

## СЕКЦІЯ 2 ДЕМОГРАФІЯ, ЕКОНОМІКА ПРАЦІ, СОЦІАЛЬНА ЕКОНОМІКА І ПОЛІТИКА

DOI: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2024-53-7>

УДК 331:005.95:330.4

**Тищенко Т.І.**

*кандидат економічних наук,  
доцент кафедри економіки та менеджменту  
Західнодонбаського інституту  
Міжрегіональної академії управління персоналом  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-8359-0541>  
E-mail: [rti230852@gmail.com](mailto:rti230852@gmail.com)*

**Грецька І.Г.**

*доцент кафедри економіки та менеджменту  
Західнодонбаського інституту  
Міжрегіональної академії управління персоналом  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-0529-8923>  
E-mail: [inngreckaya@gmail.com](mailto:inngreckaya@gmail.com)*

**Ченцова Ю.П.**

*доцент кафедри економіки та менеджменту  
Західнодонбаського інституту  
Міжрегіональної академії управління персоналом  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-9453-0864>  
E-mail: [yuliyachencova@gmail.com](mailto:yuliyachencova@gmail.com)*

### АЛГОРИТМ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ ОЦІНКИ ТА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ПІДБОРУ ПЕРСОНАЛУ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Стаття присвячена проблемі об'єктивної оцінки потенційних працівників та формування ефективних команд, що є однією з найважливіших у сучасному управлінні персоналом. Зростаюча конкуренція на ринку праці вимагає розробки нових інструментів для точного визначення відповідності кандидатів до вимог посади. В роботі проведено аналіз існуючих підходів до оцінки персоналу, розроблено модель багатокритеріальної оцінки, що включає широкий спектр критеріїв, та створено нейронну мережу для класифікації кандидатів на посади. Розроблений алгоритм дозволяє оцінити кандидатів за різними критеріями, враховуючи як професійні, так і особистісні якості. Штучна нейронна мережа забезпечує високу точність прогнозування відповідності кандидата до вимог посади. Результати дослідження можуть бути використані для оптимізації процесів підбору персоналу в різних організаціях, підвищення ефективності роботи команд та зниження ризиків пов'язаних з неправильним вибором кандидатів.

**Ключові слова:** багатокритеріальна оцінка, штучні нейронні мережі, підбір персоналу, управління проектами, алгоритм, класифікація.

#### **Tyshchenko Tetiana, Hretcka Inna, Chentsova Yuliia. ALGORITHM OF MULTI-CRITERION ASSESSMENT AND DECISION-MAKING FOR PERSONNEL SELECTION BASED ON NEURAL NETWORKS**

This article addresses the pressing issue of developing multi-criteria assessment algorithms for selecting project team members, which is a cornerstone of effective project management. Increasing competition in the labour market requires the development of new approaches to accurately determine the suitability of candidates for the position requirements. Modern trends in organizational management highlight the importance of team performance over individual leadership, making the composition and interaction of team members critical to the success of any project. The main challenge lies in designing mechanisms that assess not only formal attributes such as education and experience but also subjective factors, including motivation, creativity, and team work skills. The goal of the study is to develop a decision-making algorithm based on ANN for automating the evaluation process of potential candidates. By considering both qualitative and quantitative criteria, such as education, work experience, leadership, and adaptability, the proposed algorithm enhances objectivity and precision in forming optimal project teams. There search outlines a step-by-step methodology for implementing the ANN model. Initially, 19 evaluation criteria were

identified, grouped in to categories including professional and personal competencies. A scoring system from 0 to 10 was employed for consistent and measurable assessments. Each candidate's profile was mapped onto a multidimensional vector space, with ANN used to classify and rate as "suitable" or "unsuitable" based on their overall score. To validate the approach, the algorithm was tested on simulated candidate data, demonstrating high classification accuracy. A practical implementation example is provided, detailing how the model can predict the suitability of candidates by processing their input vectors. The findings underscore the efficacy of using ANN for personnel evaluation, providing a scalable solution to optimize team composition. The system's adaptability allows for adjustments in criteria weightage based on specific organizational needs, making it a versatile tool for human resource management.

