

І. М. Тупиця¹
О. І. Льова¹
Ю. П. Волков¹
Г. Б. Ейдельштейн¹
М. Ф. Слюсарев¹

РОЗРОБКА МОДЕЛІ КЛАСИФІКАЦІЇ ДАНИХ ПОВІТРЯНОЇ РОЗВІДКИ З ВИКОРИСТАННЯМ ФУНКЦІОНАЛЬНИХ МОЖЛИВОСТЕЙ ПЛАТФОРМИ ТИПУ “NO-CODE”

¹Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба

Активний розвиток оптикоелектронних систем безпілотних авіаційних систем призвів як до суттєвого зростання масивів даних повітряної розвідки, так і вимог до процесу їх оброблення. Основні з них такі: забезпечення необхідного рівня оперативності обробки постійно зростаючих обсягів даних повітряної розвідки; необхідність у класифікації цифрових зображень в залежності від інтересів системи повітряної розвідки (району ведення повітряної розвідки; об'єктів повітряної розвідки, що локалізуються на цифрових аерофотознімках); необхідність в автоматизації окремих процесів оброблення розвідувальної інформації з метою зниження негативного впливу людського фактора на процес дешифрування; необхідність наявності у персоналу з обробки розвідувальної інформації необхідних навичок з використання сучасних інструментів інтелектуального аналізу даних.

Розробляється модель класифікації цифрових зображень, що формуються бортовими оптико-електронними системами безпілотних літальних апаратів, з метою автоматизації окремих етапів обробки даних повітряної розвідки. Суть запропонованого підходу полягає у використанні модулів (блоків) візуального програмування платформи типу “No-Code”—“Orange Data Mining” для формування моделі класифікації масивів цифрових зображень в інтересах повітряної розвідки. Використання запропонованої моделі дозволяє: забезпечити зниження вимог до професійних здібностей персоналу з обробки даних повітряної розвідки за рахунок використання інструментів візуального програмування; забезпечити можливість локального використання (з використанням станції керування та контролю БПАС) для обробки розвідувальної інформації; створити умови для формування наборів даних з метою їх подальшого анування та формування моделей комп'ютерного зору в інтересах системи повітряної розвідки. Подальші наукові дослідження будуть спрямовані на інтеграцію запропонованого підходу до класифікації цифрових зображень в підготовці набору даних для формування моделі автоматизованого виявлення та супроводження об'єктів повітряної розвідки.

Ключові слова: безпілотний літальний апарат, повітряна розвідка, цифрове зображення, оперативність, достовірність, штучний інтелект, комп'ютерний зір, класифікація.

Вступ

В умовах обмежень до інтелектуального аналізу даних, що формуються бортовими оптико-електронними системами повітряної розвідки безпілотних літальних апаратів (БПЛА), пов'язаних з необхідністю наявності локальних обчислювальних потужностей, активного розвитку та використання здобули ресурси відкритих веб-платформ (Ultralytics, Roboflow, Google Colab та ін.) [1]—[4]. До основних переваг зазначених платформ відносяться такі: широке різноманіття інструментів для маніпулювання з цифровими зображеннями (ЦЗ); використання графічних процесорів хмарних сервісів [5]. Проте, з іншої сторони, використання зазначених платформ вимагає наявності доступу до глобальної мережі Інтернет та має обмеження щодо безкоштовного використання, що в умовах обробки службових даних (даних повітряної розвідки (ДПР)) є критичним [6], [7]. При цьому варто зазначити, що активне застосування безпілотних авіаційних систем (БПАС) в розвідувальних цілях призвело до зростання вимог до процесу оброблення ДПР [8]—[16]:

1. Необхідність оперативної обробки постійно зростаючих обсягів ДПР. Сучасні оптико-електронні системи повітряної розвідки дозволяють формувати цифрові аерофотознімки (ЦАФЗ) формату 5K та відеодані у форматі FullHD і вище [8], [9]. З урахуванням викликів сьогодення (бойові дії на території України), пов'язаних з активним використанням розвідувальних БпАС, дані повітряної розвідки формують достатньо великі масиви даних. Водночас, маніпулювання форматами відеоресурсу здійснюється у відповідності до пропускну здатності ліній пересилання даних БпАС, щоб забезпечити доставку ДПР у наближеному до реального масштабі часу [10], [11].

2. Необхідність у класифікації ЦАФЗ в залежності від інтересів системи повітряної розвідки (району ведення повітряної розвідки; об'єктів повітряної розвідки, що локалізуються на цифрових аерофотознімках) [12], [13].

3. Необхідність в автоматизації окремих процесів обробки ДПР: автоматизація процесу виявлення, розпізнавання, класифікації, локалізації та відстеження (трекінгу) об'єктів повітряної розвідки на ЦАФЗ [14], [15]. Використання зазначених інструментів дозволяє створити умови для підвищення оперативності обробки ДПР та зниження впливу людського фактора на їхню достовірність.

4. Необхідність наявності у персоналу з обробки розвідувальної інформації необхідних навичок з використання сучасних інструментів інтелектуального аналізу даних [16]. При цьому варто врахувати вимоги щодо використання зазначених інструментів локально, в зв'язку з обробкою службових даних (ДПР).

З огляду на вищезазначене актуальним постає питання пошуку шляхів удосконалення процесу обробки ДПР з використанням обчислювальних потужностей локальних ресурсів станцій керування та контролю (СКК) БпАС та функціональних можливостей сучасних платформ інтелектуального аналізу даних.

