

## ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЗАГОТІВЛІ СИРОВИНИ НА ТЕРИТОРІЇ ГРОМАД ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Анатолій Тригуба <sup>1</sup>, д. т. н., Інна Тригуба <sup>1</sup>, к. с.-г. н., Роман Чубик <sup>1</sup>, к. т. н.,  
Ігор Кондисюк <sup>2</sup>, Назар Коваль <sup>2</sup>, Ярослав Панюра <sup>3</sup>, к. т. н.

<sup>1</sup> Львівський національний аграрний університет

вул. Володимира Великого, 1, м. Дубляни, Жовківський р-н, Львівська обл., Україна,

e-mail: trianatik@gmail.com, trinle@ukr.net, r.chubuk@gmail.com

<sup>2</sup> Львівський державний університет безпеки життєдіяльності

вул. Клепарівська, 35, м. Львів, Україна,

e-mail: ldubzh.lviv@dns.gov.ua

<sup>3</sup> Екологічний коледж Львівського національного аграрного університету

вул. Замарстинівська, 167, м. Львів, Україна,

e-mail: ek.lviv.nau@gmail.com

<https://doi.org/10.31734/agroengineering2020.24.143>

### **Тригуба А., Тригуба І., Чубик Р., Кондисюк І., Коваль Н., Панюра Я. Прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад із використанням штучних нейронних мереж**

Виконано аналіз наукових праць та предметної галузі, що свідчить про доцільність виконання процесу прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад. Означено нерозв'язану науково-прикладну задачу розробки інструментарію для прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад із використанням штучних нейронних мереж.

Обґрунтована архітектура штучної нейронної мережі прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад, яка передбачає використання тришарового перцептрона. Розроблена блок-схема навчання штучної нейронної мережі для прогнозування обсягів добової заготівлі сировини на території громад. Вона передбачає виконання п'ятнадцяти етапів, які ґрунтуються на дослідженні та виконанні підготовки початкових даних до прогнозування, а також проведенні розрахунків та перевірки умов їх точності, що забезпечує належну якість навчання штучних нейронних мереж.

Запропонований підхід до класифікації даних для прогнозування передбачає виокремлення окремих діб та місяців календарного року, які разом із кліматичними умовами (середні значення атмосферної температури повітря та кількості опадів в окрему добу) зумовлюють спосіб утримування молочного стада (прив'язний та пасовищний), що значно впливає на обсяги заготівлі молока і лежить в основі їх прогнозування.

На підставі підготовлених початкових даних виконано навчання штучної нейронної мережі, що забезпечило створення моделі, яка здатна прогнозувати добові обсяги заготівлі молока на території громади за вхідними даними у середовищі Neural Network Wizard. Проведені дослідження показують, що за кількості епох навчання понад 20000 похибка прогнозованих значень не перевищує 3,6 %. На підставі виконаного дослідження налаштованої штучної нейронної мережі встановлені тенденції зміни добових обсягів заготівлі молока на території громади (реальний та прогнозований) для умов Пониковицької громади Бродівського району Львівської області.

**Ключові слова:** прогнозування, штучні нейронні мережі, сировина, заготівля, громада.

### **Tryhuba A., Tryhuba I., Chubuk R., Kondysiuk I., Koval N., Paniura Ya. Forecasting the volume of raw materials procurement on the territory of communities using artificial neural networks**

The analysis of scientific works and subject area is performed. It testifies the expediency of the process of forecasting the volumes of raw materials procurement on the territory of communities. The unsolved scientific and applied problem of developing tools for forecasting the volume of raw material procurement in the communities using artificial neural networks has been identified.

The architecture of the artificial neural network for forecasting the volumes of raw material procurement on the territory of communities is substantiated. It suggests the use of a three-layer perceptron. The block diagram of training of an artificial neural network for forecasting of volumes of daily preparation of raw materials in the territory of communities is developed. It involves implementation of fifteen stages, which are based on the study and preparation of initial data for forecasting, as well as calculations and verification of the conditions of their accuracy, which ensures the proper quality of training of artificial neural networks.

The proposed approach to classification of the data for forecasting suggests separation of individual days and months of the year, which, under some climatic conditions (average atmospheric temperature and precipitation per day), determine the method of keeping the dairy herd (tethered and grazed), significantly effects the volume of milk production and underlies their forecasting.

Based on the prepared initial data, an artificial neural network was trained. It provided the creation of a model that can predict the daily volume of milk production in the community based on the input data in the Neural Network Wizard. The studies show that for the number of learning epochs over 20,000, the error of the predicted values does not exceed 3.6%. On the basis of the performed research of the adjusted artificial neural network, the tendencies of the change of daily volumes of milk procurement on the territory of the community (real and projected) for the conditions of Ponykovychi community in Brody district of Lviv region are established.

**Key words:** forecasting, artificial neural networks, raw materials, procurement, community.

**Постановка проблеми.** Розвиток новоутворених сільських громад значною мірою залежить як від реалізації відповідних інноваційних проектів, так і від використання інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. При цьому виникає низка управлінських задач, які стосуються прогнозування [13; 16]. Водночас використання штучних нейронних мереж набуває все більшої популярності в різних сферах життя та діяльності людей для розв'язання задач прогнозування [9; 18; 19]. Це стосується процесу прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад, виконання якого має свою специфіку та потребує врахування низки чинників для якісного прийняття управлінських рішень.

