



П. Я. Сомко, Є. В. Левус

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

ПРОГНОЗУВАННЯ ВАРТОСТІ ДРОНІВ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ЇХНІХ МОДЕЛЕЙ

Досліджено особливості застосування методів машинного навчання моделей для класифікації безпілотних літальних апаратів та визначення їх вартості на підставі виявлених компонент. З'ясовано, що трирівнева архітектура оброблення зображень, яка послідовно застосовує різні моделі машинного навчання, забезпечує ефективне вирішення комплексного завдання прогнозування вартості дронів. Виявлено, що модульна структура методу визначення їхньої вартості дає змогу незалежно вдосконалювати кожен рівень оброблення зображень безпілотників без впливу на функціонування інших компонент системи, що відкриває можливості для масштабування та інтеграції нових алгоритмів у систему візуального оброблення зображень дронів. Запропоновано поєднання моделей машинного навчання різних архітектур: згорткових нейронних мереж на підставі архітектури ResNet для класифікації типів дронів у фреймворку ML.NET, сучасної архітектури YOLO11 для сегментації дев'яти типів компонент FPV-дронів та ансамблевої моделі Random Forest з 200 деревами та максимальною глибиною 10 для регресійного прогнозування вартості. Вибрано та підготовлено набір даних із 740 анованими зображеннями безпілотників чотирьох типів (MultiRotor, FixedWing, SingleRotor, NotDrone) задля навчання класифікаційної моделі, підготовлено спеціалізований набір даних із 114 зображень для тренування ідентифікаційної моделі та згенеровано синтетичний набір із 500 зразків для навчання регресійної моделі на підставі реальних ринкових цін компонент з українського маркетплейсу. Побудовано інтегровану систему послідовного оброблення зображень дронів, де перший рівень виконує фільтрацію релевантних зображень та відсіває 42 % нецільових об'єктів класу NotDrone, другий рівень здійснює детальну сегментацію технічних компонент FPV-дронів з ідентифікацією рами, двигунів, польотного контролера, камери, батареї, регуляторів швидкості та пропелерів, а третій рівень прогнозує вартість БПЛА на підставі кількості та типів ідентифікованих складових з урахуванням їхньої потенційної вартості без штучної націнки. Здійснено підбір оптимальних гіперпараметрів моделей методом Grid Search та проведено їх валідацію на незалежних тестових наборах даних. Встановлено, що запропонований трирівневий метод оброблення зображень дронів забезпечує мікроточність (мікро-ассура) їх класифікації 89,1 % та макроточність (маско-ассура) 82,7 %, середню точність розпізнавання компонент ($mAP@50$) = 65 % за порогового значення перетину об'єктів (IoU) = 0,5 з точністю (precision) = 90 % та повнотою (recall) = 65 %, а також коефіцієнт детермінації (R^2) = 0,7704 для прогнозування вартості із середньою абсолютною похибкою 26,68 доларів (7-9 % від середньої вартості).

Ключові слова: класифікація безпілотних літальних апаратів; виявлення компонент дронів; регресор випадкового лісу; прогнозування вартості безпілотників.

Вступ / Introduction

Стрімкий розвиток безпілотних літальних апаратів (БПЛА) та їх широке впровадження у різноманітних галузях – від комерційних до оборонних застосувань – створює потребу в ефективних системах їх ідентифікації та класифікації. Сучасні дрони подані різноманітними типами конструкцій: багатороторними, з фіксованими крилами, гелікоптерами та гібридними моделями, що ускладнює завдання їх розпізнавання [6]. Особливе місце серед них займають FPV (англ. *First Person View*) дрони, які, завдяки своїй відкритій конструкції, дають змогу візуально ідентифікувати їхні окремі компоненти, що відкриває можливості для детального аналізу їхніх технічних характеристик [7].

Активне застосування безпілотників та роботизова-

них пристроїв у сучасних військових конфліктах демонструє їх критичну роль у веденні бойових дій, розвідці та логістиці [11]. Паралельно спостерігається стрімке зростання комерційного ринку дронів, що охоплює сфери їхнього застосування від сільського господарства до доставки товарів. Дослідження [12] показують, що методи машинного навчання моделей, зокрема – архітектури YOLO для ідентифікації об'єктів у реальному часі, демонструють високу ефективність у розпізнаванні літальних апаратів. Проте, наявні рішення [5, 10, 14] зазвичай зосереджені на вирішенні окремих завдань без інтеграції комплексного аналізу.

За умов масового використання БПЛА виникає потреба у вирішенні послідовного набору завдань: від класифікації типу дрона до ідентифікації його компонент та прогнозування потенційної вартості без її завищення.

Інформація про авторів:

Сомко Павло Ярославович, магістрант, кафедра програмного забезпечення.

Email: pavlo.somko.mnpzm.2024@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-1913-1823>

Левус Євгенія Василівна, канд. техн. наук, доцент, кафедра програмного забезпечення.

Email: yevheniia.v.levus@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0001-5109-7533>

Цитування за ДСТУ: Сомко П. Я., Левус Є. В. Прогнозування вартості дронів методами машинного навчання їхніх моделей.

Науковий вісник НЛТУ України. 2025, т. 35, № 5. С. 151–159.

Citation APA: Somko, P. Ya., & Levus, Ye. V. (2025). Predicting the cost of drones using machine learning methods for their models.

Scientific Bulletin of UNFU, 35(5), 151–159. <https://doi.org/10.36930/40350517>

Ієрархічна природа цих завдань, де результати кожного етапу є вхідними даними для наступного, зумовлює необхідність розроблення не окремих програмних рішень, а цілісної багаторівневої системи послідовного оброблення графічної інформації. Наразі не існує комплексних рішень, які поєднували б первинну класифікацію типів безпілотників за їхніми зображеннями, достовірну ідентифікацію їх компонент та прогнозування його вартості на підставі розпізнаних елементів. Це становить актуальність цього дослідження, оскільки розроблення такої інтегрованої системи дасть змогу не тільки ефективно розпізнавати БПЛА у реальних умовах, але й надавати користувачу практично важливу вартісну оцінку на підставі їхніх технічних характеристик.

Об'єкт дослідження – прогнозування потенційної вартості дронів за ідентифікованими компонентами їхніх зображень.

Предмет дослідження – методи і засоби ідентифікації компонент дронів за їхніми зображеннями, що дасть змогу здійснити їх класифікацію та визначення потенційної вартості, а також відкриває можливості для детального аналізу їх технічних характеристик.

