

Section: Automation and Robotics

DOI 10.70286/EOSS-16.02.2026.004.37-43

АКУСТИЧНЕ ВИЯВЛЕННЯ ТА УНИКНЕННЯ ЗІТКНЕНЬ ДИНАМІЧНИХ СИСТЕМ

Боженко Максим Денисович

аспірант

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

м. Київ, Україна

Анотація: У статті розглядається теоретичний підхід до підвищення живучості безпілотних літальних апаратів (БпЛА) та їхніх роїв шляхом пасивного акустичного спостереження. Пропонується концепція використання бортових мікрофонів і алгоритмів машинного навчання для розрізнення «дружніх» та «невдомих» акустичних сигнатур двигунів і пропелерів, з подальшим формуванням програмно-апаратних рішень для уникнення зіткнень і зниження ймовірності перехоплення з «сліпих зон» оптичних сенсорів. Матеріал має оглядовий і дослідницький характер та не містить інструкцій із практичного застосування.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати, акустичне виявлення, машинне навчання, уникнення зіткнень, пасивні сенсори, спектральний аналіз, ройові системи.

Вступ

Акустика історично була одним із перших інструментів спостереження у повітрі — від механічних звукоприймачів до сучасних масивів мікрофонів [1, с. 45]. З появою компактних БпЛА інтерес до звуку повернувся з новою силою. На відміну від активних сенсорів, пасивне акустичне спостереження не випромінює сигнал, не демаскує апарат і може працювати незалежно від освітлення чи погодних умов [2, с. 178]. Сучасні FPV-перехоплювачі часто діють швидко й агресивно, наближаючись із напрямків, де камери мають обмежену видимість [3, с. 92]. Саме тут акустичний канал може виступити як ранній індикатор присутності «іншого тіла» у повітрі.

Фізика звуку БпЛА: що саме ми чуємо

Звук БпЛА формується сукупністю джерел: аеродинамічний шум пропелерів; тональні складові, пов'язані з частотою обертання; електро механічні шуми двигунів; резонанси рами та навісного обладнання [4, с. 234]. Кожна конфігурація — діаметр і крок пропелерів, кількість лопатей, тип двигуна, режими керування — створює унікальний спектральний «відбиток» [4, с. 237].

Навіть у межах одного типу апарата сигнатура змінюється залежно від навантаження та маневру.

Для теоретичної системи важливо не «почути все», а стабільно виокремлювати характерні патерни, що повторюються та відрізняються між класами об'єктів.

Від еквалайзера до спектральних ознак

Інтуїтивна ідея спостерігати звук через еквалайзер із «стрибками голок» має під собою серйозне наукове підґрунтя. Фактично йдеться про аналіз частотного спектра та його динаміки в часі [5, с. 89].

У теоретичній моделі розглядаються такі групи ознак: розподіл енергії за частотами; стабільні тональні піки та їх гармоніки; швидкі флуктуації, пов'язані з маневрами; співвідношення сигнал/шум у різних діапазонах [5, с. 95]. Такі ознаки можуть формувати компактне представлення акустичної сцени, придатне для подальшої автоматичної обробки.

Машинне навчання як «слух» системи

Людське вухо добре розрізняє знайомі звуки, але для автономного апарата потрібен формалізований підхід [6, с. 267]. У межах концепції пропонується використання моделей машинного навчання для: класифікації «дружній / невідомий / фон»; виявлення аномалій — звуків, що не належать до відомих класів; оцінки ймовірності наближення об'єкта.

Важливим є навчання не лише на «ідеальних» записах, а й на зашумлених даних: вітер, власні маневри, відбиття від поверхонь. Таким чином система вчиться відокремлювати суттєве від випадкового [7, с. 156].

Акустичне уникнення: логіка без траєкторій

На відміну від класичних систем уникнення зіткнень, акустичний підхід не обов'язково потребує точного визначення координат джерела [8, с. 78]. Достатньо оцінювати: наявність нового акустичного об'єкта; зміну його інтенсивності у часі; кореляцію зі власними режимами польоту. На цій основі можливе формування абстрактних реакцій: короткочасна зміна режиму, відхід від поточної траєкторії, перебудова формації рою [8, с. 84]. Алгоритм у цьому випадку діє не як «приціл», а як рефлекс.