Обсяги заготівлі сировини на території громад залежать від багатьох чинників (кількість господарств, що її виробляють, їх продуктивність, період доби сезону, виробничі та предметні складові тощо). Між ними існують системні взаємозв'язки, врахування яких потребує глибоких знань предметної галузі. Водночас у громадах наявні статистичні дані щодо обсягів заготівлі окремих видів сировини, які дають змогу створити належну навчальну вибірку, що лежить в основі вибору алгоритму та створення адекватної штучної нейронної мережі [14]. Отже, використання ефективного інтелектуального аналізу статистичних даних та виконання прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад із використанням штучних нейронних мереж забезпечить якісне прийняття відповідних управлінських рішень [8; 14; 17].

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Багато наукових праць різних учених стосується розроблення та використання нейронних мереж для розв'язання різних прикладних задач [1–4; 6; 7]. У науковій праці [7] її автори пропонують використовувати нейронні мережі для вирішення проблеми прогнозування часових рядів. Окремі науковці займалися розв'язанням задач розпізнавання мови за допомогою штучних нейронних мереж [12]. У науковій праці [4] автори розглянули використання нейронних мереж для розв'язання задач прогнозування часових рядів та запропонували алгоритм прогнозування, а в іншій

роботі її автори описали розв'язання зазначеної задачі [7]. У своїх працях [11; 12] закордонні вчені підійшли до розв'язання цієї задачі на основі розробленого алгоритму управління нейронною мережею з розпізнавання образів. Здатність нейронної мережі розв'язувати задачі прогнозування в різних прикладних сферах показано в роботах [2; 3; 5; 6; 10], де автори безпосередньо доводять можливості штучних нейронних мереж. Ними для різних прикладних сфер узагальнено вхідну та вихідну інформацію, а також виділено приховані залежності між її вхідними та вихідними даними.

Після завершення навчання мережа може показати прогнозоване значення заданих показників залежно від кількісного значення попередньо заданих показників або чинників, які на них впливають. Доведено, що прогнозування можливе лише тоді, коли попередні показники мають зв'язок із прогнозованими. Точність прогнозування має значний вплив на всю систему прогнозування. Окрім того, інструментарій для виконання тренувань також має великий вплив на отримані прогнозні дані. Водночас у працях [1; 15] запропоновано розробляти нейронну мережу для прогнозування з використанням середовища Neural Network Wizard.

Попри наявність багатьох наукових праць щодо прогнозування з використанням штучних нейронних мереж, публікації в цьому напрямі стосовно прогнозування обсягів виробництва сировини на території громад відсутні. Це зумовлює потребу проведення досліджень, які забезпечать спосіб відображення та інструментарій прогнозування за допомогою нейронних мереж. Зокрема, це стосується прогнозування добових обсягів заготівлі молока на території громад із використанням штучних нейронних мереж. При цьому існує потреба обґрунтування підходу до такого прогнозування з використанням штучних нейронних мереж.

**Постановка завдання.** Мета досліджень – обґрунтувати підхід та модель прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад із використанням штучних нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети належить виконати такі завдання:

- обґрунтувати архітектуру штучної нейронної мережі прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад та блок-схему її навчання;

- підготувати початкові дані, виконати навчання штучної нейронної мережі та провести моделювання зі встановленням тенденцій зміни прогнозованих обсягів заготівлі сировини на території громад.

**Основні методи дослідження.** Науково-прикладну задачу прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад розв'язували на основі використання теорії та методів штучних нейронних мереж, математичної статистики для обґрунтування навчальної вибірки, аналізу та синтезу чинників впливу складових проектного середовища на обсяги заготівлі сировини на території громад, індукції та дедукції.

**Виклад основного матеріалу.** Штучні нейронні мережі належать до розділу штучного інтелекту, що передбачає для обробки окремих сигналів використання явищ, які притаманні нейронам живих організмів. Також штучні нейронні мережі являють собою математичні моделі, які відтворюють функціонування нервових клітин в організмі людини. Ключовим елементом як штучної нейронної мережі, так і біологічної є нейрон. Взаємозв'язані нейрони утворюють шари. Кількість таких шарів варіює залежно від складності нейронної мережі та завдань, які виконують за її допомогою.

Під час прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад нами враховано взаємозв'язки, які зумовлюють прогнозоване значення добових обсягів заготівлі сировини, яке залежить від:

- обсягу заготівлі сировини відповідного дня попереднього періоду (календарного року);
- кліматичних умов (середніх місячних температур повітря, наявності опадів тощо);
- пори року (наприклад, способу утримання корів під час виробництва молока-сировини тощо).

