

УДК 004.85:[519.17+004.032.26

DOI: 10.31673/2412-9070.2025.025563

О. В. БАРАБАШ¹, доктор технічних наук, професор;

ORCID: 0000-0003-1715-0761

А. В. МАКАРЧУК¹, аспірант;

ORCID: 0000-0002-6422-7488

М. Ю. МИРОНЮК², канд. техн. наук, ст. дослідник;

ORCID: 0000-0002-7164-2700

О. О. МАЙСТРОВ², канд. техн. наук, доцент,

ORCID: 0000-0002-9054-8293

¹Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"²Національний університет оборони України, Київ

МЕТОД І АЛГОРИТМ ОБЧИСЛЕННЯ МІНІМАЛЬНОЇ ТА МАКСИМАЛЬНОЇ ЙМОВІРНОСТІ ЗВ'ЯЗНОСТІ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Все більш активне використання інформаційних систем у різних сферах діяльності часто вимагає дослідження функціональної стійкості цих систем. З цією метою були розроблені різні показники функціональної стійкості, які дозволяють оцінювати її кількісно. Попри зрозумілість та зручність деяких із них, більшість має один значущий недолік: велика кількість обчислень, необхідна при їх використанні. Внаслідок цього виникає необхідність у розробці методів оцінки даних показників, які б дозволяли оцінювати їх достатньо швидко і достатньо точно. В даній роботі проводиться спроба побудови такої оцінки для ймовірності зв'язності за допомогою моделей машинного навчання.

При роботі з ймовірністю зв'язності можна говорити про її мінімальне та максимальне значення для інформаційної системи, яка розглядається. Оскільки пряме їх обчислення представляє собою дуже складну задачу, особливо, якщо інформаційна система є великою, логічною, є спроба використати певні способи їх оцінки. В межах даного дослідження зроблено спробу окремої оцінки максимальної та мінімальної ймовірності зв'язності за допомогою двох моделей машинного навчання: поліноміальної регресії та нейронних мереж прямого розповсюдження. Для навчання кожної з моделей було попередньо відібрано випадковим чином певну кількість графів, які теоретично описують топологію інформаційної системи і для кожного з них було обчислено мінімальну та максимальну ймовірність зв'язності, а також деякі їх числові характеристики. Використовуючи цю вибірку, було навчено та протестовані дані моделі при різних значеннях гіперпараметрів.

Як показали експерименти, для оцінки мінімального та максимального значення ймовірності зв'язності по числовим характеристиках поліноміальну регресію використовувати недоцільно, оскільки для адекватної точності даний підхід вимагатиме занадто багато обчислень. З іншого боку, нейронні мережі прямого розповсюдження з трьома прихованими шарами потенційно можуть гарантувати достатню точність оцінки як максимальної ймовірності зв'язності, так і мінімальної. При цьому кількість обчислень, необхідних для цього, буде задовільною. Головною проблемою при даному підході є велика кількість епох при навчанні нейронних мереж, що вимагатиме значного часу для навчання.

Отримані результати показують, що при подальших дослідженнях застосування нейронних мереж для оцінки ймовірності зв'язності інформаційної системи можна досягнути достатньої точності при допустимій кількості обчислень. Ці результати можуть бути використані для розробки методів проектування нових інформаційних систем та дослідження вже існуючих.

Ключові слова: інформаційні системи, функціональна стійкість, машинне навчання, регресія, нейронні мережі, ймовірність зв'язності.

© Барабаш О. В., Макаrchук А. В., Миронюк М. Ю., Майстров О. О., 2025

Вступ

Використання інформаційних систем стає все більш поширеною практикою для вирішення різних задач у багатьох сферах діяльності людей. У силу різноманітності та важливості цих задач стає все більш актуальним дослідження функціональної стійкості інформаційних систем, що викори [1-4], тобто їх здатність виконувати поставлені задачі на фоні різних факторів типу відмови певних її елементів чи зовнішніх негативних впливів.

Для дослідження функціональної стійкості було розроблено ряд показників функціональної стійкості [2], які дозволяють кількісно її оцінювати. Серед усіх наразі розроблених та досліджених показників функціональної стійкості одним із найбільш інтуїтивно зрозумілих є так звана ймовірність зв'язності R_{ij} [5-7], яка показує ймовірність передачі інформації між i -ою та j -ою машинами на основі топології інформаційної системи та ймовірності справності її елементів. Однак, головною проблемою показників функціональної стійкості, в тому числі, і ймовірності складності, є досить висока обчислювальна складність, що ускладнює їх застосування. Це породжує необхідність у розробці оптимальних з точки зору кількості обчислень методів оцінки значення того чи іншого показника функціональної стійкості. Оскільки зараз сильно підвищується інтерес до використання машинного навчання [1, 8-10] для такого роду задач, то логічним постає питання про використання моделей машинного навчання для побудови оцінки тих чи інших показників функціональної стійкості. Тому, у даній роботі досліджується застосування моделей машинного навчання до оцінки ймовірності справності R_{ij} , зокрема, за допомогою регресійних моделей та нейронних мереж прямого розповсюдження.