**Key words:** multi-criteria assessment, artificial neural networks, personnel selection, project management, algorithm, classification.

**Постановка проблеми.** Сучасні тенденції в управлінні проектами дедалі більше акцентують увагу на команді виконавців, ніж на окремому керівнику. Ефективність функціонування організації в значній мірі залежить від оптимального складу та взаємодії членів команди. Тому актуальним завданням є розробка алгоритмів, які дозволяють об'єктивно оцінити потенційних кандидатів та сформувати команду з оптимальним набором компетенцій. Ключовою проблемою є розробка ефективного механізму відбору кандидатів на посаду виконавця проекту, який би враховував не лише формальні критерії (освіта, досвід), але й більш суб'єктивні характеристики, такі як мотивація, креативність, здатність до командної роботи.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У сучасній науковій літературі існує чимало методів та підходів для оцінювання персоналу. Систематизація науково-методичних підходів щодо оцінки персоналу якісно здійснена у роботах багатьох авторів, наприклад, Болдиревої Н.В., Тихонової Я.М., Мішуніної Е. та Храмова Б.А. [3], Гончаренко О.Г. [4], Сиволап Л.А. та Галіциною А.О. [8], Скворчевського О.Є. [9], Соколовської В.В., Бабчинської О.І. та Іванченко Г.В. [10], а також багатьох інших. Використання багатокритеріального підходу є найбільш доцільним для вирішення задачі оцінювання кандидатів на певні посади. Для розв'язання цього завдання у науковій літературі пропонуються різні методи, наприклад, багатокритеріальна оптимізація процесів підбору та розміщення персоналу на підприємстві у Скворчевського О.Є. [9]. Однак, сучасний етап розвитку інформаційних технологій вимагає сучасних підходів і до вирішення задачі вибору кандидатів на посаду чи виконавців проекту. Мова йде про використання штучних нейронних мереж. Так, у науковій літературі існують моделі нейронних мереж для аналізу поведінки працівників, зокрема, в працях Азарової А., Пугач В. [1], продуктивності та задоволеності роботою у

Акіменко В. [2], оцінки якості навчання персоналу, встановлення нормативів праці у Медведева В.С. [6] та інші.

**Метою статті** є розробка алгоритму багатокритеріальної оцінки та прийняття рішень про оцінку кандидата на посаду, заснований на використанні штучних нейронних мереж, який дозволить автоматизувати процес оцінки кандидатів та вибору оптимального складу команди виконавців проекту.

**Виклад матеріалу дослідження та його основні результати.** Для досягнення поставленої мети у роботі здійснено розробку алгоритму багатокритеріальної оцінки та прийняття рішень щодо підбору кадрів, який дозволяє підвищити об'єктивність та ефективність процесу формування команд виконавців проектів. Запропонований алгоритм наведено на рис. 1.

Для оцінки кандидатів на посаду необхідно врахування великої кількості критеріїв, оскільки сучасні професії вимагають від фахівців широкого спектру знань і навичок. Оцінка лише кількох критеріїв може дати неповну картину компетенцій кандидата. Кожен кандидат має унікальний набір сильних і слабких сторін. Врахування більшої кількості критеріїв дозволяє скласти більш точне уявлення про потенціал кожного з них. Коли кілька кандидатів мають схожий рівень за основними критеріями, додаткові критерії можуть допомогти зробити вибір на користь того, хто найкраще відповідає потребам компанії. Деякі важливі якості, такі як лідерські якості або креативність, можуть не бути явно виражені в резюме.