Основним недоліком існуючих методів прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад є необхідність побудови моделі, яка враховувала б тенденції зміни обсягів заготівлі сировини залежно від зазначених чинників та їх постійної зміни. Іншим недоліком існуючих регресійних моделей є неправильне встановлення взаємозв'язку між вхідними та вихідними змін-

ними, оскільки взаємозв'язки між ними нелінійні. Вхідні змінні – це номер доби та місяця, ретроспективні дані про обсяги заготівлі сировини на території громади, інформація про температуру навколишнього середовища, опади тощо. Вихідні змінні – це прогнозований обсяг заготівлі сировини для кожної наступної доби окремого місяця. Штучна нейронна мережа може створювати довільно складні взаємозв'язки в різний час введення даних, постійно змінюючи вихідні дані, дозволяючи моделі точно визначати прогнозований обсяг заготівлі сировини.

Нейронні мережі не запрограмовані у звичайному розумінні цього слова, вони навчаються на заданих ретроспективних даних. Вміння навчатися – одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Побудова нейронної мережі проводиться у два етапи: вибір типу нейронної мережі (архітектура) та вибір ваги нейронної мережі (навчання). На першому етапі обґрунтовують:

- типи використовуваних нейронів (кількість входів, функції передачі);
- шляхи з'єднання нейронів між собою;
- вхідні та вихідні сигнали нейронної мережі.

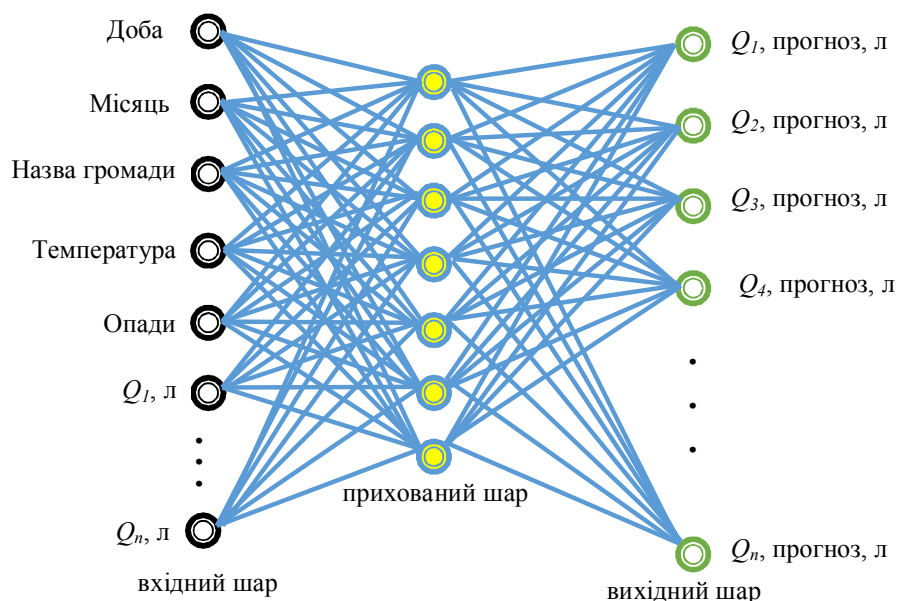
Існують десятки різних архітектур нейронних мереж, при цьому ефективність більшості з них доведена математично [7]. Найпопулярніша і найбільш використовувана архітектура являє собою багат шаровий перцептрон, який представляє модель нейронної мережі із заданою регресією.

Для розв'язання задач прогнозування необхідно вибрати архітектуру нейронної мережі та середовище, в якому ця нейронна мережа працюватиме. Формування середовища означає здійснення таких етапів:

- створення алгоритму навчання;
- навчання штучної нейронної мережі;
- тестування штучної нейронної мережі.

База даних навчального архіву використовується як навчальний зразок для окремих днів прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад. Архітектура штучної нейронної мережі, розроблена для прогнозування добових обсягів заготівлі сировини на території громад, показана на рис. 1.

Нами запропоновано використовувати тришаровий перцептрон. У вхідному шарі мережі 370 нейронів (кількість вхідних змінних), у прихованому шарі – 7 (визначається експериментально створенням мережі), вихідних – 365 (відповідає кількості днів прогнозування обсягів заготівлі сировини).



**Рис. 1.** Архітектура штучної нейронної мережі для прогнозування добових обсягів заготівлі сировини на території громад

**Fig. 1.** Architecture of an artificial neural network for forecasting daily volumes of raw materials procurement on the territory of communities

Вхідними змінними є добові обсяги заготівлі сировини ( $Q_n$ ) за попередні доби від окремих громад, а також кліматичні умови у ретроспективному періоді – (370 значень). Вихідними є прогнозовані показники добових обсягів заготівлі сировини ( $Q_n$ , *прогноз*) для окремої доби впродовж календарного року для заданої громади.

