

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

УДК [629.052:629.423]-049.5

Д. О. БОСИЙ^{1*}, О. І. САБЛІН², І. Ю. ПОТАПЧУК³

^{1*}Каф. «Інтелектуальні системи енергопостачання», Український державний університет науки і технологій, ННІ ДІТ, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38(056)373 15 25, ел. пошта d.o.bosyi@ust.edu.ua, ORCID 0000-0003-1818-2490

²Каф. «Екологічна та цивільна безпека», Український державний університет науки і технологій, ННІ ДІТ, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38(056)373 15 76, ел. пошта o.i.sablin@ust.edu.ua, ORCID 0000-0001-6784-648X

³Каф. «Інтелектуальні системи енергопостачання», Український державний університет науки і технологій, ННІ ДІТ, вул. Лазаряна, 2, Дніпро, Україна, 49010, тел. +38(056)373 15 25, ел. пошта i.y.potapchuk@ust.edu.ua, ORCID 0000-0002-5985-1040

Підвищення рівня безпеки і захищеності транспортної інфраструктури від повітряних загроз на основі їх акустичної ідентифікації

Мета. Метою дослідження є підвищення рівня безпеки та захищеності транспортної інфраструктури шляхом створення інтелектуальної системи моніторингу, здатної виявляти та класифікувати повітряні загрози за їх акустичними характеристиками. Робота спрямована на розроблення алгоритмів попереднього розпізнавання безпілотних літальних апаратів і крилатих ракет у зоні відповідальності інфраструктурних об'єктів, що є актуальним в умовах гібридних загроз та зростання ролі автономних систем безпеки. **Методика.** Використано комплексний підхід, який об'єднує методи цифрової обробки сигналів, машинного навчання та мікроконтролерних обчислень. Для побудови навчальної вибірки проведено спектральний аналіз акустичних сигналів повітряних об'єктів у середовищі MatLab із застосуванням пакетів Audio Toolbox і DSP System Toolbox. Основними ознаками сигналів стали Mel-частотні кепстральні коефіцієнти (MFCC), що забезпечили ефективно виділення інформативних частотних компонентів. Модель штучної нейронної мережі, оптимізована для контролера STM32, реалізована з використанням бібліотек CMSIS-DSP та X-CUBE-AI. Для передавання даних між сенсорними вузлами застосовано бездротові протоколи ZigBee і LoRa, що дозволяють формувати масштабовану енергоефективну мережу. **Результати.** Система забезпечує реєстрацію, аналіз і класифікацію звукових сигналів у режимі реального часу з точністю 85–90 %. Розроблений прототип сенсорного вузла із MEMS-мікрофоном виконує обчислення локально, без потреби в хмарних сервісах. **Наукова новизна.** Уперше запропоновано концепцію інтеграції акустичної ідентифікації повітряних загроз у систему моніторингу стану транспортної інфраструктури із використанням вбудованого штучного інтелекту, автономного навчання та локального прийняття рішень. **Практична значимість.** Отримані результати можуть бути використані для створення мереж раннього виявлення загроз, модернізації систем моніторингу контактних мереж, об'єктів критичної інфраструктури та забезпечення технологічної незалежності у сфері оборонних і транспортних рішень.

Ключові слова: залізниця; інфраструктура; електрифікація; контактна мережа; моніторинг; безпека; акустична ідентифікація; повітряні загрози; мікроконтролерні обчислення; мел-частотні кепстральні коефіцієнти; нейронна мережа

Вступ

Залізнична інфраструктура, незалежно від того, чи вона електрифікована, чи працює на дизельній тязі, є ключовим елементом ефективного функціонування глобальних транспортних

мереж. Особливо важливу роль відіграють електрифіковані залізниці, які забезпечують значні екологічні переваги: електропоїзди суттєво знижують викиди парникових газів, мінімізують за-

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

бруднення повітря та сприяють досягненню цілей сталого розвитку. У порівнянні з дизельними системами, вони відрізняються вищою енергоефективністю та економічною доцільністю, дозволяють досягати більших швидкостей, забезпечують кращу динаміку руху й знижують рівень шуму. Сукупність цих переваг робить електрифікацію основою сталих транспортних рішень, підвищуючи водночас експлуатаційну надійність і якість життя населення, яке проживає поруч із залізницями. Тому у багатьох країнах світу електрифікація залізниць стала пріоритетним напрямом інвестицій, зокрема в Європі, Азії та Північній Америці, які сьогодні демонструють лідерство у впровадженні чистих, швидких і надійних транспортних систем.

Однак, як електрифіковані, так і неелектрифіковані залізничні системи стикаються зі значними проблемами, пов'язаними з технічним обслуговуванням, безпекою та експлуатаційною надійністю. Повітряні лінії в електрифікованих мережах, зокрема, схильні до зносу, пошкоджень, пов'язаних з погодними умовами, та потребують частого технічного обслуговування для забезпечення безпечної та ефективної роботи. Ці проблеми можуть призвести до перебоїв у обслуговуванні, високих витрат на технічне обслуговування та збільшення часу простою. Інтернет речей (IoT) пропонує перспективні рішення для моніторингу інфраструктури в режимі реального часу, що дозволяє проводити прогнозне технічне обслуговування, яке передбачає збої та оптимізує графіки технічного обслуговування. Наприклад, пристрої IoT можуть вимірювати критичні електричні параметри, такі як напруга та струм в пристроях електропостачання, допомагаючи зменшити втрати енергії та забезпечити безпечну та ефективну роботу системи.

В останні роки з'явилася нова та нагальна загроза для залізничної інфраструктури: недорогі безпілотні літальні апарати (БПЛА), широко відомі як дрони. Триваючий конфлікт в Україні підкреслив вразливість критичної інфраструктури, оскільки дрони використовуються для націлювання та пошкодження цінних активів, таких як залізничні та енергетичні системи. Традиційні системи протиповітряної оборони мають труднощі з виявленням та перехопленням цих невеликих низьколітаючих загроз, які важко відстежувати за допомогою звичайних методів.

Це створило нагальну потребу в інноваційних підходах, зокрема, і до виявлення та ідентифікації дронів у системах моніторингу інфраструктури.

Збільшення інтенсивності ворожих атак на об'єкти критичної інфраструктури, в т.ч. транспортної (залізничні станції, вузли, тягові підстанції, депо, мости тощо), де, здебільшого, після оголошення повітряної тривоги не припиняється робота і технологічні процеси, значно підвищує потенційні ризики для персоналу, тому потребує вдосконалення системи безпеки таких об'єктів.

Для завчасного попередження робітників про небезпеку використовується національна система оповіщення про повітряну тривогу по окремих областях країни, однак для об'єктів що не припиняють свою роботу важливим є визначення небезпек на більш локальному (об'єктовому) рівні, що може бути реалізовано на основі новітніх технічних засобів за різноманітних ознак. В кінцевому випадку завчасне попередження дозволить працівникам не зупиняючи технологічні процеси встигати вжити необхідних безпекових заходів, наприклад покинути вразливі ділянки і прослідувати в укриття або на більш безпечні майданчики.

Огляд методів ідентифікації повітряних загроз. Виявлення наближення потенційної повітряної загрози базується на основі різних фізичних принципів, зокрема оптичного, радіолокаційного та акустичного [2, 8, 26]. Система ідентифікації повинна забезпечувати не лише фіксацію факту потрапляння повітряної небезпеки в контрольований простір (виявлення), а й розпізнавання типу, визначення параметрів руху (напрямок, висота, швидкість), та селекцію в умовах різного роду завад та можливість інтеграції даної інформації в систему безпеки більш високого рівня.

Ефективне вирішення даних завдань на сучасному технологічному рівні потребує первинних знань та баз даних про унікальні портрети БПЛА різної фізичної природи та їх можливі зміни, що дозволяє підвищувати якість ідентифікації і обмін інформацією на основі використання методів штучного інтелекту. В табл. 1 наведено порівняння основних можливостей засобів виявлення повітряних цілей [2]. Треба заува-

жити, що універсальних засобів виявлення БПЛА за надійністю, всепогодною дією і точністю визначення координат не існує, також важ-

ливим фактором системи ідентифікації є її вартість, простота і можливість швидкого розгортання.

Таблиця 1

Порівняння характеристик засобів виявлення повітряних небезпек

Table 1

Comparison of characteristics of air hazard detection devices

Характеристики	Засоби виявлення повітряних небезпек		
	Оптичні	Радіолокаційні	Акустичні
Виявлення	обмежено	обмежено	обмежено
Розпізнавання	без обмежень	обмежено	обмежено
Селекція	без обмежень	обмежено	обмежено
Вимірювання дальності	обмежено	без обмежень	обмежено
Вимірювання кута	без обмежень	без обмежень	обмежено
Вимірювання швидкості	обмежено	обмежено	обмежено
Залежність від погодних умов	сильна	слабка	середня
Залежність від зовнішньої освітленості	сильна	не залежить	не залежить
Вартість	середня	висока	низька

Оптичні засоби є досить надійними для виявлення малорозмірних, малошвидкісних і таких, що мають малі значення теплової та радіолокаційної сигнатур БПЛА [6].

Важливим показником ефективності оптичних засобів є межа виявлення БПЛА різної розмірності для об'єктиву оптико-електронної системи із заданим кутом поля зору та фокусною відстанню за метеорологічної дальності видимості 100 км і коефіцієнті розсіювання у видимій області спектра [20]. Якість оптичної ідентифікації суттєво залежить від зміни спектрального коефіцієнта пропускання атмосфери за довжинами хвиль, також залежить від метеорологічної дальності видимості і визначається погодними умовами.