Мета роботи – розробити багаторівневу систему оброблення зображень компонент безпілотних літальних апаратів методами машинного навчання їхніх моделей, що забезпечить як їх ідентифікацію та класифікацію, так і детальний аналіз технічних характеристик, а також прогнозування на їхній підставі потенційної вартості без її завищення.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати наявні літературні джерела щодо методів машинного навчання моделей для розпізнавання та класифікації безпілотних літальних апаратів, що дасть змогу визначити переваги та недоліки наявних підходів і обґрунтувати вибір допустимих архітектур моделей машинного навчання для трирівневої системи оброблення візуальної інформації про БПЛА;
- підібрати та навчити класифікаційну модель для розрізнення типів дронів (багатороторні, з фіксованими крилами, гелікоптери, гібридні) та фільтрації нерелевантних зображень, що забезпечить ефективне попереднє оброблення вхідних даних та зменшить обчислювальне навантаження на наступні рівні системи;
- сформувати набір даних компонент FPV-дронів та навчити модель об'єктної можливості їх розпізнавати, що дасть змогу встановити технічні складові безпілотників для подальшого прогнозування їх вартості;
- зібрати дані про технічні характеристики та ринкові ціни дронів, обрати регресійний метод для прогнозування їх вартості та навчити його модель працювати на підставі попередньо виявлених компонент;
- реалізувати інтеграцію навчених моделей у багаторівневу систему послідовного оброблення інформації про БПЛА та провести експериментальне оцінювання її точності та ефективності, що підтвердить практичну придатність розробленого методу для вирішення завдання комплексного прогнозування вартості безпілотних літальних апаратів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Оброблення інформації про БПЛА є комплексним завданням, яке містить класифікацію їхніх типів, ідентифікацію їх компонент та прогнозування вартості. Складність згаданого завдання полягає у надзвичайному різноманітті сучасних дронів, що відрізняються конструкцією (від квадрокоптерів до моделей з нерухомим крилом), роз-

мірами (від мініатюрних до багатометрових), матеріалами (пластик, карбон, композити) та принципами керування. Таке розмаїття дронів робить так званий універсальний аналіз надзвичайно складним для його виконання, що вимагає застосування багаторівневого методу послідовного оброблення зображень БПЛА з послідовним обробленням даних.

До прикладу, розпізнавання та класифікація БПЛА у повітряному просторі ускладнюється їхньою візуальною схожістю із птахами, особливо на великих відстанях та за несприятливих умов спостереження. Для вирішення проблеми хибних спрацьовувань у системах протидії дронам дослідники активно застосовують методи глибокого навчання [9]. На наборі даних із 828 зображень (400 птахів, 428 БПЛА) було порівняно три архітектури моделей: DenseNet, VGG16 та VGG19 з використанням трансферного навчання та аугментації даних. Модель DenseNet показала найкращі результати з точністю 94,64 %, перевершивши VGG16 (89,67 %) та VGG19 (90,67 %) завдяки щільно з'єднаним блокам, де ознаки попередніх шарів ефективно передаються наступним. Розвиваючи винятково візуальні підходи, автори [10] запропонували мультимодальне рішення, що поєднує зображення та аудіодані, перетворені у спектрограми за допомогою низькочастотного FIR-фільтра. Глибока CNN із Leaky ReLU та bypass-з'єднаннями досягла 100 % точності на тестовому наборі, значно перевершивши ResNet50 та Inception-V3 (90 %) за меншої кількості параметрів, що підтверджує ефективність комбінованого аудіовізуального підходу.

Розширюючи можливості класифікації безпілотників до детальної ідентифікації конкретних їхніх моделей, дослідники [16] розробили систему на підставі CNN для розпізнавання семи типів споживчих дронів (DJI Mavic Pro, DJI Phantom, DJI Inspire, Parrot Bebop та інші) з точністю понад 93 %. Використання спеціалізованого набору даних із зображеннями різних ракурсів та умов освітлення дало змогу виявити унікальні візуальні особливості кожної моделі. Порівняння цих досліджень демонструє еволюцію від бінарної класифікації "дрон-птиця" до багатокласової ідентифікації конкретних моделей, при цьому мультимодальні підходи забезпечують вищу надійність у реальних умовах експлуатації, тоді як винятково візуальні методи залишаються обмеженими складними погодними умовами та великими відстанями.

Сучасні дослідження [9, 10, 16] підтверджують, що ефективне розпізнавання БПЛА потребує поєднання різних сенсорних технологій та методів машинного навчання моделей. Експериментальні дослідження [5] продемонстрували обмеженість окремих підходів до виявлення безпілотників: радарні системи стикаються з проблемою малої ефективної поверхні розсіювання дронів, оптичні сенсори залежать від умов освітлення, термальні камери обмежені слабкою тепловою сигнатурою електричних БПЛА, а акустичні методи чутливі до шумового забруднення. Комплексний аналіз [4] дронів на підставі понад 30 наборів даних підтвердив ефективність мультимодального підходу, що поєднує RGB, інфрачервоне випромінювання, аудіо-, радар- та RF-дані, забезпечуючи точність класифікації до 99,3 % за поєднання аудіо- та відеоданих. Застосування архітектур глибокого навчання (CNN, YOLO, LSTM) та гібридних систем з Siamese-мережами продемонструвало

здатність до відстеження у реальному часі навіть у багатодронних сценаріях. Автори цього дослідження виявили ключові виклики: залежність точності розпізнавання від погодних умов, в яких виявлено дрон, знижену продуктивність моделі ідентифікації за наявності перешкод та складність ідентифікації БПЛА у роях. Водночас, для класифікації статичних зображень дронів достатньо застосування моделей машинного навчання на підставі оптичних даних, ефективність яких підтверджується низкою сучасних досліджень [8, 14, 17].

Для класифікації дронів активно застосовують згорткові нейронні мережі (CNN). У дослідженні [14] продемонстровано ефективність удосконаленої методології виявлення об'єктів YOLOv5 з ghost-модулями та глибоко розділеними згортками для ідентифікації малорозмірних безпілотників на низьких висотах, досягнувши точності mAP 99 % та IoU 0,84. Альтернативний метод [17] базується на класичній CNN-архітектурі з трьома згортковими шарами для класифікації п'яти типів дронів, використовуючи синтетичний набір даних понад 8 000 зображень, згенерований у Blender, що забезпечило точність 92 %. Комплексну систему виявлення та ідентифікації подано у роботі [8], де Haar Feature-based Cascade Classifier для ідентифікації (точність 89 %) поєднано з CNN для ідентифікації конкретних моделей-виробників (точність 91,6 %). Навчання моделі на 7000 зображеннях, отриманих шляхом аугментації 2088 позитивних зразків, підтвердило ефективність глибокого навчання навіть за обмежених обсягів даних. Порівняння цих підходів показує орієнтацію на збалансування точності та продуктивності моделі, при цьому синтетичне генерування та аугментація даних є ключовими рішеннями за обмеженого доступу до анотованих зображень.

Проведений аналіз останніх досліджень та публікацій виявив прогалину у наявних дослідженнях: попри значний прогрес в ідентифікації та класифікації наявних безпілотників, жодна з проаналізованих робіт не реалізує комплексний підхід до прогнозування вартості дронів на підставі візуального аналізу їхніх компонент. Наявні методи візуального аналізу зосереджені на виконанні окремих завдань, наприклад – на класифікації типів БПЛА, на ідентифікації об'єктів, або на економічному моделюванні за попередньо відомими характеристиками – без інтеграції цих етапів у цілісну багаторівневу систему оброблення візуальної інформації про дрони. Це зумовлює нагальну потребу розроблення нового методу чи вдосконалення наявного, який послідовно поєднував би ідентифікацію та класифікацію типів безпілотників, сегментацію їхніх технічних компонент та регресійне прогнозування вартості у єдиній системі оброблення візуальних даних.