Огляд останніх досліджень і публікацій

Використання інформаційних та інших багатомашинних систем [2, 4, 11-13] наразі є невід'ємною частиною в багатьох сферах. Як наслідок, постає питання дослідження їх функціональної стійкості. Так, в ряді робіт, як от в [5, 11, 14] наводяться різні до опису та застосування методів опису функціональної стійкості. В ряді інших робіт, як от в [4, 10] проводяться подібні дослідження, однак, вони часто мають більш фундаментальний характер.

Особливий інтерес в ракурсі функціональної стійкості інформаційних систем почало викликати питання про можливість оптимізації обчислення тих чи інших показників функціональної стійкості. Так, деякі роботи пропонують використовувати підходи, основані на теорії графів, теорії потоків тощо. Однак, в новіших роботах, як от в [1], ведуться спроби використання машинного навчання [8, 9] та методів наближення [10, 15]. Але так як цей напрям досліджень є досить новим, багато питань все ще залишаються відкритими. Так, наприклад, логічним є питання про те, чи можна оцінити максимальну та мінімальну ймовірність зв'язності, маючи при цьому матрицю ймовірностей зв'язності її ліній зв'язку. У даній роботі досліджується можливість застосування регресійних моделей та нейронних сіток прямого розповсюдження для вирішення даної задачі.

Основна частина

Нехай є зважений неорієнтований граф $G = G(V, L)$, що описує топологію інформаційної системи, яка розглядається. Вважатимемо, що цей граф зв'язний. Необхідно дослідити доцільність застосування регресійних моделей та нейронних мереж прямого розповсюдження для оцінки величин:

$$\min_{i,j=1,2,\dots,n \wedge i \neq j} R_{ij}, \quad (1)$$

$$\max_{i,j=1,2,\dots,n \wedge i \neq j} R_{ij}. \quad (2)$$

Нехай кожному ребру, що відображає певну лінію зв'язку l_{ij} , відповідає ймовірність її справності p_{ij} . Тим часом вважатимемо, що всі машини системи є абсолютно справними. Поставимо у відповідність графу G матрицю вагів:

$$A = \|a_{ij}\|_{i,j=1,2,\dots,n}, \quad (3)$$

де n – це кількість машин в інформаційній системі, а кожен елемент a_{ij} рівний ймовірності справності лінії зв'язку, проведеної між машинами v_i та v_j , і рівний 0, якщо між цими машинами лінія зв'язку не проведена або несправна. З іншого боку, поставимо графу у відповідність наступний набір параметрів:

$$\eta_{\min} = \frac{d_{\min}}{n-1}, \eta_{\text{average}} = \frac{d_{\text{average}}}{n-1}, \eta_{\max} = \frac{d_{\max}}{n-1}, p_{\min} = \min_{\substack{i,j=1,2,\dots,n \\ l_{ij} \in L \\ p_{ij} > 0}} p_{ij}, p_{\text{average}} = \frac{1}{l} \sum_{l_{ij} \in L} p_{ij}, p_{\max} = \max_{\substack{i,j=1,2,\dots,n \\ l_{ij} \in L}} p_{ij}, \quad (4)$$

$$\bar{A} = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}, S = \frac{2l}{n(n-1)},$$

де n – кількість машин в системі, l – кількість ліній зв'язку в системі, $d_{\min}$, d_{average} і $d_{\max}$ – мінімальний, середній і максимальний степінь вершини графа G відповідно. Таким чином, на вхід моделі машинного навчання будемо передавати вектор:

$$\vec{x} = (\eta_{\min}, \eta_{\text{average}}, \eta_{\max}, p_{\min}, p_{\text{average}}, p_{\max}, \bar{A}, S), \quad (5)$$

а на виході очікуватимемо величини (1) і (2).

Для навчання моделі було згенеровано вибірку з 30000 випадково відібраних графів, які гіпотетично моделюють топологію інформаційної системи, для кожного з яких була обчислена величина (1) та (2). Перед безпосереднім навчанням моделі проведемо невеликий аналіз цієї вибірки. Для початку розглянемо розподіл кожного з параметрів (рис. 2) та матрицю кореляції (рис. 1).

