

УДК 004.89

Казіонов М.А., Скрипник Т.К., Пасічник О.А., Вознюк Л.О.

Хмельницький національний університет

МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ БПЛА ЗА ЗОБРАЖАННЯМ З ТЕПЛОВІЗОРА ЗАСОБАМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

У роботі наведено результати дослідження застосування методу розпізнавання БПЛА за тепловими зображеннями засобами глибокого навчання, зокрема, для задач моніторингу та забезпечення безпеки в умовах обмеженої видимості. Для тестування та оцінки ефективності методу використовувалася симуляційна модель польоту БПЛА у середовищі Unity, що дозволило створити набір навчальних даних із теплових зображень. Використання моделі YOLO як основної моделі детекції обумовлено її високою швидкістю роботи та здатністю виконувати ідентифікацію та локалізацію об'єктів за одну ітерацію.

У випадку детекції БПЛА за тепловими зображеннями, модель YOLO продемонструвала високу точність розпізнавання — понад 90% у сценаріях із різними рівнями шуму, варіативними відстанями та кутами спостереження. Це свідчить про її ефективність у застосуваннях для реального часу, де важливим є швидке реагування на появу об'єктів у зоні моніторингу. Застосування симуляційного середовища Unity дозволило моделювати польоти у складних умовах, таких як різні рівні освітленості, зміна температури та наявність диму чи інших перешкод, що полегшило процес підготовки навчальних даних.

Використання попередньої обробки зображень та адаптації параметрів YOLO для роботи з тепловими даними стало важливим кроком у підвищенні точності детекції об'єктів. Подальше вдосконалення алгоритму передбачає оптимізацію гіперпараметрів і додавання нових шарів, що допоможе підвищити стабільність результатів у випадках із низькою контрастністю зображень. Цей метод може бути корисним у системах захисту від БПЛА, підвищуючи їхню надійність та точність навіть у складних умовах експлуатації.

Ключові слова: глибоке навчання, тепловізійна детекція, розпізнавання БПЛА, YOLO, симуляційне середовище Unity, безпека.

The paper presents the results of a study on the application of UAV recognition using thermal images through deep learning methods, specifically for monitoring and security tasks under low-visibility conditions. To test and evaluate the effectiveness of the method, a UAV flight simulation model was used in the Unity environment, which allowed for the creation of a dataset from thermal images. The use of YOLO (You Only Look Once) as the primary detection model was due to its high processing speed and ability to identify and localize objects in a single iteration.

In the case of detecting UAVs in thermal images, the YOLO model demonstrated high recognition accuracy - over 90% in scenarios with varying noise levels, distances, and observation angles. This indicates its effectiveness in real-time applications where rapid response to the appearance of objects in the monitoring zone is crucial. The use of the Unity simulation environment enabled the modeling of flights under challenging conditions, such as different lighting

levels, temperature changes, and the presence of smoke or other obstructions, facilitating the process of preparing training data.

The application of image preprocessing and adaptation of YOLO parameters for working with thermal data was an important step in improving object detection accuracy. Further algorithm improvements involve optimizing hyperparameters and adding new layers, which will help enhance result stability in cases of low image contrast. This method can be useful in UAV defense systems, improving their reliability and accuracy even under challenging operating conditions.

Keywords: deep learning, thermal detection, UAV recognition, YOLO, Unity simulation environment, security.

Глибоке навчання стало потужним інструментом для розв'язання складних задач у різних галузях. Завдяки здатності аналізувати й обробляти великі обсяги даних, методи глибокого навчання забезпечили прориви в таких сферах, як комп'ютерний зір, обробка природної мови та розпізнавання об'єктів. Однією з актуальних задач, яка потребує інноваційного підходу, є розпізнавання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в умовах низької видимості. Зокрема, класичні методи обробки зображень на основі оптичних даних мають суттєві обмеження при виявленні об'єктів за умов недостатнього освітлення або присутності перешкод, таких як туман, дим тощо.

