

**ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ
ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРИВАЛОСТІ ПЕРЕБУВАННЯ
ТРАНСПОРТНОГО ЗАСОБУ НА ЗУПИНЦІ
ГРОМАДСЬКОГО ТРАНСПОРТУ**

М.М. Жук¹, Г.В. Півторак², І.І. Гіць³

¹к. т. н., доцент кафедри транспортних технологій,
Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна
ORCID ID: 0000-0003-1989-1053

²к. т. н., ст. викл. кафедри транспортних технологій,
Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна
ORCID ID: 0000-0003-3645-1586

³аспірант, асистент кафедри транспортних технологій,
Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна
ORCID ID: 0000-0002-7081-438X

Анотація

Вступ. Підвищення попиту на громадський транспорт серед міського населення можна досягнути комплексом різних заходів, одним з яких є вдосконалення системи перевезень та підвищення якості обслуговування пасажирів на різних ланках перевізного процесу. Сучасні методи опрацювання та аналізу параметрів функціонування транспортних систем дозволяють оцінити вплив різноманітних чинників на транспортні процеси та спрогнозувати результати такого впливу. Більшість транспортних процесів мають стохастичну, нелінійну структуру. У таких випадках доцільно використовувати методи штучного інтелекту, зокрема штучні нейронні мережі. **Мета.** Метою статті є визначення тривалості перебування транспортного засобу на зупинці громадського транспорту з використанням нейромережевого моделювання. **Результати.** У роботі розкрито основні принципи функціонування штучних нейронних мереж та правила їх використання. Проаналізовано доцільність застосування нейромережевого моделювання для прогнозування тривалості перебування транспортного засобу на зупинках громадського транспорту. Зокрема, проаналізовано вплив таких чинників, як: довжина маршруту, відстань від початку маршруту до досліджуваної зупинки, інтервал між транспортними засобами певного маршруту та пасажирообмін на зупинці. На основі зібраної під час натурних спостережень інформації в програмному середовищі Deductor створено нейронну мережу та проведено прогнозування тривалості перебування транспортного засобу на зупинці. Проведено оцінку якості отриманої моделі. **Висновки.** Нейромережеве моделювання є ефективним інструментом для дослідження транспортних процесів. Отримані результати свідчать про достатню точність отриманої моделі (середня тривалість перебування транспортного засобу на зупинці становить 24 с у ранковий період та 21 с – в обідній, відхилення в межах від 5 до 9,6 %).

Подальші дослідження спрямовуватимуться на підвищення точності моделі шляхом, зокрема, розширення переліку вхідних параметрів.

Ключові слова: громадський транспорт, штучна нейронна мережа, тривалість перебування, моделювання.

APPLICATION OF NEURAL NETWORK MODELING TO FORECASTING THE VEHICLE STAY DURATION AT THE PUBLIC TRANSPORT STOP

M.M. Zhuk¹, H.V. Pivtorak², I.I. Hits³

¹Ph.D., Associate Professor at the Department of Transport Technologies,
Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine
ORCID ID: 0000-0003-1989-1053

²Ph.D., Senior Lecturer at the Department of Transport Technologies,
Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine
ORCID ID: 0000-0003-3645-1586

³Graduate, Assistant at the Department of Transport Technologies,
Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine
ORCID ID: 0000-0002-7081-438X

Summary

Introduction. Increasing the demand for public transport among the urban population can be achieved through a set of various measures, one of which is to improve the transportation system and improve the quality of passenger service at various stages of the transportation process. Modern methods of elaboration and analysis of parameters of functioning of transport systems allow to estimate the influence of various factors on transport processes and to predict results of such influence. Most transport processes have a stochastic, nonlinear structure. In such cases, it is advisable to use methods of artificial intelligence, in particular artificial neural networks. **Purpose.** The purpose of the article is to determine the duration of vehicle stay at a public transport stop, using neural network modeling. **Results.** The basic principles of functioning of artificial neural networks and rules of their use are revealed in the work. The expediency of using neural network modeling to predict the stay duration of a vehicle at public transport stops is analyzed. In particular, the influence of the following factors was analyzed: route length, distance from the beginning of the route to the researched stop, the interval between vehicles of a certain route and passenger exchange at the stop. Based on the information collected during field observations, a neural network was created and the duration of the vehicle's stay at the stop was predicted in the Deductor software environment. The quality of the obtained model was evaluated. **Conclusions.** Neural network modeling is an effective tool for studying transport processes. The obtained results testify to the sufficient accuracy of the obtained model (the average stay duration of the vehicle at the stop is 24 s in the morning and 21 s in the lunch period, deviation in the range from 5 to 9.6 %). Further research will focus on improving the accuracy of the model by, in particular, expanding the list of input parameters.

