

Завацький Владислав Олександрович

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

ORCID: 0009-0005-5297-4127

Білавка Володимир Богданович

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

ORCID: 0009-0000-5053-2601

МЕТОДИКА ОПТИМІЗАЦІЇ ПЕРЕДАЧІ ДАНИХ В ІОТ-МЕРЕЖАХ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. Інтернет речей (IoT) та штучний інтелект (ШІ) є двома найактуальнішими і найобговорюванішими темами у світі технологій. Ці дві інноваційні технології мають великий потенціал для симбіозу, що робить важливим їхнє інтегроване використання для створення нових можливостей для корпоративних користувачів. ШІ і IoT мають тісний зв'язок: штучний інтелект здатний швидко обробляти та аналізувати величезні обсяги даних, які генеруються з розумних пристроїв. Завдяки методам машинного навчання можна виявляти закономірності та аномалії в даних, які включають інформацію про температуру, вологість, тиск, якість повітря, звук і вібрацію.

Поєднання цих двох технологій формує інтелектуальні зв'язані системи, де ШІ виступає в ролі «мозку», а IoT – «тілом». Пристрої IoT здійснюють збір і передачу даних з різних джерел, що забезпечує навчання ШІ і його здатність оптимізувати різноманітні процеси. Завдяки цим можливостям, системи IoT можуть не лише навчатися, але й приймати обґрунтовані рішення у процесах управління даними та їх аналізу, що, в свою чергу, підвищує загальну продуктивність.

Оптимізовані методи, які стали можливими завдяки застосуванню штучних нейронних мереж, IoT та хмарних сервісів, мають значний вплив на аналіз та обробку інформації в реальному часі в багатьох сферах. Мультимедіа – це тип мережі, який поєднує різноманітні мережеві технології в єдине середовище, що дозволяє ефективно управляти великими обсягами даних. Сьогодні обробка та моніторинг цих даних у мультимедійних мережах вимагають менших витрат ресурсів і знижують ризики безпеки, підвищуючи ефективність обробки та моніторингу інформації.

Використання систем, що базуються на ШІ у поєднанні з великими даними, а також інтегрованими системами IoT та ШІ, може забезпечити значні переваги у різних аспектах діяльності підприємств. Це може включати покращення процесів прийняття рішень, оптимізацію ресурсів, підвищення якості обслуговування клієнтів та розвиток нових бізнес-моделей. Інтеграція цих технологій відкриває нові горизонти для інновацій та розвитку у багатьох галузях, від промисловості до охорони здоров'я та міського управління.

Ключові слова: Інтернет речей, штучний інтелект, мультимедійні мережі, штучна нейронна мережа, штучний інтелект речей, алгоритм Левенберга-Марквардта, правило Баєса.

Zavatskyi Vladyslav

State university of information and communication technologies, Kyiv

ORCID: 0009-0005-5297-4127

Bilavka Volodymyr

State university of information and communication technologies, Kyiv

ORCID: 0009-0000-5053-2601

THE METHOD OF OPTIMIZING DATA TRANSMISSION IN IOT NETWORKS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abstract. The Internet of Things (IoT) and artificial intelligence (AI) are two of the most relevant and discussed topics in the world of technology. These two innovative technologies have a great potential for

symbiosis, which makes it important to use them in an integrated way to create new opportunities for corporate users. AI and IoT are closely related: artificial intelligence is able to quickly process and analyze huge amounts of data generated by smart devices. Machine learning methods can detect patterns and anomalies in data that includes information about temperature, humidity, pressure, air quality, sound, and vibration.

The combination of these two technologies forms intelligent connected systems, where AI acts as the “brain” and IoT as the “body”. IoT devices collect and transmit data from various sources, which ensures AI training and its ability to optimize various processes. Thanks to these capabilities, IoT systems can not only learn but also make informed decisions in data management and analysis, which, in turn, increases overall productivity.

The optimized methods made possible by artificial neural networks, IoT, and cloud services are having a significant impact on real-time data analysis and processing in many areas. Multi-homing is a type of network that combines various network technologies into a single environment that allows for the efficient management of large amounts of data. Today, processing and monitoring this data in multi-homing networks requires less resources and reduces security risks, increasing the efficiency of information processing and monitoring.

