УДК 004.652 DOI https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.45

Н. О. ФЕСЬОХА
доктор філософії,
старший викладач кафедри комп'ютерних інформаційних технологій
Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут
ORCID: 0000-0002-9797-5589

О. М. НЕСТЕРОВ
доктор філософії,
начальник кафедри бойового застосування підрозділів зв'язку
Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут
ORCID: 0000-0001-5092-6205

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ПРИ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ

У статті проаналізовано ефективність алгоритмів машинного навчання при класифікації зображень військової техніки. Досліджено лінійну регресію, дерева рішень, метод опорних векторів та глибокі нейронні мережі за критеріями швидкості навчання, точності прогнозів, масштабованості та обчислювальних вимог. Встановлено, що нейронні мережі демонструють найвищу точність (96 %), але вимагають значних ресурсів і часу навчання (600 секунд). Метод опорних векторів забезпечує точність 88 % з помірним споживанням ресурсів, а випадкові ліси показують оптимальне співвідношення між точністю (85 %) та швидкістю навчання (80 секунд).

Визначено ключові фактори ефективності: розмір даних, складність моделі, обчислювальні ресурси та якість вхідних даних. Проведені експерименти демонструють, що час навчання нейронних мереж та методу опорних векторів зростає лінійно пропорційно до збільшення кількості зображень, тоді як випадкові ліси демонструють нелінійне збільшення часу навчання, що вказує на їхню здатність більш ефективно обробляти великі масиви зображень військової техніки.

Запропоновано оптимізаційні стратегії з використанням розподілених обчислень та паралельної обробки для підвищення швидкодії алгоритмів. Для глибоких нейронних мереж рекомендовано використання декількох GPU, що може значно зменшити час навчання моделі на великих наборах зображень.

Окреслено перспективи створення гібридних моделей, що поєднують різні алгоритмічні підходи для підвищення ефективності та точності класифікації зображень військової техніки. Також важливим є впровадження процедур очищення та нормалізації даних для забезпечення високої якості вхідної інформації.

Ключові слова: *машинне навчання, класифікація зображень, військова техніка, нейронні мережі, метод опорних векторів, точність класифікації, обчислювальні ресурси.*

N. O. FESOKHA
PhD, Senior Lecturer at the Department of Computer Information Technologies
Kruty Heroes Military Institute of Telecommunications
and Information Technology
ORCID: 0000-0002-9797-5589

O. M. NESTEROV
PhD, Head of the Department of Combat Application of Communication Units
Kruty Heroes Military Institute of Telecommunications
and Information Technology
ORCID: 0000-0001-5092-6205

ANALYSIS OF THE EFFECTIVENESS OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS IN THE CLASSIFICATION OF MILITARY EQUIPMENT IMAGES

The article analyses the effectiveness of machine learning algorithms in classifying images of military equipment. It examines linear regression, decision trees, support vector methods, and deep neural networks according to criteria of training speed, prediction accuracy, scalability, and computational requirements. It has been established that neural networks demonstrate the highest accuracy (96 %), but require significant resources and training time (600 seconds). The support vector method provides an accuracy of 88 % with moderate resource consumption, while random forests show an optimal balance between accuracy (85 %) and training speed (80 seconds).

Key efficiency factors have been identified: data size, model complexity, computational resources, and input data quality. Experiments conducted demonstrate that the training time for neural networks and the support vector method increases linearly in proportion to the increase in the number of images. At the same time, random forests exhibit a nonlinear increase in training time, indicating their ability to handle large sets of pictures of military equipment more efficiently.

Optimisation strategies have been proposed using distributed computing and parallel processing to enhance the performance of the algorithms. For deep neural networks, using multiple GPUs is recommended, which can significantly reduce the training time of the model on large image datasets.

Prospects for creating hybrid models that combine various algorithmic approaches to improve efficiency and accuracy in classifying images of military equipment have been outlined. Data cleaning and normalisation procedures are also essential to ensure high-quality input information.

