

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ВАСИЛЯ СТУСА

ВАРЕР БОРИС ЮХИМОВИЧ

Допускається до захисту:
в.о. завідувача кафедри
прикладної математики

_____ О. С. Ветров
«___» _____ 2022 року

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ВОГНЕПАЛЬНОЇ ЗБРОЇ ЗА АКУСТИЧНИМИ
СИГНАЛАМИ РОБОТИ ЇХ МЕХАНІЗМІВ
Спеціальність 113 Прикладна математика
Кваліфікаційна (магістерська) робота

Науковий керівник
Крикун І. Г., доцент кафедри
прикладної математики,
к. ф.-м. н., доцент

(підпис)

Оцінка: ____ / ____ / ____
(бали/за шкалою ECTS/за національною шкалою)

ГОЛОВА ЕК: _____
(підпис)

Вінниця 2022

АНОТАЦІЯ

Варер Б. Ю. Ідентифікація вогнепальної зброї за акустичними сигналами її механізмів. Спеціальність 113 «Прикладна математика», освітня програма «Прикладна математика».

Донецький національний університет імені Василя Стуса, Вінниця, 2022.

У кваліфікаційній (магістерській) роботі досліджено задачу ідентифікації вогнепальної зброї за звуками роботи її механізмів. Показаний підхід до вирішення такої задачі за допомогою машинного навчання. Встановлено ефективний метод ідентифікації типу операції, що здійснюється зі зброєю та порівняна точність декількох методів виділення ознак для такої ідентифікації.

Ключові слова: вогнепальна зброя, ідентифікація, класифікація, звук, акустика, машинне навчання

64 с., 4 табл., 13 рис., 1 дод., 24 джерела

ABSTRACT

Varer B. Identification of firearms by the acoustic signals of their mechanisms. Specialty 113 “Applied mathematics”, programme “Applied mathematics”.

Vasyl’ Stus Donetsk National University, Vinnytsia, 2022.

The master work researches the problem of firearm identification based on the sound of their mechanisms. It proves the possibility to use the acoustic signals of firearms in forensic identification. The effective method of such identification is developed using Machine Learning approach. Several feature extraction methods are compared for the problem of identification of firearms operations.

Keywords: firearms, identification, classification, sound, acoustic, machine learning

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| ВСТУП | 3 |
| РОЗДІЛ 1. ІДЕНТИФІКАЦІЯ ВОГНЕПАЛЬНОЇ ЗБРОЇ | 6 |
| 1.1 Фіксація відео- та аудіо матеріалів у криміналістиці | 6 |
| 1.2 Методи ідентифікації зброї за акустичними сигналами | 10 |
| 1.3 Перетворення Фур'є | 13 |
| 1.4 Швидке перетворення Фур'є | 15 |
| РОЗДІЛ 2. МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ | 17 |
| 2.1 Дані, використені в дослідженні | 17 |
| 2.2 Машинне навчання | 26 |
| 2.3 Виділення ознак з сигналів | 30 |
| 2.4 Оцінка точності отриманої моделі | 35 |
| РОЗДІЛ 3. ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК | 38 |
| 3.1 Загальні підходи до виділення ознак | 38 |
| 3.2 Обрані підходи до виділення ознак | 41 |
| 3.3 Результати порівняння методів виділення ознак | 44 |
| ВИСНОВКИ | 45 |
| СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ | 50 |
| ДОДАТКИ | 54 |

ВСТУП

В процесі технологічного розвитку, з'являється все більше різноманітних пристроїв фіксації подій довклоишнього середовища, серед яких - камери відеоспостереження. З плином часу такі камери стають більш продвинутими, забезпечують якіснішу картинку, дешевшають. Нині більшість людей у розвинених країнах мають високоякісну камеру у власному мобільному пристрої. Збільшення кількості різних записуючих пристроїв призвело до зростання кількості відео- та аудіозаписів у роботі поліції.

Метою криміналістичного розслідування є визначення того, чи є фіксований об'єкт вогнепальною зброєю, визначення її моделі, калібра тощо. У випадках ідентифікації вогнепальної зброї результати візуального аналізу (аналізу відео або зображень) можуть бути менш ефективними через малі розміри об'єкта та розташування камери відносно нього. Напроти, положення мікрофона мало впливає на якість запису звуків, що видаються зброєю під час її роботи. Акустичні докази у поєднанні із зовнішніми балістичними розрахунками також можуть допомогти визначити відстань стрільця та його положення. [16]

Збільшення кількості відео- та аудіодоказів з місць злочину дає слідчим більше корисної інформації, що може допомогти у розслідуванні. У деяких випадках поліція може отримати аудіозаписи операцій зі зброєю з місця злочину. Аналіз цих записів

може надати слідчим інформацію про тип дій, що виконувались із вогнепальною зброєю та порядок цих дій. Ця інформація може бути важливою для кращого розуміння того, що сталося на місці злочину.