Матеріали та методи дослідження. Для розроблення тривірневої системи розпізнавання та прогнозування вартості дронів застосовано комплекс методів машинного навчання моделей та комп'ютерного зору. Дослідження базується на трьох наборах даних: загальнодоступному наборі даних, який містить 740 зображень чотирьох категорій БПЛА (багатороторні FPV, гелікоптери, дрони з фіксованими крилами, гібридні безпілотники) та фонових зображень; власноруч підготовленому наборі даних із 114 анотованих зображень компонент FPV-дронів з дев'ятьма класами ключових конструктивних елементів відкритої архітектури; штучно сформованому наборі даних, що містить інформацію про вартість

БПЛА залежно від списку їх компонент і технічних характеристик.

Структура системи передбачає три послідовні етапи оброблення даних. Перший рівень використовує методи багатокласової класифікації зображень для категоризації типів БПЛА та фільтрації нерелевантних зображень, що дає змогу відокремити цільові об'єкти від фонових. Другий рівень базується на методах об'єктної ідентифікації для виявлення та локалізації окремих компонент FPV-дронів. Застосовано метод однопрохідної ідентифікації (single-stage detection), який забезпечує одночасне визначення класу об'єкта та його просторових координат у вигляді обмежувальних рамок, що критично важливо для ідентифікації множинних компонент на одному зображенні. Третій рівень використовує методи регресійного аналізу на підставі ансамблевого навчання для прогнозування вартості безпілотника. Метод побудови композиції дерев рішень через випадкову вибірку ознак та об'єктів дає змогу моделювати нелінійні залежності між виявленими компонентами та їх економічною вартістю. Для підготовки навчальних даних застосовано методи аугментації, враховуючи афінні геометричні перетворення та фотометричні модифікації, що дало змогу підвищити узагальнювальну здатність моделей. Оцінювання якості її роботи здійснено за метриками: точність, повнота та F1-міра для класифікації; середня точність (mAP) та коефіцієнт перетину областей (IoU) для ідентифікації; коефіцієнт детермінації (R^2) та середньоквадратична похибка (RMSE) для регресії.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Особливості запропонованого методу. Запропонований тривірневий метод прогнозування вартості безпілотників (рис. 1) реалізує послідовне оброблення зображень через три спеціалізовані рівні, кожен з яких вирішує специфічне завдання машинного навчання моделей.

Перший рівень виконує функцію класифікатора типів дронів на підставі моделі, реалізованої у фреймворку ML.NET. Вхідні зображення проходять попереднє оброблення, що містить зміну його розміру та нормалізацію. Модель машинного навчання класифікує зображення на чотири категорії: багатороторні дрони (Multi-Rotor), гелікоптери (Helicopter), дрони з фіксованими крилами (FixedWing) та об'єкти, що не є безпілотниками (NotDrone). Зображення, класифіковані як NotDrone, відфільтровуються та вилючаються з подальшого оброблення через механізм кадрування найбільш релевантної частини зображення. Тільки зображення, що пройшли класифікацію як дрони, передаються на другий рівень.

Другий рівень здійснює детальну сегментацію компонент дронів за допомогою моделі YOLO11. Перед ідентифікацією їх запчастин застосовується фільтр приналежності до класу MultiRotor: якщо впевненість класифікації становить менше 50 %, зображення відхиляється; за впевненості понад 50 % активується модель ідентифікації. Цей механізм забезпечує зосередження процедури оброблення зображень винятково на FPV-дронах з відкритою архітектурою. Модель виявляє ключові компоненти (раму, двигуни, польотний контролер, камеру, акумулятор, регулятори швидкості, пропелери) та формує перелік виявлених складових з їхніми координатами та площами. Додатковий етап валідації перевіряє коректність назв компонент і розмірів виявлених областей, відфільтровуючи помилкові ідентифікації.

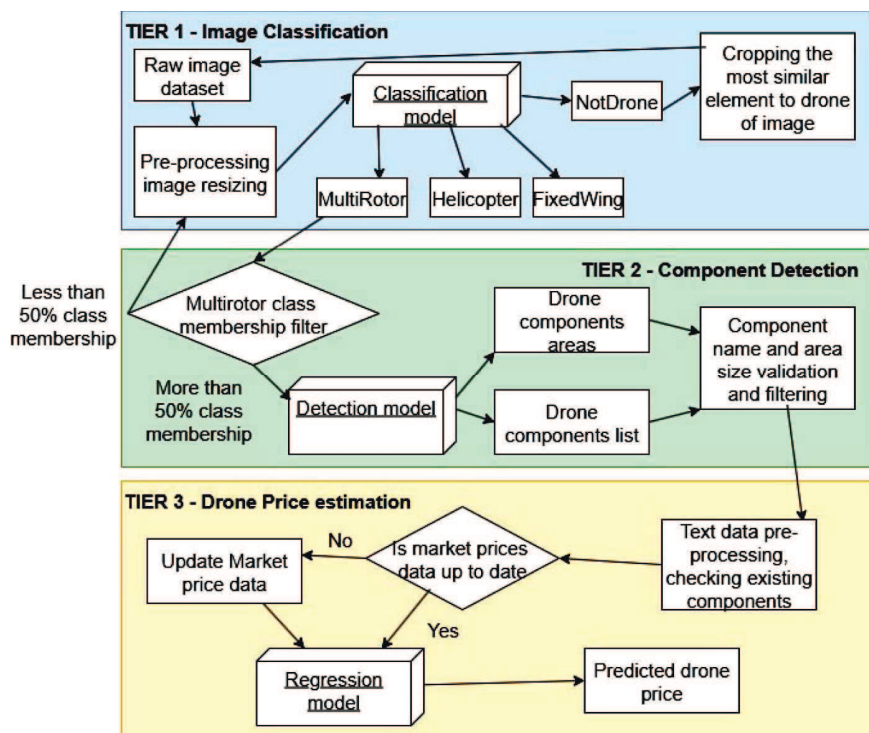


Рис. 1. Логічна схема запропонованого методу оброблення візуальної інформації про БПЛА / Logic diagram of the proposed method for processing visual information about UAVs

Третій рівень реалізує прогнозування вартості на підставі регресійної моделі Random Forest. Перед застосуванням моделі здійснюється попереднє оброблення текстових даних про компоненти та перевірка актуальності ринкових цін у базі даних. Якщо дані застаріли, система пропонує оновлення цінової інформації. Регресійна модель, навчена на синтетичному наборі даних з реальними ціновими параметрами, генерує прогнозовану вартість дрона на підставі ідентифікованих компонент. Точність прогнозування вартості безпілотників оцінюється через відносну похибку:

$$\delta = \frac{P_{\text{drone}} - P_{\text{real}}}{P_{\text{real}}} \cdot 100, \% \quad (1)$$

