

УДК 004.42:004.032.26

Драглиук О.В. <https://orcid.org/0000-0001-8572-7257> (ВІПІ)Ткаченко А.Л. <https://orcid.org/0000-0002-9789-8536> (ВІПІ)Совік О.В. <https://orcid.org/0000-0003-4356-8790> (ВІПІ)Процюк Ю.О. <https://orcid.org/0000-0001-5193-3669> (ВІПІ)

ПІДХІД ДО ОЦІНЮВАННЯ ПОКАЗНИКІВ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ ГРУПИ СПРОМОЖНОСТЕЙ „ЗВ'ЯЗОК ТА ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ” НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

На даний час в Збройних Силах України ведуться роботи щодо розвитку системи оборонного планування, що увібрало в себе найкращі практики планування країн НАТО, які ґрунтуються на оцінці спроможностей, що описують всі питання військової діяльності.

Основні спроможності та методики їх оцінки визначені у відповідних керівних документах Міністерства оборони України та Генерального штабу, проте, в основному, вони ґрунтуються на експертних методах яким притаманні суб'єктивність рішень, вимагають тривалого часу на підготовку вхідних даних та проведення розрахунків, а відповідно залучення значних людських та фінансових ресурсів.

Запропонований в роботі підхід призначений для оцінки спроможностей військ зв'язку та підрозділів кібербезпеки Збройних сил України та подальшого обґрунтування пропозицій відносно їх розвитку на основі використання нейронних мереж.

Для аналізу та оцінки спроможностей використовуються нейронна мережа з декількома впорядкованими шарами нейронів. Нейронами виступають спроможності типової групи “Зв'язок та інформаційні системи”, вхідними даними для яких є масиви числових значень, що несуть в собі кількісну оцінку спроможності згідно визначених показників. Число нейронів у вхідному шарі дорівнює числу спроможностей відібраних для вирішення завдання прогнозу або класифікації відповідно до типових сценаріїв застосування Збройних Сил України.

З допомогою запропонованого підходу можна будувати ефективні нелінійні моделі станів спроможностей, що володіють високою якістю прогнозування, а його впровадження та використання може бути досить вдало застосовано для кластерного, дискримінантного, регресійного аналізу та прогнозування необхідних показників, що характеризують спроможності військ зв'язку та кібербезпеки та в подальшому можуть бути розширені для аналізу спроможностей ЗС України

Ключові слова: оцінка спроможностей, нейронні мережі, система зв'язку.

Драглиук А.В., Ткаченко А.Л., Совік О.В., Процюк Ю.О. *Подход к оценке показателей функциональной группы способности “Связь и информационные системы” на основе нейронных сетей.* В настоящее время в Вооруженных Силах Украины ведутся работы по развитию системы оборонного планирования, вобравшее в себя лучшие практики планирования НАТО, основанные на оценке способностей, описывающих все вопросы военной деятельности.

Основные возможности и методики их оценки определены в соответствующих руководящих документах Министерства обороны Украины и Генерального штаба, однако, в основном, они основываются на экспертных методах обладающих субъективностью решений, требуют длительного времени на подготовку исходных данных и проведения расчетов, а соответственно привлечения значительных человеческих и финансовых ресурсов.

Предложенный в работе подход предназначен для оценки возможностей войск связи и подразделений кибербезопасности Вооруженных сил Украины и дальнейшего обоснования предложений относительно их развития на основе использования нейронных сетей.

Для анализа и оценки возможностей используются нейронная сеть с несколькими упорядоченными слоями нейронов. Нейронами выступают способности типичной группы “Связь и информационные системы”, входными данными для которых являются массивы числовых значений, что несут в себе количественную оценку способности согласно определенных показателей. Число нейронов во входном слое равно числу способностей, отобранных для решения задачи прогноза или классификации в соответствии с типовыми сценариями применения Вооруженных Сил Украины.

С помощью предложенного подхода можно строить эффективные нелинейные модели состояний возможностей, обладающих высоким качеством прогнозирования, а его внедрение и использование может быть достаточно удачно применена для кластерного, дискриминантного, регрессионного анализа и прогнозирования необходимых показателей, характеризующих способности войск связи и кибербезопасности и в дальнейшем могут быть расширены для анализа возможностей ВС Украины.

Ключевые слова: оценка способностей, нейронные сети, система связи.

O.Dragliuk, A.Tkachenko, O.Sovik, Y.Protsiuk *An approach to the evaluation of the indicators of the functional group of the ability "Communication and information systems" based on neural networks.* Currently, the Armed Forces of Ukraine are working on the development of a defense planning system that incorporates the best NATO planning practices based on an assessment of capabilities that describe all issues of military activity.