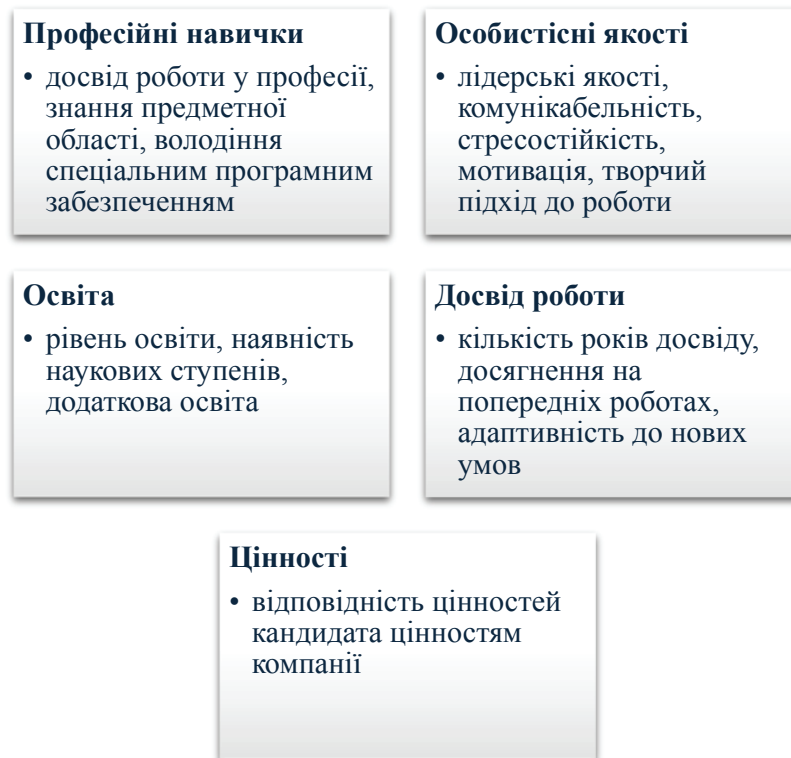
У науковій літературі з оцінювання персоналу [3, 4, 8–10] критерії оцінювання групуються наступним чином (рис. 2).

Опираючись на досвід вітчизняних та зарубіжних науковців [8–10], для розробки алгоритму багатокритеріальної оцінки та прийняття рішень для підбору персоналу у дослідженні було використано наступні критерії оцінювання (табл. 1).



**Рис. 1.** Алгоритм багатокритеріальної оцінки та прийняття рішень для підбору персоналу

*Джерело: розроблено авторами*



**Рис. 2.** Напрямки оцінювання персоналу

*Джерело: розроблено авторами на основі праць [3; 4; 8–10]*

Таблиця 1

## Перелік критеріїв оцінювання для підбору персоналу

№ з/п	Критерій оцінювання кандидата	Якісний / кількісний	№ з/п	Критерій оцінювання кандидата	Якісний / кількісний
1	Освіта	Якісний	11	Наявність аналітичних здібностей	Якісний
2	Досвід роботи	Кількісний	12	Стресостійкість	Якісний
3	Вік кандидата	Кількісний	13	Емоційна стабільність	Якісний
4	Стан здоров'я	Якісний	14	Рішучість	Якісний
5	Володіння іноземними мовами	Якісний	15	Виконавчість	Якісний
6	Наявність організаційних здібностей	Якісний	16	Готовність навчатися	Якісний
7	Вміння працювати у команді	Якісний	17	Схильність до ризику	Якісний
8	Вміння спілкуватися	Якісний	18	Ініціативність	Якісний
9	Здатність приймати рішення	Якісний	19	Відповідальність	Якісний
10	Вміння переконувати	Якісний			

Джерело: розроблено автором на основі праць [3; 4; 8–10]

Застосування такого переліку критеріїв оцінки для прийняття рішень щодо підбору персоналу обґрунтовується необхідністю врахування як професійних, так і особистісних характеристик претендентів, адже сучасний бізнес вимагає від співробітників не лише професійних знань, а й таких якостей, як креативність, адаптивність, здатність до командної роботи. Традиційні методи підбору часто не дозволяють оцінити ці якості в достатній мірі. Для залучення та утримання талановитих співробітників компанії повинні пропонувати не лише конкурентоспроможну заробітну плату, а й створювати умови для професійного розвитку. Це вимагає більш виваженого підходу до підбору персоналу. Неправильний вибір кандидата може призвести до значних фінансових втрат і зниження ефективності роботи компанії. Багатокритеріальна оцінка дозволяє мінімізувати такі ризики. Визначені критерії застосовуються для оцінки кандидатів за певною шкалою на основі анкетування, співбесіди чи спостереження.

