

8. Souza I.P., Boeres M.C.S., Moraes R.E.N. A robust algorithm based on Differential Evolution with Local Search for the Capacitated Vehicle Routing Problem. *Swarm and Evolutionary Computation*, (2023). 77(1):101245. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101245>.
9. Sulyukova L.F., Akhmedjanova Z.I. Improvement of the information system of cargo transportation routing management. *E3S Web of Conferences*, 2023, 401(67). <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202340105011>.
10. Toth P., Vigo D. *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*. Society for Industrial and Applied Mathematics. SIAM, 2014. <https://doi.org/10.1137/1.9781611973594>
11. Talbi E.-G. *Metaheuristics: From Design to Implementation*. Wiley, 2009.
12. Eiben A.E., Smith J.E. *Introduction to Evolutionary Computing*. Springer, 2003. ISBN: 978-3-642-07285-7. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-05094-1>.
13. Dib O., Dib M., Caminada A. Computing Multicriteria Shortest Paths in Stochastic Multimodal Networks Using a Memetic Algorithm. 2018. *International Journal of Artificial Intelligence Tools* 27(07):1860012. <https://doi.org/10.1142/S0218213018600126>.
14. Dib O., Moalic L., Mainer M.-A., Caminada A. An advanced GA-VNS combination for multicriteria route planning in public transit networks. *Expert Systems with Applications Volume 72*, 15 April 2017, Pages 67-82 <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.12.009>
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417416306820>
15. Cao E., M. Lai, and K. Nie, "A Differential Evolution & Genetic Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pick-up and Time Windows" *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 41, no. 2, pp. 10576–10581, 2008. <https://doi.org/10.3182/20080706-5-KR-1001.01791>.
16. Cordeau J.-F., Laporte G., Ropke S. *Recent Models and Algorithms for One-to-One Pickup and Delivery Problems. Operations Research/Computer Science Interfaces*, vol 43, pp. 327-357, Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-0-387-77778-8_15.
17. Kachitvichyanukul V. Comparison of three evolutionary algorithms: GA, PSO, and DE. 2012. *Industrial Engineering & Management Systems* 12(3):215-223. <https://doi.org/10.7232/iems.2012.11.3.215>

ОПТИМАЛЬНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ РАДИОРЕСУРСОВ 5G НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

У.Б. Амирсaidов, Г.Б. Ешниязова

Ташкентский университет информационных технологий имени Мухаммада ал-Хоразмий,
gozzal1115@gmail.com

Аннотация: В данной работе рассматривается проблема оптимального распределения радиоресурсов в сетях 5G для поддержки массовых M2M-устройств с использованием нейронных сетей. Предложен модифицированный алгоритм произвольного доступа ALOHA-EP, который учитывает приоритеты и задержки пакетов. Математическая модель используется для оценки вероятностно-временных характеристик системы. Распределение радиоресурсов оптимизируются с помощью методов SQP и MultiStart в MATLAB. На основе результатов оптимизации обучается нейронная сеть предсказания доли выделяемой радиоресурсов для M2M-устройств. Динамический временной ряд вероятностей активности M2M-устройств прогнозируется с помощью LSTM (Long Short-Term Memory) и других методов машинного обучения. Показана эффективность предлагаемого метода.

Ключевые слова: 5G, M2M-устройства, нейронные сети, распределение ресурсов, алгоритм произвольного доступа, алгоритм ALOHA-EP; LSTM.

OPTIMAL DISTRIBUTION OF 5G RADIO RESOURCES BASED ON NEURAL NETWORKS

U.B. Amirsaidov, G.B. Yeshniyazova

Tashkent University of Information Technologies named after Muhammad al-Khorezmi

gozzal1115@gmail.com

Abstract: This paper discusses the problem of optimal allocation of radio resources in 5G networks to support mass M2M devices using neural networks. A modified ALOHA-EP random access algorithm is proposed, which takes into account packet priorities and delays. The mathematical model is used to estimate the probabilistic time characteristics of the system. Radio resource allocation is optimized using SQP and MultiStart methods in MATLAB. Based on the optimization results, a neural network is trained to predict the share of allocated radio resources for M2M devices. The dynamic time series of probabilities of the activity of M2M devices is predicted using LSTM (Long Short-Term Memory) and other machine learning methods. Efficiency of the proposed method is shown.

Keywords: 5G, M2M devices, neural networks, resource allocation, random access algorithm, ALOHA-EP algorithm, LSTM.

