

МЕТОДИ І МОДЕЛІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ, ЯКІ ОТРИМАНІ БЕЗПІЛОТНИМИ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ

Є. В. Кірсенко¹, В. В. Хайдуров¹

¹ Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,
НН Фізико-технічний інститут

Анотація

Розпізнавання образів військового озброєння має велику актуальність у сучасних умовах, оскільки забезпечує безпеку, ефективність та точність дій військових підрозділів. Розпізнавання образів дозволяє виявляти та ідентифікувати ворожі технічні засоби, такі як танки, бронемашини, артилерія тощо. Аналіз зображень також дозволяє виявляти патерни та рухи ворожих сил, що сприяє розумінню їхніх дій та планів. Це допомагає взяти на себе ініціативу та прийняти відповідні заходи. Розпізнавання образів використовується в безпілотних системах для автономної навігації, виявлення перешкод та прийняття рішень в реальному часі. У роботі було побудовано кілька нейромережових моделей розпізнавання об'єктів військового озброєння. На практиці було використано різні моделі для розв'язання задачі класифікації.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі, безпілотні літальні апарати, розпізнавання образів

Вступ

Моніторинг і безпека повітряного простору за допомогою безпілотників відіграють важливу роль моніторингу повітряного простору, особливо в проблемних районах. Виявляючи різні класи повітряних об'єктів, таких як комерційні авіалайнери, військові реактивні літаки, гелікоптери та невеликі приватні літаки, люди можуть краще зрозуміти структуру повітряного руху в певному районі. Це вкрай важливо для забезпечення безпеки повітряного простору та виявлення будь-яких несанкціонованих або підозрілих дій.

Реагування на надзвичайні ситуації, пошук і порятунок під час надзвичайних ситуацій, таких як стихійні лиха чи аварії, безпілотники можуть бути використані для оцінки ситуації з повітря. Розпізнавання класів літальних апаратів дозволяє службам екстреної допомоги визначати план рятувальних заходів на основі типу задіяного літального апарату.

Також слід зазначити, що розуміння структури повітряного руху має важливе значення для ефективного управління повітряним рухом. Використовуючи дрони для розпізнавання різних класів літальних апаратів, диспетчери повітряного руху можуть підвищити точність прогнозів трафіку, оптимізувати маршрути польотів і мінімізувати ризики будь-яких катастроф повітряного простору.

1. Постановка задачі

Завданням даної роботи є розроблення нейромережової моделі розпізнавання основних класів літаль-

них апаратів з метою зменшення негативних наслідків застосування такого роду об'єктів по об'єктам і системам критичної інфраструктури у війні проти України.

2. Методи і моделі розпізнавання образів

2.1. Звичайні штучні нейронні мережі

Нейронні мережі є частиною глибокого навчання, яке використовує штучний інтелект. Такого роду мережі базуються на принципах роботи біологічних нейронів людини, які активуються на певні ситуації, що призводить до відповідної дії організму на конкретну подію. У штучних нейронних мережах цей принцип відтворюється за допомогою шарів взаємопов'язаних штучних нейронів, які працюють за допомогою функцій активації, що дозволяють їм вмикатися та вимикатися. Під час навчання штучні нейронні мережі працюють так само як традиційні алгоритми машинного навчання. Кожен нейрон у штучній нейронній мережі отримує вхідні дані, які множаться на ваги. Потім до цього додається статичне зміщення, унікальне для кожного шару нейронів. Отримане значення передається через функцію активації, яка визначає кінцеве значення, що видається нейроном. Існують різні функції активації, які використовуються в залежності від типу вхідних даних. Після отримання вихідних даних з кінцевого шару мережі обчислюється функція втрат, яка порівнює вихідні дані з бажаними значеннями. Далі виконується, наприклад, процес зворотного поширення по-

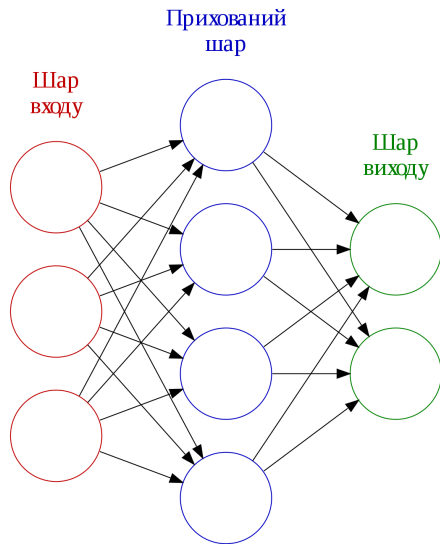


Рис. 1. Звичайна нейронна мережа прямого зв'язку

милки, під час якого ваги нейронів коригуються для мінімізації цих втрат. Одним із основних завдань цього процесу є пошук оптимальних значень ваг для досягнення кращої ефективності мережі.