Для оцінки кандидатів за кожним критерієм пропонується використовувати бальну систему, яка дозволяє точно визначити рівень розвитку кожної якості. Шкала оцінювання розподілена від 0 до 10 балів, де 0 балів відповідає повному відсутності якості, а 10 балів – її максимальному прояву. Кожний баловий інтервал відповідає певному рівню розвитку якості: від «незначного» до «дуже сильного». За результатами оцінювання були складені детальні профілі ідеального кандидата для кожної позиції (професіограми), що дозволить порівнювати претендентів між собою.

Розглянемо задачу вибору найкращого кандидата як задачу класифікації. Кожен кандидат буде класифікований як «придатний» або «непридатний» на основі заданих критеріїв.

Вхідними даними для розв'язання задачі є вектор характеристик кандидата: кожен елемент вектора відповідає одному з критеріїв оцінки. Для якісних характеристик використовуємо шкалу від 0 до 10, як було вказано вище. Для кількісних характеристик (вік, досвід) необхідно провести нормалізацію даних, щоб всі характеристики мали однаковий масштаб. Вхідними даними задачі будуть бінарні результати функції відгуку: 1 – кандидат підходить, 0 – кандидат не підходить.

На етапі розробки архітектури нейронної мережі слід врахувати, що кількість нейронів має дорівнювати кількості критеріїв оцінки (19). Кількість і розмір прихованих шарів залежить від складності задачі та кількості даних. На цьому етапі можна експериментувати з різними архітектурами, такими як багатошаровий перцептрон (MLP), згорткові нейронні мережі (CNN) або рекурентні нейронні мережі (RNN) [2, 5, 11]. Вихідним шаром мережі буде один нейрон з сигмоїдною функцією активації для отримання ймовірності того, що кандидат підходить. Розглянута задача є задачею бінарної класифікації, тому для налаштування функції втрат варто використати бінарну крос-ентропію [11].

Після проектування мережі здійснюється її навчання на великому наборі даних (інформація про кандидатів за результатами оцінювання за критеріями). Дані слід розділити на навчальний, валідаційний

та тестовий набори. Для навчання мережі варто використовувати алгоритм зворотного поширення помилки, оскільки він дозволяє оптимальним чином налаштувати ваги для нейронів кожного шару. Після етапу навчання здійснюється етап валідації на відповідному наборі даних, завдяки чому відбувається налаштування гіперпараметрів моделі та запобігання перенавчання.

Готову нейронну мережу тестують на тестовому наборі даних з метою оцінювання її точності. Якщо результати тестування є високої якості – побудовану нейронну мережу можна використовувати для оцінювання кандидатів.

Виходячи з поставленої задачі та наявних даних, найбільш доцільним типом нейронної мережі буде багатошаровий перцептрон (Multi-Layer Perceptron, MLP). Мережі MLP здатні апроксимувати будь-яку нелінійну функцію, що робить їх універсальним інструментом для вирішення широкого спектра задач, включаючи класифікацію. MLP має відносно просту структуру, що складається з вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів та вихідного шару. Це полегшує розуміння та реалізацію моделі. MLP може працювати як з кількісними, так і з якісними даними після відповідної перетворення. Кількість нейронів у прихованих шарах та кількість самих шарів можна змінювати для досягнення бажаної точності моделі. Інші типи нейронних мереж не підходять для вирішення поставленої задачі, оскільки, наприклад, згорткові нейронні мережі (CNN) зазвичай використовуються для обробки зображень та аудіо, де є певна просторова або часова структура даних. У нашому випадку дані не мають такої

структури. Рекурентні нейронні мережі (RNN) використовуються для обробки послідовних даних, таких як тексти або часові ряди, що не відповідає вихідним даним розглянутої задачі. Таким чином багатошаровий перцептрон є оптимальним вибором для вирішення задачі оцінки персоналу за заданими критеріями. Його універсальність, простота та гнучкість дозволяють ефективно працювати з різними типами даних та досягати високої точності класифікації [5].

Для реалізації даного етапу алгоритму були зібрані дані про кандидатів, які вже були протестовані, та оцінка їхньої придатності. Множина даних була розбита на навчальний, валідаційний та тестовий набори у співвідношенні 70%, 15% і 15% відповідно.