The main possibilities and methods of their assessment are defined in the relevant guidance documents of the Ministry of Defense of Ukraine and the General Staff, however, basically, they are based on expert methods of subjective decisions, require a long time to prepare initial data and carry out calculations, and, accordingly, attract significant human and financial resources.

The proposed approach is intended to assess the capabilities of signal troops and cyber security units of the Armed Forces of Ukraine and to further substantiate proposals for their development based on the use of neural networks.

To analyze and evaluate the possibilities, a neural network with several ordered layers of neurons is used. Neurons are the abilities of a typical group "Communication and information systems", the input data for which are arrays of numerical values, which carry a quantitative assessment of the ability according to certain indicators. The number of neurons in the input layer is equal to the number of abilities selected for solving the forecasting or classification problem in accordance with typical scenarios for the use of the Armed Forces of Ukraine.

Using the proposed approach, it is possible to build effective nonlinear models of capability states with high forecasting quality, and its implementation and use can be quite successfully applied for cluster, discriminant, regression analysis and forecasting of the necessary indicators characterizing the capabilities of signal troops and cybersecurity and in the future can be expanded to analyze the capabilities of the Armed Forces of Ukraine.

Key words: *ability assessment, neural networks, communication system.*

Постановка завдання. Розвиток системи оборонного планування як складової національної системи планування, що здійснюється в інтересах сил оборони є одним з завдань оборонної реформи в нашій державі та закріплений в [1]. Крім того оперативна ціль 2.3, визначена в [1] визначає впровадження планування розвитку спроможностей сил оборони для систематизації процедур та документів оборонного планування, підвищення якості розробки і складання оборонного бюджету України; створенні з використанням досвіду держав Альянсу, механізмів контролю за досягненням визначених спроможностей сил оборони.

В керівних документах [2], що регламентують оцінювання спроможностей запропоновано експертні методи оцінювання. Такі методи потребують залучення великої кількості експертів, значного часу їх роботи та можуть містити суб'єктивні оцінки.

Тому актуальним є завдання створення автоматизованої системи підтримки прийняття рішень, що дозволить коректно та обґрунтовано визначати оцінку спроможностей за різними ситуаціями та сценаріями. Одним з підходів для вирішення даного завдання є впровадження в автоматизовану систему алгоритмів аналізу побудованих на основі нейронних мереж.

Аналіз останніх публікацій.

Поняття спроможності наведено в [3] визначає її як здатність структурної одиниці (елементу) ЗСУ, або сукупності сил і засобів виконувати певні завдання (забезпечувати реалізацію визначених військових цілей) за певних умов обстановки, ресурсного забезпечення та відповідно до встановлених стандартів.

Від носія спроможностей очікується виконання поставлених завдань з певною ефективністю з урахуванням: умов обстановки, яка склалася; ресурсного забезпечення; складу військ (сил) сторін, їх стану; визначених стандартів виконання поставленого завдання.

[2] пропонує використовувати для оцінювання спроможностей методи експертних оцінок, які передбачають залучення на тривалий час відповідних фахівців, з достатнім досвідом знань та підготовки в своїй області.

В [4] представлений методичний підхід до кількісного оцінювання показників спроможностей з'єднань (частин) протиповітряної оборони.

[5] для визначення оцінки функціональної групи спроможностей „Застосування” пропонує застосовувати регресійну модель.

В [6] запропонована методика оцінювання показників функціональної групи спроможностей „Зв'язок та інформаційні системи” на основі методу ієрархічного цільового оцінювання альтернатив. Дана методика може бути адаптована до визначення оцінки спроможностей всього переліку спроможностей Збройних Сил України, проте все одно передбачає залучення експертів на початковому етапі її впровадження для визначення параметрів вхідних даних при опрацюванні ситуацій застосування Збройних Сил України, вагових коефіцієнтів та продукційних правил, які можуть відрізнятися в залежності від

ситуації, що склалася. Крім того, визначена ієрархічна структура спроможностей не враховує взаємозв'язок їх між собою та їх взаємовплив, що може бути слабим місцем під час практичної реалізації даної методики.

[7] визначає основи оцінювання (сертифікації) військових організаційних структур Збройних Сил України щодо набуття визначених оперативних (бойових, спеціальних) спроможностей, показники, рівні та порядок організації оцінювання (сертифікації), підготовки фахівців з оцінювання, а також керівництво (управління) оцінюванням (сертифікацією) у Збройних Силах України, проте вказує на необхідність розробки окремих інструкцій, зокрема Інструкції з оцінювання (сертифікації) оперативних (бойових, спеціальних) спроможностей в командуванні військ зв'язку та кібербезпеки ЗС України.

Метою статті є запропонувати підхід до оцінювання функціональної групи спроможностей „Зв'язок та інформаційні системи” на основі використання нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу.