Метою роботи є дослідження функціональних можливостей сучасних платформ інтелектуального аналізу даних для автоматизації окремих етапів обробки цифрових зображень, що формуються бортовими оптико-електронними системами безпілотних літальних апаратів.

Дослідження функціональних можливостей платформи типу “No-Code” (“Orange Data Mining”) для інтелектуального аналізу даних повітряної розвідки

Враховуючи той факт, що одним з основних завдань, щодо процесу обробки ДПР, є класифікація масивів цифрових зображень у відповідності до класу об'єктів інтересу, що виявляються, пропонується дослідити докладніше процес класифікації ЦЗ з використанням сучасних інструментів інтелектуального аналізу даних. З метою врахування вимог щодо локальної обробки ДПР пропонується дослідити функціональні можливості платформи візуального програмування типу “No-Code”— “Orange Data Mining”, до основних переваг якої відносяться такі [17]—[20]:

- можливість локального використання для автономної обробки ДПР. Інсталяція зазначеного інструмента можлива як з використанням таких платформ, як Anaconda (Pip), так і шляхом переходу на офіційний сайт та подальшого завантаження окремого інсталятора [17], [18];

- зручний та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс з можливістю використання інтегрованих в платформу навчальних відеоресурсів (з метою використання будь-якого віджета досліджуваного фреймворку) (рис. 1) [19]. Аналіз рис. 1, свідчить про те, що зазначена платформа дозволяє не тільки створювати власні проекти, а й досліджувати вже готові приклади;

- широкий функціонал: візуалізація та аналітика даних, машинне навчання [20];

- скорочення вимог до користувача з інформаційних технологій (алгоритмічних мов програмування), в зв'язку з використанням візуального програмного підходу до аналізу

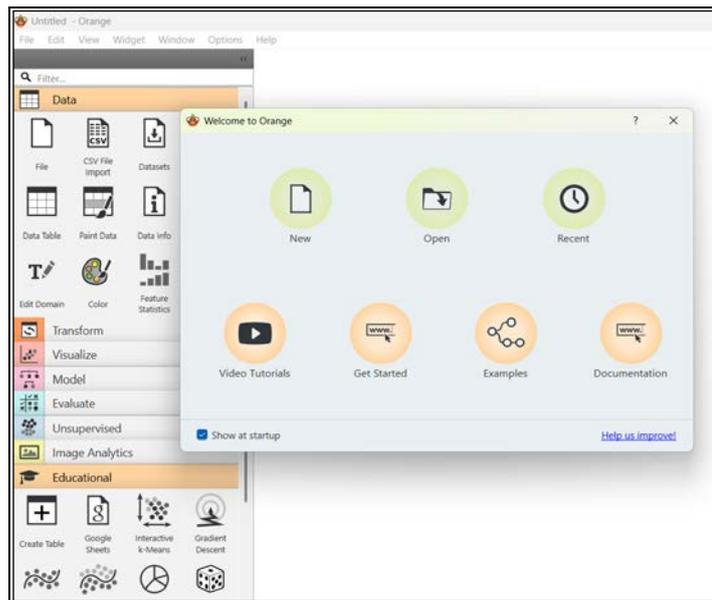


Рис. 1. Візуалізація графічного інтерфейсу платформи Orange

цифрових зображень. Це дозволяє користувачу поєднувати вбудовування ЦЗ за допомогою попередньо навчених глибоких моделей з кластеризацією та класифікацією.

Зазначена платформа підтримує виконання основних функцій інтелектуального аналізу даних у простому у використанні фреймворку, де поширені завдання аналізу ЦЗ можна розробити та виконувати протягом кількох хвилин.

Далі пропонується детальніше дослідити можливість використання інструментарію візуального програмування платформи “Orange” для інтелектуального аналізу ЦЗ шляхом інтеграції в процес обробки ДПР технологій глибокого навчання, процедур машинного навчання та візуалізації даних.

Враховуючи вищезазначений факт, щодо зростання обсягів ДПР, що формуються сенсорами оптикоелектронних систем БпЛА, пропонується розробити модель класифікації цифрових зображень в інтересах системи повітряної розвідки за об’єктами інтересу.

Формування моделі класифікації цифрових зображень з використанням платформи “Orange”

З метою виконання завдань аналізу цифрових зображень з використанням платформи досліджуваного типу необхідно додатково інсталиувати пакет “Image Analytics” [21]. Аналіз даних на платформі “Orange” реалізується у вигляді робочих процесів (РП). Робочий процес складається з віджетів — компонентів, які можуть обробляти, моделювати або візуалізувати дані [22]. Віджети приймають дані як вхідні та відображають або надсилають результати як вихідні. Робочі процеси аналізу даних в Orange визначаються вибором віджетів та зв’язками між ними.

Схема формування робочого процесу для розробки моделі класифікації ЦЗ показана на рис. 2 та складається з 5-ти етапів.

