УДК 004.9,005.95 DOI: https://doi.org/10.33099/2304-2745/2021-3-73/74-81

Прокопенко О. С. (0000-0002-5482-0317)
Рибидайло А. А., кандидат технічних наук, старший науковий співробітник (0000-0002-6156-469X)

Центр воєнно-стратегічних досліджень Національного університету оборони України імені Івана Черняховського, Київ

Формування множини альтернатив для комплектування вакантних посад військових організаційних структур

Резюме. Запропоновано методику формування множини альтернатив для кадрового рішення щодо комплектування вакантних посад військових організаційних структур на основі застосування технології нейронних мереж.

Ключові слова: кадрове рішення; управління кар'єрою; військова організаційна структура; штучна нейронна мережа; рейтинг кандидата на посаду.

Постановка проблеми. Сучасний етап реформування Збройних Сил України здійснюється в умовах складної воєнно-політичної та економічної ситуації, яка склалася внаслідок збройної агресії Російської Федерації. Це обумовлює підвищенні вимоги до гарантованого і якісного укомплектування військових організаційних структур підготовленим і вмотивованим персоналом.

Найбільш дієвим механізмом вирішення зазначеного завдання є розроблення і впровадження відповідного інформаційно-аналітичного забезпечення для:

проведення обліку персоналу з урахуванням індивідуальних професійних компетентностей і морально-ділових якостей кожної особистості;

постійний моніторинг вакантних посад і найбільш дефіцитних спеціальностей;

прогнозування потреби у кадрових ресурсах, відповідно до реальних та потенційних загроз у сфері національної безпеки і оборони;

упровадження доброчесних і прозорих процедур кар'єрного просування персоналу [1].

На особливу увагу заслуговують інформаційні системи підтримки прийняття рішень у сфері управління людськими ресурсами, які надають необхідну інформаційну підтримку для прийняття обґрунтованих, доброчесних і прозорих кадрових рішень.

Завдання щодо призначення військовослужбовця на вакантну посаду визначеної військової організаційної структури на сьогодні вирішується у такому порядку:

формування списку кандидатів на вакантну посаду за результатами щорічного оцінювання;

рейтингування кандидатів;

розроблення рекомендацій відбірковою комісією на основі врахування додаткових характеристик кандидатів – цей процес не автоматизовано;

надання уточненого рейтингованого списку кандидатів уповноваженій особі для прийняття кадрового рішення

Актуальним вважається завдання автоматизації процесу уточнення рейтингу кандидатів на вакантну посаду з урахуванням їх додаткових характеристик.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останніми роками, керівництвом Міністерства оборони України і Генерального штабу Збройних Сил України значна увага приділяється вирішенню завдань зі створення сучасної системи кадрового менеджменту на основі автоматизації процесів управління персоналом [2–4].

На поточний момент спеціальне програмне забезпечення інформаційно-аналітичної системи (ІАС) "Персонал" дає змогу здійснювати в автоматизованому режимі основні процеси обліку і управління персоналом. Архітектура, програмна середа, засоби розроблення та налаштування процесів дає змогу створювати нові та удосконалювати існуючи процеси управління кар'єрою.

Проте під час розрахунку рейтингу кандидатів до просування на вищі посади враховуються лише результати щорічного оцінювання військовослужбовців ЗС України [5]. Тобто, під час формування множини можливих альтернатив для кадрового рішення до уваги не беруться додаткові характеристики кандидатів (термін перебування на посаді, досвід бойових дій / миротворчих операцій, ВОС тощо).

Перспективним напрямом у теорії прийняття рішень набуло застосування

інформаційних технологій на основі штучного інтелекту. Основними завданнями їх застосування у системах підтримки прийняття рішень є вирішення завдань класифікації, де штучний інтелект є своєрідним інструментом виконання функцій, що асоціюється з інтелектом людини – логічне мислення, навчання та самовдосконалення [6].

Питання нейромережевої оцінки компетенцій персоналу досліджено у роботі [7]. Проведені дослідження щодо класифікації персоналу на основі оцінювання набутих ними професійних компетентностей, завдяки розробленій штучній нейронній мережі (ШНМ). Запропоновано методичний підхід навчання ШНМ, який може бути використаний для вирішення іншого кола питань управлінської діяльності.

