

КОЛОСОВА КАТЕРИНАДонецький національний університет імені Василя Стуса
<https://orcid.org/0009-0008-0244-2095>
e-mail: kolosovakaterina14@gmail.com**СІЧКО ТЕТЯНА**Донецький національний університет імені Василя Стуса
<https://orcid.org/0000-0003-1766-4981>
e-mail: t.sichko@donnu.edu.ua**ЧАСТОКОЛЕНКО ІГОР**Черкаський інститут пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля
Національного університету цивільного захисту України
<https://orcid.org/0000-0001-9323-2684>
e-mail: igor.chst@gmail.com

ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ У ПРОГРАМУВАННІ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

Робота присвячена використанню CNN для виявлення і відстеження об'єктів безпілотними літальними апаратами. В ній розглядаються алгоритми, що дозволяють об'єктам безпілотним літальним апаратам ідентифікувати та слідкувати за об'єктами в реальному часі з високою точністю. Результати можуть бути застосовані у сфері безпеки, моніторингу й пошукових операцій.

Ключові слова: CNN, БПЛА, виявлення та відстеження об'єктів, машинний зір, реальний час, обробка зображень

KOLOSOVA KATERYNA, SICHKO TETIANA

Vasyl' Stus Donetsk National University

CHASTOKOLENKO IHOR

Cherkasy Institute of Fire Safety named after Heroes of Chernobyl
of the National University of Civil Defense of Ukraine

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS IN PROGRAMMING UNMANNED AERIAL VEHICLES

The article examines the application of Convolutional Neural Networks (CNNs) in programming Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) for efficient real-time object detection and tracking. The focus is on algorithms that ensure high accuracy in drone operations under challenging conditions, particularly in changing lighting and in the presence of obstacles. Modern CNN architectures are analyzed, along with their application in computer vision tasks such as object recognition, navigation, and autonomous drone control. Significant attention is given to the optimization of CNN models to match the limited computational resources of UAVs while maintaining high performance and processing speed. And emphasizes the importance of advanced algorithms that deliver high accuracy in drone operations, particularly when faced with challenging conditions such as varying lighting scenarios and the presence of obstacles in the environment.

The paper also explores the possibilities of combining CNNs with other technologies, such as Recurrent Neural Networks (RNNs) or various types of sensors, to improve the accuracy and reliability of systems. It is shown that CNNs significantly enhance the autonomous capabilities of UAVs, enabling them to adapt to dynamic environments and quickly respond to changes. The article outlines prospects for further research, focusing on improving model efficiency and expanding the capabilities of UAVs in various operational contexts, such as security monitoring, environmental control, and search and rescue operations.

In summary, this work makes a substantial contribution to the field of machine learning applications in aerial robotics. It underscores the pivotal role of CNNs in enhancing both the performance and autonomy of UAVs, ultimately paving the way for their broader utilization across various industries and sectors. The insights provided not only advance our understanding of drone technology but also open new horizons for innovative applications in the ever-evolving landscape of aerial operations.

Keywords: CNN, Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), Object Detection, Object Tracking, Machine Vision, Real-Time, Image Processing

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

В умовах повномасштабної війни в Україні виникає необхідність в ефективних технологіях для виявлення та відстеження об'єктів у реальному часі. Традиційні методи часто не забезпечують необхідної точності та швидкості, що може призвести до втрат й неефективних військових операцій. Використання згорткових нейронних мереж (CNN) стає актуальним для розв'язання цієї проблеми.

Зв'язок із важливими науковими та практичними завданнями полягає у необхідності розробки нових алгоритмів машинного навчання, які підвищують точність виявлення та відстеження об'єктів у реальному часі. Це включає аналіз ефективності систем у змінних умовах навколишнього середовища, а також інтеграцію даних з різних сенсорів для поліпшення результатів. Практичне застосування таких технологій є критично важливим для підвищення ефективності військових операцій, покращення безпеки у гуманітарних місіях і захисту критичної інфраструктури від можливих загроз. Таким чином, дослідження у цій галузі сприятиме як науковому прогресу, так і реальному поліпшенню ситуації в умовах конфлікту [1].

Аналіз досліджень та публікацій

Багато дослідників зосереджуються на оптимізації CNN для роботи в умовах реального часу з метою забезпечення ефективної обробки відеопотоків із камер безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Відомі

роботи показують, що CNN забезпечують високу точність виявлення об'єктів навіть у складних умовах, як от: мінливе освітлення або часткове перекриття об'єктів [2].