Радіолокаційний контроль повітряного простору є досить ефективним у тому випадку, коли помітність (відбивна здатність) БПЛА в діапазоні радіохвиль відповідає розпізнавальній здатності радіолокаційної станції. Відбивні властивості БПЛА в радіолокаційній станції оціню-

ються за ефективною площею розсіювання повітряного об'єкта [3].

Незважаючи на те, що радіолокація є достатньо надійним засобом контролю повітряного простору, завдання виявлення та ідентифікації малорозмірного малошвидкісного ударного БПЛА з малою ефективною площею розсіювання становить проблему [3]. БПЛА з масою менше 5,0 кг суттєво звужують межі їхнього виявлення, а висока частка радіопрозорих матеріалів в конструкції майже унеможливає їхнє виявлення за допомогою радіолокації [25]. Також варто зазначити, що радіолокаційні станції є активними засобами сканування повітряного простору, а через їхнє випромінювання під час роботи стають вразливими до протирадарних БПЛА.

Важливою інформативною ознакою БПЛА під час польоту є акустичне випромінювання, яке дозволяє виявляти БПЛА в умовах коли оптичні та радіолокаційні засоби не забезпечують необхідної точності. Акустичні (звукові) хвилі, що генеруються БПЛА, поширюються у прос-

торі і можуть фіксуватися акустичними приймачами сигналу (мікрофонами), які перетворюють акустичний тиск на електричний сигнал. Межі акустичного виявлення визначаються чутливістю мікрофонів.

Джерелами звукових хвиль БПЛА зазвичай є рухомі установки і лопаті повітряних гвинтів, де частота генерованого звуку кратна частоті обертання колінчастого вала поршневого двигуна, кількості та частоті обертання лопатей повітряного гвинта, а інтенсивність звуку залежить від швидкості обтікання лопатей повітрям [9].

У реальному середовищі акустичне випромінювання згасає внаслідок в'язкості повітря та молекулярного тертя. Загасання звукових хвиль також відбувається при їхньому поширенні вздовж поглинаючої поверхні та визначається її коефіцієнтом поглинання. Однак істотнішу роль у згасанні звукових хвиль відіграє турбулентність повітря. Неабияку вагу в цьому відіграє вітер і висхідні потоки повітря. На низьких частотах додаткове загасання залежить від відстані до джерела звуку, а на далеких (понад 4 км) відстанях високі частоти практично не відчутні.

Застосування акустичних систем виявлення забезпечує визначення пеленгу літального апарату та його класу (типу). Акустичні системи, мають такі переваги [17]:

- забезпечують стійке автоматичне виявлення маловидкісних маловисотних повітряних цілей в будь-яких погодних умовах та в умовах складних рельєфів місцевості;
- скритність роботи та збереження працездатності в умовах радіоелектронної протидії;
- малі габарити, низьке енергоспоживання та кращі показники «ефективність–вартість».

Таким чином, завдання акустичної ідентифікації БПЛА і крилатих ракет полягає у розробці моделі, яка дозволить адекватно описувати спектральні і кореляційні властивості акустичного сигналу на значних часових інтервалах, та забезпечить підвищення спектрального розрізнення в області низькочастотних складових спектра досліджуваного сигналу.

Існуючі рішення для моніторингу залізничної інфраструктури. Численні дослідження [7, 19] стосуються моніторингу та діагностики залізничної інфраструктури з метою підвищення без-

пеки та ефективності експлуатації. В одній з таких робіт представлено систему PAMAR SMD – діагностичний пристрій для залізничних контактних мереж, який збирає дані в режимі реального часу про напругу живлення, температуру, вологість та загальний стан системи. Ця система сприяє підвищенню безпеки, знижує витрати на відновлення та мінімізує компенсації, пов'язані із затримками. Інше дослідження зосереджене на моніторингу струмознімачів під час фактичної експлуатації, представляючи підхід на основі станцій, який виявляє проблеми шляхом аналізу вертикального зміщення контактних проводів, спричиненого проїздом поїздів. Виявляючи надмірні або недостатні контактні сили, ця система забезпечує безпечну та надійну роботу пантографа.

Система моніторингу контактної мережі Siemens Sicat® CMS (Ceterary Monitoring System) [23] пропонує безперервний та безконтактний моніторинг сил натягу контактних проводів. Вона оцінює дані датчиків та передає відфільтровану інформацію до центрів управління для швидкого виявлення та локалізації несправностей. Серед помітних особливостей – неінвазивні вимірювання, які запобігають зносу механічних компонентів, надійне виявлення за допомогою відстеження нахилу поворотного важеля, легке модернізування існуючих систем та низькі вимоги до обслуговування. Сигналізація, керування подіями, та цільове повідомлення про несправності ще більше підвищують експлуатаційну ефективність без перевантаження даними.

Компанія Sensonic GmbH [21] розробила систему SonicTwin®, яка використовує волоконно-оптичне зондування вібрації для отримання прогностичної інформації про цілісність колії та потенційні ризики для безпеки. Використовуючи існуючу волоконно-оптичну комунікаційну інфраструктуру, це рішення забезпечує економічно ефективний та масштабований моніторинг.

Додаткові досягнення в діагностиці залізниць включають інтеграцію сенсорних технологій та аналіз даних у режимі реального часу [13]. Підхід «закритої системи» [14], який полягає в тому, що сучасні датчики інтегровані з централізованими архітектурами прийняття рішень, дозволяє покращити оперативність реагування

при обслуговуванні інфраструктури завдяки автоматичному виявленню дефектних вузлів. Паралельні зусилля в галузі інтелектуальних систем тягового живлення [15] спрямовані на оптимізацію управління енергоспоживанням та зменшення капіталовкладень завдяки оптимальному управлінню перетворювачами, пристроями накопичення енергії та відновлюваними джерелами. Ці рішення базуються на синхронізованих вимірюваннях розподілу напруги, що досягаються за допомогою малопотужних мікроконтролерів (наприклад, Atmega128RFA1) та бездротової передачі даних.

У контексті зростаючих загроз безпеці, використання безпілотних літальних апаратів створює нові вразливості для критичної інфраструктури, включаючи залізничні системи. В дослідженні [28] представлена автономна платформа виявлення дронів далекого радіусу дії, яка інтегрує апаратні та програмні компоненти для ефективної локалізації цілей. Вона оснащена адаптивною системою фокусування камери та нейронною мережею, що забезпечує точність виявлення 95,5 % на відстанях до 250 метрів. Система, побудована на NVIDIA GeForce GTX 1080, обробляє двопотоковий медіа-вхід з низькою затримкою та записує події вторгнення з контекстними метаданими.

Ще один перспективний підхід [11] використовує алгоритми акустичного виявлення та глибокого навчання для ідентифікації БПЛА. Щоб подолати дефіцит маркованих аудіоданих дронів, пропонується гібридний набір даних, що поєднує реальні записи із синтетичним аудіо, згенерованим генеративно-змагальними мережами (GAN). Порівняльне тестування архітектур нейронних мереж CNN, RNN та CRNN демонструє ефективність гібридного набору даних у розпізнаванні як відомих, так і нових БПЛА, підтверджуючи потенціал GAN для підвищення точності класифікації.

Зростаюча популярність дронів у таких галузях, як логістика, безпека та інженерія, підвищує актуальність автоматизованих систем виявлення. У [24] модель виявлення на основі YOLOv4 навчається на змішаних наборах даних про дрони та птахи. Оцінка продуктивності виконується з використанням таких показників, як середня точність, прецизійність, повнота, F1-

оцінка та FPS – показує, що система досягає високої швидкості та точності виявлення, особливо при тестуванні на платформах DJI Phantom III та DJI Mavic Pro.

У сукупності ці дослідження підкреслюють швидкий розвиток та інтеграцію систем моніторингу широкої зони та технологій виявлення дронів у сучасний захист інфраструктури. Використання платформ Інтернету речей, хмарних обчислень та недорогих вбудованих систем дозволяє розгортати масштабовані, високопродуктивні рішення для моніторингу. Включення механічних та екологічних параметрів підвищує стійкість системи, тоді як глибоке навчання та генерація синтетичних наборів даних значно підвищують точність виявлення дронів. Ці інновації забезпечують своєчасне виявлення несправностей, ефективне планування технічного обслуговування та стійкість до повітряних загроз, підтримуючи безпечну, надійну та сталу роботу критично важливої залізничної інфраструктури.

Мета

Метою цієї роботи є надання комплексного огляду сучасного стану технологій моніторингу залізниць, включаючи інтеграцію Інтернету речей для моніторингу стану інфраструктури та виявлення повітряних загроз. Це включає:

- аналіз поточного стану існуючих рішень для моніторингу залізничної інфраструктури;
- дослідження акустичних сигнатур повітряних загроз та їх ідентифікацію;
- вивчення методів інтеграції машинного навчання та нейронних мереж у системи виявлення повітряних у режимі реального часу;
- розробку апаратного та програмного рішення для вбудованого аудіо виявлення повітряних загроз на основі штучного інтелекту, оптимізованого для використання на мікроконтролерних платформах.