2.2. Штучні нейронні мережі прямого зв'язку

Найпростіша форма нейронних мереж, де дані рухаються лише в одному напрямку через штучні нейронні вузли від вхідного до вихідного шару, називається одношаровою нейронною мережею прямого зв'язку. У такій мережі відсутні приховані шари, і вона складається лише з вхідного й вихідного шарів. Якщо в мережі присутні приховані шари, то вона вже класифікується як багаторівнева нейронна мережа прямого зв'язку, де дані проходять через кілька шарів нейронів перед проходженням через вихідний шар (рис. 1).

Кількість шарів у нейронній мережі змінюється в залежності від складності завдання. Вона працює в однонаправленому режимі, не використовує зворотне поширення (на основі зв'язків). При обробці вхідних даних застосовується функція активації, яка множить вхідні дані на ваги. Для цього використовуються класифікуючі або покрокові функції активації. Наприклад, якщо значення нейрона перевищує певний поріг, він активується і видає 1 як вихід, інакше він залишається неактивним і видає -1. Ці мережі вважаються досить простими в управлінні та готовими працювати з даними, які містять багато шуму.

Переваги нейронних мереж з прямими зв'язками:

1. Менш складні, простіші у проектуванні та обслуговуванні.
2. Швидкіші у навчанні, порівняно з іншими відомими видами штучних нейронних мереж.
3. Одностороннє поширення за зв'язками.
4. Висока чутливість до зашумлених даних.

Недоліки прямої нейронної мережі:

1. Не можна використовувати для глибокого навчання (через відсутність щільних шарів і зворотного поширення).
2. Не завжди ефективно можуть бути використані під час розпізнавання образів.

2.3. Згорткові нейронні мережі

Згорткова нейронна мережа (*convolutional neural network, CNN*) – спеціальна архітектура штучних нейронних мереж, запропонована Яном Лекуном в 1988 році і направлена на ефективне розпізнавання образів, входить до технологій глибокого навчання (*deep learning*) [1, 8, 9]. Такий тип мережі використовує деякі принципи, які полягають у чергуванні шарів згортки (*convolution layers*) та шарів пулінгу (*pooling layers*). Такого роду нейронні мережі порівняно швидко навчаються і є ефективними при роботі з цифровою обробкою зображень і розпізнаванню різних складних структур об'єктів.

Назву архітектура мережі отримала через наявність операції згортки, яка полягає в тому, що кожен фрагмент зображення множиться на матрицю згортки поелементно, результат сумується і записується в аналогічну позицію вихідного шару у вигляді зображення [3].

Конволюційна нейронна мережа використовує тривимірну організацію нейронів, що відрізняється від звичайного двовимірного масиву [3, 6]. Перший шар у цій мережі є згортковим, де кожен нейрон обробляє лише частину вхідних даних з невеликого фрагменту поля зору. Вхідні дані сприймаються партіями як фільтри [5].

Мережа розуміє зображення поетапно і може виконувати ці операції кілька разів, щоб повністю обробити зображення. Обробка включає перетворення зображення з формату RGB або HSI на градацію сірого. Додаткові зміни у значеннях пікселів допомагають виявити контури, і зображення може бути класифіковане за різними категоріями.

Робота згорткової нейронної мережі зазвичай інтерпретується як перехід від конкретних особливостей зображення до більш абстрактних деталей, і далі до ще більш абстрактних деталей аж до виділення понять високого рівня (рис. 2). При цьому мережа самонавчається і виробляє найнеобхіднішу ієрархію абстрактних ознак, фільтруючи маловажливі деталі та виділяючи суттєві.