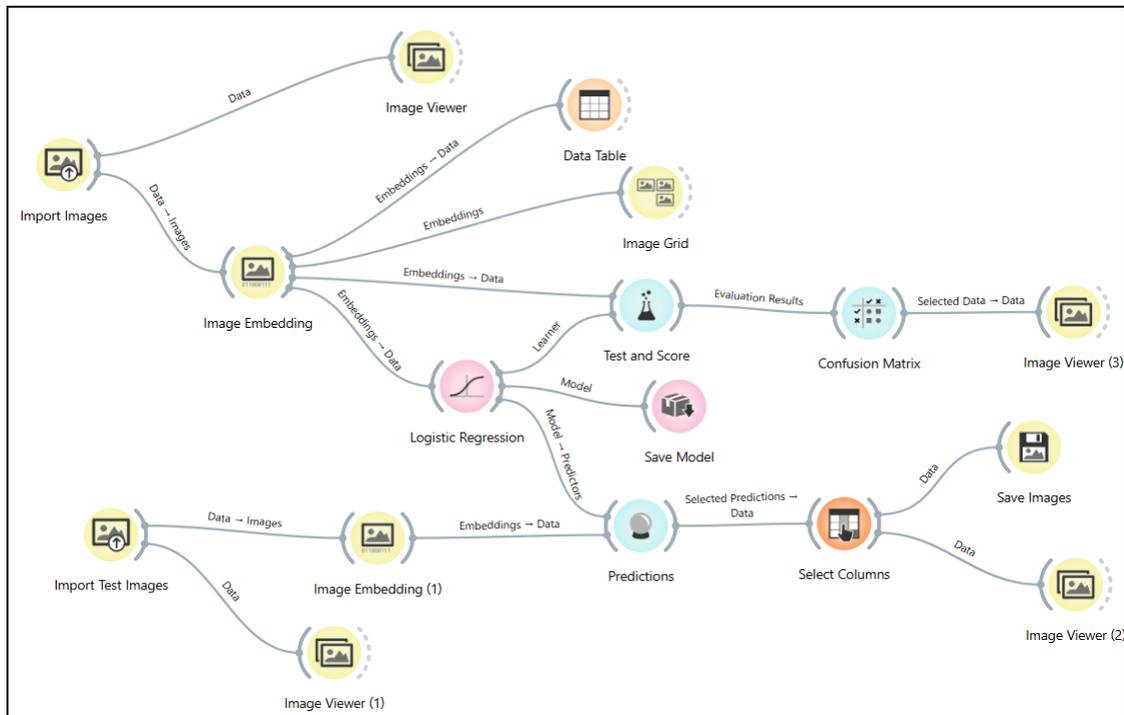


Рис. 2. Схема формування моделі класифікації цифрових зображень з використанням функціональних можливостей платформи Orange

1 етап: підготовка та імпорт набору даних (НД) (цифрових зображень) для завантаження (вибирається директорія з ЦЗ). Набір даних для класифікації в загальному випадку задається виразом

$$U(m) = \{u_1, \dots, u_i, \dots, u_m\}, \quad i = \overline{1, m},$$

де $U(m)$ — набір цифрових зображень, $i = \overline{1, m}$; m — кількість цифрових зображень; u_i — цифрове зображення НД $U(m)$.

З цією метою в досліджуваній платформі використовується віджет “Import Images” (рис. 3), що дозволяє користувачу вибрати директорію з набором даних та завантажити його до робочого середовища.

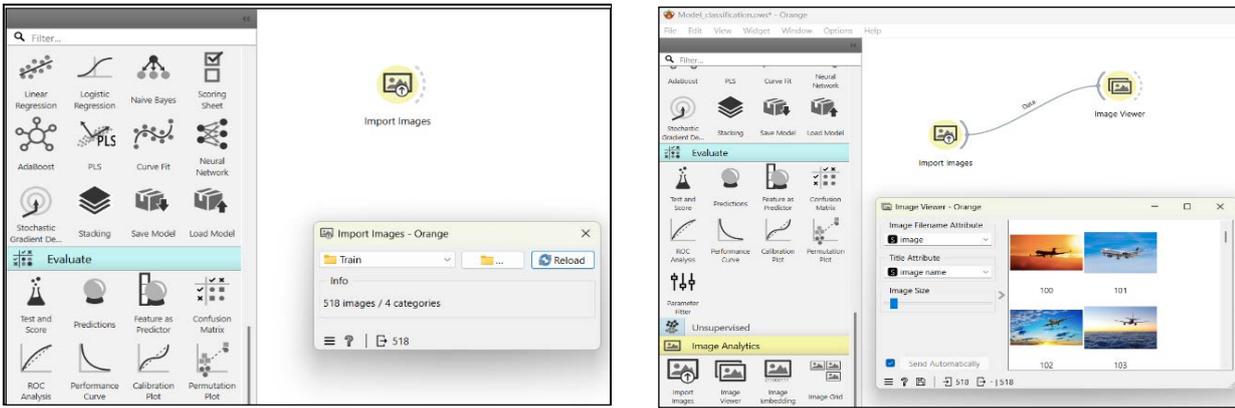


Рис. 3. Демонстрація процесу вибору та візуалізації ЦЗ набору даних для класифікації

Для моделювання процесу класифікації використовувався набір даних, що складається з чотирьох класів зображень [23]: “Aeroplane”, “UAS”, “Bird”, “Helicopter”. Досліджуваний набір даних складається з 518 цифрових зображень, тобто:

$$|U(m)| = 518,$$

де $|U(m)|$ — потужність набору $U(m)$ цифрових зображень.

З метою візуалізації ЦЗ НД в РП використовується віджет “Image Viewer”. Демонстрація процесу вибору та візуалізації НД, що складається з 518 ЦЗ, показана на рис. 3.