У роботі [8] запропоновано забезпечення можливості об'єктивного та повного аналізу поточного стану об'єкта через використання удосконалених нечітких темпоральних моделей стану об'єкта, удосконаленої процедури прогнозування стану об'єкта та удосконаленої процедури навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують. Можливість уточнення інформації про стан об'єкта моніторингу досягається завдяки використанню удосконаленої процедури навчання. Сутність її полягає в тому, що відбувається навчання синоптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі загалом.

Мета статті – висвітлення методики формування рейтингових списків кандидатів до призначення на вакантні посади із застосуванням технології нейронних мереж, яка на відміну від існуючої дає змогу автоматизовано врахувати додаткові характеристики кандидатів.

Виклад основного матеріалу. Принцип побудови систем підтримки прийняття рішень на основі штучного інтелекту заснований на використанні ШНМ.

ШНМ являє собою математичну модель та її програмно-апаратне відтворення. ШНМ імітує діяльність нервової системи людини, побудованої на основі системи пов'язаних між собою штучних нейронів. Кожен штучний нейрон є своєрідним процесором, у якому закладається найпростіший алгоритм перетворення вхідних параметрів з нейронів попереднього шару, формування вихідних параметрів і їх передавання до нейронів наступного шару [9].

ШНМ складається з трьох типів елементів (рис. 1).

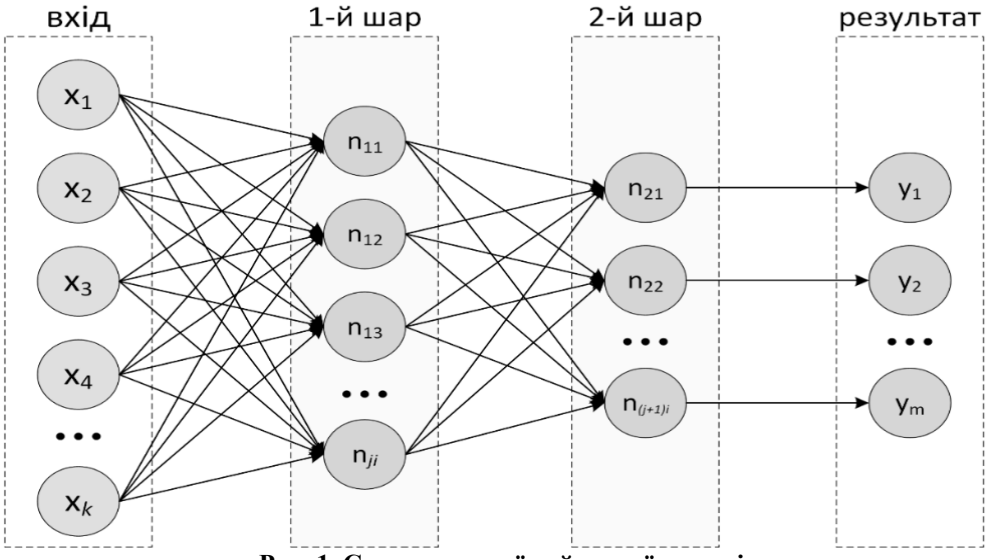

Рис. 1. Схема штучної нейронної мережі

До *першого типу* елементів відносяться вхідні сигнали, кожен з яких на вході приймає значення певної характеристики об'єкта спостереження $x_1, x_2, ..., x_k \mid k = \overline{1, K}$ (де K – кількість характеристик).

Другими типами елементів є асоціативні елементи – нейрони скритого шару $n_{11}, n_{12}, ..., n_{ji} \mid i = \overline{1, I}, j = \overline{1, J}$ (де J – кількість шарів, I – кількість нейронів у шарі), які об'єднуються зв'язками з елементами першого типу і передають сигнали на реагуючі елементи. Одночасно можуть існувати від одного до декількох скритих шарів, залежно від складності моделі і результатів, яких необхідно досягти. Штучні нейрони кожного шару також асоціативно пов'язані між собою.

До *третього типу* відносяться елементи вихідного сигналу ШНМ $y_1, y_2, ..., y_m \mid \mathrm{m} = \overline{1, M}$ (де M – кількість елементів вихідного сигналу), тобто очікуваний від ШНМ результат.

Система з'єднаних між собою штучних нейронів у мережу з керуючим впливом, здатні вирішували завдання різного характеру і рівня складності. Відмінною особливістю ШНМ від звичайних алгоритмів вирішення завдань у аналогічних процесах полягає у необхідності їх навчання.