Key words: *machine learning, image classification, military equipment, neural networks, support vector methods, classification accuracy, computational resources.*

Постановка проблеми

Підходи до розпізнавання зображень військової техніки постали серед ключових викликів сучасної науки й техніки, враховуючи шалене зростання обсягів інформації. Алгоритми машинного навчання пропонують потужні інструменти для аналізу та інтерпретації цих даних, відкриваючи нові перспективи для прийняття рішень та прогнозування. Проте ефективність цих алгоритмів лишається предметом дискусій через складність їх налаштування для класифікації зображень військової техніки, зумовлену неоднорідністю доступних наборів даних. Найважливішим завданням є розробка таких методів обробки, які дадуть змогу оптимізувати час обчислень, покращити точність прогнозів і адаптувати алгоритми до реальних умов. Ця задача має надзвичайно важливе практичне значення для збільшення ефективності ураження російської техніки під час військових операцій.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Значні за масштабом дослідження присвячені оцінці продуктивності алгоритмів машинного навчання у виявленні військової техніки в реальних умовах.

О. Данчак та М. Войтюк [2] зосереджують увагу на ефективності сховищ даних, оптимізованих для алгоритмів машинного навчання, що сприяють швидкому доступі та обробці великих обсягів інформації. Вони пропонують стратегії для покращення результативності цих алгоритмів у реальних умовах. В. Грицик [1] вивчає вплив аналізу великих даних на бізнес-процеси в цифрову епоху, підкреслюючи важливість машинного навчання для оптимізації бізнес-процесів та ухвалення рішень.

В. Лесик [4] досліджує використання методів машинного навчання для оцінки показників інтернет-ресурсів. Дослідниця вказує на те, що алгоритми машинного навчання є ключовими інструментами для аналізу великих наборів даних, що дозволяє автоматизувати процеси та забезпечити точні передбачення.

Ю. Сизоненко та співавтори [5] проводять огляди використання машинного навчання для аналізу великих даних, підкреслюючи роль глибокого навчання у підвищенні ефективності обробки даних. Їхні дослідження підтверджують важливість розробки спеціалізованих моделей, адаптованих до конкретних вимог. Колектив авторів на чолі з А. Дашкевич [3] аналізують продуктивність алгоритмів машинного навчання для систем виявлення вторгнень. Вони наголошують на важливості вибору оптимальних моделей для гарантування безпеки та забезпечення точних прогнозів.

Не зважаючи на різноманіття досліджень, залишаються невирішеними питання аналізу ефективності алгоритмів машинного навчання з точки зору їхньої ефективності у класифікації зображень військової техніки.

Формулювання мети дослідження

Метою статті є аналіз ефективності алгоритмів машинного навчання при класифікації зображень військової техніки та виявлення оптимальних підходів до їх використання в умовах високого навантаження та великих обсягів інформації.

Викладення основного матеріалу дослідження

Дослідження чинних алгоритмів машинного навчання, крізь призму їхньої дієвості під час роботи з великими масивами даних, є наріжним каменем аналізу працездатності сучасних систем обробки інформації. Алгоритми, як-от лінійна регресія, дерева рішень, метод опорних векторів та глибинні нейронні мережі, сповідують різні підходи до обробки великих обсягів даних, що впливає на їхню точність та швидкість виконання. Скажімо, алгоритми глибинного навчання, хоча й забезпечують високу точність, потребують значних обчислювальних ресурсів та часу на тренування, особливо з ростом розмірів даних. З іншого боку, простіші алгоритми, такі як лінійна регресія, можуть бути швидкими та менш ресурсоємними, проте їхня ефективність може знижуватися за наявності складних і великомасштабних наборів даних.

У таблиці 1 подано порівняння основних алгоритмів за декількома критеріями, такими як швидкість навчання, масштабованість і точність прогнозів.

