

УДК 004.5

А. В. Бойченко, В. О. Додонов, В. Ф. Залужний, Є. І. Ізварін
Інститут проблем реєстрації інформації НАН України
вул. М. Шпака, 2, 03113 Київ, Україна

Оцінка спроможностей виконання завдань у мережево-центричній системі із використанням нейронних мереж

Розглянуто питання оцінки спроможностей військових підрозділів, що є надзвичайно актуальним у сучасних умовах. Показано що формульні методики оцінювання потребують удосконалення, зокрема уточнення результатів та підвищення швидкості розрахунків особливо у випадках, коли розраховане значення знаходиться на межі між категоріями значень спроможностей. Запропонована система з використанням нейронних мереж для оцінки спроможностей, яка дозволить значно підвищити точність, об'єктивність та оперативність розрахунку спроможностей і можливостей військових підрозділів. Результати можуть бути інтегровані у системи військової аналітики, що покращить ситуаційну обізнаність командування та дозволить уникати свідомо нездійсненних завдань.

Ключові слова: *нейромережа, спроможність, можливість, штучний інтелект.*

Постановка проблеми

У сучасних реаліях усе більшої актуальності набуває проблема об'єктивної оцінки людського потенціалу, тобто інтегрального показника фізичного та психоемоційного стану особи, що визначає її спроможність. Традиційні методи формульного підходу оцінювання спроможності військових надають лише узагальнене уявлення про рівень готовності, тоді як сучасні технології штучного інтелекту та нейронних мереж відкривають нові можливості у створенні систем, що здатні обробляти великі обсяги даних і формувати комплексну та детальну оцінку стану людини.

У сучасних умовах військової служби виникає потреба у швидких та об'єктивних методах оцінювання стану військовослужбовців. Традиційні підходи, які базуються на спостереженнях командирів або медичних оглядах, є важливими, проте часто суб'єктивними та не дозволяють вчасно виявити приховані проблеми, що впливають на боєздатність. У бойових ситуаціях навіть незначні відхилення у фі-

зичному чи психоемоційному стані можуть суттєво знизити результативність виконання завдань, а тому необхідний новий, інтегрований підхід.

Особливу цінність має комплексна оцінка потенціалу, яка враховує не лише окремі фізіологічні показники, але й психоемоційні та поведінкові фактори. Така інтегральна метрика дозволяє отримати цілісне уявлення про стан людини в конкретний момент часу та його готовність до виконання поставлених завдань. Запропонована шкала від 0 до 100 балів із чітким поділом на рівні забезпечує простоту інтерпретації для операторів і командирів, створюючи умови для оперативного ухвалення рішень у військових підрозділах.

Застосування нейронних мереж для аналізу цих даних відкриває нові можливості у сфері військової аналітики. Завдяки здатності до навчання та обробки великих масивів інформації вони можуть не лише підвищити точність оцінювання, але й забезпечити прогнозування стану військовослужбовців у майбутньому. Це створює основу для побудови масштабованої системи контролю боєздатності, яка дозволить значно підвищити результативність управління підрозділами у складних і динамічних умовах.

Дослідження сфокусоване на створенні нейронної мережі першого рівня, яка відповідає за розрахунок індивідуальної спроможності окремого військовослужбовця, підготовці синтетичних даних та залученні експертних оцінок для формування розміченої вибірки, що є ключовою умовою якісного навчання нейронної мережі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Аналіз робіт [2, 3] та військового навчального посібника [4] показав, що в них лише частково розкриваються питання розрахунку бойових спроможностей частин, тобто підрозділів, з ураження противника. Також у методичному посібнику [5] визначено методики розрахунку часу на підготовку підрозділів до ведення бою, розрахунок маршу, участі протитанкових засобів і засобів протиповітряної оборони в бою, але не наведено загальну методику розрахунку вогневих спроможностей і спроможності з ураження живої сили механізованого підрозділу на тактичному рівні.

Нейронні мережі стають невід'ємною частиною модернізації військових аналітичних систем, забезпечуючи вищу точність і швидкість аналізу даних і прийняття рішень у динамічних бойових умовах [6].

Значна увага приділяється задачам розпізнавання, таким як автоматичне виявлення та класифікація об'єктів на зображеннях і відео з безпілотних літальних апаратів, що є одними з найбільш поширених напрямків застосування нейронних мереж. Використання CNN (Convolutional Neural Networks) дозволяє ефективно розпізнавати рухомі об'єкти, розпізнавати типи та загрози, що підвищує ситуаційну обізнаність і швидкість реакції військових систем [7–9].

Мережево-центричні системи (Network-Centric Warfare, NCW) інтегрують дані від багатьох різних джерел, створюючи розумну мережу, де нейронні мережі застосовуються для обробки та координування інформації. Нейронні мережі забезпечують моделювання взаємодії між підсистемами, аналіз і прогнозування поведінки супротивника, та оптимізацію ресурсів у реальному часі. Наведений приклад

демонструє підвищення швидкості обробки запитів і покращення використання ресурсів [10].

Оцінка бойової спроможності стає важливим аналітичним завданням, яке можна підтримати нейронними мережами разом із методами графових моделей. Наприклад, у статті [11] запропоновано метод моделювання двопольової (two-terminal) зв'язності мережі із застосуванням методу Монте-Карло для оцінки стійкості.