Key words: public transport, artificial neural network, downtime, modelling.

Вступ. Плани сталої мобільності міст передбачають впровадження заходів, які би стимулювали підвищення попиту на переміщення громадським транспортом,

зміщуючи розподіл між видами переміщень у місті на користь сталої мобільності. Вдосконалення системи громадського транспорту передбачає наявність інформації про параметри її функціонування та адекватне опрацювання і поширення цієї інформації. Використання сучасних методів моделювання дозволяє оцінити вплив різноманітних чинників на транспортні процеси та спрогнозувати результати такого впливу.

Постановка проблеми. Побудова математичної моделі на основі результатів спостережень є одним з основних інструментів прийняття рішень у різних сферах. Проте багато транспортних процесів мають стохастичну, нелінійну структуру, тому використання для їх опису традиційних статистичних моделей є неефективним [1, с. 1]. У таких випадках доцільно використовувати методи, засновані на штучному інтелекті, зокрема штучні нейронні мережі. Нейромережеві технології є ефективними для розв'язання задач класифікації, кластеризації, прогнозування, пошуку основних компонент вибірки тощо [2, с. 5; 3, с. 18309].

Тривалість оберту на маршруті громадського транспорту складається з чотирьох основних елементів: перебування транспортних засобів на проміжних зупинкових пунктах, затримки на перехрестях, руху на перегонах та простою на кінцевих зупинках маршруту [4, с. 86]. Тривалість перебування транспортного засобу на зупинці впливає на функціонування як маршруту громадського пасажирського транспорту, так і зупинки [5, с. 17]. Знання чинників, які впливають на цей показник, та розуміння способу і ступеня їх впливу дасть змогу покращити процес обслуговування пасажирів на зупинці та зменшити вплив транспортних засобів, що на ній перебувають, на загальний транспортний потік.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Використання нейронних мереж для розв'язання задач транспортної галузі є новим та досить ефективним, що підтверджується як закордонними, так і українськими дослідженнями. Зокрема, в праці [6] автор використовує цей алгоритм для прогнозування вантажних потоків у межах регіонального транспортного комплексу. Роботи [7–8] пов'язані із застосуванням нейронних мереж для прогнозування транспортних потоків. Автори [9] застосовують прогнозування з використанням просторово-часової нейронної мережі для визначення попиту на використання таксі та прокату велосипедів. У праці [10] проводиться оцінка пасажиропотоку у системі громадського транспорту з використанням згорткових нейронних мереж. Автори [11] використовують нейронну мережу для моделювання пішохідних потоків у районах транспортних вузлів.

Застосування нейронних мереж для визначення способів переміщення людей у транспортних мережах також є досить ефективним, що підтверджується працями [12–14].

Детальний огляд літературних джерел щодо застосування нейронних мереж для розв'язання задач, пов'язаних з громадським транспортом, подано в праці [15].

Формулювання цілей статті. Метою статті є визначення тривалості перебування транспортного засобу на зупинці громадського транспорту з використанням нейромережевого моделювання.

Виклад основного матеріалу. Штучна нейронна мережа – це сукупність штучних нейронів, сформованих шарами, кожен з яких має певну кількість входів та один вихід (їх називають дендритами та аксоном відповідно) [16, с. 152].

Кожен з цих нейронів перетворює вхідні сигнали (інформацію, що надходить із зовнішніх джерел або від інших нейронів) у вихідний сигнал, використовуючи певну функцію перетворення. Оскільки вхідні сигнали є нерівнозначними за важливістю, то їх пріоритетність визначається за допомогою вагових коефіцієнтів [17, с. 412].

Схема кібернетичної моделі нейрона подана на рис. 1 [16, с. 153]. На вхід нейрона надходить інформація у вигляді сигналів x_i , кожен з яких має свій ваговий

коефіцієнт ω_i . Зважена сума сигналів $P = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot x_i$ з допомогою передавальної

функції $f(P)$ перетворюється на вихідний сигнал нейрона Y . Передавальна функція може набувати вигляду лінійної, ступінчастої або нелінійної (сигмоїдальної) [18, с. 46]. Вигляд цієї функції є найважливішою характеристикою нейрона.