Схематичне зображення моделі наведено на рис. 3.

Сформулюємо математичну постановку задачі:

Нехай  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{19}\}$  – вхідний вектор значень критеріїв якості кандидата, які формують вхідний шар мережі.

Сформуємо функцію відгуку для першого прихованого шару:

$H_1 = \sigma(W_1 \cdot X + b_1)$ , де  $W_1$  – матриця ваг для першого шару,  $b_1$  – вектор зсувів, а  $\sigma$  – функція активації ReLU.

Матриця ваг  $W_1$  відіграє ключову роль у роботі системи, виконуючи функцію обробки вхідної інформації та перетворення її на результати. Ваги відображають силу зв'язку між нейронами, визначаючи, наскільки сильно введення впливає на вихід.

Функція активації дозволяє перетворювати вхідні значення в діапазон, що

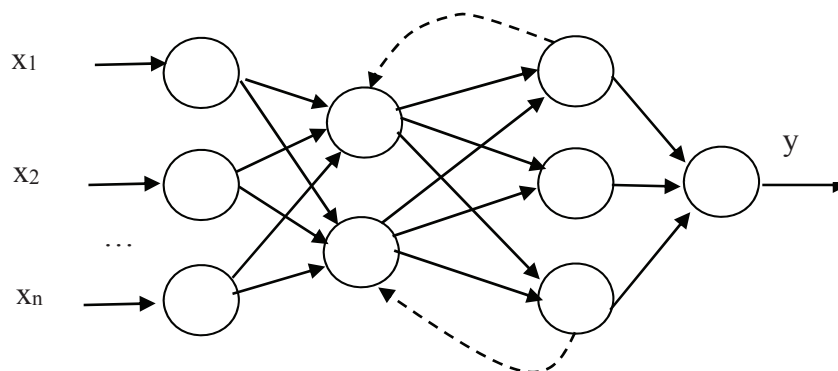


Рис. 3. Схема штучної нейронної мережі вирішення задачі вибору кращого кандидата



спрощує обчислення. Однією з найпоширеніших функцій активації є сигмоїдна функція, яка повертає значення в межах від 0 до 1 (рис. 4).

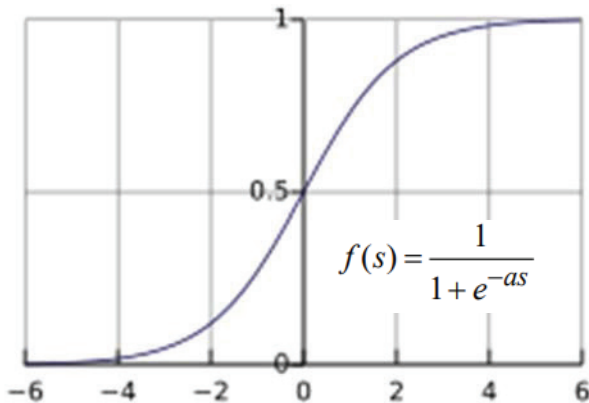


Рис. 4. Вигляд сигмоїдної функції активації

Джерело: [5]

Другий прихований шар:

$$H_2 = \sigma(W_2 \cdot H_1 + b_2).$$

Вихідний шар:

$y = \sigma(W_3 \cdot H_2 + b_3)$ , де  $y \in [0,1]$  – ймовірність придатності кандидата.

Модель була реалізована мовою програмування python. Для розв'язання задачі було реалізовано наступні блоки коду (табл. 2).

Після побудови моделі здійснюється її навчання з використанням функції `model.fit()`. Для цього необхідно вхідні дані (X) та вихідне значення ймовірності (y) визначити до початку навчання, завантаживши дані з файлу. X має розмірність (кількість кандидатів, 19 критеріїв),

у містить бінарні значення: 1 для придатних кандидатів і 0 для непридатних:

```
model.fit(X, y, epochs=50, batch_size=10, validation_split=0.2)
```

Після успішного навчання можна здійснюється прогнозування на нових даних. Для оцінки нового кандидата потрібно завантажити вектор з 19 характеристик кандидата:

```
new_X = [...]
```

та виконати прогнозування:

```
prediction = model.predict([new_X])
```

За отриманими результатами визначити придатність чи непридатність кандидата.