Розповсюдження в конволюційних нейронних мережах може бути односпрямованим або двонаправленим. У випадку односпрямованого розповсюдження, згорткова мережа включає один або кілька згорткових шарів, за якими слідує об'єднання, тоді результати передаються до повністю зв'язаної нейронної мережі (MLP) для класифікації зображень. Фільтри використовуються для виділення певних частин зображення [10].

У MLP вхідні дані множаться на ваги і подаються до функції активації. У випадку CNN, згортковий шар використовує функцію активації RELU, а потім результати передаються до MLP для додаткової

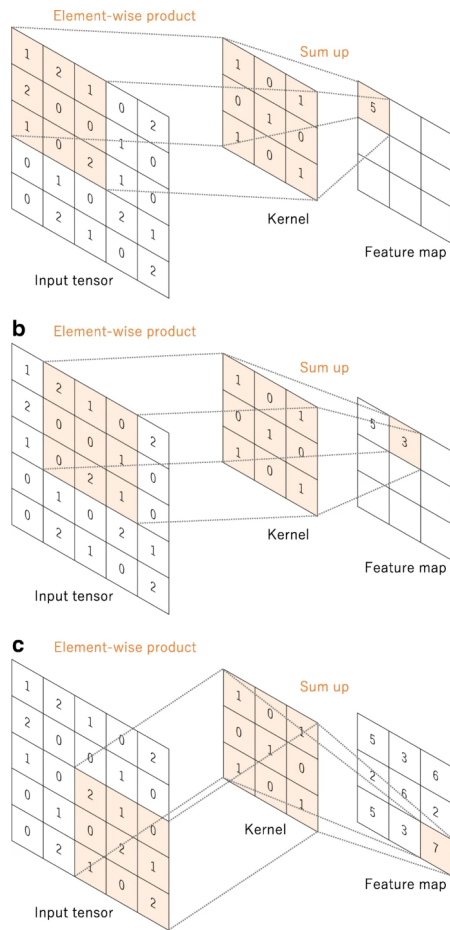


Рис. 2. Приклад роботи нейронної мережі

обробки, включаючи нелінійну функцію активації, наприклад, softmax.

Згорткові нейронні мережі демонструють дуже ефективні результати у розпізнаванні зображень і відео, семантичному аналізі, та виявленні семантичних або структурних зв'язків у даних.

3. Практичні результати роботи

3.1. Дані для побудови нейромережевої моделі

Дані представлені у вигляді картинок, що зроблені за допомогою дронів і розділені на 5 основних класів [4]: дрон, винищувач, пасажирський лайнер, гелікоптер, ракета. Приклади надано на рис. 3.



Рис. 3. Зразки даних з датасету

Навчання нейромережевої моделі на зчитаних даних було проведено на різних архітектурах, окрім

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_17 (Conv2D)	(None, 222, 222, 32)	896
max_pooling2d_15 (MaxPooling2D)	(None, 111, 111, 32)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 111, 111, 32)	0
conv2d_18 (Conv2D)	(None, 109, 109, 32)	9,248
max_pooling2d_16 (MaxPooling2D)	(None, 54, 54, 32)	0
conv2d_19 (Conv2D)	(None, 52, 52, 32)	9,248
max_pooling2d_17 (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 32)	0
conv2d_20 (Conv2D)	(None, 24, 24, 32)	9,248
max_pooling2d_18 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 32)	0
dropout_3 (Dropout)	(None, 12, 12, 32)	0
flatten_4 (Flatten)	(None, 4608)	0
dense_8 (Dense)	(None, 240)	1,106,160
dense_9 (Dense)	(None, 5)	1,205

Рис. 4. Архітектура першої нейромережевої моделі розпізнавання образів військового повітряного озброєння на даних [4]

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_layer_7 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
conv2d_21 (Conv2D)	(None, 224, 224, 8)	224
batch_normalization_2 (BatchNormalization)	(None, 224, 224, 8)	32
max_pooling2d_19 (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 8)	0
conv2d_22 (Conv2D)	(None, 74, 74, 16)	1,168
conv2d_23 (Conv2D)	(None, 74, 74, 16)	2,320
max_pooling2d_20 (MaxPooling2D)	(None, 37, 37, 16)	0
conv2d_24 (Conv2D)	(None, 37, 37, 16)	2,320
conv2d_25 (Conv2D)	(None, 37, 37, 16)	2,320
max_pooling2d_21 (MaxPooling2D)	(None, 18, 18, 16)	0
flatten_5 (Flatten)	(None, 5184)	0
batch_normalization_3 (BatchNormalization)	(None, 5184)	20,736
dense_10 (Dense)	(None, 64)	331,840
dense_11 (Dense)	(None, 5)	325