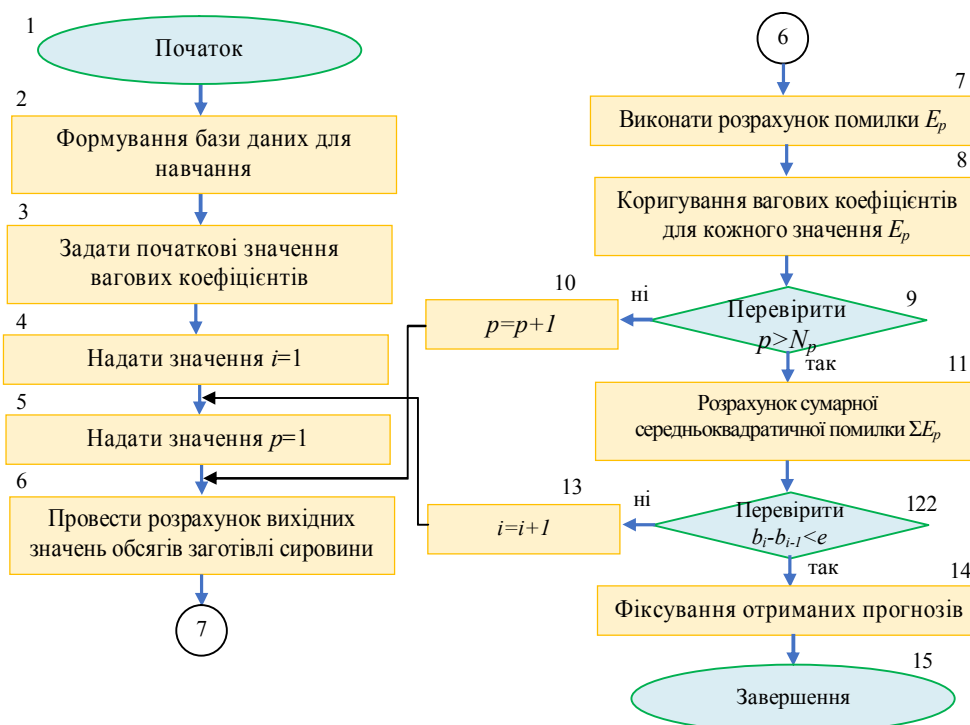
На наступному етапі навчання вибраної штучної нейронної мережі проводиться вибір значень ваг нейронів, щоб модель адекватно забезпечувала прогнозування обсягів добової заготівлі сировини на території громад. Кількість ваг нейронних мереж, що використовуються на практиці, може становити десятки тисяч, тому навчання є досить складним процесом розроблення відповідної моделі. Для багатьох архітектур штучних нейронних мереж уже розроблено спеціальні навчальні алгоритми, які дозволяють правильно підбирати їхню вагу. Найпопулярнішим із цих алгоритмів є поширення помилок, який застосовується для навчання перцептрона [7].

В окремих громадах існує база даних (архів) щодо обсягів добової заготівлі сировини на їхній території. Підготувавши на їх основі дані та подавши на вхід до штучної нейронної мережі, ми отримуємо від неї деякий прогноз, який не обов'язково є правильним. Обчислюючи різницю між прогнозними та фактичними реакціями мережі, отримуємо вектор помилки.

Алгоритм поширення інвертованої помилки – це набір формул, що дозволяє вектору помилок обчислювати поправки, необхідні для зміни ваг штучної нейронної мережі. Той самий приклад можна багато разів використовувати в нейронній мережі. Після повторення прикладів ваги штучної нейронної мережі стабілізуються, а отримана модель дає правильні прогнозовані значення (або майже всі правильні) за різних варіантів зміни початкових даних. У цьому разі штучна нейронна мережа набуває стану – «вивчила всі приклади» або «навчена».

Під час розроблення програмного забезпечення для прогнозування обсягів добової заготівлі сировини на території громад спостерігається, що величина помилки в процесі навчання (сума квадратів помилок на всіх вихідних даних) поступово зменшує шум. Коли значення помилки досягає нуля або допустимої нижньої межі, навчання припиняється, а отримана модель штучної нейронної мережі вважається підготовленою до прогнозування. Блок-схема алгоритму навчання штучної нейронної мережі для прогнозування обсягів добової заготівлі сировини на території громад наведена на рис. 2.

Блоки 2-5 забезпечують дослідження та підготовку початкових даних для прогнозування, а також у них виконується нормування значень обсягів добової заготівлі сировини на території громад  $Q_1, Q_2, \dots, Q_n$  (перетворюються на відносні значення  $Q_{npi}$  за умов  $0 \leq Q_{npi} \leq 1$ , де  $1 \leq i \leq 365$ ).



**Рис. 2.** Блок-схема алгоритму навчання штучної нейронної мережі для прогнозування добових обсягів добової заготівлі сировини на території громад  
**Fig. 2.** Block diagram algorithm of training of an artificial neural network for forecasting daily volumes of raw materials procurement on the territory of communities

Значення сигналів на входах і виходах нейронів  $j$  та перехідного шару  $k$  обчислюються в блоці 6 на підставі таких формул:

$$N_j = \sum_{i=1}^{365} w_{ji}, j = 1, 2, \dots, n; \quad (1)$$

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-(N_j + \Theta_j)}}; \quad (2)$$

$$N_k = \sum_{i=1}^k w_{ki} \cdot O_j, k = 1; \quad (3)$$

$$O_k = \frac{1}{1 + e^{-(N_k + \Theta_k)}}; \quad (4)$$

де  $w_{ji}, w_{ki}$  – відповідно вагові коефіцієнти між нейронами шарів  $j$  та  $i$ , а також між шарами  $k$  та  $j$ ;  $N_j, N_k$  – значення сигналів на входах шарів  $j$  та  $k$ ;  $O_j, O_k$  – значення сигналів на виходах шарів  $j$  та  $k$ ;  $\Theta_j, \Theta_k$  – зміщення.

