

DOI: 10.18372/2310-5461.49.15289

УДК 004.032.26:332.14:656(045)

**О. С. Якушенко**, канд. техн. наук, доц.  
Національний авіаційний університет  
orcid.org/0000-0002-1036-7960  
e-mail: yuysss@i.ua;

**Д. О. Шевчук**, д-р техн. наук, старш. наук. співроб.  
Національний авіаційний університет  
orcid.org/0000-0001-9911-7214 dmitroshevchuk@gmail.com;

**Д. В. Мединський**, аспірант  
Національний авіаційний університет  
orcid.org/0000-0002-8081-8712  
medynskiy\_denys@ukr.net

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСУ НА ВИКОНАННЯ ТРАНСПОРТНОЇ ЗАДАЧІ

### Вступ

Однією з найважливіших задач у роботі сучасного транспортного підприємства є планування його діяльності з метою максимально повного використання наявних ресурсів. При цьому важливою складовою вирішення певного типу завдання є модель, яка дозволяє спрогнозувати час виконання конкретного завдання за конкретних умов. Найбільшим із простих підходів до вирішення певного типу завдань є розрахунок часу на шляху прямування, отриманий виходячи з довжини маршруту, середньої швидкості руху транспортного засобу, середнього часу пов'язаного із виконанням завдань експедитора під час завантаження-вивантаження вантажу. Даний підхід не завжди забезпечує потрібну точність прогнозування. Запропонована робота має на меті створення більш сучасної моделі розрахунку, яка б у свою чергу приймала за розрахунок сезонність та дні тижня за той період часу, коли виконується робота. Модель базується на апостеріорній інформації конкретного транспортного підприємства.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Дослідивши останні публікації авторів країн-світових лідерів [6; 7] вантажоперевезення ми зрозуміли, що проблеми використання моделювання можуть суттєво вплинути на час виконання операцій за групами факторів оптимізації транспортної задачі. Нейронні мережі все більш широко використовуються при вирішенні логістичних завдань. Надважливим є питання використання нейронних мереж під час оптимізації маршрутів у динамічних мережах, що досить розлого було висвітлено автором у праці [9].

У працях [5; 10] знайшов місце опис використання нейронних мереж Хопфілда [1] для визначення завдань маршрутизації в мережі. У дослідженні [5] автор розкриває можливість застосування механізму нейронних мереж для розробки регулювання процесу підбору персоналу.

**Мета статті** — розробка комплексного підходу до вирішення питань оцінки часу на виконання транспортної задачі на підставі використання методів штучного інтелекту, а саме нейронних мереж.

Для вирішення завдання необхідно:

- проаналізувати наявну інформацію;
- визначити фактори, які впливають на процес;
- визначити додаткові види обробки вихідних даних для підвищення якості методу розробки, який створюємо;
- розробити підхід отримання додаткового об'єму даних, необхідних для отримання нейронної мережі;
- розробити підхід для оптимізації розміру нейронної мережі, який би враховував можливість виникнення ефекту перенаванчання;
- провести навчання нейронної мережі та проаналізувати отримані результати.

### Виклад основного матеріалу

Фактори, які впливають на час виконання транспортної задачі можна поділити на дві групи: виконання рейсу та робота, яка пов'язана із його супроводом.

До першої групи факторів потрібно віднести:

- загальний стан дорожнього покриття;
- характеристики автомагістралі (кількість смуг, швидкісний режим, можливість появи людей та тварин на проїзній частині);

– наявність населених пунктів, через які пролягає лінія доставки, що в свою чергу виокремлює появу пікових ситуацій;

– сезони/погодні проблеми, які ускладнюють виконання рейсу;

– особливості виконання роботи конкретним водієм.

До другої групи факторів потрібно віднести:

– особливості організації процесу завантаження/розвантаження;

– особливості процедури оформлення документації (її кількість, необхідність отримання підписів);

– особливості процесу приймання та передачі вантажу;

– особливості виконання робіт конкретним експедитором.

У базі даних транспортно-експедиційного підприємства, як правило є вся інформація про виконання транспортних робіт:

– дата виходу в рейс;

– час виходу в рейс;

– час який витрачено на виконання рейсу;

– ідентифікатор водія, який виконує рейс;

– ідентифікатор експедитора/вантажника, який супроводжує вантаж.