Аналіз і класифікацію акустичних сигналів можна проводити за допомогою різних методів, зокрема з використанням машинного навчання. Вибір методу виділення ознак з акустичного сигналу має великий вплив на ефективність моделі класифікації. У роботі розглядаються різні методи розробки ознак, які можна застосувати до коротких акустичних сигналів роботи механізмів вогнепальної зброї. Порівняно ефективність методів з різними параметрами, оскільки значення параметрів кожного методу можуть впливати на результат класифікації.

Метою даного дослідження є розробка методу ідентифікації вогнепальної зброї за акустичними сигналами роботи її механізмів, який буде досить точним для практичного використання у криміналістичних розслідуваннях.

Об'єктом дослідження є ідентифікація вогнепальної зброї.

Предметом дослідження є ідентифікація вогнепальної зброї за акустичними сигналами її механізмів.

Завдання дослідження:

- Дослідити відомі методи аналізу акустичних сигналів
- Сформулювати задачу ідентифікації вогнепальної зброї за акус-

тичними сигналами роботи її механізмів як задачу машинного навчання

- Порівняти ефективність методів виділення ознак з акустичних сигналів для цієї задачі
- Покращити точність методу, що був розроблений у попередній роботі
- Реалізувати метод у вигляді програми

Апробація результатів дослідження.

Основні результати, отримані в магістерській роботі, були опубліковані у статті в закордонному фаховому виданні [7] та доповідались на міжнародних конференціях, що проводились за кордоном [21], [23]

Структура магістерської роботи.

Магістерська робота складається із вступу, трьох розділів, в першому з яких наводяться теоретичні відомості щодо підходів до ідентифікації вогнепальної зброї, в другому описується метод застосування машинного навчання для ідентифікації вогнепальної зброї, що досліджувався в даній роботі, а в третьому розділі порівнюється ефективність різних підходів до побудування моделей машинного навчання для вирішення задачі ідентифікації вогнепальної зброї за акустичними сигналами роботи її механізмів. Загальний обсяг роботи: 64 сторінки, основний обсяг роботи: 50 сторінок

РОЗДІЛ 1

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ВОГНЕПАЛЬНОЇ ЗБРОЇ

1.1. Фіксація відео- та аудіо матеріалів у криміналістиці

Криміналістична фоноскопія — галузь криміналістичної техніки, яка отримала детальну процесуальну регламентацію у 1971 році і з того часу накопичує та вивчає мовленнєву та звукову інформацію. [24] Фоноскопія звуків, котрі видають різні види вогнепальної зброї – відносно нова галузь криміналістики, що стрімко розвивається.

Фіксація та подальша ідентифікація акустичних сигналів значно спрощує роботу слідчих, збільшує ефективність розшуково-оперативної діяльності, може застосовуватись для запобігання скоєнню злочинів та як елемент доказової бази.

Технологічні розробки останнього десятиліття представили безліч різних пристроїв запису, серед яких є камери відеоспостереження. Ці камери з часом подешевшали і стали забезпечувати якісну картинку. Крім того, багато людей використовують мобільні пристрої, які мають високоякісні камери та мікрофони. Збільшення кількості різних записуючих пристроїв призвело до зростання кількості відео- та аудіозаписів у роботі поліції.

Так, за даними Експертної служби МВС України, у 2011-2015

роках кількість виконаних судових експертиз відео- та звукозапису збільшилася на 13,5%, а кількість об'єктів досліджень за той самий час - на 69,6%. [24]

Аналіз відео- та зображувальних доказів добре вивчений та корисний у випадках ідентифікації людей або транспортних засобів. Матеріали відео- та звукозапису можуть зберігати результат певних слідчих дій (допит, прослуховування, тощо), чи містити записи подій з місця скоєння злочину, використовуватись для ідентифікації особи за зовнішністю і/або голосом та визначення, які фрази в розмові належать саме їй.

Наразі, голос конкретної людини та його різноманітні функціональні властивості (наприклад, частота, тембр, інтонації, інтенсивність) є об'єктами досліджень і дозволяють встановити:

1. Особу мовця
2. Відомості про стан мовця
3. Інформацію про звукове середовище (акустичні характеристики звуків, безпосередньо пов'язаних із об'єктом кримінологічного розслідування). [3]

Через відмінності розмірів, форм та будови мовленнєвого апарату і органів дихання, сукупності фізичних характеристик звуку голосу конкретної людини є абсолютно індивідуальним, подібно до відбитків пальців. Також неабияку цікавість складають такі мовні особливості, як акценти та манера говоріння. Змінити їх

майже неможливо - остаточне формування відбувається приблизно між 18 та 20 роком життя. [24]

Подібно, звуки, які виробляє зброя, унікальні в залежності від системи, рівня зносу механізму та особливостей конструкції. Наприклад, порівняння осцилограм звуку перезаряджання напівавтоматичної гвинтівки *Beryl S 223* після 50 і 20050 пострілів показало суттєву різницю в акустичних та часових характеристиках, зумовлену зміною рівня зносу взаємодіючих поверхонь та опору руху відповідно. Так, після 50 пострілів механізм генерує значно більшу кількість шуму під час фази удару затворної планки об упор приклада та тримач трубки, ніж після 20050. [9]

