

УДК 004.896+623.746:004.275+004.032.26

Гусак Юрій Аркадійович

доктор військових наук, професор

професор кафедри

Національний університет

оборони України

Київ, Україна

e-mail: y_husak1512@gmail.com

ORCID:0000-0002-3423-2112

Василенко Ольга Анатоліївна

ад'юнкт

Центральний науково-дослідний інститут

Збройних Сил України

Київ, Україна

e-mail: nicety@ukr.net

ORCID: 0000-0003-2633-0131

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ ГРУПОВИХ ЦІЛЕЙ ПРОТИВНИКА

***Анотація.** В статті показано, що для розв'язання задач кластеризації та класифікації об'єктів групових цілей противника може бути застосовано методи штучного інтелекту, а саме нейронні мережі. Розроблено та показано використання нейронних мереж кластеризації та класифікації об'єктів групових цілей противника. Нейронні мережі можуть бути використані під час пошуку та ураження роєм БпЛА нестационарних групових цілей противника за визначеними класифікаційними ознаками для завдання їм максимального збитку.*

***Ключові слова:** кластеризація, класифікація, нейронна мережа, штучний інтелект, групова ціль, безпілотні літальні апарати, рій, російсько-українська війна.*

Вступ

Постановка проблеми. Під час російсько-української війни відбуваються зміни стратегії, форм та способів застосування військ. Однією з причин цього є розвиток безпілотних систем, застосування яких стало масовим та дозволяє виконувати завдання широкого спектра.

На цей час застосування безпілотних систем є дієвим засобом ураження як у позиційній, так і в маневреній обороні. При цьому на тактичному рівні актуальними завданнями є ураження нестационарних групових цілей противника як на передньому краї, так і в глибині; завдання масованих раптових ударів по об'єктах його критичної інфраструктури та важливих комунікаціях. Застосування дорогих в експлуатації та виробництві інших засобів вогневого ураження і радіоелектронного подавлення при цьому зводиться до мінімуму.

Наразі спроможності безпілотних систем збільшуються завдяки застосуванню роїв ударних БпЛА, що суттєво впливає на перебіг бойових дій [1].

Можуть застосовуватися як однорідні за типами ударних БпЛА рої, так і неоднорідні. При цьому, з точки зору організації управління роєм, рої мають складатися з однотипних (або з БпЛА квадрокоптерного типу, або з БпЛА літакового типу) ударних БпЛА [1].

Однорідні рої ударних БпЛА складаються з однакових ударних БпЛА, а неоднорідні – з БпЛА різних класів.

Оскільки групова ціль майже завжди складається з неоднорідних об'єктів, то для знищення такої цілі має бути застосовано неоднорідний рій ударних БпЛА.

Для ураження неоднорідної групової цілі неоднорідним роєм ударних БпЛА з максимальною ефективністю необхідно розв'язати оптимізаційну задачу розподілу неоднорідних ударних БпЛА по об'єктах неоднорідної групової цілі.

Для розв'язання зазначеної оптимізаційної задачі необхідно, щоб система цілерозподілу БпЛА по об'єктах групової цілі здійснила класифікацію об'єктів групової цілі та призначила кожному об'єкту ударний БпЛА або декілька ударних БпЛА відповідного класу.

Для класифікації об'єктів групової цілі може бути застосовано методи та алгоритми штучного інтелекту, а саме нейронні мережі (НМ) [2; 3].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Зважаючи на перспективність технологій штучного інтелекту [2–4], розроблення нейронних мереж для кластеризації та класифікації об'єктів групових цілей є актуальною задачею.

Зокрема, у роботі [5] використано нейронну мережу для розроблення системи, що здатна навчатися розпізнаванню типу БпЛА за результатами аналізу трафіка, який передається ним на наземну станцію керування. Автором зауважено, що здатність нейронної мережі до узагальнення, за достатнього обсягу навчальної вибірки, дозволяє НМ екстраполювати свої знання про відомі види мережеских дій на невідомі види. При цьому вирішальну роль відіграє вибір адекватної поставленим завданням архітектури НМ.