Окрім цього, як виняток, відомо й про приблизний час проходження маршруту за сприятливих погодних умов.

Аналізуючи список факторів можна зробити висновок про те, що дату виходу в рейс необхідно привести у відповідність до кількості днів які минули, наприклад, з початку року та в день тижня, який відповідає цій даті [2].

Необхідно також відмітити про те, що при використанні для оптимізації структури нейронної мережі методу трьох наборів, який розглянемо згодом, необхідно мати достатньо великий масив даних. За відсутності отримати масив даних з бази даних підприємства, цей масив може бути доповнений або замінений на початковому етапі результатами математичного моделювання, за якого враховані усі вище перелічені фактори [3].

Для проведення навчання нейронним мережам за описаним нижче методом були генеровані із використанням методу Монте-Карло [4] дві вибірки: учбова та контрольна. Під час генерації цієї вибірки були враховані такі фактори:

1. Вплив ожеледиці на час виконання завдання за період з 15 листопада по 15 березня включно. Імовірність ожеледиці за період з 01 грудня по 28 лютого прийнято на рівні 0,2 при використанні рівномірного розподілу. За період з 15 листопада по 01 грудня включно та

у проміжок часу між 01 грудня та 28 лютого ймовірність змінюється у межах 0 – 0,2.

2. Вплив дня тижня на час виконання завдання, під час цієї вибірки було окремо змодельовано, вплив цього фактору на час в дорозі та на час, який використано експедитором.

Вплив людського фактору в даній роботі не розглядається. Отримана вибірка представлена на рис. 1.

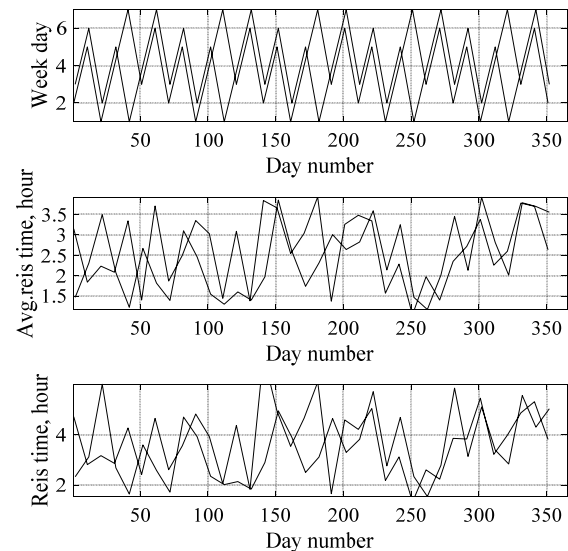


Рис. 1. Учбова (—) та контрольна (—) вибірки

Контрольна вибірка отримана аналогічно за інших початкових значеннях генератора випадкових чисел.

Проведена оцінка середньоквадратичної різниці між середнім очікуваним часом виконання завдання та його значенням у вибірці [8]. Для учбової вибірки значення цього параметра становить 1,27 год, а для контрольної вибірки значення цього параметру дорівнює 1,16 год.

Нейронна мережа моделює роботу невеликої дільниці людського мозку та складається з безлічі тотожних елементів — нейронів, які є її базовими елементами. Нейрон моделюється як пристрій, що має кілька входів та один вихід. Кожному з входів ставиться у відповідність деякий ваговий коефіцієнт, що характеризує пропускну здатність каналу й оцінює ступінь впливу сигналу з цього входу на сигнал на виході. У тілі нейрона відбувається зважене підсумовування вхідних сигналів, і далі це значення є аргументом активаційної функції нейрона [14]. Крім того, вихідний сигнал з елемента додавання може бути зміщений на величину зміщення.

Вхід функції активації нейрона є скалярним і дорівнює сумі зваженого входу і зміщення. Ця сума  $X$  є аргументом функції активації. Виходом функції активації є результативний сигнал [13].

На сьогодні використовуються такі з 4-х найбільш поширених функцій активації:

- одинична функція активації із жорстким обмеженням. Вона дорівнює 0, якщо параметр на виході з суматора нейрона  $X < 0$ , та 1, якщо  $X \geq 0$ .