The use of AI-based systems in combination with big data, as well as integrated IoT and AI systems, can provide significant benefits in various aspects of business operations. This can include improved decision-making, resource optimization, enhanced customer service, and the development of new business models. The integration of these technologies is opening up new horizons for innovation and development in many industries, from manufacturing to healthcare to city management.

Keywords: *Internet of Things, artificial intelligence, multihoming networks, artificial neural network, artificial intelligence of things, Levenberg-Marquardt algorithm, Bayes' rule.*

1. Вступ.

Сьогодні штучний інтелект (ШІ) та Інтернет речей (ІоТ) все частіше інтегруються в системи для підвищення функціональності та ефективності пристроїв. Ця взаємодія формує концепцію штучного інтелекту речей, де ШІ та ІоТ об'єднують свої сильні сторони для створення більш інтелектуальних та автономних систем [1-2].

Залучення кількох мереж для обробки або управління великими обсягами даних вводить нове поняття, відоме як «мультихомінгові мережі». Це визначається як використання різних типів мереж для кластеризації інформаційних записів в одному місці. Мультихомінг розглядається як новий механізм для кластеризації кількох записів у мережі. Крім того, обробка та управління великими даними можуть сприяти подальшому ускладненню, обробці та підвищенню безпеки мереж і записів при обробці в одному місці [3].

2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми.

Використання інтелектуальних систем значно підвищило ефективність обробки даних, надійність зв'язку та безпеку передачі даних через бездротові системи. Проте, збільшення обсягу даних все ще може призводити до різних обчислювальних та комунікаційних ризиків у мережі. Для ефективною та безперешкодною обробки величезних масивів даних виник термін «великі дані» (Big Data). Величезна колекція записів або інформації, яка експоненціально зростає з часом, визначає концепцію великих даних.

Ряд науковців запропонували низку інтелектуальних схем для управління або обробки великих наборів даних. Хмарні схеми ІоТ та штучні нейронні мережі (ШНМ) були використані у великих даних, кластеризації мереж та схемах мультихомінгу для ефективного управління системами. У різних дослідженнях запропоновано низку схем мультихомінгу та їх аналіз. Проте, не так багато уваги приділено оптимізованим схемам мультихомінгу для управління, обробки та захисту інформації великих обсягів даних. Використання автоматизованих інтелектуальних систем на основі ШІ в мультихомінгових мережах для захисту та обробки інформації може зменшити різні ризики безпеки та управління за рахунок покращення розподілу великих обсягів даних, кластеризації мереж, а також обробки та управління даними [4-5]. Запропонований механізм з підтримкою ШІ в мультихомінгу для управління, захисту та

обробки великих даних має величезне значення для бізнесу, досліджень і майбутньої діяльності.

3. Мета і задачі дослідження.

Основною метою цього дослідження є створення ефективної та оптимізованої схеми на основі ШІ для моніторингу та обробки різних видів діяльності, включаючи моніторинг ризиків, обробка та управління великими даними в мультимедійних мережах.

4. Результати дослідження.

На сьогодні існує кілька алгоритмів машинного навчання, довіри та ШІ. Інтелектуальні схеми та схеми на основі ШІ в IoT виявилися корисними на різних етапах застосування, забезпечуючи безпечну передачу даних або зв'язок між вузлами мережі.

ШНМ на основі IoT називаються оптимізованими схемами обчислень і обробки, натхненними численними нейронами, заснованими на концепції біологічної нейронної мережі. ШНМ на основі IoT визначаються як математичні моделі для обробки класифікації даних, нелінійних функцій та регресійних схем [6]. Вони здатні генерувати оптимізовану модель прийняття рішень за допомогою багатошарового перцептрона.

Механізми на основі IoT або ШНМ виявилися ефективними для обробки та моніторингу в мультимедійних мережах, як показано на рис. 1. Як показано на рис. 1, він включає три різні шари: вхідний шар, прихований шар та вихідний шар. Величезний обсяг даних, оброблених різними мережами, вводиться в ШНМ, де прихований шар здійснює обробку або аналіз вхідних даних. Далі, вихідний шар відображає тип інформації, чи є вона довірливою або зловмисною, згенерованою різними мережами. Ці методи можуть бути корисними для запобігання, захисту, управління та обробки великих обсягів інформації, забезпечуючи безпеку в мережах.