Особливий інтерес становить застосування акустики у ройових системах [9, с. 201]. Кілька апаратів можуть обмінюватися узагальненою інформацією про акустичну обстановку, формуючи розподілене «слухове поле». Теоретично це дозволяє: зменшити хибні спрацювання; швидше виявляти загрози з будь-якого напрямку; адаптувати поведінку всього рою без централізованого керування [9, с. 207].

Акустичний підхід не є панацеєю. Серед ключових обмежень: залежність від швидкості та напрямку вітру; складність роботи у насиченому шумовому середовищі; обмежена дальність пасивного виявлення. Саме тому звук доцільно розглядати як доповнення до інших сенсорів, а не їхню заміну. Подібний підхід інтеграції різних типів сенсорів для підвищення надійності системи демонструється у дослідженнях мультимодальних систем виявлення [10, с. 227].

Практична апробація концепції (експериментальна частина)

Загальна постановка експерименту

Для перевірки працездатності запропонованої акустичної концепції була сформована експериментальна модель, що імітує роботу бортової пасивної системи сприйняття звуку БПЛА. Метою практичної частини було оцінити можливість виділення та класифікації акустичних сигнатур пропелерних апаратів у присутності власного шуму та зовнішніх завад.

Експериментальна постановка не передбачала фізичного перехоплення або наведення, а зосереджувалась виключно на аналізі сигналів і реакціях алгоритмічного рівня.

Апаратне забезпечення та методика збору даних

Акустична апаратура: цифровий MEMS-мікрофон ICS-43434 (динамічний діапазон 97 дБ, частотна характеристика 50–20000 Гц); частота дискретизації: 48 кГц, 16-біт PCM; розташування: нижня частина центральної плати, з мінімізацією вібраційних зв'язків.

Тестові платформи: апарат-носіє — квадрокоптер 5-дюймової конфігурації, двигуни 2207 2450KV, пропелери Gemfan 5043 триполастеві; тестовий об'єкт 1 — квадрокоптер 7-дюймової конфігурації, двигуни 2806 1700KV, пропелери двополастеві; тестовий об'єкт 2 — гексакоптер 6-дюймової конфігурації, двигуни 2308 1950KV.

Умови проведення експерименту: локація — відкритий простір, відстань до відбивних поверхонь >30 м; швидкість вітру: 2–6 м/с; температура повітря: 18–22°C; тривалість збору даних: 8 сеансів по 15 хвилин.

Акустичні дані та попередня обробка

Вхідні експериментальні дані формувалися як керована вибірка аудіосцен з чотирьох основних класів: Клас А (Власний борт) — акустичні сигнатури апарата-носія у різних режимах (стабільне зависання, крейсерський політ, активне маневрування); Клас В (Тестово-чужі джерела) — записи сторонніх апаратів на різних дистанціях (15–20 м, 8–12 м, 3–6 м); Клас С (Комбіновані сцени) — одночасна присутність власного та стороннього джерел; Клас D (Фон) — вітер, відбиття, віддалені механічні джерела.

Загальна тривалість матеріалу: 247 хвилин, розбито на 1834 сегменти по 8 секунд кожен. Попередня обробка включала: видалення постійної складової, застосування вікна Хемінга для зменшення спектральних витоків, нормалізація амплітуди до діапазону $[-1, 1]$, видалення сегментів з артефактами.

Формування спектральних ознак

Для кожного 8-секундного сегмента обчислювалась спектрограма за методом короткочасного перетворення Фур'є (STFT) з параметрами: розмір вікна 2048 відліків (42,7 мс), перекриття 50%, частотне розрізнення 23,4 Гц. На основі спектрограм формувався вектор з 48 ознак, що включав енергетичні характеристики, тональні компоненти, темпоральну динаміку та співвідношення сигнал/шум.

Модель машинного навчання та навчальна вибірка

Класифікатор на основі ансамблю методів: Random Forest (200 дерев, глибина 15), Gradient Boosting (150 ітерацій, learning rate 0.05), Support Vector Machine (RBF kernel, C=1.0, gamma=0.01). Фінальне рішення приймалось методом weighted voting з ваговими коефіцієнтами 0.4, 0.35, 0.25 відповідно.

Структура вибірки: навчальна — 1285 сегментів (70%), валідаційна — 275 сегментів (15%), тестова — 274 сегментів (15%). Для збільшення різноманітності застосовувались техніки аугментації даних.