2 етап: вбудовування (Embedding) ЦЗ. На цьому етапі відбувається векторне представлення ЦЗ, в результаті чого ЦЗ зі схожими показниками мають схожі векторні профілі. Під вбудовуванням ЦЗ розуміється процес перетворення зображення у вектор чисел (ознак), який фіксує його візуальні особливості. Практична реалізація зазначеного етапу (процес вбудовування) передбачає використання моделей глибокого навчання, таких як згорткові нейронні мережі, для створення векторного представлення з метою виконання завдання пошуку подібності та класифікації ЦЗ. На платформі Orange для практичної реалізації зазначеного етапу використовується віджет “Image Embedding”. Принцип дії зазначеного віджета полягає такому:

- на початковому етапі зчитується ЦЗ та завантажується на віддалений сервер або оцінюється локально (рис. 4);

- ЦЗ представляються вектором ознак з використанням штучних нейронних мереж. З метою вбудовування використовуються попередньо навчені нейронні мережі (Inception v3, SqueezeNet (local), VGG-16, VGG-19 т. і.).

hidden origin type	category	image name	image	size	width
1	Aeroplane	100	Aeroplane/100....	349018	1280
2	Aeroplane	101	Aeroplane/101....	365124	1000
3	Aeroplane	102	Aeroplane/102....	281112	560
4	Aeroplane	103	Aeroplane/103....	605248	1100
5	Aeroplane	104	Aeroplane/104....	131173	440
6	Aeroplane	105	Aeroplane/105....	408638	800
7	Aeroplane	12	Aeroplane/12.p...	288817	650
8	Aeroplane	13	Aeroplane/13.p...	408259	650
9	Aeroplane	14	Aeroplane/14.p...	109098	650
10	Aeroplane	15	Aeroplane/15.p...	372868	650
11	Aeroplane	16	Aeroplane/16.p...	330544	650
12	Aeroplane	17	Aeroplane/17.p...	300685	650
13	Aeroplane	18	Aeroplane/18.p...	271846	650
14	Aeroplane	19	Aeroplane/19.p...	160958	650
15	Aeroplane	20	Aeroplane/20.p...	167123	650
16	Aeroplane	21	Aeroplane/21.p...	411424	650

Рис. 4. Демонстрація результатів процесу вбудовування цифрових зображень НД

З метою моделювання результатів класифікації пропонується використання моделі, попередньо навченої на НД ImageNet з використанням ШНМ SqueezeNet, основною перевагою якої є можливість локального розгортання та знижена у порівнянні з іншими моделями кількість параметрів, що використовується в процесі вбудовування. Для вбудовування використовуються активації з шару pre-softmax.

З метою візуалізації векторного представлення ЦЗ в РП використовується віджет “Data Table”. Результати вбудовування ЦЗ досліджуваного НД показано на рис. 4.

Аналіз табличних даних (рис. 4), свідчить про те, що для вбудовування ЦЗ використовувалося 1000 параметрів.

3-й етап: використання однієї з найпоширеніших моделей класифікації — логістична регресія. Для реалізації зазначеного етапу на платформі Orange використовується віджет “Logistic Regression”. Зазначений віджет дозволяє вибрати один з двох алгоритмів класифікації — алгоритм класифікації логістичної регресії з регуляризацією Lasso (L1) або Ridge (L2).

В рамках проведених досліджень пропонується використання алгоритму класифікації логістичної регресії з регуляризацією Ridge (L2).

4-й етап: оцінка точності розробленої моделі класифікації ЦЗ. З цією метою в досліджуваному РП використовуються модулі “Test and Score” та “Confusion Matrix”. Перший дозволяє виконати тестування алгоритмів класифікації та сформувані відповідні кількісні оцінки (Precision, Recall, F1 та інші). З метою оцінювання достовірності моделі класифікації використовується тестовий набір даних (ЦЗ) та такі кількісні метрики:

а) Precision (P) (точність) — частка позитивно класифікованих ЦЗ у загальній кількості позитивно класифікованих та помилкових позитивно класифікованих для тестового набору ЦЗ:

$$\text{Precision} (B(n)_{test}) = \frac{N(B(n)_{test})_{TP}^{OI}}{N(B(n)_{test})_{TP}^{OI} + N(B(n)_{test})_{FP}^{OI}},$$

де $B(n)_{test}$ — тестовий набір ЦЗ; $N(B(n)_{test})_{TP}^{OI}$ — кількість позитивно класифікованих ЦЗ тестового набору $B(n)_{test}$; $N(B(n)_{test})_{FP}^{OI}$ — кількість помилкових позитивно класифікованих ЦЗ тестового набору $B(n)_{test}$;

б) Recall (R) (відкликання, запам'ятовування) — частка позитивно класифікованих ЦЗ у загальній кількості позитивно класифікованих та помилково негативно класифікованих для тестового набору $B(n)_{test}$ цифрових зображень

$$\text{Recall} (B(n)_{test}) = \frac{N(B(n)_{test})_{TP}^{OI}}{N(B(n)_{test})_{TP}^{OI} + N(B(n)_{test})_{FN}^{OI}},$$

де $N(B(n)_{test})_{TP}^{OI}$ — кількість правильно класифікованих ЦЗ тестового набору $B(n)_{test}$; $N(B(n)_{test})_{FN}^{OI}$ — кількість помилково негативно класифікованих ЦЗ тестового набору $B(n)_{test}$.

