

математичних дисциплін : матеріали Всеукр. наук.-практ. інтернет-конференції (7–12 квіт. 2014 року) / уклад. Н. А. Головіна. Луцьк : Вежа-Друк, 2014. С. 70-73.

ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВІЗУАЛЬНОГО ВИЯВЛЕННЯ ДЕЯКИХ ТИПІВ ВИБУХОВИХ ПРИСТРОЇВ

Грабовський В. А., Григорашик О. Д.

Львівський національний університет імені Івана Франка

volodymyr.grabovskyi@lnu.edu.ua

У роботі досліджено ключові аспекти використання одно- та двоступеневих архітектур згорткових нейронних мереж (ЗНМ) для розпізнавання візуальних об'єктів, порівняно сильні та слабкі сторони обох підходів, а також розглянуто шляхи їх удосконалення для підвищення ефективності виявлення об'єктів. На основі проведеного аналізу розроблені моделі на основі використання технологій R-CNN, SSD та YOLO, які були навчені на створеному з використанням наявних в Інтернеті зображень оригінальному навчальному датасеті. Тестування отриманих моделей показало перевагу архітектури YOLO, яка була використана для розробки веб-сервера для розпізнавання вибухових пристроїв (ВП) та проведено тестування його роботи.

У нинішніх військових протистояннях, особливо на європейському континенті, де епіцентром військових дій стала територія України, питання застосування різноманітних вибухових пристроїв набуває особливої актуальності. Заховані під виглядом звичайних речей, ці пристрої становлять значну загрозу як для військових, так і для мирних жителів. Їхнє оперативне виявлення є надзвичайно важливим для гарантування безпеки та збереження людських життів. Звичайні способи виявлення, що базуються на людській увазі та металошукачах, часто не справляються зі складними реаліями сучасних бойових дій, де швидкість, точність і можливість ідентифікувати різні види вибухівки є вирішальними факторами для виживання як військових, так і цивільних осіб.

За інформацією Державної служби України з надзвичайних ситуацій (ДСНС), на осінь 2024 року приблизно чверть української території (до 25%) залишається небезпечною через наявність вибухових пристроїв [1]. Найбільш складна ситуація з мінуванням склалася поблизу лінії бойових дій та на деокупованих землях. За останні два роки українські фахівці з розмінування вже знешкодили значну кількість вибухівки – 780 тисяч одиниць [2]. Однак, потенційно замінованими залишаються близько 144 тисяч квадратних кілометрів української території. За попередніми розрахунками на кінець 2024 року, для повного очищення України від мін потрібні значні кошти – близько 37 мільярдів доларів, а також залучення понад 10 тисяч саперів, тоді як на даний момент в Україні працює лише близько 3 тисяч таких спеціалістів [3]. Масштаби мінного забруднення України є настільки великими, що, за прогнозами окремих експертів, використовуючи стандартні підходи до виявлення та знешкодження вибухових пристроїв, командам з розмінування, які зараз працюють в Україні, знадобиться більше ніж 700 років для повного виконання поставленого завдання [4].

Однак, прогнозований тривалий термін розмінування може бути значно скорочений завдяки застосуванню новітніх технологічних розробок, серед яких особливе місце займають технології комп'ютерного зору. У цьому аспекті, технології глибокого навчання (ГН) відкривають нові перспективи для автоматизованого візуального виявлення вибухових пристроїв. Їхня здатність автоматично виявляти складні візуальні характеристики об'єктів та формувати абстракції високого рівня

робить ГН надзвичайно багатообіцяючими для вирішення цієї складної проблеми. На відміну від традиційних алгоритмів комп'ютерного бачення, що вимагають ручного визначення ознак, глибокі нейронні мережі здатні самостійно знаходити важливі закономірності безпосередньо вхідних зображень.

Для розробки дієвих систем візуального виявлення вибухових пристроїв в умовах складних сучасних військових конфліктів можуть бути використані різні види ЗНМ, спеціально призначених для задач об'єктного детектування. Аналіз потенціалу застосування алгоритмів глибокого навчання для візуального розпізнавання об'єктів та підходів до їх використання свідчить про те, що для виявлення та ідентифікації вибухових пристроїв перспективними можуть бути одно- та двоступеневі архітектури ГНМ. Ці архітектури надають можливості для швидкого та ефективного розпізнавання вибухонебезпечних предметів, що застосовуються в умовах сучасної війни в Україні.

