УДК 004.8:534.8:623.746-519

Т. М. Кравець

АКУСТИЧНЕ РОЗПІЗНАВАННЯ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ: ОБМЕЖЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ ТА ВИМОГИ ДО ПЕРЕВІРКИ ЇХ ТОЧНОСТІ

***Анотація**. Проаналізовано методологічні обмеження акустичного розпізнавання безпілотних літальних апаратів із використанням нейронних мереж. Систематизовано джерела похибок і запропоновано вимоги до формування вибірок, незалежного тестування та представлення показників якості. Робота має оглядово-методичний характер і не містить результатів власного експериментального навчання моделей.*

***Ключові слова:** БпЛА, акустичний сигнал, нейронна мережа, класифікація, валідація.*

***Abstract.** The methodological limitations of neural-network-based acoustic recognition of unmanned aerial vehicles are analyzed. Sources of classification errors are systematized, and requirements for dataset construction, independent testing, and reporting of performance metrics are proposed. This methodological review does not claim results from original model-training experiments.*

***Keywords:** UAV, acoustic signal, neural network, classification, validation.*

Постановка проблеми.

Акустичне розпізнавання БпЛА ґрунтується на аналізі звуків, що створюються двигунами, повітряними гвинтами та іншими механічними елементами літального апарата. На відміну від активного зондування, пасивний акустичний запис не потребує випромінювання сигналу. Водночас надійність розпізнавання суттєво залежить від шумового оточення, характеристик мікрофона, відстані до джерела звуку та відмінностей між типами БпЛА [1–3]. Висока точність класифікації на обмеженому наборі аудіозаписів не доводить придатності моделі до нових умов спостереження.

Мета роботи – обґрунтувати мінімальні методологічні вимоги до перевірки точності нейромережевих моделей акустичного розпізнавання БпЛА та визначити чинники, які обмежують перенесення результатів лабораторного тестування на реальні акустичні середовища.

Основний матеріал.

У типових дослідженнях аудіосигнал перетворюють на спектрограму або мел-спектрограму; далі згорткова нейронна мережа (CNN) чи інша модель навчається відрізняти звук БпЛА від фонового шуму. Таке подання дозволяє аналізувати часово-частотну структуру сигналу, проте не усуває залежності результатів від складу навчальних даних. Оглядові праці [1, 2] вказують на проблеми обмеженої різноманітності наборів даних, акустичних завад і складності порівняння результатів між дослідженнями.

Перше обмеження – невідповідність між навчальним і реальним акустичним середовищем. Записи з контрольованих умов не відтворюють усього спектра міського транспорту, вітру, опадів, тварин та інших джерел звуку. Друге – відмінність апаратури запису: частотна характеристика мікрофонів і алгоритми автоматичного регулювання підсилення можуть змінювати ознаки, за якими модель ухвалює рішення. Третє – неоднорідність самих БпЛА: тип двигуна, режим роботи, кількість гвинтів і акустична віддаленість змінюють спектральні характеристики. Четверте – ризик витоку даних, коли фрагменти одного запису потрапляють одночасно до навчальної та тестової вибірок, створюючи завищену оцінку якості [2-4].

Для забезпечення відтворюваності пропонується розрізняти три незалежні рівні перевірки:

(1) внутрішню валідацію на даних, відокремлених за первинними сеансами запису; (2) тестування на нових акустичних умовах і записувальних пристроях; (3) зовнішню перевірку на незалежному наборі, який не використовувався для вибору архітектури, гіперпараметрів або порога рішення. Розбиття має здійснюватися до нарізання записів на короткі аудіофрагменти, щоб запобігти потраплянню корельованих фрагментів у різні підвибірки.

Оцінювання лише за загальною часткою правильних відповідей (accuracy) є недостатнім, особливо за дисбалансу класів. Необхідно подавати матрицю помилок, чутливість, F1-score та частоту хибнопозитивних спрацювань. Для бінарного завдання чутливість визначають як

TP/(TP+FN), а прецизійність – як TP/(TP+FP), де TP – правильно виявлені записи БпЛА, FN – пропущені, FP – помилково віднесені до класу БпЛА записи. Показники потрібно наводити разом із чисельністю тестових прикладів і довірчими інтервалами; за можливості – окремо для різних шумових умов. Поріг класифікації слід фіксувати до аналізу фінального тестового набору.

Методичні вимоги до експериментальної перевірки.

- Фіксувати походження аудіозаписів, умови їх отримання, типи акустичних джерел, параметри дискретизації та критерії розмітки.
- Відокремлювати навчальні, валідаційні та тестові дані на рівні первинних записів, сеансів або незалежних умов збирання.
- Включати до тестової вибірки не лише фонову тишу, а й різні реалістичні звуки, що можуть бути сплутані зі звуком БпЛА.
- Порівнювати нейромережевий підхід із простішою базовою моделлю та подавати однакові метрики на тому самому тестовому наборі.
- Окремо оцінювати стійкість до змін шуму, апаратури та типів звукових джерел; повідомляти невдалі сценарії, а не тільки середні значення.
- Зберігати версію набору даних, параметри обробки, випадкові зерна, конфігурацію моделі та код розрахунку показників.

Обговорення.

Запропоновані вимоги спрямовані на підвищення доказовості результатів, а не на встановлення універсального порога прийнятної точності. Значення показників залежить від поставленого завдання та співвідношення наслідків пропуску й хибного спрацювання. Методи збільшення різноманітності даних, зокрема шумове змішування та модифікації спектрограм, можуть бути корисними, однак їх ефективність необхідно перевіряти на незалежних записах, а не лише на штучно змінених навчальних прикладах [3, 4].

Висновки.

Акустичне розпізнавання БпЛА за допомогою нейронних мереж є перспективним напрямом пасивного моніторингу, проте заявлена точність залежить від репрезентативності даних і коректності процедури тестування. Основними ризиками є зміщення акустичних умов, обмежена різноманітність записів, дисбаланс класів та витік корельованих фрагментів між вибірками. Запропоновано методичний набір вимог до незалежної перевірки, повноти метрик і відтворюваності. Подальша робота має передбачати емпіричне порівняння моделей на незалежних аудіозаписах; до проведення такого дослідження кількісні висновки про їхню ефективність робити передчасно.

Список використаних джерел:

1. Machine learning algorithms applied for drone detection and classification: benefits and challenges. Frontiers in Communications and Networks. 2024. DOI: 10.3389/frcmn.2024.1440727.
2. Advances and Challenges in Drone Detection and Classification Techniques: A State-of-the-Art Review. Sensors. 2024. Vol. 24, no. 1. Art. 125. DOI: 10.3390/s24010125.
3. Kümmritz S. The Sound of Surveillance: Enhancing Machine Learning-Driven Drone Detection with Advanced Acoustic Augmentation. Drones. 2024. Vol. 8, no. 3. Art. 105. DOI: 10.3390/drones8030105.
4. UAV Detection and Tracking in Urban Environments Using Passive Sensors: A Survey. Applied Sciences. 2023. Vol. 13, no. 20. Art. 11320. DOI: 10.3390/app132011320.

Кравець Тарас Мирославович *– кандидат географічних наук, доцент кафедри артилерійської розвідки, Національна академія сухопутних військ, м. Львів, Україна. E-mail: taras-kravets@ukr.net. ORCID: 0000-0001-5398-7441.*

Taras M. Kravets *– PhD in Geographical Sciences, Associate Professor, Department of Artillery Reconnaissance, National Army Academy, Lviv, Ukraine. E-mail: taras-kravets@ukr.net. ORCID: 0000-0001-5398-7441.*