Модуль “Test and Score” має такі функціональні можливості:

1. Віджет тестує алгоритми навчання, до того ж доступні різні схеми вибірки, зокрема, з використанням окремих тестових даних.

2. Віджет формує таблицю з показниками достовірності класифікатора.

3. Виводить результати оцінки, які можуть бути використані іншими віджетами для аналізу ефективності класифікаторів (наприклад, ROC-аналіз або матриця плутанини).

4. Сигнал “Learner” має таку властивість: його можна підключити до кількох віджетів для тестування кількох алгоритмів за допомогою однакових процедур.

Візуалізація результатів оцінювання точності розробленої моделі класифікації ЦЗ подана на рис. 5.

Результати перехресної оцінки точності розробленої моделі класифікації ЦЗ (рис. 5) свідчать про те, що запропонована модель дозволяє забезпечити необхідний рівень достовірності: $\text{Recall} (B(n)_{test}) \approx 0,95$; $\text{Precision} (B(n)_{test}) \approx 0,95$. Кількісна оцінка точності класифікації (показник CA) наближається до 1 ($CA = 0,946$). Це означає, що модель правильно класифікувала майже 95 % ЦЗ.

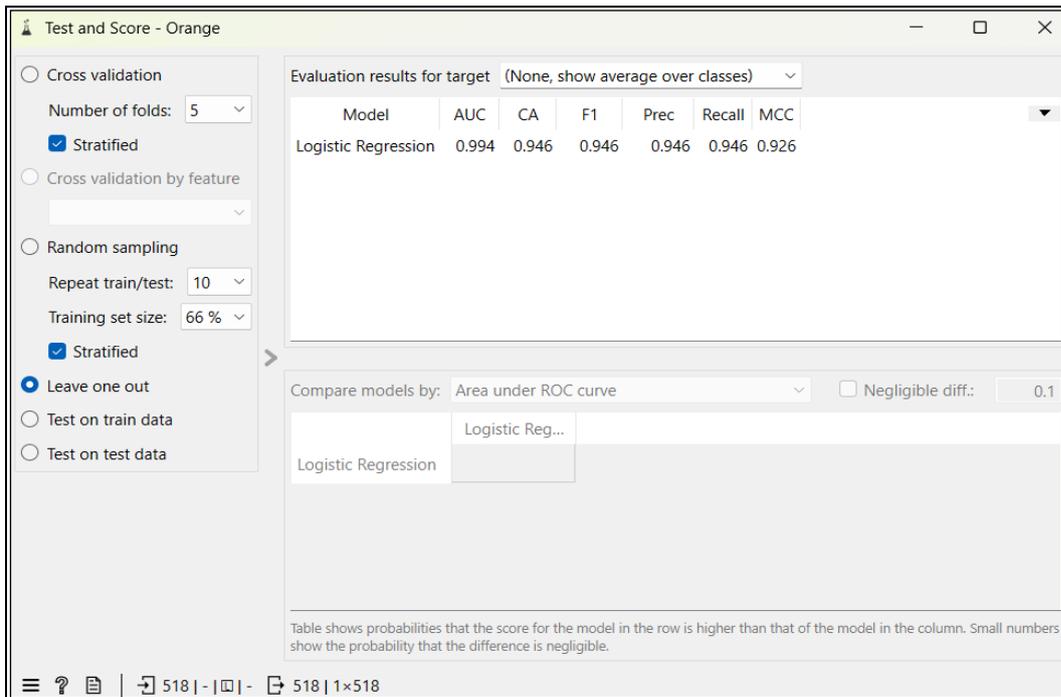


Рис. 5. Демонстрація процесу тестування (оцінки точності) розробленої моделі класифікації ЦЗ з використанням віджета “Test and Score”

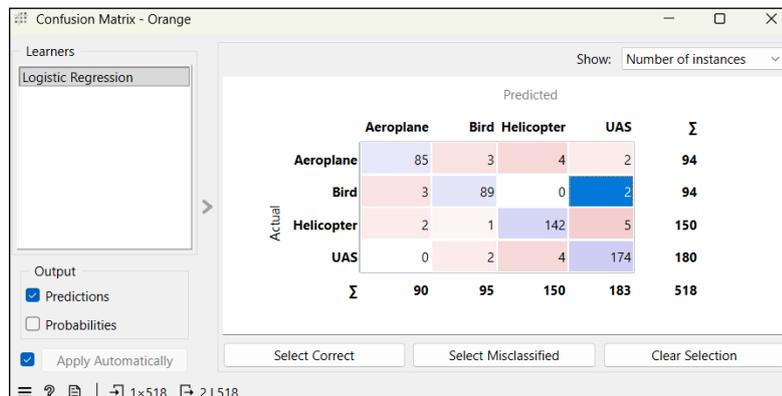
Водночас, використання на досліджуваній платформі модуля “Confusion Matrix” (матриця плутанини) дозволяє проаналізувати результати класифікації як в кількісному вигляді (частка, процентне співвідношення), так і якісно — візуальна оцінка помилкових (помилково позитивних, помилково негативних) результатів класифікації з використанням віджета “Image Viewer (3)” в РП моделі.

Використання в РП віджета “Image Viewer (3)” дозволяє як проаналізувати результати класифікації (рис. 6а), так і візуалізувати проблемні аспекти (об’єкти помилкової класифікації), виявлені під час класифікації ЦЗ (рис. 6б). Так, на рис. 6 наведено приклад помилкової класифікації ЦЗ (класу “Bird”) НД класом “UAS”.