Багато публікацій зосереджені на підвищенні автономності систем, інтеграції мультиагентних мереж і гібридних підходах, що поєднують нейронні мережі з символічним штучним інтелектом, також зростає використання нейромережевих технологій у кіберзахисті, футуристичних безпілотних платформах і аналітиці великих даних [12-14].

Метою роботи є розробка першого рівня масштабованої нейронної системи, що дозволяє оцінювати потенціал спроможності окремого військовослужбовця на основі низки фізіологічних і поведінкових параметрів. На основі визначених параметрів розраховуються декілька ключових спроможностей, сукупність яких дозволяє отримати цілісне уявлення про рівень фізичної витривалості, когнітивної стабільності та загальної готовності військовослужбовця до виконання завдань.

Вихідним результатом роботи системи є інтегральний показник потенціалу в діапазоні від 0 до 100 балів, що інтерпретується за кількісними рівнями: від майже повної втрати сил і депресивного стану (0–20) до максимальної готовності та здорового функціонального стану (80–100). Для узагальнення індивідуальних показників на рівні підрозділу передбачено використання різних математичних методів усереднення. Це забезпечує гнучкість у підходах до інтеграції даних і дозволяє обрати метод усереднення залежно від специфіки поставлених завдань.

Основна частина

Система розрахунку спроможностей є складовою частиною більш масштабної задачі з підтримки процесу прийняття рішень у військовому управлінні. Основна мета полягає у забезпеченні можливості об'єктивної оцінки потенціалу як окремих елементів, так і комплексних угруповань сил (батальйонів та бригад). Оскільки оцінка спроможностей вищих підрозділів та угруповань формується з менших підрозділів (взводів і рот) то значимість оцінки окремих не одноманітних елементів системи у вигляді військовослужбовців значно зростає.

Завдяки цій системі командири та аналітики отримують інструмент для оцінювання спроможностей підрозділів на різних рівнях ієрархії, з можливістю доступитись до інформації нижніх рівнів та окремих військовослужбовців [1]. Використання подібної системи сприяє більш точному прогнозуванню результатів операцій, оптимізації розподілу ресурсів і підвищенню узгодженості дій між підрозділами. Тобто система підтримки прийняття рішень і її конкретна задача з розрахунку спроможностей стає ключовим компонентом у формуванні адаптивної і науково обґрунтованої моделі планування операцій військовими .

Під поняттям потенціалу у даному дослідженні розуміється комплексний показник, що характеризує фізичні, психоемоційні та поведінкові ресурси особи. На відміну від традиційних вимірювань, які оцінюють окремі параметри, потенціал розглядається як інтегральна метрика, що здатна відобразити загальну спроможність

людини виконувати поставленні завдання у даний момент часу [2]. Розподіл значень за діапазонами дозволяє класифікувати стан людини:

0–20 балів — критично низький потенціал, що вказує на виснаження, втрату сенсу, апатію чи депресивний стан;

20–40 балів — знижений потенціал, при якому наявні соціальні чи побутові труднощі, підвищений рівень стресу;

40–50 балів — середній потенціал, відносно стабільний стан з окремими проблемами;

50–80 балів — високий потенціал, що свідчить про гарне самопочуття, стійкість і мінімальні труднощі;

80–100 балів — максимально можливий рівень реалізації, відсутність скарг і повне задоволення життям.

Запропонована система оцінювання є зручною та інтуїтивно зрозумілою для сприйняття оператором чи командиром, оскільки вона подає результати у вигляді єдиної числової шкали від 0 до 100 із чітким поділом на рівні. Такий підхід дозволяє без зайвих інтерпретацій одразу визначати поточний стан військовослужбовця та рівень його готовності до виконання завдань. Простота системи особливо важлива у сфері військової підготовки і управління підрозділами, де критично важливо мати швидкий і водночас об'єктивний інструмент оцінки. Завдяки цьому командири отримують можливість оперативно ухвалювати рішення, наприклад, щодо перерозподілу сил, надання відпочинку чи зміни завдань, що безпосередньо впливає на збереження боєздатності та успішність виконання операцій.

Для розрахунку спроможностей показники, які аналізуються, розділено на кілька груп: фізичні, психофізіологічні, когнітивні та біохімічні. Такий поділ дозволяє системно оцінювати стан військовослужбовця не лише з точки зору його фізичної витривалості, а й враховувати низку інших показників і поведінкові характеристики в бойових умовах. Для роботи нейронної мережі визначено список ключових параметрів, які мають прямий вплив на фізіологічний і психоемоційний стан людини, а саме:

- 1) нижній артеріальний тиск крові обрано 80–85 мм рт. ст.;
- 2) верхній артеріальний тиск крові обрано 120–160 мм рт. ст.;
- 3) частота серцебиття — 40–120 ударів за хвилину;
- 4) Кількість дихань за хвилину — 10–30;
- 5) Вага тіла — 50–120 кг;
- 6) Зріст — 150–200 см;
- 7) Рівень алкоголю в крові — 0–0,3 проміле;
- 8) Кількість годин сну за останню добу — 3–10 годин.