NEYRON TARMOQLARI ASOSIDA 5G RADIORESURLARINI OPTIMAL TAQSIMLASH

U.B. Amirsaidov, G.B. Yeshniyazova

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti

gozzal1115@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu ishda neyron tarmoqlardan foydalangan holda ommaviy M2M qurilmalarini qo'llab-quvvatlash uchun 5G tarmoqlarida radioresurslarni optimal taqsimlash muammosi ko'rib chiqilmoqda. Paketlarning ustuvorliklari va kechikishlarini hisobga oluvchi ALOHA-EPning o'zgartirilgan ixtiyoriy foydalanish algoritmi taklif etildi. Matematik model tizimning ehtimoliy-vaqtinchalik tavsiflarini baholash uchun ishlatiladi. Radioresurslarni taqsimlash MATLABda SQP va MultiStart usullari yordamida optimallashtiriladi. Optimallashtirish natijalari asosida M2M-qurilmalar uchun ajratiladigan radioresurslar ulushini bashorat qilish neyron tarmog'i o'qitiladi. M2M qurilmalari faolligining dinamik vaqt oralig'i LSTM (Long Short-Term Memory) va boshqa mashina o'rganish usullari yordamida prognoz qilinadi. Taklif etilayotgan usulning samaradorligi ko'rsatildi.

Kalit so'zlar: 5G, M2M qurilmalari, neyron tarmoqlar, resurslarni taqsimlash, ixtiyoriy foydalanish algoritmi, ALOHA-EP algoritmi, LSTM.

Введение. Беспроводные услуги 5G включают в себя три ключевые услуги, учитывающие потребности всех аспектов жизни. Услуга расширенного мобильного широкополосного доступа (eMBB) нацелена на повышение скорости передачи данных до 10 гигабит в секунду (Гбит/с); масштабная машинная связь (mMTC) направлена на поддержку подключения миллиардов устройств Интернета вещей (IoT); а сверхнадежная связь с низкой задержкой (URLLC) — это класс обслуживания для поддержки критически важных приложений [2,3].

Коммуникации массового типа считаются одной из фундаментальных услуг в будущем цифровом мире, которая обеспечивает широкий спектр приложений в текущих сетях 5G и будущих сетях Beyond 5G (B5G) [4]. mMTC (massive Machine Type Communications) - предназначена для поддержки связи между огромным количеством устройств, таких как сенсоры и приборы IoT (Интернет вещей). Плотность устройств mMTC (MTCD) будет достигать 10^6 на км² в городской среде, что значительно больше, чем у устройств связи человеческого типа (HTC - Holographic Type Communication) [5]. По прогнозам Ericsson, количество устройств, подключенных к сетям связи, к 2027 году достигнет 26,9 млрд, из которых более 50% будут MTCD [6]. Эти устройства часто работают в условиях ограниченных ресурсов и требуют эффективного использования энергии. Примерами использования mMTC являются умные города, мониторинг окружающей среды, системы управления энергопотреблением.

В целом, для поддержки большого количества устройств с редкой активностью, широко рассматривается случайный доступ, поскольку он позволяет избежать высоких накладных расходов на сигнализацию. В частности, большинство схем mMTC основаны на слотовом ALOHA (S-ALOHA) и ее модификациях [7-9]. Например, в [10] предложен метод ALOHA-EP с фазой исследования (EP) на основе преамбул для определения количества активных M2M-устройств и расчета вероятности передачи пакетов.

В данной работе с целью реализации приоритетного случайного доступа разнородных M2M-устройств к радиоканалу и передачи пакетов предлагается модифицированный вариант ALOHA-EP.

Постановка задачи

Имеется множество пользователей

$$N = (N_1, N_2, \dots, N_n), \quad (1)$$

где N_i - количество пользователей i - го приоритета, $i = \bar{1}, \bar{n}$.

Общее количество ресурсных блоков равно M . В фазе исследования EP ресурсные блоки разделяются на n частей

$$M_{EP} = (M_1, M_2, \dots, M_n), \quad 2)$$

где M_i - количество ресурсных блоков, отведенных для пользователей i - го приоритета для передачи преамбул, $i = \bar{1}, \bar{n}$.

В фазе DTP ресурсные блоки M являются общими для передачи пакетов от всех пользователей. Вероятность активности пользователей i - приоритета обозначим через p_{ia} , $i = \bar{1}, \bar{n}$.