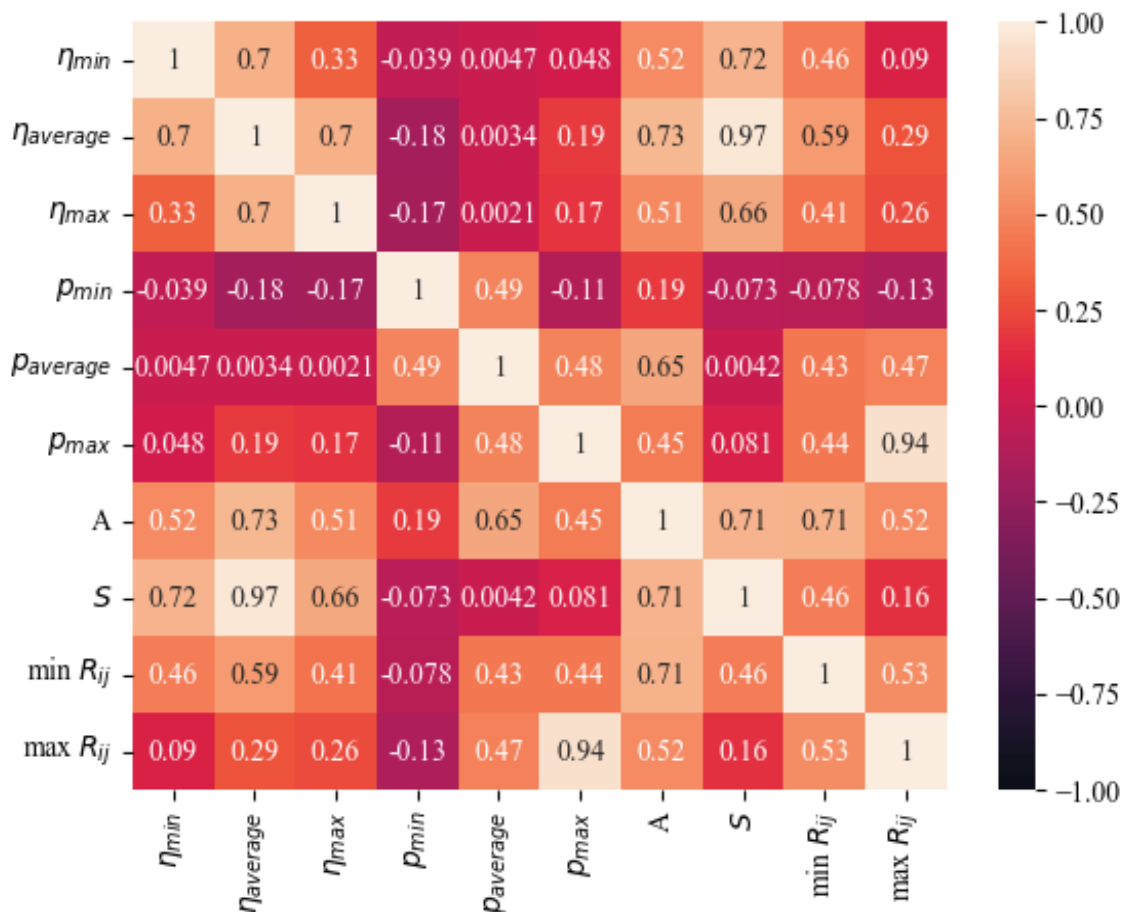


Рис. 1. Матриця кореляції для згенерованої вибірки

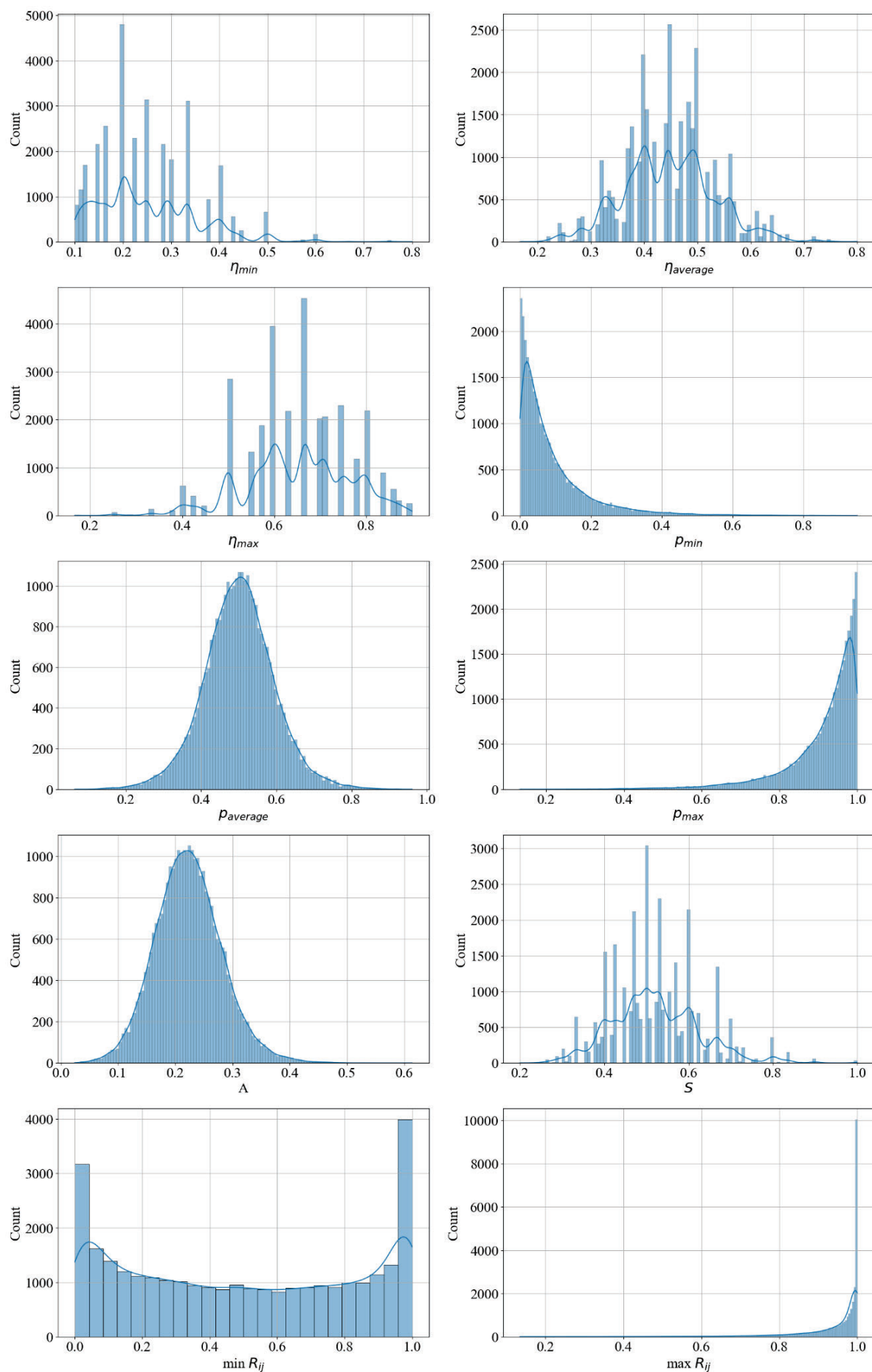


Рис. 2. Розподіл кожного з параметрів у вибірці

Як можна бачити з рис. 2, розподіл параметрів (4) досить варіюється. Однак, виходячи з рис. 1, неважко побачити, що все ж є дві пари потенційно добре корельованих параметрів:

1. $\eta_{average}$ і S ;
2. p_{max} і $\max_{i,j=1,2,\dots,n \wedge i \neq j} R_{ij}$.

Для перевірки того, чи дійсно ці пари параметрів є добре корельованими, побудуємо діаграми розподілу для кожної з пар (рис. 3-4).