Інші публікації акцентують увагу на проблемі обмежених обчислювальних ресурсів БПЛА, що потребує розробки полегшених моделей CNN або впровадження технік зменшення розмірності та прискорення обчислень, як от: використання мобільних версій CNN (MobileNet) та квантованих моделей. У дослідженнях також активно вивчається поєднання CNN з іншими типами нейронних мереж, наприклад з рекурентними (RNN) або LSTM, для покращення відстеження об'єктів на основі часових залежностей [3].

Загалом, аналіз наукових публікацій свідчить про те, що розвиток технологій виявлення та відстеження об'єктів на основі нейронних мереж для БПЛА має значні перспективи, особливо у контексті підвищення точності, швидкості роботи та стійкості до змінних умов [4].

Формулювання цілей статті

Мета роботи полягає у дослідженні застосування CNN для підвищення ефективності та точності роботи БПЛА у завданнях комп'ютерного зору. Стаття має на меті проаналізувати архітектури CNN, їхню роль у розпізнаванні об'єктів, навігації та автономному управлінні дронами.

Виклад основного матеріалу

За останні роки індустрія робототехніки зазнала значного зростання. Серед різноманітних застосувань БПЛА, також відомі як дрони, стали популярною сферою застосування. Дрон – це автономний або дистанційно керований літальний апарат, для польоту якого не потрібен пілот-людина та здатний нести корисний вантаж. Спочатку дрони використовувалися у військовій сфері для виконання завдань високого ризику, як от: розвідка, атаквальні операції та місії постачання, з метою мінімізації ризику для персоналу. Проте досягнення в аерокосмічних матеріалах, інерційних датчиках, навігаційних технологіях, обробці зображень і передачі даних розширили сферу застосування БПЛА.

Безпілотники широко використовуються у цивільному житті. Наприклад, літальні апарати з дистанційним керуванням широко використовуються для розваг і дозвілля, а поява гоночних дронів від першої особи (FPV) створила популярний вид спорту [5]. Крім того, дрони використовуються в аерофотозйомці та відеозйомці, забезпечуючи унікальні повітряні перспективи та кути зйомки. Крім того, деякі компанії почали використовувати безпілотники для послуг доставки, що забезпечує швидшу та ефективнішу логістику [6].

Технологія БПЛА за останні десятиліття значно розширилася та розвинулася, відкриваючи нові можливості для її застосування у різних сферах, включаючи військову службу, сільське господарство, моніторинг навколишнього середовища та рятувальні операції. Одне з ключових завдань, яке стоїть перед безпілотниками, — це виявлення та відстеження об'єктів у реальному часі. Це завдання надзвичайно складне, оскільки вимагає високої точності, швидкості та здатності адаптуватися до змін освітлення, погодних умов та інших факторів навколишнього середовища.

У міру розвитку комп'ютерного зору та машинного навчання з'явилися нові інструменти для вирішення цієї проблеми. Зокрема, CNN показали високу ефективність у таких завданнях, як класифікація зображень, розпізнавання об'єктів і сегментація. Поєднання CNN із сучасним апаратним забезпеченням може створити системи, здатні виконувати складні обчислення у режимі реального часу, що є критичним для роботи дронів.

Аналіз проблематики дослідження у застосуванні CNN для програмування БПЛА вказує на кілька ключових викликів. По-перше, CNN є обчислювально складними і потребують значних ресурсів, що може бути проблемою через обмежену потужність та енергоспоживання БПЛА. Важливою є також вимога обробки даних у режимі реального часу для виконання завдань навігації або уникнення перешкод, де навіть незначна затримка може призвести до аварій. Крім того, ефективне навчання CNN потребує великих і різноманітних наборів даних, що є складним у контексті змінюваного середовища, в якому працюють дрони. Безпека і надійність таких систем також є критичними, оскільки помилки у розпізнаванні можуть мати серйозні наслідки. Інтеграція CNN з іншими сенсорами та адаптація до динамічних умов роботи БПЛА залишаються актуальними проблемами. Також постають питання етики та законодавства, особливо щодо автономного прийняття рішень і конфіденційності під час використання дронів.

Отже, проблематика цієї області дослідження вимагає комплексного підходу, що охоплює вдосконалення алгоритмів, інтеграцію сенсорів і врахування етичних питань, що має важливе значення для забезпечення ефективності і безпеки застосування БПЛА.

Розпізнавання образів є однією з ключових задач в області комп'ютерного зору, де нейронні мережі, особливо згорткові (CNN), демонструють високі результати. Нейронні мережі здатні автоматично вивчати особливості та патерни у даних, що робить їх надзвичайно ефективними у задачах класифікації зображень, виявлення об'єктів, сегментації та інших завдань, пов'язаних із аналізом візуальної інформації [7].