У [6; 7] розглянуто застосування різних типів нейронних мереж для розпізнавання та класифікації об'єктів.

У [8; 9] здійснено кластеризацію та класифікацію ударних БпЛА на основі нейронних мереж. Результати аналізу залежності точності кластеризації від кількості нейронів у прихованому шарі показали, що нейронна мережа кластеризації ударних безпілотних літальних апаратів NN SOM FPV UAVs має найкращу точність при 18 нейронах у прихованому шарі. Кластеризація ударних безпілотних літальних апаратів продемонструвала, що їх можна поділити на 4 кластери. При цьому за кількістю БпЛА у кожному кластері їх можна згрупувати у 3 класи. Навчання CNN FPV UAVs здійснювалось за допомогою алгоритму Левенберга – Марквардта, загальна точність нейронної мережі класифікації ударних безпілотних літальних апаратів становила 98,9%.

Загалом аналіз наукових публікацій свідчить про те, що розвиток технологій класифікації об'єктів на основі нейронних мереж має значні перспективи, особливо у контексті підвищення точності, швидкості роботи та стійкості до швидкозмінних умов.

Питанням кластеризації та класифікації об'єктів групових цілей на основі нейронних мереж приділено недостатньо уваги. Отже, особливої уваги заслуговує кластеризація і класифікація групових цілей – з одного боку, і визначених класів ударних БпЛА – з іншого боку.

Мета статті – розроблення нейронних мереж для кластеризації та класифікації об'єктів групових цілей противника на основі алгоритмів штучного інтелекту.

Виклад основного матеріалу

У роботі [10] запропоновано використовувати таку класифікацію типів об'єктів (цілей), розташованих у наземних (надводних) і повітряних областях земного простору:

а) перший тип – точкові об'єкти (зразки наземної (надводної) техніки, люди, невеликі групи людей);

б) другий тип – лінійні об'єкти (колони техніки, автомобільні й залізничні, нафто- і газотрубопроводи, лінії електропередач);

в) третій тип – плоскі об'єкти (великі групи точкових об'єктів, агрополя, лісові масиви, населені пункти, зони повеней і землетрусів);

г) четвертий тип – просторові об'єкти (області хімічного і радіоактивного зараження повітряного басейну).

Крім того, об'єкти групової цілі може бути класифіковано за групами вогневого ураження (табл. 1).

Таблиця 1

Групи об'єктів вогневого ураження

Номер групи вогневого ураження	Назва групи об'єктів	Об'єкти вогневого ураження
1-ша група	Засоби ВТЗ, РУК(РВК), НУ ОТР (ТР), артилерія, РСЗВ	Взводи ПУ ТР (ОТР), артилерійські взводи (батареї), взводи (батареї) РСЗВ, мінометні роти
2-га група	Пункти управління військами і зброєю	КП (ПКП, ОКП) ПА, АК, дивізій, бригад, батальйонів, ПУВ, ЦУВ, засоби розвідки та РЕБ
3-тя група	Об'єкти авіаційного угруповання	Тактична авіація на аеродромах, армійська авіація на посадкових майданчиках
4-та група	Об'єкти ППО	Батареї (взводи) ЗКР
5-та група	Військові угруповання	Мотопіхотні, піхотні, танкові, мінометні роти, винищувальні протитанкові роти у районах зосередження, на марші, під час висунання та розгортання
6-та група	Інші об'єкти	Об'єкти тилу, інфраструктури та ін.

Отже, маємо досить велику кількість різноманітних (за характером) об'єктів в оперативній побудові противника, що підкреслює необхідність зваженого підходу до раціонального розподілу ударних БпЛА по об'єктах групової цілі з урахуванням їхньої пріоритетності.

Розглянемо, як завдання кластеризації та класифікації об'єктів групової цілі може бути вирішено із застосуванням нейронних мереж.