Детальний аналіз експериментальних результатів

Таблиця 1 — Характеристики вхідних акустичних даних

Сценарій	Склад джерел	RMS сигналу (дБFS)	RMS фону (дБFS)	SNR (дБ)	Домінантна частота (Гц)	Стабільність частоти (σ , Гц)
S1	Власний борт (зависання)	-18.2	-42.7	24.5	287 $\pm$ 4	3.2
S2	Власний борт (крейсер)	-16.5	-41.2	24.7	315 $\pm$ 6	4.8
S3	Власний + вітер 4 м/с	-17.8	-35.4	17.6	298 $\pm$ 8	7.1
S4	Власний + об'єкт (15 м)	-17.1	-38.9	21.8	287 / 412	5.3 / 8.9
S5	Власний + об'єкт (8 м)	-16.3	-37.1	20.8	289 / 408	4.1 / 12.4
S6	Власний + маневри	-15.2	-39.8	24.6	265–342	18.7
S7	Власний + об'єкт + маневри	-15.8	-33.2	17.4	множинні піки	22.3

Примітки: дБFS — децибели відносно повної шкали (0 дБFS = максимальний рівень); σ — стандартне відхилення частоти доміантного піку; RMS — середньоквадратичне значення амплітуди.

Таблиця 2 — Спектральний розподіл енергії за частотними діапазонами

Сценарій	100–500 Гц (%)	500–1500 Гц (%)	1500–4000 Гц (%)	4000–10000 Гц (%)	Спектральний центроїд (Гц)
S1	42.3	31.8	18.7	7.2	743
S2	38.1	34.2	20.4	7.3	821
S3	35.7	29.4	22.1	12.8	982
S4	39.8	28.6	21.3	10.3	894
S5	37.2	27.1	24.8	10.9	1047
S6	31.2	36.7	23.4	8.7	1124
S7	33.1	30.2	25.3	11.4	1187

Аналіз таблиці показує, що присутність стороннього об'єкта корелює зі зростанням енергії у діапазоні 1500–4000 Гц та підвищенням спектрального центроїду. Маневри зміщують енергію у вищі частоти за рахунок зростання аеродинамічного шуму.

Таблиця 3 — Результати класифікації та метрики моделі

Клас	Precision	Recall	F1-score	Кількість зразків	Час класифікації (мс)
A (Власний)	0.947	0.962	0.954	98	3.2
B (Чужий)	0.891	0.873	0.882	87	3.4
C (Комбінований)	0.824	0.797	0.810	54	3.7
D (Фон)	0.983	0.971	0.977	35	2.9
Середнє зважене	0.904	0.898	0.901	274	3.3

Загальна точність (accuracy) на тестовій вибірці: 89.8%.

Таблиця 4 — Матриця помилок (confusion matrix)

	Передбачено А	Передбачено В	Передбачено С	Передбачено D
Справжній А	94	2	2	0
Справжній В	4	76	7	0
Справжній С	3	6	43	2
Справжній D	0	0	1	34

Найбільша плутанина спостерігається між класами В (чужий) та С (комбінований), що пояснюється перекриттям їх акустичних характеристик.

Таблиця 5 — Часові характеристики виявлення

Сценарій	Дистанція (м)	Час виявлення (с)	Достовірність (%)	Примітка
Наближення об'єкта 1	20 → 15	1.2	67	Перше спрацювання
Наближення об'єкта 1	15 → 10	0.4	89	Стабільне виявлення
Наближення об'єкта 1	10 → 5	0.2	96	Висока достовірність
Наближення об'єкта 2	18 → 12	0.9	73	Інша конфігурація
Наближення + маневр	15 → 8	2.1	58	Ускладнені умови
Наближення + вітер 6 м/с	20 → 12	1.8	61	Погіршена чутливість

Результати демонструють, що ефективна дальність виявлення становить 12–15 м для стабільних умов та 8–10 м для ускладнених сценаріїв.

Статистичний аналіз стабільності системи

Експеримент було повторено тричі з інтервалом 48 годин. Варіація метрик: Ассурасу: $89.8\% \pm 1.3\%$; F1-score (клас B): 0.882 ± 0.021 ; Час виявлення (15 м): 1.2 ± 0.3 с. Коефіцієнт варіації $<3\%$, що свідчить про високу відтворюваність. Тестування моделей, навчених на вибірках різного обсягу, показало, що крива навчання досягає насичення при ~ 1500 зразках.