У даній нейронній мережі для прикладу обрано лише фізіологічну групу параметрів, що охоплює базові показники життєдіяльності людини серцево-судинної, дихальної, антропометричної, токсикологічної і відновлювальної систем. Такий підхід дозволяє зосередитися на найбільш об'єктивних і вимірюваних характеристиках організму, забезпечуючи наочність роботи моделі та спрощуючи початковий етап аналізу стану службовця. Ці показники обрані у середньому та цілком адекватному діапазоні для пересічної людини. Водночас їх завжди можна відкоригувати та налаштувати точніше, враховуючи те, що заміри проводяться на військових, які регулярно зазнають підвищеного фізичного навантаження. Саме тому для більш

коректного визначення параметрів доцільно отримати рекомендації щодо допустимих діапазонів від профільного спеціаліста — як цивільного лікаря, так і військового медика. Це дозволить адаптувати норми не лише під стандартні умови, але й під специфіку служби та фізичних випробувань, з якими стикається військовий у своїй діяльності.

Вибір зазначених параметрів ґрунтується на їхньому безпосередньому впливі на фізіологічний і психоемоційний стан людини, а також на кореляції зі спроможністю виконувати завдання. Артеріальний тиск, частота серцебиття та кількість дихальних рухів відображають рівень функціонування серцево-судинної і дихальної систем, що є критичними для підтримання життєдіяльності та стійкості до навантажень. Вага та зріст визначають антропометричні характеристики, які впливають на витривалість і швидкість втомлюваності організму. Рівень алкоголю в крові є показником функціонального стану нервової системи та когнітивних здібностей, а кількість годин сну безпосередньо пов'язана з відновленням енергетичного потенціалу, концентрацією уваги та стійкістю до стресів. Таким чином, ці параметри є комплексним відображенням основних фізіологічних процесів, що формують здатність людини до результативного виконання завдання.

Крім того, зазначені показники мають високу практичну цінність, оскільки вони можуть бути виміряні в режимі реального часу за допомогою сучасних сенсорів і портативних пристроїв. Це відкриває можливість організації безперервного моніторингу стану кожного солдата безпосередньо на полі бою. Отримані дані передаються на сервер, де вони обробляються нейронними мережами першого рівня, а результати інтегруються у системи вищих рівнів (взвод, рота тощо). Завдяки цьому оператор чи командир отримує актуальну інформацію про боєздатність як окремих військовослужбовців, так і підрозділу загалом, що дозволяє оперативно ухвалювати управлінські рішення та підвищувати результативність виконання бойових завдань. За допомогою вищезазначених параметрів будуть розраховані наступні визначені спроможності:

- спроможність пробігти 5 км;
- спроможність пройти технічний тест;
- спроможність проплити 3 години;
- спроможність адекватно водити машину;
- спроможність працювати вночі.

Для створення оцінки спроможності обрані найбільш загальні цілі для виконання. Цей вибір може бути змінено, розширено та удосконалено. Вони охоплюють як фізичну витривалість і технічні знання, так і здатність до адаптації у складних умовах. Сукупність цих характеристик дозволяє комплексно оцінити рівень готовності особового складу до виконання завдань у різних бойових і навчальних ситуаціях.

Підготовка даних і навчання нейронної мережі

Для навчання нейронної мережі можуть використовуватися два основні підходи: застосування синтетично згенерованих даних або використання даних, наданих експертами, які спеціалізуються у відповідній сфері. Для формування синтетичних наборів інформації у визначених діапазонах параметрів було створено окремий програмний модуль. Оператор задає допустимі межі для кожного параметра,

після чого алгоритм автоматично генерує числові значення в межах заданого діапазону. Завдяки такому підходу можна отримати значний обсяг навчальних даних, які моделюють можливі фізіологічні стани організму людини в межах норми.

Окрім цього, гнучкість у налаштуванні діапазонів дозволяє адаптувати дані під різні сценарії і групи людей від звичайних користувачів до військовослужбовців, які перебувають у специфічних умовах підвищеного фізичного навантаження. Це робить методику універсальною та корисною як для попереднього моделювання, так і для подальшого практичного використання нейронної мережі.

Наведемо фрагмент з коду по генерації параметрів:

```
data = {  
    'low_blood_pressure': np.random.randint(60, 100, num_samples),  
    'high_blood_pressure': np.random.randint(100, 160, num_samples),  
    'heartbeat_rate': np.random.randint(40, 120, num_samples),  
    'inhales_per_min': np.random.randint(10, 30, num_samples),  
    'weight': np.round(np.random.uniform(50, 120, num_samples), 1),  
    'height': np.round(np.random.uniform(150, 200, num_samples), 1),  
    'alcohol_level': np.round(np.random.uniform(0, 0.3, num_samples), 3),  
    'sleep_duration': np.round(np.random.uniform(3, 10, num_samples), 1),  
}
```

Однак самі по собі ці сирі дані не є достатніми для формування якісної моделі, оскільки вони не містять інформації про очікувані значення спроможностей. Для того щоб нейронна мережа могла виконувати точні розрахунки та робити прогнози, які максимально відповідають реальності, необхідно створити тренувальну вибірку з розміткою (ground truth). Експертні дані забезпечують високу достовірність і наближеність до реальних умов, тоді як синтетичні дані дозволяють швидко створювати великі масиви прикладів без обмежень, пов'язаних із доступом до реальних вимірів.

Формування розміченої тренувальної вибірки може здійснюватися двома підходами. Перший полягає в тому, що дані оцінюються людиною-експертом. Фахівець, проаналізувавши фізіологічні показники конкретного військовослужбовця або групи, визначає рівень його (їхньої) спроможності за встановленою шкалою [3]. Таким чином, створюється набір еталонних значень, які нейронна мережа використовує як правильні результати для навчання. Другий підхід передбачає автоматичне формування розмітки за допомогою математичних формул, де для кожного параметра встановлюється коефіцієнт важливості. Наприклад, для оцінки спроможності пробігти 5 км визначальними будуть показники маси тіла та зросту, тоді як для оцінки здатності працювати вночі більш суттєвий вплив матиме кількість годин сну за останню добу. Такий метод дозволяє стандартизувати процес оцінювання та мінімізувати суб'єктивний вплив людського фактору.