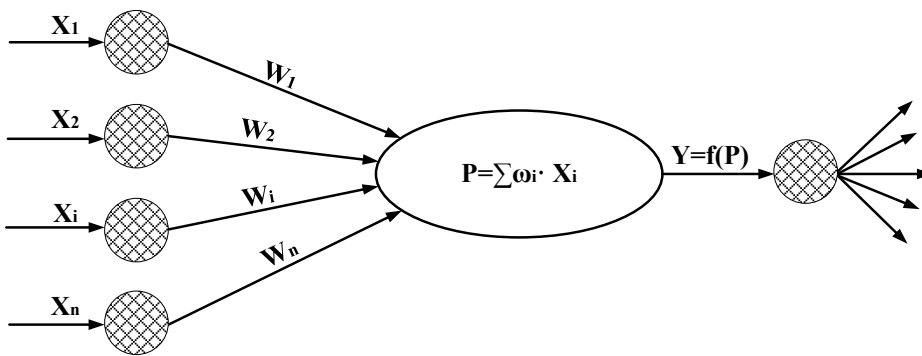


Рис. 1. Схема кібернетичної моделі нейрона (за [16])

Використання нейромереж передбачає виконання кількох послідовних кроків [2, с. 25; 16, с. 160]:

- вибір вхідних даних та формування навчальної вибірки;
- нормування вхідних та вихідних чинників;
- формування архітектури штучної нейронної мережі (визначення типу, кількості шарів та кількості нейронів у кожному шарі);
- навчання штучної нейронної мережі, що дозволяє, зокрема, уточнити значення вагових коефіцієнтів;
- тестування отриманої моделі на незалежній вибірці та отримання результату.

За структурою (архітектурою) нейронні мережі поділяються на три основні класи: одношарові мережі прямого поширення, багатошарові мережі прямого поширення та рекурентні мережі [18, с. 55]. Найбільш поширеними формами нейронних мереж є багатошаровий перспетрон, мережа радіальної базисної функції, мережа адаптивної резонансної теорії, ймовірнісна мережа, асоціативна мережа та топографічна карта Кохонена [19, с. 171]. Архітектура ШНР є дуже важливим елементом для створення точної, ефективною, надійної моделі [20, с. 2]. Вибір архітектури мережі доцільно проводити окремо для кожного типу задач з урахуванням наявної початкової статистичної інформації [21, с. 149].

Вибірка початкових даних складається з результатів досліджень, проведених на 15 зупинках громадського транспорту м. Львова окремо в ранковий піковий (113 значень) та обідній міжпіковий (111 значень) періоди часу. Під час проведення досліджень фіксувався час прибуття кожного маршруту, тривалість перебування на зупинці та кількість пасажирів, що здійснюють посадку та висадку на зупинці. У результаті опрацювання наявних даних визначено чотири вхідні параметри, які можуть впливати на тривалість перебування на зупинці: загальна довжина маршруту, відстань від початку маршруту до досліджуваної зупинки, інтервал між транспортними засобами певного маршруту та пасажирообмін на зупинці (сума кількості пасажирів, що здійснюють посадку та висадку).

Для дослідження використовується програмний пакет Deductor Academic.

Для визначення важливості кожного з чинників та усунення тих, які не мають значущого впливу на результуючий показник, проведено кореляційний аналіз (рис. 2):

| Входные поля | Корреляция с выходными полями | |
|---------------------------------------|-------------------------------|--------|
| | t | |
| <input type="checkbox"/> L | | -0,006 |
| <input checked="" type="checkbox"/> % | | -0,188 |
| <input checked="" type="checkbox"/> I | | 0,065 |
| <input checked="" type="checkbox"/> P | | 0,393 |

а)

| Входные поля | Корреляция с выходными полями | |
|---------------------------------------|-------------------------------|--------|
| | T | |
| <input checked="" type="checkbox"/> L | | -0,142 |
| <input checked="" type="checkbox"/> % | | -0,186 |
| <input type="checkbox"/> I | | 0,020 |
| <input checked="" type="checkbox"/> P | | 0,391 |

б)

Рис. 2. Результати проведення кореляційного аналізу вхідних параметрів у Deductor Academic: а) дані ранкового періоду; б) дані обіднього періоду

На середню тривалість перебування транспортного засобу на зупинці ГПТ у ранковий період не має значущого впливу довжина маршруту, а в обідній період – інтервал руху на маршруті. Зростання пасажирообміну очікувано збільшує тривалість перебування, близькість зупинки до кінця маршруту – зменшує.

У досліджуваному випадку в Deductor Academic використовується нейронна мережа типу багатошаровий перспетрон з трьома входами, одним прихованим шаром та одним виходом і сигмоїдальною активаційною функцією (рис. 3).

