

# Розпізнавання безпілотних літальних апаратів типу Shahed-136 по акустичній сигнатурі

<https://doi.org/10.31713/MCIT.2023.077>

Олексій Сечко

Кафедра спеціалізованих комп'ютерних систем  
Національний університет «Львівська політехніка»  
м. Львів, Україна  
[sechko.a@gmail.com](mailto:sechko.a@gmail.com)

Антон Кіцера

Кафедра спеціалізованих комп'ютерних систем  
Національний університет «Львівська політехніка»  
м. Львів, Україна  
[antonkitsera@gmail.com](mailto:antonkitsera@gmail.com)

Роман Кочан

Кафедра спеціалізованих комп'ютерних систем  
Національного університету «Львівська політехніка»  
м. Львів, Україна  
[roman.v.kochan@lpnu.ua](mailto:roman.v.kochan@lpnu.ua)

*Анотація*—В дослідженні розглядається розробка конволюційної нейронної мережі для виявлення та класифікації типів літальних апаратів. З урахуванням зростаючого використання безпілотних літальних апаратів, створення ефективних систем виявлення стає все більш критичним. Дослідження включає опис та процес створення та навчання нейронної мережі, підготовка датасету для навчання. Основний акцент зроблено на розробці та тестуванні нейронної мережі для класифікації звуків.

**Ключові слова**—дрони-камікадзе; акустичні сенсори; розпізнавання звуків; штучні нейронні мережі.

## I. ВСТУП

### 1.1. Актуальність теми

Виявлення та розпізнавання літальних апаратів є необхідним етапом захисту від засобів повітряного нападу. Війни сучасності характеризуються широким використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА) як для розвідки, так і для безпосереднього враження. Дальність дії сучасних БПЛА лежить в межах від кілометрів – для виконання тактичних задач і до тисячі кілометрів – для виконання стратегічних. Традиційні засоби виявлення літальних апаратів, що базуються на мережі радіолокаційних станцій які забезпечують моніторинг повітряного простору, мають осередковий характер через малу дальність виявлення цілей типу БПЛА [1] і відносно малу їхню кількість [2–7]. Для підвищення спроможностей військ протиповітряної оборони з виявлення мало висотних цілей було розроблено систему «Звук» [8], що забезпечує виявлення повітряних цілей за аналізом акустичних сигналів, що генеруються їхніми двигунами. Ця система складається з множини мікрофонів розподілених по території України, що забезпечують моніторинг та аналіз акустичних сигналів, а результати передаються на командний пункт. Заявлена дальність виявлення крилатих ракет складає 7 км, а

БПЛА – 3 км. Недоліком системи є те, що її мікрофони є фактично детекторами наявності цілі в радіусі дії мікрофонів, тому похибка кожного мікрофону – рівна дальності його дії, що недостатньо для управління мобільними вогневими групами через малу ефективну дальність зенітних кулеметів якими вони озброєні.

Отже, актуальною є проблема розробки та впровадження точніших засобів виявлення і супроводження засобів повітряного нападу, особливо безпілотних літальних апаратів.

### 1.2. Завдання дослідження

Серед цілого спектру безпілотників, дрон типу Shahed-136 [9] виявився одним з найбільш затребуваних і потенційно небезпечних для України в умовах поточного конфлікту. Його висока маневреність, здатність долати великі відстані та висока маса бойової частини робить його загрозою для об'єктів атаки, що можуть бути розташовані на всій території України.

Основною ціллю цього дослідження є розробка ефективного методу розпізнавання дронів типу Shahed-136 на основі їх акустичної сигнатури. Цей метод планується впровадити в акустичну систему виявлення дронів, що розробляється на кафедрі спеціалізованих комп'ютерних систем Національного університету «Львівська політехніка» [10].

## II. АКУСТИЧНА РОЗПІЗНАВАЛЬНА СИСТЕМА

Акустична розпізнавальна система, заснована на принципах машинного навчання (ML), є сучасним інструментом для автоматичного виявлення, аналізу та класифікації звукових сигналів. Ці системи можуть виявляти та відрізняти різноманітні джерела звуку, включаючи, наприклад, голоси, музичні інструменти, звуки природи, транспортні засоби, а також специфічні звуки, такі як акустичні сигнатури безпілотних літальних апаратів.