Необходимо решить задачу оптимального распределения ресурсных блоков (M) между M_i для передачи преамбул. Критерием эффективности является минимизация суммарной задержки пакетов T_{zi} , $i = \bar{1}, \bar{n}$, с учетом ограничений $T_{zi} \leq T_{zid}$, где T_{zid} - допустимое время задержки i - го приоритета.

Решение задачи на основе нейронной сети состоит из следующих этапов:

1. Разработка математической модели функционирования метода доступа к радиоканалу и расчет вероятностно-временных характеристик.
2. Определение оптимальных значений M_i при различных значениях вероятности активности M2M-устройств с учетом заданных ограничений T_{zid} .
3. Обучить нейронную сеть для предсказания M_i^* на основе данных, полученных во втором этапе.
4. Генерация динамического временного ряда вероятностей активности M2M- устройств со случайными скачками.
5. Обучить нейронную сеть для предсказания вероятности активности M2M-устройств на основе данных четвертого этапа.

Предсказанные значения вероятности активности M2M-устройств подать на вход обученную нейронную сеть для предсказания M_i^* .

Метод решения задачи оптимизации

Разрабатывается математическая модель функционирования предложенного метода доступа и определяется среднее время задержки пакетов при заданном N_i и различных значениях вероятности активности устройств. Для решения задачи оптимизации использовался алгоритм последовательное квадратичное программирование (SQP - Sequential Quadratic Programming) Matlab [11]. Для повышения вероятности нахождения глобального минимума применялся метод MultiStart с 20 различными начальными точками.

Оптимизация проводилась для всех комбинаций параметров P_{a1} , P_{a2} , P_{a3} , заданных равномерно в диапазоне от 0.01 до 0.05 с шагом 0.005. Для каждой комбинации формировалась отдельная задача оптимизации, после чего выполнялся многократный запуск алгоритма с различными начальными точками.

Результаты сохранялись в виде таблицы, включающей значения параметров P_{ai} и оптимальные переменные (y_1 , y_2 , y_3), показывающие доли M выделяемой для M_i . Для примера в таблице 1 приведены некоторые результаты оптимизации

Таблица 1

Комбинация вероятностей			Оптимальное распределение ресурсов (доли)		
P_{a1}	P_{a2}	P_{a3}	y_1	y_2	y_3
0.01	0.01	0.01	0.25	0.333	0.417
0.01	0.02	0.05	0.213	0.311	0.475
0.02	0.03	0.02	0.383	0.35	0.267
0.03	0.04	0.02	0.508	0.325	0.167
0.04	0.02	0.03	0.6	0.175	0.225
0.05	0.05	0.04	0.433	0.308	0.259

Оптимальные значения M_i определяются путем округления значений $y_i * M$.

Итоговая таблица экспортировалась в CSV-файл для последующего анализа.

Полученные результаты

Обучение нейронной сети для предсказания результатов оптимизации

Данные загружаются из CSV-файла и разделяются на входные переменные X (первые три столбца) и выходные y (следующие три столбца).

Входные данные нормализуются с помощью стандартизации (StandardScaler). Затем данные разделяются на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80/20. После этого массивы преобразуются в тензоры PyTorch для последующего использования в нейронных сетях и других моделях обучения [12].

Определена полносвязная нейронная сеть Net с тремя входами и тремя выходами. Модель состоит из двух скрытых слоёв по 16 нейронов с функцией активации ReLU и выходного слоя с функцией активации Softmax, обеспечивающей вероятностное распределение на выходе. Архитектура реализована с использованием PyTorch и предназначена для прямого распространения сигналов через последовательные слои.

Создана модель Net и настроена функция потерь MSE и оптимизатор Adam с шагом обучения 0.001. Модель обучается на 100 эпох с прямым распространением сигнала, вычислением ошибки, обратным распространением градиента и обновлением параметров. Значения функции потерь сохраняются на каждой эпохе для последующего анализа сходимости модели.