Підхід до оцінювання показників спроможностей військ зв'язку та подальшого обґрунтування пропозицій відносно їх розвитку оснований на використанні функціоналу нейронних мереж. Нейронні мережі – це адаптивні системи для обробки та інтелектуального аналізу даних, які є математичною структурою, що імітує деякі аспекти роботи людського мозку і демонструє такі його можливості, як здібність до неформального навчання, узагальнення і кластеризації неклаसифікованої інформації, здатність самостійно будувати прогнози на основі спостереження часових рядів. Головною їх відмінністю від інших методів є те, що нейромережі в принципі не потребують заздалегідь відомої моделі, а будують її самі лише на основі інформації, яку отримали. Саме тому нейронні мережі увійшли до практики усюди, де потрібно вирішувати задачі прогнозування, класифікації, управління – іншими словами, в області людської діяльності, де є задачі, що погано алгоритмізуються, для вирішення яких необхідні або постійна робота групи кваліфікованих експертів, або адаптивні системи автоматизації, якими і є нейронні мережі [8]. При оцінці спроможностей нейронні мережі можуть бути використані для аналізу та прогнозування як окремих показників спроможностей, так і усієї функціональної групи показників при опрацюванні варіантів та способів застосування Збройних Сил України в цілому так і військ зв'язку та кібербезпеки зокрема. Ефективність використання нейронних мереж можливо пояснити здатністю моделювання ситуацій застосування військ зв'язку та кібербезпеки, що можуть носити нелінійний характер, так і можливістю нейронних мереж самостійно навчатися. Основні завдання, що можна вирішити за допомогою нейронних мереж при оцінюванні спроможностей можна умовно розбити на такі групи:

кластерний аналіз – аналіз даних для поділу спроможностей на класи на основі вимірювання різних їх якостей та показників;

дискримінантний аналіз – визначення стану спроможностей в залежності від аналізу їх властивостей та показників.

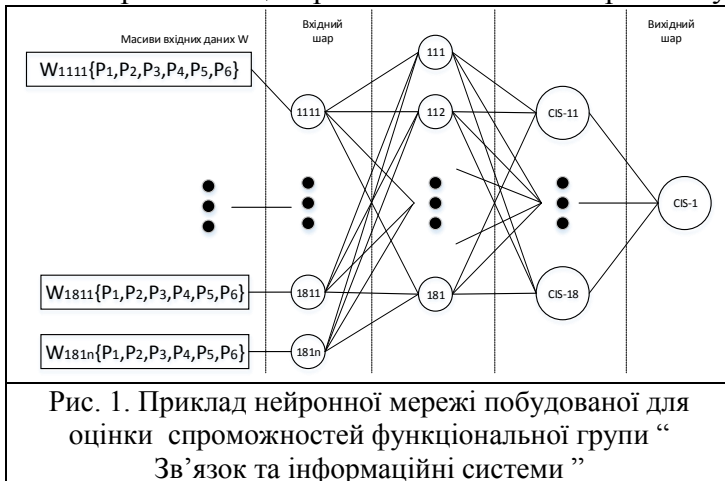
регресійний аналіз – аналіз з метою побудов залежностей між різними властивостями та показниками спроможностей, а також вплив цих показників на загальну оцінку функціональної групи;

аналіз часових рядів – прогнозування стану спроможностей.

У статистичній системі аналізу спроможностей використовуються мережа з декількома впорядкованими шарами нейронів. Нейронами виступають спроможності функціональної групи „Зв'язок та інформаційні системи” (рис. 1), *CIS (Communication and Information Systems)* [3] та перелік носіїв спроможностей типової групи „Зв'язок та інформаційні системи” [3]. При цьому взаємодія між нейронами, що належать до одного і того ж шару, відсутня [9].

Нейрони кожного шару отримують дані (сигнали) від нейронів попереднього шару, обробляють їх і передають результат обробки до наступного шару. Винятком є нейрони вхідного шару. Число нейронів у вхідному шарі дорівнює числу спроможностей відібраних

для вирішення завдання прогнозу або класифікації відповідно до переліку завдань Збройних Сил України за сценаріями виникнення та розвитку ситуацій воєнного характеру.



Кожному нейрону вхідного шару відповідає числовий масив W , що містить базові показники оцінки спроможностей (визначені згідно [7]), які включають p_i , $i=1\dots 6$:

p_1 – рівень укомплектованості особовим складом, його якісна характеристика, а також морально-психологічний стан;

p_2 – рівень забезпеченості справними штатними основними зразками озброєння та військової техніки;

p_3 – рівень забезпеченості

справними (придатними до використання) матеріально-технічними засобами, ракетами та боєприпасами;

p_4 – рівень здатності до виконання завдань за призначенням підпорядкованих військових частин охорони та обслуговування;

p_5 – рівень навченості військовослужбовців і злагодженості органів військового управління, військових частин (підрозділів), повнота відпрацювання документів (оперативних, бойових, мобілізаційних) та готовність пунктів управління, при цьому:

рівень навченості військовослужбовців і злагодженості оцінюється відповідно до критеріїв оцінки оперативних (бойових, спеціальних) спроможностей військових організаційних структур ЗС України згідно з Інструкцією про порядок розроблення (розміщення) стандартів (каталогів завдань) з підготовки та проведення оцінювання за стандартами підготовки ЗС України;

p_6 – оцінка виконання функціонала спроможності (носія).