де P_{real} – фактична ринкова вартість дрона. Модель забезпечує середню абсолютну похибку $MAE = 26,68$ USD, що за середньої вартості $\bar{P} \approx 350$ USD дає відносну похибку $\delta \approx 7,6$ %. Математичну формалізацію методу прогнозування вартості може бути подано у такий спосіб. Нехай I – вхідне зображення дрона, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ – множина виявлених компонент, де n – кількість ідентифікованих складових. Процес прогнозування вартості безпілотників на третьому рівні описується формулою:

$$P_{\text{drone}} = \sum_{i=1}^n p_i q_i w_i + \varepsilon, \quad (2)$$

де: n – кількість ідентифікованих компонент дрона; p_i – ринкова ціна i -го компонента; q_i – кількість виявлених екземплярів i -го компонента; w_i – ваговий коефіцієнт важливості i -го компонента (визначається моделлю Random Forest); ε – випадкова похибка, що враховує варіативність роздрібних цін.

Модульна структура запропонованого методу дає змогу незалежно модифікувати кожен рівень без впливу на функціонування інших компонент. Метод може бути розширений додатковими рівнями оброблення зображень, зокрема – для аналізу інших типів безпілотників (FixedWing, Helicopter) або для підвищення точ-

ності класифікації дронів шляхом інтеграції ансамблевих методів на першому рівні. Потенційні напрями вдосконалення методу містять впровадження четвертого рівня для оцінювання технічного стану компонент на підставі візуального аналізу зношеності, що дасть змогу коригувати прогнозовану вартість з урахуванням фактичного стану обладнання. Також можливі розширення другого рівня додатковими моделями сегментації для підвищення точності виявлення дрібних компонент або інтеграція механізмів аугментації даних для покращення генералізації моделей на зображеннях з різними умовами освітлення та ракурсами знімання.

Особливості підготовки наборів даних та анотацій. Підготовка ефективного набору даних для класифікації типів БПЛА потребувала поєднання різних джерел інформації для забезпечення максимального розмаїття тренувальних зразків. Базовий набір даних із платформи Kaggle було доповнено власними фотографіями дронів та зображеннями з відкритих інтернет-ресурсів, враховуючи Google Images, внаслідок чого було підвищено варіативність умов знімання, освітлення, ракурсів та фонових об'єктів. Застосування кращих практик формування наборів даних містило стандартизацію розміру зображень до 224×224 пікселів для раціонального використання обчислювальних ресурсів, забезпечення збалансованої поданості кожного класу та дотримання співвідношення 80:20 для поділу на тренувальний та тестовий набори. Особливу увагу приділено усуненню дублікатів та зображень низької якості, що могли б негативно вплинути на процес навчання моделі.

Розроблення анотованого набору даних для моделі розпізнавання компонент FPV-дронів здійснено з використанням платформи LabelStudio, що забезпечило точність розмітки обмежувальних рамок навколо цільових об'єктів. Критично важливим аспектом анотації зображень безпілотників є правильне визначення порядку розмітки перекривальних об'єктів: за часткового перекриття пропелера та мотора пріоритет надавався анотації

фонового об'єкта (мотор), після чого розмічався передній об'єкт (пропелер), що забезпечує коректне навчання моделі розпізнавати просторові відношення між компонентами. Дотримання консистентності анотації містило використання мінімально можливих обмежувальних рамок, уникнення розмітки частково видимих об'єктів (менше 30 % площі) та забезпечення точності меж рамок з допуском не більше 5-10 пікселів для критично важливих елементів, що підвищує якість навчання ідентифікаційної моделі та зменшує кількість хибних спрацьовувань.

Аналіз результатів тренування моделей машинного навчання. Першу модель машинного навчання, реалізовану на підставі архітектури ResNet у фреймворку ML.NET, навчено на наборі даних із 740 зображень, розподілених між чотирма класами: багатороторні дрони (MultiRotor) – 429 зображень, БПЛА з фіксованими крилами (FixedWing) – 96, однороторні дрони (SingleRotor) – 79, та об'єкти, що не є безпілотниками (NotDrone) – 136. Незбалансованість набору даних з домінуванням класу MultiRotor (58 % від загальної кількості) створювала додаткові виклики для навчання моделі.

Аналіз отриманих метрик свідчить про задовільну продуктивність розробленої моделі. Мікроточність (Micro Accuracy) становить 0,891, що означає правильну класифікацію 89,1 % усіх тестових зразків, враховуючи вплив розміру кожного класу. Макротоочність (Macro Accuracy) досягла 0,827, відображаючи середню точність класифікації за всіма класами, незважаючи на їхню чисельність. Показник втрат на логарифмічній шкалі (LogLoss) становить 0,345, а зменшення логарифміч-

них втрат (LogLoss Reduction) – 0,674, що свідчить про значне покращення якості класифікації порівняно з базовою випадковою моделлю. Отримані результати підтверджують, що модель демонструє стабільну якість класифікації дронів та може бути використана для подальшої інтеграції в систему автоматичного розпізнавання типів безпілотників.

Матриця помилок виявила різну якість розпізнавання безпілотників для кожного класу: найвища точність спостерігається для класу NotDrone (84 правильні класифікації із 86, точність 97,7 %) та SingleRotor (12 із 13, точність 92,3 %). Клас MultiRotor показав точність 60,9 % (14 із 23), що може бути пов'язано із внутрішньою різноманітністю конструкцій багатороторних дронів. Найскладнішим для розпізнавання виявився клас FixedWing з точністю 80 % (12 із 15), що потребує подальшого збільшення кількості тренувальних зразків для покращення результатів.

Другий рівень системи, реалізований на підставі архітектури YOLO11, демонстрував стабільний процес навчання моделі впродовж 60 епох з поступовим покращенням усіх ключових метрик. Аналіз кривих втрат показує ефективну конвергенцію моделі: втрати локалізації обмежувальних рамок (box_loss) знизилися від початкових 2,5 до 0,9 для тренувального набору даних та стабілізувалися на рівні 1,7 для валідаційного їхнього набору. Втрати класифікації (cls_loss) продемонстрували найдинамічніше покращення, зменшившись від 4,5 до 0,7 для тренувальних даних, що свідчить про успішне навчання моделі розрізняти дев'ять типів компонент FPV-дронів (рис. 2).