Выполнено сравнение трёх методов регрессии: нейронной сети, линейной регрессии и случайного леса. Модели обучены на одной и той же обучающей выборке, а предсказания нормализованы так, чтобы их сумма по каждой строке была равна единице. Для каждой модели вычислена среднеквадратичная ошибка (MSE) на тестовой выборке. Результаты визуализированы: кривая обучения нейронной сети (рис. 1)

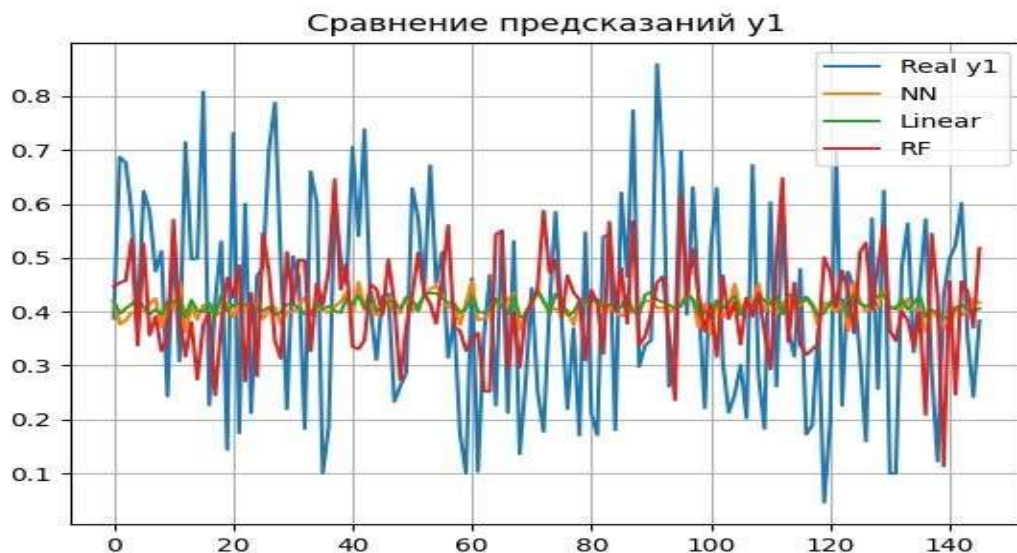


Рис. 1. Кривая обучения нейронной сети (изменение функции потерь среднеквадратичная)

ошибка (MSE) по эпохам)

Сравнение методов по среднеквадратичная ошибка (MSE): Neural Network - 0.039502, Linear Regression - 0.038931 и Random Forest - 0.044474.

Генерация и модель предсказания вероятностей активности устройств

Осуществляется генерация временного ряда вероятностных значений с комплексной динамикой, учитывающей как детерминированные, так и стохастические компоненты. Пусть T — длина временного интервала, а $t=0,1,\dots,T-1$ — дискретное время. Динамика процесса определяется несколькими составляющими. Нелинейная компонента моделируется в виде суммы синусоидальных функций с различными частотами, что позволяет воспроизводить квазипериодические колебания. Линейный тренд отражает постепенное изменение среднего уровня вероятности во времени.

Стохастическая составляющая представлена аддитивным гауссовым шумом малой амплитуды, моделирующим случайные флуктуации.

Дополнительно в модель включены случайные скачки, возникающие в произвольные моменты времени. Величина каждого скачка выбирается из равномерного распределения и оказывает кумулятивное влияние на все последующие значения ряда, что позволяет имитировать структурные изменения или внешние воздействия.

Прогнозирование вероятности активности устройств осуществляется на основе четырех методов: динамический байесовский подход, долгая краткосрочная память (LSTM), сглаживание временных рядов с помощью скользящего среднего и экспоненциальное сглаживание.

Используется двухслойная долгая краткосрочная память (LSTM) с 64 скрытыми нейронами и линейным выходным слоем с сигмоидной активацией для получения предсказаний в диапазоне $[0,1]$.

Для каждого из трёх временных рядов данные нормализуются, создаются последовательности, формируется DataLoader и обучается модель с помощью оптимизатора Adam и функции потерь среднеквадратичная ошибка (MSE) на 300 эпох.

Определены графики временных рядов: для каждого процесса отображаются истинные значения $p(t)$ и предсказания всех методов предсказания. Для примера на рисунке 2 приведен результаты для первого процесса.