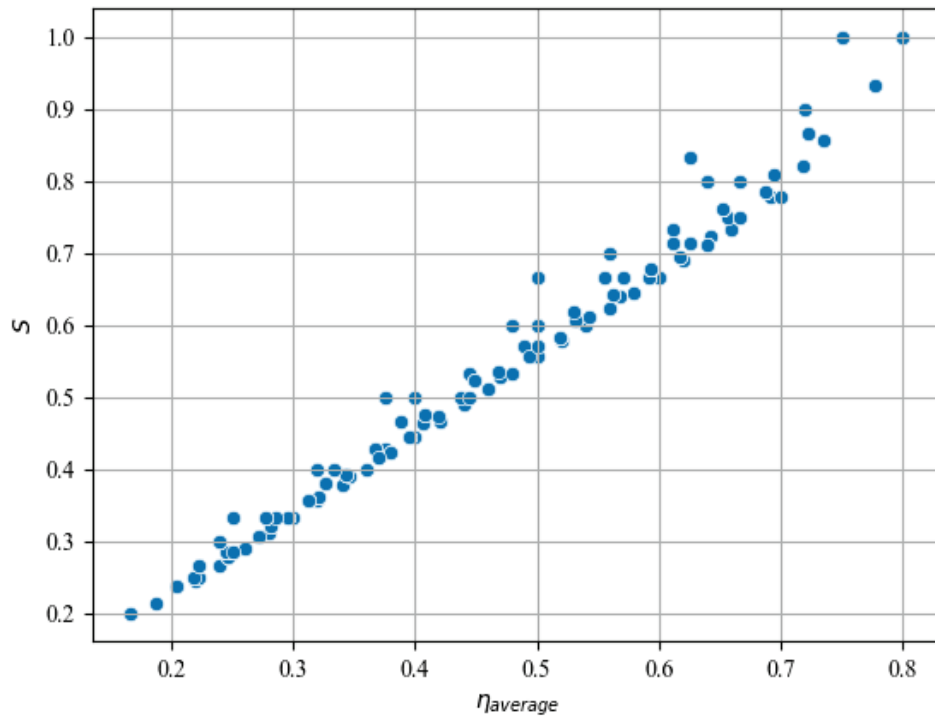


Рис. 3. Діаграма розсіювання для параметрів $\eta_{average}$ і S

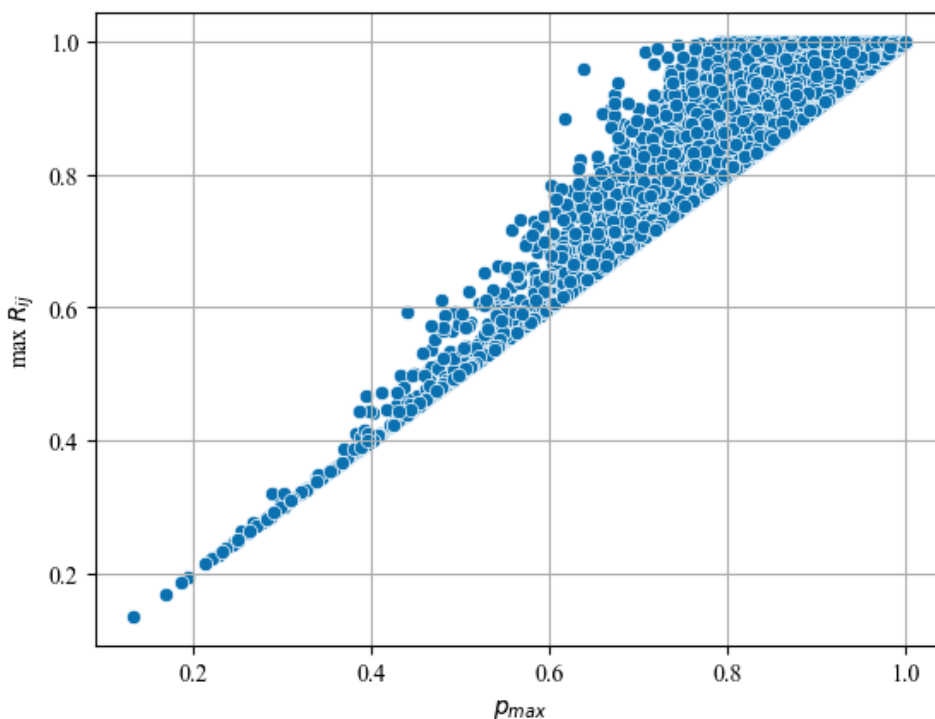


Рис. 4. Діаграма розсіювання для параметрів p_{max} і $\max_{i,j=1,2,\dots,n \wedge i \neq j} R_{ij}$

На рис. 3 чітко прослідковується лінійна залежність між параметрами $\eta_{average}$ і S . Це означає, що один із цих параметрів можна видалити, а точність моделі машинного навчання, навченої на вибірці без одного з цих параметрів, потенційно матиме подібну точність. З точки зору практики більш практично виправданим є видалення параметру $\eta_{average}$. На рис. 4 ситуація зовсім інша: на даній діаграмі розсіювання важко прослідкувати чітку функціональну залежність. Тому параметр p_{max} бажано залишити у вибірці для подальшого дослідження. На основі вищесказаного можна сказати, що як вхід моделі машинного навчання можна розглядати наступний вектор:

$$\vec{x} = (\eta_{min}, \eta_{max}, p_{min}, p_{ij}, p_{average}, p_{max}, \bar{A}, S). \quad (6)$$

З іншого боку, якщо обчислити p-value для кожного з параметрів вибірки, можна побачити, що якраз параметри, які є елементами вектору (6), є статистично значимими з достовірністю $\alpha = 0,001$. Це означає, що ми дійсно можемо використовувати (6) як вектор входу для моделей машинного навчання.

Підбір та тестування моделей машинного навчання

Першим питанням є те, а чи можливо використати моделі типу поліноміальної регресії, які б по (6) достатньо якісно прогнозували величини (1) та (2).

Провівши обчислення, необхідні для побудови поліноміальної регресійної моделі для оцінки (1) та (2) при різних значеннях степеня n та обчисливши максимальне абсолютне значення для кожної з цих моделей, можна отримати результат, представлений на рис. 5.