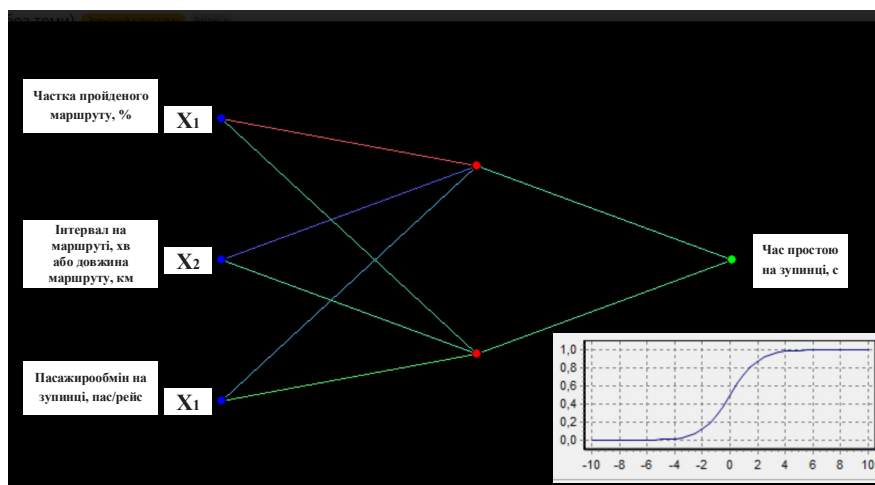


Рис. 3. Граф нейромережі та вигляд активаційної функції

У результаті моделювання отримано діаграми розсіювання вхідних та еталонних значень тривалостей перебування окремо для ранкового та обіднього періодів (рис. 4, 5).

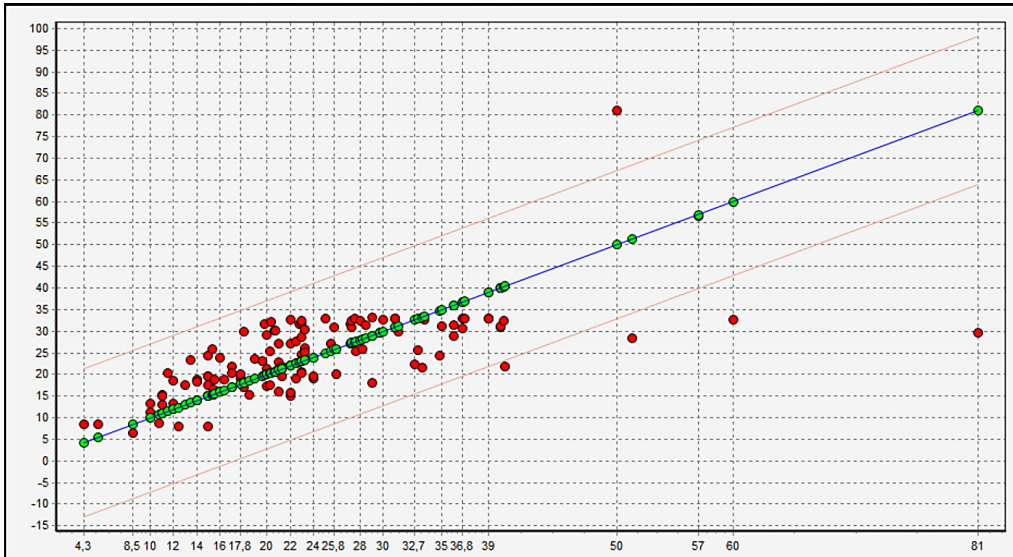


Рис. 4. Діаграма розсіювання тривалостей перебування ТЗ на зупинці ГПТ у ранковий період

