

УДК 004.8

Шурипа М.О., Мазурець О.В.

Хмельницький національний університет

НЕЙПРОМЕРЕЖЕВЕ КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРАЕКТОРІЙ БПЛА У ВІДЕОПОТОЦІ НА ОСНОВІ ТРАНСФОРМЕРНОЇ АРХІТЕКТУРИ

Розглянуто задачу короткострокового прогнозування траєкторій малоформатних безпілотних літальних апаратів у потоках відеоспостереження. Досягнута продуктивність у сотні кадрів за секунду на CPU підтверджує придатність запропонованого рішення до використання в системах моніторингу повітряного простору реального часу на вбудованих платформах. Обговорено обмеження методу (двовимірне прогнозування, фіксована камера, детерміністичний характер передбачень) та окреслено напрями подальшого розвитку, зокрема врахування невизначеності та розширення до багатоагентних сцен.

The paper addresses the problem of short-term trajectory prediction for small unmanned aerial vehicles (UAVs) in video surveillance streams. The achieved throughput of several hundred frames per second on a CPU confirms the feasibility of deploying the proposed solution in real-time airspace monitoring systems on embedded or industrial platforms. The study discusses current limitations, including 2D image-coordinate prediction, assumption of a static camera, and deterministic outputs, and outlines future work directions such as uncertainty-aware modelling and extension towards multi-agent scenarios.

Розширення сфери застосування безпілотних літальних апаратів охоплює сьогодні цивільну, промислову та оборонну інфраструктуру: від моніторингу довкілля, інспекції енергетичних об'єктів і агровиробництва до логістики малих вантажів, пошуково-рятувальних операцій та підтримки військових місій [1, 2]. Разом із цим стрімко зростає потреба у засобах автоматизованого спостереження за повітряним простором, здатних не лише зафіксувати присутність БПЛА, а й оперативно оцінити їх подальшу траєкторію руху для підтримки рішень щодо супроводу, уникнення загроз або перехоплення [3].

Класичні засоби контролю повітряного простору – радіолокаційні станції та акустичні сенсори – виявляють обмежену ефективність щодо малогабаритних, малощумних або низькошвидкісних дронів, особливо у щільно забудованому середовищі, в умовах перешкод або за наявності складного рельєфу місцевості. Ці обмеження стимулюють перехід до відеоорієнтованих систем моніторингу, де ключову роль відіграють методи комп'ютерного зору та глибинні нейромережі. Вони дозволяють аналізувати відеопотік у режимі, близькому до реального часу, детектуючи цільові об'єкти та відстежуючи їх у часовій послідовності кадрів [4]. Зростання використання безпілотних літальних апаратів у цивільних і військових

сферах зумовлює потребу у високоточних системах моніторингу та прогнозування їхніх траєкторій у реальному часі. Актуальність задачі короткострокового прогнозування руху БПЛА у відеопотоці зумовлена необхідністю забезпечення безпеки повітряного простору, попередження зіткнень, підвищення ефективності систем протидії, а також удосконалення технологій автономної навігації. У цьому контексті методи комп'ютерного зору [5] та глибокого навчання [6], зокрема згорткові нейронні мережі (CNN) [7] та трансформерні архітектури [8], створюють фундамент для побудови високопродуктивних систем аналізу динамічних сцен.

CNN залишаються ключовими моделями для виявлення та відстеження об'єктів у відеопотоці завдяки своїй здатності вилучати просторові ознаки з високою точністю [9, 10]. У задачах аналізу руху це дозволяє визначати контури, орієнтацію та швидкість об'єкта на кожному кадрі [11]. Однак прогнозування траєкторії потребує не лише просторових [12], але й якісних часових залежностей [13]. У цьому аспекті трансформерні архітектури демонструють значні переваги [14], оскільки здатні моделювати довготривалі залежності у відеоряді та враховувати складні поведінкові патерни БПЛА, включаючи маневри, зміни швидкості чи реакцію на зовнішні стимули. Поєднання CNN як екстрактора ознак із трансформерами як предиктивним механізмом формує потужний гібридний підхід до аналізу відеоданих.