Створення та використання нейронних мереж для класифікації об'єктів групової цілі передбачає [8] (рис. 1): 1) формування бази даних об'єктів групової цілі; 2) вибір архітектури нейронної мережі; 3) вибір алгоритму навчання нейронної мережі; 4) навчання нейронної мережі; 5) оцінювання результатів навчання нейронної мережі; 6) використання нейронної мережі класифікації об'єктів групової цілі.



Рис. 1. Етапи створення та використання нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей

1. *Формування бази даних об'єктів групової цілі.* База даних об'єктів групової цілі формувалась з різних типів озброєння та військової техніки (ОВТ): танки, реактивні системи залпового вогню, артилерійські системи калібру 100-мм та більше, міномети, протитанкові ракетні комплекси, засоби протиповітряної оборони, літаки, автомобілі, протикорабельні засоби, бойові кораблі, БПЛА противника (табл. 2).

Таблиця 2

Кількість зразків об'єктів групових цілей за типами озброєння та військової техніки

№ з/п	Типи озброєння та військової техніки	Кількість
1	Танки	50
2	БМП	27
3	БТР	27
4	ББМ	18
5	ПУ тактичних та оперативно-тактичних ракет	5
6	Реактивні системи залпового вогню	9
7	Артилерійські системи калібру 100-мм та більше	22
8	Міномети	27
9	Протитанкові засоби (артилерія)	5
10	Протитанкові ракетні комплекси	21
11	Засоби протиповітряної оборони	81
12	Літаки	73
13	Вертольоти	20
14	Автомобілі	20
15	Протикорабельні засоби	5
16	Бойові кораблі	26
17	Безпілотні літальні апарати	17
18	Особовий склад (група, відділення тощо)	5
	Загальна кількість зразків:	456

У табл. 2 наведено 456 зразків різних типів ОВТ, які застосовує противник у російсько-українській війні.

Об'єкти групових цілей противника, які представлено у табл. 1, може бути згруповано по класах.

2. *Вибір архітектури нейронної мережі кластеризації об'єктів групової цілі.* Для того, щоб здійснити розподіл об'єктів групової цілі за класами, застосуємо процедуру кластеризації. У задачі кластеризації нейронна мережа буде групувати об'єкти групової цілі по кластерах за значенням бойового потенціалу зразка ОВТ.

Для кластеризації об'єктів групової цілі за допомогою нейронної мережі необхідно створити і навчити мережу, а також оцінити її ефективність за допомогою різноманітних інструментів візуалізації (додаток Clustering у пакеті прикладних програм MATLAB).

Для кластеризації об'єктів групових цілей виберемо нейронну мережу типу SELFORGMAP (самоорганізовані карти), яка складається з шару нейронів, що може класифікувати набір даних векторів з будь-якою розмірністю на стільки класів, скільки нейронів має шар. Нейрони розташовані у двовимірній топології, що дозволяє шару формувати представлення розподілу та двовимірну апроксимацію топології набору даних. Навчання мережі проведемо за допомогою пакетного алгоритму self-organizing map (SOM).

Самоорганізовані карти навчаються кластеризувати дані на основі подібності, топології, з перевагою призначення однакової кількості екземплярів кожному класу.

3. *Кластеризація об'єктів групових цілей.* Для кластеризації об'єктів групових цілей сформовано матрицю із входніми даними розміром 1x456 (табл. 2).

Експериментальним шляхом встановлено, що самоорганізована карта має складатися з 5 нейронів, а в нейронній мережі має бути один вхід та один вихід.

Архітектуру нейронної мережі кластеризації об'єктів групових цілей наведено на рис. 2.

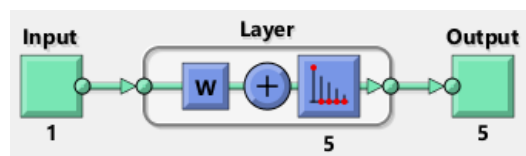


Рис. 2. Архітектура нейронної мережі кластеризації об'єктів групових цілей (NN SOM GTs)

NN SOM GTs підтримує топологію hextop, яка створює набір нейронів, що розташовуються у гексагональному порядку (рис. 3).