Вирішуючи ці цілі, дослідження має на меті сприяти розробці більш стійких та безпечних залізничних систем, здатних захищати критично важливі активи від нових загроз, зберігаючи при цьому операційну ефективність.

У цій роботі розглядаються технічні рішення та досліджується інтеграція аудіосистем виявлення дронів з моніторингом залізничної інфраструктури в режимі реального часу. Зокрема,

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

увага зосереджується на використанні можливостей систем моніторингу широкого спектру (WAMS) для моніторингу механічних параметрів пристроїв електропостачання. Крім цього, досліджується як ці системи можна покращити, включивши децентралізовані, автономні рішення на основі штучного інтелекту для виявлення БПЛА, використовуючи акустичний аналіз для ідентифікації унікальних звукових сигнатур дронів.

У першу чергу підвищення безпеки полягає в ранньому виявленні та розпізнаванні повітряних небезпек, що наближаються, таких як ударні безпілотні літальні апарати або крилаті ракети, з метою використання цієї інформації для прийняття відповідних рішень і захисту.

Методика

Ідентифікація та класифікація повітряних загроз на основі акустичних сигнатур є критично важливим компонентом розробки ефективних систем виявлення в реальному часі для захисту критичної інфраструктури. Особлива увага в цьому дослідженні приділяється низьколітаючим безпілотним літальним апаратам (БПЛА), які становлять значну небезпеку через свою здатність наближатися до цілей на малих висотах, часто уникаючи звичайного радіолокаційного виявлення. Ці БПЛА зазвичай виробляються серійно з використанням економічно ефективних двигунів внутрішнього згорання, таких як поршневий двигун MD–550, що широко використовується в імпровізованих або комерційно модифікованих ударних безпілотах. Їхній політ створює характерний акустичний слід – поєднання циклічної роботи поршневого двигуна та взаємодії лопатей ротора з повітрям – який часто сприймається як глибоке, повторюване гудіння чи гул.

Для подальшого вдосконалення алгоритмів класифікації наявний набір даних було розширено, включивши аудіо- та відеофрагменти прольотів крилатих ракет. Ці загрози демонструють чітко інший акустичний профіль, що характеризується більш стабільним і безперервним високочастотним спектром шуму, спричиненим стійким реактивним рухом. Однак кількість перевірених записів крилатих ракет була обмежена порівняно зі значним обсягом даних БПЛА типу Shahed.

Важливим кроком у цьому дослідженні займав збір та попередня обробка аудіосемплів із загальнодоступних джерел, включаючи відкриті канали соціальних мереж. Зібрані записи були відредаговані для вилучення чистих акустичних сегментів – видалення звуків вибухів, людської мови та інших нерелевантних шумових артефактів. Аудіодоріжки були відокремлені від відеозаписів та обрізані, щоб зосередитися на фазах прольоту.

Оброблений набір даних потім був підданий спектральному аналізу для виділення стабільних частотних компонентів, які постійно з'являються в записах конкретних повітряних загроз. Аналіз було проведено в MatLab за допомогою Audio Toolbox та DSP System Toolbox, що дозволило генерувати спектрограми високої роздільної здатності та статистичне моделювання розподілу звукової енергії з плином часу та частоти.

Процес вилучення акустичної сигнатури включав порівняння кількох випадків прольотів БПЛА та ракет, фільтрацію шуму навколишнього середовища та виявлення повторюваних спектральних шаблонів. Це дозволило отримати характерні акустичні «відбитки» для кожного типу повітряної загрози. Ці «відбитки» включали домінуючі частотні смуги, гармонійні структури та часову динаміку звукової енергії.

Отримані акустичні моделі враховують мінливість звуку через доплерівські зсуви, поширення в різних середовищах та обмеження записуючих пристроїв. Незважаючи на ці фактори, у кількох зразках були виявлені узгоджені характеристики спектральної щільності, що забезпечує надійну основу для класифікації сигналів.

Приклади необроблених акустичних сигналів та їхні відповідні частотні спектри для двох різних типів повітряних загроз – ударного безпілота та крилатої ракети – показані на рис. 1. Ці сигнали ілюструють часову форму хвилі та спектральний розподіл при піковій інтенсивності. Отримані акустичні сигнатури, отримані за допомогою спектрального аналізу та фільтрації, де рис. 1, *а* відповідає типовому БПЛА з поршневим двигуном, а рис. 1, *б* ілюструє сигнатуру крилатої ракети з реактивним двигуном.

Візуальні відмінності в гармонійній структурі та домінантних діапазонах частот між двома типами загроз формують основу для подальшої класифікації та виявлення.

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

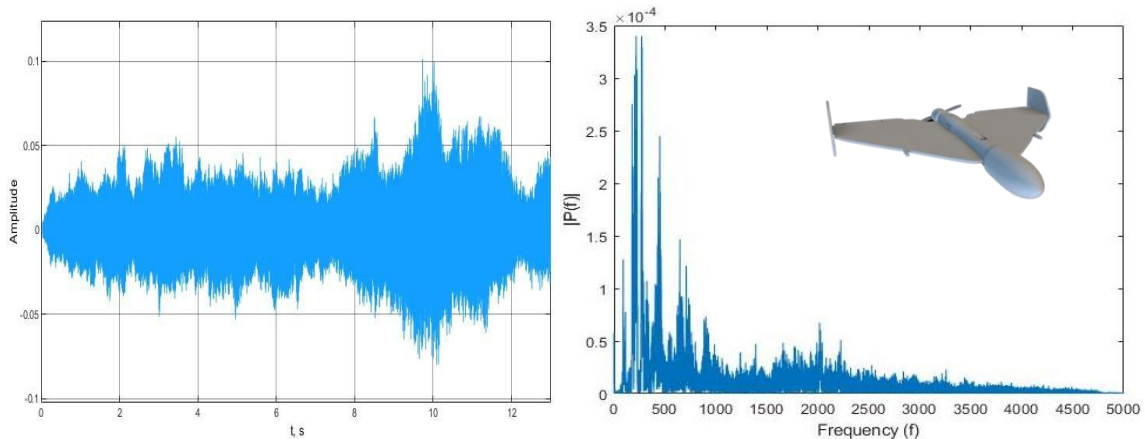
Ці результати формують основу для алгоритмів акустичного розпізнавання, та демонструють можливість ідентифікації конкретної загрози за допомогою недорогих вбудованих мікрофонних систем.

Ключові спектральні та часові характеристики акустичних випромінювань від БПЛА та крилатих ракет наведено в табл. 2.

Це порівняння підкреслює різні акустичні профілі дронів з поршневими двигунами, таких як ті, що базуються на двигунах MD–550, порівняно з крилатими ракетами з реактивним двигуном. Помітні відмінності включають домінуючі діапазони частот, гармонійну структуру та моделі модуляції звуку, які є критично важливими для ефективної класифікації загроз.

Доміnantний діапазон частот стосується первинної енергетичної смуги, в якій зосереджені найгучніші компоненти звуку, що слугує ключовим індикатором типу акустичного джерела. Гармонічні компоненти відображають наявність періодичних сигналів, що часто виникають внаслідок циклів двигуна та взаємодії лопатей ротора – ознак, які особливо виражені в поршневих дронах. Піки спектральної щільності відображають різке збільшення акустичної енергії на певних частотах і є цінними для розрізнення різних типів повітряних загроз. Мінливість звукового тиску описує ступінь, до якої амплітуда акустичного сигналу коливається з часом, фіксуючи ефекти модуляції, характерні для певних рухомих систем.

a – a



b – b

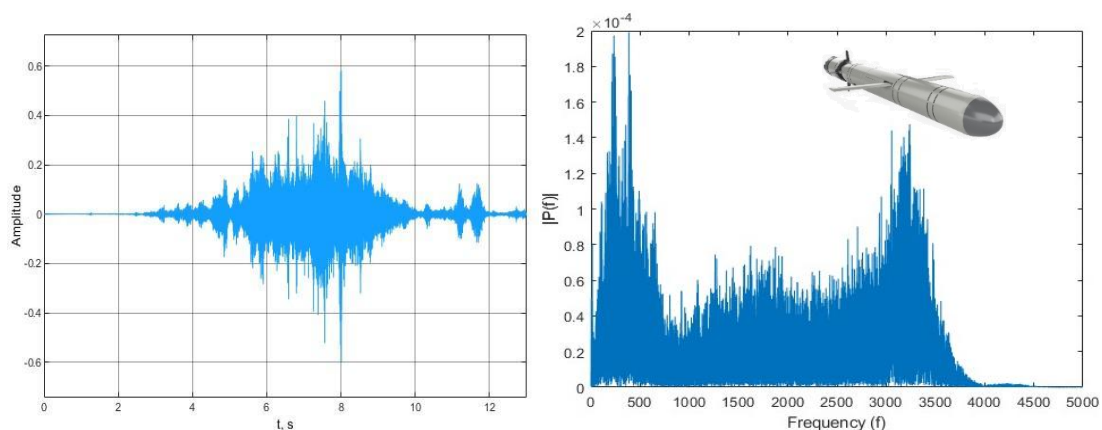


Рис. 1. Акустичні сигнатури ударного безпілотної (а) та крилатої ракети (б)

Fig. 1. Acoustic signatures of a strike drone (a) and a cruise missile (b)