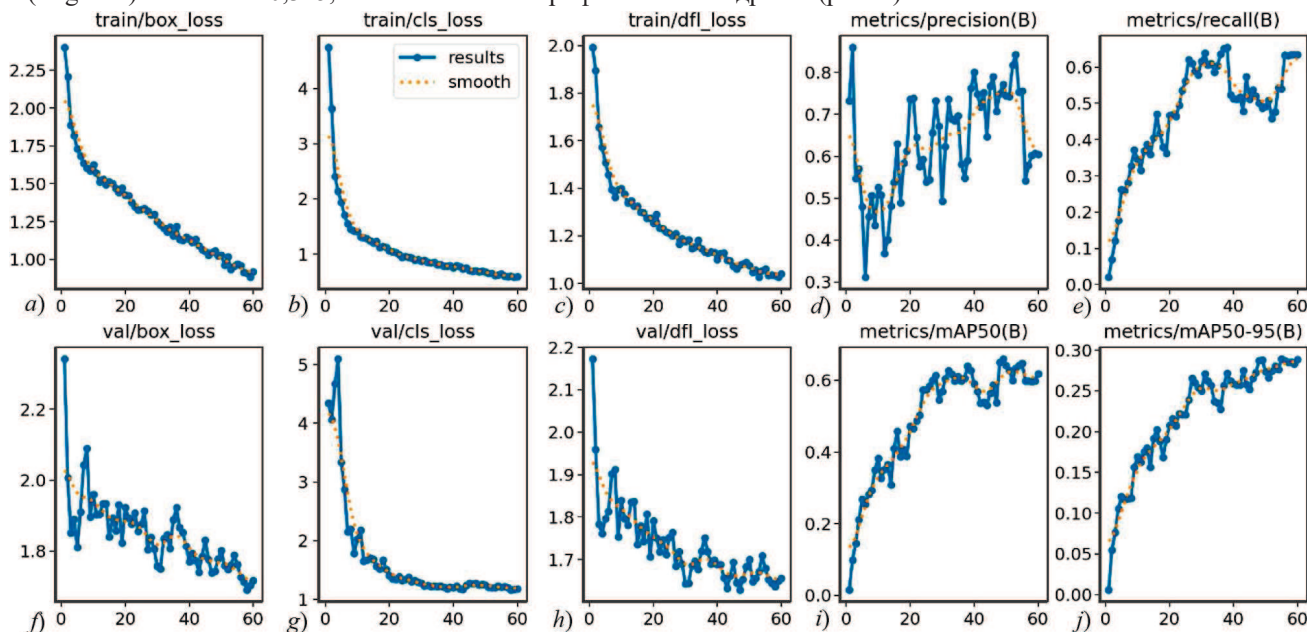


Рис. 2. Візуальне подання метрик тренування моделі YOLO11 / Visual representation of YOLO11 model training metrics

Метрики якості ідентифікації компонент також засвідчили високу ефективність навченої моделі: середня точність (Precision) досягла 0,9, а повнота (Recall) – 0,65 наприкінці навчання. Показник mAP – 0,5 стабілізувався на рівні 0,65, тоді як більш строгий mAP – становив 0,28, що є типовим результатом для ідентифікації малих об'єктів зі складною геометрією. Відносна стабільність валідаційних метрик без значного перенавчання вказує на хорошу генералізаційну здатність моделі та готовність до практичного застосування для розпізнавання компонент реальних FPV-дронів (рис. 3).

Третій рівень системи подано регресійною моделлю Random Forest, який призначений для прогнозування вартості FPV-дронів на підставі виявлених компонент. Для навчання моделі було згенеровано синтетичний набір даних із 500 зразків, що містять комбінації ключових компонент безпілотника. Ціноутворення базувалося на реальних ринкових цінах, отриманих з українського маркетплейсу Swarm.Army – спеціалізованої платформи для придбання компонент FPV-дронів. Для імітації варіативності роздрібних цін та знижок до базових цін було додано випадковий шум у діапазоні ± 15 %.

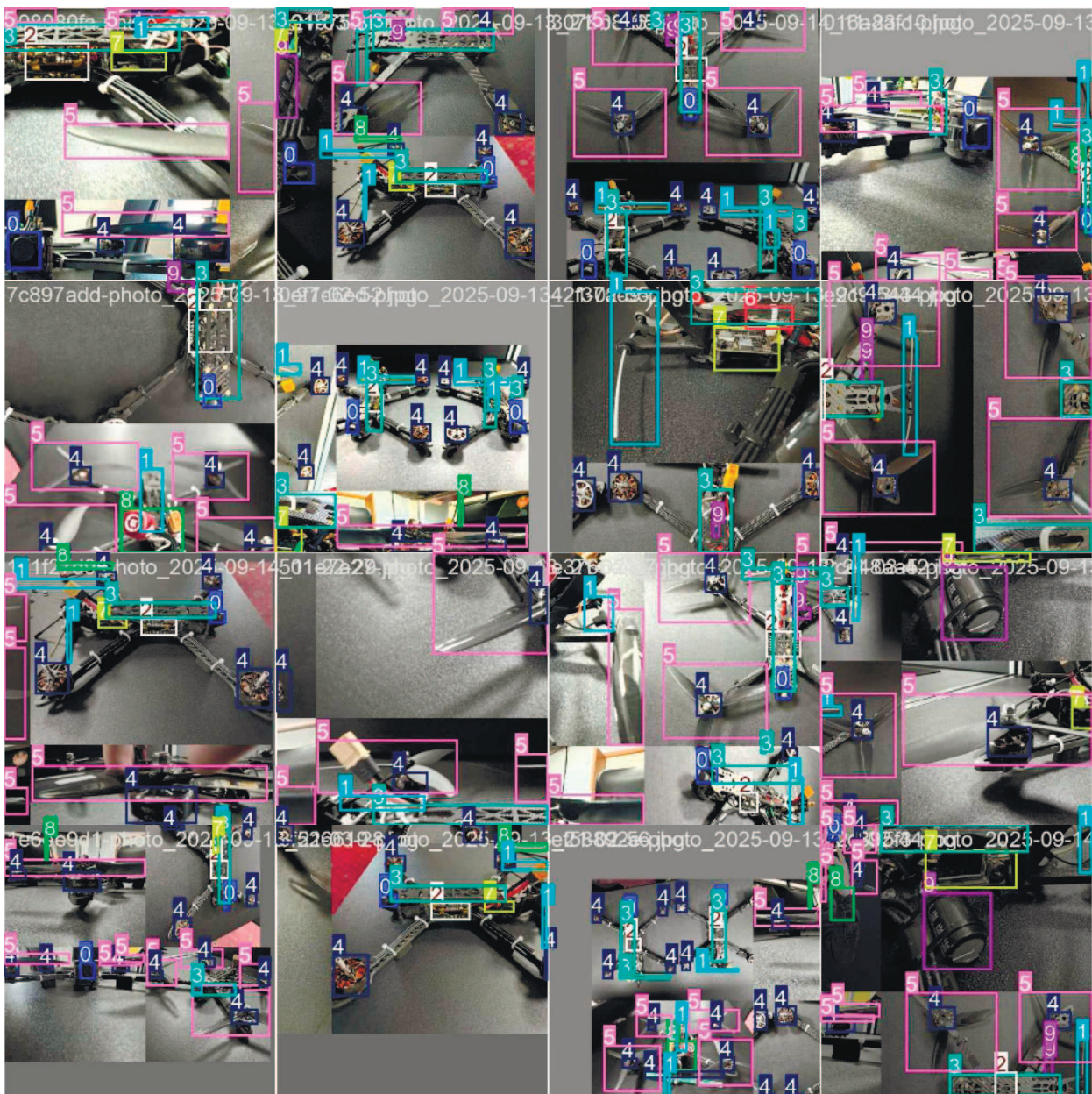


Рис. 3. Результати виявлення компонент безпілотної після тренування моделі / Results of drone component detection after model training

Аналіз результатів навчання Random Forest-пересора із 200 деревами та максимальною глибиною 10 демонструє задовільну якість прогнозування. Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,7704$ вказує на те, що модель пояснює 77 % варіативності цін дронів, що є прийнятним результатом для економічного прогнозування. Середня абсолютна помилка MAE становила 26,68 доларів, що становить приблизно 7-9 % від середньої вартості безпілотної в наборі даних.