Найпростішим елементом ШНМ є перцептрон [10] (рис. 2).

На вхід перцептрону потрапляють вхідні дані $x_1, x_2, ..., x_k$. Вхідну інформацію штучний нейрон отримує через синапси, а вихідна інформація у вигляді результату отримується через аксон.

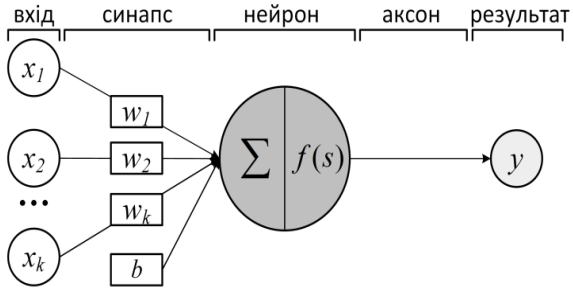

Рис. 2. Схема простого перцептрону

Кожен синапс має свою вагу $w_1, w_2, ..., w_k$, яка визначає, наскільки відповідний вхід нейрона впливає на його стан. Отже, стан штучного нейрона розраховується таким чином:

$$S = \sum_{k=1}^{K} x_k w_k + b,$$

де K – число вхідних значень штучного нейрона;

x_k – значення *k-го* входу штучного нейрона;

w_k – значення *k-го* синапсу;

b – значення зміщення (bias) [10].

Значення аксона нейрона є значенням функції активації, яку можна представити у вигляді:

$$Y = f(S).$$

Для моделювання нейронної мережі, необхідно визначити її гіперпараметри:

кількість шарів мережі, скритих шарів та нейронів у кожному шарі;

функції активації, які використовуватимуться у нейронах кожного шару.

Зазначені параметри визначаються експериментально і в процесі навчання нейронної мережі можуть бути змінені.

Практика побудови і використання ШНМ не надає однозначних відповідей на те, яку кількість нейронів має містити кожен шар, і скільки скритих шарів має бути, але їх кількість обов'язково має бути більшою ніж кількість вхідних і вихідних параметрів. Далі, у процесі навчання нейронної мережі число означених її складових може збільшуватись або зменшуватись, залежно від достовірності вихідних даних.

Для вирішення поставленої задачі – автоматизація процедури формування рейтингового списку кандидатів до призначення на вакантну посаду з урахуванням їх додаткових характеристики – архітектура штучної нейронної мережі побудована на двох скритих шарах, параметри яких містять:

1-й шар – 9 нейронів, який через синаптичні зв'язки приймає дані про шість характеристик кандидатів $X = \{x_1 ... x_6\}$;

2-й шар – 3 нейрони, який зв'язує синапси 1-го скритого шару і вихідний шар, нейрони якого через аксони формують вихідні дані Y.

Як функції активації для першого скритого шару використовуватиметься функція зрізаного лінійного вузла (англ. rectified linear unit, ReLU), рис. 3:

$$f(S) = \max(0, S) = \begin{cases} 0 \mid S < 0 \\ S \mid S \geq 0 \end{cases}. \quad (1)$$

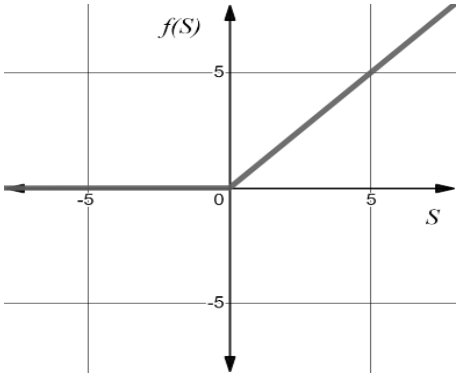

Рис. 3. Функція активації лінійного зрізаного вузла (ReLU)

Функція ReLU є лінійною тотожністю для всіх позитивних значень і нулем для негативних. Переваги використання цієї функції полягають у більш швидкому проведенні розрахунків, більш швидкому і ефективному навчанні ШНМ, кращому градієнтному поширенні та інваріантності відносно масштабування [9].