Перспективи розвитку цього напрямку пов'язані з інтеграцією мультимодальних джерел даних – оптичного відео, глибинних карт, тепловізійних сигналів та телеметрії – що дозволить формувати більш стійкі моделі прогнозування у складних умовах [15]. Ці технології формують основу для створення систем спостереження й автономної взаємодії, що здатні оперативно та надійно реагувати на поведінку БПЛА у режимі реального часу [16].

Однак для практичних задач безпеки та ситуаційної обізнаності простого відстеження координат БПЛА недостатньо. Оператору або автономній системі потрібна оцінка того, де саме дрон опиниться через найближчі секунди. Саме тому особливої актуальності набуває задача короткострокового прогнозування траєкторій у відеопотоці, яка поєднує просторовий аналіз поточного кадру з часовим моделюванням історії руху та має працювати в жорстких обмеженнях за затримкою і обчислювальними ресурсами.

У центрі роботи знаходиться задача побудови методу, який за даними відеоспостереження формує послідовність координат позицій БПЛА, а далі, спираючись на цю історію, генерує короткостроковий прогноз траєкторії у межах декількох десятків кадрів уперед. Об'єктом дослідження є рух малорозмірних дронів у складному фоновому середовищі, а предметом – нейромережіві моделі прогнозування траєкторій у координатному просторі відеозображення [17].

Мета полягає у розробленні методу короткострокового прогнозування траєкторій БПЛА у відеопотоці на базі модифікованої трансформерної архітектури з позиційним кодуванням, яка використовує історію руху у вигляді координатних часових рядів і враховує просторові обмеження сцени, забезпечуючи зменшення

середньої та фінальної похибки прогнозу порівняно зі статистичними моделями при збереженні придатності до інтеграції у системи реального часу.

Сучасні методи виявлення об'єктів у відео базуються переважно на згорткових нейронних мережах, які будують багаторівневі просторові ознаки і дозволяють одночасно виконувати локалізацію та класифікацію об'єктів. Найбільш поширені архітектури поділяють на одноетапні та двоетапні. Одноетапні детектори (типу YOLO або SSD) обробляють весь кадр за один прохід, забезпечуючи високу швидкість, що критично для задач відеомоніторингу. Двоетапні моделі, зокрема Faster R-CNN, спершу формують регіони інтересу, а потім уточнюють їхню класифікацію, досягаючи більшої точності за рахунок додаткових ресурсів.

Для малоформатних повітряних об'єктів особлива увага приділяється адаптації детекторів до малих цілей: розширюються механізми багатомасштабного злиття ознак, удосконалюються FPN-блоки, застосовуються спеціалізовані модифікації YOLO, орієнтовані на дрібні об'єкти та шумний фон. На рівні трекінгу використовують як класичні фільтри Калмана та фільтри частинок, так і сучасні асоціативні трекери (DeepSORT, ByteTrack), що комбінують результати детекції з ідентифікаційними ознаками для підтримання сталої ідентичності об'єктів.

Проблема прогнозування траєкторій у часовій перспективі вирішується двома основними класами методів. Статистичні підходи будують модель динаміки руху (лінійну або кусочно-лінійну) і використовують фільтри типу Калмана чи IMM для екстраполяції майбутніх положень. Нейромережеві моделі натомість розглядають послідовність координат як часовий ряд і навчаються апроксимувати нелінійні патерни руху, зокрема за допомогою LSTM або трансформерів. У низці робіт продемонстровано, що включення додаткового контексту сцени (обмеження траєкторій, наявність перешкод) та поведінкових факторів дозволяє суттєво зменшити помилки прогнозу у короткому горизонті.

Водночас залишається низка відкритих питань: недостатня увага до оцінки невизначеності передбачень, слабка робастність до втрат спостережень у відеопотоці, обмежена адаптивність до раптових маневрів БПЛА та відсутність інтегрованих конвеєрів, де виявлення, трекінг і прогнозування тісно пов'язані між собою в єдиній архітектурі. Саме ці обмеження і стають фокусом запропонованого підходу.

Розроблена система (рисунок 1) моделює повний цикл обробки відеопотоку: від надходження сирих кадрів до візуалізації фактичних і прогнозованих траєкторій руху БПЛА. На вхід можуть податися локальний відеофайл, онлайн-потік або сигнал із камери реального часу. Кожен кадр передається до модуля детекції на базі YOLOv12, який повертає координати обмежувальних рамок і ймовірність належності до класу «дрон».