Графік порівняння реальних та прогнозованих вартостей дронів (рис. 4) демонструє практично лінійну залежність з незначними відхиленнями в області високих цін, що може бути пов'язано з меншою кількістю тренувальних зразків для дорогих конфігурацій дронів. Модель показала стабільну продуктивність у всьому діапазоні цін від 150 до 550 доларів, що підтверджує її придатність для практичного застосування в автоматизованій оцінці вартості FPV-дронів.

Розроблений трирівневий метод прогнозування вартості безпілотної, що містить класифікацію їхніх типів, виявлення компонент та прогнозування вартості, демонструє ефективність поєднання різномірних моде-

лей машинного навчання для вирішення комплексних завдань комп'ютерного зору.

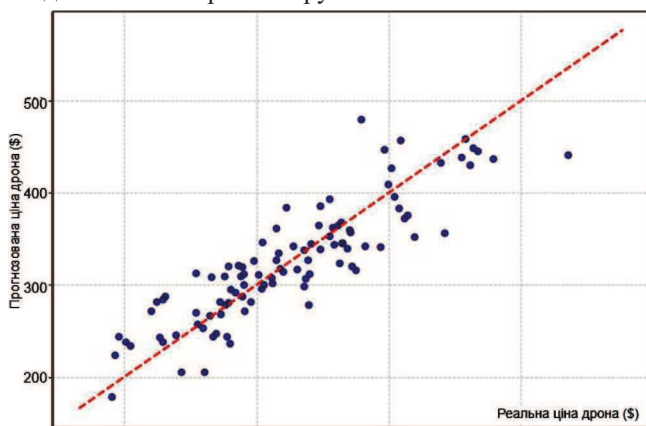


Рис. 4. Порівняння реальних вартостей дронів із прогнозованими / Comparison of the actual cost of drones with the projected cost

Запропонована структура (рис. 5) забезпечує послідовне оброблення зображень від початкової класифікації типів дронів через ідентифікацію їхніх технічних

компонент до остаточного прогнозування вартості. Модульність методу дає змогу незалежно вдосконалювати кожен його рівень, адаптуючи моделі машинного нав-

чання під конкретні завдання без впливу на функціонування інших компонент, що відкриває можливості для інтеграції нових алгоритмів у запропонований метод.

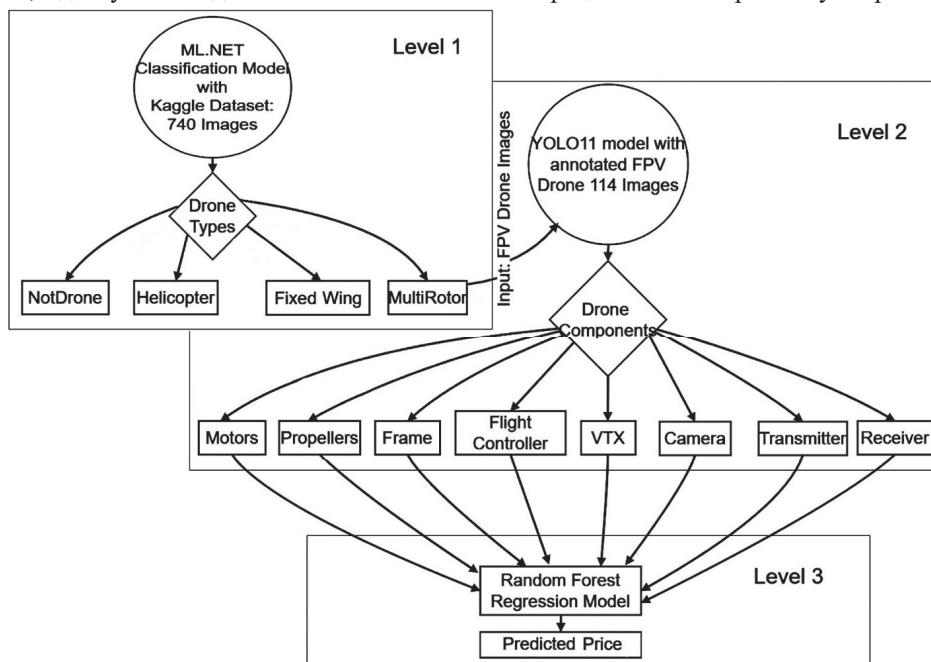


Рис. 5. Архітектура тривірневої системи розпізнавання компонент та прогнозування вартості дронів / Architecture of a three-level system for component recognition and cost prediction of drones

Отже, результати проведеного дослідження підтверджують доцільність та ефективність запропонованого тривірневого методу для комплексного оцінювання безпілотних літальних апаратів. Системний підхід дав змогу успішно поєднати завдання комп'ютерного зору для розпізнавання компонент дрона та прогнозування його вартості: на перших двох рівнях було забезпечено надійність класифікації типу дрона за його зображенням та декомпозиції на перелік компонент. Це, водночас, дало змогу регресійній моделі випадкового лісу сформувати достовірний прогноз вартості дрона, що є значним кроком уперед порівняно з традиційними одноетапними рішеннями.

Обговорення результатів дослідження. Перший рівень запропонованої тривірневої системи, орієнтований на класифікацію типів безпілотників, реалізовано на платформі ML.NET та досягає мікроточності 0,891 і макроточності 0,827. Результати застосування цього фреймворку корелюють із результатами дослідження [3], де автори використовують ML.NET для навчання двоетапної моделі Faster R-CNN з FPN, яка досягла середньої точності $mAP = 0,66534$ та помилки локалізації 7,5 пікселів, перевершуючи базовий Faster R-CNN ($mAP = 0,62702$) та YOLO v4 ($mAP = 0,44917$). Порівняльний аналіз показників точності свідчить, що отримана в нашому дослідженні мікроточність 0,891 для задачі багатокласової класифікації є конкурентоспроможною відносно mAP -показників ідентифікаційних моделей, враховуючи специфіку різних метрик оцінювання. Обидва дослідження [3, 15] демонструють універсальність та практичну придатність ML.NET для реалізації широкого спектра завдань комп'ютерного зору у .NET-екосистемі, що виправдовує його вибір як платформи для першого рівня нашої системи.