На вхід кожного нейрона будь-якого проміжного шару надходять сигнали від усіх нейронів попереднього шару. Обробка сигналів полягає в тому, що спочатку проводиться зважене підсумовування сигналів, що надійшли. Якщо ця зважена сума перевищує певний поріг, то вихідний сигнал нейрона дорівнює 1, в іншому випадку – 0.

Формалізуємо сказане. Нехай $z_{j1}, \dots, z_{jn_{k-1}}$ сигнали, що надійшли на вхід j -го нейрона k шару від n_{k-1} нейронів попереднього шару, а $\omega_{j1}^k, \dots, \omega_{jn_{k-1}}^k$ – ваги, що використані даним нейроном для формування суми:

$$S_j^{(k)} = \omega_{j1}^k + \dots + \omega_{jn_{k-1}}^k z_{jn_{k-1}}$$

Нехай $t_j^{(l)}$ – граничне значення. Вихідний сигнал даного нейрона визначається як величина $\theta(s_j^{(k)} - t_j^{(k)})$, де функція стрибка $\theta(x) = 1$, якщо $x > 0$; та 0, якщо $x \leq 0$, тобто якщо $s_j^{(k)} > t_j^{(k)}$.

При дослідженні нейронних мереж функцію $\theta(x)$ найчастіше замінюють логістичною функцією, що має вигляд:

$$L(x) = \frac{e^x}{(1+e^x)}.$$

Оскільки на вхід кожного нейрона в k -му шарі надходять сигнали від усіх нейронів попереднього ($k - 1$)-го шару, кількість вагових коефіцієнтів і граничних значень для обробки вхідних сигналів усіма нейронами дорівнює $(n_k + 1)n_{k-1}$, де n_k – число нейронів в k -му шарі. Сукупність вагових коефіцієнтів всіх нейронів k -го шару утворює матрицю зв’язності $F(k)$ між k -м та $(k - 1)$ -м шарами. Сигнали, на виході останнього (вихідного) шару нейронів є результатом роботи отриманої нейронної мережі. Кількість нейронів у вихідному

шарі визначається типом розв'язуваної задачі. Так при вирішенні задач класифікації об'єктів в одну з M груп, вихідний шар буде містити M нейронів. При вирішенні задачі прогнозу (регресії) кількість нейронів дорівнює числу залежних змінних. Число проміжних шарів і кількості нейронів в кожному з них задається особою, що проводить дослідження перед етапом оцінки вагових коефіцієнтів.

Оцінка вагових коефіцієнтів може здійснюватися із застосуванням процедур безумовної оптимізації, наприклад за методом сполучених градієнтів, так і експертним методом, при якому враховуються:

коефіцієнти важливості k_i показників p_i для кожного нейрону (спроможності (носія)) $z - k_{iz}$ ($z=1 \dots Z, i=1 \dots 6$) та за кожною j -ю ситуацією $k_{ijz}, j=1 \dots J$;

коефіцієнти вагової згортки (правила) кожного з p_i -показників спроможності (носія) зі значень цих показників p_i залежних спроможностей (носіїв спроможностей) за кожним з сценаріїв;

граничні (або нормативні) значення інтегральних показників спроможності за кожною спроможністю z та конкретними S_j ситуаціями – $\bar{f}_z, z=1 \dots Z, j=1 \dots J$ та за всіма можливими сценаріями – I^*_{z} . Навчання даної мережі пропонується здійснювати методом зворотного поширення помилки [10] який використовується з метою мінімізації помилки роботи багатошарового перцептронну та отримання бажаного виходу.

Основна ідея цього методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи.

