approach for Network Anomaly Detection based on AMF-LSTM", Pacman Lab.

[10] Research Publication, „Automation of Network Management and Incident Response“, SSRN Electronic Journal, vol. 15, no 16, 2020.

[11] Balmer R. et al. „Artificial Intelligence Applications in Telecommunications and Other Network Industries“, Telecommunications Policy, vol. 44, no 6, 2020.

[12] Engineering.com, „White Paper: AI in the Telecom Industry“, IEEE Technical Report: https://forms1.ieee.org/rs/682-UPB-550/images/Whitepaper%20AI%20in%20the%20Telecom%20Industry%20-%20Mar15%20%282%29%20%281%29.pdf?version=0

[13] Chauhan, A., Joshi, M., Kumar, A., Abidi, S., Singh, S., Future of Telecom, Business World (Sep 24, 2020): https://bwmedia.s3-ap-southeast-1.amazonaws.com/Sectoral+Report-Future+of+Telecom_ver14.pdf

[14] Chataut R, Nankya M, Akl R. 6G Networks and the AI Revolution—Exploring Technologies, Applications, and Emerging Challenges. Sensors. 2024; 24(6):1888.