- лінійна функція активації. Вона повертає значення параметра  $X$  без зміни.

- логістична функція активації, що належить до класу сигмоїдальних функцій. Функція повертає результат виконання виразу  $1/(1 + \exp(-X))$ . Аргумент функції може приймати будь-яке значення в діапазоні від  $-\infty$  до  $+\infty$ , а вихід змінюється в діапазоні від 0 до 1.

Функція активації типу гіперболічного тангенса, що належить до класу сигмоїдальних функцій.

Ця функція повертає результат виконання виразу  $2/(1 + \exp(-2X)) - 1$ . Аргумент може приймати будь-яке значення [11] в діапазоні від  $-\infty$  до  $+\infty$ , а вихід змінюється в діапазоні від  $-1$  до 1.

Усі нейронні мережі згруповуються у прошарки. Вхідні дані надходять на вхід усіх нейронів першого прошарку. Виходи нейронів першого та наступного прошарку, окрім останнього, надходять на вхід наступних прошарків. Сигнали на виходах нейронів останнього прошарку є виходом всієї мережі. Архітектура мережі (кількість прошарків, кількість нейронів у кожному прошарку та використані функції активації нейронів) визначає експериментатор.

Основний принцип роботи нейронної мережі полягає у налаштуванні параметрів усіх нейронів таким чином, щоб робота мережі відповідала бажаному закону.

Необхідно виокремити, що розглянутий вище метод є одним із існуючих видів нейронної мережі, який на нашу думку, найкраще підходить для вирішення поставленого завдання.

Якщо говорити про використання нейронної мережі для вирішення будь якої проблеми, то для того, щоб мережа почала працювати, її необхідно попередньо навчити на підготовлених завчасно прикладах. При цьому відбувається підлатування значень вагових коефіцієнтів усіх нейронів, які дотичні до мережі.

Особливістю нейронної мережі є її схильність до перенавчання. Під час перенавчання мережа детально описує навчальний набір даних, але досить погано описує дані, які не увійшли до цього набору.

Для вирішення цієї проблеми може бути використаний метод двох або трьох наборів даних.

У більш загальному методі трьох наборів навчання мережі проводиться із використанням першого (навчального) набору. Періодично процес навчання переривається і на вхід вже навченої мережі подається перший та другий (контрольний) набори. За результатами [13] у більш загальному методі трьох наборів навчання мережі проводиться із використанням першого(навчального) набору.

За результатами роботи мережі для кожного з наборів розраховується значення параметру  $Z$ , який характеризує на скільки вихід нейронної мережі є близьким до заданого. На початку значення параметру  $Z$ , отримане для обох наборів, знижується синхронно. Однак при досягненні деякого моменту значення параметра  $Z$  для контрольного набору ( $Z_C$ ) починає стрімко зростати, а для навчального ( $Z_T$ ) продовжує знижуватися. При цьому можна говорити про перенавчання мережі.

Явище перенавчання вказує на те, що використана мережа має досить складну структуру. У цьому випадку структура мережі повинна бути спрощеною та проведено повторне навчання. Таким чином, контрольний набір фактично приєднується до контуру навчання. Тому, після досягнення необхідної точності в роботі мережі на контрольному наборі, роботу мережі необхідно ще раз перевірити на третьому(тестовому) наборі.

Цей набір не повинен використовуватися більш ніж один раз.

Схема інформаційних потоків при виконанні одного циклу навчання нейронної мережі представлена на рис. 2.

Було здійснено спробу навчання нейронної мережі прогнозування часу, необхідного для виконання транспортного завдання. Мережа має три прошарки.

Перші два прошарки мають функцію активації гіперболічного тангенса, останній (вихідний) прошарок має лінійну функцію активації.

У першому прошарку використовуються — 10 нейронів, у другому — 5, а у третьому — 1. Для навчання мережі було використано алгоритм Левенберга–Маркварта [11].

У якості параметру  $Z$  обрано середньо-квадратичну похибку оцінки часу на виконання завдання.

На рис. 3 представлено зміну значень параметрів  $Z_C$  та  $Z_T$ .