Після цього в блоці 7 розраховується помилка для кожного варіанта навчання:

$$E_p = 0,5 \cdot (d_k - O_k)^2, \quad (5)$$

де  $d_k$  – бажане значення вихідного обсягу добової заготівлі сировини на території громади;  $O_k$  – визначене значення обсягу добової заготівлі сировини на території громади ( $Q_{проз}$ ).

Після визначення зменшень градієнта у ваговому просторі  $w_{ji}$  та  $w_{ki}$  (блок 8), а також їх виправлення здійснюється розрахунок загальної похибки для всіх варіантів (блок 11) і перевіряється виконання умови точності розрахунків (блок 12). За умови дотримання точності розрахунків процес навчання завершується, інакше процес навчання повторюється. Якість навчання штучних нейронних мереж безпосередньо залежить від прикладів навчальної вибірки, а також від того, наскільки ці приклади описують поставлену задачу та вимоги до прогнозування. Вважається, що для повного навчання нейронної мережі потрібно принаймні кілька десятків (а краще сотень) прикладів [7].

Для того щоб модель прогнозування могла враховувати тенденції обсягів добової заготівлі сировини на території громад, вхідним параметром буде прийматися значення обсягу заготівлі сировини за попередню добу.

Таким чином, функція обсягів добової заготівлі сировини на території громад матиме такий вигляд:

$$Q_k = f(h, d, t_h, O_h, Q_{h-1}), \quad (6)$$

де  $Q_h$  – обсяг добової заготівлі сировини на території громади в окрему добу,  $h$ ;  $h, d$  – номер

добу та окремого місяця календарного року;  $t_h$  – середня атмосферна температура повітря в окрему добу, °C;  $O_h$  – середня кількість опадів в окрему добу, мм;  $Q_{h-1}$  – обсяг добової заготівлі сировини на території громади за попередню добу  $h-1$ .

**Експериментальні результати та їх аналіз.**

Розглянемо приклад прогнозування обсягів заготівлі молока на території Пониковицької громади Бродівського району Львівської області. Існуючі підходи до класифікації діб та місяців календарного року мають загальний суттєвий недолік. Цей недолік полягає в тому, що вони не враховують того, що разом із кліматичними умовами (середні значення атмосферної температури повітря та кількості опадів в окрему добу) вони зумовлюють спосіб утримання молочного стада (прив'язний та пасовищний), що значно впливає на обсяги заготівлі молока. Вхідне значення номера доби є дискретним, кіль-

кість станів цього значення може дорівнювати окремим їх видам. Отже, щоб представити ці значення, вхід до штучної нейронної мережі вимагає шести вхідних нейронів (табл. 1).

Усі параметри, що подаються для вхід у штучну нейронну мережу, слід нормалізувати до інтервалу  $[-1; 1]$ . Нормалізація виконується за формулою

$$Q_h^* = \frac{2Q_h - (Q_{\max} + Q_{\min})}{(Q_{\max} - Q_{\min})}, \quad (7)$$

де  $Q_h^*$  – нормоване значення обсягів добової заготівлі сировини на території громади, л;  $Q_h$  – обсяг заготівлі сировини на території громади в окрему добу, л;  $Q_{\max}, Q_{\min}$  – відповідно максимально та мінімально можливі значення добової заготівлі сировини на території громади, л.

**Таблиця 1.** Приклад чинникових характеристик для вхідних даних штучної нейронної мережі прогнозування обсягів добової заготівлі сировини на території громад

**Table 1.** Example of the factor characteristics for the input data of the artificial neural network for forecasting the volume of daily procurement of raw materials in the community

№ з/п	Назва чинника	Значення чинника (приклад)
Дискретні параметри		
1	Доба окремого календарного місяця	від 1-ї до 31-ї
2	Місяць окремого календарного року	від 1-го до 12-го
3	Громада	від 001-ї до 024-ї
4	Температура повітря у відповідну добу календарного року, °C	Від мінімального до максимального значення
5	Середня кількість опадів в окрему добу, мм	
6	Обсяг добової заготівлі молока на території громади, л	

**Таблиця 2.** Приклад підготовлених даних для дослідження штучної нейронної мережі для прогнозування добової заготівлі молока на території громади

**Table 2.** Example of the prepared data for the study of an artificial neural network for predicting daily milk production in the community