Таблиця 2

Порівняння характеристик виявлених повітряних небезпек

Table 2

Comparison of characteristics of identified air hazards

Параметр	БПЛА (Шахед)	Крилата ракета
Домінантний діапазон частот	80–250 Гц	400–1000 Гц
Гармонічні складові	Явні, періодичні гармоніки до 2 кГц	Широкий спектр, менш структурований
Патерн модуляції	Амплітудна модуляція, зумовлена обертанням лопаті (3–8 Гц)	Відносно стабільний тон, незначні коливання амплітуди
Піки спектральної щільності	Дискретні піки кожні ~80–120 Гц	Безперервна підвищена спектральна смуга
Тип шуму	Ппульсуючий шум двигуна + гармоніки від лопатей	Тривале ревіння реактивного літака
Змінність звукового тиску (вікно 5 секунд)	Коливання ± 6 дБ (через модуляцію)	Коливання ± 2 дБ
Тривалість виявленої сигнатури	5–15 секунд до прольоту	3–8 секунд до прольоту
Наявність доплерівського зсуву	Помірний (змінна геометрія шляху)	Чітка зміна тону при русі
Частота дискретизації запису	Рекомендовано ≥ 16 кГц	Бажано ≥ 24 кГц
Ефективна кількість смуг MFCC	13–20	20–30

Результати

Класифікація повітряних загроз на основі акустичних даних є спеціалізованим випадком розпізнавання звуків навколишнього середовища, добре відомої галузі штучного інтелекту. Ця проблема включає визначення типу звукової події з аудіозапису, часто за наявності фонового шуму або мінливості навколишнього середовища. У нашому випадку метою є розрізнення БПЛА, таких як поршневі дрони, та інших повітряних загроз, таких як крилаті ракети, на основі їх унікального акустичного випромінювання, зафіксованого в реальних умовах.

Для досягнення надійного розпізнавання за такої мінливості автори пропонують використувати моделі глибокого навчання, які довели свою ефективність для класифікації аудіо. Ці моделі автоматично вивчають відповідні шаблони з представлень ознак, таких як спектрограми або кепстральні коефіцієнти. Серед ши-

роко використовуваних моделей є штучні нейронні мережі (ШНМ) та згорткові нейронні мережі (ЗНМ), кожна з яких пропонує компроміс між складністю, часом навчання та ефективністю розгортання.

Це дослідження базується на загальнодоступній реалізації системи класифікації аудіо [10, 27], і автори висловлюють подяку творцю проекту за внесок у відкритий код, який дозволив адаптацію до завдань виявлення дронів. Згадана система пропонує практичне порівняння архітектур нейронних мереж ANN, CNN1D та CNN2D на наборі даних UrbanSound8K та демонструє, як такі моделі можна навчати та розгортати з високою зручністю використання. На поточному етапі розробки було обрано модель ANN, оскільки вона пропонує найвищу ймовірність класифікації для цільових типів звуку та має передбачувану, масштабовану архітектуру, добре пристосовану для вбудованої реалізації.

Для ефективного подання аудіоданих у моделі машинного навчання, необроблені сигнали хвиль повинні бути перетворені на компактні, змістовні представлення. У цьому дослідженні використано Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) – широко поширену функцію в розпізнаванні мовлення та звуку.

Однією з ключових переваг MFCC є їхня стійкість до різної тривалості вхідних звуків. На відміну від необроблених хвилових форм або простих спектральних ознак, MFCC обчислюються для коротких кадрів, що перекриваються (наприклад, 25 мс з кроком 10 мс), а потім усереднюються або об'єднуються з плином часу, що забезпечує послідовну розмірність ознак навіть для аудіосигналів різної тривалості. Це робить MFCC добре придатними для обробки аудіосегментів БПЛА та ракет, записаних у польових умовах, тривалість яких може змінюватися від 2 до 10 секунд залежно від умов запису.

Загальна формула для k -го коефіцієнта MFCC з віконного сигнального кадру визначається виразом:

$$C_k = \sum_{n=1}^N \log(S_n) \cdot \cos\left[\frac{\pi k}{N}(n-0.5)\right],$$

$$k = 1, 2, \dots, K,$$

де S_n – енергетичний вихід n -го Мел-фільтра; N – кількість фільтрів Мела; K – кількість збережених кепстральних коефіцієнтів (зазвичай 13–20).

Практична реалізація передбачає розподілену систему акустичного виявлення, що складається з автономних сенсорних блоків, розміщених у сітці вздовж критично важливих зон інфраструктури. Кожен блок включає:

- мікрофонний масив для всеспрямованого захоплення звуку;
- локальну попередню обробку та вилучення MFCC у режимі реального часу;
- вбудовану нейронну мережеву модель для класифікації вхідного аудіокадру;
- бездротовий зв'язок (наприклад, ZigBee, LoRa) для пересилання сповіщень.

Система працює наступним чином:

1. Акустичні дані безперервно фіксуються кожним вузлом.

2. Характеристики MFCC обчислюються та передаються в локально збережений класифікатор.

3. Після виявлення повітряної загрози метадані (тип, достовірність, позначка часу, можливо, напрямки) надсилаються до центрального вузла.

4. Дані датчиків з кількох вузлів можна об'єднати для оцінки траєкторії та швидкості БПЛА.

Вузли повинні бути малопотужними, самодостатніми та розробленими для інтеграції в більшу мультимодальну систему оповіщення. Така архітектура дозволяє масштабований та багаторівневий захист залізничних та енергетичних активів.

В табл. 3 представлено середні коефіцієнти MFCC для набору класифікованих аудіозразків. Кожен аудіоклас, включаючи повітряні загрози (наприклад, БПЛА, ракета) та звуки навколишнього середовища, демонструє чіткий спектральний профіль. Незважаючи на певну кореляцію між подібними класами, всі вектори-стовпці є унікальними, що підтверджує, що набір ознак MFCC ефективно фіксує розрізняювальні характеристики. Це підтверджує достовірність представлення на основі MFCC для надійної класифікації аудіо.

На рис. 2 показано загальну архітектуру штучної нейронної мережі (ШНМ), що використовується для класифікації аудіо. Вхідний шар складається з 20 нейронів, що відповідає кількості вилучених ознак MFCC на аудіосегмент. Вихідний шар містить нейрони, що дорівнює кількості цільових аудіокласів, що дозволяє здійснювати багатокласову класифікацію.

Мережа включає кілька прихованих шарів, структура яких змінюється в різних конфігураціях для балансування продуктивності класифікації та обмежень пам'яті. Оскільки цільова апаратна платформа базується на мікроконтролері STM32 із загальним об'ємом флеш-пам'яті 512 КіБ, кількість та розмір прихованих шарів оптимізовані для забезпечення того, щоб вся мережа могла поміститися приблизно в 450 КіБ доступної пам'яті програм, що дозволяє розгорнути її на вбудованих системах без зовнішньої пам'яті.

Таблиця 3

Середні коефіцієнти MFCC для класифікованих аудіозразків

Table 3

Average MFCC coefficients for classified audio samples

MFCC № (C_k)	БПЛА	Ракета	Гавкіт собаки	Шум дви- гуна	Відбійний молоток
1	–254,4	–163,6	–215,2	–125,8	–64,8
2	113,8	117,8	80,9	78,4	47,3
...	...	...	...	...	...
20	0,3	–0,7	2,3	2,3	2,2

В табл. 4 зведені характеристики продуктивності кількох конфігурацій штучних нейронних мереж, що використовуються для класифікації аудіо. Кожен рядок відповідає певній архітектурі прихованого шару, а кількість нейронів у кожному шарі вказана в першому стовпці.

У другому стовпці табл. 4 показано загальний розмір моделі в КіБ, розрахований на основі кількості параметрів, що навчаються, з використанням 32-бітної точності з плаваючою комою. У третьому стовпці представлено результуючу точність валідації, досягнуту в задачі класифікації.

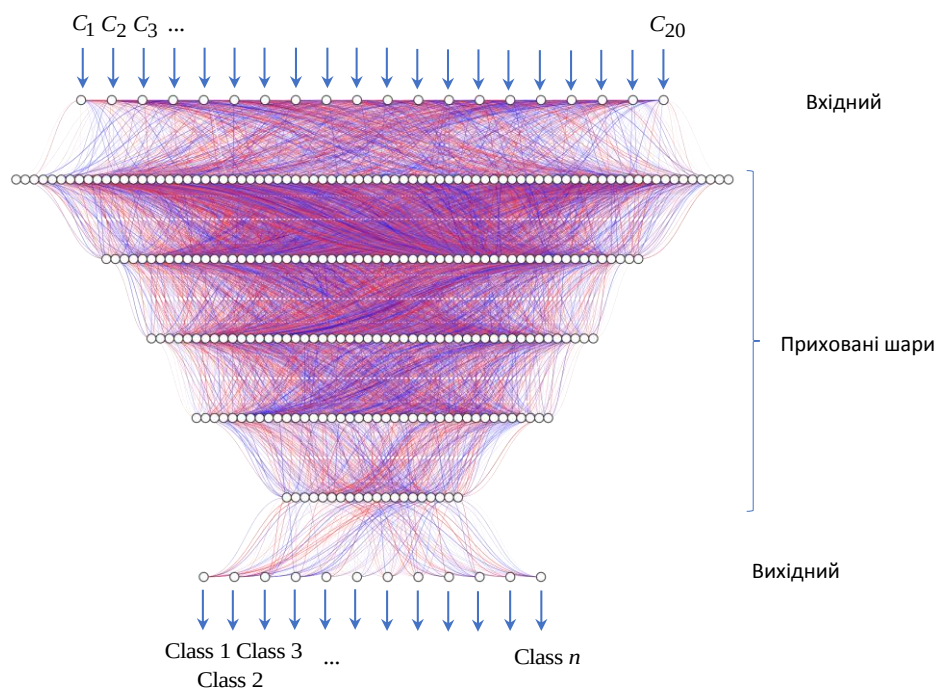


Рис. 2. Загальна архітектура штучної нейронної мережі, що використовується для класифікації