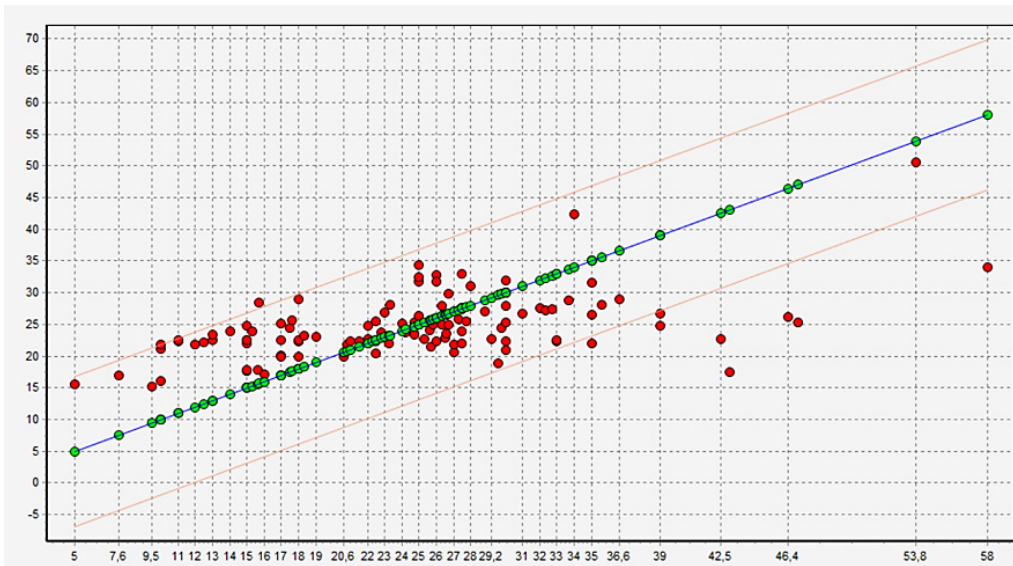


Рис. 5. Діаграма розсіювання тривалостей перебування ТЗ на зупинці ГПТ в обідній період

Підсумкова оцінка якості моделі подана на рис. 6–7, підсумкові статистичні показники зведено в таблицю 1.

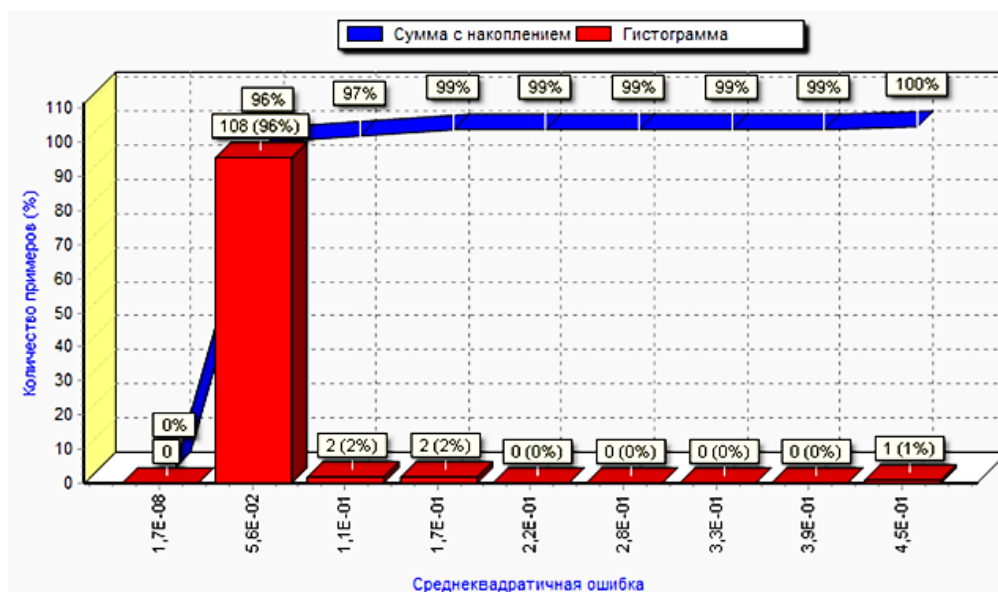


Рис. 6. Оцінка якості отриманої моделі прогнозування тривалостей перебування ТЗ на зупинці ГПТ у ранковий період

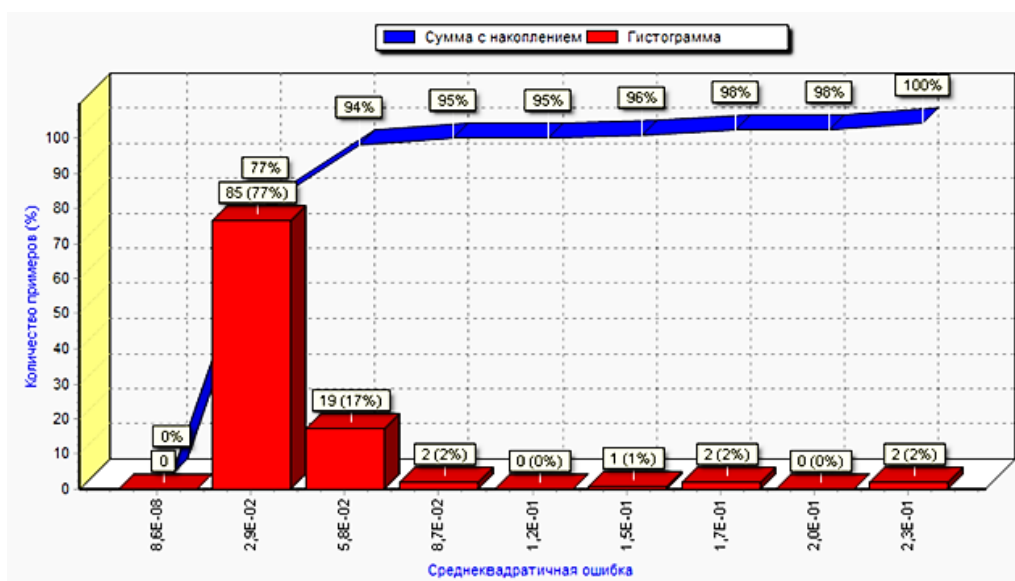


Рис. 7. Оцінка якості отриманої моделі прогнозування тривалостей перебування ТЗ на зупинці ГПТ в обідній період