Нехай дано навчальну вибірку $\psi = \{(X^{(n)}, y^{(n)})\}_{n=1}^N$, що містить N пар: $X^{(n)}, y^{(n)}$ – вхідних та вихідних векторів відповідно, а також множину параметрів $W = \{w, v\}$, яка складається з параметрів нейронів прихованого шару w і параметрів вихідного шару v . Метод зворотного поширення полягає в мінімізації цільової функції:

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N [y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}(x)]^2.$$

Для параметра v_j отримаємо

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial v_j} &= -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \frac{\partial \tilde{y}^{(n)}}{\partial v_j} = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}) \frac{\partial s^{(n)}}{\partial v_j} = \\ &= -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}) h_j. \end{aligned}$$

Крок зміни вагових коефіцієнтів вихідного шару дорівнює:

$$\Delta v_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_j} = \frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}) h_j.$$

Часткова похідна по w_{ij} буде дорівнювати:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} &= -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \frac{\partial \tilde{y}^{(n)}}{\partial w_{ij}} = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}) v_j \frac{\partial h_j^{(n)}}{\partial w_{ij}} = \\ &= -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}) v_j f'(t_j^{(n)}) \frac{\partial t_j^{(n)}}{\partial w_{ij}} = \\ &= -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}) v_j f'(t_j^{(n)}) x_i^{(n)}. \end{aligned}$$

Крок зміни вагових коефіцієнтів прихованого шару:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}) v_j f'(t_j^{(n)}) x_i^{(n)}.$$

Зробивши заміни:

$$\begin{aligned} \delta^{(n)} &= (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)}) \varphi'(s^{(n)}), \\ \delta_j^{(n)} &= \delta^{(n)} f'(t_j^{(n)}), \end{aligned}$$

спростимо формули для визначення кроків зміни параметрів прихованого та вихідного шарів:

$$\begin{aligned} \Delta v_j &= \frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N \delta^{(n)} h_j^{(n)}, \\ \Delta w_{ij} &= \frac{\eta}{N} \sum_{n=1}^N \delta_j^{(n)} x_i^{(n)}. \end{aligned}$$

Метод зворотного поширення може використовуватись для пакетного алгоритму або алгоритму реального часу [11] приклад блок-схеми показаний на рисунку 2.

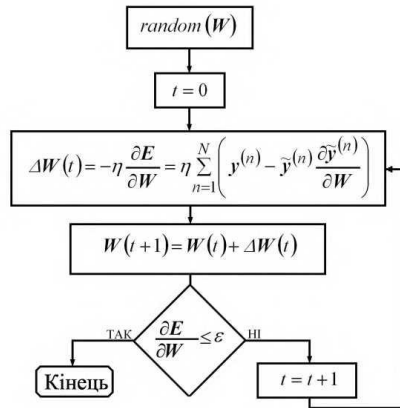


Рис. 2. Пакетний алгоритм зворотного поширення

Для обчислення чергового кроку параметра ΔW за даним алгоритмом необхідно виконати обробку всієї навчальної вибірки ψ .

Ознакою закінчення процесу навчання може бути досягнення $\frac{\partial E}{\partial W} \leq \varepsilon$, або мінімальна зміна цільової функції $ABS\left(\frac{E(t+1)-E(t)}{E(t)}\right) < \varepsilon$, де $\varepsilon > 0$ - значення порога точності.

Алгоритм реального часу дозволяє модифікацію кроку параметра після обробки кожної навчальної пари $(X^n, y^{(n)})$ що забезпечує можливість кращої адаптації алгоритму до зміни вхідної вибірки. Приклад блок-схеми алгоритму реального часу для методу зворотного поширення показаний на рисунку 3.

Величина кроку параметра ΔW модифікується в реальному часі за формулою:

$$\Delta W^{(n)} = -\eta \frac{\partial E^{(n)}}{\partial W} + \alpha \Delta W^{(n-1)},$$

де $0 < \alpha < 1$ – коефіцієнт впливу попередньої ітерації; $\lambda(n)$ – функція динамічного формування коефіцієнта навчання η .

Завдяки такому підходу до формування кроку параметра алгоритм може використовувати навчальну вибірку не визначеної довжини. Тому навчання за алгоритмом реального часу найчастіше використовують у структурах, що характеризуються необмеженим потоком вхідних даних. Алгоритм реального часу дозволяє підвищити швидкість збіжності методу зворотного поширення у випадку ретельного підбору функції $\lambda(n)$. Але навіть за цієї умови метод потребує значного часу для настройки параметрів, що пояснюється незадовільною швидкістю збіжності.

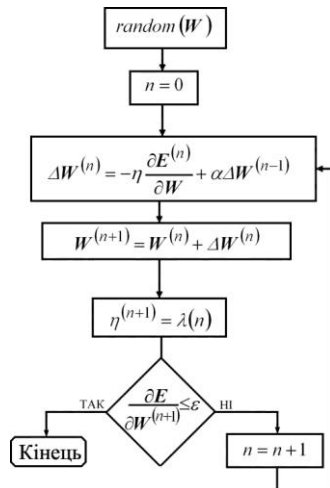


Рис. 3. Алгоритм реального часу для методу зворотного поширення

Для проведення апробації даного підходу була розроблена модель (рис. 4) для дослідження станів та оцінювання спроможностей функціональної групи “Зв’язок та інформаційні системи” середовищі *SimBrain 3.04*.

