

Сайко В.Г.

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Наритник Т.М.

Інститут електроніки та зв'язку Української академії наук

МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ СИСТЕМНИХ ПАРАМЕТРІВ БЛОКЧЕЙН-СИСТЕМ В ГЕТЕРОГЕННИХ МОБІЛЬНИХ МЕРЕЖАХ ТЕРАГЕРЦОВОГО ДІАПАЗОНУ

У зв'язку з появою передових технологій та безлічі різноманітних додатків в даний час важливим елементом на мережах зв'язку 5G стає технологія розподіленого реєстру через її технічні можливості та особливості. Вона може знайти застосування у двох ключових аспектах управління мережею, а саме управління сеансом та управління доступом та мобільністю. Тому автори запропонували для мікросервісу по забезпеченню подолання ефектів блокування передачі в мобільних системах 5G при застосуванні терагерцового діапазону довжин хвиль використати технологію розподіленого реєстру і відповідно реалізацію на його основі механізму попереджувального хендоверу [1,2]. Але слід зазначити, що ряд мережевих та системних параметрів розподіленого реєстру впливають на надійність мережі, що може виявитися критичним для даного мікросервісу. Тому у статті розглянуто та проаналізовано існуючі підходи для оцінки показників ефективності функціонування мереж при застосуванні блокчейн систем. Для проведення досліджень в якості системного параметра взята затримка транзакцій блокчейна, що забезпечує функціонування локального кластера для забезпечення подолання ефектів блокування передачі в мобільних системах. Наводиться аналіз сучасних підходів для оцінки кількісних та якісних показників функціонування мереж при застосуванні розподіленого реєстру. На даний момент запропоновано безліч алгоритмів прогнозування характеристик трафіку на основі використання нейронних мереж, таких як ARIMA, фільтр Калмана, фільтр частинок та теоретичні методи розповсюдження трафіку. Але ці методи для мереж зв'язку n'ятого покоління не показують необхідної ефективності [3]. Виходячи з основних переваг та недоліків, розроблено та реалізовано нейромережний спосіб проектування затримки транзакцій блокчейна на основі використання нейронних мереж NAR та NARX. Наводиться опис ключових результатів моделювання, в рамках якого проводився аналіз затримки транзакцій блокчейна.

Ключові слова: блокчейн, мобільний зв'язок, терагерцового діапазону, блокування передачі.

Постановка проблеми. У сучасних мобільних мережах під час передачі обслуговування (хендовера) користувацького обладнання об'єкт управління мобільністю повинен використовувати контекстну інформацію обладнання [4]. Ця подія запускає послідовну взаємодію та передачу сигналів між кількома об'єктами керування мобільністю та сеансом. У гетерогенній мережі при використанні терагерцового діапазону хвиль цей спосіб є мало ефективний, особливо при частих подіях передачі обслуговування при блокуванні передачі в терагерцовому діапазоні. Тому автори запропонували для вирішення такої задачі використати технологію розподіленого реєстру для реалізації механізму попереджувального хендоверу при блокуванні передачі в терагерцовому діапазоні [1, 2]. Але при реалізації даного рішення необхідно враховувати наступне.

Блокчейн система для забезпечення функціонування локального кластеру утворює слабопов'язану мережу без фіксованої топології та структури, що робить її одноранговою та децентралізованою. У неї передбачається задіяти відповідну кількість вузлів локального кластеру на мережі для вирішення завдань забезпечення подолання ефектів блокування передачі в мобільних системах із додатковим обсягом службового трафіку та постійного обміну. Нову підтверджену транзакцію, отриману будь-яким вузлом мережі, буде відправлено вузлам, підключеним до нього, кожен з яких відправить транзакцію в свою чергу вже своїм сусідам. Те, що відбувалося раніше на одному пристрої, тепер дублюється на всі вузли, у зв'язку з чим збільшується кількість повідомлень, що передаються в n разів (n – кількість задіяних вузлів). Такі дані передаються порціями

за короткий проміжок часу, що призводить до різких сплесків повідомлень, що передаються, і при великих обсягах може порушити роботу мережі. Таким чином, блокчейн впливає на показники мережі, а характеристики мережі впливають на коректну роботу системи блокчейн, зокрема підтвердження блоку і верифікацію транзакцій.