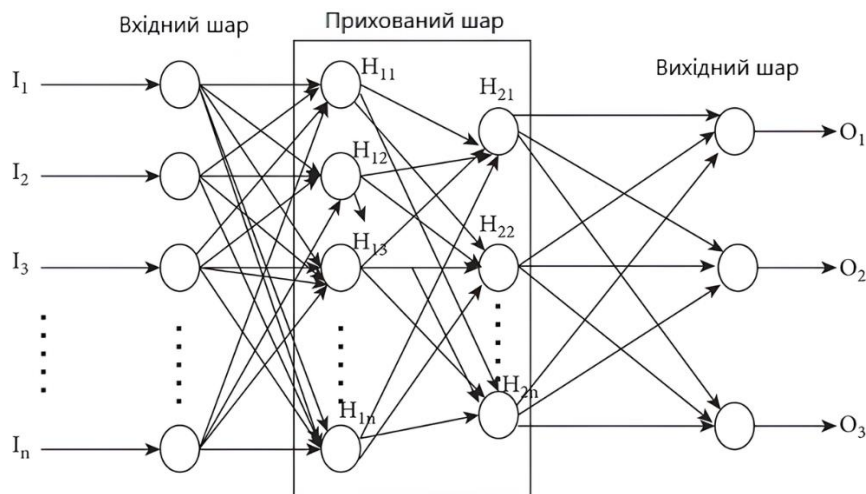


Рис. 1. Мережа з багатошаровою перцептронною архітектурою

На рис. 1 показана архітектура ШНМ на основі багатошарового перцептрона, яка включає вхідні дані від різних інтелектуальних датчиків, приховані шари для обробки та обчислення цих даних, а також вихідний шар для генерування кінцевого результату на основі наданих вхідних даних. ШНМ на основі IoT складається з набору « o » виходів, H_h прихованих/середніх шарів та I_i входів, як визначено в

$$\alpha_r(t) = \sum_{\alpha=1}^{H_h} W_{rs}^2 F(\cdot) \sum_{\gamma=1} I_i W_{ar}^1 \alpha_s(t)^0 + b_{\alpha}^1, \text{ де } 1 \leq r \leq 0, \quad (1)$$

де W_{rs} та W_{ar} позначають зв'язок ребер через ваги між вхідним, середнім та вихідним шарами. Функція $F(\cdot)$ в цьому рівнянні представляє функцію активації, яка визначається як

сигмоїдна функція для визначення відповідної обробки та обчислення значень довіри шляхом оцінки ймовірностей за допомогою алгоритму ШНМ. До того ж, значення в W_{rs} і W_{ar} позначають відповідну схему з використанням принципу алгоритму Левенберга-Марквардта та правило Баєса для оптимального та ефективного механізму. Використання схеми на основі ШІ в системі IoT для обробки або захисту даних мультимедійної мережі може принести додаткову користь системі різними способами.

4.1. Алгоритм Левенберга-Марквардта

Алгоритм Левенберга-Марквардта (LM) є детермінованим та градієнтним алгоритмом локального оптимуму. Його перевага при навчанні багатосарових перцептронів полягає у швидкій та середній швидкості збіжності, що забезпечує стабільність системи. Подібно до квазіньютонівських схем, LM був розроблений для навчання другого порядку без необхідності обчислення матриці Гессе.

Матриця Гессе наближається під час виконання функції суми квадратів як:

$$H_M = Q^T Q, \quad (2)$$

де градієнт можна оцінити як:

$$G = Q^T \sigma, \quad (3)$$

де Q визначається як матриця Якобі, що містить перші похідні похибки за зміщеннями та вагами. Крім того, σ позначає вектор помилок у мережі. Матриця Якобі може бути оцінена за допомогою стандартної техніки правила Байєса, де очікувані виходи через приховані шари представлені як:

$$\alpha_q(t) = F'(I_i(t)) \sum_q \sigma_q^r(t) W_{rs}^2(t-1), \quad (4)$$

де q - кількість нейронів прихованого шару, що має r шарів. Далі LM використовує наближення до матриці Гессе у вигляді:

$$\Delta w = -[Q^T Q + \mu I]^{-1} Q^T \sigma, \quad (5)$$

де w - диференціальні ваги, а μ - керуючі параметри.