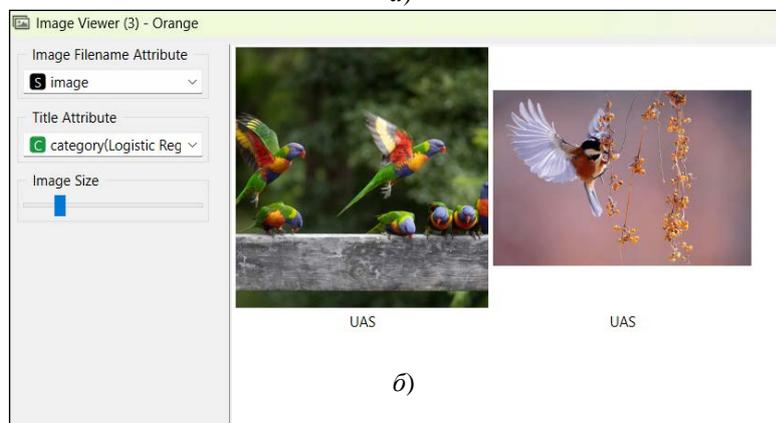
5-й етап: прогнозування класів за допомогою логістичної регресії. Цей етап передбачає тренування навченої моделі класифікації на тестовому НД. Зазначений процес реалізується таким чином:

1. Для імпорту та вбудовування тестових даних використовуються віджети “Import Test Image” та “Image Embedding (1)” (рис. 1). Для вбудовування використовується, як і в попередньому випадку (набір даних для тренування), модель SqueezeNet.

2. Прогнозування класів ЦЗ з використанням моделі логістичної регресії. З цією метою на платформі Orange використовується віджет



а)



б)

Рис. 6. Візуалізація результатів тестування моделі класифікації з використанням *Confusion Matrix*: а — вибір помилково класифікованих ЦЗ; б — візуалізація помилково класифікованих ЦЗ

“Predictions”, який призначає мітки ЦЗ на основі попередньо навченої моделі логістичної регресії.

3. Для візуалізації результатів прогнозованої класифікації в РП використовуються віджети “Image Viewer (2)” та “Select Columns”.

4. Результати класифікації ЦЗ зберігаються за допомогою віджета “Save Images”.

5. Також для збереження моделі класифікації використовується віджет “Save Model”, який дозволяє зберегти розподілені за класами ЦЗ. При цьому кожна папка, що створюється, відповідає окремому класу ЦЗ.

Результати прогнозування класів тестових ЦЗ (віджет “Predictions”) з використанням моделі логістичної регресії подані на рис. 7.

Візуалізацію результатів прогнозованої класифікації подано на рис. 8.

	Logistic Regression	image name	image	size
39	1.00 : 0.00 : 0.00 : 0.00 → Aeroplane	4	4.png	522756
40	0.00 : 0.00 : 0.00 : 1.00 → UAS	5 (2)	5 (2).png	156310
41	0.00 : 1.00 : 0.00 : 0.00 → Bird	5 (3)	5 (3).png	311381
42	0.00 : 0.00 : 1.00 : 0.00 → Helicopter	5 (4)	5 (4).png	306764
43	1.00 : 0.00 : 0.00 : 0.00 → Aeroplane	5	5.png	429348
44	0.00 : 0.00 : 0.00 : 1.00 → UAS	6 (2)	6 (2).png	408018
45	0.00 : 1.00 : 0.00 : 0.00 → Bird	6 (3)	6 (3).png	100040
46	0.00 : 0.00 : 1.00 : 0.00 → Helicopter	6 (4)	6 (4).png	302161
47	1.00 : 0.00 : 0.00 : 0.00 → Aeroplane	6	6.png	79796
48	0.00 : 0.00 : 0.00 : 1.00 → UAS	7 (2)	7 (2).png	206469
49	0.00 : 1.00 : 0.00 : 0.00 → Bird	7 (3)	7 (3).png	326753
50	0.00 : 0.00 : 1.00 : 0.00 → Helicopter	7 (4)	7 (4).png	256933

Рис. 7. Демонстрація результатів прогнозування класів для ЦЗ тестового набору з використанням віджета “Predictions”

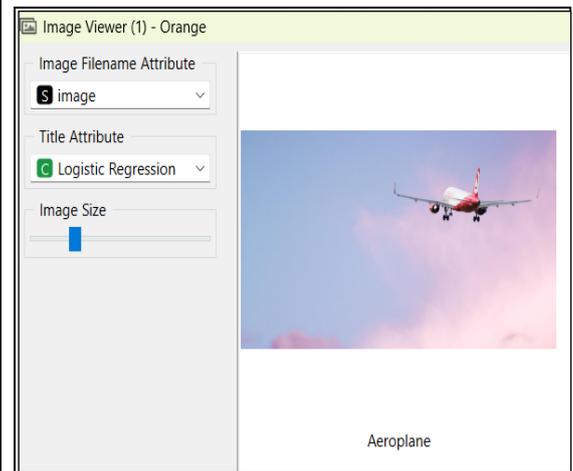


Рис. 8. Демонстрація результатів прогнозування класу для тестового ЦЗ з використанням запропонованої моделі

Висновки

З метою автоматизації окремих етапів обробки даних повітряної розвідки, що формуються бортовими оптико-електронними системами безпілотних літальних апаратів, розроблено модель класифікації цифрових зображень. Суть зазначеного підходу до класифікації масивів цифрових зображень полягає у використанні модулів (блоків) візуального програмування платформи типу “No-Code” для формування моделі комп’ютерного зору в інтересах повітряної розвідки.