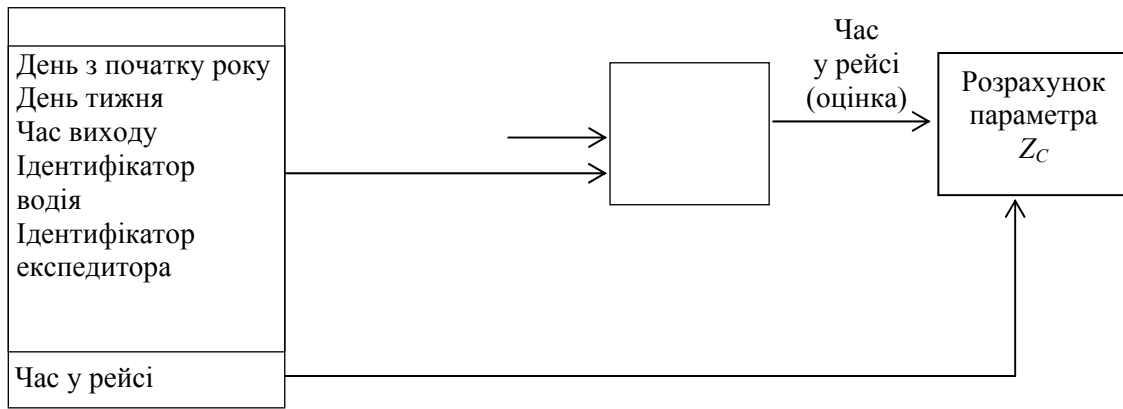


Рис. 2. Схема інформаційних потоків при виконанні одного циклу навчання нейронної мережі

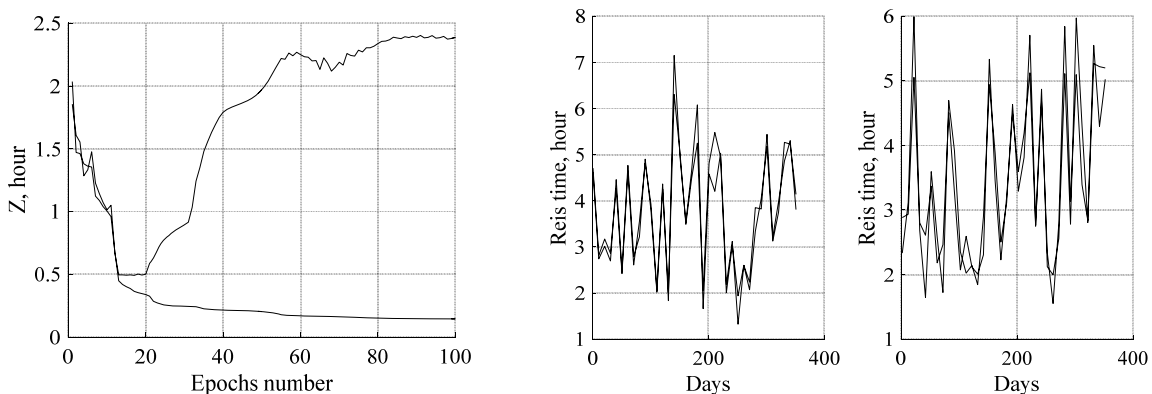


Рис. 3. Зміна значень параметрів  $Z_T$  (—) та  $Z_C$  (—) у процесі навчання мережі та значення очікуване (—) отримане за допомогою нейронної мережі (—) часу виконання завдання для учбової та контрольної вибірки

Як можна побачити мережа є адаптивною для навчання за 16–20 кроків. Після 20 кроків виникають наявні ознаки перенавчання (параметр  $Z_T$  продовжує впевнено знижуватися, у той час коли параметр  $Z_C$ , отриманий для контрольної вибірки, починає збільшуватися). При цьому середньоквадратична похибка  $Z_T$  та  $Z_C$  становить приблизно 0,5 год. Таким чином, використання запропонованого методу дало змогу знизити середньоквадратичну похибку оцінки часу на виконання завдання більш ніж вдвічі (для контрольної вибірки з 1,16 до 0,5 год).

На рис. 3 наведені значення очікуваного та отриманого значення за допомогою нейронної мережі часу на виконання завдання для учбової та контрольної вибірки.

### Висновки

1. Отриманні результати вказують на те, що використання нейромережевої моделі для прогнозування часу на виконання транспортної задачі суттєво знизить похибку прогнозування в часі порівняно із середньою оцінкою зазначеного параметра.