Використання тепловізорів дозволяє вирішувати проблему виявлення об'єктів у подібних складних умовах, оскільки вони вловлюють теплове випромінювання, незалежно від наявності освітлення. Однак, теплові зображення зазвичай містять менше візуальних деталей порівняно з оптичними зображеннями, що ускладнює розпізнавання об'єктів на них. Для досягнення ефективної ідентифікації БПЛА на теплових зображеннях потрібні методи глибокого навчання, здатні працювати в умовах низькоякісних теплових даних.

У цьому дослідженні розглядається використання архітектури YOLO для задачі розпізнавання БПЛА за тепловими зображеннями. Модель YOLO обрана завдяки її високій швидкості та точності в режимі реального часу, що є ключовим для безпекових систем. Для підвищення ефективності моделі було створено тестове середовище в Unity, що дозволило моделювати польоти БПЛА та тестувати метод на різних сценаріях, включно з відстанню, ракурсами, рівнем шуму і перешкодами на зображенні.

Метою даної роботи є підвищення точності детекції БПЛА за зображенням з тепловізора з використанням глибоких нейронних мереж.

Розпізнавання БПЛА є одним із пріоритетних напрямів у сфері безпеки, де застосування теплових зображень дозволяє підвищити ефективність систем моніторингу у складних умовах освітлення. В останні роки дослідження активно зосереджуються на поєднанні теплових зображень і методів глибокого навчання для ідентифікації об'єктів. Найбільш популярними архітектурами, що застосовуються для обробки зображень у реальному часі, є CNN (Convolutional Neural Networks) та

її вдосконалені версії, такі як YOLO, Faster R-CNN і SSD. Кожна з цих моделей має свої особливості у контексті детекції БПЛА.

Модель YOLO зарекомендувала себе як ефективна нейронна мережа для задач розпізнавання об'єктів у реальному часі, оскільки дозволяє виконувати ідентифікацію та локалізацію об'єктів за одну ітерацію. Наприклад, у дослідженнях [1] було доведено, що YOLO показує високі показники швидкості та точності на наборах даних оптичних зображень для детекції об'єктів на великих відстанях. Однак на теплових зображеннях, де контури об'єктів менш виражені, точність YOLO знижується. Для покращення результатів кілька робіт запропонували застосовувати техніки попередньої обробки теплових зображень і донавчання моделі для роботи з низькоякісними даними [2].

Крім YOLO, модель Faster R-CNN також використовується для розпізнавання об'єктів, однак вона значно поступається YOLO в швидкості, що є критичним фактором для систем безпеки реального часу. Дослідження показали, що Faster R-CNN має високу точність при аналізі теплових зображень, проте її час обробки перевищує допустимі межі для застосування у реальному часі [3].

Використання симуляційних середовищ, таких як Unity, дозволяє суттєво розширити можливості тестування моделей глибокого навчання у специфічних умовах, таких як варіативні відстані, кути огляду та різні умови освітлення. Дослідники зазначають, що симуляція дозволяє мінімізувати час та вартість збору навчальних даних, що є особливо актуальним у випадку теплових зображень, де їх реальний збір може бути складним або дорогим [4].

Отже, аналіз наявних методів і результатів показує, що для ефективного розпізнавання БПЛА на теплових зображеннях в реальному часі найперспективнішим є використання моделей YOLO та симуляційного середовища для підготовки спеціалізованого набору даних. Водночас, залишаються питання оптимізації параметрів моделей для специфіки теплових зображень, що визначає напрям подальших досліджень у цій галузі.

Для завдання розпізнавання БПЛА на теплових зображеннях обрано архітектуру YOLO (You Only Look Once), яка є однією з найбільш ефективних моделей для детекції об'єктів у режимі реального часу. YOLO здатна одночасно виконувати ідентифікацію і локалізацію об'єктів на зображенні, що зменшує час обробки і підходить для застосування у системах моніторингу, де необхідна швидка реакція. У цій роботі використовувалася модель YOLO, попередньо адаптована до обробки теплових зображень.

Теплові зображення, на відміну від оптичних, зазвичай містять менше деталей, і контури об'єктів на них часто розмиті. Тому для навчання моделі було використано спеціальну техніку попередньої обробки зображень. Зокрема, застосовувалися фільтри для підсилення контрастності та підкреслення теплових

контурів, що допомагає нейронній мережі краще ідентифікувати об'єкт на фоні. Для підготовки набору даних використовувалися синтезовані теплові зображення, отримані в симуляційному середовищі Unity, що дозволяє моделювати різні умови польотів БПЛА і оточення.