Як вхідні дані використовуються

персональні кількісно-якісні характеристики військовослужбовців, а саме:

x_1 – інтегральна оцінка кандидата, розрахована за допомогою методики визначення рейтингу [5];

x_2 – рівень вмотивованості військовослужбовців, який оцінюється за допомогою методики, висвітленої у роботі [11];

x_3 – строк перебування на попередній посаді;

x_4 – особисті вподобання (посада, на якій військовослужбовець бажає проходити військову службу);

x_5 – рекомендації прямого начальника за результатами щорічного оцінювання;

x_6 – профіль службової діяльності військовослужбовця.

Вхідні дані до нейронної мережі можна представити у вигляді вектора-стовпця, де чисельне значення кожного елемента є натуральним числом, яке являє собою відповідну оцінку за кожен критерій:

$$X = (x_i)_{i=\overline{1,I}},$$

де $I = 6$ – кількість вхідних параметрів нейронної мережі.

Як вихідні дані визначимо три класи відповідності військовослужбовця вакантній посаді (Y):

y_1 – кандидата доцільно призначити на вакантну посаду;

y_2 – допустимо призначення кандидата на вакантну посаду (необхідно набути додаткові фахові компетентності тощо);

y_3 – кандидата не доцільно призначати на вакантну посаду.

Вихідні дані з нейронної мережі можна представити у вигляді вектора-стовпця

$$Y = (y_k)_{k=\overline{1,K}},$$

де $K = 3$ – кількість вихідних параметрів нейронної мережі.

Чисельне значення в одному з класів вихідних даних має прагнути до одиниці, при цьому у решти класів це значення прагне до нуля, а сума значень вихідних параметрів нейронної мережі дорівнює одиниці:

$$\sum_{k=1}^{K} y_k = 1.$$

Отже, на підставі оцінювання нейронною мережею персональних характеристик кандидатів, формуються уточнені рейтингові списки кандидатів на вакантну посаду, які розміщуються у відповідних класах – альтернативах рішення.

Особа, яка приймає рішення, розглядає список кандидатур кожного класу і на підставі особистого професійного досвіду і наданих повноважень, вибирає кандидатуру, для прийняття кадрового рішення щодо призначення.

Другий скритий шар буде вихідним, отже для нього не обов'язково використовувати функцію активації нейронів.

Структурна модель запропонованої нейронної мережі наведена на рис. 4.

Алгоритм роботи штучної нейронної мережі побудовано на основі методу прямого поширення помилки (Forward propagation).

Зважену суму на одному нейроні можна представити як скалярний добуток векторів, які представляють з себе значення елементів вектора вхідних значень і вектора вагових коефіцієнтів синоптичного зв'язку кожного нейрона з вхідними даними.

Для першого шару ШНМ, вхідні значення, які подаються на кожен нейрон можна представити у вигляді:

$$H_1 = W_1 \times X + B_1 = (h_j)_{j=\overline{1,J}}, \quad (2)$$

де H_1 – вектор-стовпець вхідних значень першого шару ШНМ;

X – вхідні параметри до НМ;

W_1 – матриця вагових коефіцієнтів, де $W_1 = (w_{ji})_{j=\overline{1,J},i=\overline{1,I}}$;

B_1 – вектор зміщення, де $B_1 = (b_j)_{j=\overline{1,J}}$;

J – кількість нейронів першого шару (рядки елементів матриці);

I – кількість вхідних параметрів до НМ (стовпці елементів матриці).

Вихідними значеннями нейронів першого шару будуть перетворені функцією ReLU вхідні значення

$$S_1 = f(H_1) = (s_j)_{j=\overline{1,J}},$$

де S_1 – вектор-стовпець вихідних значень нейронів першого шару.

Аналогічно, процедура розрахунку здійснюється для входів нейронів другого шару нейронної мережі:

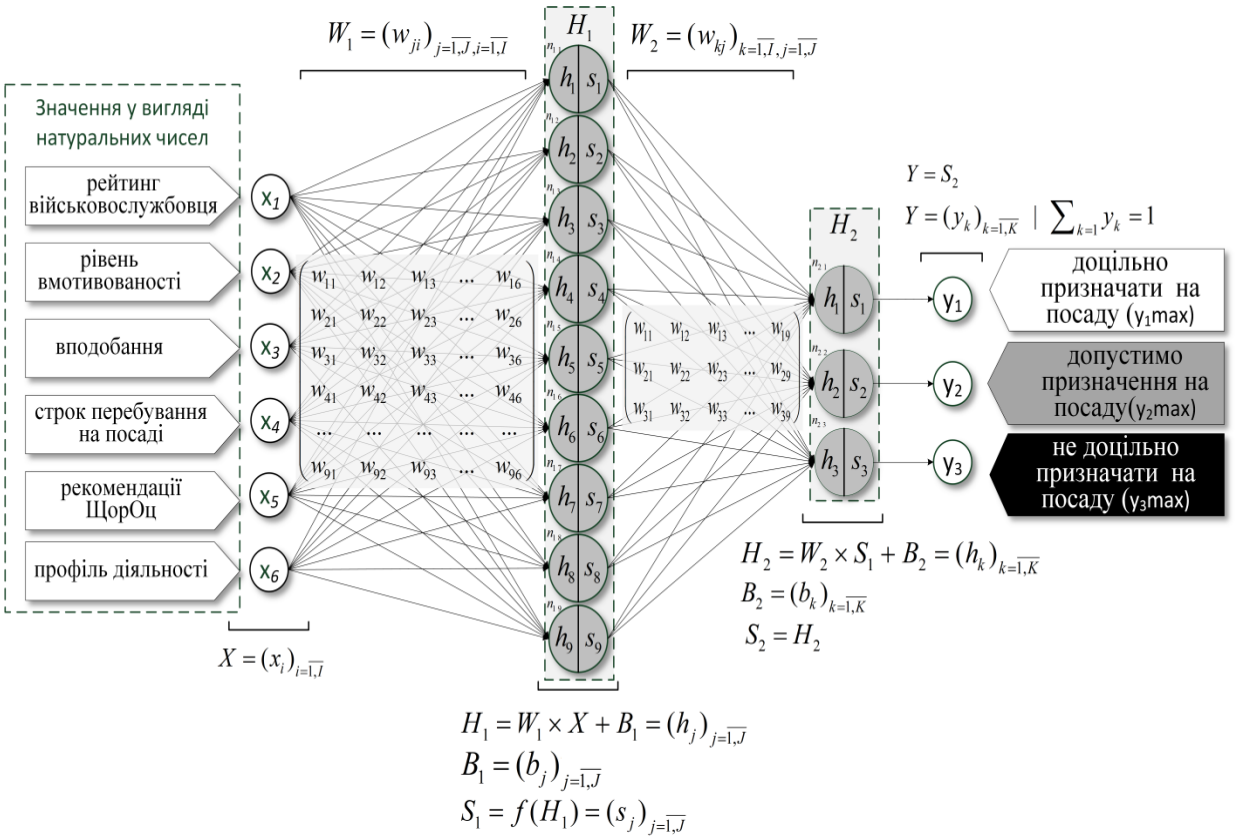

Рис. 4. Структурна модель штучної нейронної мережі

$$H_2 = W_2 \times S_1 + B_2 = (h_k)_{k=\overline{1,K}},$$

де H_2 – вектор-стовпець вхідних значень першого шару ШНМ;

S_1 – вектор вихідних значень 1-го шару нейронної мережі;

W_2 – матриця вагових коефіцієнтів, де $W_2 = (w_{kj})_{k=\overline{1,I},j=\overline{1,J}}$;

B_2 – вектор зміщення, де $B_2 = (b_k)_{k=\overline{1,K}}^{K}$;

K – кількість нейронів другого шару (рядки елементів матриці);

J – кількість вхідних параметрів до нейронів другого шару НМ (стовпці елементів матриці).

Вихідні значення нейронів другого шару дорівнюватимуть її вхідним значенням, оскільки функція активації у цьому шарі не застосовується: $S_2 = H_2$.

Результатами розрахунків ШНМ будуть значення розподілу ймовірностей за кожним класом вектора вхідних значень нейронів другого шару H_2, отриманих за допомогою функції Softmax (1) – y_1, y_2, y_3.

Навчання нейронної мережі здійснюється за допомогою методу зворотного поширення помилки (англ. Back Propagation). Це ітеративний градієнтний алгоритм, який використовується для мінімізації помилки роботи багатошарового перцептрону та отримання бажаного виходу. Основна ідея цього методу полягає у поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, у напрямі, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Детальний опис процедури навчання нейронної мережі виходить за межі цієї статті.

Методика формування рейтингових списків кандидатів до призначення на вакантні посади із застосуванням технології нейронних мереж у вигляді блок-схеми наведена на рис. 5.