Окрему увагу слід приділити методам розрахунку спроможностей підрозділів колективного рівня, зокрема взводів. Оскільки кожен борець має власні індивідуальні показники, загальна оцінка взводу формується шляхом узагальнення даних усіх його членів. Для цього можуть застосовуватися різні математичні методи усереднення (рис. 1):

- середнє арифметичне просте;
- середнє арифметичне зважене;

- середнє гармонійне;
- середнє геометричне;
- середнє квадратичне.

| | |
|--------------------------------|---|
| 1. Середнє арифметичне просте | $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n x_i$ |
| 2. Середнє арифметичне зважене | $\bar{x} = \frac{w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n}{w_1 + w_2 + \dots + w_n}$ |
| 3. Середнє гармонічне | $\bar{x} = \frac{n}{\frac{1}{x_1} + \frac{1}{x_2} + \dots + \frac{1}{x_n}}$ |
| 4. Середнє геометричне | $\bar{x} = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n x_i}$ |
| 5. Середнє квадратичне | $\bar{x} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n}}$ |

Рис. 1. Формули методик розрахунку середніх значень

Кожен із цих підходів має власні переваги та сферу застосування. Наприклад, просте середнє дозволяє швидко отримати загальну оцінку, тоді як зважене враховує різний ступінь важливості окремих військовослужбовців (наприклад, командир може мати вищий коефіцієнт значущості). Використання гармонійного чи геометричного середнього дає змогу точніше врахувати крайні значення, а квадратичне середнє відобразити варіативність у показниках. Таким чином, вибір методу усереднення безпосередньо впливає на кінцеву інтерпретацію результатів.

Архітектура системи розрахунку спроможностей

Нейронна мережа першого та другого рівнів є частиною масштабованої системи розрахунку спроможностей взводів та інших підрозділів, яка складається з багатьох взаємопов'язаних мереж, що показано на рис. 2 та розглядалась у статті [4] про сучасний підхід до розрахунків можливостей і спроможностей виконання завдань військовими підрозділами з використанням штучного інтелекту. У такій мережево-центричній розподіленій архітектурі кожна нейронна мережа відповідає за свій рівень оцінки спроможностей, що надає системі високу модульність, масштабованість і стійкість до відмов. Такий підхід значно спрощує оновлення окремих вузлів системи. Зокрема, можна легко змінювати або редагувати вхідні та вихідні параметри без потреби у повному перенавчанні всієї мережі. За необхідності допускається збільшення кількості нейронів у конкретному блоці, після чого цей блок можна повторно «під'єднати» до системи. Окрім цього, розподілена структура мережі полегшує керування обчислювальними ресурсами, спрощує діагностику та локалізацію можливих помилок під час роботи системи.