Основні відмінності між цими архітектурами полягають у наступному:

- одноступеневі архітектури глибоких нейронних мереж характеризуються високою швидкістю обробки завдяки одночасному прогнозуванню положення об'єктів і їхньої класифікації на всій карті ознак за допомогою однієї нейронної мережі. До цього типу належать багатобоксові детектори (SSD [5]), а також мережі YOLO (You Only Look Once [6]) та їхні наступні модифікації (від YOLOv2 до YOLOv10), які вирізняються ще більшою швидкістю детектування в реальному часі завдяки поділу зображення на сітку та одночасному передбаченню об'єктів у кожній клітинці;
- двоступеневі архітектури глибоких нейронних мереж демонструють високу точність виявлення завдяки двоетапному процесу, що включає формування пропозицій щодо областей, які становлять інтерес, та їхню подальшу класифікацію й уточнення меж окремими нейронними мережами. До цієї категорії належать регіональні згорткові нейронні мережі (R-CNN) та їхні вдосконалені версії (Fast R-CNN, Faster R-CNN [7]).

Отже, на відміну від одноступеневих архітектур, двоступеневі архітектури ГНМ, зокрема R-CNN та його подальші модифікації (Fast R-CNN, Faster R-CNN), реалізують поетапний підхід до виявлення об'єктів: на першому етапі формується набір регіонів-претендентів (region proposals), які з високою ймовірністю містять об'єкти, після чого ці регіони піддаються класифікації з одночасним уточненням їх просторових меж. Така послідовна обробка сприяє досягненню високої точності розпізнавання, що є особливо критичним у складних умовах, наприклад, при великій кількості об'єктів на зображенні або за наявності об'єктів з малими розмірами. Водночас необхідність виконання додаткового етапу генерації регіонів істотно знижує швидкість системи, що обмежує придатність таких архітектур для задач, які потребують швидкої обробки даних – зокрема, у режимі реального часу.

Окрім архітектури глибокої нейронної мережі, фундаментальним чинником, що детермінує ефективність навчання моделі розпізнавання об'єктів, є якість використовуваного набору даних. Високоякісний датасет характеризується значною кількістю релевантних та різноманітних анотованих зображень, що охоплюють широкий спектр варіацій об'єктів (масштаб, просторове розташування, освітленість, ракурс, взаємне перекриття) та контекстуальних особливостей. Точні та консистентні анотації (обмежувальні контури та мітки класів) є критично важливими для забезпечення здатності моделі коректно локалізувати та класифікувати об'єкти. Недостатній обсяг даних, їхня низька якість, дисбаланс класів або наявність шумових компонентів можуть призвести до перенавчання, зниження узагальнюючої здатності та, як наслідок, до суттєвого погіршення продуктивності моделі. Отже, ретельна

підготовка та аугментація якісного набору даних є невід'ємною складовою успішного навчання ефективної моделі розпізнавання об'єктів, незалежно від обраної архітектури глибокої нейронної мережі.

Отже, вибір між одноступеневими (YOLO, SSD) та двоступеневими (R-CNN і його модифікації) архітектурами глибоких нейронних мереж для задач виявлення та розпізнавання об'єктів зумовлений необхідністю досягнення балансу між швидкістю обробки та точністю розпізнавання. Конкретне рішення залежить від характеру поставленого завдання та визначених пріоритетів. У випадках, коли ключовим є забезпечення високої швидкодії та можливості функціонування в режимі реального часу, доцільним є використання одноступеневих моделей, таких як SSD або YOLO. Натомість, коли основною вимогою є висока точність детекції, зокрема для об'єктів із малими розмірами або у складних сценах, перевага надається двоступеневим підходам, зокрема Faster R-CNN, попри їх нижчу продуктивність у плані швидкості. Крім того, при розробці прикладних рішень важливу роль відіграє якість і обсяг даних, що використовуються для навчання моделей, оскільки ці фактори суттєво впливають на ефективність системи загалом.

Розроблено веб-сервер з HTTP API для розпізнавання восьми видів вибухових пристроїв на зображеннях і у відеопотоці. Зазначений сервер характеризується модульною архітектурою, що забезпечує його інтеграцію у різноманітні прикладні системи.