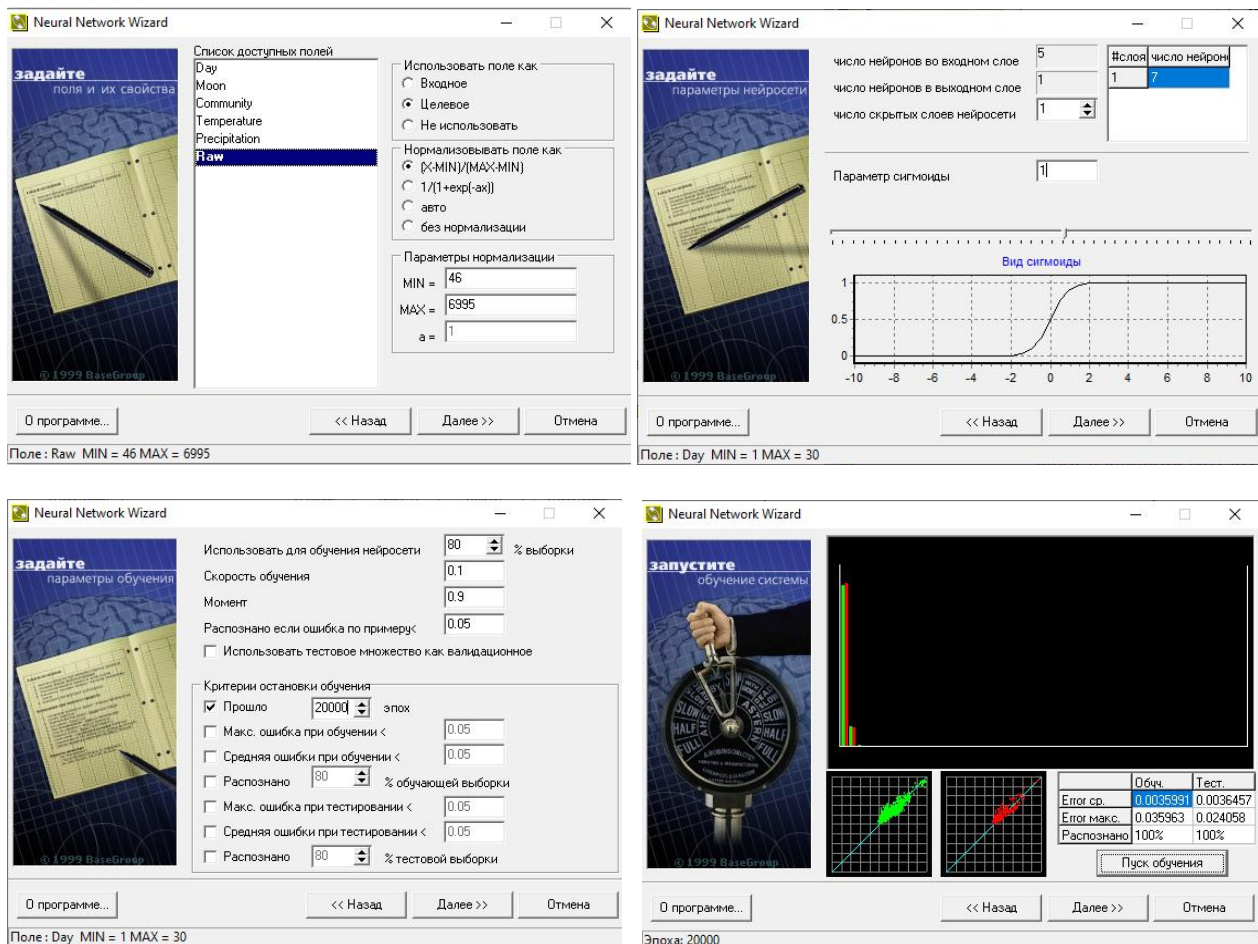
Код доби	Код місяця	Код громади	Фактичний обсяг заготівлі сировини на території громади в окрему добу, л/добу (попереднього календарного року)	Температура повітря у відповідну добу календарного року, °C	Середня кількість опадів у відповідну добу, мм
01	01	001	52	0.8	0.0
22	01	003	1535	-6.0	0.0
17	06	016	1125	20.0	9.0
...					
30	12	024	294	-3.1	0.0

У процесі навчання штучної нейронної мережі помилка прогнозу зменшується доти, доки його інтервал коливань не досягне певного значення, яке задовольнить результат прогнозу. У подальшому створюємо штучну нейронну мережу, здатну прогнозувати добові обсяги заготівлі молока на території громади за вхідними даними, що наведені у табл. 2.

Цю задачу виконано у середовищі Neural Network Wizard [15]. Для цього насамперед проведено налаштування параметрів полів – тип та нормалізація, а також задано цільове поле – прогнозований добовий обсяг заготівлі молока на території громади. Після налаштування полів виконано налаштування нейронної мережі, задавши у