85 % отриманих значень тривалостей перебування транспортного засобу ГТ на зупинці перебувають у межах від 10 до 37 с у ранковий період та від 10 до 30 с – в обідній період. Отримані результати свідчать про досить високу точність моделювання. Проведення додаткових досліджень з метою збору більшої кількості інформації дасть змогу ввести в модель додаткові вхідні параметри, що розширить можливості аналізу та оцінки отриманих результатів.

Таблиця 1

Статистичні показники моделювання

| Показник | Мінімальне значення | Максимальне значення | Середнє значення | Стандартне відхилення |
|--|---------------------|----------------------|------------------|-----------------------|
| Ранковий період | | | | |
| Відсоток пройденого шляху, % | 4,4 | 100 | 48,7 | 25,7 |
| Інтервал між ТЗ на маршруті, хв | 4,5 | 56 | 15 | 9,05 |
| Пасажирообмін на зупинці, пас/рейс | 1 | 118 | 16 | 18 |
| Тривалість перебування на зупинці (вхідні дані), с | 4 | 81 | 24 | 11,6 |
| Тривалість перебування на зупинці (моделювання), с | 6 | 81 | 24 | 9,6 |
| Обідній період | | | | |
| Довжина маршруту, км | 3,27 | 26,14 | 13,9 | 5,3 |
| Відсоток пройденого шляху, % | 4,4 | 100 | 48,3 | 25,9 |
| Пасажирообмін на зупинці, пас/рейс | 1 | 96 | 14 | 15,4 |
| Тривалість перебування на зупинці (вхідні дані), с | 5 | 58 | 21 | 9,3 |
| Тривалість перебування на зупинці (моделювання), с | 5 | 50 | 21 | 4,99 |

Висновки. Сучасні інформаційні та комунікаційні технології дають усе більше можливостей для збору інформації про транспортну систему загалом та інформування учасників транспортного процесу щодо її функціонування. Якісний аналіз наявних даних дозволяє визначити показники функціонування системи та запропонувати ефективні рішення для її вдосконалення. Застосування нейромережевого моделювання є ефективним для визначення чинників впливу на елементи транспортної системи, прогнозування її параметрів тощо. Проведені дослідження дають можливість прогнозувати середню тривалість перебування транспортного засобу на зупинці ГПТ та формувати прогнозні моделі функціонування елементів пасажирської транспортної системи. Отримані результати свідчать про достатню точність моделі (відхилення перебуває в межах від 5 до 9,6 %). Подальші дослідження передбачають розширення переліку вхідних параметрів для підвищення точності моделі.

ЛІТЕРАТУРА

1. Кветний Р. Н., Кабачій В. В., Чумаченко О. О. Імовірнісні нейронні мережі в задачах ідентифікації часових рядів. *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*. 2010. № 3. 6 с. URL: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/4609/219.pdf?sequence=3> (дата звернення: 04.02.2022).
2. Кириченко А. А. Нейропакеты – современный интеллектуальный инструмент исследователя. 2013. 297 с.
3. Waleed Khalid Shihab, Sivaram Prasad. Artificial neural network. *International Journal of Scientific Research*. 2022. Vol. 8, Issue 7, pp. 18307–18328. DOI: 10.24327/ijrsr.2017.0807.0485