Блок 1. Визначаються архітектура і гіперпараметри нейронної мережі (параметри, які не підлягають навчанню):

вектор X (вхідні дані) (поз. 1.1) – персональні кількісно-якісні характеристики військовослужбовців, за якими необхідно класифікувати військовослужбовців;

вектор Y (вихідні дані) (поз. 1.2) – визначення кількості класів, до яких ШНМ класифікує кожного військовослужбовця;

кількість скритих шарів ШНМ (поз. 1.3) $H_1, H_2, ..., H_\rho \mid \rho \in \square$, де ρ - кількість скритих шарів, а також кількість нейронів у кожному шарі (поз. 1.4, 1.5). Визначаються

експериментально, на підставі кількості елементів векторів *X* та *Y*;

вибір функцій активації нейронів у скритих шарах ШНМ (поз. 1.6).

Блок 2. Визначаються первинні вагові коефіцієнти синоптичного зв'язку у скритих шарах ШНМ (поз. 2.1, 2.3), а також вагові коефіцієнти векторів зміщення нейронів кожного шару (поз. 2.2, 2.4). Надалі, їх істинне значення розраховується за допомогою використання методики навчання ШНМ.

Блок 3. Вхідні дані до ШНМ потрапляють у вигляді підібраного спеціальним програмним забезпеченням ІТППР списку військовослужбовців з визначеними персональними кількісно-якісними характеристиками.

Блок 4. ШНМ здійснюється автоматизоване формування альтернатив кадрового рішення методом прямого поширення помилки (Forward Propagation). Вхідні данні (*X*), перетворюючись за рахунок вагових коефіцієнтів W_1, потрапляють на нейрони першого шару ШНМ (поз. 4.1). На виході першого шару ШНМ, з активних нейронів, які визначає функція активації S_1 (поз. 4.2), перетворені ваговими коефіцієнтами W_2 дані, потрапляють на нейрони другого шару ШНМ (поз. 4.3). У другому шарі ШНМ, у разі відсутності функції активації нейронів, вихідні значення цього шару дорівнюють вхідним. Дані перетворюються в імовірнісний розподіл за допомогою функції Softmax, яка розподіляє їх за класами, тим самим формуючи вектор вихідних даних *Y* (поз. 4.4).

Блок 5. Перетворені ШНМ вхідні дані класифікуються на три класи, у яких формуються списки військовослужбовців, яких доцільно призначити на вакантну посаду, для яких існує можливість до призначення і яких не доцільно призначати. Посадова особа, або атестаційна комісія, розглядає кожен клас сформованих списків, на основі чого приймається кадрове рішення щодо призначення кращого військовослужбовця на вакантну посаду. Крім того, на підставі сформованих класів, існує можливість застосування ОПР функцій регулювання, у вигляді розпорядницьких, дисциплінарних і стабілізуючих рішень для решти військовослужбовців. Наприклад, військовослужбовців, які попали у другий клас, доцільно направити на курси підвищення кваліфікації, а тих, які попали у третій клас – розглянути до призначення за іншим профілем службової діяльності.

Для перевірки працездатності запропонованої методики на мові програмування Python 3.9 у середовищі Sublime Text 4 розроблено макет штучної нейронної мережі. Навчання ШНМ здійснювалося на основі розробленої навчальної вибірки. Якість навчання ШНМ оцінювалась через визначення відсоткового значення надання ШНМ правильних відповідей, до загальної кількості вхідних параметрів навчальної вибірки

$$\Omega = \frac{\sum_{z=1}^{Z} y_z^{correct}}{Z} \times 100\%,$$

де Ω – якість навчання ШНМ;

$y_z^{correct}$ – правильна відповідь ШНМ;

Z – кількість рядків навчальної вибірки (довжина Dataset).

Якщо швидкість навчання ШНМ $\beta = 0,003$ і кількість епох навчання $G = 600$, то якість навчання становить $\Omega = 98,9\%$, що свідчить про її високу навченість.

Висновки. Використання нейромережевих методів для урахування додаткових характеристик кандидатів до призначення на типові посади дасть змогу автоматизувати процедуру формування множини альтернатив кадрового рішення.

Надалі доцільно розробити методику навчання штучної нейронної мережі для формування альтернатив кадрових рішень Результати означеного дослідження планується висвітлити у наступних публікаціях.