Рис. 5. Архітектура другої нейромережевої моделі розпізнавання образів військового повітряного озброєння на даних [4]

тих, що наведені на рис. 4, рис. 5. Але саме на поданих вище рисунках отримані найкращі результати навчання і валідації згорткової штучної нейронної мережі [2, 7].

3.2. Результати навчання нейромережевої моделі

Аналізуючи результати моделей, можна зробити висновки, що ці моделі можуть бути використані для вирішення задачі класифікації об'єктів військового озброєння. Краще показала себе друга модель, оскільки вона демонструє менші наслідки перенавчання та має більшу точність на тестових даних, що відіграє дуже важливу роль. Як висновок, можна сказати, що метод *BatchNormalization()* показав себе краще за метод *Dropout()* для отримання кращих результатів.

	Перша модель	Друга модель
Час навчання, в сек	3871 с	3971 с
Час тестування, в сек	3487 с	3452 с
Точність навчання, у %	92.36%	86.23%
Точність тестування, у %	74.78%	83.13%

Таблиця 1. Статистичні результати навчання нейромережевої моделі

Висновки

У практичній частині роботи досліджено теоретичні основи, технологічні досягнення та практичне застосування галузі розпізнавання образів за допомогою безпілотних літальних апаратів. Дослідження підкреслило важливість використання таких математичних дисциплін, як машинне навчання, комп'ютерне бачення та алгоритми обробки зображень, для ефективного аналізу та інтерпретації зображень, отриманих безпілотними пристроями.

Було досліджено деякі методи аугментації даних для збільшення точності моделей класифікації воєнних літальних апаратів. Також на практиці було використано базову модель для вирішення задачі класифікації. Вона показала хороший результат на тренувальних даних, але вже на тестових точність стала не оптимальною. Це пов'язано з неоднорідністю даних для навчання. За рахунок різних методів оптимізації та боротьби з перенавчанням можна отримати більш кращі результати.

Як результат, визначено, що згорткові нейронні мережі можуть бути дуже корисними для класифікації основних видів літальних апаратів. Для цього потрібно більш широкий аналіз методів боротьби із перенавчанням. Це може допомогти у вирішен-

ні багатьох ключових проблем під час воєнних та післявоєнних конфліктів.

Перелік використаних джерел

1. *Gad A. F.* Practical Computer Vision Applications Using Deep Learning with CNNs. — Packt Publishing, 2018.
2. *Geeksforgeeks.* Work with convolutional neural networks. — 2024. — [Online; accessed 25-March-2024]. <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-convolution-neural-network/>.
3. *Hamed H.A. E. J.* Guide to Convolutional Neural Networks. A Practical Application to Traffic-Sign Detection and Classification. — Springer, 2017.
4. *Kaggle.* A dataset for building, training and verifying a neural network model for military weapons. — 2024. — [Online; accessed 25-March-2024]. <https://www.kaggle.com/datasets/eabdul/flying-vehicles>.
5. *M.S. R.* Hunting Convolutional Neural Networks. — Packt Publishing, 2019.
6. *Pujari P.* Practical Convolutional Neural Network Models. — Packt Publishing, 2018.
7. *Towardsdatascience.* Various Optimization Algorithms For Training Neural Network. — 2024. — [Online; accessed 25-March-2024]. <https://towardsdatascience.com/optimizers-for-training-neural-network-59450d71caf6>.
8. *Venkatesan R.* Convolutional Neural Networks in Visual Computing. A Concise Guide. — Springer, 2017.
9. *Yefeng Zheng G. C.* Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Medical Image Computing Precision Medicine, High Performance and Large-Scale Datasets. — Springer, 2017.
10. *Zafar I.* Hands-on Convolutional Neural Networks with Tensorflow. — Packt Publishing, 2018.