Але при цьому мережеві характеристики мережі можуть значно вплинути на роботу самої системи блокчейн, проте система блокчейн може варіювати деякі параметри для досягнення кращих показників та масштабованості. Одними із основних процесів, які суттєво впливають на дані показники є кількість вузлів та інтенсивність формування транзакцій у блокчейн та розмір блоків та інтервал часу підтвердження блоків. Далі розглянемо деякі аспекти цього процесу більш детально.

– *Кількість вузлів та інтенсивність формування транзакцій у блокчейн* системі суттєво впливають на мережеві характеристики, оскільки при збільшенні числа працюючих вузлів або інтенсивності формування транзакцій зростає кількість інформації, що передається та обробляється, як у процесі валідації, так і в процесі синхронізації актуальних реєстрів. Збільшення кількості транзакцій прямо пропорційно до збільшення часу підтвердження [5]. Збільшення числа однорангових вузлів негативно позначиться на продуктивності блокчейн-платформ, це може призводити до того, що деякі платформи перестають відповідати на запити від вузлів, що перевищують певну кількість. Збільшення кількості транзакцій підвищує навантаження на систему та мережу та призводить до затримки в мережі [6]. Рішенням, що дозволяє знизити негативний вплив даного параметра є оптимізація кількості повних і легких вузлів.

– *Розмір блоків та інтервал часу підтвердження блоків* також впливають на мережеві характеристики та пропускну спроможність транзакцій. При цьому існує залежність між розміром блоку і часом його поширення, яка представлена в [7] та впливу інтервалу блоків та розмірів блоків на швидкості старіння блоків [8]. Для того, щоб зменшити час обробки транзакцій, можна збільшити розмір блоку, щоб валідатори могли включати більше транзакцій в один блок. Якщо розмір блоку збільшується, кількість транзакцій, що обробляються за секунду, відповідно зростає. Це скорочує час включення транзакції до блоку та зменшує затримку на рівні системи.

Слід також зазначити, що ряд мережевих та системних параметрів блокчейн впливають також на надійність мережі, що може виявитися критич-

ним для мікросервісу для забезпечення подолання ефектів блокування передачі в мобільних системах при застосуванні терагерцового діапазону довжин хвиль.

Наприклад, інтервал часу підтвердження блоків і розмір блоку значно впливають на надійність блокчейна, оскільки вони безпосередньо впливають на швидкість старіння блоків (див. рис. 1 та 2 відповідно, які побудовані на основі даних [8]).

Очевидно, що різні конфігурації параметрів можуть забезпечити однакову пропускну здатність транзакцій, при цьому у систем з однаковим значенням пропускну здатності транзакцій ймовірність появи помилок блоку може змінюватись.

Ймовірність не появи помилкових блоків системи, %

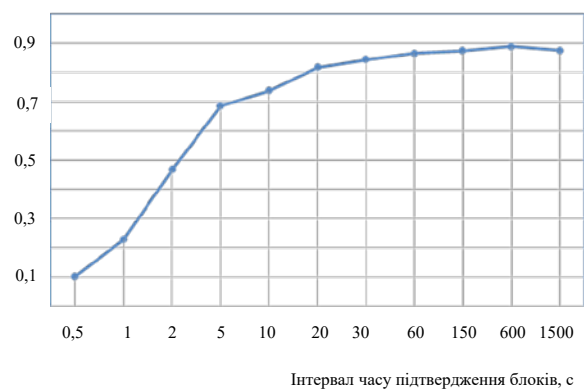


Рис. 1. Графік впливу інтервалу часу підтвердження блоків на ймовірність появи помилкових блоків