Як можна побачити на рис. 5, поліноміальні регресійні моделі непридатні для побудови оцінки величин (1) та (2): гарантування адекватної точності буде вимагати занадто великого степеня моделі, що унеможливить реальне використання із-за великої кількості обчислень. Тому, більш логічним буде використання моделей по типу нейронних мереж прямого розповсюдження.

Проведені експерименти показали, що величини (1) і (2) можна наблизити нейронними мережами прямого розповсюдження з трьома прихованими шарами та сигмоїдою як активаційною функцією з точністю в середньому 0.09. Так, на-

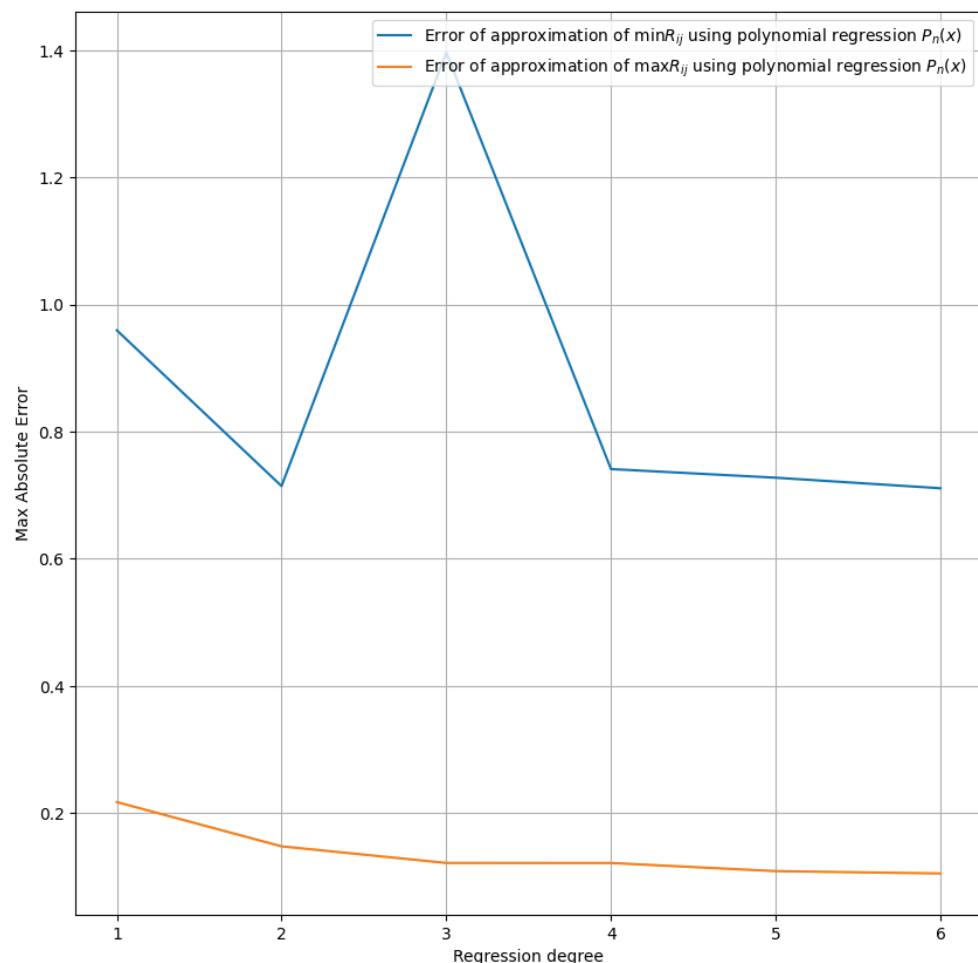


Рис. 5. Максимальна абсолютна похибка поліноміальних регресійних моделей, побудованих для оцінки величин (1) та (2) залежно від степеня моделі

приклад, на рис. 6 показано зміну середньої абсолютної похибки (MAE) при навчанні таких нейронних мереж у випадку, якщо в першому і третьому шарі по 10 нейронів, а у другому – 100.