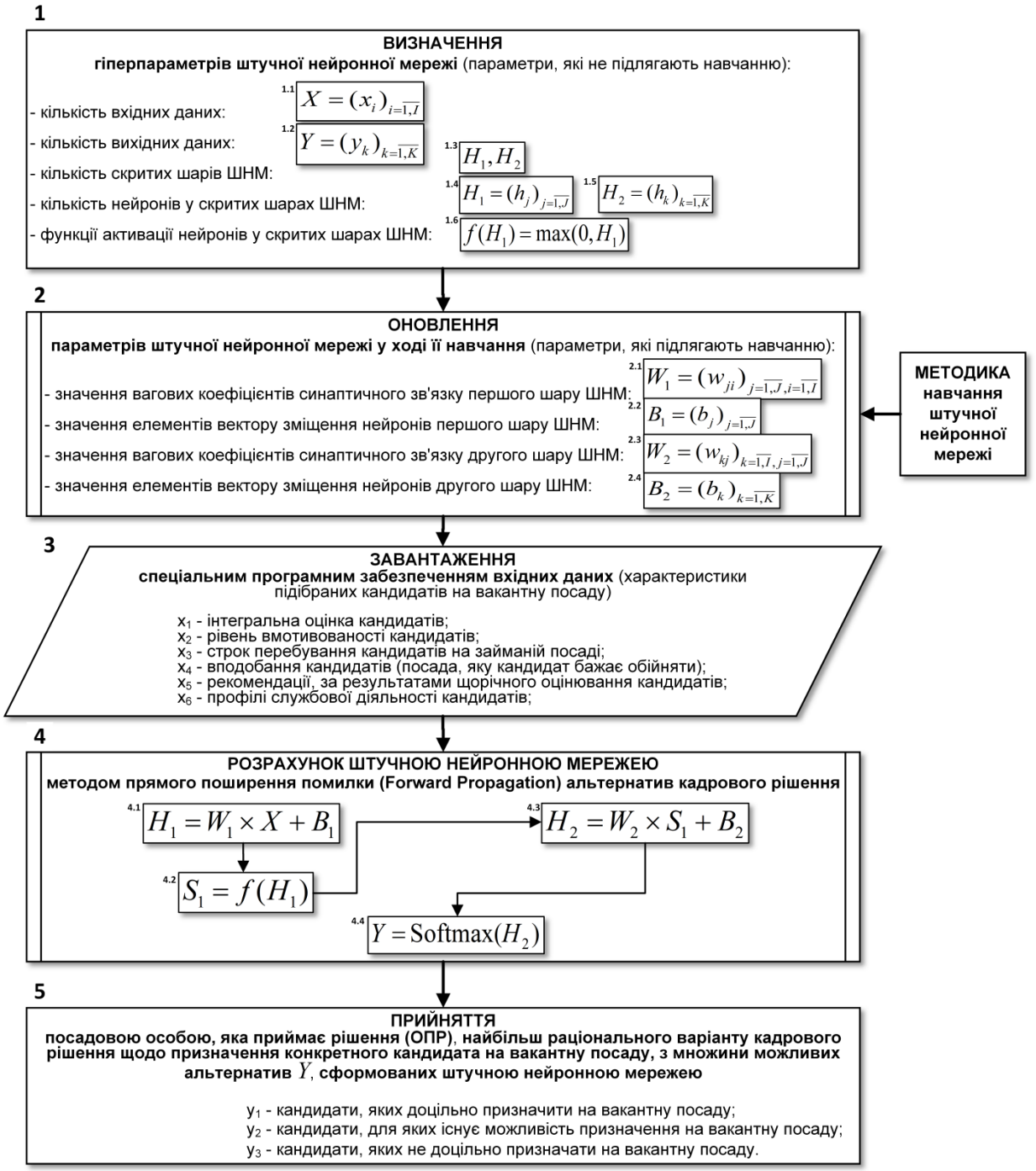

Рис. 5. Методика формування рейтингових списків кандидатів на вакантні посади

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Про рішення Ради національної безпеки і оборони України "Про Стратегічний оборонний бюлетень України" : Указ Президента України від 20.05.2016 р. № 240/2016. URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/n0006525-16. (дата звернення: 20.07.2021).
2. Турейчук А. М. Аналіз автоматизованих систем, створених для автоматизації процесів управління персоналом Збройних Сил України. *Збірник наукових праць Центру воєнно-стратегічних досліджень Національного університету оборони України імені Івана Черняховського*. Київ, 2016. № 1. С. 106–110.
3. Про затвердження Концепції кадрової політики у Збройних Силах України на період до 2025 року : наказ Міністерства оборони України від 14.09.2021 р. № 280. : електронні ресурси / офіційний веб сайт Міністерства оборони України. URL: https://www.mil.gov.ua/content/mou_orders/mou_2021/280_nm.PDF. (дата звернення: 22.07.2021).
4. Про рішення Ради національної безпеки і оборони України від 20 серпня 2021 року "Про Стратегічний оборонний бюлетень України" : Указ Президента України від 17.09.2021 р. № 473/2021. URL: https://www.president.gov.ua/documents/4732021-40121. (дата звернення: 20.07.2021).
5. Методичні рекомендації з порядку формування і використання Резерву кандидатів для просування по

службі у Збройних Силах України : затв. директором Департаменту кадрової політики Міністерства оборони України від 19.03.2018 р. № 350 URL: https://www.mil.gov.ua/content/other/mrk_rezerv_2019.pdf (дата звернення: 22.07.2021).
6. Тадеусевич Р., Боровик Б., Гончаж Т., Леппер Б. Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ / пер. с польск. И. Д. Рудинского. Москва : Горячая линия-Телеком, 2011. 408 с.
7. Кричевский М. Л., Дмитриева С. В., Мартынова Ю. А. Нейросетевая оценка компетенций персонала. *Экономика труда*. Москва, 2018. Т. 5, № 4. С. 1101–1118.
8. Romanenko I., Golovanov A., Khoma V., Shyshatskyi A., Demchenko Ye., Shabanova-Kushnarenko L., Ivakhnenko T., Prokopenko O., Havaliukh O., Stupak D. Development of estimation and forecasting method in intelligent decision support systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. Information and controlling system*. Kharkiv, 2021. № 2 (4 (110). С. 38–47.
9. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / 2-е изд. Москва : Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с.
10. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс / 2-е изд. испр. ; пер. с англ. Москва : Вильяме, 2006. 1104 с.
11. Гром В. А., Георгадзе О. А., Якіменко І. В. Методичний підхід до оцінювання рівня мотивації військовослужбовців Збройних Сил України. *Збірник наукових праць Центру воєнно-стратегічних досліджень Національного університету оборони України імені Івана Черняховського*. Київ, 2016. № 2. С. 67–70.