Цей код створює, навчає і виконує прогноз на основі моделі для класифікації придатності кандидатів на основі їх характеристик. Результати прогнозування для п'яти кандидатів за їх вхідними характеристиками наведені у табл. 3.

У побудованій моделі слід врахувати також, що для різних посад критерії оцінювання кандидатів можуть мати різну вагу. Тобто постає потреба зважити вплив критеріїв при оцінюванні кандидатів на різні посади: керівники, спеціалісти, допоміжний персонал, тощо

Щоб скоригувати ваги моделі й таким чином змінити вплив критеріїв на оцінку кандидатів, можна змінити ваги різних критеріїв у вхідних даних. Наприклад, для керівників можна встановити більшу вагу на критеріях, які відображають лідерські здібності, відповідальність і досвід роботи.

Наприклад, задати коефіцієнти ваг для критеріїв для різних посад можна наступним чином:

Таблиця 2

Структурні частини коду програми побудови штучної нейронної мережі розв'язання задачі багатокритеріального вибору персоналу

Назва блоку коду	Варіанти команд
Підключення необхідних бібліотек та методів	<code>Import tensorflow from tensorflow.keras.models import Sequential from tensorflow.keras.layers import Dense</code>
Визначення моделі	<code>model = Sequential()</code>
Створення вхідного шару з 19 нейронів по одному для кожного критерію	<code>model.add(Dense(19, input_dim=19, activation='relu'))</code>
Перший прихований шар з 32 нейронів і активацією ReLU	<code>model.add(Dense(32, activation='relu'))</code>
Другий прихований шар з 16 нейронів і активацією ReLU	<code>model.add(Dense(16, activation='relu'))</code>
Вихідний шар з 1 нейроном і сигмоїдною активацією для ймовірності	<code>model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))</code>
Компіляція моделі	<code>model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])</code>
Перевірка архітектури моделі	<code>model.summary()</code>

Джерело: розроблено автором на основі праць [2; 7; 11]

Таблица 3

**Результати застосування нейронної мережі  
для оцінки претендентів на посаду виконавця проекту**

Вектор вхідних даних $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{19}\}$	Відгук вихідного шару $y$	Рішення
$X_1 = \left\{ \begin{array}{l} 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, \\ 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10 \end{array} \right\}$	$y = 1$	Придатний
$X_2 = \left\{ \begin{array}{l} 10, 10, 7, 8, 9, 10, 9, 10, 10, \\ 10, 10, 6, 10, 5, 10, 10, 8, 10, 10 \end{array} \right\}$	$y = 1$	Придатний
$X_3 = \left\{ \begin{array}{l} 8, 8, 7, 8, 9, 10, 9, 10, 6, \\ 4, 8, 6, 10, 5, 3, 10, 8, 6, 10 \end{array} \right\}$	$y = 1$	Придатний
$X_4 = \left\{ \begin{array}{l} 10, 3, 5, 6, 5, 4, 5, 5, 3, \\ 4, 8, 6, 5, 5, 3, 6, 8, 6, 4 \end{array} \right\}$	$y = 0$	Непридатний
$X_5 = \left\{ \begin{array}{l} 7, 3, 8, 4, 7, 2, 6, 7, 3, \\ 4, 3, 6, 5, 4, 3, 6, 3, 5, 4 \end{array} \right\}$	$y = 0$	Непридатний

*Джерело: розроблено авторами*

weights = {"керівник": [1.5, 1.2, ..., 1.3], "спеціаліст": [1.0, 1.1, ..., 1.0], "допоміжний": [0.8, 1.0, ..., 0.9]}

Потім необхідно скоригувати вектор вхідних даних на визначені ваги:

adjusted\_X = X \* weights ["керівник"]

Якщо є можливість розділити кандидатів на групи (керівники, спеціалісти, допоміжний персонал), то найкраще натренувати окрему модель для кожної групи. Це дозволяє оптимізувати ваги так, щоб вони найкраще відповідали вимогам конкретної посади.

Також можна додати додатковий вхідний шар, який прийматиме як самі характеристики кандидатів, так і ваги для кожного критерію.