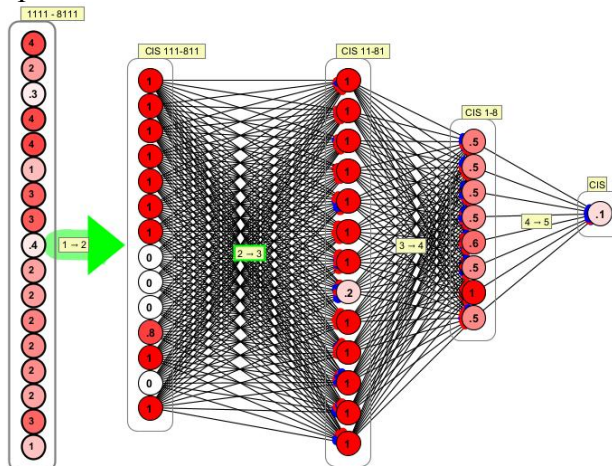


Рис. 4. Нейронна мережа дослідження стану та оцінювання спроможностей функціональної групи „Зв’язок та інформаційні системи”

Вхідними даними було взято значення оціночних показників спроможностей та в області [1, 5] згенеровано перелік вхідних даних (Рис. 5).

#	Neuron_837	Neuron_838	Neuron_839	Neuron_840	Ne
1	2.986759617251476	4.871134014249567	2.907491132290252	2.0537939	4.11
2	2.7185767279078643	2.2521280918187507	2.0116277655369945	3.7659303	3.31
3	3.8658496366941914	2.2368471407048327	2.4857632848722058	2.3845859	3.7
4	3.740856016186553	3.524918547868572	3.7407532151256966	4.9953274	3.01
5	2.4358644979837214	2.0838505019784423	4.160969730243122	3.7860160	4.91
6	2.699044000422356	2.1882594977691694	4.67854202399117	2.4198720	2.91
7	2.0126351331837657	2.5150081214009474	3.8013237639277646	2.4703106	3.11
8	3.921199343767732	4.07023942717283	3.5019517275191223	4.7893113	3.11
9	3.9741619460436537	2.835287462317523	4.7012412592159345	3.9372363	3.91
10	4.8255754800262975	4.979803806785437	3.3861461412415745	2.4363902	4.11
11	4.220787344887426	4.658867679364564	2.2959369586736607	4.9797402	4.61
12	2.5700175173978005	4.838946061999815	3.7688831225072876	2.2040307	4.81
13	2.0720721947586895	2.363604058379332	3.3626167868518597	4.8986327	4.51
14	2.983723939324425	2.599851761075697	2.544740335668977	4.6732672	3.21
15	4.194785110974403	4.155983895052828	4.461018790870896	2.6118387	2.21
16	2.442232390164065	3.6346112674736064	4.687383977955189	3.4043074	2.81
17	4.91308401280037	3.211714168769629	3.715492179537536	2.9952491	3.21
18	4.465914455991402	3.5573471215779575	3.786343875871443	4.1217894	3.21

Рис. 5. Фрагмент вхідних даних для нейронної мережі дослідження стану та оцінювання спроможностей функціональної групи „Зв’язок та інформаційні системи”.

Даними для вихідного шару були згенеровані показники з області [3, 5], виходячи з міркувань, що система зв’язку повинна, як мінімум, повинна виконувати свої завдання задовільно (Рис.6).

#	Neuron_889
1	3.9997660350607536
2	3.9809939935602934
3	4.057303574480434
4	4.18013406954462
5	4.021811126177006

Рис. 6. Фрагмент вихідних даних для моделі нейронної мережі

Реалізований в моделі алгоритм зворотного поширення помилки дає змогу навчати мережу, вносячи навчальні дані. Аналізуючи значення синапсів між шарами мережі (рис. 7) видно, зменшення похибки від вхідного шару 1111 - 8111 до вихідного CIS.