Набір детекцій для кожного кадру надходить до алгоритму BYTETrack, який виконує асоціативний трекінг: зіставляє детекції з уже відомими траєкторіями, призначає стійкі ідентифікатори та формує історію руху кожного БПЛА. У

результаті для кожного активного треку доступна послідовність координат центру обмежувальної рамки в попередніх кадрах.

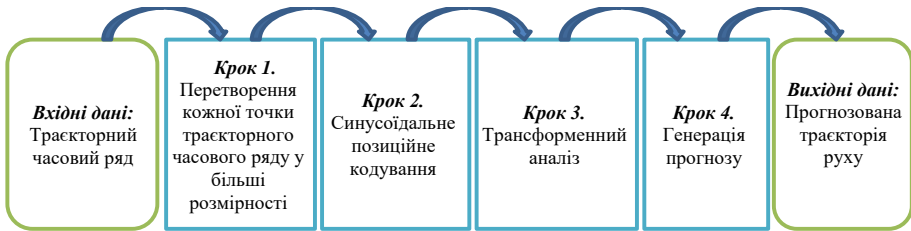


Рисунок 1 – Цикл обробки відеопотоку

Ця координатна історія, нормалізована відносно розміру кадру, використовується як вхід трансформерного модуля прогнозування. Модуль оцінює майбутній шлях БПЛА у вигляді набору наступних точок траєкторії. Далі фактичні та прогнозовані траєкторії разом із супровідними даними (час виявлення, фрагмент зображення з дроном, ідентифікатор треку) зберігаються у сховищі результатів і паралельно виводяться у двох формах: як накладені на відеокадри рамки та як карта руху на окремій панелі.

Таким чином, система забезпечує єдиний конвеєр, у межах якого детектор, трекер і трансформер тісно взаємодіють: результати одного етапу безпосередньо формують вхід наступного, а кінцевий користувач отримує не лише факт наявності БПЛА, а й оцінку його подальшого переміщення.

Короткострокове прогнозування у роботі реалізовано на основі послідовної трансформерної архітектури, адаптованої до обробки відносно коротких координатних рядів. Для кожного треку формується послідовність із 30 точок, що описують історію руху БПЛА в останню секунду (за частоти 30 кадрів за секунду). На основі цих 30 спостережень модель генерує прогноз ще 60 наступних положень, тобто траєкторію на дві секунди вперед.

На першому етапі кожна координата (x, y) перетворюється лінійним шаром у вектор більшої розмірності (2→128), що дозволяє відобразити просторовий рух у багатовимірному латентному просторі. Далі до цих векторів додається синусоїдальне позиційне кодування, яке фіксує порядок елементів у часовій послідовності й дає змогу моделі розрізняти новіші та давніші спостереження.

Основу архітектури становить енкодер із трьома шарами Transformer Encoder, кожен з яких містить багатоголову самоувагу (4 голови), двошаровий feedforward-блок із розмірністю 256 та dropout-регуляризацію. Така конфігурація дає змогу одночасно аналізувати взаємозв'язки між усіма точками траєкторії: як локальними (невеликі зміни напрямку), так і глобальними (загальний тренд руху). Результатом роботи енкодера є тензор ознак, який агрегується по часовій осі в

компактний контекстний вектор, що узагальнює поведінку об'єкта за історичний інтервал.

Декодер побудовано у вигляді багат шарового перцептрона з нормалізацією, двома прихованими шарами та фінальним лінійним шаром, який формує 120 числових значень – координати 60 точок майбутньої траєкторії. Таким чином, модель безпосередньо перетворює послідовність нормалізованих координат минулого руху на послідовність прогнозованих координат, не потребуючи явного обчислення швидкостей, прискорень чи інших похідних параметрів.

Важливою особливістю підходу є робота у просторі нормалізованих координат кадру, а не у фізичних метрах. Це з одного боку істотно спрощує інтеграцію з відеопотоком з різною роздільною здатністю, а з іншого – вимагає окремого етапу інтерпретації результатів, якщо потрібні оцінки у метричних одиницях.