4.2. Алгоритм правила Байєса

Згодом алгоритм LM був поєднаний з методом правила Байєса (BR) для подальшої оптимізації оброблених даних. Алгоритм BR визначається як:

$$P(x|I) = \frac{P(I|x)P(x)}{P(I)}, \quad (6)$$

де $P(x)$ представляє попередню ймовірність параметра x до обробки інформації, а $P(x|I)$ представляє ймовірність, де ймовірність інформації I . Метод BR зазвичай використовується для визначення апостеріорної ймовірності x з урахуванням інформації I . Загалом BR забезпечує повний розподіл усіх можливих значень x . Цей процес застосовується до нейронної мережі шляхом отримання розподілу ймовірностей за вагами w після надання навчальних даних у вигляді $P(w|I)$.

Апостеріорні розподіли за вагами визначаються як

$$P(w|I) = \frac{P(I|w)P(w)}{P(I)}, \quad (7)$$

$$P(w|I) = \frac{P(I|w)}{\int P(I|w)P(w)dw}, \quad (8)$$

Далі, у формулюванні правила BR, навчання ваг змінює уявлення про початкові ваги $P(w)$ та постериторні ваги $P(w|I)$ як результат обробки інформації, представлена на рис. 2. Як показано на рис. 2, ваги швидкості навчання змінюються відповідно до інформації, отриманої та обробленої з різних вхідних даних. Вхідні дані, отримані від зловмисних вузлів,

аналізуються за їхнім споживанням енергії та розподілом у мережі. Вузли зі зловмисною поведінкою завжди будуть обробляти неправдиву або альтернативну інформацію з певною кількістю згенерованих помилок.

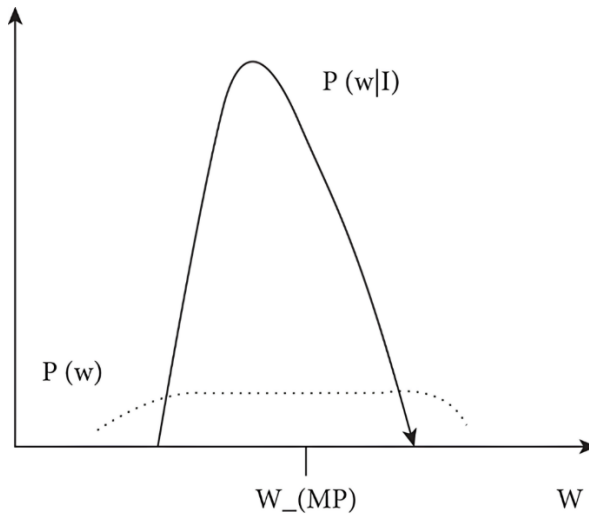


Рис. 2. До початку процесу зміни ваги.

4.3. Робота запропонованого підходу з використанням алгоритмів LM та BR

Принцип роботи запропонованого механізму, що базується на алгоритмах BR і LM, ілюструється схемою на рис. 3. Алгоритми BR і LM забезпечують безпечну та ефективну передачу даних з одночасною обробкою. Вхідні дані у вигляді отриманих сигналів/інформації передаються на багатoshаровий перцептрон ШНМ. Спочатку до входів застосовується алгоритм LM для обчислення швидкості збіжності та ваги кожного вузла з урахуванням помилки. Кожен вузол, включаючи приховані, оцінює градієнт і матрицю Якобі. Помилки при аналізі ваг від різних вхідних вузлів обробляються за допомогою керуючих параметрів, як показано в рівняннях (4) і (5).

