

*А. ТРИГУБА, І. КОНДИСЮК, Н. КОВАЛЬ, І. ТРИГУБА, О. БОЯРЧУК, О. БОЯРЧУК*

### ПЛАНУВАННЯ ЧАСУ ВИКОНАННЯ РОБІТ У ГІБРИДНИХ ПРОЄКТАХ

Обґрунтована структура нейронної мережі для планування природно-дозволеного фонду часу на виконання робіт впродовж життєвого циклу гібридних проєктів. Вона передбачає 5 входів, які відображають значення тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт у 5 попередніх добах, та 2 прихованих шари, що мають по 5 нейронів. Архітектура нейронної мережі передбачає використання багатослового перцептрона, виконання навчання із учителем та методу зворотного поширення похибки. Він базується на алгоритмі, який забезпечує мінімізацію помилки прогнозу завдяки поширенню сигналів помилки від виходів мережі (прогнозованої тривалості фонду часу на виконання робіт) до її входів (значень тривалості фонду часу на виконання робіт у попередніх добах), в напрямку, який є зворотним до прямого поширення сигналів. Проведені дослідження на основі навчання нейронної мережі показують, що за кількості епох навчання понад 25000, похибка прогнозу не перевищує 4,8 %. Для навчання нейронної мережі використано статистичні дані літніх місяців 2020 року, які характерні для умов Володимир-Волинського району Волинської області.

**Ключові слова:** прогнозування; штучні нейронні мережі; фонд часу; гібридні проєкти.

*А. ТРИГУБА, И. КОНДИСЮК, Н. КОВАЛЬ, И. ТРИГУБА, О. БОЯРЧУК, О. БОЯРЧУК*

### ПЛАНИРОВАНИЕ ВРЕМЕНИ ВЫПОЛНЕНИЯ РАБОТ В ГИБРИДНЫХ ПРОЕКТАХ

Обоснована структура нейронной сети для планирования природно-разрешенного фонда времени на выполнение работ на протяжении жизненного цикла гибридных проектов. Она предусматривает 5 входов, отражающих значение длительности естественно-разрешенного времени на выполнение работ в 5 предыдущих сутках, и 2 скрытых слоя, имеющих по 5 нейронов. Архитектура нейронной сети предполагает использование многослойного перцептрона, выполнение обучения с учителем и метода обратного распространения погрешности. Он базируется на алгоритме, который обеспечивает минимизацию ошибки прогноза благодаря распространению сигналов ошибки от выходов сети (прогнозованной продолжительности фонда времени на выполнение работ) до ее входов (значений продолжительности фонда времени на выполнение работ в предыдущих сутках), в направлении, обратном к прямому распространению сигналов. Проведенные исследования на основе обучения нейронной сети показывают, что при количестве эпох обучения более 25000 погрешность прогноза не превышает 4,8%. Для обучения нейронной сети использованы статистические данные летних месяцев 2020, которые характерны для условий Владимир-Волынского района Волынской области.

**Ключевые слова:** прогнозирование; искусственные нейронные сети; фонд времени; гибридные проекты.

*А. ТРИГУБА, І. КОНДИСЮК, Н. КОВАЛЬ, І. ТРИГУБА, О. БОЯРЧУК, О. БОЯРЧУК*

### PLANNING THE TIME OF PERFORMANCE OF WORKS IN HYBRID PROJECTS

The aim of the work is to substantiate the approach to forecasting the time fund for work in hybrid projects, taking into account the changing nature and climatic components of the design environment based on the use of neural networks. The neural network architecture involves the use of a multilayer perceptron, teacher training, and the method of backpropagation. It is based on an algorithm that minimizes the prediction error by propagating error signals from the network outputs (predicted duration of naturally allowed forecasting the working time fund) to its inputs (values of the duration of naturally allowed forecasting the working time fund in previous days), in the direction opposite to the direct propagation of signals. Based on the prepared initial data, the training of an artificial neural network was performed, which ensured the creation of an artificial neural network that is able to predict the duration of naturally allowed time to perform work in a software environment written in Python. Studies based on neural network training show that when the number of epochs increases to more than 25,000, the error does not exceed 4.8%. To study the neural network, we used the statistical data of the summer months of 2020 on the naturally allowed forecasting the working time fund during certain days, which are typical for the conditions of the Volodymyr-Volynskyi district of the Volyn region. The obtained results indicate that the use of the proposed architecture of the artificial neural network gives a fairly accurate forecast and this is the basis for making quality management decisions on planning the content and timing of work in hybrid projects.

**Keywords:** forecasting; artificial neural networks; time fund; hybrid projects.

**Вступ.** Планування змісту та часу виконання робіт є досить актуальним управлінським процесом у різних видах проєктів. Особливості виконання зазначеного процесу значною мірою залежать, як від видів проєктів, так і від характеристик їх проєктного середовища. Особливої уваги заслуговують гібридні проєкти, які виникають у операційній діяльності підприємств та організацій [1-4]. У аграрному виробництві є низка таких гібридних проєктів, які мають різну тривалість життєвого циклу та особливу предметну складову. З поміж них, найбільшу увагу науковців зосереджено на гібридних проєктах збирання ранніх зернових культур [9], так як зміст та час виконання робіт у них значною мірою залежить, як від природно-дозволеного фонду часу на виконання робіт впродовж їх життєвого циклу, так і від

масштабів та особливостей предметної складової проєктного середовища.