При його створенні було реалізовано виконання 3-х ключових етапів:

1. Підготовки власного датасету промаркованих зображень вибухових пристроїв для навчання моделей. Цей процес включає:
 - збір зображень для 8-ми видів найпоширеніших вибухових пристроїв;
 - маркування вибухових пристроїв на зображеннях для навчання моделей;
 - експорт зображень та міток та побудову на їх основі датасетів у форматах, необхідних для навчання моделей.
 2. Навчання моделей на основі підготовленого дата сету, яке включає:
 - підготовку проекту для навчання моделей типів YOLO, Faster-RCNN та SSD;
 - завантаження моделей та їх модифікацію для виконання завдання розпізнавання вибухових пристроїв;
 - проведення навчання моделей на основі підготовленого датасету для їх оптимізації під завдання розпізнавання вибухових пристроїв;
 - валідацію та тестування навчених та оцінку точності та швидкодії розпізнавання.
 3. Розробки веб-сервера для розпізнавання та інтерфейсу для нього, у т. ч.:
 - розробка коду сервера для розпізнавання вибухових пристроїв, який передбачає дві точки доступу:
 1. /image-detection – для розпізнавання на зображеннях;
 2. /video-feed – для розпізнавання з відео потоку.
 - створення інтерактивної Open API документації для сервера, яка має описувати точки доступу;
 - створення веб-інтерфейсу, що емує клієнтську частину проекту для демонстрації роботи сервера, який має:
 1. дозволяти користувачу завантажувати довільні фото та проводити розпізнавання вибухових пристроїв на них;
 2. дозволяти проведення розпізнавання у реальному часі з відеопотоку.
- Для створення датасету було обрано 8 найпоширеніших вибухових пристроїв

російського та ще радянського виробництва, які найчастіше можна знайти на тимчасово окупованих територіях та у зоні бойових дій, зображення яких є у вільному доступі:

1. PMF-1 («пелюстка») протипіхотна фугасна міна; має характерну форму «метелика»;
2. PMN-2 («чорна вдова») – протипіхотна фугасна міна натискного типу;
3. F1 («лимонка») – ручна осколкова граната оборонного типу;
4. RGD-5 – ручна осколкова граната наступального типу;
5. RKG-3 – протитанкова ручна граната;
6. TM-62 – протитанкова міна радянського виробництва;
7. OZM-72 ("відьма") – осколкова міна спрямованої дії, також відома як «міна-жаба»; при детонації підкидається в повітря, розкидаючи осколки на велику відстань;
8. MON-50 – осколкова міна направленої дії.

Для кожного типу вибухового пристрою з використанням пошукових систем було зібрано по 100 унікальних зображень. Важливо, щоб набір даних мав наближено нормальний розподіл якості, де більшість становлять якісні зображення в різних умовах, а менша частина – зображення з різноманітними дефектами, що забезпечить стійкість та точність роботи мережі. Також сформовано тестовий набір, що містить по 24 зображення кожного виду для тестування роботи моделей. Для маркування датасету використаний сервіс CVAT.io [8]. На завершення, мітки усіх 992 предметів датасету були представлені у двох форматах: YOLOv8 та COCO.

Використовуючи створені скрипти, проведено навчання трьох моделей – на основі YOLOv8, Fast RCNN і SSD та проведено тестування його результатів. Результати тестування показали, що модель з сімейства YOLOv8 є найшвидшою і в той же час продемонструвала найкращу точність розпізнавання при навчанні на створеному датасеті вибухових пристроїв. Модель на основі Faster RCNN показала майже співмірну з YOLO точність розпізнавання, але найнижчу швидкість. В той же час SSD показала середні результати у швидкості, проте точність розпізнавання виявилась гіршою ніж у попередніх моделей.

Таким чином, хоч усі три моделі навчались на одному датасеті, проте функції похибки для них виявився різними. Коли моделі з архітектурою YOLOv8 вдалось досягнути задовільного мінімуму похибки, що забезпечує точність приблизно в 95%, то моделям двох інших архітектур не вдалось досягнути задовільного результату. Виходячи з отриманих результатів, для використання у веб-сервері для розпізнавання вибухових пристроїв було обрано модель на основі YOLOv8.

Створений веб-сервер надає можливість розпізнавати вибухові пристрої (виділяти сегмент зображення з ВП у вигляді обмежувальної рамки та його маркування) на зображеннях та з відеопотоку з високою точністю. Результат розпізнавання вибухових пристроїв в обох випадках показаний на рис. 1.