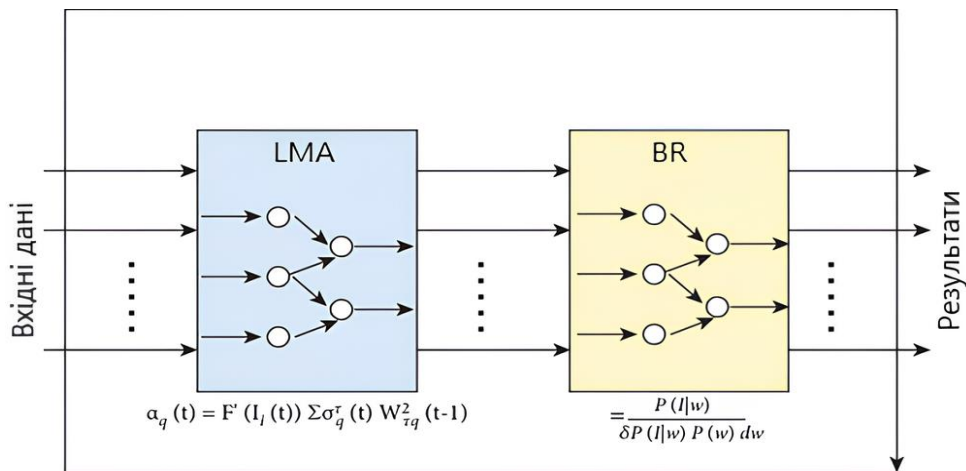


Рис 3. Багатoshаровий перцептрон ШНМ

Для забезпечення ефективної обробки та обчислення ваг після аналізу кожного вузла, алгоритм BR застосовується поверх алгоритму LM для оптимізації обробленої або записаної інформації з входів. Вхідні дані ймовірно розподіляються між різними вузлами для обчислення та обробки, що сприяє ефективному розподілу інформації та стабілізації системи. Апостеріорний розподіл ваг за допомогою алгоритму BR обчислюється за допомогою рівнянь (7) і (8).

Запропонована штучна мережа на основі IoT для обробки та обчислення великих даних, яка забезпечує безпечний комунікаційний механізм мультимедійної мережі, перевіряється та тестується на існуючому інтелектуальному механізмі проти кількох загроз безпеці. Це явище аналізується на синтезованому наборі даних зі звичайною інтелектуальною схемою, де кількість екземплярів або входів у мережу варіюється від 20 до 200 за допомогою симулятора MATLAB. Кількість екземплярів подається на вхід мережі, де для аналізу та обробки вхідних даних використовуються алгоритми BR та LM. У табл. 1 наведено результати моделювання з кількома проаналізованими значеннями, де для обробки інформації використовується запропонований підхід з алгоритмами BR та LM. Вхідна інформація проходить через обидва механізми, де дані поділяються на навчальний та тестовий аналіз для оптимізації або обробки інформації. Далі вхідні дані ймовірно розподіляються на різні вузли для обчислення та обробки розподілу інформації, стабілізуючи систему. Ваги апостеріорного розподілу за допомогою алгоритму BR обчислюються за допомогою різних рівнянь.

Таблиця 1

Параметри моделювання			
Багатошарова мережа	Навчання (%)	Тестування (%)	Час (сек)
Правило Байєса	63,52	36,48	8,56
Левенберг-Марквардт	66,89	33,1	2,598
Вузли IoT	150	50	60

Результати моделювання оцінюються з урахуванням різних заходів безпеки наступним чином:

- Точність визначається як кількість значень, необхідних для отримання точних результатів.
- Специфічність визначається як кількість помилкових спрацьовувань при класифікації ваг кожного вузла, які були розраховані неправильно. У мультимедійній мережі, де дані записуються і обробляються з різних мереж, ймовірність хибнопозитивних результатів може бути дуже високою.
- F-міра і ROC (характеристика оператора приймача) використовуються для визначення та ілюстрації точності класифікації запропонованого явища. Вони застосовуються для обчислення показника F1 кожного вузла шляхом розпізнавання точності та пригадування. Точність класифікації вимірює ефективну та надійну поведінку мережі під час обробки різних вхідних даних гетерогенних мереж.
- Чутливість визначає істинно-позитивні результати, які правильно розпізнаються системою.

Синтезовані результати моделювання представлені в табл. 2.

Таблиця 2

Синтезовані результати моделювання		
Клас	Пропонований механізм	Основний механізм
Специфіка	0,08	0,075
Чутливість	0,9	0,087
Точність	98,58	97,46
F-міра	1,19	1,1
ROC	0,87	0,8

5. Висновки

IoT використовує комп'ютерні інструменти для автоматизації реальних процесів. Хоча IoT спрямований на зменшення людської праці, він не усуває необхідності в людських судженнях і рішеннях. Тут на допомогу приходять ШІ, який може значно покращити систему IoT, за умови, що можливості інструментів ШІ є прогресивними порівняно з простим програмуванням і контролерами IoT, і що використання ШІ не призводить до затримок у контурі управління, які можуть поставити під загрозу управління в режимі реального часу.

У міру вдосконалення ШІ, тобто все більшої імітації людських здібностей, його внесок у додатки IoT буде значно зростати. Оскільки ця сфера швидко розвивається, користувачі IoT повинні уважно стежити за розвитком ШІ і шукати нові можливості для симбіозу.