Ймовірність не появи помилкових блоків системи, %

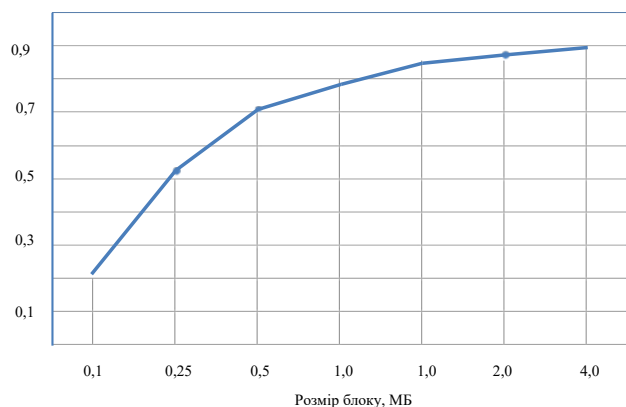


Рис. 2. Графік впливу розміру блоку на ймовірність появи помилкових блоків

Це також може сприяти появі нестачі ресурсів, що, у свою чергу, призведе до збільшення ймовірності втрати пакетів та зростання затримок. Тому важливо визначити необхідні оцінки показників якості обслуговування щодо забезпечення подолання ефектів блокування передачі в мобільних системах при використанні терагерцового діапа-

зону хвиль. Якість обслуговування (QoS) – сукупність характеристик послуг зв'язку, що стосуються можливості задовольняти встановлені та передбачувані потреби користувача послуги. В якості такого системного параметра в даній роботі взята затримка транзакцій блокчейна, що забезпечує функціонування локального кластера для забезпечення подолання ефектів блокування передачі в мобільних системах.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Для оцінки кількісних та якісних показників функціонування мереж при застосуванні розподіленого реєстру можна використовувати різні засоби:

- аналітичне моделювання;
- імітаційне моделювання;
- моделювання із застосуванням машинного навчання.

Натомість на сьогоднішній день в області аналітичних рішень можна знайти вкрай мало інформації про моделювання мережеских процесів блокчейна. Хоча дослідники намагаються визначити математичні моделі для опису процесів роботи блокчейн технологій та їх залежності [9, 10]. Однак у більшості рішень аналізуються окремі випадки систем і не враховуються мережескі аспекти.

Безперечною перевагою імітаційного моделювання є можливість отримання чисельних рішень для тих моделей, які не можуть бути описані кінцевими аналітичними виразами [11, 12]. Не всі завдання можуть бути вирішені з використанням імітаційного моделювання, наприклад, завдання, що потребують надто великого обсягу обчислень через обмежувальний ресурс обчислювальних систем та кінцевий час виконання операцій.

З цієї точки зору представляє інтерес для вирішення поставленої задачі моделювання із застосуванням машинного навчання і прогнозування часових рядів, яке відноситься до прогнозування наступних значень системи на основі попередніх та поточних даних.

Постановка завдання. У зв'язку з вище наведеним виникає задача розглянути, як блокчейн вплине на роботу гетерогенної мережі та як позначиться його подальше зростання на функціонування Fog-пристроїв локального кластера мікросервісу для забезпечення подолання ефектів блокування передачі в мобільних системах при застосуванні терагерцового діапазону довжин хвиль.

Виклад основного матеріалу дослідження.

На сьогоднішній день як інструмент для прогнозу відомо безліч підходів, серед яких можна виділити:

- регресійні та авторегресійні методи прогнозування;
- методи, що базуються на експоненційному згладжуванні;
- методи з урахуванням ланцюгів Маркова;
- на основі класифікаційно-регресійних дерев;
- нейромереві методи прогнозу.

У роботі [13] наведено порівняльну характеристику перерахованих способів.

Оскільки динаміка затримки транзакцій швидко змінюється в часі, то прогноз доцільно здійснювати на основі динамічних (з тимчасовою затримкою) штучних нейронних мереж. Як такі мережі найчастіше використовуються:

- нейромережа Джордона (JNN) [14], яка є динамічною рекурентною двошаровою мережею та побудована на базі багат шарового персептрона

(Multilayered perceptron – MLP);

- нейромережа Елмана (ENN) або проста рекурентна мережа (SRN) [14], яка є динамічною рекурентною двошаровою мережею і побудована на базі MLP;

- рекурентний багат шаровий персептрон RMLP [15], який є динамічною багат шаровою рекурентною мережею і побудований на базі MLP;

- модель нелінійної авторегресії з екзогенними (тобто зовнішніми) входами NARX [15], яка є динамічною рекурентною двошаровою мережею та побудована на базі MLP;

- нейромережа із затримкою за часом (TDNN) [15], яка є динамічною (з тимчасовою затримкою) нерекурентною багат шаровою мережею.