Стосовно природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж життєвого циклу гібридних проєктів збирання ранніх зернових культур, то він є мінливим і зумовлюється низкою чинників природно-кліматичної складової проєктного середовища (наявність опадів, випадання роси, дефіцит вологості повітря тощо) [5].

При цьому, досить важливе значення для узгодження змісту та часу виконуваних робіт у гібридних проєктах збирання ранніх зернових культур має мінливе проєктне середовище.

Для врахування впливу природно-кліматичної складової проєктного середовища на зміст і час реалізації проєктів збирання ранніх зернових культур

© А. Тригуба, І. Кондисюк, Н. Коваль, І. Тригуба, О. Боярчук, О. Боярчук, 2022

слід використовувати точний інструментарій. На сьогодні використання нейронних мереж для вирішення задач планування у різних прикладних галузях набуває усе більшого поширення. Однак, щодо використання нейронних мереж для вирішення управлінських задач планування змісту та часу виконання робіт у гібридних проєктах публікації відсутні.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Реалізацію процесів управління змістом та часом виконання робіт у проєктах регламентує низка міжнародних методологій, зокрема PMBOK, ISO 21500, СРМ, ССРМ [6, 7, 8, 9]. Науковцями усього світу багато уваги приділено удосконаленню класичних міжнародних методологій управління змістом та часом виконання робіт у проєктах [10]. У більшості розроблених моделей та методів управління змістом та часом у проєктах не передбачається врахування системних причинно-наслідкових зв'язків між роботами та подіями, які мають імовірний час настання. Саме це свідчить про те, що вони не забезпечують якісного планування змісту та часу виконання робіт у проєктах та розробку плану їх виконання.

Водночас, окремі науковці у своїх працях [11], стверджують про доцільність планування стохастичних характеристик проєктного середовища та узгодження змісту та часу виконання проєктів із ними. Однак, згадані наукові праці відображають особливості проєктів різних предметних галузей, що не дає можливості відобразити особливості гібридних проєктів збирання ранніх зернових культур. Отже, існуючі моделі та методи управління змістом та часом виконання робіт у проєктах не враховують специфіку гібридних проєктів збирання ранніх зернових культур [12, 13]. Зокрема, вони не враховують стохастичні природно-кліматичні умови для заданої території, де реалізуються гібридні проєкти збирання ранніх зернових культур.

Сьогодні науковці у всіх сферах діяльності значну увагу приділяють штучним нейронним мережам для виконання процесів планування. При цьому розроблення інструментарію для планування передбачає виконання процесів накопичення інформації про стан системи, аналізу та виявлення закономірностей та тенденцій зміни прогнозованих показників. У гібридних проєктах збирання ранніх зернових культур на підставі планування фонду часу виконання робіт здійснюється планування змісту та часу зазначених проєктів. Прогноз фонду часу виконання робіт забезпечує виявлення закономірностей і тенденцій зміни тривалості природно дозволеного часу на виконання робіт залежно від часу настання низки агрометеорологічних подій (опадів, роси, дефіциту вологості повітря тощо). Для перевірки точності прогнозу природно дозволеного часу на виконання робіт у гібридних проєктах збирання ранніх зернових культур доцільно

застосувати ретроспективний метод. Саме цей метод передбачає виконання прогнозу за даними минулих аналогічних років та порівняння отриманих результатів із фактичними даними. У більшості випадків порівняння прогнозованих та реальних даних виконують за кількісним значенням середньої квадратичної похибки або середньої похибки апроксимації [9, 14]. Якщо отримані результати проведеного порівняння задовільняють вибраний критерій точності, то такий підхід можна використовувати для планування.

Усе вище зазначене, свідчить про доцільність обґрунтування підходу для планування часу виконання робіт у гібридних проєктах аграрного виробництва із врахуванням мінливої природно-кліматичної складової проєктного середовища, на підставі використання нейронних мереж.

**Мета і завдання дослідження.** Метою роботи є обґрунтування підходу до планування часу виконання робіт у гібридних проєктах із врахуванням мінливої природно-кліматичної складової проєктного середовища на підставі використання нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети слід вирішити наступні завдання:

- обґрунтувати структуру та архітектуру нейронної мережі для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж життєвого циклу гібридних проєктів;
- провести підготовку початкових даних, навчання штучної нейронної мережі та оцінення точності моделі планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб.

**Виклад основного матеріалу.** Основою планування часу гібридних проєктів аграрного виробництва, є планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж життєвого циклу цих проєктів. У основі планування природно-дозволеного часу виконання робіт лежить прогнозування дефіциту вологості повітря, який суттєво впливає на продуктивність роботи технічного оснащення, а відтак і на час виконання відповідних робіт. Саме це слід враховувати при плануванні часу виконання робіт у проєктах [15, 16, 17, 18, 19].