Симуляція у Unity надає гнучкі можливості для створення віртуального середовища, яке може відтворювати різні сценарії польотів БПЛА, умови освітлення, погодні умови та типові перешкоди. Для кожного сценарію визначалися змінні, такі як відстань до БПЛА, кут спостереження, рівень освітлення та наявність шумів. Це дозволяє моделі адаптуватися до реальних умов, де візуальні характеристики БПЛА можуть змінюватися. Також, завдяки Unity, було створено велику кількість різноманітних зображень для навчання і тестування моделі, що значно скоротило час і витрати на збір реальних даних.

Модель YOLO була донавчена на підготовлених теплових зображеннях БПЛА. У процесі навчання використовувалися методи дообробки для зменшення шумів та уникнення надмірного спрацювання на об'єкти, схожі за формою на БПЛА, але не є ними. Важливу роль у навчанні відіграли такі параметри, як розмір вхідного зображення, кількість шарів у моделі, коефіцієнт навчання та інші гіперпараметри, оптимізація яких забезпечила високу точність та швидкість детекції.

Після кожного етапу навчання модель перевірялася на тестовому наборі даних, згенерованому в Unity. Це дозволяло оцінити ефективність моделі в різних умовах, визначити можливі похибки та скоригувати параметри для підвищення точності розпізнавання. Результати показали, що модель досягла точності понад 90% на тестовому наборі теплових зображень за умови різної дальності та кутів спостереження.

Отримані результати підтвердили, що модель YOLO може ефективно розпізнавати БПЛА на теплових зображеннях в реальному часі. Використання симуляційного середовища дозволило створити якісний набір даних, який охоплює широкий спектр реальних умов. Модель продемонструвала точність понад 90% при середньому часі обробки кадру менше 100 мс, що відповідає вимогам реальних систем безпеки для моніторингу повітряного простору.

Завдяки високій продуктивності моделі та можливостям адаптації до різних умов, цей метод розпізнавання може бути інтегрований у системи моніторингу та виявлення БПЛА, забезпечуючи надійний захист в умовах обмеженої видимості.

У рамках цієї роботи було розроблено та протестовано метод розпізнавання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) за тепловими зображеннями із використанням глибокого навчання, що ґрунтується на архітектурі YOLO. Модель була донавчена для роботи з тепловими зображеннями, що дозволило значно підвищити її ефективність у завданнях детекції БПЛА в умовах низької видимості.

За результатами тестувань модель показала точність понад 90% при середньому часі обробки кадру менше 100 мс, що робить її придатною для використання в реальних системах безпеки.

Застосування симуляційного середовища Unity стало ключовим аспектом у підготовці навчальних даних, оскільки дозволило моделювати різні сценарії польотів, кути спостереження та умови освітлення без необхідності збору великого обсягу реальних теплових зображень. Це рішення значно скоротило час і витрати на підготовку даних, а також забезпечило широкий спектр умов для тестування моделі.

Запропонований метод має кілька переваг, зокрема здатність до швидкої детекції, адаптивність до змін навколишнього середовища та надійність у складних умовах, таких як погана освітленість або наявність диму і туману. Ці особливості роблять модель перспективною для інтеграції у системи моніторингу повітряного простору, які потребують високої точності та швидкості обробки.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на вдосконалення моделі шляхом оптимізації гіперпараметрів, використання додаткових шарів для обробки низькоякісних теплових даних, а також інтеграцію з іншими сенсорними системами для підвищення надійності та зменшення ймовірності хибнопозитивних спрацьовувань.

Перелік посилань

1. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR), 779-788
2. Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., & Zitnick, C. L. (2014). Microsoft COCO: Common Objects in Context. European Conference on Computer Vision (ECCV), 740-755.
3. Dai, J., Li, Y., He, K., & Sun, J. (2016). R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks. Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), 379-387
4. Li, Z., & Tang, Y. (2021). Thermal Image Enhancement for Object Detection Using Deep Learning Techniques. IEEE Access, 9, 49253-49263