У цій статті пропонується безпечний механізм мультихомінгу на основі ШІ для забезпечення безпечної передачі та обробки великих даних з використанням BR та LM. Для ефективного моніторингу та обробки ризиків великих даних під час передачі, механізми LM та BR обробляють різні вхідні дані з гетерогенних мереж та аналізують вагу кожного вузла. Гібрид алгоритмів LM і BR в мультихомінгових мережах забезпечив ефективність і безпеку при обробці великих обсягів інформації з різних мереж. Запропонований підхід ефективно обробляє класифікацію даних, нелінійні функції, точність та регресійні схеми в мультихомінгових мережах. Крім того, запропоновані механізми здатні генерувати оптимізовану модель прийняття рішень через багат шаровий перцептрон, використовуючи гібрид LM і BR схем. Запропонований підхід суттєво обробляє та контролює дані, забезпечуючи безпеку з оптимальною часовою затримкою.

Список використаної літератури

1. AI and IOT - What is Their Relationship and How Do They Work Together? [Електронний ресурс]. URL: <https://www.totalphase.com/blog/2023/12/ai-and-iot-what-is-their-relationship-and-how-do-they-work-together/>
2. K. A. Bryan and J. S. Gans, "A theory of multihoming in rideshare competition," *Journal of Economics and Management Strategy*, vol. 28, no. 1, pp. 89–96, 2019.
3. C. Cennamo, H. Ozalp, and T. Kretschmer, "Platform architecture and quality trade-offs of multihoming complements," *Information Systems Research*, vol. 29, no. 2, pp. 461–478, 2018.
4. S. Madden, "From databases to big data," *IEEE Internet Computing*, vol. 16, no. 3, pp. 4–6, 2012.
5. Z. Zhang, "Artificial neural network," in *Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research*, pp. 1–35, Springer, Cham, 2018.
6. Q. Xu, Z. Su, Q. Zheng, M. Luo, B. Dong, and K. Zhang, "Game theoretical secure caching scheme in multihoming edge computing-enabled heterogeneous networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 3, pp. 4536–4546, 2018.
7. H. Gao, Y. Xu, X. Liu et al., "Edge4Sys: a device-edge collaborative framework for MEC based smart systems," in *2020 35th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering (ASE)*, pp. 1252–1254, New York, NY, USA, 2020.
8. AIoT: навіщо Інтернету речей потрібен штучний інтелект [Електронний ресурс]. URL: <https://iotji.io/aiot-navischo-internetu-rechei-potriben-shtuchnyi-intelekt/>
9. D. Ferraioli, A. Meier, P. Penna, and C. Ventre, "Automated optimal OSP mechanisms for set systems," in *International Conference on Web and Internet Economics*, pp. 171–185, Springer, Cham, 2019.

References

1. AI and IOT - What is Their Relationship and How Do They Work Together? [Electronic resource]. URL: <https://www.totalphase.com/blog/2023/12/ai-and-iot-what-is-their-relationship-and-how-do-they-work-together/>
2. K. A. Bryan and J. S. Gans, "A theory of multihoming in rideshare competition," *Journal of Economics and Management Strategy*, vol. 28, no. 1, pp. 89–96, 2019.
3. C. Cennamo, H. Ozalp, and T. Kretschmer, "Platform architecture and quality trade-offs of multihoming complements," *Information Systems Research*, vol. 29, no. 2, pp. 461–478, 2018.
4. S. Madden, "From databases to big data," *IEEE Internet Computing*, vol. 16, no. 3, pp. 4–6, 2012.
5. Z. Zhang, "Artificial neural network," in *Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research*, pp. 1–35, Springer, Cham, 2018.
6. Q. Xu, Z. Su, Q. Zheng, M. Luo, B. Dong, and K. Zhang, "Game theoretical secure caching scheme in multihoming edge computing-enabled heterogeneous networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 3, pp. 4536–4546, 2018.
7. H. Gao, Y. Xu, X. Liu et al., "Edge4Sys: a device-edge collaborative framework for MEC based smart systems," in *2020 35th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering (ASE)*, pp. 1252–1254, New York, NY, USA, 2020.
8. AIoT: Why the Internet of Things Needs Artificial Intelligence [Electronic resource]. URL: <https://iotji.io/aiot-navischo-internetu-rechei-potriben-shtuchnyi-intelekt/>
9. D. Ferraioli, A. Meier, P. Penna, and C. Ventre, "Automated optimal OSP mechanisms for set systems," in *International Conference on Web and Internet Economics*, pp. 171–185, Springer, Cham, 2019.