Відмінні риси запропонованої моделі класифікації: зниження вимог до професійних здібностей персоналу з обробки даних повітряної розвідки за рахунок використання інструментів візуального програмування; можливість локального використання (з використанням станції керування та контролю БПАС) для обробки службової (розвідувальної) інформації; створення умов для формування наборів даних з метою їх подальшого анування та формування моделей комп’ютерного зору в інтересах системи повітряної розвідки.

Використання запропонованої моделі дозволяє розв’язати наукову задачу, суть якої полягає в підвищенні оперативності обробки даних повітряної розвідки шляхом автоматизації процесу класифікації цифрових зображень у відповідності до об’єктів інтересу в умовах забезпечення достатньо високого рівня достовірності. Кількісні оцінки точності класифікації цифрових зображень наближаються до 1: $Recall (B(n)_{test}) \approx 0,95$; $Precision (B(n)_{test}) \approx 0,95$; $CA \approx 0,95$.

Подальші наукові дослідження будуть спрямовані на формування моделі класифікації масивів розвідувальної інформації та її інтеграцію в систему виявлення та розпізнавання об’єктів повітряної розвідки з метою підвищення оперативності дешифрування даних повітряної розвідки, що формуються безпілотними авіаційними системами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

[1] Ultralytics YOLO models. *Ultralytics*, website. [Electronic resource]. Available: <https://www.ultralytics.com/yolo>. Accessed: 12.11.2025.

- [2] Accelerating YOLO11 Projects with Google Colab. *Ultralytics*, website. [Electronic resource]. Available: <https://docs.ultralytics.com/ru/integrations/google-colab/#what-are-the-advantages-of-using-google-colab-for-training-yolo11-models>. Accessed: 12.11.2025.
- [3] Explore the Roboflow Universe. *Roboflow*, website. [Electronic resource]. Available: <https://universe.roboflow.com>, Accessed: 15.11.2025.
- [4] Машинне навчання. *Colab*, website. [Electronic resource]. Available: <https://colab.research.google.com/#scrollTo=OwuxHmxllTwN>, Accessed: 15.11.2025.
- [5] Models Supported by Ultralytics. *Ultralytics*, website. [Electronic resource]. Available: <https://docs.ultralytics.com/ru/models>, Accessed: 15.11.2025.
- [6] One platform to deploy computer vision. Start today. *Roboflow*, website. [Electronic resource]. Available: <https://roboflow.com/pricing>. Accessed: 15.11.2025.
- [7] Colab Enterprise pricing. *Colab*, website. [Electronic resource]. Available: <https://cloud.google.com/colab/pricing?authuser=0>. Accessed: 15.11.2025.
- [8] J. Benjak, and D. Hofman, "4K Video Coding Efficiency in UAV Systems," *45th Jubilee International Convention on Information, Communication and Electronic Technology (MIPRO)*, 2022, pp. 470-475. <https://doi.org/10.23919/MIPRO55190.2022.9803366>.
- [9] N. H. P. Dai, K. Hidawi, B. Carminati, and E. Ferrari, "Big Data-Driven UAV Regulatory Compliance: Frameworks, Challenges, and Opportunities," in *IEEE Transactions on Big Data*. <https://doi.org/10.1109/TBDATA.2025.3627501>.
- [10] Ю. В. Стасев, І. М. Тупиця, і М. В. Пархоменко, «Метод додаткового скорочення структурної надмірності кодового представлення відеоданих.» *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 3, с. 67-76, 2022. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2022-162-3-67-76>.
- [11] І. М. Тупиця, С. О. Кібіткін, В. М. Сухотеплий, Д. М. Непокритов, і Д. В. Конов, «Метод реконструкції відеозображень для підвищення ефективності доставки в інфокомунікаційних системах аеросегмента.» *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, №4, с. 72-82, 2022. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2022-163-4-72-82>.
- [12] S. Jagadish, G. Singh, and J. Kaur, "Military Aircraft Identification Using VGG-16: A Deep Learning Approach to Multi-Class Classification," *6th International Conference for Emerging Technology (INCET). Conference Proceedings*, Belgaum, India, 2025, pp. 1-5. <https://doi.org/10.1109/INCET64471.2025.11140808>.
- [13] J. Park, and H. Moon, "Lightweight Mask RCNN for Warship Detection and Segmentation," in *IEEE Access*, vol. 10, pp. 24936-24944, 2022. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3149297>.
- [14] І. М. Тупиця, І. О. Дінезhenко, Ye. S. Kryzhanivskiy, M. V. Parkhomenko, Yu. P. Volkov, and G. B. Eidelstein, "Method of Automating the Process of Object Detection to Increase the Efficiency of Deciphering Aerial Reconnaissance Data," *Information Processing Systems*, no. 2 (173), pp. 63-73, 2023. <https://doi.org/10.30748/soi.2023.173.08>.
- [15] І. М. Тупиця, V. M. Kryvonos, S. O. Kibitkin, B. M. Ivashchuk, O. Yu. Drol, and V. A. Shtanko, "Model of automated processing of air reconnaissance data in the conditions of application of unmanned aviation systems," *Scientific Works of Kharkiv National Air Force University*, no. 2(84), pp. 141-149, 2025. <https://doi.org/10.30748/zhups.2025.84.16>.
- [16] І. М. Тупиця, Б. М. Івашук, Ю. П. Волков, М. В. Пархоменко, і О. Г. Галєпа, «Алгоритм формування моделі комп'ютерного зору в інтересах системи повітряної розвідки.» *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 3, с. 140-146, 2025. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2025-180-3-140-146>.
- [17] Data Mining Fruitful and Fun. Open source machine learning and data visualization. *Orangedatamining*, website. [Electronic resource]. Available: <https://orangedatamining.com/>. Accessed: 10.09.2025.
- [18] Suggested Download. *Orangedatamining*, website. [Electronic resource]. Available: <https://orangedatamining.com/download/>. Accessed 10.09.2025.
- [19] Orange Data Mining. *Youtube*, website. [Electronic resource]. Available: <https://www.youtube.com/channel/UCIKKWBe2SCAEyv7ZNGHle4g>. Accessed: 10.09.2025.
- [20] Visual Programming. *Orangedatamining*, website. [Electronic resource]. Available: <https://orangedatamining.com/home/visual-programming/>. Accessed: 10.09.2025.
- [21] Image Analytics: Clustering. *Orangedatamining*, website. [Electronic resource]. Available: <https://orangedatamining.com/blog/image-analytics-clustering/>. Accessed: 10.09.2025.
- [22] Widget Catalog. *Orangedatamining*, website. [Electronic resource]. Available: <https://orangedatamining.com/widget-catalog/>. Accessed: 10.09.2025.
- [23] Malicious Drones. Drone Image Classification Dataset. *Kaggle*, website. [Electronic resource]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/sonainjamil/malicious-drones/data>. Accessed: 10.09.2025.