Другий рівень системи, реалізований на підставі YOLO11, використовує сучасні досягнення щодо вдосконалення архітектур сімейства YOLO для виявлення

безпілотних літальних апаратів. Зокрема, дослідження [1, 13, 18] демонструють різні стратегії вдосконалення моделей цього класу. У роботі [18] запропоновано спрощену архітектуру на підставі YOLO-v3 з backbone Darknet-49, щільними з'єднаннями між шарами та розширеною багатомасштабною ідентифікацією з адаптованими анкерними вікнами, що забезпечило точність 95,6 % за високої швидкості оброблення. Альтернативний підхід [13, 18] базується на глибших модифікаціях YOLOv8 із використанням модулів RepVGG у backbone для гнучкого тренування та спрощеного інференсу, модифікованої PAFPN-структури з додатковою детекторною головою для малих об'єктів, а також механізму sandwich-fusion, який інтегрує просторову інформацію з низькорівневих шарів та семантичну з високорівневих. Такий метод істотно підвищує середню точність (mAP) на складних наборах даних, зберігаючи відносну обчислювальну ефективність, проте, вимагає ретельного налаштування гіперпараметрів.

На відміну від зазначених рішень, що орієнтовані винятково на ідентифікацію дронів як цілісних об'єктів, запропонований метод використовує архітектуру YOLO11 для сегментації окремих технічних компонент FPV-дронів, що дає змогу не тільки виявити безпілотник, але й ідентифікувати його складові частини для подальшого прогнозування вартості. Спрощена архітектура [1] є допустимою для ресурсно обмежених систем реального часу, тоді як складніша структура [13, 18] орієнтована на максимальну точність ідентифікації в умовах щільних або зашумлених сцен. Отже, проаналізовані дослідження підтверджують придатність застосування архітектури YOLO11 у контексті тривірневої структури. Це рішення забезпечує баланс між точністю сегментації компонент та швидкістю оброблення зображень, потрібною для практичного використання методу.

Третій рівень системи, реалізований на підставі регресійної моделі Random Forest із 200 деревами, забезпе-

чує прогнозування вартості FPV-дронів із коефіцієнтом детермінації $R^2 = 0,7704$ та середньою абсолютною помилкою 26,68 доларів (7-9 % від середньої вартості). Отримана похибка корелює з результатами аналогічних досліджень у сфері економічного моделювання вартості технічних систем. Схожий підхід до прогнозування вартості безпілотників подано у дослідженні [2], де за допомогою покрокової множинної лінійної регресії на підставі 100 комерційних моделей із 12 технічними параметрами побудовано модель з $R^2 = 0,7775$. Автори встановили, що найбільший вплив на ціну мають автономність польоту, розмах крил та тривалість роботи, тоді як GPS і сенсори уникнення зіткнень мають обмежене значення для ціноутворення. На відміну від статистичного підходу [2], що базується на попередньо відомих технічних характеристиках комерційних моделей, запропонований метод визначає компоненти дронів безпосередньо з зображень за допомогою моделі YOLO11 сегментації та прогнозує вартість на підставі виявлених складових, що робить його придатним для оцінювання нестандартних FPV-дронів з відкритою архітектурою.

Отже, проведене обговорення досліджень наведених вище авторів тільки частково охоплює завдання комплексного оцінювання безпілотних літальних апаратів та їх вартості, оскільки вони більше зосереджені на окремих аспектах ідентифікації або класифікації. Однак, саме інтеграція послідовних рівнів оброблення даних – від початкової класифікації типів дронів через детальну сегментацію його компонент до регресійного прогнозування вартості – дає змогу розробити цілісне рішення для автоматизованого оцінювання нестандартних FPV-дронів, що є практично значущим для комерційних та безпекових застосувань.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – вдосконалено метод прогнозування вартості безпілотних літальних апаратів, який, на відміну від наявного, поєднує різноманітні моделі машинного навчання у трирівневу структуру ефективної ідентифікації його компонент, що дає змогу послідовно вирішувати завдання класифікації типів БПЛА, сегментації їхніх компонент та встановлювати його вартість на підставі виявлених комплектуючих у мережі Інтернет.

Практична значущість результатів дослідження – вдосконалили метод можна використати для пришвидшення процесів оцінювання та каталогізації безпілотників у комерційних та безпекових установах, зменшити суб'єктивність експертних висновків під час оброблення великих обсягів зображень, а також можна застосувати у навчальному процесі під час підготовки фахівців з комп'ютерного зору та машинного навчання моделей.

Висновки / Conclusions

Розроблено багаторівневу систему оброблення зображень компонент безпілотних літальних апаратів методами машинного навчання їхніх моделей, що забезпечило ефективну їх ідентифікацію та класифікацію, детальний аналіз технічних характеристик, а також встановлення на їхній підставі потенційної вартості апарату на підставі виявлених його комплектуючих у мережі Інтернет. За результатами дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Проаналізовано сучасні методи машинного навчання моделей для ідентифікації та класифікації безпілотних літальних апаратів. Для дослідження вибрано три різноманітні моделі: згорткові нейронні мережі на платформі ML.NET для класифікації типів дронів, архітектуру YOLO11 для сегментації компонент та ансамблеву модель Random Forest для регресійного прогнозування вартості.
2. Реалізовано трирівневу систему послідовного оброблення зображення: перший рівень забезпечує класифікацію чотирьох типів дронів з мікروتочністю 0,891; другий рівень здійснює сегментацію дев'яти типів компонент із середньою точністю $mAP@50 = 0,65$; третій рівень прогнозує вартість дрона з коефіцієнтом детермінації $R^2 = 0,7704$ та середньою абсолютною похибкою 26,68 доларів (7-9 % від середньої вартості).
3. Встановлено, що запропонований метод оброблення візуальної інформації про БПЛА забезпечує ефективну фільтрацію релевантних зображень, детальне визначення технічних компонент безпілотника та прогнозування його вартості, яке відповідає реальним цінам на ринку. Модульна архітектура методу дає змогу незалежно вдосконалювати кожен рівень без впливу на функціонування інших компонент системи.
4. Проведено порівняльний аналіз запропонованого рішення з наявними підходами із наукових джерел, який показав конкурентоспроможність отриманих результатів: точність класифікації 89,1 % є зрівняною з $mAP = 0,66534$ архітектури Faster R-CNN з FPN, а коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,7704$ корелює з показником $R^2 = 0,7775$ статистичних моделей прогнозування вартості комерційних дронів.
5. Визначено напрями подальшого вдосконалення запропонованого методу: інтеграція ансамблевих підходів для підвищення точності класифікації моделей, впровадження модуля оцінювання технічного стану компонент, застосування градієнтного бустингу для покращення прогнозування вартості та реалізація додаткових рівнів оброблення з OCR (англ. *Optical Character Recognition* – оптичне розпізнавання тексту) для автоматичного розпізнавання маркувань.

