

УДК 004.89

DOI <https://doi.org/10.32782/IT/2022-1-6>

Антон МАЛЬЦЕВ

кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри математичних методів системного аналізу, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», просп. Перемоги, 37, Київ, Україна, 02000, ayumaltsev@gmail.com

ORCID: 0000-0001-7861-6460

Бібліографічний опис статті: Мальцев, А. (2022). Методи машинного навчання нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних за допомогою сучасних мов програмування. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 1, 39–43, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2022-1-6>

МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПЕРЕДБАЧЕННЯ ВЕЛИКИХ ЗАШУМЛЕНИХ ДАНИХ ЗА ДОПОМОГОЮ СУЧАСНИХ МОВ ПРОГРАМУВАННЯ

У статті описано методи машинного навчання нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних за допомогою сучасних мов програмування. Описано особливості побудови штучної нейронної мережі, її сутність та структуру. Підкреслено, що реалізація методу машинного навчання нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних за допомогою сучасних мов програмування здійснюється у два основних етапи: перший етап являє собою попередню обробку даних, які є зашумленими та складають початковий набір направлений на структурування та здійснення обробки з метою отримання ефективного результуючого набору придатного для подальшого застосування, другий етап являє собою механізм виділення меж з отриманого результуючого набору. Локальний та адаптивний підхід направлено на реалізацію описаного першого етапу, наголошено, щодо ефективності такого підходу та виділено основні показники впливу на набір початкових даних. Результуючим фактором є можливість окремого незалежного впливу на кожен пік селі зображення враховуючи початкові характеристики. Математично сформовано структуру штучної нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних, описано кожен окремий компонент, що входить у загальну структуру. Зазначається, що апроксимуюча функція базується на вхідних шарах у кількості три одиниці, та одного виходу. Підкреслено, що за умови кольоровості початкового набору даних, першочерговим є встановлення напівтону, з поступовим переходом у штучну нейронну мережу для подальшої обробки, при виході з нейронної мережі інформація про колір відновлюється. Описано підхід до оцінки якості зашумлених даних під час передбачення штучною нейронною мережею, наголошено, що мінімізація значення оцінки відповідає поліпшенню візуальної якості зображення, що розглядається. Схематично представлено архітектуру нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних: визначено вхідну структуру матриці та описано крайову матрицю виходу. Зазначається, що використання сучасних мов програмування дає можливість виконувати створення, навчання, моделювання, а також імпорт та експорт нейронних мереж та даних, використовуючи лише інструментальні можливості інтерфейсу.

Ключові слова: зашумлені дані, нейронна мережа, машинне навчання, мова програмування, трансформація, скінчені значення, великі дані.

Anton MALTSEV

PhD, Associate Professor at the Department of Mathematical Methods of System Analysis (MMSA), National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Peremohy Avenue 37, Kyiv, Ukraine, 02000, ayumaltsev@gmail.com

ORCID: 0000-0001-7861-6460

To cite this article: Maltsev, A. (2022). Metody mashynnoho navchannia neironnoi merezhi dlia peredbachennia velykykh zashumlenykh danykh za dopomohoiu suchasnykh mov prohramuvannia [Methods of machine learning of the neural network to predict large noisy data using modern programming languages]. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 1, 39–43, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2022-1-6>