Згорткова нейронна мережа є найпоширенішим типом нейронної мережі, який використовується для обробки зображень та відео. Вони використовують згорткові шари для автоматичного вилучення елементів зображення, як от: контури, форми та текстури. CNN добре підходять для задач виявлення та відстеження об'єктів, оскільки вони можуть ефективно обробляти двовимірні дані. Згорткові мережі забезпечують високоточне розпізнавання цілей, що особливо важливо для систем БПЛА, що працюють у складних умовах.

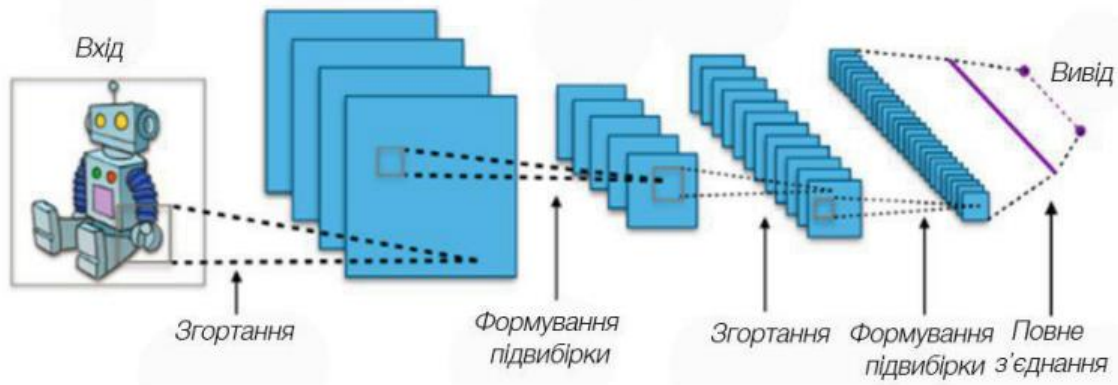


Рис. 1. Згорткова нейронна мережа

Основу CNN складають кілька типів шарів:

- згортковий шар виконує згортки на зображенні за допомогою фільтрів, які «ковзають» по зображенню. Він автоматично фіксує локальні особливості, наявні в даних, вивчаючи ваги фільтра;
- шар підсумовування (Pooling Layer) після того, як він зменшує розміри карти функцій, забезпечить інваріантність проти малих перекладів і масштабування. Це також є одним із його найважливіших внесків у функції, необхідні для автономних систем, наприклад, БПЛА;
- активізаційний шар (ReLU) вводить нелінійність, що дозволяє моделі керувати взаємодіями та їх складними взаємозалежностями у межах даних;
- шар повного з'єднання відповідає за кінцеве рішення мережі на основі зібраних ознак.

CNN надають важливі переваги, як от: зменшення кількості параметрів і здатність виявляти ознаки незалежно від їхнього розташування. Для інтеграції в БПЛА, що мають обмежені обчислювальні ресурси, використовуються оптимізовані моделі CNN, як от: MobileNet або Tiny YOLO, що забезпечують баланс між швидкістю обробки і точністю [8].

Таким чином, CNN виступають основним методом для аналізу візуальних даних, що використовуються для автоматизації виявлення та відстеження об'єктів у БПЛА, забезпечуючи ефективність і автономність у реальному часі.

Використання згорткових нейронних мереж у програмуванні безпілотних літальних апаратів відкриває нові горизонти для автоматизації обробки візуальної інформації. Завдяки здатності ідентифікувати та відстежувати об'єкти у режимі реального часу, CNN забезпечують високу точність у критичних завданнях безпеки, спостереження та рятувальних операцій. Однак впровадження CNN в БПЛА пов'язане з певними технічними проблемами, які стосуються обмежень обчислювальних ресурсів та необхідністю швидкої обробки даних.

Для реалізації CNN в БПЛА важливо враховувати кілька ключових аспектів:

- оптимізація архітектури CNN: стандартні моделі та архітектури CNN є високопродуктивними, але можуть бути занадто складними для виконання на обмежених платформах БПЛА. Тому такі моделі, як MobileNet і Tiny YOLO, розглядаються як продуктивність у реальному часі з балансом між продуктивністю та обчислювальними ресурсами. Ці моделі мають менше параметрів і меншу кількість шарів, що дозволяє знизити обчислювальну складність;
- апаратне забезпечення: CNN використовуються для БПЛА з високопродуктивними апаратними платформами, які його підтримують, наприклад, NVIDIA Jetson, здатна виконувати дані за допомогою графічних процесорів, що забезпечує можливість виконання складних обчислень у реальному часі, що є дуже критичним для автономності БПЛА;
- навчання моделі: моделі CNN вимагають використання величезних наборів даних і великих обчислень для навчання в автономному режимі. Після завершення навчання моделі інтегруються в систему БПЛА для реалізації процесу виявлення та відстеження об'єктів у реальних умовах;
- прискорення обробки: підтримки ефективності CNN у реальному часі застосовуються такі підходи до оптимізації, як quantization, що зменшує розрядність числових операцій і скорочує розмір моделей. Інші техніки, такі як batch normalization і dropout, допомагають підвищити ефективність навчання та виконання нейронних мереж;
- застосування у реальних задачах: CNN успішно застосовується для виявлення об'єктів, таких як транспортні засоби та люди, а також для моніторингу інфраструктури. Завдяки цьому БПЛА зможуть автоматично аналізувати складні сценарії, включаючи пошуково-рятувальні операції у важкодоступних місцях.

Загалом, реалізація CNN у програмуванні БПЛА надає можливості для значного підвищення ефективності виявлення та відстеження об'єктів, забезпечуючи автономність і швидкість виконання завдань в реальному часі [9].

Критерії якості розпізнавання образів є важливими для оцінки ефективності алгоритмів, зокрема в

контексті застосування згорткових нейронних мереж у програмуванні безпілотних літальних апаратів. Основними критеріями є:

- Точність (Accuracy):

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN+FP+FN}{TP+TN}$$

де TP - кількість істинно позитивних, TN - істинно негативних, FP - хибно позитивних, FN - хибно негативних.

Відношення правильно класифікованих об'єктів до загальної кількості об'єктів. Це один із найбільш вживаних показників, що дозволяє зрозуміти, наскільки добре модель виконує свою задачу.

- Чутливість (Recall):

$$\text{Recall} = \frac{TP+FN}{TP}$$

Відображає здатність системи правильно виявляти позитивні об'єкти. Визначається як відношення кількості правильно виявлених позитивних об'єктів до загальної кількості дійсно позитивних об'єктів.

- Прецизійність (Precision):

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

Вимірює частку правильно класифікованих позитивних об'єктів серед усіх позитивно класифікованих.

- F1-міра:

$$F1=2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Поєднує прецизійність та чутливість, забезпечуючи збалансовану оцінку.

- Час виконання (Execution Time): важливий показник для систем, що працюють у реальному часі, який вимірює час обробки одного зображення.
- Стійкість до шуму: оцінює здатність моделі справлятися із зовнішніми змінами, як от: освітлення та перекриття.

Ці критерії дозволяють об'єктивно оцінити ефективність систем розпізнавання образів та підкреслюють необхідність їх оптимізації для специфічних додатків [10].

Перспективи подальших досліджень у цій галузі можуть включати вдосконалення моделей CNN, інтеграцію нових методів обробки даних, а також розширення застосувань БПЛА у складних середовищах. Відзначено, що досягнення в області машинного навчання і обробки зображень відкривають нові можливості для підвищення автономності та ефективності безпілотних систем.

Таким чином, реалізація CNN у програмуванні БПЛА є важливим кроком до підвищення їх можливостей в умовах сучасних викликів. У майбутньому ці технології зможуть значно поліпшити ефективність різноманітних застосувань, забезпечуючи швидку та точну обробку інформації у реальному часі.

Висновки з дослідження і перспективи подальших розробок

Результати дослідження підтверджують потенціал використання нейронних мереж, зокрема згорткових мереж, для вирішення проблем виявлення та відстеження цілей безпілотних літальних апаратів. Аналіз існуючих методів показує, що CNN демонструють високу точність обробки зображень і можуть ефективно працювати в умовах реального часу з обмеженими обчислювальними ресурсами, що дуже важливо для мобільних платформ. Дослідження показало, що існуючі методи можуть адаптуватися до різних умов навколишнього середовища, включаючи змінні умови освітлення та складність об'єктів.

Перспективи подальших досліджень у цьому напрямку включають оптимізацію існуючих алгоритмів для забезпечення ефективної роботи з обмеженими обчислювальними ресурсами та в режимі реального часу, що є критично важливим для дронів. Особливу увагу слід приділити інтеграції додаткових архітектур нейронних мереж, таких як рекурентні мережі або LSTM, які дозволяють враховувати тимчасові залежності для кращого відстеження об'єктів. Крім того, важливо розробити методи, які можуть ефективно працювати в складних умовах навколишнього середовища, особливо мінливих погодних умов, слабкого освітлення або перешкод. Тривимірна обробка даних на основі глибокого навчання також відкриває нові можливості для більш точної просторової реконструкції та виявлення об'єктів. Нарешті, необхідні дослідження в області безпеки нейронних мереж, щоб переконатися, що система стійка до зловмисних атак і, таким чином, підвищити надійність системи в реальних умовах експлуатації.