Якщо навчальні дані для кожної посади мають різну важливість, можна змінювати ваги втрат моделі для кожної групи. Це налаштовується через параметр class\_weight у функції fit(). Але для роботи з різними критеріями краще підійдуть інші методи, що дозволяють гнучко керувати впливом критеріїв і адаптувати нейронну мережу до різних вимог для різних посад.

**Висновки.** Моделі оцінювання персоналу на основі нейронних мереж здатні обробляти численні критерії одночасно, виявляючи нелінійні та приховані закономірності між ними, що часто важко зробити традиційними методами. Моделі можуть навчатися на великих обсягах даних та адаптуватися до змінних умов, підлаштовуючись під нові критерії оцінки або зміни в

організаційній культурі. Нейронні мережі можуть працювати як із числовими, так і з якісними даними, що розширює можливість обробки різних типів інформації для більш точної оцінки потенціалу кандидатів. Після навчання нейронна мережа оцінює нові дані швидко, що корисно при великих обсягах кандидатів. Таким чином, нейронні мережі є гнучким та ефективним інструментом для багатофакторної оцінки персоналу, особливо у великих організаціях або в умовах складних вимог до компетенцій.

Ефективність моделі безпосередньо залежить від якості та кількості навчальних даних. Після навчання моделі необхідно проаналізувати, які саме критерії найбільше впливають на рішення моделі. Вимоги до кандидатів на вакантні посади у конкретній компанії та на ринку праці постійно змінюються, тому модель необхідно періодично перенавчати на нових даних.

Таким чином, використання запропонованого алгоритму багатокритеріальної оцінки на основі штучної нейронної мережі дозволяє підвищити об'єктивність процесу відбору, мінімізувавши вплив суб'єктивних факторів на рішення; збільшити ймовірність успішного найму, обравши кандидата, який максимально відповідає вимогам посади; поліпшити адаптацію нових співробітників, створивши команду, члени якої доповнюють один одного; зменшити плинність кадрів.

**БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:**

1. Азарова А., Пугач В. Оцінювання рівня управління людським капіталом із застосуванням нейронної мережі Хеммінга. *Економіка та суспільство*. 2022. № 37. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-37-7>
2. Акіменко В. Штучні нейронні мережі в задачах групування та аналізу інформації. URL: [https://csc.knu.ua/media/study/asp/art\\_net\\_group\\_inf\\_akimenko/lecture/lec1.pdf](https://csc.knu.ua/media/study/asp/art_net_group_inf_akimenko/lecture/lec1.pdf) (дата звернення: 10.11.2024).
3. Болдирева Н.В., Тіхонова Я.М., Мішуніна Е., Храмов Б.А. Сучасні технології і методи оцінки персоналу: плюси і мінуси. *Вісник інституту світових цивілізацій*. 2019. № 2(23). С. 46–57. URL: <http://imc-i.ru/userfiles/ufiles/vestnik23.pdf> (дата звернення: 10.11.2024).
4. Гончаренко О.Г. Методи оцінки персоналу і їх вплив на ефективність діяльності організаційних систем. *Науковий вісник Сіверщини. Серія: Освіта. Соціальні та поведінкові науки*. 2023. № 2 (11). С. 63–75.
5. Інформаційна сторінка архітектур нейронних мереж. URL: <https://www.intuit.ru/studies/courses/6/6/lecture/178?page=3> (дата звернення: 06.10.2024).
6. Медведєв В.С. Використання нейронних мереж для нормування праці виробничого персоналу. *Бізнес-Інформ*. 2012. № 8. С. 131–133.
7. Надрігайло Т. Ж., Молчанова К. А. Аналіз нейронних алгоритмів. *Математичне моделювання*. 2011. № 2 (25). С. 46–52.
8. Сиволап Л.А., Галіцина А.О. Дослідження сучасних методів оцінки персоналу. *Ефективна економіка*. 2021. № 11. DOI: <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.11.24> (дата звернення: 16.11.2024).
9. Скворчевський О.Є. Багатокритеріальна оптимізація процесів підбору та розміщення персоналу на підприємстві. *Вісник Нац. техн. ун-ту «ХПІ»: зб. наук. пр. Сер. : Економічні науки*. Харків : НТУ "ХПІ", 2016. № 47 (1219). С. 41–45.
10. Соколовська В.В., Бабчинська О.І., Іванченко Г.В. Методи оцінки персоналу: роль та значення в управлінні. *Агросвіт*. 2019. № 20. С. 93–98.
11. Штучні нейронні мережі. URL: <https://www.slideshare.net/LesiaSobolevska/ai-8-75922490> (дата звернення: 06.10.2024).