Важливою властивістю штучних нейронних мереж є те, що вони здатні навчатися на підставі використання відомих даних. Базою даних для навчання штучних нейронних мереж є статистичні дані метеорологічних станцій. Зокрема, для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж життєвого циклу гібридних проєктів збирання ранніх зернових культур, використовують дані дефіциту вологості повітря, які фіксують через кожні 3 години у період з 1 липня по 15 серпня. До уваги беруться лише ті дані дефіциту вологості повітря, які перевищують значення понад 4 гПа (рис. 1).

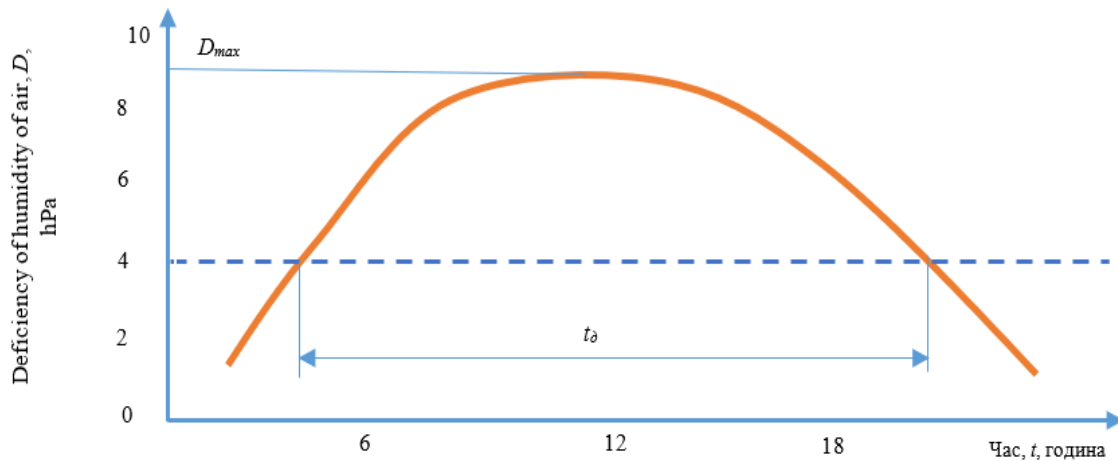


Рис. 1. Графічна інтерпретація визначення природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів

Це зумовлено тим, що виконання робіт у проєктах збирання ранніх культур можливе лише за таких природно-кліматичних умов, недотримання цієї умови приводить до значного зростання вологості зерно-стеблостою, а також до втрат вирощеного врожаю. Відомо [4, 20, 21], що терміни переходу дефіциту вологості повітря понад 4 гПа переважно збігаються із часом появи та зникнення роси.

З метою навчання штучної нейронної мережі проводиться інтерактивний процес коректування

синаптичних ваг і порогів. Штучна нейронна мережа навчається взаємозв'язкам, які є у навчальних даних на кожній із ітерацій проведення процесу навчання. Для побудови системи із використанням нейронних мереж насамперед виконується вибір її архітектури. При цьому архітектуру нейронної мережі підбирають експериментально на основі технічного завдання. Для запропонованої нами системи обрано штучну нейронну мережу прямого поширення (рис. 2).

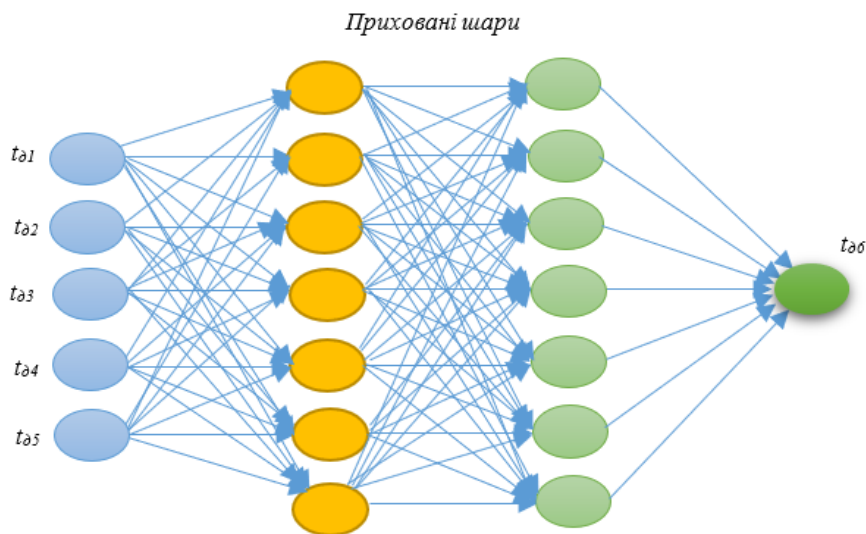


Рис. 2. Архітектура повнозв'язної нейронної мережі прямого поширення для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів:  $t_{a1}, t_{a2}, \dots, t_{a6}$  – відповідно природно-дозволений час виконання робіт впродовж першої, другої та шостої діб