На основі даного дослідження робимо висновок, що акустичні характеристики механічних сигналів вогнепальної зброї залежать від рівня зносу та часу експлуатації і є суто індивідуальними для кожного механізму. З одного боку, цей факт суттєво ускладнює процес навчання алгоритму машинного навчання, але з іншого, при достатній кількості прикладів для порівняння, дає змогу ідентифікувати стан зброї та, відповідно, рівень небезпеки, який вона становить. У 2022 році Саймон Рапоні опублікував дослідження, в якому представив нову техніку ідентифікації категорії, калібру і моделі зброї, досягаючи точності понад 90%. За приклади для навчання нейромережі було взято 3655 зразків, витягнутих з роликів на YouTube. [18]

Перевагою фоноскопії є те, що положення мікрофона, порівняно

з камерою, мало впливає на якість запису матеріалу, в т. ч. тих, що видаються зброєю під час її роботи. Аналіз звуків роботи вогнепальної зброї може допомогти визначити модель, позицію стрілка та навіть технічний стан механізму. Метод розпізнавання образів може ґрунтуватися на органолептичному підході або комп'ютерному вилученні особливостей форм хвиль від певного джерела і подальшому порівнянні цих особливостей з тими, що прогножуються для можливих джерел з використанням теоретично та експериментально визначених моделей джерел та калібрувальних досліджень [19]. Аналіз саме механічних звуків механізму вогнепальної зброї дає більшу перевагу при запобіганні актам насильства, порівняно з аналізом безпосередньо звуку пострілу, тобто, коли гіпотетичний злочин вже вчинено.

Незважаючи на те, що звукові записи використовуються для судових розслідувань, науковий метод застосування аналізу акустичних сигналів вогнепальної зброї розроблений недостатньо. [7] Органолептичний (слуховий) метод аналізу, що наразі є найбільш поширеним в криміналістиці [24], не виключає суб'єктивності експерта. Натомість, цифрові засоби аналізу даних дозволяють уникнути помилок людського фактору, є абсолютно безпристрасними та мають точність понад 90%. [18]

1.2. Методи ідентифікації зброї за акустичними сигналами

Методи аналізу звуку для, зокрема, ідентифікації зброї можна поділити на наступні категорії:

Експертні методи порівняння та ідентифікації

До цієї категорії належать методи, які потребують наявності експерта - тобто людини, що має навички, необхідні для того, щоб зробити висновки щодо аналізованого звуку. До них можна віднести аналіз звуку на слух або візуальний аналіз спектра звуку. У першому методі експерт прослуховує звук, що аналізується та робить висновки спираючись на своє суб'єктивне сприйняття звуку. Через це метод не є досить об'єктивним, через що представлені ним результати проблематично використовувати у судових свідченнях. Також до недоліків обидвох методів є те, що вони потребують тривалої підготовки експертів. У другому методі експерт також порівнює звуки, але не прослуховуючи їх, а порівнюючи їхні спектри, тобто візуальне представлення звуку

Автоматичні методи

Автоматичні методи аналізу та ідентифікації звукових сигналів не потребують участі людини під час їх застосування та мають статистично обґрунтовану точність, завдяки чому є більш об'єктивними ніж методи з першої категорії. Деякі з таких методів можуть також дати обґрунтування зробленим за їх допомогою висновкам