METHODS OF MACHINE LEARNING OF THE NEURAL NETWORK TO PREDICT LARGE NOISY DATA USING MODERN PROGRAMMING LANGUAGES

The article describes the methods of machine learning of the neural network to predict large noisy data using modern programming languages. Features of construction of an artificial neural network, its essence and structure are described. It is emphasized that the implementation of the method of machine learning neural network to predict large noisy data using modern programming languages is carried out in two main stages: the first stage is the pre-processing of data that is noisy the resulting set suitable for further use, the second stage is a mechanism for separating the boundaries of the resulting result set. The local and adaptive approach is aimed at the implementation of the described first stage, the effectiveness of such an approach is emphasized and the main indicators of the impact on the initial data set are highlighted. The resulting factor is the possibility of a separate independent effect on each peak of the image, taking into account the initial characteristics. Mathematically formed the structure of an artificial neural network to predict large noisy data, describes each individual component that is part of the overall structure. It is noted that the approximation function is based on the input layers in the amount of three units and one output. It is emphasized that given the color of the initial data set, the priority is to establish a halftone, with a gradual transition to an artificial neural network for further processing, when leaving the neural network, color information is restored. The approach to the assessment of the quality of noisy data during prediction by an artificial neural network is described, it is emphasized that the minimization of the assessment value corresponds to the improvement of the visual quality of the image under consideration. The architecture of the neural network for predicting large noisy data is schematically presented: the input structure of the matrix is determined and the boundary matrix of the output is described. It is noted that the use of modern programming languages allows the creation, training, modeling, as well as import and export of neural networks and data, using only the tools of the interface.

Key words: noisy data, neural network, machine learning, programming language, transformation, finite values, big data.

Актуальність проблеми. Великі дані та нейронні мережі стають однією з рушійних сил інновацій, соціального просування та розвитку життя. Можна чітко продемонструвати, як нейронні та великі мережі даних ідеально поєднуються та підкріплюються шляхом огляду основних концепцій та ключових технологій у масштабному сенсі, а також індукції дослідницької основи нейронної мережі.

В аспекті дослідження нейронної мережі структура потребує додаткових досліджень і розробок; у мережевій шкалі відсутні теоретичні вказівки; і алгоритм навчання має певну проблему. У аспекті великих зашумлених даних також існують три фундаментальні наукові проблеми, які гарантують узгодженість у високорозмірному розсіяному просторі; необхідність реалізувати місце для зберігання; а також представляти тимчасову кореляцію та реалізувати прогноз великих даних. У цій галузі терміново потрібні додаткові дослідження, включаючи теоретичні та практичні аспекти.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В умовах сучасного розвитку, актуальності набувають роботи направлені на розвиток машинного навчання та штучного інтелекту.

Так Тимошук (2020) розробив спрощену модель паралельної сортувальної нейронної мережі дискретного часу.

Сторчак, Тушич та Бондарчук (2018) запропонували методику побудови інтелектуальної системи аналізу даних на основі нейронних мереж. Автори дослідили поняття зашумлених

даних та описано методи їх ефективної попередньої обробки.

Пронін та Мірошниченко (2021) запропонували інструменти для створення систем машинного навчання й аналізу даних. У статті Трочук (2021) розглянуто завдання інтерпретації результатів аудитів з прикладу технічних аудитів сайтів.

Із зарубіжних авторів варто відзначити такі роботи як: Rusiecki et. al. (2014), Ribli et. al. (2019), Lee et. al. (2004), Srivastava et. al. (2020), Deshpande et. al. (2020), Xie et. al. (2021), Li et. al. (2021), Burger and Engl (2000), Deshpande et. al. (2020), Yang et. al. (2021) та інші.

Проте, враховуючи описані наукові набутки, за темою, питання дослідження методів машинного навчання нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних за допомогою сучасних мов програмування залишається відкритим та потребує детального опрацювання.

Визначення мети дослідження. Здійснити опис методів машинного навчання нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних за допомогою сучасних мов програмування.

Виклад основного матеріалу дослідження. Наука про нейрони, подібні до нейронної системи людського тіла, в якій кожен нейрон з'єднаний з дендритами, які передають сигнали іншому нейрону у вигляді електричних імпульсів, являє собою нейронна мережа.