2. Аналіз отриманих результатів дає нам підстави стверджувати, що отримана нейронна мережа є повнорозмірною та може бути суттєво зменшена.

3. Точність прогнозування можна суттєво підвищити при введенні до часу виходу на маршрут — ідентифікатор маршруту.

4. Розроблений підхід може бути використано за основу методу оцінки впливу людського фактору на час виконання транспортної задачі для оптимізації складу групи: водій-експедитор. Під час виконання навчання мережі на підставі даних, які містять складові ідентифікатора виконавців, які брали участь у виконанні конкретного завдання.

### Перспектива подальших досліджень

Впровадження системи нейромережевих моделей на підприємствах транспортної галузі дозволить: визначити та обґрунтувати використані методи, що дадуть можливість вимірювати результативність та ефективність кожного з етапів процесу транспортної задачі. Управління виробничими процесами може бути

ефективним лише за використання інформаційних та нейромережових технологій, які формують процеси зберігання, передачі, обробки, розрахунку, захисту та відтворення інформації. У подальшому науково-технічному прогресі перед науковцями залишається невикористаною та невивченою сукупність методів та процесів програмно-технічних засобів об'єднаних у технологічний процес нейромережових моделей.

### ЛІТЕРАТУРА

- [1] Zaynyllina E. S., & Kaynov A. S. (2007). Metodika podbora koeficientov pry reshenyi optimizatsyonnoy zadachy s pomotcuu neyronnoy sety Hopfiilda. *Materyaly vserossyiskoy nauchnoy konferencyi studentov and aspirantov «Molodyi issledovately – regionam», Fevral 3–6, 2007, T.1, Vologda*, 103–105.
- [2] Medvedev V. S., & Potyomkin V. G. Neyronnyi sety: ucheb. posob./ V. S. Medvedev, V. G. Potyomkin; Matlab 6. Moskva: Izd-vo DIALOG-MYFY, 2002. 496 c.
- [3] Osigwe E., Yi-Guang L., Sampath S., Gbanaibolou J., Dieni I. (2017). *Integrated Gas Turbine System Diagnostics: Components and Sensor Faults Quantification using Artificial Neural Network. 23rd International Society of Air Breathing Engines (ISABE) Conference – ISABE 2017, March 1–3, 2017, Manchester*, 32–43.
- [4] Loboda I. O. (2010). Gas Turbine Condition Monitoring and Diagnostics. *Gas Turbines. Science and Transport Progress*. 119–144. doi: <http://DOI.org/10.5772/10210>
- [5] Loboda I. O., Feldshteyn Y. E., Ponomaryov V. A (2012). Neural Networks for Gas Turbine Fault Identification: Multilayer Perceptron or Radial Basis Network. *International Jet Turbo Jet-Engines, vol. 29, Issue 1*. 37–48. Doi: <http://doi.org/10.1515/tjj-2012-0005>
- [6] Nakatsuji T., Shibuya S. (2019). Neural Network Models to Traffic Flow Problems. *Neural Networks in Transport Applications. Science and Transport Progress*, 249–262. Doi: <http://doi.org/10.43249780429445286-12>
- [7] Hussein, D., Rose, G. (2019). The Impact of Data Quantity on The Performance of Neural Network Freeway Incident Detection Models. *Neural Networks in Transport Applications*, 311–340. Doi: <http://doi.org/10.4324/9780429445286-15>
- [8] Kim J., Bukhari W., Lee M. (2018). Feature Analysis of Unsupervised Learning for Multi-task. *Convolutional Neural Network Journal*, 783–797. Doi: <http://doi.org/10.1007/s11063-017-9724-1>
- [9] Profillidis V. A., Botzoris G. N. (2020). Artificial Intelligence-Neural Network Methods. *Modelling of Transport Demand*, 353–382. Doi: <http://doi.org/10.1016/b978-0-12-811513-8.00008-x>
- [10] Pachomova, V. M., Konnov, M. S. (2020). Research of Two Approaches to Detect Network Attacks Using Neural Network Technologies. *Science and Transport Progress*, 81–93. Doi: <http://doi.org/10.15802/stp2020/208233>
- [11] Zhao, T., Wang, J., Zhang, J. (2017). Real-time multimodal transport path planning based on a pulse neural network model. *International Journal Simulation and Process Modelling*, 351–356. Doi: <http://doi.org/10.1504/ijsp.2017.085559>
- [12] Liu, J. (2013). Neural Network Sliding Mode Control. *Radial Basis Function Neural Network Control for Mechanical Systems*, 113–132. Doi: [http://doi.org/10.1007/978-3-642-34816-7\\_5](http://doi.org/10.1007/978-3-642-34816-7_5)
- [13] Liu, Y. S., Holmes, P., Cohen, J. D. (2008). A Neural Network Model of the Eriksen Task: Reduction, Analysis, and Data Fitting. *Neural Computation*, 345–373. Doi: <http://doi.org/10.1162/neco.2007.08-06-312>
- [14] Romanenko A. N. (2018). Feature combination for the task of neural network acoustic model learning. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 350–352. Doi: <http://doi.org/10.17586/2226-1494-2018-18-2-350-352>