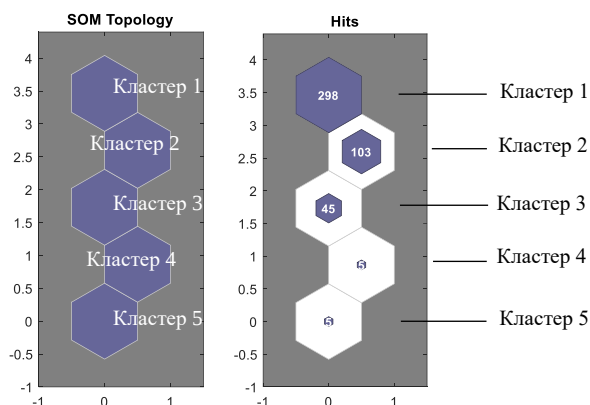


Рис. 3. Діаграми кластерів для об'єктів групових цілей:
а) за кластерами та б) за кількістю об'єктів групових цілей

Результати аналізу даних щодо об'єктів групових цілей (табл. 1) за допомогою нейронної мережі SELFORGMAP об'єктів групових цілей (NN SOM GTs) продемонстровано на рис. 3 та рис. 4.

Отже, до кластера 1 входить 298 об'єктів групових цілей, до кластера 2 – 103, до кластера 3 – 45, до кластера 4 – 5 та до кластера 5 – 5 об'єктів.

Результати розподілу об'єктів групових цілей на кластери внесено до табл. 2.

У подальшому це дозволить використовувати створену нейронну мережу кластеризації об'єктів групової цілі (NN SOM GTs) для їхнього розподілу на класи.

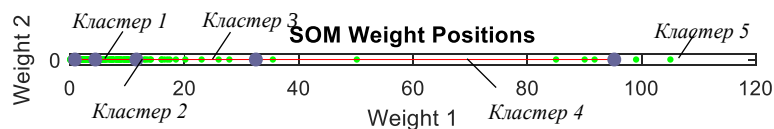


Рис. 4. Розподіл об'єктів групових цілей по кластерах

На рис. 4 зображено розподіл об'єктів групових цілей по кластерах у вигляді зелених точок, які показують, як NN SOM GTs класифікує об'єкти групових цілей.

Отже, кластеризація об'єктів групових цілей противника дала можливість здійснити їхній поділ на класи.

Було виділено 5 класів об'єктів групових цілей противника:

до 1-го класу належать об'єкти групових цілей, які мають бойовий потенціал 0,6–2,7;

до 2-го класу – об'єкти групових цілей, що мають бойовий потенціал в інтервалі від 2,7 до 8;

до 3-го класу – об'єкти групових цілей, що мають бойовий потенціал в інтервалі від 8 до 23;

до 4-го класу – об'єкти групових цілей, які мають бойовий потенціал в інтервалі від 23 до 90;

до 5-го класу – об'єкти групових цілей, які мають бойовий потенціал понад 90.

4. Вибір архітектури нейронної мережі для класифікації об'єктів групових цілей. У пакеті прикладних програм MATLAB було розроблено нейронну мережу класифікації об'єктів групових цілей за значеннями їхніх бойових потенціалів.

Підготовка даних. Дані для задачі класифікації об'єктів групових цілей налаштовуються для нейронної мережі завдяки організації даних у дві матриці: вхідну матрицю $X(p)$ і цільову матрицю $T(y)$.

Для проведення дослідження було використано характеристики більш ніж 456 зразків об'єктів групових цілей противника.

Нейронна мережа для класифікації об'єктів групових цілей має два шари нейронів: прихований та вихідний (рис. 5).

Експериментально встановлено, що найкращий результат класифікації досягається, якщо кількість нейронів у прихованому шарі становить 15 нейронів.

Зв'язок між нейронами у прихованому шарі здійснюється за допомогою функції $\tanh$, а у вихідному шарі – з використанням функції $\ln$ [9].