Fig. 2. General architecture of the artificial neural network used for classification

Таблиця 4

**Розмір та точність цільової моделі штучної нейронної мережі
залежно від архітектури прихованого шару**

Table 4

**Size and accuracy of the target model of an artificial neural network depending
on the architecture of the hidden layer**

Архітектура прихованих шарів ШНМ	Розмір моделі ШНМ	Точність при валідації
1000–750–500–250–100–50	4,98 MiB	0,9046
512–256–128–64–32	737,5 KiB	0,8850
416–208–104–52–26	497,9 KiB	0,8931
400–200–100–50–25	462,7 KiB	0,8899
392–196–98–49–24	445,4 KiB	0,8959
384–192–96–48–24	428,7 KiB	0,8909
368–184–92–46–23	396,1 KiB	0,8822
352–176–88–44–22	364,8 KiB	0,8746
320–160–80–40–20	306,2 KiB	0,8866
256–128–64–32–16	204,9 KiB	0,8479
128–64–32–16	65,3 KiB	0,8026
32–16	16 KiB	0,6963

Хоча дані загалом показують, що збільшення кількості нейронів призводить до покращення точності, ця тенденція не є суворо монотонною через стохастичний характер процедур навчання, включаючи ініціалізацію випадкових ваг та міні-пакетний вибір. Це підкреслює компроміс між продуктивністю класифікації та обмеженнями пам'яті, що особливо важливо для розгортання на вбудованих системах з обмеженим обсягом флеш-пам'яті, таких як мікроконтролери STM32.

На рис. 3 ілюструється динаміка навчання вибраної моделі ШНМ, що показує еволюцію точності класифікації протягом епох навчання як для навчальних, так і для валідаційних наборів даних.

Стабільна конвергенція та мінімальний розрив між точністю навчання та валідації свідчать про те, що модель добре узагальнюється без значного перенавчання. На рис. 4 представлено зв'язок між розміром моделі та точністю класифікації для різних архітектур ШНМ. Як пока-

зано, збільшення кількості нейронів прихованого шару покращує точність до певної точки, після якої приріст продуктивності зменшується.

У практичному діапазоні розмірів ШНМ від 300 до 500 KiB спостережувана точність валідації залишається в межах 85–90 %, що демонструє можливість розгортання надійної класифікації на основі штучного інтелекту на мікроконтролерах, таких як STM32, без перевищення обмежень доступної пам'яті.

Розробка апаратного та програмного забезпечення вбудованого ШІ-рішення. Впровадження вбудованого рішення на основі штучного інтелекту зосереджено навколо трьох основних компонентів: MEMS-мікрофона, мікроконтролера STM32 та модуля бездротового зв'язку ZigBee. MEMS-мікрофон пропонує високу чутливість, компактний розмір та низьке енергоспоживання, що робить його ідеальним для безперервного акустичного моніторингу в розподілених сенсорних мережах. Мікроконтролер STM32 служить центральним процесором, обра-

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

ним завдяки балансу обчислювальних можливостей, низького енергоспоживання та підтримки нейронного мережевого виводу на пристрої через STM32Cube.AI. Модуль ZigBee забезпечує надійну бездротову передачу даних з низьким енергоспоживанням до систем вищого рівня або

координаторів у конфігураціях меш-мереж. Разом ці компоненти утворюють компактне, економічно ефективне та енергоефективне вбудоване рішення, адаптоване для польового розгортання в критично важливих інфраструктурних середовищах.

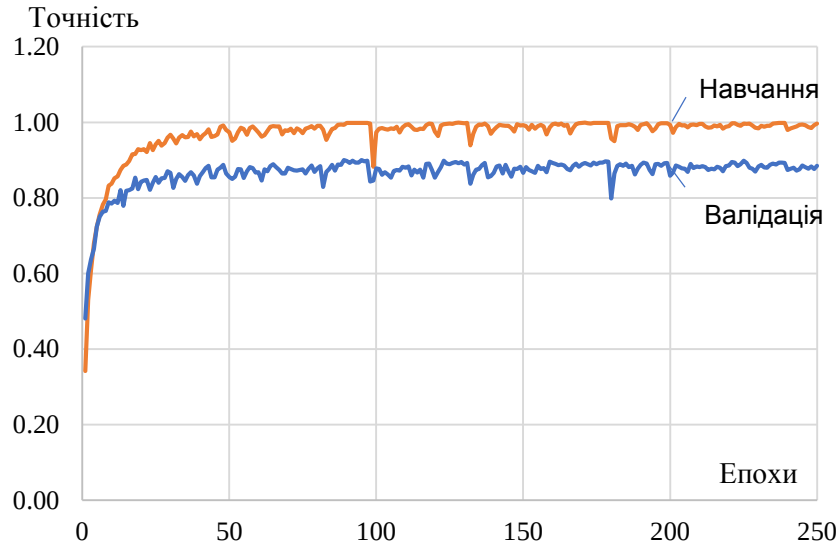


Рис. 3. Точність при навчанні та при валідації штучної нейронної мережі

Fig. 3. Accuracy during training and validation of the artificial neural network

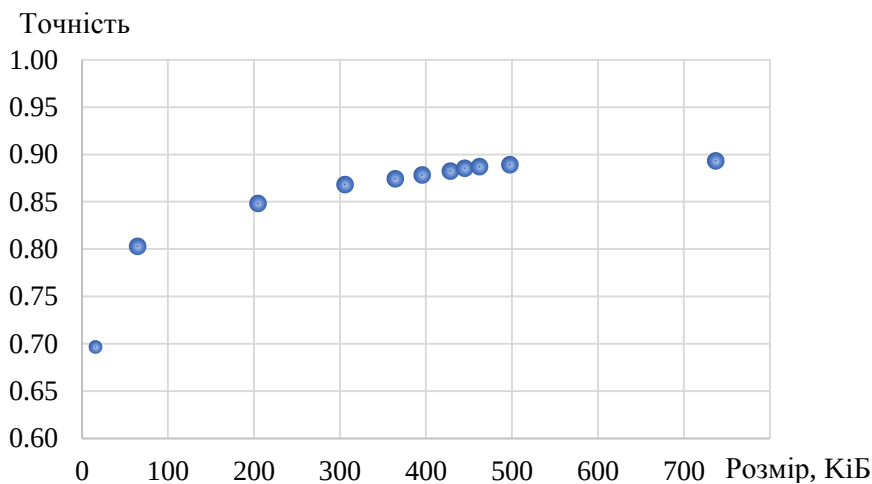


Рис. 4. Точність в залежності від розміру цільової моделі штучної нейронної мережі

Fig. 4. Accuracy depending on the size of the target artificial neural network model

На рис. 5 представлено схематичну діаграму апаратної архітектури, розробленої для вбудованої аудіосистеми виявлення дронів.

На рис. 6 показано процес інтеграції штучної нейронної мережі в прошивку мікроконтролера за допомогою середовища генерації коду STM32Cube.