Таблиця 1

Порівняння досліджуваних алгоритмів машинного навчання для класифікації зображень військової техніки

Алгоритм	Опис алгоритму	Швидкість навчання	Точність прогнозів	Масштабність	Обчислювальні вимоги
Лінійна регресія	Можливість моделювання залежності між змінними за допомогою статистичних методів	Висока	Низька в складних завданнях	Висока	Низькі
1	2	3	4	5	6
Дерева рішень	Ієрархічна структура, що використовується для прийняття рішень на основі заданих правил	Середня	Середня	Обмежена у великих наборах	Середні
Метод опорних векторів	Метод класифікації та регресії, який визначає найкращу гіперплощину для розділення даних	Низька	Висока	Середня	Високі
Глибокі нейронні мережі	Модель з багатьма шарами нейронів, призначена для розпізнавання складних залежностей у даних	Низька	Висока	Висока	Дуже високі

Лінійна регресія, як один з найдавніших алгоритмів, переважно слугує для створення базових моделей передбачення, котрі використовуються для оцінювання та класифікації зображень військової техніки. Цей метод забезпечує швидкий результат, але його точність може поступатися у випадку роботи зі складними нелінійними даними. Дерева рішень вирізняються візуально зрозумілою структурою, що легко піддається інтерпретації, але їх ефективність падає зі збільшенням кількості ознак, які описують зображення ворожої військової техніки.

Метод опорних векторів, володіючи здатністю обробляти багатовимірні дані, знаходить застосування в обробці зображень, однак висуває високі вимоги до обчислювальних ресурсів. Глибокі нейронні мережі, здатні вивчати неймовірно складні залежності в даних, на сьогоднішній день є фундаментом розпізнавання зображень у реальному часі.

Для прикладу, штучний інтелект може використовувати алгоритми класифікації, зокрема машини опорних векторів (SVM) або глибокі нейронні мережі (DNN). Ці моделі здатні ефективно обробляти значні обсяги зображень та даних про військову техніку (табл. 2).

Таблиця 2

Порівняння алгоритмів штучного інтелекту для класифікації зображень військової техніки

Алгоритм ШІ	Призначення	Переваги	Недоліки
Глибокі нейронні мережі (DNN)	Обробка складних і неструктурованих даних	Висока точність, можливість глибокого навчання	Потребують великих обчислювальних ресурсів
Підтримуючі векторні машини (SVM)	Класифікація та прогнозування на основі великих даних	Висока точність, добре працює з лінійно роздільними даними	Менша ефективність для великих неструктурованих даних
Багатошарова персептронна модель (MLP)	Прогнозування та класифікація в реальному часі	Здатність обробляти дані в реальному часі	Чутливість до перенавчання моделі

Глибокі нейронні мережі (DNN) активно використовуються для опрацювання масштабних зібрань зображень, де виникає необхідність виявлення комплексних шаблонів. Вони пропонують високий рівень точності, однак потребують значних ресурсів для обчислень під час етапів навчання та прогнозування. Алгоритми опорних векторів (SVM) знаходять застосування у задачах класифікації, де військову техніку можна розмежувати, забезпечуючи точні результати прогнозування. Багатошарові перцептрони (MLP) ефективно використовуються для обробки значних потоків зображень, що дозволяє виконувати прогнозування на основі даних, що надходять у реальному часі.

Вибір алгоритму машинного навчання для класифікації зображень військової техніки, враховуючи обсяг даних та вимоги до точності, зображено на рис. 1.

В сучасних реаліях, алгоритми машинного навчання стали ключовими інструментами для класифікації зображень військової техніки. Прості методи, на кшталт лінійної регресії, добре себе проявляють на невеликих наборах даних, дозволяючи швидко оцінювати зображення військової техніки з мінімальним навантаженням на ресурси. Для середніх обсягів даних та потреби в розумінні процесу класифікації доцільно застосовувати дерева рішень, особливо коли важлива візуалізація етапів прийняття рішення.