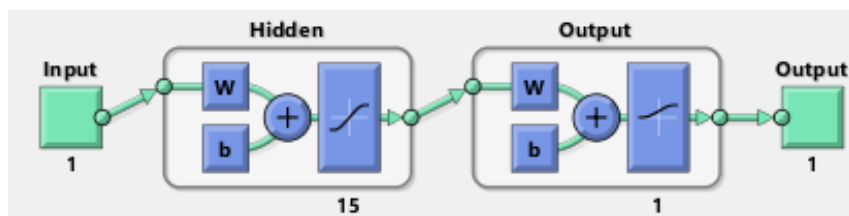


Рис. 5. Архітектура нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей (CNN GTs)

Розподілимо базу даних об'єктів групових цілей на набори для навчання, перевірки та тестування.

Навчальний набір використовується для навчання нейронної мережі. Навчання триває до того часу, поки мережа продовжує покращувати набір перевірки. Навчання нейронної мережі можна розглядати як розв'язання оптимізаційної задачі. Її метою є

мінімізація функції похибок на цій вибірці шляхом вибору значень ваг W . Функцією навчання нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей обрано функцію `trainbr`.

Функція `trainbr` – баєсівська регуляризація зворотного поширення. Це функція навчання мережі, яка оновлює значення ваг та зміщення відповідно до оптимізації Левенберга – Марквардта, яка мінімізує комбінацію квадратичних похибок, ваг і зміщень, а потім визначає правильну комбінацію, щоб створити мережу, яка добре узагальнює. Такий процес називається баєсівською регуляризацією.

Навчання відбувається відповідно до `trainbr` параметрів навчання. Такими параметрами у програмному середовищі Matlab є:

`net.trainParam.epochs` – максимальна кількість епох для навчання (значення за замовчуванням – 1000);

`net.trainParam.show` – епохи між дисплеями (NaN якщо дисплеїв немає) – 25;

`net.trainParam.showCommandLine` – створення виведення командного рядка (значення за замовчуванням – false);

`net.trainParam.showWindow` – показати графічний інтерфейс навчання (значення за замовчуванням – true);

`net.trainParam.mu` – параметр регулювання Марквардта (значення за замовчуванням 0,005);

`net.trainParam.mu_dec` – коефіцієнт зменшення для μ (значення за замовчуванням – 0,1);

`net.trainParam.mu_inc` – коефіцієнт збільшення для μ (значення за замовчуванням – 10);

`net.trainParam.mu_max` – максимальне значення для μ (значення за замовчуванням – $1e^{10}$);

`net.trainParam.max_fail` – максимальна кількість помилок перевірки (значення за замовчуванням – 0);

`net.trainParam.min_grad` – мінімальний градієнт продуктивності (значення за замовчуванням – $1e^{-7}$);

`net.trainParam.time` – максимальний час навчання в секундах (значення за замовчуванням – inf).

Кожна вага та зміщення оновлюються відповідно до своєї функції навчання після кожної епохи (один прохід через увесь набір вхідних векторів).

Тестовий набір забезпечує абсолютно незалежне оцінювання точності класифікації нейронною мережею об'єктів групової цілі.

Отже, формуємо дані, створюємо та навчаємо нейронну мережу, а також оцінюємо її продуктивність за допомогою середньоквадратичної похибки та регресійного аналізу.

Із 456 об'єктів групових цілей здійснюється такий їхній розподіл: 319 (70%) – навчання; 69 – перевірка; 68 – тестування.

Навчання нейронної мережі здійснювалось за допомогою алгоритму Левенберга – Марквардта [5].

На рис. 6. представлено матрицю похибок під час навчання, перевірки і тестування нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей.

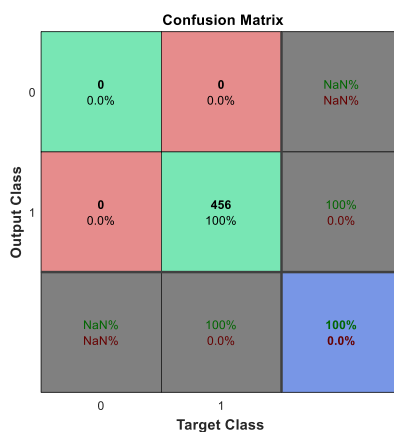


Рис. 6. Матриці похибок під час навчання, перевірки і тестування нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей

На рис. 6 видно, що нейронну мережу класифікації об'єктів групових цілей було навчено, перевірено і протестовано з точностями 100%, а загальна точність нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей становить 100%.