Основним завданням запропонованої нейронної мережі є планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів. На вході штучної нейронної мережі подається кількісне значення природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж попередніх діб. На виході отримується прогнозоване кількісне значення природно-дозволеного часу виконання робіт на наступну добу. Кількість прихованих шарів слід підбирати експериментально із

врахуванням умови, що чим більша їх кількість, тим точніше буде виконано планування природно-дозволеного часу виконання робіт у окрему добу. Однак, при цьому зростає тривалість виконання навчання штучної нейронної мережі. Прогнозоване кількісне значення природно-дозволеного часу виконання робіт на наступну добу порівнюють із реальним. Його фіксують у базі даних, після чого запропонована система проходить наступну ітерацію навчання із зсувом за добами (рис. 3).

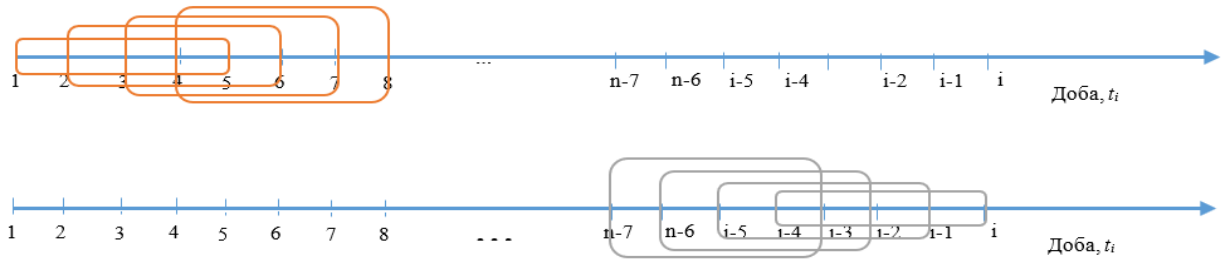


Рис. 3. Графічна інтерпретація зсуву значень природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих днів життєвого циклу гібридних проєктів

Розв'язання задачі планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих днів життєвого циклу гібридних проєктів здійснюється із використанням двох вимірів під час навчання нейронної мережі – простір та час. При цьому просторово-часовий підхід до навчання нейронної мережі дає можливість адаптувати свою поведінку до часової структури подій у просторі. За умови, що штучна нейронна мережа відображає систему із стаціонарним середовищем, то можна її навчити статистичних характеристик проєктного середовища за допомогою учителя. При цьому для отримання і використання набутого досвіду попередніх періодів, у системі слід передбачити використання певної форми пам'яті. Враховуючи те, що у гібридних проєктах збирання ранніх зернових культур наявна мінлива природно-кліматична складова проєктного середовища, яке є нестационарною, то статистичні

характеристики вхідних сигналів (тривалість природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих днів життєвого циклу гібридних проєктів) змінюються у часі. Отже, для такої системи методи навчання із учителем не можна використовувати, оскільки штучна нейронна мережа не забезпечить виявлення змін мінливого проєктного середовища. Усе вище сказане, дає підстави стверджувати, що у заданій системі слід передбачити адаптування параметрів мережі до мінливих тривалостей природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих днів життєвого циклу гібридних проєктів у режимі реальності. При цьому, процес навчання штучної нейронної мережі у представленій адаптивній системі не завершується до того часу, поки надходять дані для обробки, тобто він характеризує неперервне навчання (рис. 4).

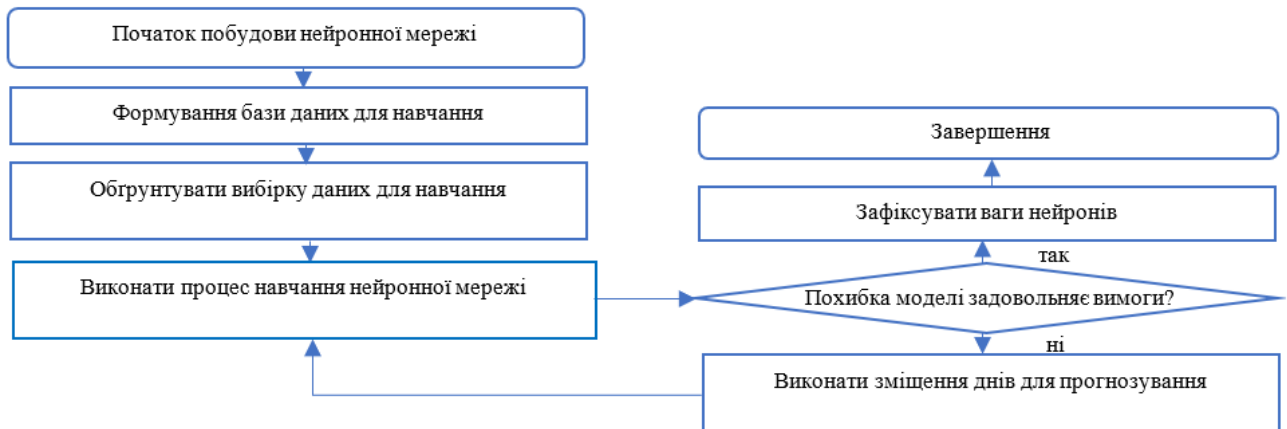


Рис. 4. Укрупнений алгоритм навчання нейронної мережі для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих днів життєвого циклу гібридних проєктів