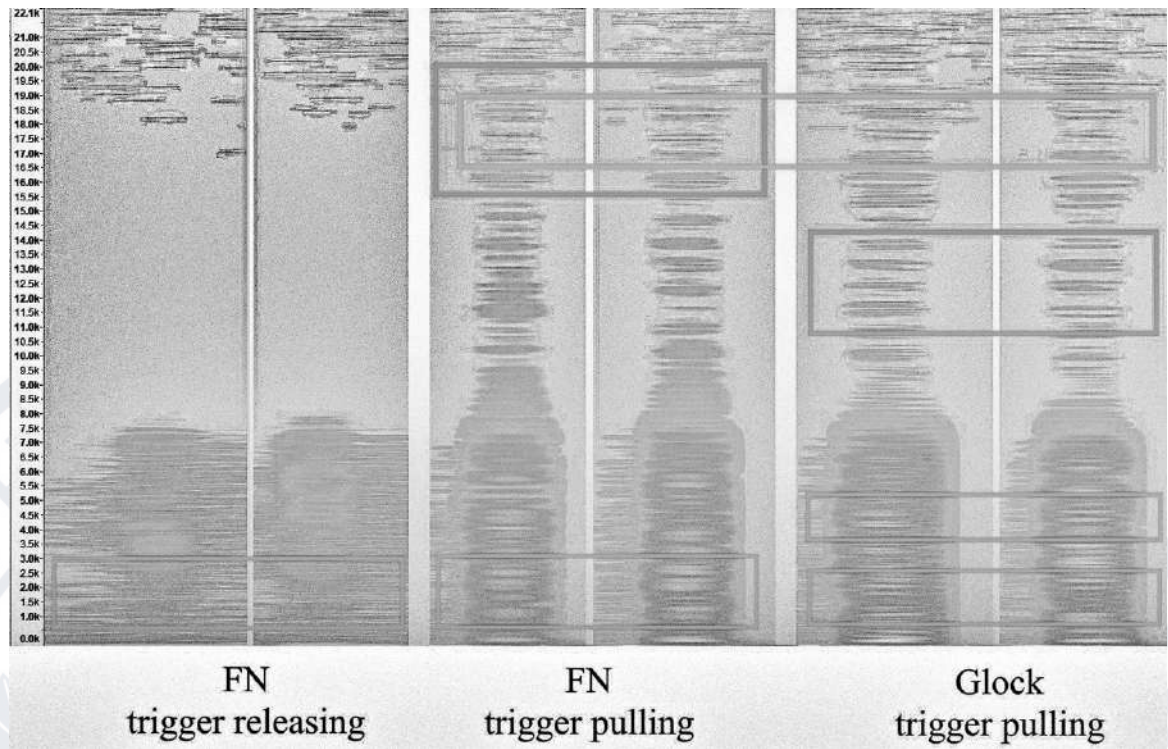


Рис. 1.1 – Порівняння сигналів різних операцій та зброї [7] у зрозумілій для людини формі [17]. До категорії автоматичних методів належить машинне навчання.

Машинне навчання є одним з найкращих підходів до аналізу великих масивів даних, коли зв'язки між параметрами незрозумілі або невідомі. Машинне навчання може бути використано зокрема для вирішення задач класифікації. Для цього алгоритм навчання з вчителем будує математичну модель на основі наборів «тренувальних даних» — даних, що представляють деякі категорії відомих процесів, об'єктів тощо. За допомогою цієї моделі невідомий набір даних можна віднести до однієї з груп, представлених «тренувальними даних». Чим більше тренувальних даних для кожної категорії, тим більш репрезентативною та наближеною до реальності буде модель. Результат застосування моделі, побудованої за допомогою

машинного навчання, дасть «прогноз» належності до категорії та обчислену статистичну ймовірність цього прогнозу.

У даній роботі, тренувальні дані — це записані аудіосигнали відомої зброї під час виконання відомих механічних операцій. В якості даних ”перевірки” або ”тесту” записуються інші відомі звуки, які використовуються для вивчення алгоритму класифікації. У цьому дослідженні категоріями є конструкції зброї та тип сигналів (дія механізму, який подавав звуковий сигнал). Категорії можна вибрати різними способами, наприклад:

1. окрема категорія для кожного типу сигналу для кожної конструкції зброї;
2. тип сигналу (без поділу на скорочення зброї);
3. конструкція зброї (без поділу на тип сигналу);
4. група сигналів, які мають деяку схожість, навіть якщо вони подаються різними конструкціями зброї або різними діями.

Важливим етапом у розробці моделі машинного навчання є розробка алгоритмів виділення ознак (англ. feature engineering) - числових параметрів, зважаючи на котрі модель буде робити висновки щодо аналізованих даних. Від якості розроблених ознак буде напряду залежати якість отриманої моделі. Для аналізу звука широковикористованою ознакою є форма спектру звукового сигналу, отримана за допомогою перетворення Фур'є.

1.3. Перетворення Фур'є

Рядом Фур'є (тригонометричним рядом) називається ряд вигляду

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi nx}{L}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi nx}{L}\right) \right) \quad (1.1)$$

Дослідженням того, як загальні функції можна розкласти на тригонометричні або експоненційні функції з певними частотами займається *аналіз Фур'є*. Однією з важливих теорем цього аналізу є теорема Діріхле, яке свідчить про те, що досить широкий клас функцій можна розкласти в ряд Фур'є. [14]

Із залученням апарату комплексного аналізу, ряд Фур'є можна також представити в експоненційній формі [14]:

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n e^{\frac{i2\pi nx}{L}} \quad (1.2)$$

де

$$C_n = \frac{1}{L} \int_0^L f(x) e^{-\frac{2\pi nx}{L}} dx \quad (1.3)$$

За теоремою, розклад у ряди Фур'є є допустимим лише для періодичних функцій. Для того щоб обійти це обмеження, розглянемо довільну функцію $f(x)$ та вважатимемо її періодичною з періодом $L \rightarrow \infty$. Маємо:

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n e^{\frac{i2\pi nx}{L}} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \left(\frac{1}{L} \int_{-L/2}^{L/2} f(x) e^{-\frac{2\pi nx}{L}} dx \right) e^{\frac{i2\pi nx}{L}}$$