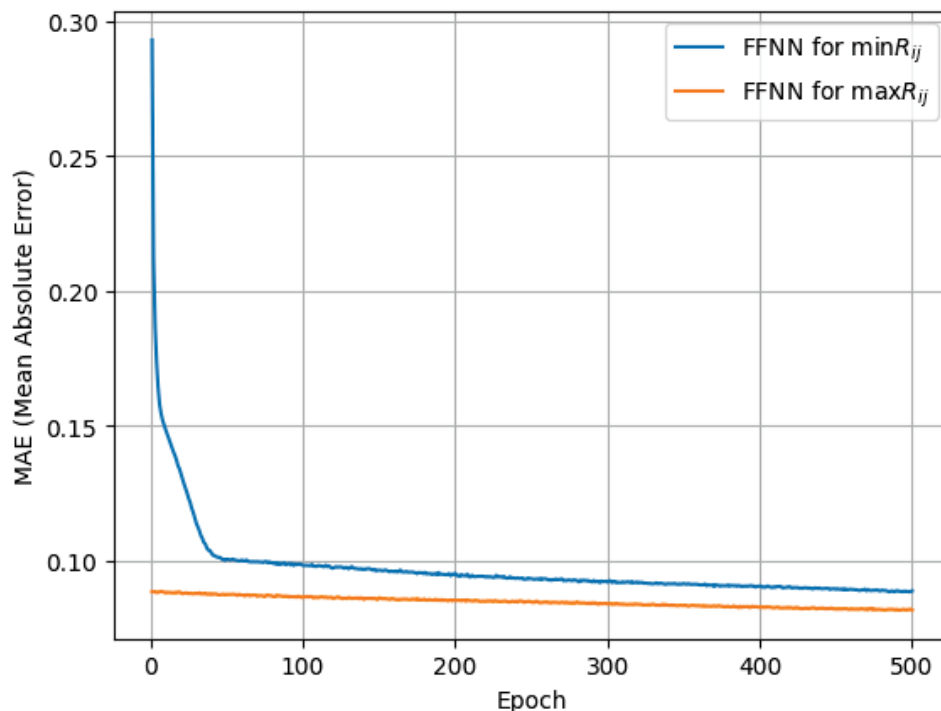


Рис. 6. Поведінка середньої абсолютної похибки при навчанні тришарових нейронних мереж прямого розповсюдження для оцінки (1) і (2)

На рис. 6 видно, що при проведенні навчання в 500 епох середня абсолютна похибка спадає, а тому теоретично можна забезпечити й вищу точність, наприклад, за рахунок донавчання.

Висновки

У роботі досліджено використання поліноміальної регресії та нейронних мереж прямого розповсюдження для оцінки мінімальної та максимальної ймовірності зв'язності інформаційної системи (1) та (2) за допомогою числових характеристик її топології. Як показали експерименти, використання поліноміальної регресії є недоцільним, оскільки для достатньої точності оцінки обох величин буде необхідно занадто багато обчислень. Однак, достатню точність можна забезпечити за допомогою нейронних сіток прямого розповсюдження з трьома прихованими шарами. При цьому, необхідна кількість обчислень у даному випадку буде задовільною. Єдиним виявленим недоліком при використанні нейронних мереж прямого розповсюдження є дуже велика кількість епох при навчанні, необхідна для забезпечення достатньої точності оцінки величин (1) та (2).

Список літератури

1. Barabash O., Makarchuk A., Musienko A., Maistrov O. Prediction of fulfilling the conditions of functional reliability of information systems using machine learning models // 2024 IEEE 7th International Conference on Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Development, APUAVD 2024 - Proceedings. – 2024. – P. 179–182. – DOI: 10.1109/APUAVD64488.2024.10765875.2Yudin O.,
2. Mashkov O., Kravchenko Y., Gherniak A., Salkutsan S., Tyshchenko M. Reconfiguration of computations in multiprocessor computing system // 3rd IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory, 2021 – Proceedings. – Kyiv, 15 December 2021 through 16 December 2021. – P. 169–173. – Code 176541, ISBN 978-166543845-2. – DOI: 10.1109/Atit54053.2021.9678645.
3. Mashkov V.A., Mashkov O.A. Interpretation of diagnosis problem of system level self-diagnosis // Mathematical Modeling and Computing. – 2015. – Vol. 2, No. 1. – P. 71–76.