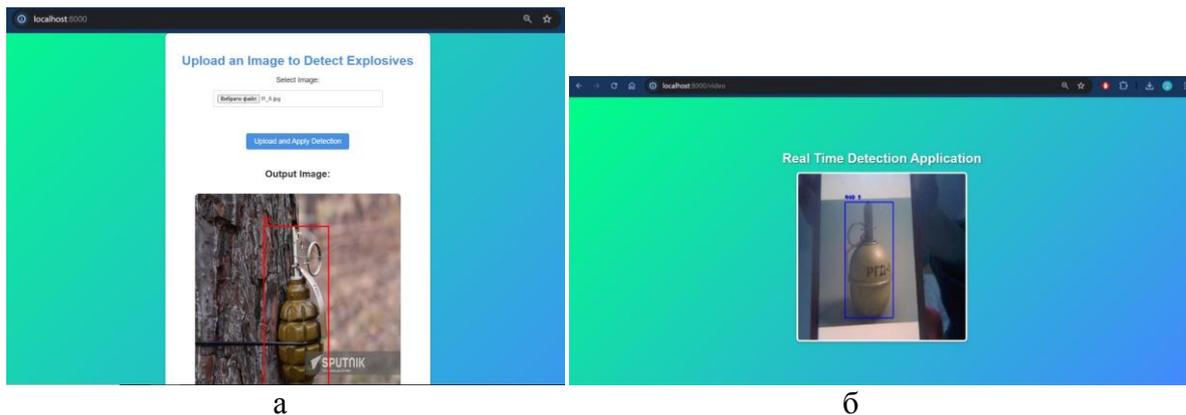


Рис. 1. – Розпізнавання вибухових пристроїв на зображеннях (а) і з відео потоку (б)

Для кращого розуміння користувачем особливостей роботи додатку в обох випадках створена відповідна інтерактивна документація, розміщена у вузлі *lapidocsl*.

1. Сервіс протимінної діяльності ДСНС, URL: <https://mine.dsns.gov.ua/>
2. Максим Журавель – Скільки відсотків територій України заміновано. URL: <https://tsn.ua/ukrayina/skilki-vidsotkiv-teritoriy-ukrayini-zaminovani-klimenko-prigolomshiv-cifroyu-2550241.html>
3. Юлія Кузьменко – Понад 144 тисячі кв. км України вважаються потенційно замінованими – нові дані МВС, URL: <https://suspihne.media/781039-ponad-144-tisaci-kv-km-ukraini-vvazautsa-potencijno-zaminovanimi-novi-dani-mvs/>
4. Demining Ua – Розмінування України, URL: [Розмінування: скільки часу потрібно для України та складові](#)
5. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Vanhoucke V., & Rabinovitch, M. (). SSD: Single shot multibox detector. In *European conference on computer vision*. Springer, Cham., 2016. – pp. 21-37
6. Redmon J., Divvala S., Girshick R., & Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016. – pp. 779-788.
7. Girshick R., Donahue J., Darrell T., & Malik J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus, OH, USA, 2014. – pp. 580-587.
8. CVAT.io – Leading Data Annotation Platform. URL: [Leading Image & Video Data Annotation Platform | CVAT/](#)

Інтеграція наукових аспектів оборонних технологій у систему STEM-орієнтованого навчання

¹Киричик С. М., ¹Кочерга О. І., ²Мартинюк О. С.

Військовий інститут танкових військ Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут»

kyrychyks@gmail.com, kochertga.oleksandr@gmail.com

кафедра експериментальної фізики, інформаційних та освітніх технологій Волинський національний університет імені Лесі Українки
Martynyuk.Oleksandr@vnu.edu.ua

Високі технології стали невід’ємною частиною сучасної війни. Використання дронів, роботизованих платформ, засобів радіоелектронної боротьби та зв’язку, захист інформаційних систем від кібератак, системи на основі штучного інтелекту (ШІ), новітні види озброєння – такий основний, але не повний перелік засобів, які змінюють концепції ведення бойових дій. У реаліях сьогодення, важливим та актуальним є інтеграція окремих наукових ланок оборонних технологій у систему STEM-орієнтованого навчання.

У межах виконуваного спільного дослідження викладачами кафедри озброєння та стрільби факультету управління діями підрозділів танкових військ Військового