Визначимо $k = \frac{2\pi n}{L}$. Тоді для послідовних значень n маємо, що $k_{n+1} - k_n = \Delta k = \frac{2\pi}{L}$. Тоді

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n e^{\frac{ik_n x}{L}} \cdot 1 = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n e^{\frac{ik_n x}{L}} \cdot \left(\frac{L}{2\pi} \Delta k \right)$$

Враховуючи, що $L \rightarrow \infty \Rightarrow \Delta k \rightarrow 0$:

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n e^{\frac{ik_n x}{L}} \cdot \left(\frac{L}{2\pi} \Delta k \right) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{L}{2\pi} C_n \right) e^{\frac{ik_n x}{L}} dk$$

де

$$C_n = \frac{1}{L} \int_0^L f(x) e^{-\frac{2\pi n x}{L}} dx$$

Отже, маємо:

$$f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} C(k) e^{\frac{ikx}{L}} dk \quad (1.4)$$

де

$$C(k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-\frac{ikx}{L}} dx \quad (1.5)$$

Функція $C(k)$ з формули 1.5 називається *перетворенням Фур'є* функції $f(x)$.

1.4. Швидке перетворення Фур'є

На практиці для обрахування перетворення Фур'є використовується алгоритм, відомий як швидке перетворення Фур'є (ШПФ). Він був описаний в класичній роботі Дж. Кулі і Дж. Т'юкі в 1965 році [5], але насправді ідею можна простежити до неопублікованої роботи Гауса в 1805 році.

Цей алгоритм відноситься до категорії алгоритмів “розділяй та володарюй” (англ. “divide and conquer”), який рекурсивно розбиває ДПФ на менші ДПФ, щоб мінімізувати обчислення. Як результат, він успішно зменшує асимптотичну складність ДПФ від $O(n^2)$ до $O(n \log n)$.

Це скорочення часу обчислень є значним особливо для даних з великим n , отже, завдяки йому ШПФ широко використовується в техніці, науці та математиці і тому алгоритм ШПФ входить у 10 найкращих алгоритмів 20 століття за версією журналу *Computing in Science & Engineering* [6].

Listing 1 – Реалізація алгоритму швидкого перетворення Фур'є мовою Python [10]

```
def fft(f):  
    exp = cmath.exp  
    pi = cmath.pi  
    def fft_dfs(f, k, w, wk):  
        N = len(f)  
        if N==1:  
            return [f[0], f[0]]  
        w2 = w**2  
        wk2 = wk**2  
        U = fft_dfs(f[0:N:2], k, w2, wk2)  
        V = fft_dfs(f[1:N:2], k, w2, wk2)  
        return [U[0] + V[0]*wk, U[0] - V[0]*wk]  
    N = len(f)  
    F = [0.0] * N  
    w = exp(-2j*pi/N)  
    for k in range(N/2):  
        F[k], F[k+N/2] = fft_dfs(f, k, w, w**k)  
    for k in range(N):  
        F[k] /= N  
    return F
```

РОЗДІЛ 2

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ

2.1. Дані, використені в дослідженні

Коротка характеристика вогнепальної зброї, що використовувалася під час експерименту:

1. Glock 17/19
2. Browning High Power
3. IWI Jericho 941
4. Beretta M1951

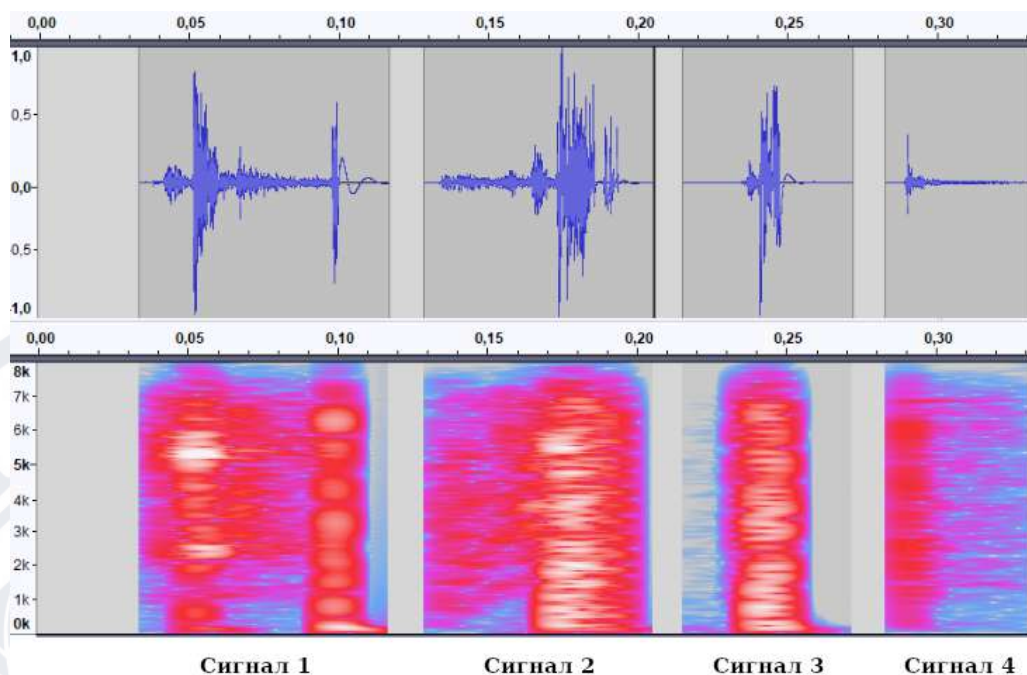


Рис. 2.1 – Приклади сигналів звуків роботи механізмів зброї.
Зверху представлені сигнали у часовому домені. Знизу - у частотному домені

Glock 17/19

Класифікація: самозарядний пістолет куркового типу;

Країна-виробник: Австрія;

Розробник: Guston Glock;

Виробляється з 1982 року донині;

Маса: 0, 625 кг (без набоїв)

Принцип дії: віддача ствола при короткому ході.

Система живлення: 15+1, 17=1 або 33+1 патрон калібру 9 мм.

Початкова швидкість кулі: 375 м/с

Тип набоїв: 9x19 мм Парабелум

У повністю розібраному вигляді пістолет складається з 34 деталей.

На сьогодні, Glock 17/19 є одним з найпопулярніших пістолетів у



Рис. 2.2 – Glock 17

світі, а модель 17/19 прийнята на озброєння збройних сил Австрії, Норвегії, Швеції та інших країн НАТО. До 1992 року лише США закупили понад 250 000 зразків. Наразі Glock 17/19 стоїть на озброєнні правоохоронних підрозділів понад 30 країн, в т. ч. Німеччина, Великобританія, Чехія, Швейцарія, Франція, Нова Зеландія та ін.



Рис. 2.3 – Browning Hi-Power

Browning High Power

Класифікація: самозарядний пістолет куркового типу;

Країна походження: Бельгія;

Розробник: Д. Браунінг, Д. Сев;

Виробляється з 1935 року донині;

Маса: 0, 885 кг (без набоїв);

Принцип дії: віддача ствола при короткому ході;

Система живлення: магазин на 13 патронів (10 патронів для калібру .40);

Тип набоїв: 7,65×21 мм Парабеллум, 9x19 мм Парабелум, .40 S&W.

Варіанти модифікацій: Mark 1, Mark 1 Lightweight, Mark 2, Mark 3, HP-SFS, Rosario FM90, Rosario FM95, Rosario M02 AR, Rosario M03 AR.

Browning High Power (скорочено - "HP") - самозарядний пістолет, розроблений 1935 року Д. Браунінгом та Д. Севом. Принцип дії - схема замикання зі зчепленим затвором і коротким ходом стовбура. Розчеплення в даній моделі відбувається завдяки тому, що розташований в задній нижній частині ствола похилий виріз взаємодіє зі спеціальною деталлю у корпусі. В момент розчеплення ствол зупиняється, а затвор продовжує поступальний рух, екстрагує гільзу та завершує цикл перезарядки. З 1935 року всього виготовлено понад 1 млн. екземплярів. Перебував на озброєнні більш ніж 50 країн світу, в т. ч. Велика Британія, США, Канада.



Рис. 2.4 – IWI Jericho 941

IWI Jericho 941

Класифікація: самозарядний пістолет куркового типу;

Країна-виробник: Ізраїль;

Розробник: Israel Weapon Industries;

Виробляється з 1990 року донині;

Вага: 1.092 кг без набоїв;

Система живлення: магазин на 16 (9мм), 12 (.40), або 10 (.45) набоїв;

Тип набоїв: 9x19 мм Парабелум, 41 action Express, .40 S&W, 45 ACP;

Принцип дії: віддача ствола з коротким ходом;

IWI Jericho 941 був розроблений на основі чеського пістолета CZ 75, знаходиться на озброєнні поліції та спецпідрозділів поліції Ізраїля,

Грузії, Індії, Румунії, Сальвадора та ін. З 2009 р. дев'ятиміліметровий варіант IWI Jericho 941 виробляється в Україні компанією “Форт” під найменуванням “Форт-21.03”. В 2018 р. “Південна Залізниця” придбала принаймні 30 одиниць для оснащення залізничної служби воєнізованої охорони.





Рис. 2.5 – Beretta M1951

Beretta M1951

Класифікація: самозарядний пістолет куркового типу

Країна-виробник: Італія.

Розробник: Pietro Beretta Armi SpA

Виробляється: з 1951 - 1980 рр.