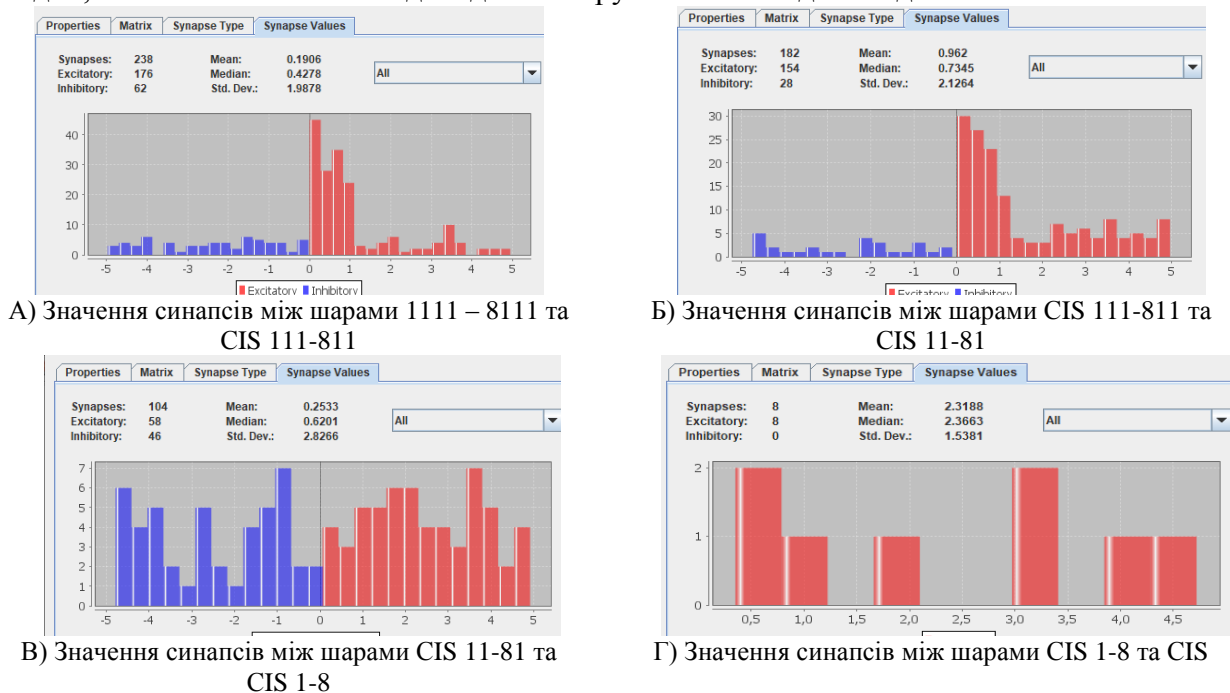


Рис. 5. Значення синапсів при навчанні нейронної мережі

Оскільки нейронні мережі набувають все більшої популярності та знаходять своє застосування у найрізноманітніших сферах життя, вони володіють рядом переваг та недоліків, що визначаються особливостями їх побудови. До переваг використання нейронних мереж належать [12]:

вирішення задач при невідомих закономірностях. Використовуючи здатність до навчання та узагальнення, нейронні мережі здатні вирішувати задачі навіть за відсутності апріорного знання про масив даних, закономірності розвитку ситуації та залежності між змінними, вхідними та вихідними даними. Таким чином, нейронні мережі, як й інші методи інтелектуального аналізу, дають можливість пошуку апріорно не прогнозованих знань в масивах емпіричної інформації. Традиційні статистичні та математичні методи не здатні адекватно вирішувати такі завдання.

стійкість до шумів у вхідних даних. Нейронні мережі здатні давати точні прогнози, незважаючи на наявність різноманітних, неінформативних, пропущених даних та не потребують нормальності розподілів вхідних змінних. Нейронні мережі здатні прогнозувати значення втрачених даних, що робить нейромережеві технології дуже привабливими для аналітиків.

адаптація до змін зовнішнього середовища. Нейронні мережі мають властивість адаптуватися до змін зовнішнього середовища, іншими словами, навчена на певній сукупності нейронна мережа здатна адаптуватися до змін в аналізованій сукупності (тобто до

появи нової інформації), а також може вирізняти та класифікувати нові змінні, що не зустрічалися в навчаючій сукупності.

потенційна швидкодія. Нейронні мережі володіють потенціальною швидкістю за рахунок використання масового паралелізму обробки даних.

Поряд з перевагами нейронним мережам притаманні й недоліки до яких можна віднести:

наявність спеціалізованого програмного інструментарію. Реалізація алгоритмів побудови нейронних мереж пов'язана з необхідністю застосування спеціалізованого програмного забезпечення, якого на сьогодні з'являється все більше і більше та яке направлене на вузьку область, наприклад соціологію, маркетинг, комп'ютерні ігри. Всі вони дозволяють реалізувати певні методи інтелектуального аналізу даних: методи класифікації, одношарові та багатшарові перцептрони (*Singlelayer and Multilayer Perceptron, SLP, MLP*), радіальну базисну функцію (*Radial Basic Function, RBF*), мережі Кохонена та інші. Проте таких можливостей часто буває замало, оскільки для отримання достатнього прогнозу потрібно перевірити кілька нейромережових моделей та вибрати ту, що адекватна досліджуваним даним.