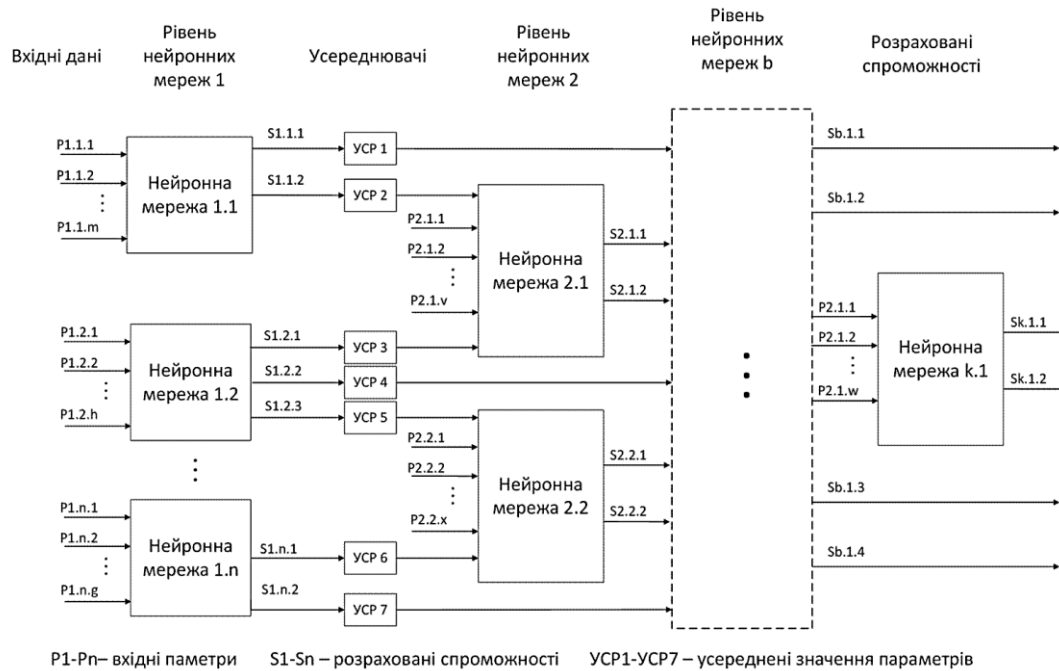


Рис. 2. Архітектура взаємопов'язаних нейромереж

На першому рівні працюють нейронні мережі типу 1.x, кожна з яких обчислює потенціал окремого солдата на основі індивідуальних даних (тиск, серцебиття, сон тощо). Це найнижчий рівень, що відображає стан однієї людини. Якщо параметри $P1.1.1-P1.1.m$ відображають індивідуальні фізіологічні показники кожного військовослужбовця, то $P2.1.1-P2.1.v$ — це параметри, які мають значення виключно на рівні взводу і необхідні для коректної оцінки його спроможності. До них належать злагодженість колективу, кваліфікація та досвід командира, розподіл ролей і спеціалізацій, напрями та завдання діяльності взводу, логістична забезпеченість, комунікаційна сумісність, морально-психологічний стан та інші організаційно-тактичні характеристики. Ці показники не вимірюються для кожного бійця окремо, а визначаються на рівні групи. Поєднання параметрів $P1.1.m$ і $P2.1.1-P2.1.v$ надає більш повну, реалістичну картину можливостей і спроможностей взводу, що дозволяє точніше приймати менш ризиковані тактичні рішення.

Дані, що отримані від мереж першого рівня, подаються на усереднювач, а вже звідти на вхід мереж другого рівня (2.x), які вже оцінюють потенціал взводу як бойової одиниці. Таким чином, один блок другого рівня, ґрунтуючись на спроможностях кожного солдата, який знаходиться у складі взводу, розраховує його оцінку спроможності. Аналогічно, мережі третього рівня (3.x) об'єднують дані взводів і формують показник для роти. На вищих рівнях можливе агрегування аж до масштабу батальйону чи усієї бригади.

Таким чином, архітектура нейронної системи побудована за принципом ієрархічної багаторівневої агрегації, де кожен наступний рівень інтегрує результати попередніх. Це дозволяє отримати не лише індивідуальну оцінку стану солдата, але й комплексне уявлення про боєздатність усього підрозділу.

На рис. 3 подано загальну схему всього процесу та роботу системи розрахунку спроможностей взводу. Вона демонструє повний шлях даних: від генерації синтетичних значень і їхньої подальшої обробки нейронною мережею, навчання якої передувало формування розмічених тренувальних вибірок експертами або за допомогою математичних формул, до отримання результатів у вигляді кількісної оцінки спроможностей кожного окремого військовослужбовця. Подальше усереднення цих індивідуальних результатів дозволяє сформуванню інтегрального показника боєздатності взводу. Такий підхід не лише забезпечує більш точне відображення реального стану підрозділу, але й створює основу для прогнозування його спроможності у виконанні майбутніх бойових завдань.

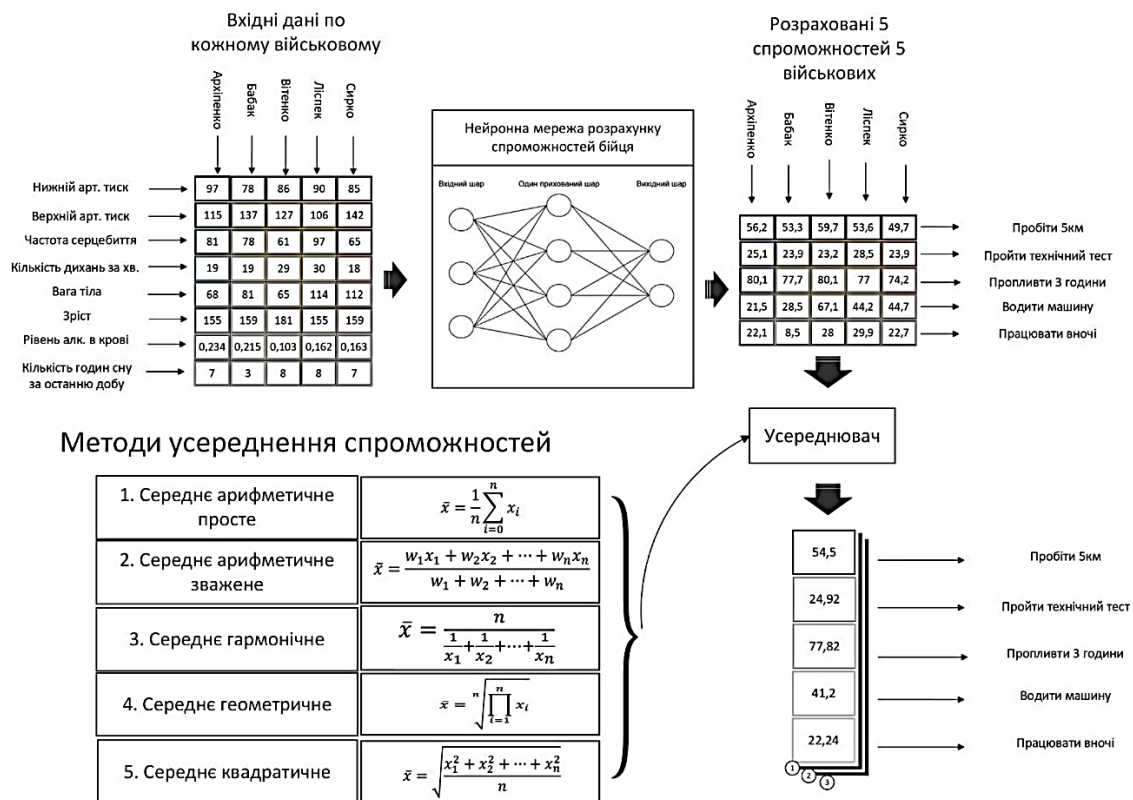


Рис. 3 Загальна схема розрахунку спроможності взводу (нейромережі 1 рівня)

На початковому етапі до системи подаються дані про особовий склад, які можуть бути як синтетично згенерованими, так і наданими експертами. У цих даних заздалегідь визначаються ключові параметри фізіологічного та функціонального стану людини, що дозволяє уніфікувати підхід до обробки інформації.