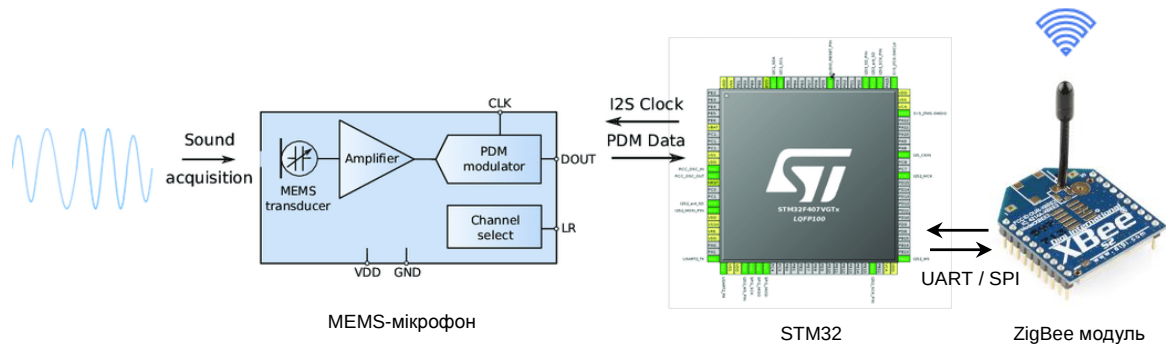


Рис. 5. Принципова схема датчика-аудіодетектора дронів

Fig. 5. Schematic diagram of the drone audio-detector sensor

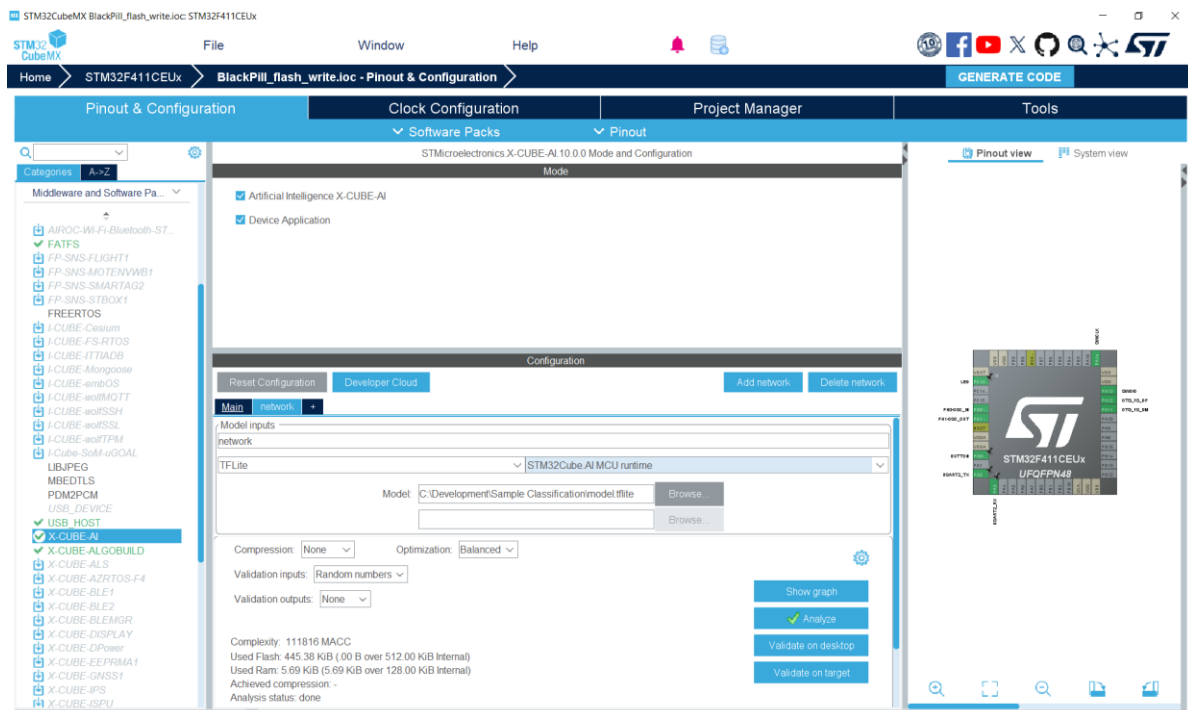


Рис. 6. Інтеграція штучної нейронної мережі у прошивку мікроконтролера за допомогою засобу ініціалізації коду STM32Cube

Fig. 6. Integration of the artificial neural network into the microcontroller firmware using the STM32Cube code initialization tool

Платформа STM32 підтримує модульний підхід через існуючі програмні бібліотеки, що дозволяє ефективно розробляти вбудовані програми штучного інтелекту. Для цифрового захоплення звуку система використовує вбудовану підтримку мікрофонів MEMS, використовуючи перетворення PDM-PCM та цифрові інтерфейси (I2S). Вилучення ознак реалізовано за допомогою бібліотеки CMSIS–DSP, яка надає оптимізовані процедури для обчислення коефіцієнтів

MFCC у режимі реального часу. Остаточний етап класифікації виконується вбудованою штучною нейронною мережею, яка перетворюється та розгортається за допомогою X–CUBE–AI, інструментарію STMicroelectronics для інтеграції навчених нейронних мереж у прошивку STM32. Цей програмний стек забезпечує повну обробку сигналів та конвеєр логічного висновку на пристрої з мінімальними накладними витратами ресурсів.

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

На основі досліджених технологій у цій роботі пропонується концепція моніторингу стану залізничної інфраструктури, інтегрована з виявленням повітряних загроз (рис. 7) [1, 5, 16]. Запропонована система використовує дві бездротові технології: ZigBee, що використовується для зв'язку на короткій відстані між сенсорними блоками в радіусі 75–100 метрів, та LoRa, що використовується для передачі на великі відстані (5–15 км) критичних, узагальнених даних, таких як аномальні події або підтверджені повітряні загрози, до центральної системи управління.

В якості кожного сенсорного блоку лежить малопотужний мікроконтролер STM32, інтерфейсований з цифровим MEMS-мікрофоном, здатним постійно контролювати акустичні сигнали. Захоплення звуку ініціюється, коли навколишній шум перевищує заздалегідь визначений поріг амплітуди, що зменшує споживання енергії та мінімізує непотрібну обробку. Після захоплення сигналу

він обробляється локально: мікроконтролер обчислює MFCC за допомогою оптимізованих процедур CMSIS–DSP, а потім виконує класифікацію загроз за допомогою вбудованої штучної нейронної мережі, розгорнутої через X–CUBE–AI.

Весь конвеєр обробки – від захоплення звуку та вилучення ознак до виведення – виконується на пристрої, без необхідності зовнішньої обробки або підключення. Ця вбудована архітектура штучного інтелекту забезпечує низьку затримку, енергоефективність та надійну роботу в польових умовах. Модульна конструкція дозволяє розширити ту саму платформу для моніторингу інших критичних параметрів залізничної інфраструктури, таких як вібрація, електричний шум або структурні аномалії, що робить її масштабованим рішенням для інтелектуальних залізничних систем наступного покоління.

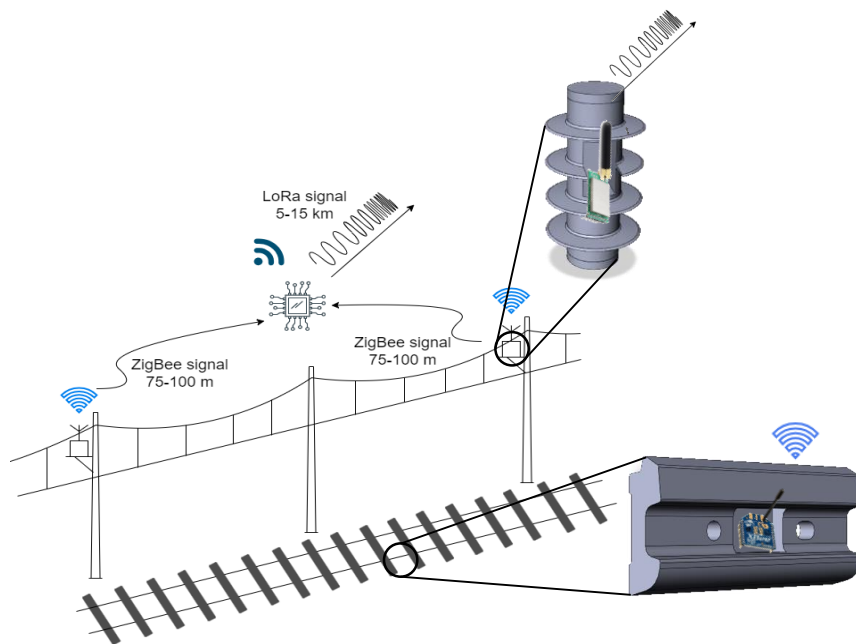


Рис. 7. Концепція моніторингу стану залізничної інфраструктури з інтегрованим виявленням повітряних загроз

Fig. 7. Concept of railway infrastructure condition monitoring with integrated aerial threat detection

Розроблена система забезпечує виявлення повітряних загроз у реальному часі шляхом акустичної ідентифікації типових сигнатур БПЛА та крилатих ракет. Встановлено, що застосування Mel-частотних кепстральних коефіцієнтів

(MFCC) як набору ознак дає можливість ефективно відокремлювати повітряні об'єкти від фонових шумів навіть за низького рівня сигналу.

Випробування прототипу з мікроконтролером STM32 та мікрофоном MEMS підтвердили

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

стабільну точність класифікації 85–90 % при обмеженому обсязі пам'яті 300–500 КіБ. Оптимальна архітектура штучної нейронної мережі (392–196–98–49–24 нейронів) забезпечила компроміс між швидкістю, точністю та енергоефективністю. Вбудований аналіз і передавання даних через ZigBee/LoRa дозволяють формувати розподілену мережу сенсорів із часом реакції до 1 с.

Отримані результати підтверджують ефективність акустичного підходу для інтеграції у системи безпеки транспортної інфраструктури, що функціонують в умовах повітряних загроз.

Наукова новизна та практична значимість

Вперше розроблено концепцію вбудованої системи акустичного виявлення повітряних загроз, яка поєднує аналіз MFCC-коефіцієнтів, методи штучного інтелекту та мікроконтролерну реалізацію на STM32. Запропонований підхід забезпечує обробку сигналів без хмарних ресурсів, що підвищує стійкість системи до зовнішніх впливів і скорочує затримку відгуку.

Практичне значення роботи полягає у створенні технологічної основи для розгортання автономних сенсорних мереж на об'єктах критичної інфраструктури. Розроблені рішення можуть бути використані в системах моніторингу стану контактних мереж, оповіщення персоналу залізничних депо та тягових підстанцій, а також у комплексах оборонного спостереження.

Висновки

В цьому дослідженні пропонується нова вбудована система на основі штучного інтелекту для виявлення повітряних загроз у реальному

часі, інтегрована в ширшу систему моніторингу залізничної інфраструктури. Конструкція системи поєднує компактні MEMS-мікрофони, мікроконтролери STM32 та модулі бездротового зв'язку ZigBee для формування розподіленої мережі акустичних датчиків, здатних до локалізованого захоплення та обробки звуку. Акустичні сигнали аналізуються на пристрої з використанням Mel-частотних кепстральних коефіцієнтів (MFCC) як основного набору функцій, після чого проводиться класифікація за допомогою легких штучних нейронних мереж (ANN), розгорнутих за допомогою інструментарію STM32 X-CUBE-AI.