- розподілена мережа прямого поширення із затримкою за часом (distributed TLFN) [15], яка є динамічною нерекурентною двошаровою мережею.

- динамічна (з тимчасовою затримкою) нерекурентна багат шарова мережа VNN [16], класи якої поділяються гіперплощинами.

Оскільки відповідно досліджень [14-16] NARX дає найбільшу точність прогнозу, ця мережа була вибрана для розв'язання задач прогнозування затримки транзакцій блокчейна.

Нейронна мережа NARX

NARX є нелінійною авторегресійною нейронною мережею із зовнішніми входами. NARX – це динамічні рекурентні нейронні мережі RNN. Мережі NARX засновані на моделях часових рядів ARX, які зазвичай використовуються для операцій з тимчасовими рядами та вважаються нелінійною формою моделі ARX. Моделі NARX можуть імітувати різні динамічні нелінійні методи; вони використовувалися на вирішення

безлічі завдань, включаючи моделювання часових рядів. Мережа NARX використовує попередні вимірювання існуючих часових рядів, щоб робити прогнози, та попередні значення інших вхідних даних робити прогнози для часового ряду. NARX – це надійний інструмент, що підходить для систем нелінійного моделювання. Понад те, NARX навчається ефективніше, ніж інші часові ряди нейронних мереж, використовуючи алгоритм навчання градієнтного спуску. Мережі NARX успішно використовувалися в багатьох програмах для прогнозування майбутніх значень вхідного сигналу. Мережі NARX краще працюють із прогнозами, коли прогнозований результат залежить від вхідних даних, які існують у минулі моменти часу. NARX також є нелінійним фільтром, навчальні дані якого навчаються із чистими даними вхідної інформації.

Прогнозування затримки транзакцій блокчейна із використанням нейронної мережі

Моделювання затримки транзакцій блокчейна, що забезпечує функціонування локального кластеру проводилося з використанням пакету моделювання Matlab R2020a із застосуванням нейронних мереж NAR та NARX. Точність прогнозування оцінювалася з використанням трьох алгоритмів навчання нейронної мережі: Levenberg Marquardt, Bayesian Regularization, Scaled Conjugate Gradient, з точки зору використання, а корінь із середньоквадратичної помилки (RMSE) та середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE) як міра точності прогнозування. Набори даних були згенеровані моделями при проведенні досліджень за допомогою системи моделювання AnyLogic [17]. Після збору та підготовки набору даних вони були поділений на 70% для навчання, 15% для тестування та 15% для валідації відповідно. Як показали результати моделювання алгоритм навчання нейронної мережі Левенберга-Марквардта із зворотним розповсюдженням має кращу точність прогнозування і з RMSE, і з MAPE як при прогнозуванні.

Нелінійна авторегресійна нейронна мережа NAR

Побудована мережа має один прихований шар із вісьма нейронами та один вихідний шар з одним нейроном. Прогнозується затримка транзакцій на один крок вперед із використанням попередніх даних: розміру блоку, часу обробки блоку, інтенсивності формування транзакцій. Як алгоритм навчання використовується сучасний метод нелінійної оптимізації: алгоритм Левенберга-Маркара.

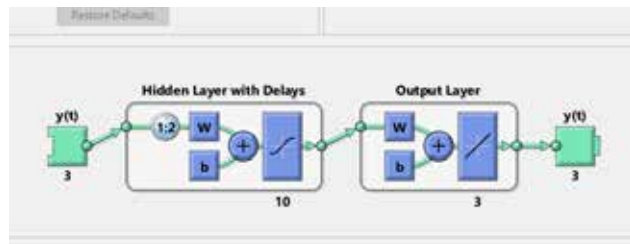


Рис. 3. Нелінійна авторегресійна нейронна мережа NAR: Hidden – прихований шар; Output – вихідний шар; 1, 8 – кількість нейронів у шарі

Гістограма помилок виходу нелінійної авторегресійної нейронної мережі NAR показана на рис. 4.