Далі ці дані передаються на вхід першого рівня нейронної мережі. Особливістю цього рівня є те, що він спеціалізується виключно на індивідуальному розрахунку спроможностей кожного військовослужбовця у складі взводу. У результаті система формує набір характеристик, що відображають можливості конкретного військового в межах поставлених завдань.

Наступним кроком є узагальнення отриманих результатів. Розраховані індивідуальні показники кожного військовослужбовця передаються у спеціальний блок

усереднення, який агрегує їх і формує узагальнену оцінку спроможностей усього взводу як цілісного підрозділу. Таким чином, вдається поєднати індивідуальні характеристики з колективними можливостями, що забезпечує більш точне моделювання боєздатності.

Отримана інформація має ключове значення не лише для аналізу поточного стану взводу, а й для масштабування системи. На основі цих даних можна здійснювати розрахунки для більших тактичних угруповань від роти до батальйону. Це відкриває можливості для багаторівневого прогнозування, планування ресурсів та адаптації системи до реальних умов бойового застосування.

Нейронна мережа реалізована засобами мови програмування Python. Першим і найважливішим етапом є навчання моделі на підготовлених даних. Для цього можуть використовуватись як синтетично згенеровані дані, так і набори даних, створені експертами у відповідній галузі [5]. Від якості та походження навчальних прикладів значною мірою залежить кінцевий результат роботи мережі. У програмному коді передбачено можливість налаштування основних гіперпараметрів, зокрема:

- кількість епох навчання, що визначає, скільки разів нейронна мережа пройде через увесь навчальний датасет;
- кількість нейронних шарів, які формують архітектуру моделі;
- кількість нейронів у кожному шарі, що впливає на здатність мережі до узагальнення та точність обчислень;
- розмір батчу (batch size), який визначає, скільки прикладів використовується під час одного кроку навчання.

Загалом, збільшення кількості епох, ускладнення архітектури (додавання шарів і нейронів) і використання більш якісних даних сприяє підвищенню точності та стабільності роботи нейронної мережі. Водночас занадто велика кількість епох або надмірна глибина моделі може призвести до перенавчання, тому підбір параметрів вимагає обережності.

Фрагмент коду задання параметрів кількості епох:

```
history = model.fit(  
    X_train_scaled, y_train,  
    epochs=150,  
    batch_size=32,  
    validation_split=0.2,  
    verbose=1).
```

У наведеному прикладі використовується 150 епох навчання та розмір батчу 32. Частина даних автоматично виділяється для валідації (20 %), що дозволяє відстежувати якість навчання на кожному кроці.

Фрагмент коду створення 4-шарової нейронної мережі із 128 нейронами на початковому шарі:

```
model = keras.Sequential([  
    layers.Dense(128, activation='relu', input_shape=(X_train.shape[1],)),  
    layers.Dropout(0.3),  
    layers.Dense(64, activation='relu'),  
    layers.Dense(32, activation='relu'),
```

layers.Dense(5)].

Архітектура передбачає використання чотирьох шарів, які показано на рис. 4 з різною кількістю нейронів, а також шару Dropout, який допомагає зменшити ймовірність перенавчання моделі. Після навчання мережу перевіряють на тестовому наборі даних, що містить об'єктивно правильні відповіді, які відповідають дійсності. Це дозволяє оцінити реальну точність роботи алгоритму.