Апаратна та програмна архітектура була ретельно оптимізована для роботи в умовах обмеженої пам'яті та потужності мікроконтролерів на основі STM32. Оцінка кількох конфігурацій ANN показала, що моделі розміром 300–500 КіБ постійно досягали точності перевірки від 85 % до 90%, демонструючи надійний баланс між продуктивністю та розгортанням. Весь конвеєр виводу працює незалежно від хмарних сервісів, забезпечуючи низьку затримку відгуку та вищу стійкість системи в критичних польових умовах.

Окрім виявлення дронів, модульна структура системи дозволяє розширити її для ширших завдань моніторингу стану залізниць, таких як відстеження електричних аномалій або механічного зносу обладнання повітряних ліній. Результати підтверджують можливість розгортання акустичних класифікаторів на основі нейронних мереж у вбудованих середовищах з обмеженими можливостями, що відкриває шлях для масштабованих, інтелектуальних та автономних сенсорних рішень для захисту критичної інфраструктури.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- Босий Д. О., Саблін О. І., Потапчук І. Ю. Підвищення рівня безпеки об'єктів критичної інфраструктури транспорту на основі геопросторового аналізу акустичних портретів повітряних загроз. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2024. № 4. С. 147–156. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2024-175-4-147-156>
- Даник Ю. Г., Бугайов М. В. Аналіз ефективності виявлення тактичних безпілотних літальних апаратів пасивними та активними засобами спостереження. *Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем*. 2015. № 10. С. 5–20.
- Карташов В. М., Посошенко В. О., Капуста А. І., Рибников М. В., Першин Є. В. Особливості задач виявлення і спостереження груп безпілотних літальних апаратів. *Радіотехніка : Всеукр. міжвід. наук.-техн. зб.* 2022. Вип. 211. С. 84–92. DOI: <https://doi.org/10.30837/rt.2022.4.211.06>

ЕЛЕКТРИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ

4. Лепіх Я. І., Сантоній В. І., Будіянська Л. М., Іванченко І. О., Янко В. В. *Оптико-електронні системи ближньої локації* : монографія / за заг. ред. Я. І. Лепіха. Одеса : Одеський нац. ун-т ім. І. І. Мечникова, 2019. 294 с.
5. Система моніторингу технічних параметрів контактної мережі електрифікованих залізниць з ідентифікацією повітряних загроз : пат. 159173 Україна : МПК H02J 1/14 (2006.01), H02J 13/00. № u201908812 ; заявл. 20.02.2025 ; опубл. 30.04.2025, Бюл. № 18. 4 с.
6. Сокольський С. О., Мовчанюк А. В. Огляд методів виявлення та локалізації малих безпілотних літальних апаратів. *Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування*. 2021. № 87. С. 46–55. DOI: <https://doi.org/10.20535/radap.2021.87.46-55>
7. Сурма ІІІ., Лукасик Е. Моніторинг контактної мережі. *Електрифікація транспорту*. 2013. № 5. Р. 113–118.
8. Суходоля О. М., Харазішвілі Ю. М., Рябцев Г. Л. *Енергетична безпека України: перспективна модель управління ризиками* : монографія. Київ : НІСД, 2023. 152 с. DOI: <https://doi.org/10.53679/niss-book.2023.01>
9. Тихонов В. А., Карташов В. М., Олейников В. Н., Леонидов В. И., Тимошенко Л. П., Селезнев И. С., Рыбников Н. В. Обнаружение-распознавание беспилотных летательных аппаратов с использованием составной модели авторегрессии их акустического излучения. *Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування*. 2020. № 81. С. 38–46. DOI: <https://doi.org/10.20535/radap.2020.81.38-46>
10. Abishek A. S. Audio Classification Deep Learning. *GitHub*. URL: <https://github.com/abishek-as/Audio-Classification-Deep-Learning>
11. Al-Emadi S., Al-Ali A., Al-Ali A. Audio-Based Drone Detection and Identification Using Deep Learning Techniques with Dataset Enhancement through Generative Adversarial Networks. *Sensors*. 2021. Vol. 21. Iss. 15. Art. 4953. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21154953>
12. Anti-UAV Defence System (AUDS). *Blighter*. 2018. URL: <https://blighter.com/anti-uav-defence-system-auds-unveiled-by-trio-of-british-technology-companies/>
13. Bondarenko I., Lukoševičius V., Keršys R., Neduzha L. Innovative trends in railway condition monitoring. *Transportation Research Procedia*. 2024. Vol. 77. P.10–17. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2024.01.002>
14. Bondarenko I., Lukoševičius V., Neduzha L. Novel ‘Closed’-system approach for monitoring the technical condition of railway tracks. *Sustainability*. 2024. Vol. 16. Iss 8. Art. 3180. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16083180>
15. Bosyi D., Sablin O., Khomenko I., Kosariev Ye., Kebl I., Myamlin S. Intelligent Technologies for Efficient Power Supply in Transport Systems. *Transport Problems*. 2017. Vol. 12(SE). P. 57–71. DOI: <https://doi.org/10.20858/tp.2017.12.se.5>
16. Bosyi D., Sablin O., Potapchuk I. Decentralized WAMS for Railway Overhead Lines with Audio-Based Drone Detection. *2024 IEEE 5th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*. Kharkiv : KhPI, 2024. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/khpiweek61434.2024.10877981>
17. Kartashov V. M., Oleynikov V. N., Sheiko S. A., Babkin S. I., Korytsev I. V., Zubkov O. V., Anokhin M. A. Information characteristics of sound radiation of small unmanned aerial vehicles. *Telecommunications and Radio Engineering*. 2018. Vol. 77, Iss. 10. P. 915–924. DOI: <https://doi.org/10.1615/telecomradeng.v77.i10.70>
18. Kurhan D., Kovalchuk V., Markul R., Kovalskiy D. Development of Devices for Long-Term Railway Track Condition Monitoring: Review of Sensor Varieties. *Acta Polytechnica Hungarica*. 2025. Vol. 22, Iss. 4. P. 65–82. DOI: <https://doi.org/10.12700/aph.22.4.2025.4.5>
19. Mizan M., Karwowski K., Karkosiński D. Monitoring odbieraków prądu w warunkach eksploatacyjnych na linii kolejowej. *Przegląd Elektrotechniczny*. 2013. № 12. P. 154–160.
20. Piczak K. J. Environmental sound classification with convolutional neural networks. *2015 IEEE 25th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*. Boston, 2015. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/mlsp.2015.7324337>
21. Revolutionising Railway Decisions. *Sensonic GmbH*. URL: <https://www.sensonic.com/>
22. Ribbing C. G. Controlling thermal radiation from surfaces. *Optical Thin Films and Coatings*, 2013. P. 357–390. DOI: <https://doi.org/10.1533/9780857097316.2.357>
23. Sicat CMS. Catenary monitoring system for overhead contact line systems. *Siemens Mobility GmbH*, 2018. URL: <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:fc73a788-70d4-4cba-82ba-41208bcef48b/siemens-sicat-cms-pi-en.pdf>
24. Singha S., Aydin B. Automated Drone Detection Using YOLOv4. *Drones*. 2021. Vol. 5. Iss 3. Art. 95. DOI: <https://doi.org/10.3390/drones5030095>

25. Sukharevsky O. *Electromagnetic Wave Scattering by Aerial and Ground Radar Objects*. Boca Raton : CRC Press, 2015. 334 p. DOI: <https://doi.org/10.1201/b17239>
26. *The Power of Change: Innovation for Development and Deployment of Increasingly Clean Electric Power Technologies*. Washington, DC : The National Academies Press, 2016. 340 p. DOI: <https://doi.org/10.17226/21712>
27. Yaran W. Electrical interface of MEMS microphone introduction. *Infineon Knowledge Base Articles*. 2023. Jul. 11. URL: <https://community.infineon.com/t5/Knowledge-Base-Articles/Electrical-interface-of-MEMS-microphone-introduction/ta-p/453658#>
28. Zhang X., Kusri K. Autonomous long-range drone detection system for critical infrastructure safety. *Multi-media Tools and Applications*. 2021. Vol. 80. Iss. 15. P. 23723–23743. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10231-x>

D. O. BOSYI^{1*}, O. I. SABLIN², I. Yu. POTAPCHUK³

^{1*}Dep. «Intelligent Power Supply Systems», Ukrainian State University of Science and Technologies, SEI DIIT, Lazaryana St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 25, e-mail d.o.bosyi@ust.edu.ua, ORCID 0000-0003-1818-2490

²Dep. «Environmental and Civil Security», Ukrainian State University of Science and Technologies, SEI DIIT, Lazaryana St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 373 15 76, e-mail o.i.sablin@ust.edu.ua, ORCID 0000-0001-6784-648X

³Dep. «Intelligent Power Supply Systems», Ukrainian State University of Science and Technologies, SEI DIIT, Lazaryana St., 2, Dnipro, Ukraine, 49010, tel. +38 (056) 371 55 25, e-mail i.y.potapchuk@ust.edu.ua, ORCID 0000-0002-5985-1040

Increasing the Level of Safety and Security of Transport Infrastructure from Air Threats Based on Their Acoustic Identification

Purpose. The purpose of the study is to enhance the safety and protection of transport infrastructure through the development of an intelligent monitoring system capable of detecting and classifying aerial threats based on their acoustic characteristics. The work focuses on designing algorithms for the early recognition of unmanned aerial vehicles (UAVs) and cruise missiles near critical infrastructure, addressing the growing importance of autonomous safety systems under hybrid threat conditions. **Methodology.** The research applies a comprehensive approach combining digital signal processing, machine learning, and embedded computing. Acoustic signatures of aerial targets were analyzed in MatLab using Audio Toolbox and DSP System Toolbox. Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) were used as primary features to capture the most informative frequency components. The artificial neural network model was optimized for STM32 microcontrollers and implemented using CMSIS-DSP and X-CUBE-AI libraries. Wireless data exchange between sensor nodes employed ZigBee and LoRa protocols, ensuring scalable and energy-efficient communication. **Findings.** The system provides real-time acquisition, processing, and classification of acoustic signals with an accuracy of 85–90%. The MEMS-based sensor node prototype performs fully local processing without cloud services. **Originality.** For the first time, a concept integrating acoustic identification of aerial threats into transport infrastructure monitoring has been developed using embedded artificial intelligence, on-device learning, and local decision-making capabilities. **Practical value.** The results can be used to create distributed early-warning systems, upgrade contact line and infrastructure monitoring, and strengthen technological autonomy in defense and transport security applications.