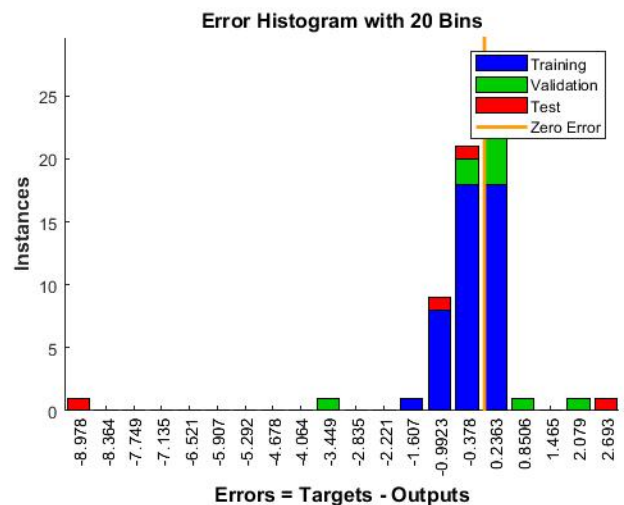


Рис. 4. Гістограма помилок виходу нелінійної авторегресійної нейронної мережі NAR

Графік результату прогнозу показано на рис. 5.

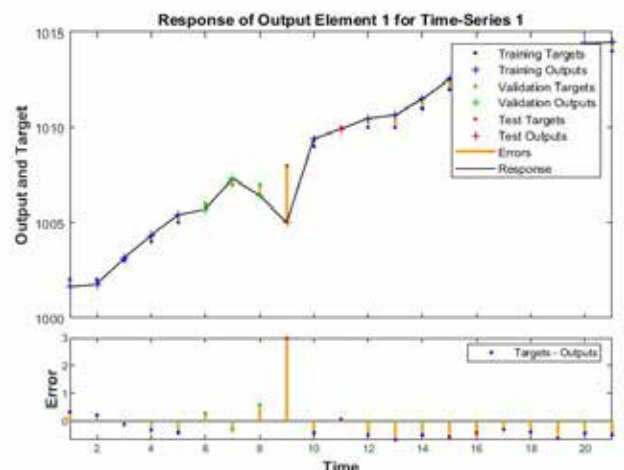


Рис. 5. Графік результату прогнозу нелінійної авторегресійної нейронної мережі NAR

Точність прогнозування мережі становить приблизно 72%.

Нелінійна авторегресійна нейронна мережа з екзогенними входами NARX

Для вирішення задачі дослідження була використана нелінійна авторегресійна нейронна мережа з екзогенними входами, де прогноз робиться виходячи з попередніх значень прогнозованої змінної та екзогенних вхідних сигналів. Побудована мережа має один прихований шар із вісьма нейронами та один вихідний шар із одним нейроном. Прогнозується затримка транзакцій на один крок вперед із використанням попередніх даних значень розміру блоку, часу обробки блоку, інтенсивності формування транзакцій. Як алгоритм навчання використовується сучасний метод нелінійної оптимізації: алгоритм Левенберга-Маркара.

Входи мережі: X_0 – затримка транзакцій; X_1 – розмір блоку; X_2 – час обробки блоку; X_3 – інтенсивність формування транзакцій; Вихід мережі: Y – прогнозована затримка транзакцій. Збудована мережа зображена на рис. 7.

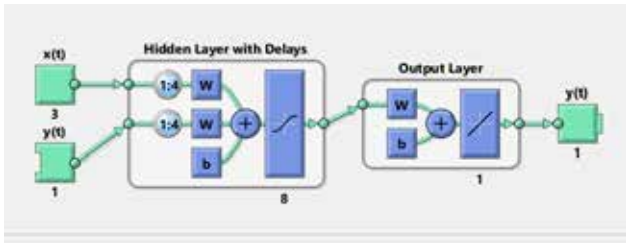


Рис. 6. Нелінійна авторегресійна нейронна мережа з екзогенними входами NARX: Hidden – прихований шар; Output – вихідний шар; 1, 8 – кількість нейронів у шарі

Гістограма помилок виходу мережі показано на рис. 7.