Запропонований підхід дає змогу розробити практично значуще рішення для автоматизованого прогнозування вартості нестандартних FPV-дронів на підставі візуального аналізу їх зображень, що скорочує тривалість його оброблення та зменшує суб'єктивність експертних оцінок.

References

1. Alsanad, H. R., Sadik, A. Z., Ucan, O. N., Ilyas, M., & Bayat, O. (2022). YOLO-V3 based real-time drone detection algorithm. *Multimedia tools and applications*, 81(18), 26185–26198. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12939-4>
2. Aydin, B., & Singha, S. (2020). A Regression Analysis Study Examining the Price of Drones. *arXiv preprint arXiv:2003.09390*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.09390>
3. Chen, C., Minald, A. A., Bohush, R. P., Ma, G., Weichen, Y., & Ablameyko, S. V. (2022). Detection and Classification of Vehicles in Ultra-High Resolution Images Using Neural Networks. *Journal of Applied Spectroscopy*, 89(2), 322–329. <https://doi.org/10.1007/s10812-022-01361-1>
4. Dong, Y., Wu, F., Zhang, S., Chen, G., Hu, Y., Yano, M., & Cheng, Z. Q. (2025). Securing the Skies: A Comprehensive Survey on Anti-UAV Methods, Benchmarking, and Future Directions. In *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference* (pp. 6659–6673). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.11967>
5. Farlik, J., Kratky, M., Casar, J., & Stary, V. (2019). Multispectral Detection of Commercial Unmanned Aerial Vehicles. *Sensors*, 19(7), article ID 1517. <https://doi.org/10.3390/s19071517>

6. Hladchenko, S., Grishchuk, R., & Dykhan, O. (2024). Unmanned aerial vehicles as a key element of modern military weapons: problems and prospects of development in Ukraine. *Collection of scientific works of Odesa Military Academy*, 18–28. <https://doi.org/10.37129/2313-7509.2024.22.3>
7. Khudov, H., Khizhniak, I., Hridasov, I., Zbezhkovska, U., Yuzova, I., Solomenko, Y., & Kalimulin, T. (2024). Analysis of tactical and technical characteristics and tactics of application of existing strike FPV-drones. *Control, Navigation and Communication Systems (Upravlinnia, Navigatsiia ta Zviazok)*, 3(77), 70–79. <https://doi.org/10.26906/sunz.2024.3.070>
8. Lee, D., La, W. G., & Kim, H. (2018, October). Drone detection and identification system using artificial intelligence. In *2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)* (pp. 1131–1133). <https://doi.org/10.1109/ictc.2018.8539442>
9. Ozdemir, A., & Ozkan, I. A. (2023, September). Classification of Unmanned Aerial Vehicle and Bird Images Using Deep Transfer Learning Methods. In *Proceedings of the International Conference on Advanced Technologies*, 11, 189–196. <https://doi.org/10.58190/icat.2023.37>
10. Rakshit, H., & Bagheri Zadeh, P. (2024). A New Approach to Classify Drones Using a Deep Convolutional Neural Network. *Drones*, 8(7), article ID 319. <https://doi.org/10.3390/drones8070319>
11. Romanyak, O., & Levus, Ye. (2025). Methods and means for managing autonomous and semi-autonomous robotic logistics devices on the battlefield: analysis and possible solutions. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*, 355(4), 506–519. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-355-72>
12. Sahin, O., & Ozer, S. (2021). YOLODrone: Improved YOLO Architecture for Object Detection in Drone Images. In *2021 44th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*. <https://doi.org/10.1109/tsp52935.2021.9522653>
13. Sahin, O., & Ozer, S. (2021, July). Yolodrone: Improved yolo architecture for object detection in drone images. In *2021 44th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)* (pp. 361–365). IEEE. <https://doi.org/10.1109/TSP52935.2021.9522653>
14. Seidaliyeva, U., Ilipbayeva, L., Taissariyeva, K., Smailov, N., & Matson, E. T. (2023). Advances and challenges in drone detection and classification techniques: A state-of-the-art review. *Sensors*, 24(1), article ID 125. <https://doi.org/10.3390/s24010125>
15. Somko, P., & Levus, Ye. (2025). Prediction of architectural style of buildings from their images using machine learning. *Science and Technology Today (Nauka i Tekhnika Sohodni)*, 13(41), 1277–1288. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-13\(41\)-1277-1288](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-13(41)-1277-1288)
16. Taha, B., & Shoufan, A. (2019). Machine learning-based drone detection and classification: State-of-the-art in research. *IEEE access*, 7, 138669–138682. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2942944>
17. Wisniewski, M., Rana, Z. A., & Petrunin, I. (2022). Drone model classification using convolutional neural network trained on synthetic data. *Journal of Imaging*, 8(8), article ID 218. <https://doi.org/10.3390/jimaging8080218>
18. Zhang, Z. (2023). Drone-YOLO: An efficient neural network method for target detection in drone images. *Drones*, 7(8), article ID 526. <https://doi.org/10.3390/drones7080526>

P. Ya. Somko, Ye. V. Levus

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

PREDICTING THE COST OF DRONES USING MACHINE LEARNING METHODS FOR THEIR MODELS

The application of machine learning methods for classifying unmanned aerial vehicles and estimating their value based on identified components has been investigated. It has been found that a three-level image processing architecture, which sequentially applies heterogeneous machine learning models, provides an effective solution to the complex task of estimating the value of drones. It was found that the modular structure of the method allows each processing level to be improved independently without affecting the functioning of other system components, which opens up opportunities for scaling and integrating new algorithms in the future. A combination of machine learning models of different architectures is proposed: convolutional neural networks based on the ResNet architecture for classifying drone types in the ML.NET framework, the modern YOLO11 architecture for segmenting nine types of FPV drone components, and an ensemble Random Forest model with 200 trees and a maximum depth of 10 for regression cost prediction. A dataset of 740 annotated images of four types of drones (MultiRotor, FixedWing, SingleRotor, NotDrone) was selected and prepared for training the classification model, a specialized dataset of 114 images was created for training the detection model, and a synthetic set of 500 samples was generated for training the regression model based on real market prices of components from the Ukrainian marketplace. An integrated sequential processing system has been built, where the first level filters relevant images and weeds out 42 % of non-target objects of the NotDrone class, the second level performs detailed segmentation of FPV drone technical components with identification of the frame, motors, flight controller, camera, battery, speed controllers, and propellers, and the third level predicts the cost based on the number and types of identified components, taking into account their market value. The hyperparameters of the models were optimized and validated on independent test datasets. It was found that the proposed three-level method provides micro-accuracy of 89.1 % and macro-accuracy of 82.7 %, average component detection accuracy $mAP@50 = 65\%$ at a threshold value of $IoU = 0.5$ with precision = 90 % and recall = 65 %, as well as a coefficient of determination $R^2 = 0.7704$ for cost prediction with an average absolute error of \$26.68 (7-9 % of the average cost).

Keywords: classification of unmanned aerial vehicles; detection of drone components; random forest regressor; prediction of drone cost.