Експериментальне відпрацювання методу проводилося на основі великомасштабного набору даних Anti-UAV, орієнтованого на задачі виявлення, трекінгу та ідентифікації БПЛА у відеопотоці. Датасет містить сцени з різноманітними типами фону, умовами освітлення та ракурсами зйомки, включаючи випадки низької видимості, швидких маневрів, змін масштабу, часткових перекриттів та тимчасового зникнення об'єктів з поля зору.

У роботі використовувалася підмножина відео у видимому діапазоні спектра. Набір структуровано на тренувальну, валідаційну та тестову частини, що налічують 160, 67 та 91 відеозапис відповідно – загалом 318 відеофрагментів та майже шістьсот тисяч кадрів. Такий обсяг даних забезпечує достатню статистичну базу як для навчання глибинної моделі детекції, так і для оцінювання стабільності трекінгу та точності прогнозування траєкторій у різних сценаріях.

Структура анотацій у наборі Anti-UAV дозволяє паралельно розв'язувати задачі детекції і трекінгу: для кожного кадру задані обмежувальні рамки БПЛА, що у поєднанні з алгоритмом асоціації детекцій дає можливість будувати безперервні траєкторії та формувати координатні часові ряди, необхідні для навчання трансформера.

Програмна система реалізована у середовищі Python із використанням фреймворку Kivy для побудови графічного інтерфейсу. Центральна керуюча сутність відповідає за організацію життєвого циклу застосунку: ініціалізацію модулів, завантаження відеоджерел, синхронізацію обробки кадрів і відображення результатів у реальному часі. Для роботи з відео передбачені класи-джерела, що реалізують читання з локальних файлів, URL-потоків або камер.

Модуль детекції інкапсулює завантажену модель YOLOv12, керує вибором обчислювального пристрою (CPU/GPU), виконує попереднє масштабування кадрів та повертає детекції у стандартизованому форматі. Для трекінгу використано окремий клас, що реалізує алгоритм BYTETrack: виконується асоціація детекцій, підтримання історії треків, скидання стану та відображення траєкторій у зручному для візуалізації форматі.

Сховище результатів накопичує кадри, зображення дронів та як фактичні, так і прогнозовані координати. Інтерфейс користувача складається з двох ключових візуальних компонентів: панелі дронів, де представлено перелік активних об'єктів і базову інформацію про них, та карти руху, яка показує траєкторії БПЛА на координатній сітці з урахуванням масштабування між простором зображення та площиною відображення. Така модульна організація забезпечує простоту модифікації кожного компонента та можливість подальшого розширення функціоналу без зміни базової логіки.

Оцінювання модуля детекції показало, що модель YOLOv12 демонструє стабільно високі значення mAP50 на тренувальній, валідаційній і тестовій вибірках, що вказує на якісне позионування обмежувальних рамок дронів навіть за умов шуму, дрібних розмірів об'єкта та складного фону. Значення mAP50-95 підтверджує, що модель зберігає достатню чутливість і при жорсткіших критеріях відповідності. При цьому досягається висока швидкодія як на GPU, так і на CPU, що важливо для інкрементної обробки потоку відеоданих.

Аналіз конфузійної матриці показує, що частина випадків, інтерпретованих формально як помилкове виявлення фону, насправді відповідає об'єктам, подібним за структурою або силуетом до БПЛА. Для практичних систем моніторингу така поведінка моделі є прийнятною, оскільки чутливість до дроноподібних цілей часто важливіша за жорстке розділення «ціль/фон», особливо на ранніх етапах виявлення загрози.

Трекер YUTETrack показав значення MOTA на рівні 0.79 та IDF1 близько 0.64, що свідчить про збереження ідентичності більшості об'єктів упродовж спостереження, навіть за умов часткових перекриттів, змін масштабу та нерівномірної швидкості руху. Швидкодія понад 300 кадрів за секунду на CPU дозволяє позиювати обрану конфігурацію як придатну для розгортання в системах реального часу без критичної оптимізації.