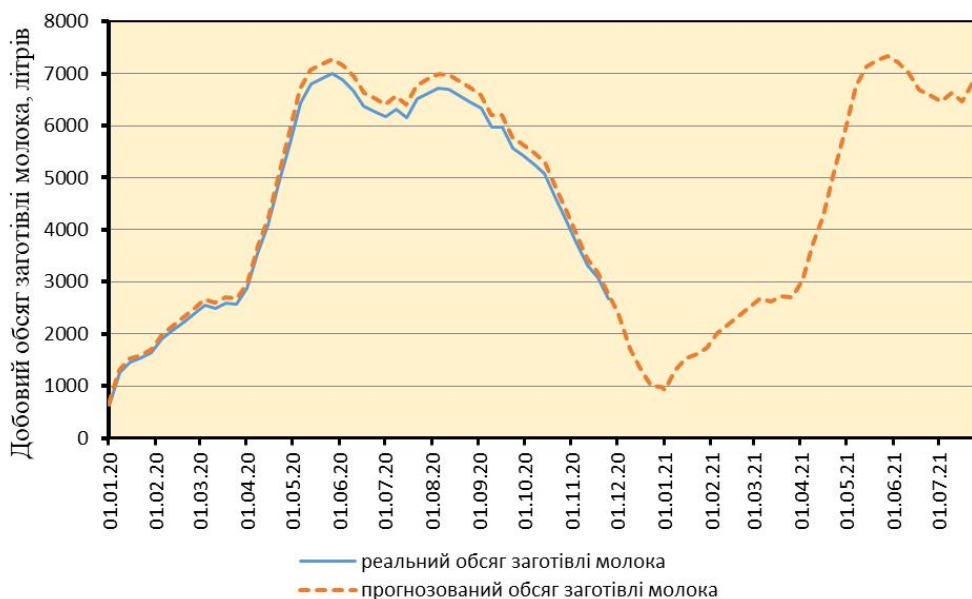
вікні відповідні її параметри. За умови завершення налаштувань для навчання нейронної мережі, з'являється вікно перевірки цих параметрів. Після перевірки заданих параметрів проводиться навчання нейронної мережі (рис. 3).

Проведені дослідження на основі навчання нейронної мережі показують, що за умови, коли кількість епох збільшується понад 20000, похибка не перевищує 3,6 %. На підставі виконаного дослідження налаштованої штучної нейронної мережі встановлені тенденції зміни добових обсягів заготівлі молока на території громади (реальне та прогнозоване значення) для умов Пониковицької громади Бродівського району Львівської області (рис. 4).



**Рис. 3.** Вікна середовища Neural Network Wizard із відображенням процесів налаштування параметрів полів, налаштування нейронної мережі, перевірки цих параметрів та результатів навчання штучної нейронної мережі для прогнозування добової заготівлі молока на території громади

**Fig. 3.** Neural Network Wizard windows displaying the processes of setting field parameters, setting up a neural network, checking these parameters and the results of training an artificial neural network to predict the daily milk production in the community



**Рис. 4.** Тенденції зміни добових обсягів заготівлі молока на території Пониковицької громади  
**Fig. 4.** Trends in changes of the daily milk production volumes on the territory of Ponykivychi community

Із представлених тенденцій зміни добових обсягів заготівлі молока на території Пониковицької громади (реальні та прогнозовані значення) видно, що використання штучної нейронної мережі дає досить точний прогноз і це лежить в основі прийняття якісних управлінських рішень щодо планування виконання відповідних логістичних робіт.

### Висновки

1. На підставі виконаного аналізу наукових праць та предметної галузі встановлено, що використання ефективного інтелектуального аналізу статистичних даних та виконання прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад із використанням штучних нейронних мереж забезпечить якісне прийняття відповідних управлінських рішень у логістичних системах.

2. Обґрунтована архітектура штучної нейронної мережі прогнозування обсягів заготівлі сировини на території громад передбачає використання тришарового перцептрона. У вхідному шарі мережі 370 нейронів (кількість вхідних змінних), у прихованому шарі – 7 (визначається експериментально за допомогою створення мережі), вихідних – 365 (відповідає кількості днів прогнозування обсягів заготівлі сировини). Вхідними змінними є добові обсяги заготівлі сировини ( $Q_n$ ) за попередні доби від окремих громад, а також кліматичні умови у ретроспективному періоді, а вихідними є прогнозовані показники

добових обсягів заготівлі сировини ( $Q_n$ , прогноз) для окремої прогнозованої доби впродовж календарного року для заданих громад.

3. Блок-схемне представлення розробленого алгоритму навчання штучної нейронної мережі для прогнозування обсягів добової заготівлі сировини на території громад передбачає виконання п'ятнадцяти етапів, які ґрунтуються на дослідженні та виконанні підготовки початкових даних до прогнозування, а також проведення розрахунків та перевірки умов їх точності, що забезпечує належну якість навчання штучних нейронних мереж.

4. Запропонований підхід до класифікації даних для прогнозування передбачає виокремлення окремих діб та місяців календарного року, які разом із кліматичними умовами (середні значення атмосферної температури повітря та кількості опадів в окрему добу) зумовлюють спосіб утримування молочного стада (прив'язний та пасовищний), що значно впливає на обсяги заготівлі молока.

5. На підставі підготовлених початкових даних виконано навчання штучної нейронної мережі, що забезпечило створення штучної нейронної мережі, яка здатна прогнозувати добові обсяги заготівлі молока на території громади за вхідними даними у середовищі Neural Network Wizard. Проведені дослідження на основі навчання нейронної мережі показують, що, коли кількість епох збільшується понад 20000, похибка



не перевищує 3,6%. На підставі виконаного дослідження налаштованої штучної нейронної мережі встановлені тенденції зміни реальних та прогнозованих значень добових обсягів заготівлі молока на території громади для умов Пониковицької громади Бродівського району Львівської області. Вони свідчать про те, що отримана модель штучної нейронної мережі забезпечує досить точний прогноз і лежить в основі прийняття якісних управлінських рішень щодо планування виконання відповідних логістичних робіт.