Коли зображення військової техніки демонструють значну складність в ідентифікації, метод опорних векторів здатен забезпечити високу точність, але вимагає відповідних обчислювальних потужностей. Зрештою, для найбільш комплексних задач обробки зображень військової техніки, найкращим рішенням є глибокі нейронні

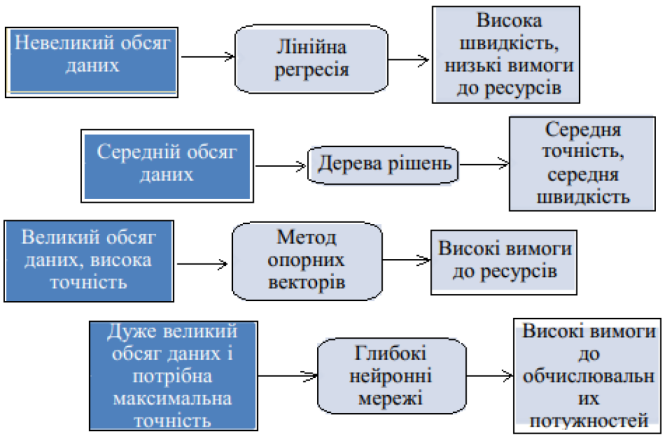

Рис. 1. Схематичне зображення вибору алгоритму машинного навчання при здійсненні класифікації зображень військової техніки

мережі, що дозволяють виявляти складні взаємозв'язки та ефективно використовувати сучасні обчислювальні системи для масштабованого навчання та прогнозування.

Обчислювальні можливості також визначають вибір алгоритму, адже алгоритми потребують значних ресурсів для обробки великих масивів зображень військової техніки. Алгоритми з великими вимогами до ресурсів, наприклад, метод опорних векторів або нейронні мережі, можуть суттєво сповільнювати навчання та обробку зображень військової техніки за обмежених обчислювальних можливостей. Крім цього, на якість моделі впливає також якість вихідних даних. Алгоритми демонструють кращі результати, якщо дані попередньо оброблені та очищені від шуму чи відсутніх значень.

В таблиці 3 наведено порівняльну характеристику ключових факторів, які впливають на швидкість та точність обробки зображень військової техніки різними алгоритмами машинного навчання.

Таблиця 3

Вплив факторів на швидкість і точність обробки зображень військової техніки різними алгоритмами машинного навчання

Фактор	Вплив на швидкість обробки	Вплив на точність обробки	Пояснення
Розмір даних	Знижує швидкість	Залежить від алгоритму	Значні обсяги даних можуть знижувати швидкодію складних алгоритмів, зокрема нейронних мереж, через зростання обчислювальних витрат
Складність моделі	Знижує швидкість	Підвищує точність	Збільшення кількості параметрів або шарів у моделі призводить до тривалішого процесу навчання та складнішого налаштування
Обчислювальні ресурси	Підвищує швидкість	Не впливає	Використання потужних серверів або розподілених обчислювальних систем сприяє швидшій обробці даних
Якість вхідних даних	Не впливає значно	Підвищує точність	Забезпечення попередньої підготовки та очищення даних сприяє зменшенню ризику неточних прогнозів

У сучасних умовах воєнних дій суттєво змінилися основні чинники, що визначають швидкість і точність обробки баз зображень військової техніки, що стало можливим завдяки прогресу обчислювальних технологій та новим методам управління даними. Об'єм даних неухильно зростає внаслідок широкого впровадження Інтернету речей (IoT), соціальних мереж та великих комерційних і наукових систем збору даних. Це потребує застосування складніших алгоритмів та потужніших обчислювальних ресурсів.

Порівняння ефективності алгоритмів машинного навчання на основі практичних експериментів з аналізу є одним з ключових способів виявлення найефективніших підходів до оцінювання зображень військової техніки. У таблиці 4 представлено результати експериментів, що містять основні показники роботи алгоритмів під час обробки зображень військової техніки різних розмірів та рівнів складності.

Експерименти проводились з використанням різноманітних збірок зображень військової техніки, з метою визначення ефективності алгоритмів у середовищі, максимально наближеному до реальних умов. Наприклад, для нейронних мереж зафіксовано найвищу точність у 96 %, однак час навчання значно перевищував показники інших алгоритмів, що обумовлено великою кількістю параметрів, необхідних для обробки зображень. Метод опорних векторів продемонстрував точність у 88 % з середнім часом навчання (410 секунд) та помірним споживанням ресурсів.