Keywords: railway; infrastructure; electrification; contact network; monitoring; safety; acoustic identification; air threats; microcontroller computing; low-frequency cepstral coefficients; neural network

REFERENCES

1. Bosyi, D. O., Sablin, O. I., & Potapchuk, I. Yu. (2024). Increasing the security of critical transport infrastructure facilities based on geospatial analysis of acoustic signatures of aerial threats. *Bulletin of Vinnytsia Polytechnic Institute*, 4, 147-156. DOI: <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2024-175-4-147-156> (in Ukrainian)
2. Danyk, Yu. H., & Buhaiov, M. V. (2015). Analysis of the efficiency of detecting tactical unmanned aerial vehicles by passive and active observation means. *Problems of Development, Testing, and Operation of Complex Information Systems*, 10, 5-20. (in Ukrainian)
3. Kartashov, V. M., Pososhenko, V. O., Kapusta, A. I., Rybnikov, M. V., & Pershyn, Ye. V. (2022). Features of detecting and observing groups of unmanned aerial vehicles. *Radiotekhnika*, 211, 84-92. <https://doi.org/10.30837/rt.2022.4.211.06> (in Ukrainian)

4. Lepikh, Ya. I., Santonii, V. I., Budiianska, L. M., Ivanchenko, I. O., & Yanko, V. V. (2019). *Optyko-elektronni systemy blyznoi lokatsii*. Odesa: Odesa National University named after I. I. Mechnikov. (in Ukrainian)
5. Bosyi, D. O., Sablin, O. I., & Potapchuk, I. Yu. (2025). *Systema monitorynhu tekhnichnykh parametriv kontaktnei merezhi elektryfikovanykh zaliznyts z identyfi-katsiieiu povitrianykh zahroz* (Patent № 159173, Ukraine). Ukrainian State University of Science and Technologies. (in Ukrainian)
6. Sokolskyi, S. O., & Movchaniuk, A. V. (2021). Overview of Detection and Localization Methods of Small Unmanned Aerial Vehicles. *Visnyk NTUU KPI Serii. Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia*, 87, 46-55. <https://doi.org/10.20535/RADAP.2021.87.46-55> (in Ukrainian)
7. Surma, S., & Lukasik, J. (2013). Contact network monitoring. *Electrification of Transport*, 5, 113-118. (in Russian)
8. Sukhodolia, O. M., Kharazishvili, Yu. M., & Riabtsev, H. L. (2023). *Enerhetychna bezpeka Ukrainy: perspektyvna model upravlinnia ryzykamy*. Kyiv: NISS. DOI: <https://doi.org/10.53679/niss-book.2023.01> (in Ukrainian)
9. Tykhonov, V. A., Kartashov, V. M., Oleinikov, V. M., Leonidov, V. I., Timoshenko, L. P., Seleznev, I. S., & Rybnikov, M. V. (2020). Detection-Recognition of Unmanned Aerial Vehicles using the Composed Auto-Regression Model of their Acoustic Radiation. *Visnyk NTUU KPI Serii. Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia*, 81, 38-46. DOI: <https://doi.org/10.20535/radap.2020.81.38-46> (in Russian)
10. Abishek, A. S. (2023). Audio Classification Deep Learning. *GitHub*. Retrieved from: <https://github.com/abishek-as/Audio-Classification-Deep-Learning> (in English)
11. Al-Emadi, S., Al-Ali, A., & Al-Ali, A. (2021). Audio-Based Drone Detection and Identification Using Deep Learning Techniques with Dataset Enhancement through Generative Adversarial Networks. *Sensors*, 21(15), 4953. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21154953> (in English)
12. Anti-UAV Defence System (AUDS). (2018). *Blighter*. Retrieved from: <https://blighter.com/anti-uav-defence-system-auds-unveiled-by-trio-of-british-technology-companies/> (in English)
13. Bondarenko, I., Lukoševičius, V., Keršys, R., & Neduzha, L. (2024). Innovative trends in railway condition monitoring. *Transportation Research Procedia*, 77, 10-17. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2024.01.002> (in English)
14. Bondarenko, I., Lukoševičius, V., & Neduzha, L. (2024). Novel ‘Closed’-system approach for monitoring the technical condition of railway tracks. *Sustainability*, 16(8), 3180. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16083180> (in English)
15. Bosyi, D., Sablin, O., Khomenko, I., Kosariev, Ye., Kebal, I., & Myamlin, S. (2017). Intelligent Technologies for Efficient Power Supply in Transport Systems. *Transport Problems*, 12(SE), 57-71. DOI: <https://doi.org/10.20858/tp.2017.12.se.5> (in English)
16. Bosyi, D., Sablin, O., & Potapchuk, I. (2024). Decentralized WAMS for Railway Overhead Lines with Audio-Based Drone Detection. *2024 IEEE 5th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*. (pp. 1-6), Kharkiv, Ukraine. DOI: <https://doi.org/10.1109/khpiweek61434.2024.10877981> (in English)
17. Kartashov, V. M., Oleynikov, V. N., Sheiko, S. A., Babkin, S. I., Korytsev, I. V., Zubkov, O. V., & Anokhin, M. A. (2018). Information characteristics of sound radiation of small unmanned aerial vehicles. *Telecommunications and Radio Engineering*, 77(10), 915-924. DOI: <https://doi.org/10.1615/telecom-radeng.v77.i10.70> (in English)
18. Kurhan, D., Kovalchuk, V., Markul, R., & Kovalskyi, D. (2025). Development of Devices for Long-Term Railway Track Condition Monitoring: Review of Sensor Varieties. *Acta Polytechnica Hungarica*, 22(4), 65-82. DOI: <https://doi.org/10.12700/aph.22.4.2025.4.5> (in English)
19. Mizan, M., Karwowski, K., & Karkosiński, D. (2013). Monitoring odbieraków prądu w warunkach eksploatacyjnych na linii kolejowej. *Przegląd Elektrotechniczny*, 12, 154-160. (in Poland)
20. Piczak, K. J. (2015). Environmental sound classification with convolutional neural networks. *2015 IEEE 25th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP)*. (pp. 1-6.), Boston, USA. DOI: <https://doi.org/10.1109/mlsp.2015.7324337> (in English)
21. Revolutionising Railway Decisions. (2018). *Sensonic GmbH*. Retrieved from: <https://www.sensonic.com/> (in English)
22. Ribbing, C. G. (2013). Controlling thermal radiation from surfaces. In: *Optical Thin Films and Coatings*. 357-390. DOI: <https://doi.org/10.1533/9780857097316.2.357> (in English)
23. Sicat CMS. (2018). Catenary monitoring system for overhead contact line systems. *Siemens Mobility GmbH*. Retrieved from: <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:fc73a788-70d4-4cba-82ba-41208bcef48b/siemens-sicat-cms-pi-en.pdf> (in English)

-
24. Singha, S., & Aydin, B. (2021). Automated drone detection using YOLOv4. *Drones*, 5, 95.
DOI: <https://doi.org/10.3390/drones5030095> (in English)
 25. Sukharevskiy, O. (2015). *Electromagnetic Wave Scattering by Aerial and Ground Radar Objects*. Boca Raton: CRC Press. DOI: <https://doi.org/10.1201/b17239> (in English)
 26. (2016). *The Power of Change: Innovation for Development and Deployment of Increasingly Clean Electric Power Technologies*. Washington, DC : The National Academies Press.
DOI: <https://doi.org/10.17226/21712> (in English)
 27. Yaran, W. (2023, July 11). Electrical interface of MEMS microphone introduction. *Infineon Knowledge Base Articles*. Retrieved from: <https://community.infineon.com/t5/Knowledge-Base-Articles/Electrical-interface-of-MEMS-microphone-introduction/ta-p/453658#> (in English)
 28. Zhang, X., & Kusrini, K. (2021). Autonomous long-range drone detection system for critical infrastructure safety. *Multimedia Tools and Applications*, 80(15), 23723-23743.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10231-x> (in English)

Надійшла до редколегії: 19.08.2025

Прийнята до друку: 22.12.2025