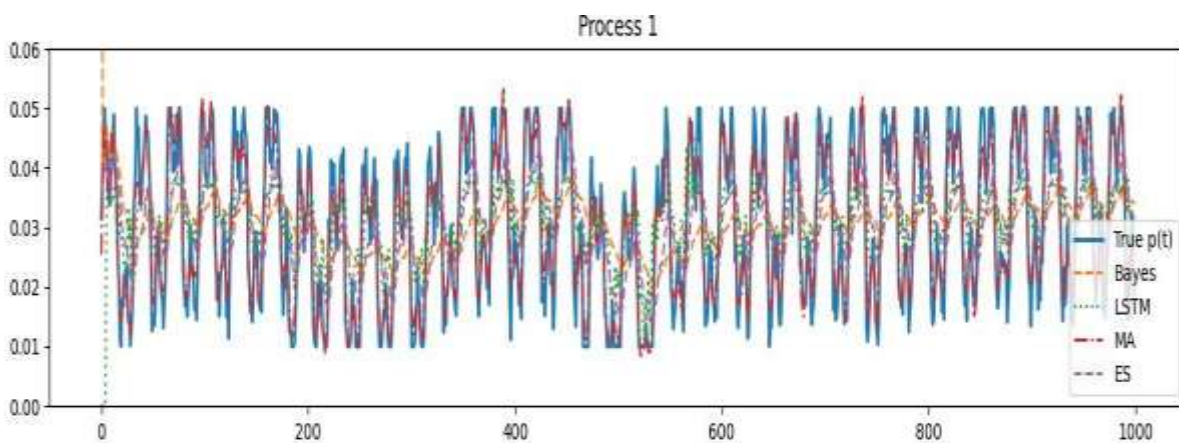


Рис.2. Сравнение истинных и предсказанных значений вероятности активности устройств (первый временной ряд)

Гистограмма среднеквадратичная ошибка (MSE) для разных методов и трёх процессов приведен на рисунке 3

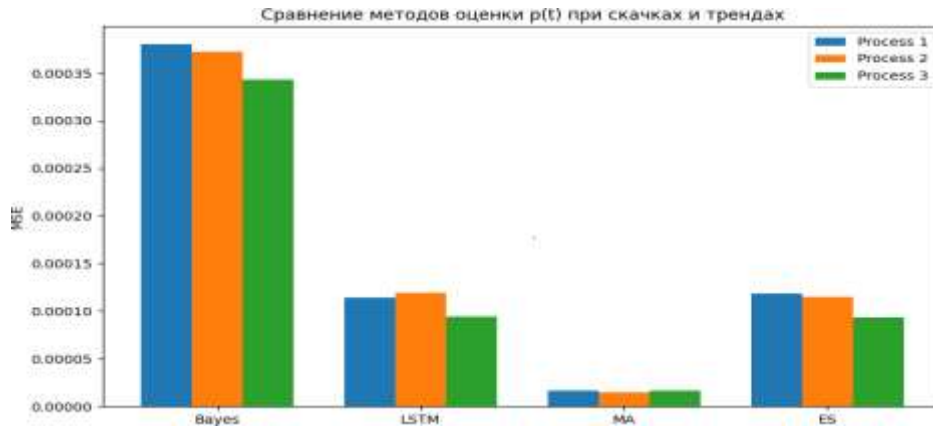


Рис.3. Гистограмма среднеквадратичной ошибки (MSE) для различных методов прогнозирования

Предсказанные значения $p_{ia}(t+1)$ подаются на вход нейронную сеть 3 этапа для предсказания $M_i^*(t+1)$.

Заключение. В данной работе рассмотрена проблема оптимального распределения ресурсов для обслуживания разнородных M2M-устройств в сети 5G, а также использованы методы машинного обучения. Предложен модифицированный алгоритм произвольного доступа на основе ALOHA-EP с этапом исследования и с учетом приоритетов и ограничений задержки передачи данных устройства.

Построена математическая модель работы системы, проведена оптимизация ресурсных блоков с использованием алгоритма последовательное квадратичное программирование (SQP) и метода MultiStart, что позволило увеличить вероятность нахождения глобального минимума. Результаты исследования показали эффективность предложенного алгоритма для разных значений вероятности активности устройства.

Так, для автоматизации процесса принятия решений предлагается использование нейронной сети, которая способна прогнозировать оптимальное распределение ресурсов по входным параметрам. Было доказано, что в результате сравнительного анализа предлагаемая нейронная сеть может быть столь же точна, как и классический регрессионный анализ.

Кроме того, предлагается использовать модель прогнозирования вероятности активности M2M-устройств, основанную на временных рядах, включающих нелинейные, стохастические и резкие изменения. Используя методы прогнозирования, такие как долгая краткосрочная память (LSTM), можно получить адекватные оценки динамики активности устройств.

В целом результаты исследования подтверждают, что использование нейронных сетей наряду с методами оптимизации позволяет решить задачу выделения радиоресурсов при наличии высокой плотности устройств и неопределенного трафика. Предложенный подход может быть использован при создании и управлении сетями 5G и перспективными B5G сетями.