Випадкові ліси виявились ефективними у класифікації зображень військової техніки, забезпечуючи точність 85 % з відносно швидким навчанням (80 секунд), що робить їх оптимальним рішенням для даного типу задач.

Таблиця 4

Основні показники роботи алгоритмів при обробці зображень військової техніки

Алгоритм	Точність (%)	Час навчання (с)	Обчислювальні ресурси (CPU)	Обсяг даних (млн записів)
Нейронні мережі	96	600	Високі	2.0
Метод опорних векторів	88	410	Середні	1.1
Випадкові ліси	85	80	Середні	3.0
Лінійна регресія	75	50	Низькі	0.6
K- ближчих сусідів	76	280	Середні	0.8

Лінійна регресія показала точність 75 %, і цей показник є прийнятним для простих задач розпізнавання зображень військової техніки, але її незначні вимоги до обчислювальних ресурсів та час навчання усього 50 секунд, роблять цей алгоритм ефективним у простих моделях. Алгоритм K-найближчих сусідів продемонстрував середню точність (76 %) та відносно тривалий час навчання (280 секунд), що обмежує його використання на великих наборах зображень військової техніки.

Аналіз результатів демонструє, що вибір алгоритму залежить від його складності, обсягу даних та вимог до точності. Для складних завдань нейронні мережі демонструють високу результативність, тоді як для швидкого аналізу більш доцільно використовувати простіші моделі, як-от лінійна регресія. В таблиці 5 представлено аналіз взаємозв'язку між обсягом зображень та часом навчання алгоритмів.

Таблиця 5

Взаємозв'язок між обсягом зображень та часом навчання алгоритмів

Алгоритм	Обсяг даних (млн записів)	Час навчання (с)
Нейронні мережі	1.0	300
Нейронні мережі	2.5	600
Метод опорних векторів	0.6	200
Метод опорних векторів	1.2	450
Випадкові ліси	1.5	70
Випадкові ліси	3.1	120

Експериментальні дані демонструють, що час, потрібний для навчання нейронних мереж та методу опорних векторів, зростає лінійно пропорційно до збільшення кількості зображень. Це пояснюється складним характером цих моделей, яким потрібно більше обчислювальних ресурсів з кожним новим прикладом у наборі даних. Натомість випадкові ліси демонструють нелінійне збільшення часу навчання, що вказує на їхню здатність більш ефективно обробляти великі масиви зображень військової техніки, завдяки розподіленню обробки між окремими деревами рішень.

Для глибоких нейронних мереж паралельне навчання, використовуючи декілька GPU, може значно зменшити час, потрібний для навчання моделі на великих наборах зображень військової техніки. Однак виникає необхідність у синхронізації результатів між різними обчислювальними вузлами, що може бути непростою задачею. Алгоритми ансамблевого навчання, наприклад, випадкові ліси або градієнтний бустинг, дозволяють розподілити процес аналізу зображень військової техніки між різними компонентами системи, даючи змогу паралельно виконувати незалежний аналіз для кожного дерева рішень або послідовної моделі, але це потребує значних обчислювальних ресурсів.

Висновки

Встановлено, що ефективність алгоритмів машинного навчання для класифікації зображень військової техніки визначається низкою ключових чинників, серед яких – обсяг даних, доступні обчислювальні ресурси та якість вхідного зображення. Основні труднощі, що виникають під час обробки зображень військової техніки пов'язані з обмеженою здатністю алгоритмів до масштабування, потребою у великих обчислювальних потужностях, а також із тривалим часом навчання моделей. Для підвищення швидкодії алгоритмів рекомендуємо використовувати оптимізаційні стратегії, такі як розподілені обчислення та паралельна обробка, що дозволяє зменшити затримки при аналізі великих обсягів зображень і забезпечити узгодженість результатів між різними вузлами системи. Крім того, важливим є впровадження процедур очищення та нормалізації даних.