Графік результату прогнозу показано на рис. 8. Точність прогнозування мережі становить приблизно 88%

Висновки. У статті розглянуто та проаналізовано існуючі підходи для оцінки показників функціонування мереж при застосуванні блокчейн систем. Виходячи з основних переваг та недоліків, розроблено та реалізовано нейромережевий спосіб проектування затримки транзакцій блокчейна, що забезпечує функціонування локального кластера при подоланні ефекту

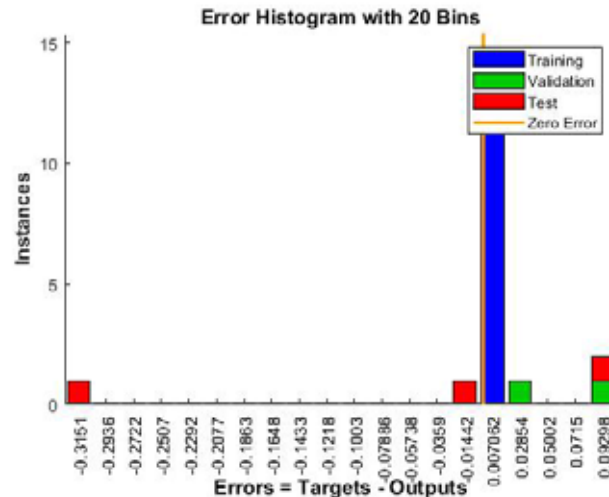


Рис. 7. Гістограма помилок виходу нелінійної авторегресійної мережі з екзогенними входами NARX

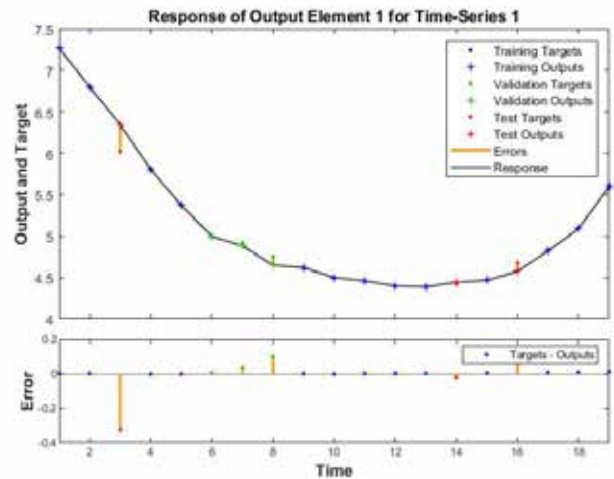


Рис. 8. Графік результату прогнозу нелінійної авторегресійної мережі з екзогенними входами NARX

блокування передачі в мобільних системах, на основі використання нейронних мереж. В результаті комп'ютерного моделювання показано, що при використанні нелінійної авторегресійної нейронної мережі NAR точність прогнозування мережі складає 72%, а при використанні авторегресійної нейронної мережі з екзогенними входами NARX – 88%.

Список літератури:

1. Сайко В.Г., Наритник Т.М. Модель підвищення показників якості обслуговування гетерогенної мережної інфраструктури терагерцового діапазону. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського: серія технічні науки*. 2023. Т. 34(73). № 1.
2. Saiko Volodymyr, Narytnyk Teodor. High-reliability 5G / IoT mobile communication method when using the terahertz wavelength range. *Theoretical and scientific foundations in research in Engineering: collective monograph / Saiko V., Narytnyk T. – etc. – International Science Group. – Boston : Primedia eLaunch, 2022. pp.477-497. Available at: DOI – 10.46299/ISG.2022.MONO.TECH.1 URL: https://isg-konf.com/theoretical-and-scientific-foundations-in-research-in-engineering/*