Функціонування штучної нейронної мережі, яка застосовується для передбачення великих зашумлених даних, оцінюється за послі-

довністю вихідних сигналів. Штучна нейронна мережа для передбачення великих зашумлених даних має вигляд:

$$P^*(x, y) = N(P(x, y), U(x, y), O(x, y))$$

де $P^*(x, y)$ і $P(x, y)$ – відповідно оброблене та вихідне значення яскравості пікселя (x, y) ; N – апроксимуюча функція; $O(x, y)$ – середнє значення дисперсії яскравості в локальній околиці пікселя, що обробляється; $U(x, y)$ – середнє значення яскравості в локальній околиці пікселя, що обробляється.

Відповідно до наведеного рівняння, апроксимуюча функція N базується на вхідних шарах у кількості три одиниці, та одного виходу. За умови кольоровості початкового набору даних, першочерговим є встановлення напівтону, з поступовим переходом у штучну нейронну мережу для подальшої обробки, при виході з нейронної мережі інформація про колір відновлюється.

Оцінка якості зашумлених даних під час передбачення штучною нейронною мережею здійснюється за допомогою наступної функції:

$$f_{\text{як.зашум.даних}} = \frac{LK - \eta}{LK} + \frac{256 - \exp(W)}{192} + \frac{255 - E}{255} \eta$$

$$W = -\sum_{i=1}^{256} p_i \log p_i$$

де E – сума всіх значень інтенсивності яскравості пікселів, що входять до складу початкового набору зображень;

η – загальна кількість пікселів на контурах початкового зображення;

LK – ширина та висота початкового зображення направлено на обробку;

p_i – коефіцієнт пікселів зображення рівень яскравості яких коливається у межах значення з і.

Мінімізація значення $f_{\text{як.зашум.даних}}$ відповідає поліпшенню візуальної якості зображення, що розглядається.

З метою максимізації швидкості здійснення попередньої обробки даних, які є зашумленими та складають початковий набір направлений на структурування та здійснення обробки з метою отримання ефективного результуючого набору придатного для подальшого застосування необхідно обрахувати локальні значення середнього значення дисперсії яскравості в локальній околиці пікселя, що обробляється $O(x, y)$ та середнього значення яскравості в локальній околиці пікселя, що обробляється $U(x, y)$:

$$O(x, y) = \frac{O(x)(y\lambda) + O(y)(xk) + P}{3}$$

$$U(x, y) = \frac{U(x)(y\lambda) + U(y)(xk)}{2}$$

де $O(x)(y\lambda) + O(y)(xk)$ – середня яскравість у стовпці $y\lambda$ і рядку xk відповідно;

$O(x)(y\lambda) i O(y)(xk)$ – дисперсії яскравості в стовпці $y\lambda$ та рядку xk відповідно;

$$y\lambda \in [i_1, i_2], xk \in [j_1, j_2];$$

$O(y)(xk)$ – середня яскравість зображення.

Принцип нейромережевого виділення контурів на зображенні ґрунтується на вихідному зображенні, яке є матрицею значень яскравості розміром $L_x \times L_y$. Висновком, отриманим під час попередньої обробки вхідної графічної інформації є контурна матриця також розміром $L_x \times L_y$. З метою структуризації місця розташування елементів, що входять до складу матриці використовуються дані отримані з першого етапу попередньої обробки даних.

Система рівнянь для визначення вектора ваг, має вигляд:

$$S \times w = V.$$

Встановлення розмірності вектора ваг w відбувається на основі отриманої матриці відповідно до кількості стовпців. У випадку отримання прямокутної матриці очевидно, що кількість рядків буде на порядок перевищувати кількість стовпців, така система має буди перевизначена на початку обробки даних. На основі вищевикладеного є можливість стверджувати, що завдання покладене на визначення вектора матриці реалізується у вигляді завдання мінімізації встановленої нев'язки у рамках евклідової норми.

Висновки і перспективи подальших досліджень. У роботі описано методи машинного навчання нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних за допомогою сучасних мов програмування. Застосування різних наборів зашумлених векторів дозволяє навчити мережу працювати із зашумленими даними. Використання сучасних мов програмування дає можливість виконувати створення, навчання, моделювання, а також імпорт та експорт нейронних мереж та даних, використовуючи лише інструментальні можливості інтерфейсу.