**REFERENCES:**

1. Azarova A., Puhach V. (2022) Otsiniuvannia ravnia upravlinnia liudskym kapitalom iz zastosuvanniam neironnoi merezhi Khemminha [Estimating the level of human capital management using the Hamming neural network]. *Ekonomika ta suspilstvo*, vol. 37.
2. Akimenko V. Shtuchni neironni merezhi v zadachakh hrupuvannia ta analizu informatsii [Artificial neural network sintasks of information grouping and analysis]. Available at: [https://csc.knu.ua/media/study/asp/art\\_net\\_group\\_inf\\_akimenko/lecture/lec1.pdf](https://csc.knu.ua/media/study/asp/art_net_group_inf_akimenko/lecture/lec1.pdf) (accessed October 11, 2024).
3. Boldyreva N. V., TikhonovaYa. M., Mishunina E., Khramtsov B. A. (2019) Suchasni tekhnologii i metody otsinky personalu: pliusy i minusy [Modern technologies and methods of personnel evaluation: prosandcons.]. *Visnyk instytutu svitovykh tsyvilizatsii*, vol. 2(23), pp. 46–57. Available at: <http://imc-i.ru/userfiles/ufiles/vestnik23.pdf> (accessed October 11, 2024).
4. Honcharenko O. H. (2023) Metody otsinky personalu i yikh vplyv na efektyvnist dialnosti orhanizatsiinykh system [Personnel evaluation methods and their impacton the effectiveness of organizational systems]. *Naukovyi visnyk Sivershchyny. Serii: Osvida. Sotsialni ta povedinkovi nauky*, vol. 2 (11), pp. 63–75.
5. Informatsiina storinka arkhitektur neironnykh merezh [ Information page of neural network architectures.]. Available at: <https://www.intuit.ru/studies/courses/6/6/lecture/178?page=3> (accessed October 6, 2024).
6. Medvediev V. S. (2012) Vykorystannia neironnykh merezh dlia normuvannia pratsi vyrobnychoho personalu [The use of neural networks to regulate the work of production personnel.]. *Biznes-Inform*, vol. 8, pp. 131–133.
7. Nadryhailo T. Zh., Molchanova K. A (2011) Analiz neironnykh alhorytmiv [Analysis of neural algorithms]. *Matematychni modeliuвання*, vol. 2 (25), pp. 46–52.
8. Syvolap L. A., Halitsyna A. O. (2021) Doslidzhennia suchasnykh metodiv otsinky personalu [Study of modern methods of personnel evaluation]. *Efektivna ekonomika*, vol. 11. DOI: <https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.11.24> (accessed November 16, 2024).
9. Skvorchevskiy O. Ye. (2016) Bahatokryterialna optymizatsiia protsesiv pidboru ta rozmishchennia personalu na pidpriemstvi [Multi-criteria optimization of personnel selection and placement processes at the enterprise ] *VisnykNats. tekhn. un-tu "KhPI": zb. nauk. pr. Ser. : Ekonomichni nauky*. Kharkiv: NTU "KhPI", vol. 47 (1219), pp. 41–45.
10. Sokolovska V.V., Babchynska O.I., Ivanchenko H.V. (2019) Metody otsinky personalu: rol ta znachennia v upravlinni [Personnel evaluation methods: role and significance in management]. *Ahrosvit*. vol. 20, pp. 93–98.
11. Shtuchni neironni merezhi [Artificial neural networks]. Available at: <https://www.slideshare.net/LesiaSobolevska/ai-8-75922490> (accessed October 6, 2024).

Стаття надійшла до редакції 27.11.2024.  
The article was received 13 November 2024.