**Якушенко О. С., Шевчук Д. О., Мединський Д. В.**

### НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСУ НА ВИКОНАННЯ ТРАНСПОРТНОЇ ЗАДАЧІ

У статті розглянуто питання отримання нейромережової моделі, призначеної для прогнозування часу на виконання транспортної задачі. Вихідною інформацією для вивчення моделі є дані перевізника про очікуваний середній час на виконання завдання та дати поїздки. За допомогою методу Монте-Карло були отримані вихідні дані, за яких проведено навчання нейронної мережі. У дослідженні проведено аналіз отриманих результатів, які вказують на те, що використання розробленої нейромережової моделі для прогнозування часу на виконання транспортної задачі дозволить суттєво знизити похибку прогнозування у порівнянні із оцінкою вихідних параметрів. Основним принципом логістичної функції активації є аргумент значення від діапазону, який в свою чергу може приймати будь-яке значення. Визначено та досліджено схему інформаційних потоків

під час виконання одного циклу навчання нейронної мережі із використанням алгоритму Левенберга–Маркварта. Розроблений підхід має за мету бути прийнятим за основу методу оцінки впливу людського фактору на час виконання транспортної задачі.

**Ключові слова:** транспортна система; транспортна задача; транспортно-експедиційне підприємство; інтелектуальні технології; нейронні мережі.

**Yakushenko A., Shevchuk D., Medynskyi D.**

## **NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTING THE EXECUTION TIME OF A TRANSPORT TASK**

*The article discusses the issue of obtaining a neural network model designed to predict the execution time of a transport task. The initial information for studying the model is the carrier's data on the expected time for completing the task and the date of the trip. Using the Monte Carlo method, outgoing data was obtained with the help of which the neural network was trained. In the course of the study, the obtained results were analyzed, which indicate that the use of the developed neural network model for predicting the time of the transport task will significantly reduce the error in comparison with the estimate of the initial parameters. The basic principle of the logistic activation function is a value argument from a range, which in turn, can take any value. The article examines the scheme of information flows when performing one cycle of training neural networks using the Levenberg-Marquart algorithm. The developed methodology is intended to be the basis for the methodology for assessing the influence of the human factor on the time of the transport task. When predicting the execution time of a transport task under certain conditions, the largest of the simple approaches to this type of task, we used travel time calculation. In our article, we used the time obtained based on the length of the route and the average speed of the vehicle, as well as the average amount of time it takes for the forwarder to complete the tasks. The proposed solution to the transport problem does not always provide the required forecast accuracy, but we set ourselves the goal of creating a more modern neural network forecasting model, which in turn takes into account the calculations related to the criterion of seasonality and days of the week in the period when the task is supposed to be completed. The article is devoted to optimizing the structure of a neural network by using three datasets with rather large data arrays. At the same time in the absence of the necessary data array from the enterprise database, this array can be supplemented with the results of mathematical modeling at the preliminary stage of the study. The obtained results of the study allow using a neural network model to predict the execution time of a transport task, significantly reducing the forecasting error due to the route identifier.*

**Keywords:** transport system; transport task; freight forwarding company; intelligent technologies; neural networks.

Стаття надійшла до редакції 28.02.2021 р.

Прийнято до друку 10.03.2021 р.