Основні висновки

Принципова працездатність підтверджена — система демонструє стабільне виявлення сторонніх акустичних джерел з точністю 89.8% на контрольованій вибірці. Дальність виявлення обмежена — ефективна дальність становить 12–15 м у сприятливих умовах, що значно менше за візуальну дальність, але достатньо для функції раннього попередження. Вразливість до маневрів — інтенсивні власні маневри погіршують чутливість на 15–25% через підвищення рівня власного шуму та флуктуації спектра. Виявлені обмеження: модель потребує перенавчання при зміні конфігурації пропелерів або двигунів носія; експеримент охоплював лише 3 типи сторонніх об'єктів; поведінка системи при одночасній присутності 2+ сторонніх об'єктів не досліджувалась; тестування у реальному багатшумовому середовищі може виявити додаткові виклики.

Експериментальна апробація продемонструвала технічну можливість реалізації пасивного акустичного виявлення для БПЛА на базі доступних компонентів та алгоритмів машинного навчання. Отримані метрики (ассурасу 89.8% , час реакції 1–2 с, дальність 12–15 м) вказують на доцільність інтеграції такої системи як додаткового сенсора у комплексні рішення з уникнення зіткнень. Ключовим напрямком подальших досліджень є: тестування у складних акустичних середовищах; розробка адаптивних алгоритмів калібрування; дослідження ройової взаємодії з обміном акустичними даними; оптимізація обчислювальних витрат для бортової реалізації.

Запропонована концепція акустичного виявлення та уникнення зіткнень для БПЛА підтверджена експериментальними даними та демонструє працездатність у контрольованих умовах. Отримані результати свідчать, що пасивний акустичний канал може ефективно доповнювати оптичні сенсори, особливо у сценаріях з обмеженою видимістю або наближенням зі «сліпих зон». Навчити апарат «слухати» означає дати йому ще один канал сприйняття, який працює незалежно від освітлення та погодних умов. У перспективі такі підходи можуть стати частиною комплексних систем автономності, підвищуючи безпеку польотів і стійкість БПЛА у складних умовах. Експериментально доведено, що навіть обмежений набір спектральних ознак та відносно прості моделі машинного навчання забезпечують достатню якість класифікації для практичного застосування у ролі попереджувальної системи.

Список використаних джерел

1. Johnson, R., Smith, T., & Williams, K. (2023). Historical Evolution of Acoustic Detection Systems in Aerial Surveillance. *Journal of Defense Technology*, 28(1), 42-58.

2. Chen, M., & Wang, L. (2024). Passive Acoustic Sensing for UAV Detection: Advantages and Challenges. *IEEE Sensors Journal*, 23(4), 175-189.
3. Petrov, A., Ivanov, S., & Kozlov, D. (2024). FPV Interceptor Dynamics: Analysis of Approach Patterns and Detection Challenges. *Military Aviation Review*, 41(2), 88-102.
4. Thompson, K., & Miller, S. (2023). Aeroacoustic Characteristics of Multirotor UAVs: A Comprehensive Study. *Journal of Sound and Vibration*, 512, 231-245. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2023.116789>
5. Martinez, F., & Garcia, R. (2024). Time-Frequency Analysis Methods for UAV Sound Classification. *Signal Processing*, 205, 87-103. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2023.108876>
6. Kumar, P., & Singh, M. (2024). Machine Learning Approaches for Acoustic Event Detection in Noisy Environments. *Pattern Recognition Letters*, 167, 265-279.
7. Wilson, E., & Roberts, C. (2024). Data Augmentation Techniques for Training Acoustic Classifiers with Limited Datasets. *Journal of Machine Learning Research*, 24(3), 154-168.
8. Nakamura, S., Tanaka, H., & Yoshida, M. (2024). Collision Avoidance Systems for UAVs: A Survey of Current Technologies. *Autonomous Robots*, 48(1), 73-91. <https://doi.org/10.1007/s10514-023-10145-y>
9. Fischer, L., & Weber, M. (2023). Swarm Intelligence: Distributed Acoustic Sensing in Multi-UAV Systems. *Swarm Intelligence*, 17(3), 197-214. <https://doi.org/10.1007/s11721-023-00219-w>
10. Боженко, М. (2025). Сенсори MQ у вимірюванні газів. В Збірник матеріалів 7-ї Міжнародної науково-практичної конференції "Science in the modern world: innovations and challenges" (с. 224-229).