3. Boutaba R. A comprehensive survey on machine learning for networking: evolution, applications, and opportunities. *J Internet serv Appl*. 2018. vol 9. acticle number 16.
4. Сайко В.Г., Одарченко Р.С., Абакумова А.О., Наритник Т.М., Наконечний В.С., Домрачев В.М., Толюпа С.В., Заблоцький В.Ю., Баховський П.Ф. Мережі мобільного зв'язку нового покоління 4G/5G/6G: Київ: ТОВ «Про формат», 2021. 200 с.
5. Goswami, S. Scalability analysis of blockchains through blockchain simulation: Las-Vegas, 2017. 67 с.
6. Dabbagh, M. A survey of empirical performance evaluation of permissioned blockchain platforms: Challenges and opportunities. *Computers & Security*. – 2021. № 100. С. 1-13.
7. Decker, C. Information propagation in the Bitcoin network. *IEEE P2P 2013 Proceedings*, 2013. С. 1-10.
8. Gervais, A. On the Security and Performance of Proof of Work Blockchains. *CCS '16: Proceedings of the 2016 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security*, 2016. С. 3-16.
9. X. Ling, Y. Le, J. Wang. Practical Modeling and Analysis of Blockchain Radio Access Network. *IEEE Transactions on Communications*, 2020. С. 1021 – 1037
10. R. A. Memon, J. P. Li, J. Ahmed. Simulation Model for Blockchain Systems Using Queuing Theory. *Electronics*, 2019. № 8. С. 234.
11. Rinkeby Network Dashboard [Електронний ресурс]. – Електрон. дан. – 2022. Режим доступа: <https://www.rinkeby.io/#stats>, свободный, (дата обращения 25 января 2022).
12. GitHub. Ganache: A tool for creating a local blockchain for fast Ethereum development [Електронний ресурс]. Электрон. дан. – 2021. Режим доступа: <https://github.com/trufflesuite/ganache-cli>, свободный, (дата обращения 3 февраля 2022).
13. Чучуева И.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобию: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18 . Москва, 2012. 153 с.
14. Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применение. Харьков: Телетех, 2004. 159 с.
15. Haykin S. Neural networks . NY: Pearson Education, 1999. p. 823.
16. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
17. Елагина В.С. и др. Основные сетевые характеристики blockchain трафика и подходы к моделированию. *T-Com: Телекоммуникации и транспорт*, 2020. Том. 14 № 4. с. 39-45.

Saiko V.G., Narytnyk T.M. MODEL OF FORECASTING OF SYSTEM PARAMETERS OF BLOCKCHAIN SYSTEMS IN GETEROGENNIC MOBILE NETWORKS OF TERAHERTZ RANGE

Due to the emergence of advanced technologies and a variety of applications, distributed ledger technology is now becoming an important element in 5G communication networks due to its technical capabilities and features. It can find applications in two key aspects of network management, namely session management and access and mobility management. Therefore, the authors proposed to use the technology of the distributed register and, accordingly, the implementation of the preventive handover mechanism based on it for the microservice to overcome the effects of transmission blocking in 5G mobile systems when using the terahertz range of wavelengths [1,2]. But it should be noted that a number of network and system parameters of the distributed registry affect the reliability of the network, which may be critical for this microservice. Therefore, the article examines and analyzes the existing approaches for evaluating the performance indicators of networks when using blockchain systems. To conduct research, the delay of blockchain transactions is taken as a system parameter, which ensures the functioning of a local cluster to ensure overcoming the effects of transmission blocking in mobile systems. An analysis of modern approaches for evaluating quantitative and qualitative indicators of the functioning of networks when using a distributed registry is given. Currently, many algorithms for predicting traffic characteristics have been proposed based on the use of neural networks, such as ARIMA, Kalman filter, particle filter, and theoretical methods of traffic distribution. But these methods for fifth generation communication networks do not show the necessary efficiency [3]. Based on the main advantages and disadvantages, a neural network method for designing blockchain transaction delay based on the use of NAR and NARX neural networks has been developed and implemented. A description of the key results of the simulation, which was used to analyze the latency of blockchain transactions, is provided.

Key words: blockchain, mobile communication, terahertz range, transmission blocking.