Однією із невід'ємних складових побудови нейронної мережі для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих днів життєвого циклу гібридних проєктів є нормалізація даних. Це виконується перед навчанням та значно пришвидшує процес навчання зазначеної нейронної мережі. Для нормалізації даних використовують метод мінімакс в межах [0, 1], який забезпечує отримання кращих результатів для аграрного виробництва [0]:

$$t_{di}' = \frac{t_{di} - t_{dmin}}{t_{dmax} - t_{dmin}}, \quad (1)$$

де  $t_{di}'$  – нормалізоване значення природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремої доби, год;  $t_{di}$  – поточне значення природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремої доби, год;  $t_{dmin}, t_{dmax}$  – відповідно мінімальне та максимальне значення природно-дозволеного часу виконання робіт у заданій вибірці, год. Результати визначення нормалізованих значень природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремої доби наведено в таблиці 1.

Таблиця 1 – Результати визначення нормалізованих значень природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремої доби

Номер доби	Година доби, у якій дефіцит вологості повітря $D > 4 \text{ гПа}$	Тривалість природно-дозволеного часу на виконання робіт, $t_{di}$ , год	Нормалізоване значення тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт
1	8,0	15,6	0,650
2	7,7	15,8	0,658
3	7,6	16,1	0,671
4	9,0	6,2	0,258
5	8,7	7,8	0,325

Враховуючи те, що запропонована система має кількісні нормалізовані значення природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремої

доби у межах від 0 до 1, то нами вибрано сигмоїдальну функцію для активації нейронної мережі (рис. 5):

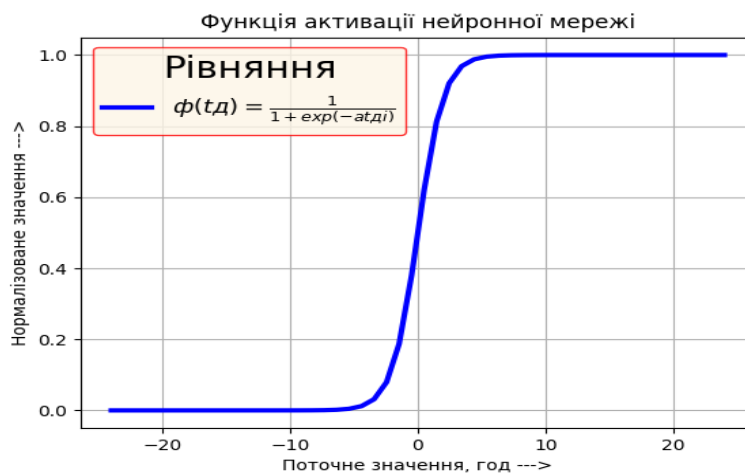


Рис. 5. Класична сигмоїдальна функція для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів на основі нейронної мережі

$$\phi(t_{di}') = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha t_{di})} \quad (2)$$

де  $\alpha$  – параметр нахилу.

Після цього формується словник із даними, які передбачають зберігання ваги нейрона. При цьому, одночасно із вагами нейронів фіксуються та зберігається значення номера прихованого шару, а також присвоєний номер індекса нейрона. Це значно

полегшить зчитування даних із словника без виконання перебору потрібних даних у масивах, що пришвидшить процес звернення до бази даних.

Пропонується структура нейрона така, яка забезпечить отримання одного статичного входу, який становитиме 1 і відобразатиме порогове значення нейрона (рис. 6).

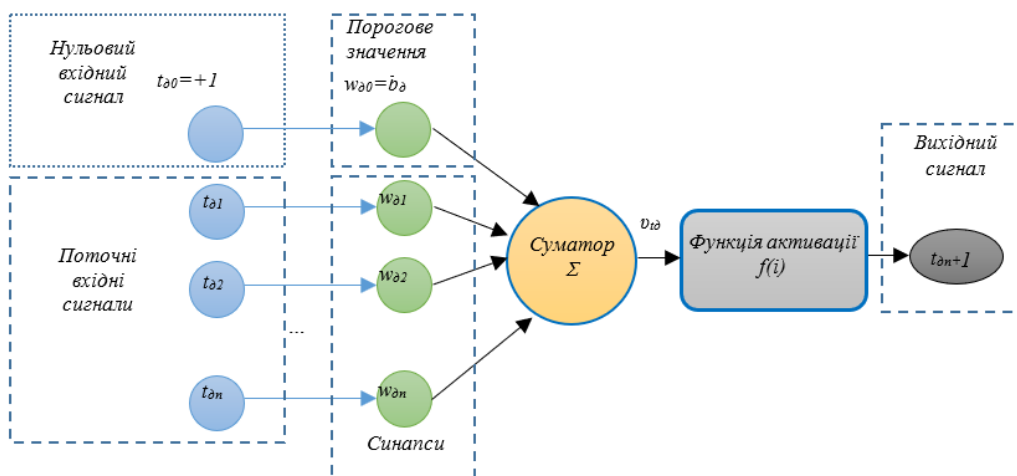


Рис. 6. Запропонована модель нейрона у системі планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів

Функція активації запропонованої моделі має вигляд:

$$t_{dn+1} = f\left(\sum_{i=1}^n t_{di} \cdot w_{di}\right). \quad (3)$$

Пропонується під час виконання навчання штучної нейронної мережі ваги нейрона ( $w_{di}$ ) зберігати у оперативній пам'яті. Саме це забезпечить зростання швидкодії та зниження тривалості процесу навчання. Отримані ваги нейронів ( $w_{di}$ ) записують у базу даних, що дає можливість їх використовувати за потреби. Запропонований алгоритм навчання нейронної мережі дає змогу прогнозувати природно-дозволений час виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів із заданою точністю. При цьому, кількість окремих прихованих шарів запропонованої нейронної мережі впливає на точність виконаного прогнозу природно-дозволеного часу виконання робіт. Водночас, за зростання кількості прихованих шарів, тривалість виконання навчання штучної нейронної мережі буде зростати. Рациональну кількість прихованих шарів штучної нейронної мережі слід підбирати експериментально, залежно від потреби точності виконання прогнозу.

Запропонована архітектура нейронної мережі передбачає використання багатозарово перцептрона, який дає можливість вирішувати задачу планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів. При цьому передбачається виконання навчання із учителем, так як у нас доступні статистичні дані попередніх періодів щодо зміни дефіциту вологості повітря, який зумовлює час початку та тривалість природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів. На підставі проведеного порівняльного аналізу методів машинного навчання із учителем, нами вибрано метод зворотного поширення похибки. Він базується на алгоритмі, який забезпечує мінімізацію помилки прогнозу завдяки поширенню сигналів помилки від

виходів мережі (прогнозної тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт) до її входів (значень тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт у попередніх добах), в напрямку, який є зворотним до прямого поширення сигналів.

### Результати підготовки початкових даних, навчання штучної нейронної мережі та оцінення точності моделі планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб.

З метою розв'язання науково-прикладної задачі планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів, розроблено програмне забезпечення мовою Python, яке базується на запропонованій архітектурі нейронної мережі. Враховуючи те, що існує потреба у короткостроковому прогнозуванні природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів, запропоновано використовувати мережу прямого поширення похибки із п'ятьма входами, що відображають значення тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт у попередніх добах. Ваги нейронів мережі зберігаються у базі даних MS SQL.

Для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проєктів, на підставі проведених експериментів визначено рациональну структуру нейронної мережі: 5 входів, які будуть значення тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт у 5 попередніх добах, та 2 прихованих шари, що мають по 7 та 5 нейронів. Для навчання нейронної мережі використано статистичні дані літніх місяців 2020 року щодо природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб (рис. 7), які характерні для умов Володимир-Волинського району Волинської області.