Стаття надійшла до редакційної колегії 03.12.2021

Formation of a variety of alternatives for recruiting in military organizational structures

Annotation

The current stage of reforming of the Armed Forces of Ukraine is carried out in a difficult military-political and economic situation, which has developed as a result of the armed aggression of the Russian Federation. This leads to increased requirements for guaranteed and high-quality staffing of military organizational structures with trained and motivated personnel.

The most effective mechanism for solving this problem is the development and implementation of appropriate information and analytical support for personnel records, taking into account the individual professional competencies and moral and business qualities of each individual, as well as the implementation of transparent career development procedures.

The purpose of the article is to cover the methodology of forming rating lists of candidates for appointment to vacant positions using neural network technology, which, unlike the existing one, provides an opportunity to automatically take into account additional characteristics of candidates.

The principle of building decision support systems based on artificial intelligence is based on the use of the Artificial Neural Network (ANN). An ANN is based on a collection of connected units or nodes called artificial neurons, which loosely model the neurons in a biological brain. Each connection, like the synapses in a biological brain, can transmit a signal to other neurons.

To solve this problem, the automation of the procedure for forming a ranking list of candidates for the vacant position, taking into account their additional characteristics, the architecture of the artificial neural network is built on two hidden layers, the parameters of which include:

1st layer - 9 neurons, which through synaptic connections receives data on six characteristics of candidates $X = \{x_1 ... x_6\}$;

2nd layer - 3 neurons that connect the synopses of the 1st hidden layer and the source layer, the neurons of which through the axons from the original data Y.

To test the efficiency of the proposed technique an ANN was developed using the Python 3.9 programming language, Sublime Text 4 environment. With the speed of learning SNM $\beta = 0,003$ and the number of epochs of learning $G = 600$, the quality of learning is $\Omega = 98,9\%$, which indicates its high learning.

The use of ANN methods to take into account the additional characteristics of candidates for appointment to typical positions will provide an opportunity to automate the procedure of forming many alternatives to staffing.

Keywords: personnel decision; career management; military organizational structure; artificial neural network; candidate rating.