Процес навчання трансформерної моделі супроводжувався стабільним зниженням значення функції втрат на тренувальній та валідаційній вибірках. На ранніх епохах спостерігається інтенсивне зменшення похибки, після чого крива поступово виходить на плато, причому розбіжність між тренувальною і валідаційною кривими залишається помірною, що вказує на відсутність явного перенавчання. Нормалізація координат у діапазон [0;1] дає змогу інтерпретувати кінцеві значення втрат як малі відхилення у відносних координатах, тоді як у перерахунку на пікселі абсолютні помилки виглядають більшими, хоч описують той самий рівень точності.

Підсумкові метрики на тестовому наборі засвідчують середню кореневу середньоквадратичну помилку RMSE ≈ 12.66 пікселів, середню похибку по траєкторії ADE ≈ 14.1 пікселя та фінальну помилку FDE ≈ 17.4 пікселя. За типової ширини кадру такі значення відповідають приблизно 1–2 % від розміру зображення, що є прийнятним для короткострокового прогнозування у тактичному горизонті в

дві секунди. Обчислювальна складність моделі становить близько 0.03 GFLOPs, що підтверджує сумісність із пристроями з обмеженими ресурсами.

Порівняння з класичними статистичними підходами (моделі типу IMM/Kalman) показало, що трансформерний предиктор забезпечує істотно менші значення RMSE, ADE та FDE – відносна різниця сягає порядку величини для маневрових траєкторій. Це означає, що модель краще відтворює як напрямок, так і кривину шляху БПЛА, особливо в ситуаціях зі змінною швидкістю та різкими розворотами.

З урахуванням середнього масштабу сцени в наборі Anti-UAV співвідношення «метр – пікселі» оцінюється як 40-60 пікселів на метр. За цього припущення похибка RMSE близько 12.66 пікселів відповідає приблизно 0.25-0.32 м, що співмірно з точністю, наведеною у відомих роботах з траєкторного прогнозування в метричних координатах.

Візуальний аналіз прикладів роботи показує, що модель коректно відтворює як прямолінійні, так і маневрові траєкторії дронів, підтримуючи близькість прогнозованого шляху до фактичного та забезпечуючи плавне зростання розбіжності із збільшенням горизонту передбачення, без різких стрибків або деградації якості. Приклад роботи застосунку наведено на рисунку 2.

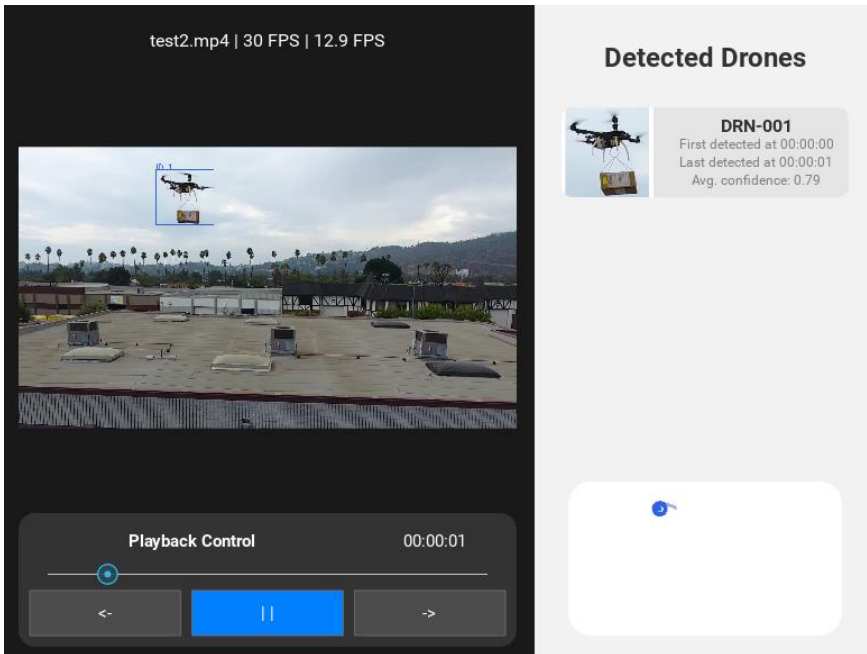


Рисунок 2 – Приклад роботи програмного забезпечення

Отримані результати свідчать, що поєднання сучасного детектора малих об'єктів, асоціативного трекера та трансформерного модуля прогнозування дозволяє побудувати практично орієнтований конвеєр короткострокового прогнозування траєкторій БПЛА з прийнятним балансом між точністю, робастністю та обчислювальною вартістю. Модуль детекції забезпечує достатню чутливість до дрібних дронів на складному фоні, трекер підтримує тяглість ідентичностей навіть за рахунку перекриттів, а трансформер здатний відтворювати як плавні, так і маневрові траєкторії з помилками, які у фізичному просторі не перевищують кількох десятків сантиметрів у короткому горизонті.