складність змістовної інтерпретації нейронних мереж. Побудовану нейронну мережу програмні пакети аналізу даних, представляють у вигляді рисунку та купи таблиць, що містять інтенсивності вхідних сигналів і вагових коефіцієнтів. Проте особі, що приймає рішення дуже важко проінтерпретувати ці результати, оскільки треба розбиратися в теорії нейронних мереж. Крім того, нейронні мережі працюють як "чорний ящик", оскільки отриманий результат (навіть найточніший прогноз) ніяк не пояснюється. Таким чином, проблеми інтерпретації призводять до зниження цінності отриманих результатів. штучні нейронні мережі вимагають навчання. Для реалізації алгоритму навчання нейромережі потребують час, тим більший, чим більша кількість змінних включається до аналізу, в зв'язку з чим, реалізувати побудову нейронних мереж рекомендується на сучасних потужних комп'ютерах, що здатні до паралельних обчислювань.

„легкість” застосування нейронних мереж. При аналізі літератури за даним напрямом досить часто можна зустріти точку зору, що однією з найголовніших переваг нейромереж є легкість їх застосування. Проте, на практиці ця теза не виправдовує себе повною мірою. Так, приступаючи до роботи з спеціалізованим програмним забезпеченням, аналітик зобов'язаний володіти досить ґрунтовними знаннями, по-перше, зі статистики, по-друге, з теорії нейронних мереж, по-третє, з роботи з відповідним програмним додатком. Крім того, простота в застосуванні та інтерпретації штучних нейронних мереж прямо пов'язана із пакетом, в рамках якого реалізований нейромережовий модуль, крім того для вирішення конкретної задачі, користувач має сам визначати всі параметри мережі, обирати відповідний алгоритм чи модуль, що створює певні труднощі.

Висновки. З допомогою запропонованого підходу можна будувати ефективні нелінійні моделі станів спроможностей, що володіють високою якістю прогнозування, а його впровадження та використання може бути досить вдало застосовано для кластерного, дискримінантного, регресійного аналізу та прогнозування необхідних показників, що характеризують спроможності військ зв'язку та кібербезпеки, та в подальшому можуть бути розширені для аналізу спроможностей Збройних Сил України.

Проте поряд з іноваційністю нейронних мереж та їх перевагами виникає й ряд проблемних питань, основними з яких є важкість в освоєнні відповідних спеціалізованих програмних продуктів, необхідності володінням глибокими знаннями з теорії нейронних мереж, статистики, практики застосування аналізу даних. Подальшим напрямом досліджень є визначення чітких меж вагових коефіцієнтів, для визначення правил роботи синапсів, врахування неповноти та неточності вхідних даних, практична реалізація зазначеного підходу з використанням різних алгоритмів навчання та їх порівняння.

ЛІТЕРАТУРА

1. Указ Президента України „Про рішення Ради національної безпеки і оборони України від 20 травня 2016 року „Про Стратегічний оборонний бюлетень України”” від 06.06.2016 № 240/2016.
 2. Рекомендації з порядку організації проведення оцінювання спроможностей у Збройних Силах України. Затверджено Міністром оборони України від 07.12.2017 р. Київ, 2017. 29 с.
 3. Єдиний перелік (каталог) спроможностей Міністерства оборони України та Збройних Силах України. Затверджено Міністром оборони України. Київ: МОУ, 2019. 631 с.
 4. Дідіченко В.П., Соломицький О.І. Методичний підхід до кількісного оцінювання показників спроможностей з'єднань (частин) протиповітряної оборони. DOI: 10.30748/nitps.2019.35.03.
 5. Биченков В.В., Корецький А.А., Оксіюк О.Г., Вялкова В.І. Оцінювання спроможностей угруповань військ (сил) за функціональною групою “Застосування”. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.142175.
 6. Романюк В.А., Степаненко Є.О. Методика оцінювання показників функціональної групи спроможностей „Зв'язок та інформаційні системи” Збірник наукових праць ВІПІ. 2020. № 1. С. 65 – 72.
 7. ВКП 7-00(03).01 Доктрина з організації оцінювання (сертифікації) у Збройних Силах України, Київ: Генеральний штаб ЗС України, 2020. 30 с.
 8. Черняк О.І., Захарченко П.В. Інтелектуальний аналіз даних. Підручник, Київ. 2010. С. 837.
 9. Бех І.І. Побудова апроксимаційної функції на основі алгоритму зворотного розповсюдження помилки як методу навчання штучних нейронних мереж./ Вісник інженерної академії. – 2016. – № 1. – С. 198 – 201.
 10. Новотарський М.А., Нестеренко Б.Б. Штучні нейронні мережі: обчислення // Праці Інституту математики НАН України. – Т50. – Київ: Інститут математики НАН України, 2004. – 408 с.
 11. Hertz J., Krogh A. Palmer R.G. Introduction to the Theory of Neural Computation.– New York: Addison-Wesley, 1991.– 327p.
- Кислова О.М., Бондаренко К.Б. Можливості застосування штучних нейронних мереж в аналізі соціологічної інформації. Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна ‘2010, № 891. С. 78 – 82.