4. Вакуленко К. Є., Доля К. В. Управління міським пасажирським транспортом : навчальний посібник. Харків. нац. ун-т міськ. госп-ва ім. О. М. Бекетова. Харків, 2015. 257 с.
5. Півторак Г. В. Дослідження тривалості простою маршрутних транспортних засобів на зупинках громадського транспорту Львова. *Автомобіляховик України*. 2019. № 2. С. 17–23.
6. Яблоков І. В. Логістичні принципи прогнозування розподілу транспортних потоків на основі нейронних мереж. *Економіко-математичне моделювання соціально-економічних систем*. 2009. Вип. 14. С. 144–149.
7. Kang D., Lv Y. and Chen Y. Short-term traffic flow prediction with LSTM recurrent neural network. *IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2017. Pp. 1–6. DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317872
8. Panovski D., Scurtu V. and Zaharia T. A Neural Network-based Approach for Public Transportation Prediction with Traffic Density Matrix. *7th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)*. 2018. Pp. 1–6. DOI: 10.1109/EUVIP.2018.8611683
9. Junchen Ye, Leilei Sun, Bowen Du, Yanjie Fu, Xinran Tong, Hui Xiong. Co-Prediction of Multiple Transportation Demands Based on Deep Spatio-Temporal Neural Network. *In Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD '19)*. 2019. Association for Computing Machinery, New York, USA, 305–313. DOI: <https://doi.org/10.1145/3292500.3330887>
10. Liu Guojin, Yin Zhenzhi, Jia Yunjian, Xie Yulaib. Passenger flow estimation based on convolutional neural network in public transportation system. *Knowledge-Based Systems*. 2017. Volume 123, 1. P. 102–115.
11. Shuwei Wang, Ronggui Zhou, Lin Zhao. Forecasting Beijing Transportation Hub Areas's Pedestrian Flow Using Modular Neural Network. *Discrete Dynamics in Nature and Society*. 2015. Vol. 2015, Article ID 749181. 6 p. URL: <https://doi.org/10.1155/2015/749181>
12. Liang X., Wang G. A Convolutional Neural Network for Transportation Mode Detection Based on Smartphone Platform. *IEEE 14th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*. 2017. Pp. 338–342. DOI: 10.1109/MASS.2017.81
13. Fang S., Fei Y., Xu Z. and Tsao Y. Learning Transportation Modes From Smartphone Sensors Based on Deep Neural Network. *IEEE Sensors Journal*. 2017. Vol. 17, No. 18. Pp. 6111–6118. DOI: 10.1109/JSEN.2017.2737825
14. Ana Alice Peregrino, Zhicheng Liu, Nivan Ferreira, Fabio Miranda. Transportation Scenario Planning with Graph Neural Networks. *Conference: 10th International Workshop on Urban Computing*. 2021. P. 1–5.
15. Pekel E., Selin Soner Kara. A comprehensive review for artificial neural network application to public transportation. *Sigma: Journal of Engineering & Natural Sciences*. 2017. Vol. 35 (1). P. 157–179.

16. Аулін В. В., Гриньків А. В., Головатий А. О., Лисенко С. В., Голуб Д. В., Кузик О. В., Тихий А. А. Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем : монографія / під заг. ред. д. т. н., проф. Ауліна В. В. Кропивницький : Видавець Лисенко В. Ф., 2020. 428 с.
17. Amey Thakur, Archit Konde. Fundamentals of Neural Networks. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*. 2021. Volume 9. Issue VIII. P. 407–426.
18. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / Пер. с англ. Издательский дом Вильямс, 2006. 1104 с.
19. Терейковський І. А. Критерії вибору архітектури нейронної мережі для розв'язання задач із захисту інформації. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. 2011. № 717. С. 168–177.
20. Pam Mantri, John Thomas. Design of Neural Networks. *The 14th International Conference on Axiomatic Design (ICAD 2021)*. 2021. 1174 (2021). P. 1–16.
21. Савіна С. С., Бень В. П. Вибір архітектури нейромережі для розв'язання задачі класифікації надійності позичальників-фізичних осіб. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2016. № 5. С. 124–151.

REFERENCES

1. Kvietyni, R. N., Kabachii, V. V., Chumachenko, O. O. (2010). Probabilistic neural networks in time series identification problems [Imovirnisni neironni merezhi v zadachakh identyfikatsii chasovykh riadiv]. *Naukovi pratsi Vinnytskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu*, 3. 6. Retrieved from: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/4609/219.pdf?sequence=3> [in Ukrainian]
2. Kyrychenko, A. A. (2013). Neuropackages – a modern intellectual tool for a researcher [Neiropakety – sovremennyyi intellektualnyi instrument issledovatel'ia]. 297. [in Russian]
3. Waleed Khalid Shihab, Sivaram Prasad. (2022). Artificial neural network. *International Journal of Scientific Research*. 8 (7). 18307–18328. DOI: 10.24327/ijrsr.2017.0807.0485
4. Vakulenko, K. Ie., Dolia, K. V. (2015). Urban passenger transport management [Upravlinnia miskym pasazhyrskym transportom: navchalnyi posibnyk]. Kharkiv. nats. un-t misk. hosp-va im. O. M. Beketova. Kharkiv. 257.
5. Pivtorak, H. V. (2019). Research of the downtime of public transport vehicles at stop in Lviv [Doslidzhennia tryvalosti prostoiu marshrutnykh transportnykh zasobiv na zupynkakh hromadskoho transportu Lvova]. *Avtoshliakhovyk Ukrainy*. 2. 17–23. [in Ukrainian]
6. Yablokov, I. V. (2009). Logistic principles of forecasting the distribution of transport flows based on neural networks [Lohistychni pryntsypy prohozuvannia rozpodilu transportnykh potokiv na osnovi neironnykh