Під час розв'язання задачі оптимізації виконують обчислення перших похідних цільових і нелінійних функцій обмежень, а за допомогою функції `checkGradients` здійснюється перевірка запрограмованих похідних. Крім того, здійснюється перевірка, чи правильно обчислюється градієнт поблизу випадкової початкової точки [11–12].

На рис. 7 показано результати оцінювання градієнта цільової функції.

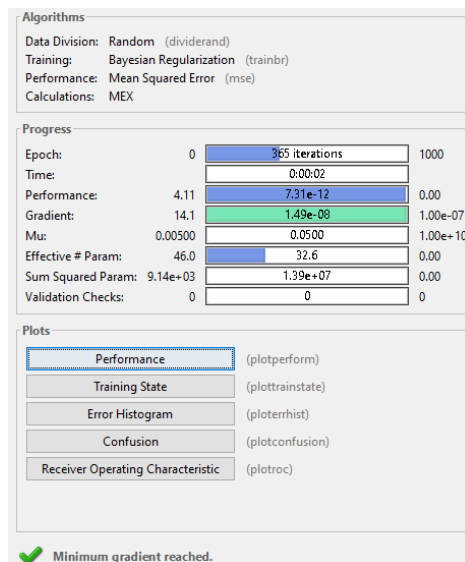
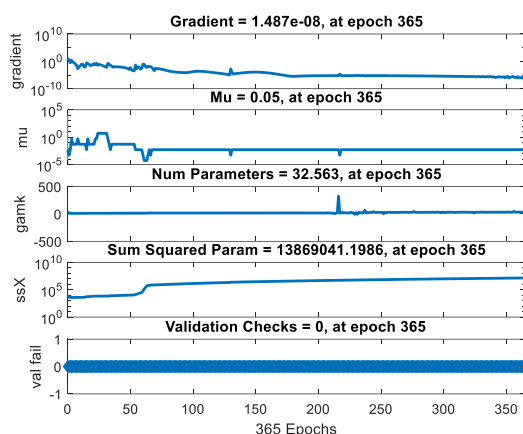


Рис. 7. а) Перевірка дійсності градієнтів;

б) Перевірка продуктивності навчання CCN GTs

Рис. 7 показує, що найкраща продуктивність навчання CCN GTs досягається на 365-ій епосі.

На рис. 8 наведено гістограму похибок між цільовими значеннями та прогнозованими значеннями після навчання нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей. Гістограма показує, що CNN GTs має похибку з точністю до п'ятого знака.

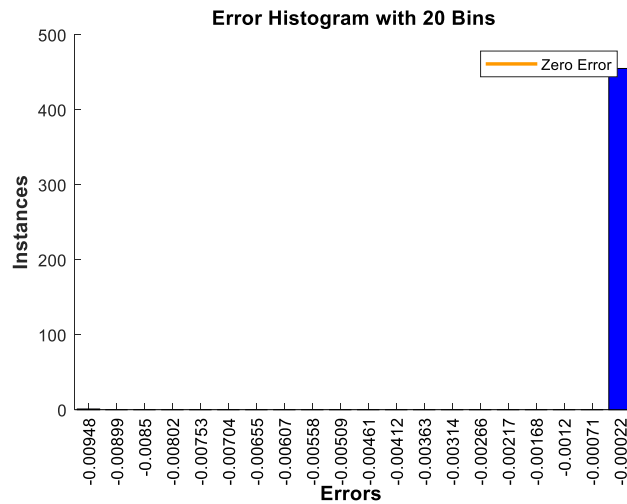


Рис. 8. Гістограма похибок

Значення похибки 0,00022 вказує на найкращу продуктивність мережі. Оскільки похибки близькі до нуля, то нейронна мережа класифікації об'єктів групових цілей моделює добре.