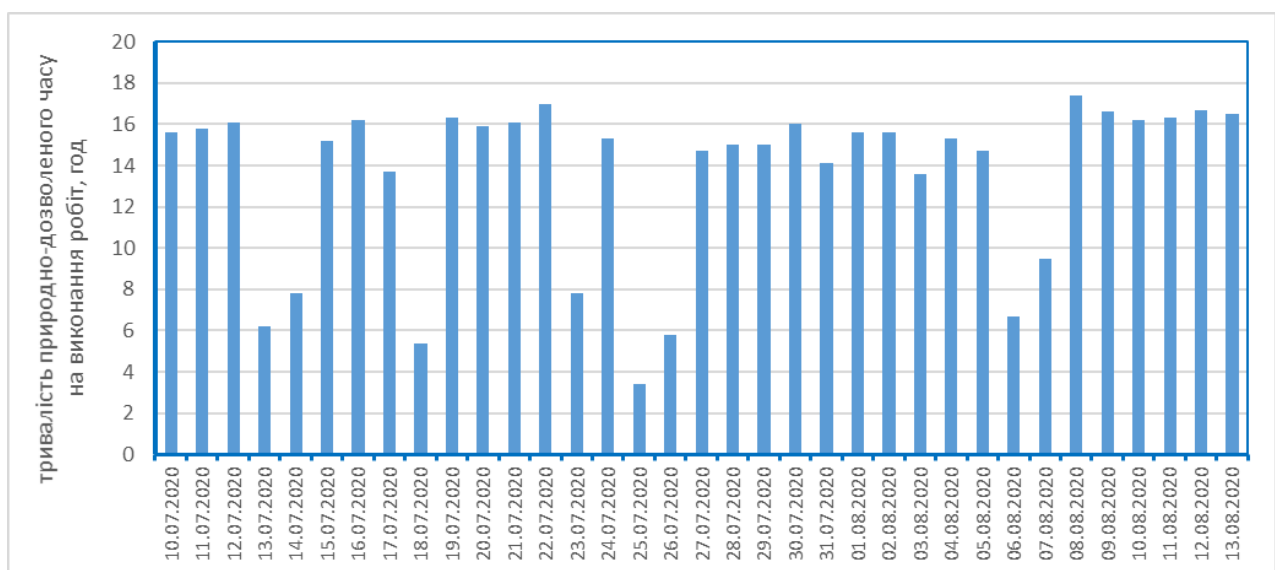


Рис. 7. Тенденції зміни природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб

На підставі отриманих даних побудовано гістограму зміни тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проектів (рис. 7), яка лежить в основі навчання нейронної мережі. У

окремих добах, де тривалість природно-дозволеного часу на виконання робіт становили  $t_{oi} < 12 \text{ год}$  спостерігалися опади.



Рис. 8. Результати планування тенденцій зміни природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проектів

Таблиця 2 – Ефективність нейронної мережі в залежності від кількості нейронів в двох прихованих шарах

Критерій	Np1 = 3 Np2 = 1	Np1 = 5 Np2 = 3	Np1 = 7 Np2 = 5	Np1 = 9 Np2 = 7
Час навчання, хв	7	112	151	578
MSE мережі	0,171	0,094	0,057	0,051
Гранична віднос-на похибка, %	±25,29	±14,42	±4,80	±4,46

Проведені дослідження на основі навчання нейронної мережі показують, що за умови, коли кількість епох збільшується понад 25000, похибка не перевищує 4,8 %. На підставі виконаного дослідження налаштованої штучної нейронної мережі встановлені тенденції зміни природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проектів (реальне та прогнозоване значення) для умов Володимир-Волинського району Волинської області (рис. 8).

Із представлених тенденцій зміни природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб життєвого циклу гібридних проектів (реальні та прогнозовані значення) видно, що використання запропонованої архітектури штучної нейронної мережі дає досить точний прогноз і це лежить в основі прийняття якісних управлінських рішень щодо планування змісту та часу виконання робіт у гібридних проектах.

**Висновки.** Обгрунтована структура нейронної мережі для планування природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж життєвого циклу гібридних проектів передбачає 5 входів, які будуть значення тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт у 5 попередніх добах, та 2 прихованих шари, що

мають по 5 нейронів. Архітектура нейронної мережі передбачає використання багат шарово перцептрона, виконання навчання із учителем та методу зворотного поширення похибки. Він базується на алгоритмі, який забезпечує мінімізацію помилки прогнозу завдяки поширенню сигналів помилки від виходів мережі (прогнозна тривалість природно-дозволеного часу на виконання робіт) до її входів (значень тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт у попередніх добах), в напрямку, який є зворотним до прямого поширення сигналів.

На підставі підготовлених початкових даних виконано навчання штучної нейронної мережі, що забезпечило створення штучної нейронної мережі, яка здатна прогнозувати тривалості природно-дозволеного часу на виконання робіт у програмному середовищі написаному на мові Python. Проведені дослідження на основі навчання нейронної мережі показують, що, коли кількість епох збільшується понад 25000, похибка не перевищує 4,8 %. Для навчання нейронної мережі використано статистичні дані літніх місяців 2020 року щодо природно-дозволеного часу виконання робіт впродовж окремих діб (рис. 7), які характерні для умов Володимир-Волинського району Волинської області. Отримані результати свідчать про те, що використання

запропонованої архітектури штучної нейронної мережі дає досить точний прогноз і це лежить в основі прийняття якісних управлінських рішень щодо планування змісту та часу виконання робіт у гібридних проєктах.