Основні компоненти та характеристики:

- Сенсори: мікрофони для збору акустичних даних з оточуючого середовища.
- Попередня обробка: Процедури фільтрації та підсилення звуку для підготовки даних до аналізу.
- Виділення ознак: Виділення ключових характеристик звукового сигналу, таких як спектральні компоненти, часові характеристики тощо.
- Моделі машинного навчання: Використання алгоритмів машинного навчання, таких як нейронні мережі, опорні вектори машин та інші, для класифікації акустичних сигнатур на основі навчального набору даних.
- Навчальний набір даних: Зібрані та марковані акустичні записи, які використовуються для тренування моделі ML.
- Реальний час: Більшість сучасних акустичних розпізнавальних систем може працювати в реальному часі, швидко виявляючи та класифікуючи вхідні звукові сигнали.
- Інтеграція: Можливість інтеграції з іншими системами безпеки, такими як радіолокаційні системи, системи відеоспостереження тощо.

Використання машинного навчання в акустичних розпізнавальних системах відкриває широкі можливості для підвищення точності та швидкості розпізнавання звуків, що робить цю технологію надзвичайно актуальною в різних сферах застосування.

### III. РОЗРОБКА ТА ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

#### 3.1. Опис нейронної мережі

Розроблена нейронна мережа базується на архітектурі глибокого навчання та оптимізована для аналізу акустичних сигнатур. Вона складається з декількох шарів, які відповідають за виявлення ключових особливостей звукових хвиль. Завдяки тренуванню на підготовленому наборі даних, мережа здатна розрізняти сигнатури різних літальних апаратів, зокрема типу Shahed-136.

#### 3.2. Підготовка набору

Підготовка даних є головним етапом у будь-якому процесі машинного навчання. Починаючи зі збору даних, було отримано множину вхідних даних з різноманітних джерел, включаючи записи звуків. Забезпечення якості даних було наступним кроком: важливо, щоб дані були достатньо репрезентативними, збалансованими, записаними при різних умовах.

Процес очищення даних включав в себе видалення зайвих артефактів, корекцію помилок та заповнення відсутніх значень. Після цього дані було трансформовано: проведено нормалізацію, стандартизацію та кодування категоріальних даних.

Витягування ознак дозволило виділити ключові характеристики звукових записів, такі як спектрограми або MFCC [11].

Розділення даних на навчальний, валідаційний та тестовий набори допомогло забезпечити коректність подальшого навчання моделі. Щоб збільшити різноманітність даних та підвищити їхню якість, було застосовано аугментацію. Така детальна підготовка даних забезпечує найкращі умови для навчання ефективної моделі нейронної мережі.

Конволюційна нейронна мережа (CNN) [12] складається з двох шарів глибинної роздільної конволюції (Depthwise Separable Conv2D) з 8 фільтрами та активацією ReLU, розташованих між двома шарами максимального пулінгу. Після цього йде шар "Flatten", який перетворює багатовимірну матрицю в одновимірний масив. Далі йдуть два повноз'язних шари: перший з 8 нейронами і ReLU активацією, а другий з одним нейроном і сигмоїдною активацією для бінарної класифікації. Модель оптимізована для ефективного використання ресурсів та параметрів.

Дана версія нейронної мережі навчалась лише 10 епох на близько 9000 прикладах. Де близько 1000 є записами роботи двигуна та прольоту Шахіду, та інші 8000 звуки міста, лісу та інше.

#### 3.3. Тестування розробленої мережі

Після завершення процесу навчання розробленої нейронної мережі було проведено її тестування на окремому тестовому наборі даних. Цей етап є критично важливим для оцінки реальної ефективності моделі та її здатності генералізувати навчання на нових даних. Для візуалізації результатів тестування було створено графіки:

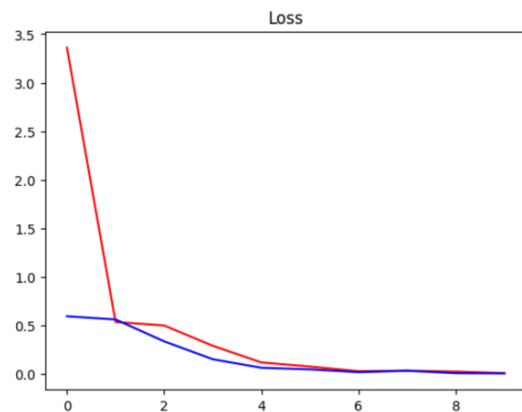


Рисунок 1. Відображає динаміку зміни функції втрат (Loss) протягом навчання

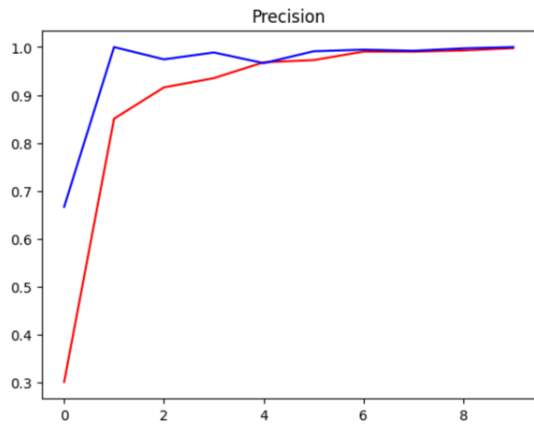


Рисунок 2. Показує точність моделі (Precision), яка характеризує відсоток правильно розпізнаних позитивних випадків від загальної кількості позитивних прогнозів

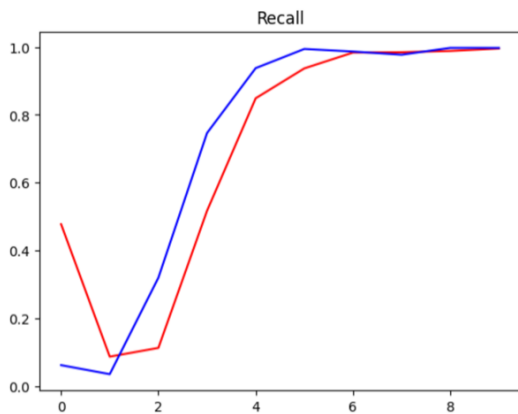


Рисунок 3. Відображає показник повноти (Recall), що демонструє відсоток правильно розпізнаних позитивних випадків від усіх дійсно позитивних випадків

На рисунку 1 ми бачимо відношення Loss або ж «навчальна втрата» між тренувальним (червоний) та валідаційним (синій) сетами. Якщо ці два показники зменшуються та йдуть до 0 – це означає, що навчання є ефективним. Якщо одна з ліній йде до 0, а інша росте – це може свідчити про «перенавчання» або «недонавчання».

На рисунку 2 ми бачимо відношення Precision або ж «точність» між тренувальними (червоний) та валідаційним (синій) сетами. Для зменшення помилково позитивних результатів потрібно зосередитись на максимальній точності. В даному випадку, точність прямує до 1, що означає ефективне навчання.

На рисунку 3 ми бачимо відношення Recall або «відгук» між тренувальними (червоний) та валідаційним (синій) сетами. Відгук - це міра того, наскільки багато із реальних позитивних випадків було правильно ідентифіковано моделлю. В даному випадку, відгук прямує до 1, що означає мінімальну кількість некоректно ідентифікованих даних.

Аналіз цих графіків допомагає оцінити якість розробленої моделі та визначити потенційні напрямки її оптимізації.

Перевірка розробленої нейронної мережі на звукових файлах які не використовувались в процесі навчання моделі. Даний звуковий файл є звуком Шахиду без фільтрів, наближено до реальних умов.

```
[17]: yhat_test = [1 if prediction > 0.5 else 0 for prediction in yhat]
      print(yhat_test)
      yhat
      [1, 1]
[17]: array([[0.9999991 ],
            [0.99944603]], dtype=float32)
```

Рисунок 4. Приклад запуску моделі на записі Шахиду

На рисунку 4 ми бачимо результат роботи моделі нейронної мережі на звуку, який не приймав участь в навчанні. Відсоток що звук на 2 записах є роботою двигуна Шахиду - 99%. На даному записі добре чути проліт дрону.

Для демонстрації роботи моделі на інших звуках, взятий запис роботи двигуна та вихлопу звичайного мотоциклу, без використання фільтрів для наближення до реального використання.

```
yhat_test = [1 if prediction > 0.5 else 0 for prediction in yhat]
print(yhat_test)
yhat
[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
array([[5.37481060e-10],
       [3.17109006e-08],
       [7.68815457e-22],
       [1.00966535e-11],
       [7.16951672e-13],
       [5.79267808e-13],
       [1.84822042e-08],
       [5.49940253e-03],
       [4.73691521e-14],
       [5.26187133e-14],
       [2.41003733e-08],
       [3.26749841e-07]], dtype=float32)
```

Рисунок 5. Приклад запуску моделі на записі мотоциклу

На рисунку 5 ми бачимо результат запуску мережі на записі, де присутній звук роботи двигуна мотоциклу та вихлопної системи. Запис має довжину близько 1хв, то ж для зручності вже поділили на менші відрізки. Отже нейрона мережа визначила відсоток того, що на записі присутній Шахид – мінімальний.