На рис. 9 зображено графік, що представляє дані навчання, перевірки та тестування нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей.

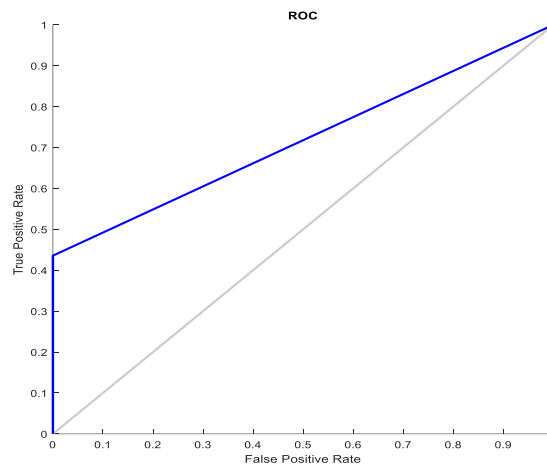


Рис. 9. Дані навчання, перевірки та тестування нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей

Пунктирна лінія на графіку представляє оптимальний результат, а суцільна лінія – лінія лінійної регресії, яка найкраще підходить між результатами та цільовими показниками.

Графік зміни значення цільової функції за епохами – циклами навчання наведено на рис. 10.

Серед параметрів навчання задано:

goal – максимально припустиме значення цільової функції;

epochs – максимально припустиму кількість циклів навчання мережі;

show – крок виведення на екран інформації про навчання мережі, задається у циклах навчання.

Графік вказує ітерацію, на якій ефективність перевірки досягла мінімуму [11–12].

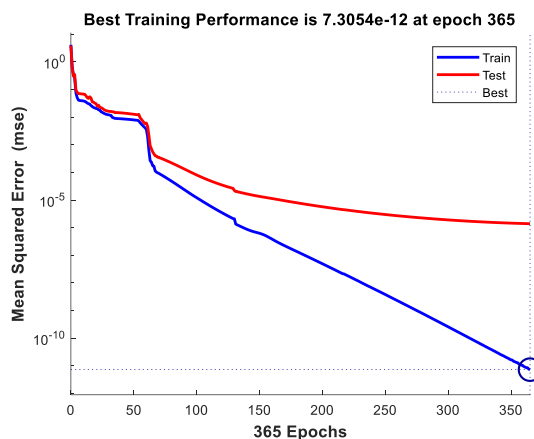


Рис. 10. Графік зміни значення цільової функції у процесі навчання

На рис. 10 видно, що на 365-й ітерації досягнуто локального мінімуму цільової функції.

Отже, згорткову нейронну мережу класифікації об'єктів групових цілей (CNN GTs) може бути застосовано для класифікації об'єктів групових цілей з різними значеннями бойових потенціалів.

Для перевірки роботи CNN GTs було взято довільний набір об'єктів групових цілей зі значеннями бойових потенціалів, які наведено у табл. 3.

Результати роботи CNN GTs представлено у четвертому рядку табл. 3.

Таблиця 3

Результати роботи CNN GTs

№ з/п	Об'єкти групових цілей	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	Бойовий потенціал	91.74	50.15	35.46	27.85	25.98	23.00	20.15	18.50	17.43	17.00	16.50	16.00	16.00	14.14	14.00	2.93
2	Клас (фактичний)	5	4	4	4	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2
3	Клас (нейронна мережа)	5	4	4	4	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2
4	Збіг	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
№ з/п	Об'єкти групових цілей	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
1	Бойовий потенціал	2.90	2.89	2.88	2.86	2.86	2.74	2.73	2.70	2.58	2.57	2.47	2.46	2.45	2.37	2.30	2.30
2	Клас (фактичний)	2	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	Клас (нейронна мережа)	2	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	Збіг	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+

Результати аналізу фактичних даних та даних, які отримано з використанням CNN GTs, показують 100% збіг класів об'єктів групових цілей.