#### References (transliterated)

1. Salehi M., Farhadi S., Moieni A., Safaie N., Hesami M. A hybrid model based on general regression neural network and fruit fly optimization algorithm for forecasting and optimizing paclitaxel biosynthesis in *Corylus avellana* cell culture. *Plant Methods*, 2021, No. 17(1), P. 13
2. Tryhuba A., Tryhuba I., Bashynsky O., et al., Conceptual model of management of technologically integrated industry development projects. *15th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 2, pp. 155-158, September 2020.
3. Ratushny R., Bashynsky O. and Shcherbachenko O. Identification of firefighting system configuration of rural settlements. *Fire and Environmental Safety Engineering. MATEC Web Conf. Volume 247 (FESE 2018)*.
4. Lub P., Sharybura A., Sydorchuk L. et al., Information-analytical system of plants harvesting project management. *CEUR Workshop Proceedings*, 2020, 2565, pp. 244-253.
5. Tryhuba A., Boyarchuk V., Tryhuba I., Boyarchuk O., Ftoma O., Evaluation of Risk Value of Investors of Projects for the Creation of Crop Protection of Family Daily Farms. *Acta universitatis agriculturae et silviculturae mendelianae brunensis*, 67(5), (2019) 1357-1367.
6. Neskorodieva T., Fedorov E., Method for Automatic Analysis of Compliance of Expenses Data and the Enterprise Income by Neural Network Model of Forecast (MoMLeT&DS-2020). *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2631 (2020)
7. Zhang G. P. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 2003, No. 50, pp. 159-175.
8. Hippert H. S., Pedreira C. E., Souza R. C., Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2001, No. 16(1), pp. 44-55.
9. Tryhuba A., Boyarchuk V., Tryhuba I., Ftoma O., Padyuka R., Rudynets M. Forecasting the risk of the resource demand for dairy farms basing on machine learning (MoMLeT&DS-2020). *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2631 (2020)
10. Maier H. R., Dandy G. C. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: A review of modelling issues and applications, *Environmental Modelling and Software*, 2000, No. 15(1), pp. 101-124.
11. Ratushnyi R., 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, *Xlth International Scientific and Practical Conference on Electronics and Information Technologies (ELIT)*, pp. 34-39, September 2019.
12. Zhang G., Eddy Patuwo B., Hu M. Y. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 1998, No. 14(1), pp. 35-62.
13. Saiyad A., Patel A., Fulpagare Y., Bhargav A. Predictive modeling of thermal parameters inside the raised floor plenum data center using Artificial Neural Networks, *Journal of Building Engineering*, 2021, No. 42, P. 102-397
14. Kolesnikova K., Mezentseva O. and Savielieva O. Modeling of Decision Making Strategies In Management of Steelmaking Processes. *International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, 2019, pp. 455-460.
15. Hrusha V. M. Normalizatsiia ta zmenshennia rozmirnosti danykh khlorofil-fluorometriv [Normalization and dimensionality reduction of chlorophyll-fluorometer data]. *Kompiuterni zasoby, merezhi ta systemy* [Computer facilities, networks and systems]. 2017, No. 16. P. 76-86.
16. Ratushny R., Bashynsky O., Ptashnyk V. Planning of Territorial Location of Fire-Rescue Formations in Administrative Territory Development Projects. *CEUR Workshop Proceedings. Published in ITPM*, 2020.
17. Bashynsky O., Hutsol T., Rozkosz A., Prokopova O. Justification of Parameters of the Energy Supply System of Agricultural Enterprises with Using Wind Power Installations. *E3S Web of Conferences 154*, 2020.
18. Ratushny R., Horodetskyi I., Molchak Y., Grabovets V. The configurations coordination of the projects products of development of the community fire extinguishing systems with the project environment (ITPM-2021). *CEUR Workshop Proceedings*, 2021, vol. 2851
19. Batyuk B. and Dyndyn M. Coordination of Configurations of Complex Organizational and Technical Systems for Development of Agricultural Sector Branches. *Journal of Automation and Information Sciences 52(2)*, pp. 63-76. January 2020.
20. Bashynsky O., Garasymchuk I., Gorbovy O., et al. Research of the variable natural potential of the wind and energy energy in the northern strip of the ukrainian carpathians. *6th International Conference : Renewable Energy Sources (ICoRES 2019)*. *E3S Web of Conferences 154*, 06002, 2020.
21. Prydatko O., Borzov Y., Solotvynskyi I., Smotr O. and Didyk O., Informational System of Project Management in the Areas of Regional Security Systems' Development. *2th International Conference on Data Stream Mining and Processing, DSMP 2018*, 2018, pp. 187-192.

Надійшла (received) 01.02.2022

#### Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

**Тригуба Анатолій (Тригуба Анатолій, Tryhuba Anatoliy)** – доктор технічних наук, професор, Львівський національний аграрний університет, завідувач кафедри інформаційних систем та технологій; e-mail: trianamik@gmail.com; ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8014-5661>

**Кондисюк Ігор (Кондисюк Игорь, Kondysiuk Igor)** – Львівський державний університет безпеки життєдіяльності, здобувач; e-mail: Kondysiuk111@gmail.com; ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-0783-3251>

**Коваль Назар (Коваль Назар, Koval Nazar)** – Львівський державний університет безпеки життєдіяльності, доцент; e-mail: kovaln870@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7846-2924>

**Тригуба Інна (Тригуба Инна, Tryhuba Inna)** – кандидат сільськогосподарських наук, в.о. доцента, Львівський національний аграрний університет; e-mail: trinle@ukr.net.; ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5239-5951>

**Боярчук Оксана (Боярчук Оксана, Boiarchuk Oksana)** – кандидат технічних наук, в.о. доцента, Львівський національний аграрний університет; e-mail: boiarchuk\_oksana@ukr.net.; ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-3165-1669>

**Боярчук Олег (Боярчук Олег, Boiarchuk Oleh)** – кандидат технічних наук, в.о. доцента, Львівський національний аграрний університет; e-mail: boyarchuko@ukr.net.; ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-2491-7599>