Приклад прогнозів розробленим програмним забезпеченням наведено на рисунку 3.

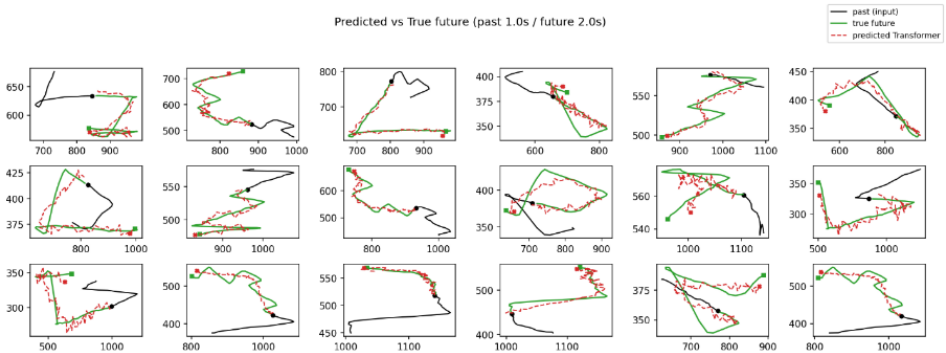


Рисунок 3 – Приклад прогнозування траєкторії

Висока продуктивність (сотні кадрів за секунду на CPU) відкриває можливість інтегрувати запропонований метод у системи моніторингу повітряного простору, які працюють на вбудованих платформах або індустриальних комп'ютерах без потужних GPU. Одночасно модульна архітектура програмної реалізації створює передумови для розширення функціоналу: можна додавати модулі класифікації типів БПЛА, оцінювання рівня загрози, інтегрувати додаткові сенсорні канали (радар, тепловізор) тощо.

Разом із тим робота має низку обмежень. По-перше, прогнозування здійснюється у двовірних координатах зображення при стаціонарному розміщенні камери, тому переходу до сценаріїв із рухомою платформою спостереження має передувати етап стабілізації відео та переходу до єдиної системи координат. По-друге, розглядається короткий горизонт прогнозування (дві секунди), що є логічним для оперативного реагування, але не охоплює сценарії планування довготривалих траєкторій або уникнення конфліктів між кількома дронами.

По-третє, у роботі не враховано явне моделювання невизначеності передбачень: трансформер повертає одну детерміністичну траєкторію, тоді як для

задач безпеки важливим є оцінювання інтервалів довіри або ймовірнісних «коридорів» руху. Нарешті, не здійснюється попередня класифікація типів траєкторій (наприклад, прямолінійний проліт, кружляння, агресивний маневр), яка могла б підвищити точність прогнозування через вибір спеціалізованих підмоделей для кожного типу динаміки.

Перспективним напрямом подальших досліджень є об'єднання трансформерної архітектури з поведінковими моделями ймовірнісного характеру, навчання окремих предикторів для різних класів траєкторій, розширення набору даних за рахунок сценаріїв із рухомими платформами та багатоагентними сценами, а також інтеграція оцінки невизначеності у процес ухвалення рішень системами протидії БПЛА.

У роботі сформульовано й реалізовано нейромережевий підхід до короткострокового прогнозування траєкторій БПЛА у відеопотоці, в основі якого – позиційно-кодований трансформер, що працює з координатними часовими рядами. Метод функціонує у складі інтегрованого відеоаналітичного конвеєра, який поєднує детекцію дронів за допомогою YOLOv12, багатооб'єктний трекінг на базі BYTETrack та трансформерний модуль прогнозування, а результати візуалізуються у вигляді накладених на відео рамок і карти руху з фактичними та прогнозованими траєкторіями.