Перспективами подальшої роботи є розробка програмного застосунку для реалізації нейронної мережі для передбачення великих зашумлених даних за допомогою однієї з сучасних мов програмування.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Тимошук П. В. Спрощена модель нейронної мережі дискретного часу для паралельного сортування. *Комп'ютерні системи та мережі*. 2020. Т. 2. № 1. С. 94–101.
2. Сторчак К. П., Тушич А. М., Бондарчук А. П. Кластерний аналіз даних із використанням штучних нейронних мереж. *Зв'язок*. 2018. № 6 (136). С. 36-38.
3. Пронін С. В., Мірошніченко М. О. Система для аналізу великих масивів даних за допомогою алгоритмів машинного навчання. *Вісник Харківського національного автомобільно-дорожнього університету*. Харків, 2021. Вип. 94. С. 142–148.
4. Трочун Є. В. Спосіб інтерпретації результатів аудитів. *Науковий огляд*. 2021. № 4 (76). С. 36-45.
5. Training Neural Networks on Noisy Data / A. Rusiecki et al. *Artificial Intelligence and Soft Computing*. Cham, 2014. P. 131–142. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-07173-2_13 (date of access: 16.04.2022).
6. Weak lensing cosmology with convolutional neural networks on noisy data / D. Ribli et al. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*. 2019. Vol. 490, no. 2. P. 1843–1860. URL: <https://doi.org/10.1093/mnras/stz2610> (date of access: 16.04.2022).
7. A Hybrid Neural Network Model for Noisy Data Regression / E. W. M. Lee et al. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*. 2004. Vol. 34, no. 2. P. 951–960. URL: <https://doi.org/10.1109/tsmcb.2003.818440> (date of access: 17.04.2022).
8. Learning Partial Differential Equations from Noisy Data using Neural Networks / K. Srivastava et al. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. Vol. 1655. P. 012075. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1655/1/012075> (date of access: 17.04.2022).
9. On Neural Network Training from Noisy Data using a Novel Filtering Framework / V. Deshpande et al. *AIAA Scitech 2020 Forum*, Orlando, FL. Reston, Virginia, 2020. URL: <https://doi.org/10.2514/6.2020-1869> (date of access: 17.04.2022).
10. Xie, Xuping & Bao, Feng & Maier, Thomas & Webster, Clayton. (2021). Analytic continuation of noisy data using Adams Bashforth residual neural network. *Discrete & Continuous Dynamical Systems – S*. 10.3934/dcdss.2021088.
11. Calibrating multi-dimensional complex ODE from noisy data via deep neural networks / Li Kexuan, et al. arXiv preprint arXiv:2106.03591 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/352208410_Calibrating_multi-dimensional_complex_ODE_from_noisy_data_via_deep_neural_networks (date of access: 17.04.2022).
12. Burger M., Heinz W. Engl. Training neural networks with noisy data as an ill-posed problem. *Advances in Computational Mathematics*. 2000. Vol. 13.4. P. 335-354.
13. Correction: On Neural Network Training from Noisy Data using a Novel Filtering Framework / V. Deshpande et al. *AIAA Scitech 2020 Forum*, Orlando, FL. Reston, Virginia, 2020. URL: <https://doi.org/10.2514/6.2020-1869.c1> (date of access: 17.04.2022).
14. Neural Networks with Fixed Binary Random Projections Improve Accuracy in Classifying Noisy Data / Z. Yang et al. *Bildverarbeitung für die Medizin 2021*. Wiesbaden, 2021. P. 211–216. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-658-33198-6_51 (date of access: 17.04.2022).