Рекомендована кафедрою системного аналізу та інформаційних технологій ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 5.12.2025

Тупиця Іван Михайлович — д-р філософії, старший викладач кафедри експлуатації та застосування безпілотних авіаційних систем та комплексів повітряної розвідки, e-mail: ivan20081982@gmail.com ;

Льова Олег Іванович — заступник начальника кафедри експлуатації та застосування безпілотних авіаційних систем та комплексів повітряної розвідки;

Волков Юрій Павлович — канд. техн. наук, заступник начальника інженерно-авіаційного факультету;

Ейдельштейн Геннадій Борисович — старший викладач кафедри експлуатації та застосування безпілотних авіаційних систем та комплексів повітряної розвідки;

Слюсарев Михайло Федорович — викладач кафедри експлуатації та застосування безпілотних авіаційних систем та комплексів повітряної розвідки.

Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків

I. M. Tupitsya¹
O. I. Lova¹
Yu. P. Volkov¹
G. B. Eidelstein¹
M. F. Sliusariev¹

Development of a Model for Classification of Air Intelligence Data Using Functional “No-Code” Platform Capabilities

¹Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University

Active development of optoelectronic systems for unmanned aerial systems has led to both a significant increase in aerial reconnaissance data sets and requirements for the processing of these data sets. Main requirements are the following: ensuring the necessary level of efficiency in processing the ever-growing volumes of aerial reconnaissance data; the need to classify digital images depending on the interests of the aerial reconnaissance system (air reconnaissance area; aerial reconnaissance objects localized on digital aerial photographs); the need to automate individual processes of processing intelligence information in order to reduce the negative impact of the human factor on the decoding process; the need for personnel processing intelligence information to have the necessary skills in using modern tools for intelligent data analysis.

A model for classifying digital images generated by on-board optoelectronic systems of unmanned aerial vehicles is being developed in order to automate individual stages of aerial reconnaissance data processing. The essence of the proposed approach is to utilize visual programming modules (blocks) from the “No-Code” platform type “Orange Data Mining” to create a model for classifying digital image arrays in support of aerial reconnaissance. The use of the proposed model allows: to reduce the requirements for the professional skills of personnel processing aerial reconnaissance data through visual programming tools; to provide the possibility of local use (using the UAV command and control station) for processing reconnaissance information; to create conditions for forming data sets for their further annotation and formation of computer vision models in the interests of the aerial reconnaissance system. Further scientific research will be aimed at the integration of the proposed approach to classifying digital images into the preparation of a dataset for developing a model for the automated detection and tracking of aerial reconnaissance objects.

Keywords: unmanned aerial vehicle, aerial reconnaissance, digital image, efficiency, reliability, artificial intelligence, computer vision, classification.

Tupitsya Ivan M. — PhD, Senior Lecturer of the Chair of Operation and Application of Unmanned Aviation Systems and Air Reconnaissance Complexes, e-mail: ivan20081982@gmail.com;

Lova Oleg I. — Deputy Head of the Chair of Operation and Application of Unmanned Aviation Systems and Air Reconnaissance Complexes;

Volkov Yuri P. — Cand. Sc. (Eng.), Deputy Head of the Department of Aviation Engineering;

Eidelstein Gennady B. — Senior Lecturer of the Chair of Operation and Application of Unmanned Aviation Systems and Air Reconnaissance Complexes;

Sliusariev Mykhailo F. — Lecturer of the Chair of Operation and Application of Unmanned Aviation Systems and Air Reconnaissance Complexes