#### IV. ВИСНОВКИ

Розроблена нейронна мережа виявилася ефективним інструментом у задачах класифікації акустичних сигнатур літального апарату типу Shahed-136. Після ряду тренувань та оптимізації, мережа показала високу точність розпізнавання, що забезпечує надійність її результатів. Це важливо, особливо в умовах, коли швидке та точне розпізнавання може бути критично важливим для безпеки.

Додатково, завдяки її адаптивності та гнучкості, ця нейронна мережа може бути інтегрована безпосередньо на сенсори виявлення. Така інтеграція забезпечує оперативну реакцію на потенційні загрози та дозволяє системам оборони вчасно реагувати на зближення або проникнення літальних апаратів у критичні зони. Враховуючи потенціал та можливості цієї нейронної мережі, вона може стати ключовим компонентом у сучасних системах повітряної оборони.

Враховуючи успішність розробленої нейронної мережі, ми бачимо великий потенціал для її подальшого вдосконалення та адаптації до різних умов роботи. Особливо цікавими є дослідження її ефективності у взаємодії з іншими системами розпізнавання. Також важливо розширити діапазон розпізнаваних акустичних сигнатур, включаючи нові типи дронів та літальних апаратів.

### ЛІТЕРАТУРА

- [1] Климченко В.Й., Дончак Д.А., Донченко М.М., Тютюнник В.О. Проблеми набуття спроможностей радіотехнічних військ з розвідки перспективних засобів повітряного нападу. Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України. 2021. Вип. 3(44). С. 108–115.
- [2] “Радіотехнічні війська України.” [https://profilbaru.com/uk/Радіотехнічні\\_війська\\_України](https://profilbaru.com/uk/Радіотехнічні_війська_України). [Accessed: October 16, 2023].
- [3] “14-та радіотехнічна бригада (Україна).” [Online]. Available: [https://profilbaru.com/uk/14-та\\_радіотехнічна\\_бригада\\_Україна#Структура](https://profilbaru.com/uk/14-та_радіотехнічна_бригада_Україна#Структура). [Accessed: October 16, 2023].
- [4] “138-ма радіотехнічна бригада (Україна).” [Online]. Available: [https://profilbaru.com/uk/138-ма\\_радіотехнічна\\_бригада\\_Україна#Структура](https://profilbaru.com/uk/138-ма_радіотехнічна_бригада_Україна#Структура). [Accessed: October 16, 2023].
- [5] “164-та радіотехнічна бригада (Україна).” [Online]. Available: [https://profilbaru.com/uk/164-та\\_радіотехнічна\\_бригада\\_Україна#Структура](https://profilbaru.com/uk/164-та_радіотехнічна_бригада_Україна#Структура). [Accessed: October 16, 2023].
- [6] “1-ша радіотехнічна бригада (Україна).” [Online]. Available: [https://profilbaru.com/uk/1-ша\\_радіотехнічна\\_бригада\\_Україна](https://profilbaru.com/uk/1-ша_радіотехнічна_бригада_Україна). [Accessed: October 16, 2023].
- [7] Худов Г.В., Бакуменко Б.В., Боровий В.І. та ін. Тактика радіотехнічних військ: навчальний посібник. Харків: ХНУПС, 2018. 240 с.
- [8] “Айтишники, які нині служать у ЗСУ, створили систему «Звук» для виявлення російських дронів і ракет. Як це працює.” [Online]. Available: <https://dev.ua/news/antydrone-1674209666>. [Accessed: October 16, 2023].
- [9] “Росіяни атакують міста дронами "Герань-2": що це таке і як збити безпілотною (фото).” [Online]. Available: <https://focus.ua/uk/voennoye-novosti/533239-rossiyane-atakuyut-goroda-dronami-geran-2-cto-eto-takoe-i-kak-sbit-bespilotnik-foto>. [Accessed: October 16, 2023].
- [10] Р. В. Кочан, Н. Є. Гоц, Л. Д. Озірковський та ін. Концепція акустичної системи виявлення дронів. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ: Тези доповідей Міжнародної науково-технічної конференції (Львів, 17 – 18 травня 2023 р.). Львів: НАСВ, 2023. С. 77–78.
- [11] “Intuitive understanding of MFCCs. The mel frequency cepstral coefficients...” [Online]. Available: <https://medium.com/@derutyvsl/intuitive-understanding-of-mfccs-836d36a1f779>. [Accessed: October 16, 2023].
- [12] “CNNs for Audio Classification. A primer in deep learning for audio...” [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/cnns-for-audio-classification-6244954665ab>. [Accessed: October 16, 2023].