Перелік посилань

1. Zhan, C., Hu, H., Sui, X., Liu, Z., Wang, J., & Wang, H. (2020). Joint resource allocation and 3D aerial trajectory design for video streaming in UAV communication systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 31(8), 3227-3241
2. Huang, H., Savkin, A. V., & Ni, W. (2021). Online UAV trajectory planning for covert video surveillance of mobile targets. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 19(2), 735-746.
3. binti Burhanuddin, L. A., Liu, X., Deng, Y., Challita, U., & Zahemszky, A. (2022). QoE optimization for live video streaming in UAV-to-UAV communications via deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 71(5), 5358-5370.
4. Zhong, G., Zhang, H., Zhou, J., Zhou, J., & Liu, H. (2022). Short-term 4D trajectory prediction for UAV based on spatio-temporal trajectory clustering. *IEEE Access*, 10, 93362-93380.
5. Pokhytun A., Mazurets O., Molchanova M., Tyschenko O. Method for Neural Network Detecting Changed Images of People's Faces Using CNN. *New Horizons in Scientific Research: Challenges and Solutions. Proceedings of the 1st International scientific and practical conference. October 21-23, 2024. Marseille, France. 2024. Pp. 35-40.*
6. Zharovskiy O., Mazurets O., Sobko O. Approach to Identification of Artificial Intelligence-Generated People Images by Means of Machine Learning. *Key Aspects of the Development of Scientific Research in Modern Conditions. Proceedings of the XLV International scientific and practical conference. October 30 – November 1, 2024. Constanta, Romania. 2024. Pp. 69-73.*
7. Мазур Є.В., Мазурець О.В., Кліменко В.І., Собко О.В., Залуцька О.О. Алгоритми та програмна архітектура інформаційної системи нейромережевого аналізу постави людини. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №3. Т.1. С. 275-284.*

8. Мазурець О.В., Собко О.В., Дидо Р.А., Молчанова М.О., Тищенко О.О. Проектування структури бази даних для інтелектуальної системи нейромережевого виявлення та локалізації на фотозображеннях ділянок із залишками зруйнованих будівель. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1242-1258.
9. Молчанова М.О., Дідур В.О., Мазурець О.В., Тищенко О.О., Залуцька О.О. Інформаційна технологія використання хмарних обчислень для класифікації залишків зруйнованих будівель засобами нейронних мереж за візуальними даними з безпілотних літальних апаратів. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1259-1272.
10. Похитун А.В., Мазурець О.В., Дидо Р.А., Молчанова М.О. Програмна архітектура для нейромережевого виявлення модифікованих фотографій облич людей. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №3. Т.2. С. 493-500.
11. Мазурець О.В., Жарновський О.В., Гладун О.В., Собко О.В. Нейромережеве виявлення фейкових зображень людей. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №5. Т.1. С. 416-422.
12. Дідур В.О., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Спосіб виявлення та класифікації залишків зруйнованих будівель та будівельного сміття за фотографіями з використанням моделей CNN. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №1 (42). С. 1162-1175.
13. Дидо Р.А., Мазурець О.В. Метод ідентифікації особистості на основі розпізнавання обличчя в реальному часі для систем кібербезпеки. Інформаційна, функційна і кібербезпека СКІФіК2024. Матеріали IV Всеукраїнської науково-технічної конференції. 29-30 листопада 2024. Харків. 2024. с. 36-37.
14. Похитун А.В., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Бармак О.В. Підхід до формування датасету для нейромережевого виявлення модифікованих фотографій облич людей. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 428-433.
15. Собко О.В., Кліменко В.І., Мазурець О.В., Залуцька О.О., Гладун О.В. Особливості програмної інженерії та тестування програмного забезпечення для нейромережевого аналізу фотоданих залишків зруйнованих будівель із роботизованої техніки. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1566-1581.
16. Мазурець О.В., Петровський С.С., Дидо Р.А. Нейромережева модель для ідентифікації особистості за зображенням обличчя у реальному часі Інформаційні технології і автоматизація. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції. 31 жовтня – 1 листопада 2024 р. Одеса, ОНТУ. 2024. С.655-658.
17. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Шурипа М.О. Об'єктно-орієнтований підхід до нейромережевого виявлення та відстеження БПЛА з використанням хмарних технологій. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №9 (50). С. 1346-1360.