Вага: 0,870 кг без набоїв

Система живлення: магазин на 8 (9мм) набоїв (10 для M951R)

Тип набоїв: 9x19 мм Парабелум

Принцип дії: віддача ствола з коротким ходом

Початкова швидкість кулі: 360 м/с

Особливістю даної моделі пістолета є спусковий гачок із спусковою тягою та пружиною, що займає місце під стволом (на відміну від Walter P38, на базі якого виробляється Beretta 951 і який має дві

зворотні пружини з боків рамки). Перебуває на озброєнні збройних сил Італії, Ізраїлю, Єгипту, Колумбії та ін.



2.2. Машинне навчання

Машинне навчання (англ. *Machine Learning, ML*) — це галузь дослідження, присвячена розумінню та розробці методів, які «навчаються», тобто методів, які використовують дані для підвищення ефективності певного набору завдань. [13]

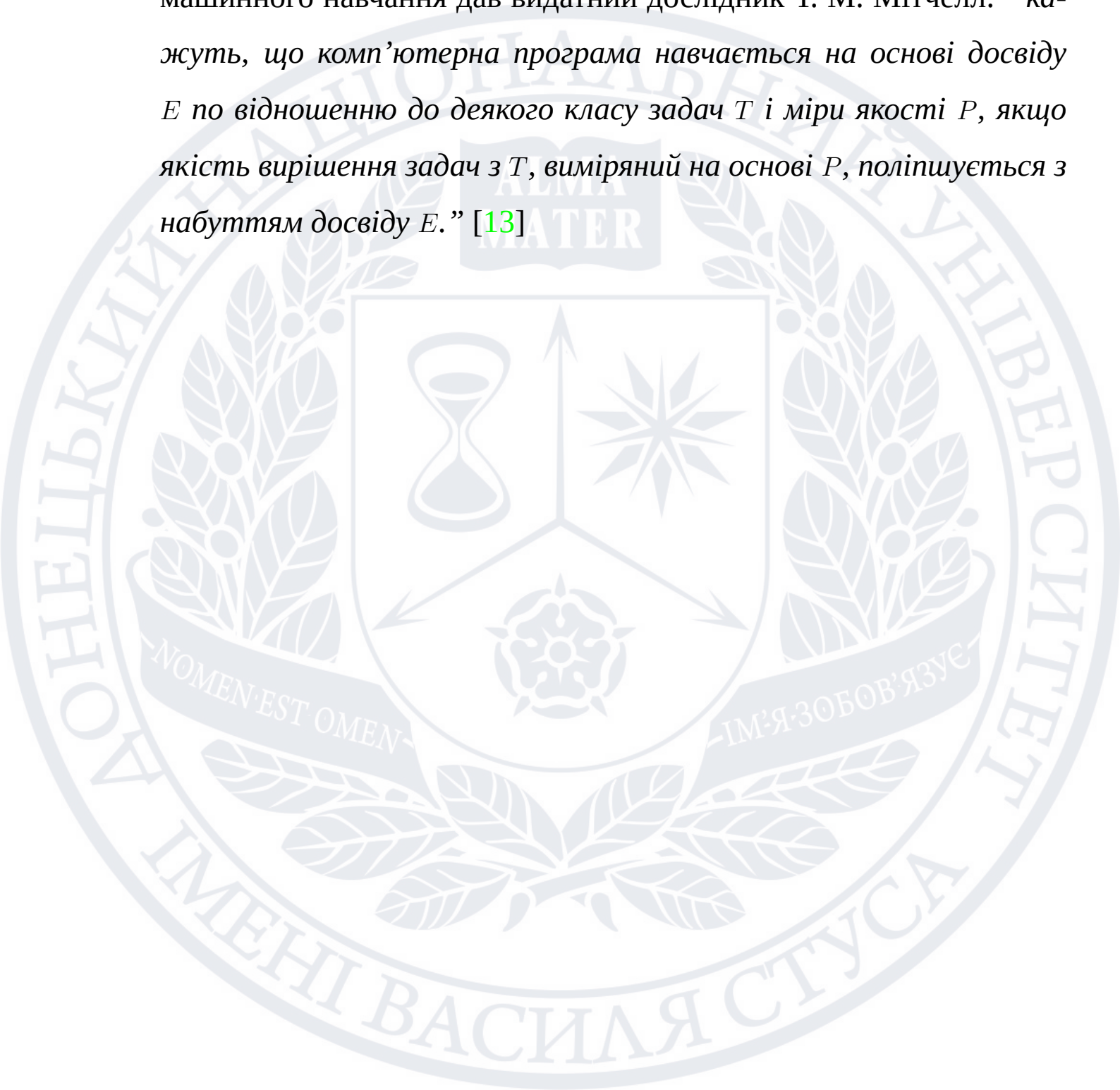
Машинне навчання розглядають як частину штучного інтелекту. Алгоритми машинного навчання створюють модель на основі вибіркового даних, відомих як навчальні дані, щоб робити прогнози чи приймати рішення без явного програмування для цього.