Ці напрямки досліджень дозволять значно підвищити ефективність та надійність систем розпізнавання об'єктів на БПЛА, що є важливим для багатьох практичних сфер, включаючи безпеку та рятувальні операції.

Література

1. Ефективність роботи квадрокоптера у военний час [Електронний ресурс] – <https://www.optics-pro.com.ua/ua/novosti/effektivnost-raboty-kvadrokoptera-v-voennoe-vremya>
2. Жеребух О., Фармага І. Використання нейронних мереж для визначення об'єктів на зображенні / Жеребух О., Фармага І. // – Львів : Національний університет “Львівська політехніка”, 2024. – С. 232-240 с.

3. Casabianca P., Zhang Y. Acoustic-Based UAV Detection Using Late Fusion of Deep Neural Networks / Casabianca P., Zhang Y. // – Loughborough University, 2021.
4. У. Ю. Дзелендзяк, М. Ю. Пазинюк. Система виявлення літальних апаратів на основі аналізу звукових сигналів / У. Ю. Дзелендзяк, М. Ю. Пазинюк // – Львів : Національний університет “Львівська політехніка”, 2023. – р. 29-35 с.
5. Attention Drone Geeks! Here’s Some Answers You’ve Been Looking for. The Local Brand [Електронний ресурс]. – <https://thelocalbrand.com/attention-drone-geeks-some-answers/>
6. Amazon Plans to Start Drone Deliveries in the UK and Italy Next Year. Engadget [Електронний ресурс]. – <https://www.engadget.com/amazon-plans-to-start-drone-deliveries-in-the-uk-and-italy-next-year-185027120.html>
7. Гудфелов І.А. Глибоке навчання / Гудфелов І.А. // MIT Press. – 2016. – №2. – Бібліограф: с. 140.
8. Li, C., Zhang, Y., Qu, Y. Object detection based on deep learning of small samples / Li, C., Zhang, Y., Qu, Y // - Tenth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI), 2018
9. Використовуємо CNN для обробки зображень. Частина перша [Електронний ресурс]. – <http://surl.li/pbcgpr>.
10. Довбиш А. С. Основи теорії розпізнавання образів / А. С. Довбиш, І. В. Шелехов. // – Суми : Сумський держ. університет, 2015. – Ч.1

References

1. Effectiveness of quadcopter operation in wartime [Elektronnij resurs]. – <https://www.optics-pro.com.ua/ua/novosti/effektivnost-raboty-kvadrokoptera-v-voennoe-vremya>
2. Zherebukh O., Farmaga I. The use of neural networks to identify objects in the image - Lviv: National University "Lviv Polytechnic", 2024. - 232-240 p.
3. Casabianca P., Zhang Y. Acoustic-Based UAV Detection Using Late Fusion of Deep Neural Networks / Casabianca P., Zhang Y. // – Loughborough University, 2021.
4. U. Yu. Dzelendziak, M. Yu. Pazyniuk. Aircraft detection system based on sound signal analysis / U. Yu. Dzelendziak, M. Yu. Pazyniuk // - Lviv: Lviv Polytechnic National University, 2023. - 29-35 p.
5. Attention Drone Geeks! Here’s Some Answers You’ve Been Looking for. The Local Brand [Elektronnij resurs]. – <https://thelocalbrand.com/attention-drone-geeks-some-answers/>
6. Amazon Plans to Start Drone Deliveries in the UK and Italy Next Year. Engadget [Elektronnij resurs]. – <https://www.engadget.com/amazon-plans-to-start-drone-deliveries-in-the-uk-and-italy-next-year-185027120.html>
7. Gudfelov I.A. Deep learning / Gudfelov I.A. // MIT Press. – 2016. – No. 2. - Bibliographer: p. 140.
8. Li, C., Zhang, Y., Qu, Y. Object detection based on deep learning of small samples / Li, C., Zhang, Y., Qu, Y // - Tenth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI), 2018
9. We use CNN for image processing. Part one [Elektronnij resurs]. – <http://surl.li/pbcgpr>.
10. Dovbysh A.S. Basics of pattern recognition theory / A.S. Dovbysh, I. V. Shelekhov. // – Sumy: Sumy state. university, 2015. – Part 1.