Отже, згорткову нейронну мережу класифікації об'єктів групової цілі (CNN GTs) може бути застосовано для класифікації об'єктів групових цілей противника з різними значеннями бойового потенціалу.

Висновки

Для класифікації об'єктів групових цілей противника може бути обрано згорткову нейронну мережу типу CNN GTs. Навчання CNN GTs за допомогою алгоритму Левенберга – Марквардта показало гарні результати. За результатами навчання нейронну мережу класифікації об'єктів групової цілі було навчено, перевірено і протестовано.

Загальна точність нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей становила 100%.

Результати аналізу гістограми похибок між цільовими значеннями та прогнозованими значеннями після навчання нейронної мережі класифікації об'єктів групових цілей свідчать про те, що значення похибки становить 0,00022.

Оскільки похибки близькі до нуля, то навчена нейронна мережа здійснює класифікацію об'єктів групових цілей добре.

Перевірка роботи CNN GTs на довільному наборі об'єктів групових цілей показала 100% збіг класів фактичних об'єктів групових цілей, які отримано з використанням CNN GTs.

Напрямом подальшого дослідження може бути створення нейронних мереж для розв'язання задачі розподілу неоднорідного рою ударних безпілотних літальних апаратів по об'єктах нестационарної неоднорідної групової цілі.

Список літератури

1. Шовкошитний І.І., Василенко О.А. Розроблення логіко-часової моделі ройового застосування ударних безпілотних літальних апаратів з урахуванням типових способів їх групового застосування в сучасних умовах. *Збірник наукових праць Центру воєнно-стратегічних досліджень Національного університету оборони України*. 2024. № 3 (83). С. 108–116.
2. Нікітіна Л.О., Нікітін С.О. Моделі та методи штучного інтелекту у комп'ютерних іграх. Харків : “Друкарня Мадрид”, 2018. 102 с.
3. Методи та системи штучного інтелекту : навч. пос. / укл. Д. В. Лубко, С. В. Шаров. Мелітополь : ФОП Однорог Т. В., 2019. 264 с.
4. Штучний інтелект і нейромережі. 12 книжок в одній, що допоможуть Вам втілити інновації в життя. Харків : ТОВ “Моноліт Бізз”, 2024. 216 с.
5. Іващенко А. Інформаційне та програмне забезпечення системи ідентифікації безпілотних літальних апаратів. Суми: Сумський держ. ун-т, 2022. URL: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream-download/123456789/88897/1/Ivashchenko_bac_rob.pdf.
6. Оганезов А. Л. Применение нейронных сетей в задачах распознавания образов. Автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук: 05.13.11. Тбилиси. 2006. 20 с.
7. Перепеліцин С.О. Система захисту від загроз удару БпЛА із використанням блоків нейромережевого аналізу. *Наукоємні технології*. 2020. № 1 (45). DOI: 10.18372/2310-5461.45.14579.
8. Гусак Ю.А., Василенко О.А. Кластеризація та класифікація ударних безпілотних літальних апаратів на основі нейронних мереж. *Повітряна міць України*. 2024. № 1 (6). С. 141–152. DOI:10.33099/2786-7714-2024-1-6-141-152.
9. Гусак Ю. А., Василенко О. А. Алгоритм створення нейронної мережі класифікації ударних безпілотних літальних апаратів. *Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони*. 2024. № 2 (50). С. 54–68. DOI: 10.33099/2311-7249/2024-50-2-54-68.
10. Бережний А. О. Методи та інформаційна технологія автоматизованого планування маршрутів польотів безпілотних літальних апаратів для підвищення ефективності пошуку об'єктів. Дис. ... канд. техн. наук. 05.13.06. Харків : ХНУПС, 2020.
11. Довідник з MATLAB : електронний навч. пос. з курсового і дипломного проектування. Київ : НТУУ “КПІ”, 2013. 132 с.
12. Терейковський І. А., Бушуєв Д. А., Терейковська Л. О. Штучні нейронні мережі: базові положення. Київ : НТУУ “КПІ”, 2022. 123 с.