- merezh]. *Ekonomiko-matematychne modeliuвання sotsialno-ekonomichnykh system*. 14. 144–149. [in Ukrainian]
7. Kang, D., Lv, Y. and Chen, Y. (2017). Short-term traffic flow prediction with LSTM recurrent neural network. *IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 1–6. DOI: 10.1109/ITSC.2017.8317872
 8. Panovski, D., Scurtu, V. and Zaharia, T. (2018). A Neural Network-based Approach for Public Transportation Prediction with Traffic Density Matrix. *7th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)*. 1–6. DOI: 10.1109/EUVIP.2018.8611683
 9. Junchen, Ye, Leilei, Sun, Bowen, Du, Yanjie, Fu, Xinran, Tong, Hui, Xiong (2019). Co-Prediction of Multiple Transportation Demands Based on Deep Spatio-Temporal Neural Network. *In Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD '19)*. 305–313. DOI: <https://doi.org/10.1145/3292500.3330887>
 10. Liu, Guojin, Yin, Zhenzhi, Jia, Yunjian, Xie, Yulaib. (2017). Passenger flow estimation based on convolutional neural network in public transportation system. *Knowledge-Based Systems*. 123/1. 102–115.
 11. Shuwei, Wang, Ronggui, Zhou, Lin, Zhao. (2015). Forecasting Beijing Transportation Hub Areas's Pedestrian Flow Using Modular Neural Network. *Discrete Dynamics in Nature and Society*. 2015, Article ID 749181. 6. Retrieved from: <https://doi.org/10.1155/2015/749181>
 12. Liang, X., Wang, G. (2017). A Convolutional Neural Network for Transportation Mode Detection Based on Smartphone Platform. *IEEE 14th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*. 338–342. DOI: 10.1109/MASS.2017.81
 13. Fang, S., Fei, Y., Xu, Z. and Tsao, Y. (2017). Learning Transportation Modes From Smartphone Sensors Based on Deep Neural Network. *IEEE Sensors Journal*. 17/18. 6111–6118. DOI: 10.1109/JSEN.2017.2737825
 14. Ana Alice Peregrino, Zhicheng Liu, Nivan Ferreira, Fabio Miranda. (2021). Transportation Scenario Planning with Graph Neural Networks. *Conference: 10th International Workshop on Urban Computing*. 1–5.
 15. Pekel, E., Selin Soner Kara. (2017). A comprehensive review for artificial neural network application to public transportation. *Sigma: Journal of Engineering & Natural Sciences*. 35 (1). 157–179.
 16. Aulin, V. V., Hrynkiv, A. V., Holovaty, A. O., Lysenko, S. V., Holub, D. V., Kuzyk, O. V., Tykhyi, A. A. (2020). Methodological bases of design and functioning of intelligent transport and production systems: monograph [Metodolohichni osnovy proektuvannya ta funktsionuvannya intelektualnykh transportnykh i vyrobnychykh system: monohrafiya]. Kropyvnytskyi: Vydavets Lysenko V. F. 428.
 17. Amey Thakur, Archit Konde. (2021). Fundamentals of Neural Networks. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*. 9 (VIII). 407–426.
 18. Khaikin, S. (2006). Neural networks: complete course [Neironnye seti: polnyi kurs]. Izdatelskii dom Viliams. 1104.

19. Tereikovskiy, I. A. (2011). Criteria for choosing a neural network architecture to solve information security problems [Kryterii vyboru arkhitektury neuronnoi merezhi dlia rozviazannia zadach z zakhystu informatsii]. *Visnyk Natsionalnoho universytetu "Lvivska politekhnika"*. 717. 168–177.
20. Pam Mantri, John Thomas. (2021). Design of Neural Networks. *The 14th International Conference on Axiomatic Design (ICAD 2021)*. 1174 (2021). 1–16.
21. Savina, S. S., Ben, V. P. (2016). Selection of neural network architecture for solving problem of borrowers-individuals trustability classification [Vybir arkhitektury neiromerezhi dlia rozviazannia zadachi klasyfikatsii nadiinosti pozychalnykiv-fizychnykh osib]. *Neiro-nechitki tekhnologii modeliuвання v ekonomitsi*. 5. 124–151.