REFERENCES:

1. Tymoshchuk, P. V. (2020). Sproshchena model neironnoi merezhi dyskretnoho chasu dlia paralelnoho sortuvannia [Simplified model of discrete time neural network for parallel sorting]. *Kompiuterni systemy ta merezhi*, 2(1), 94-101 [in Ukrainian].
2. Storchak, K. P., Tushych, A. M., Bondarchuk, A. P. (2018). Klasternyi analiz danykh iz vykorystanniam shtuchnykh neironnykh merezhi [Cluster analysis of data using artificial neural networks]. *Zviyazok*, 6 (136), 36-38 [in Ukrainian].
3. Pronin, S. V. & Miroshnychenko, M. O. (2021). Systema dlia analizu velykykh masyviv danykh za dopomohoiu alhorytmiv mashynnoho navchannia [A system for analyzing large data sets using machine learning algorithms]. *Visnyk Kharkivskoho natsionalnoho avtomobilno-dorozhnoho universytetu*, 94, 142–148 [in Ukrainian].
4. Trochun, Ye. V. (2021). Sposib interpretatsii rezultativ audytiv [Method of interpreting audit results]. *Naukovyi ohliad*, 4 (76), 36-45 [in Ukrainian].
5. Rusiecki, A., Kordos, M., Kamiński, T., & Greń, K. (2014). Training Neural Networks on Noisy Data. In *Artificial Intelligence and Soft Computing* (pp. 131–142). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-07173-2_13
6. Ribli, D., Pataki, B. Á., Zorrilla Matilla, J. M., Hsu, D., Haiman, Z., & Csabai, I. (2019). Weak lensing

cosmology with convolutional neural networks on noisy data. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 490(2), 1843–1860. <https://doi.org/10.1093/mnras/stz2610>

7. Lee, E. W. M., Lim, C. P., Yuen, R. K. K., & Lo, S. M. (2004). A Hybrid Neural Network Model for Noisy Data Regression. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 34(2), 951–960. <https://doi.org/10.1109/tsmcb.2003.818440>

8. Srivastava, K., Ahlawat, M., Singh, J., & Kumar, V. (2020). Learning Partial Differential Equations from Noisy Data using Neural Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 1655, 012075. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1655/1/012075>

9. Deshpande, V., Das, N., Tadiparthi, V., & Bhattacharya, R. (2020). On Neural Network Training from Noisy Data using a Novel Filtering Framework. In *AIAA Scitech 2020 Forum*. American Institute of Aeronautics and Astronautics. <https://doi.org/10.2514/6.2020-1869>

10. Xie, X., Bao, F., Maier, T., & Webster, C. (2021). Analytic continuation of noisy data using Adams Bashforth residual neural network. *Discrete & Continuous Dynamical Systems – S*, 0. <https://doi.org/10.3934/dcdss.2021088>

11. Li, K., Wang, F., Liu, R., Yang, F., & Shang, Z. (2021). Calibrating multi-dimensional complex ODE from noisy data via deep neural networks. *arXiv preprint arXiv:2106.03591*. URL: https://www.researchgate.net/publication/352208410_Calibrating_multi-dimensional_complex_ODE_from_noisy_data_via_deep_neural_networks (date of access: 17.04.2022).

12. Burger, M., & Engl, H. W. (2000). Training neural networks with noisy data as an ill-posed problem. *Advances in Computational Mathematics*, 13(4), 335-354.

13. Deshpande, V., Das, N., Tadiparthi, V., & Bhattacharya, R. (2020). Correction: On Neural Network Training from Noisy Data using a Novel Filtering Framework. In *AIAA Scitech 2020 Forum*. American Institute of Aeronautics and Astronautics. <https://doi.org/10.2514/6.2020-1869.c1>

14. Yang, Z., Schilling, A., Maier, A., & Krauss, P. (2021). Neural Networks with Fixed Binary Random Projections Improve Accuracy in Classifying Noisy Data. In *Bildverarbeitung für die Medizin 2021* (pp. 211–216). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-33198-6_51