Список литературы

1. N. Abramson, "THE ALOHA SYSTEM: Another alternative for computer communications," in *Proceedings of the November 17-19, 1970, Fall Joint Computer Conference*, AFIPS '70 (Fall), (New York, NY, USA), pp. 281–285, ACM, 1970.
2. "IMT vision - Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2020 and beyond," ITU-R, Recommendation ITU-R M.2083, 2015. <http://www.itu.int/rec/RREC-M.2083-0-201509-I>.
3. Study on Scenarios and Requirements for Next Generation Access Technologies, document 3GPP, TS 38.913 v15.2.0, Jun. 2018.
4. Cao, Y.; Jiang, T.; Han, Z. A survey of emerging M2M systems: Context, task, and objective. *IEEE Internet Things J.* 2016, 3, 1246–1258.

5. Ratasuk, R.; Mangalvedhe, N.; Bhatoolaul, D.; Ghosh, A. LTE-M Evolution Towards 5G Massive MTC. In Proceedings of the 2017 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps), Piscataway, NJ, USA, 4–8 December 2017; pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/GLOCOMW.2017.8269112>.
6. Ericsson. Ericsson Mobility Report. Technical Report. Available online: <https://www.ericsson.com/49d3a0/assets/local/reports-papers/mobility-report/documents/2022/ericsson-mobility-report-june-2022.pdf> (accessed on 23 November 2022).
7. M. Condoluci, M. Dohler, G. Araniti, A. Molinaro, and K. Zheng, “Toward 5G densenets: architectural advances for effective machine-type communications over femtocells,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 53, pp. 134–141, January 2015.
8. H. Shariatmadari, R. Ratasuk, S. Iraji, A. Laya, T. Taleb, R. Jntti, and A. Ghosh, “Machine-type communications: current status and future perspectives toward 5G systems,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 53, pp. 10–17, September 2015.
9. C. Bockelmann, N. Pratas, H. Nikopour, K. Au, T. Svensson, C. Stefanovic, P. Popovski, and A. Dekorsy, “Massive machine-type communications in 5G: physical and MAC-layer solutions,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 54, pp. 59–65, September 2016.
10. Jinho Choi On Improving Throughput of Multichannel ALOHA using Preamble-based Exploration. JOURNAL OF COMMUNICATIONS AND NETWORKS, VOL. 22, NO. 5, OCTOBER 2020. Pp. 380-389. Digital Object Identifier: 10.1109/JCN.2020.000024.
11. A. L. Goldstein, “Optimization in the MATLAB environment”, The publishing house of NRPU, 2015, p. 192.
12. Рашид, Т. Создаем нейронную сеть / Т. Рашид. — Санкт-Петербург : Диалектика, 2023. — 272 с.. — ISBN 978-5-907515-91-8.

АЛГОРИТМИЗАЦИЯ В РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЕКТА В ОРТОПЕДИИ

Кдирбаева Ф.Р.

Центр развития профессиональной квалификации медицинских работников,
г.Ташкент, Республика Узбекистан
firuz_71@mail.ru

Аннотация: В статье рассматриваются теоретические и практические аспекты алгоритмизации как фундаментальной основы внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) в современную ортопедическую практику. В статье показана эффективная алгоритмизация, которая позволяет оптимизировать рабочий процесс детского ортопеда и обеспечить персонализированный подход к диагностике распространённых патологий: плоскостопия, лордоза, кифоза и сколиоза у детей.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ортопед, плоскостопие, лордоз, кифоз, сколиоз, дети.

ORTOPEDIYADA SUN'IIY INTELLEKT MASALALARINI YECHISHDA ALGORITMLASHTIRISH

Kdirbayeva F.R.

Tibbiyot xodimlarining kasbiy malakasini rivojlantirish markazi,
Toshkent shahri, O'zbekiston Respublikasi
firuz_71@mail.ru

Annotatsiya: Maqolada sun'iy intellekt (SI) texnologiyalarini zamonaviy ortopedik amaliyotga joriy etishning fundamental asosi sifatida algoritmlashning nazariy va amaliy jihatlari ko'rib chiqiladi. Maqolada bolalar ortopedining ish jarayonini optimallashtirish va bolalarda keng tarqalgan patologiyalarni: yassi oyoqlik, lordoz, kifoz va skoliozni tashxislashga shaxsiy yondashuvni ta'minlash imkonini beruvchi