4. Ntalampiras S. *Fault Identification in Distributed Sensor Networks Based on Universal Probabilistic Modeling* // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. – 2015. – Vol. 26, No. 9. – Art. no. 6932473. – P. 1939–1949.
5. Mashkov O., Bychkov A., Kalahnik G., Shevchenko V., Vyshemyrska S. *Application of the Theory of Functional Stability in the Problems of Covering Territories by Sensory Networks* // *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making*. – 2022. – *Proceedings of the 2022 International Scientific Conference "Intellectual Systems of Decision-Making and Problems of Computational Intelligence"*. – Springer. – P. 266–285. – ISBN 978-3-031-16202-2, ISBN 978-3-031-16203-9 (eBook). – DOI: 10.1007/978-3-031-16203-9.
6. Миронюк М. Ю., Майстров О. О., Мусієнко А. П., Макаrchук А. В. Аналіз побудови інтелектуальної інформаційної системи на основі поняття функціональної стійкості // *Зв'язок*. – 2024. – № 1. – С. 3–8.
7. Барабаш О. В., Обідін Д. М., Саланда І. П., Макаrchук А. В. Порівняльний аналіз наближення ймовірнісного показника функціональної стійкості за допомогою поліномів Бернштейна та нейронних мереж прямого розповсюдження // *Зв'язок*. – 2024. – № 3. – С. 32–37.
8. Chihara N., Takata T., Fujiwara Y., Noda K., Toyoda K., Higuchi K., Onizuka M. *Effective detection of variable celestial objects using machine learning-based periodic analysis* // 45 (2023). – Art. no. 100765.
9. Kargi E.U., Duman T.M. *A Deep Learning Based Decoder for Concatenated Coding Over Deletion Channels* // *IEEE International Conference on Communications*. – 2024. – P. 2797–2802. – DOI: 10.1109/ICC51166.2024.10622561.
10. Bergmann R., Herzog R., Ortiz López J., Schiela A. *First- and Second-Order Analysis for Optimization Problems with Manifold-Valued Constraints* // *Journal of Optimization Theory and Applications*. – 2022. – Vol. 195, No. 2. – P. 596–623. – DOI: 10.1007/s10957-022-02107-x.
11. Rohret D., Kraft M., Vella M. *Functional Resilience, Functional Resonance and Threat Anticipation for Rapidly Developed Systems* // *Journal of Information Warfare*. – 2013. – Vol. 12, No. 2. – P. 50–62. – URL: <https://www.jstor.org/stable/26486855>.
12. Bellini E., Cocone L., Nesi P. *A Functional Resonance Analysis Method Driven Resilience Quantification for Socio-Technical Systems* // *IEEE Systems Journal*. – 2020. – Vol. 14, No. 1. – P. 1234–1244. – DOI: 10.1109/JSYST.2019.2905713.
13. Kobayashi M., Matsushima T., Hirasawa S. *Probabilistic fault diagnosis and its analysis in multicomputer systems* // *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*. – 2018. – Vol. E101A, No. 12. – P. 2072–2081.
14. Прокопов С. В., Сєрих С. О., Гніденко М. М., Вишніський О. В. Проблеми, вирішення яких впливають на функціональну стійкість програмно-визначених мереж (SDNs) // *Зв'язок*. – 2024. – № 6. – С. 44–52.
15. Zimmermann R., Bergmann R. *MULTIVARIATE HERMITE INTERPOLATION ON RIEMANNIAN MANIFOLDS* // *SIAM Journal on Scientific Computing*. – 2024. – Vol. 46, No. 2. – P. A1276–A1297. – DOI: 10.1137/22M1541071.
16. Zhebka V., Skladannyi P., Bazak Yu., Bondarchuk A., Storchak K. *Methods for Predicting Failures in a Smart Home* // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2024. – P. 70–77.

O. Barabash, A. Makarchuk, M. Myronyuk, O. Maistrov

METHOD AND ALGORITHM FOR CALCULATING THE MINIMUM AND MAXIMUM CONNECTIVITY PROBABILITY USING MACHINE LEARNING

The increasing use of information systems in various fields often necessitates studying their functional stability. For this purpose, various functional stability indicators have been developed to provide quantitative assessments. Despite the clarity and convenience of some of these indicators, most have a significant drawback: the large number of computations required for their use. Consequently, there is a need to develop methods for estimating these indicators that enable sufficiently fast and accurate evaluation. This paper attempts to construct such an estimation method for connectivity probability using machine learning models.

When working with connectivity probability, it is possible to determine its minimum and maximum values for a given information system. Since their direct computation is highly complex, especially for large-scale systems, an alternative approach is to develop estimation techniques. This study attempts to separately estimate the maximum and minimum connectivity probabilities using two machine learning models: polynomial regression and feedforward neural networks. To train each model, a set of randomly selected graphs representing the theoretical topology of the information system was used. For each graph, the minimum and maximum connectivity probabilities, as well as several numerical characteristics, were computed. Using this dataset, the models were trained and tested under different hyperparameter settings.

The experiments showed that using polynomial regression to estimate the minimum and maximum connectivity probabilities based on numerical characteristics is impractical, as achieving adequate accuracy with this approach requires an excessive number of computations. On the other hand, feedforward neural networks with three hidden layers have the potential to provide a sufficiently accurate estimation of both the maximum and minimum connectivity probabilities. At the same time, the required computational cost remains acceptable.

The main challenge of this approach is the large number of epochs required for training the neural networks, which leads to a significant training time.

The obtained results indicate that with further research, the application of neural networks for estimating the connectivity probability of an information system can achieve sufficient accuracy while maintaining an acceptable computational load. These findings can be used for developing new information system design methods and for analyzing existing systems.

Keywords: information systems, functional stability, machine learning, regression, neural networks, connectivity probability.