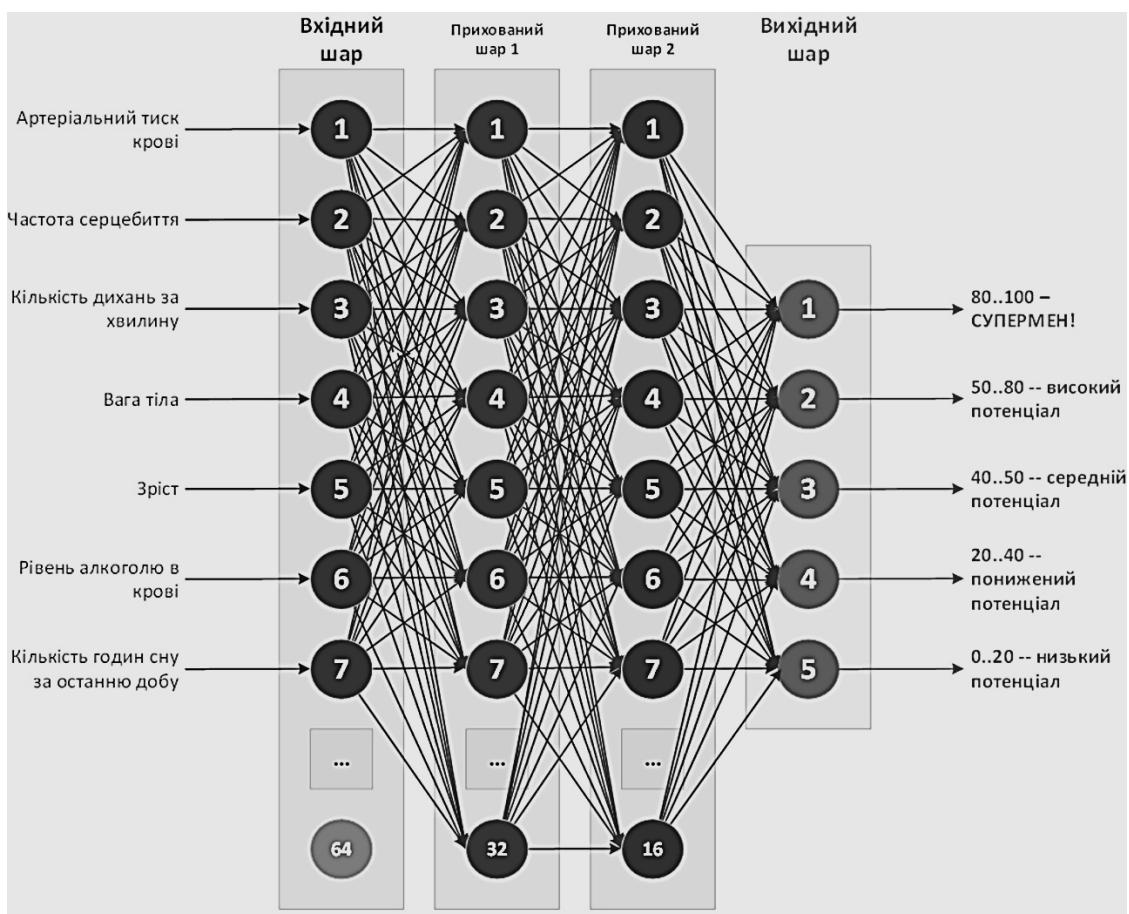


Рис. 4. Схематичне зображення нейронної мережі та демонстрація її шарів

Надалі, після завершення етапу навчання, нейронна мережа була протестована на різних наборах даних, що дозволяє оцінити її здатність до узагальнення та правильності обчислень. Для перевірки їй окремо подавалися синтетично згенеровані дані та дані, підготовлені експертами у цій галузі. Такий підхід дозволив не лише оцінити точність роботи моделі, але й виявити відмінності у впливі різних типів інформації на результати прогнозування.

Аналіз отриманих результатів, наведений на рис. 5, демонструє чітку тенденцію: синтетичні дані виявилися менш надійними та забезпечили нижчу точність порівняно з даними, створеними фахівцями. Це пояснюється тим, що випадково згенеровані параметри не завжди здатні адекватно відобразити усю складність і багатofакторність реальних фізіологічних і психоемоційних станів людини. Нато-

мість експертні дані враховують досвід і професійні знання спеціалістів, що робить їх більш наближеними до практичних умов.

Таким чином, результати експерименту підкреслюють критичну важливість використання експертних знань при формуванні якісних навчальних вибірок [15]. У подальших дослідженнях доцільним буде поєднання обох підходів: синтетичні дані можна використовувати для масштабування та збільшення обсягу навчальної вибірки, тоді як експертні дані залишаються базовим еталоном для забезпечення високої достовірності та точності моделі. Така комбінація здатна створити оптимальний баланс між кількістю і якістю даних, що, в свою чергу, підвищить точність роботи нейронної мережі.

```
Predicted Ability Scores (0-100):  
Run 5km: 58.6/100  
Pass Technical Test: 24.0/100  
Swim 3h: 80.5/100  
Drive Safely: 50.3/100  
Work at Night: 21.8/100  
  
C:\Users\MK02\Desktop\Neiro\M2>cd "C:\Users\MK02\  
  
C:\Users\MK02\Desktop\Neiro\M1>python code5.py  
2025-07-14 20:47:04.691701: I tensorflow/core/uti  
orders. To turn them off, set the environment va  
2025-07-14 20:47:05.751488: I tensorflow/core/uti  
orders. To turn them off, set the environment va  
2025-07-14 20:47:08.182440: I tensorflow/core/pla  
To enable the following instructions: SSE3 SSE4.1  
←[1m1/1←[0m ←[32m←[0m←[37m←[0m  
  
Predicted Ability Scores (0-100):  
Run 5km: 58.7/100  
Pass Technical Test: 26.1/100  
Swim 3h: 81.8/100  
Drive Safely: 48.0/100  
Work at Night: 21.3/100
```

Рис. 5. Результат оцінки спроможностей бійця

Для побудови та навчання моделі використано такі бібліотеки:

NumPy — обробка масивів числових даних, генерація випадкових значень для синтетичних експериментів;

Pandas — збереження даних у форматі таблиць, фільтрація та агрегація;

TensorFlow — створення архітектури нейронної мережі, запуск процесу навчання і оптимізації, оцінка точності моделі.

Такий інструмент розрахунку спроможностей окремих елементів дозволяє формалізовано моделювати внесок кожного військовослужбовця в загальну ефективність системи шляхом агрегування його індивідуальних показників. Застосування цього підходу забезпечує можливість підбору, комбінування та формування оптимального складу підрозділу для розв’язання конкретного завдання з найвищим рівнем результативності та успіху, з урахуванням сильних і слабких сторін кожного учасника. Така методика підвищує якість прийняття рішень в оперативному плану-

ванні та безпосередньо впливає на ймовірність успішного виконання завдання, мінімізуючи ризики невдачі [16].