### Бібліографічний список

1. Баженов Р. И., Ступников А. В. Прогнозирование цены легковых автомобилей с помощью нейронных сетей в среде Neural Network Wizard. *Современная техника и технологии: электрон. изд.* 2015. № 7. URL: <http://technology.snauka.ru/2015/07/7462> (дата обращения: 11.06.2020).
2. Вычужанин В. В., Рудниченко Н. Д. Разработка модели нейросети для прогнозирования риска отказов компонентов сложных технических систем. *Informatics and Mathematical Methods in Simulation*. 2016. 6, № 4. P. 333–338.
3. Костина Л. Н., Гареева Г. А. Нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов. *Инновационная наука*. 2015. № 6-2. С. 70–73.
4. Любимова Т. В., Горелова А. В. Решение задачи прогнозирования с помощью нейронных сетей. *Инновационная наука*. 2015. № 4. С. 39–42.
5. Орлова Е. В., Дудникова Э. В., Водопьянов А. С., Чернова М. С. Применение нейронных сетей в прогнозировании риска формирования церебрального паралича у детей на основе оценки влияния перинатальных факторов. *Вестник современной клинической медицины*. 2019. 12. 3. С. 40–43. doi: 10.20969/VSKM.2019.12(3).40-43.
6. Покусаев М. Н., Касимов Н. Н. Система диагностики судовых энергетических установок с применением нейросетевых моделей. *Вестник АГТУ. Управление, вычислительная техника и информатика*. 2012. № 2. С. 88–92.
7. Солдатова О. П., Семенов В. В. Применение нейронных сетей для решения задач прогнозирования. *Исследовано в России: электрон. науч. журн.* 2006. URL: <http://zhurnal.gpi.ru/articles/2006/136.pdf> (дата обращения: 06.07.2020).
8. Тригуба А. М. Класифікація та особливості реалізації інтегрованих проектів аграрного виробництва. *Управління проектами, системний аналіз і логістика*. 2011. № 8. С. 197–201. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/Upsal\\_2011\\_8\\_53](http://nbuv.gov.ua/UJRN/Upsal_2011_8_53) (дата звернення: 20.06.2020).
9. Тригуба А. М., Шелега О. В., Пукас В. Л., Михалюк В. М. Узгодження конфігурацій інтегрованих проектів аграрного виробництва. *Вісник НТУ «ХПИ». Серія: Стратегічне управління, управління портфелями, програмами та проектами*. 2015. № 2 (1111). С. 135–140.
10. Царегородцев В. Г. Производство полужемпирических знаний из таблиц данных с помощью обучаемых искусственных нейронных сетей. *Методы нейроинформатики*. Красноярск: Изд-во КГТУ, 2012. С. 89–101.
11. Awadalla H. A., Ismaeil I. I., Sadek M. A. Spiking neural network-based control chart pattern recognition. *Journal of Engineering and Technology Research*. 2011. 3. 1. P. 5–15.
12. Dede G., Sazli M. Speech recognition with artificial neural networks. *Digital Signal Processing*. 2010. 20. 3. P. 763–768.
13. Evaluation of risk value of investors of projects for the creation of crop protection of family dairy farms / A. Tryhuba, V. Boyarchuk, I. Tryhuba, O. Boyarchuk, O. Ftoma. *Acta universitatis agriculturae et silviculturae mendelianae brunensis*. 2019. 67. 5. P. 1357–1367. URL: <https://acta.mendelu.cz/67/5/1357/> (Last accessed: 20.06.2020).
14. Forecasting the Risk of the Resource Demand for Dairy Farms Basing on Machine Learning / A. Tryhuba, V. Boyarchuk, I. Tryhuba, O. Ftoma, R. Padyuka, M. Rudynets. *Proceedings of the 2nd International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science (MoMLet+DS 2020)*. 2020. I. P. 327–340.
15. Neural Network Wizard. *BaseGroup Labs* URL: <http://www.basegroup.ru/download/demoprg/nnw/> (Last accessed: 20.06.2020).
16. Ratushny R., Tryhuba A., Bashynsky O., Ptashnyk V. Development and usage of a computer model of evaluating the scenarios of projects for the creation of fire fighting systems of rural communities. *XI-th International Scientific and Practical Conference on Electronics (ELIT-2019)*. 2019. P. 34–39. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8892320> (Last accessed: 20.06.2020).
17. Tryhuba A. Argumentation of the parameters of the system of purveyance of milk collected from the private farm-steads within a single administratinve district. *Econtechmod: an international quarterly journal on economics in technology, new technologies and modelling processes*. 2014. 4 (3). P. 23–27.
18. Tryhuba A., Bashynsky O. Coordination of dairy workshops projects on the community territory and their project environment. *14th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 2019. 3. P. 51–54. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8929816> (Last accessed: 21.08.2020).
19. Tryhuba A., Ftoma O., Tryhuba I., Boyarchuk O. Method of quantitative evaluation of the risk of benefits for investors of fodder-producing cooperatives. *14th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*. 2019. 3. P. 55–58. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8929788> (Last accessed: 17.08.2020).

Стаття надійшла 20.10.2020