Перспективним напрямом є створення гібридних моделей, що поєднують різні алгоритмічні підходи для досягнення вищої ефективності та точності прогнозування в умовах складної обробки зображень військової техніки даних.

Список використаної літератури

1. Грицик В. В. Основні оцінки якості зображення, які сьогодні використовуються при розв'язуванні проблеми автоматичної обробки образів. *Штучний інтелект*, 2017, № 1, С. 38–44. http://dspace.nbuv.gov.ua/handle/123456789/132099

2. Данчак О., Войтюк М. Ефективні сховища даних для рішень машинного навчання. *Herald of Khmelnytskyi National University*. *Technical sciences*. 2024. Вип. 337. № 3(2). С. 57–63. doi: https://doi.org/10.31891/2307–5732–2024–337–3-8

3. Дашкевич А. О. Дослідження багатошарових нейронних мереж для автоматичного виділення ознак при вирішенні задачі розпізнавання образів. *Науковий вісник ТДАТУ*, 2016. № 6(2), С. 134–139. https://repository.kpi.kharkov.ua/server/api/core/bitstreams/883b0aec–89a9–48c9-bb07–3c515300dd80/content

4. Лесик В. О., Дорошенко А. Ю. Модуль стиснення зображень на основі нейромережевих автокодувальників. *Моделі та методи машинного навчання. Проблеми програмування*. 2023. № 1. С. 48–57. https://pp.isofts.kiev.ua/index.php/ojs1/article/download/558/612

5. Сизоненко Ю. І. Система стиснення та захисту зображень за допомогою нейтронної мережі. *Актуальні задачі та досягнення у галузі кібербезпеки. Матеріали Всеукраїнської науково-практичної конференції 23–25 листопада 2016 р*. м. Кропивницький. 2016. С. 157–158. https://core.ac.uk/download/pdf/84825428.Pdf

References

1. Hrytsyk V. V. (2017) Osnovni otsinky yakosti zobrazhennia, yaki sohodni vykorystovuiutsia pry rozviazuvanni problemy avtomatychnoi obrobky obraziv [Basic image quality metrics used today for solving the problem of automatic image processing]. *Shtuchnyi intelekt*, vol. –, no. 1, pp. 38–44. http://dspace.nbuv.gov.ua/handle/123456789/132099

2. Danchak O., Voitiuk M. (2024) Efektyvni skhovyshcha danykh dlia rishen mashynnoho navchannia [Efficient data warehouses for machine learning solutions]. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*, vol. 337, no. 3(2), pp. 57–63. https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-337-3-8

3. Dashkevych A. O. (2016) Doslidzhennia bahatosharovykh neironnykh merezh dlia avtomatychnoho vyznachennia oznak pry vyrishenni zadachi rozpiznavannia obraziv [Study of multilayer neural networks for automatic feature extraction in image recognition tasks]. *Naukovyi visnyk TDATU*, vol. –, no. 6(2), pp. 134–139. https://repository.kpi.kharkov.ua/server/api/core/bitstreams/883b0aec-89a9-48c9-bb07-3c515300dd80/content

4. Lesyk V. O., Doroshenko A. Yu. (2023) Modul stysnennia zobrazhen na osnovi neironerezhevykh avtokoduvalnykiv [Image compression module based on neural autoencoders]. *Problemy prohramuvannia. Modeli ta metody mashynnoho navchannia*, vol. –, no. 1, pp. 48–57. https://pp.isofts.kiev.ua/index.php/ojs1/article/download/558/612

5. Syzonenko Yu. I. (2016) Systema stysnennia ta zakhystu zobrazhen za dopomohoiu neitronnoi merezhi [System for image compression and protection using a neural network]. *Aktualni zadachi ta dosiahnennia u haluzi kiberbezpeky. Materialy Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii*, 23–25 lystopada 2016 r., m. Kropyvnytskyi, pp. 157–158. https://core.ac.uk/download/pdf/84825428.pdf