Система є універсальною та з можливістю тонкого налаштування для кожної конкретної мети, для яких спеціально підібраний склад чи персонал продемонструє більшу результативність. Вона може бути застосована для різних видів діяльності військ від бойових операцій і тактичних дій до забезпечувальних, інженерних і логістичних процесів. Незалежно від типу підрозділу чи характеру завдання, принципи розрахунку спроможностей залишаються незмінними, оскільки базуються на аналізі людського потенціалу як ключового елемента будь-якої військової структури.

Висновки

Запропонована система оцінки на основі нейронних мереж дає можливість не лише визначати рівень підготовки окремого військовослужбовця, але й формувати об'єктивну картину готовності цілих підрозділів. Це створює критичну перевагу у військовий час, адже дозволяє приймати рішення, що ґрунтуються на реальних даних, а не на суб'єктивних оцінках.

Для створення подібної системи вже існують необхідні інструменти: алгоритми машинного навчання, засоби збору і обробки даних, сучасні аналітичні платформи. Використання цих ресурсів дозволяє об'єднати індивідуальні показники бійців у єдину інтегровану модель, яка може охоплювати як рівень солдата, так і цілий батальйон. Така система здатна забезпечити комплексну оцінку бойової готовності, виявляти слабкі місця та прогнозувати потенційні ризики.

Особливу цінність ця інформація має на всіх рівнях військового управління: тактичному, оперативному та стратегічному. На тактичному рівні командир отримує точні дані про можливості своїх підлеглих у конкретних бойових завданнях. На оперативному рівні можна оцінювати спроможність роти чи батальйону в цілому, а на стратегічному — формувати бачення ресурсів і потенціалу всієї армії. Таким чином, система стає ключовим елементом сучасного військового управління, що дозволяє поєднати технології і людський фактор у єдину структуру.

1. Залужний В.Ф. Показники ефективності (якості) комплексної системи забезпечення живучості розподілених автоматизованих систем організаційного управління силами та засобами. Реєстрація, зберігання і оброб. даних. 2025. Т. 27, № 1. С. 42–50. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.1.335693>.

2. Josephy-Hernandez S., Norise C., Han J. Y., Smith K. M. Survey on Acceptance of Passive Technology Monitoring for Early Detection of Cognitive Impairment. *Digital Biomarkers*, 2021. Vol. 5, No. 1. P. 9–15. URL: <https://karger.com/dib/article-pdf/5/1/9/2576375/000512207.pdf> (Last accesses: 18.06.2025).

3. Субботін С.О. Нейронні мережі: теорія та практика навч. посіб. Житомир: О. О. Євенок, 2020. 184 с.

4. Бойченко А. В., Додонов В. О., Залужний В. Ф., Изварін Є. І. Сучасний підхід до розрахунків можливостей та спроможностей виконання завдань військовими підрозділами з використанням штучного інтелекту. *Реєстрація, зберігання і оброб. даних.* 2025. № 2. С. 45–53. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2025.27.2.345668>

5. Колесницький О. К., Месюра В. І. Нейромеревеві моделі та технології обчислювального інтелекту. Нейрокомп'ютери. Частина І. Вінниця: ВНТУ, 2021. 66 с.

6. Hagos, D. H., & Rawat, D. B. (2024). Neuro-symbolic ai for military applications. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*.
7. Sachenko, A., Derysh, B., Dubchak, L., Sachenko, S., & Cheresnyuk, O. (2025). Real-Time Military Vehicle Classification via Convolutional Neural Networks.
8. Cannon, C. T., & Goericke, S. (2021). Using convolution neural networks to develop robust combat behaviors through reinforcement learning (Doctoral dissertation, Monterey, CA; Naval Postgraduate School).
9. Stubičar, A., & Šipoš, M. (2023). Application of neural networks for the detection and classification of artillery targets. *Strategos: Znanstveni časopis Hrvatskog vojnog učilišta "Dr. Franjo Tuđman"*, 7(2), 41-58.
10. Kang, B. G., Seo, K. M., & Kim, T. G. (2018). Communication Analysis of Network-Centric Warfare via Transformation of System of Systems Model into Integrated System Model Using Neural Network. *Complexity*, 2018(1), 6201356.
11. Chen, W., Li, W., & Zhang, T. (2024). Complex network-based resilience capability assessment for a combat system of systems. *Systems*, 12(1), 31.
12. Hagos, D. H., & Rawat, D. B. (2024). Neuro-symbolic ai for military applications. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*.
13. Fossaceca, J. M., & Young, S. H. (2018, May). Artificial intelligence and machine learning for future army applications. In *Ground/air multisensor interoperability, integration, and networking for persistent isr ix* (Vol. 10635, pp. 8-25). SPIE.
14. Ahmed, N. U. (2022). Integrating machine learning in military intelligence process: study of futuristic approaches towards human-machine collaboration. *NDC e-journal*, 2(1), 59-89.
15. Методичні рекомендації з огляду спроможностей та планування сил. Міністерство оборони України, 2024. 40 с. URL: https://www.mil.gov.ua/content/other/metod_recom_2019_2.pdf (Дата звернення: 18.06.2025).
16. Внутрішній контроль у військовій частині: практичний poradnik. Міністерство оборони України. 72 с. URL: https://mod.gov.ua/assets/poradnik_cf65f32408.pdf (Дата звернення: 18.06.2025).

Надійшла до редакції 21.11.2025