Алгоритми машинного навчання використовуються в широкому спектрі програм, таких як медицина, фільтрація електронної пошти, розпізнавання мовлення, сільське господарство та комп'ютерне зір, де важко або неможливо розробити звичайні алгоритми для виконання необхідних завдань. Підмножина машинного навчання тісно пов'язана з обчислювальною статистикою, яка зосереджується на прогнозуванні за допомогою комп'ютерів, але не все машинне навчання є статистичним навчанням. Вивчення математичної оптимізації надає методи, теорію та області застосування в галузі машинного навчання. Інтелектуальний аналіз даних є спорідненою галуззю дослідження, яка зосереджена на дослідницькому аналізі даних за допомогою неконтрольованого навчання.

Деякі реалізації машинного навчання використовують дані та нейронні мережі таким чином, щоб імітувати роботу біологічного

мозку.

Одне з поширених визначень терміну «навчання» в контексті машинного навчання дав видатний дослідник Т. М. Мітчелл: *”кажуть, що комп’ютерна програма навчається на основі досвіду E по відношенню до деякого класу задач T і міри якості P , якщо якість вирішення задач з T , вимірний на основі P , поліпшується з набуттям досвіду E .”* [13]



Алгоритми машинного навчання зазвичай поділяються на два основних типи. [15]

- навчання із вчителем (англ. *supervised learning*), мета алгоритмів якого полягає в тому, щоб навчитися відображенню від входів x (що називаються "ознаки", англ. *features*) до виходів y (що називаються "мітки", англ. *labels*), отриманих на вхід алгоритма як набір пар вводу-виводу:

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$$

де D називається навчальним (тренувальним) набором;

N - кількість навчальних прикладів.

- навчання без вчителя (англ. *unsupervised learning*) — на відміну від навчання із вчителем, алгоритм навчання отримує лише дані без міток

$$D = \{x_i\}_{i=1}^N$$

Метою навчання без вчителя є знайти "щось цікаве" у даних (структурні закономірності, кореляції, подібність між елементами тощо)

Однією з важливих вимог до моделі машинного навчання є *узагальненість*, тобто можливість застосування даної моделі до інших даних (які не входили в навчальний набір, але статистично належать до того ж самого розподілу) та отримання адекватних результатів. Про модель, яка недостатньо загальна та показує кращі результати на навчальних даних, ніж на інших наборах, кажуть, що

вона *перенавчилася* (англ. *overfit*). Якщо ж модель навпаки не містить достатньо ступнів свободи для вивчення тренувального набору даних, кажуть про *недонавчання* (англ. *underfitting*). У цьому сенсі, модель машинного навчання завжди мусить мати деякий баланс між точністю на навчальних даних та на інших вибірках. [2]



2.3. Виділення ознак з сигналів

У роботі був підготовлений та використаний набір даних, що складається з 540 записів зброї. Було використано по чотири екземпляра самозарядних пістолетів чотирьох різних конструкцій – *Glock 17/19*, *FN HP-35*, *Jericho 941 F* та *Beretta 951* (зображено на рис. 2.6) По три екземпляра були використані для створення набору навчальних даних (всього 60% від загальної кількості записів було використано для навчального набору) та один – для тестового набору.

Для кожної конструкції були проаналізовані наступні типи операцій:

1. удар затворної рами об корпус зброї при відтягуванні її в крайнє заднє положення
2. удар затворної рами об казенний зріз ствола чи деталі корпусу при поверненні в крайнє переднє положення
3. натискання спускового гачка і активація ударно-спускового механізму
4. відновлення кінетичного зв'язку між спусковою деталлю і шепталом, яка була розірвана роз'єднувачем після пострілу

Звукові сигнали для навчального та тестового набору даних були записані в звичайній робочій кімнаті (не в акустично ізольованій) за допомогою мікрофона ноутбука ASUS ZenBook. Кожен файл із записаними звуками було проаналізовано за допомогою



Рис. 2.6 – Екземпляри зброї, використані в дослідженні [7] спеціально підготовленої програми з метою виділення ознак (feature extraction) для машинного навчання.

Процедура feature extraction:

1. Програма шукала пік звуку для виділення фрагменту із операцією зі зброєю.
2. Коли пік був знайдений, брався деякий діапазон сигналу навколо нього (розмір та положення цього діапазону були обрані емпіричним шляхом після експериментального випробування різних значень).
3. З отриманих зрізів отримували ознаки у вигляді кепстральних коефіцієнтів (MFCC). Для розрахунку MFCC використовувався

програмний пакет Librosa [12] для аналізу музики та звуку.

Алгоритм машинного навчання був навчений на базі ознак, виділених із сигналів. На основі цієї навчальної моделі були розраховані прогнози категорій та ймовірності належності до них. Для кожного типу категорії була підготовлена окрема модель.

Для всіх розрахунків у цьому дослідженні було обрано два популярні алгоритми машинного навчання: лінійний дискримінантний аналіз (LDA) та Extreme Gradient Boosting (XGBoost) [4]. Модель на основі XGBoost показала кращі результати

Listing 2 – Процедури виділення ознак із MFCC (feature extraction)

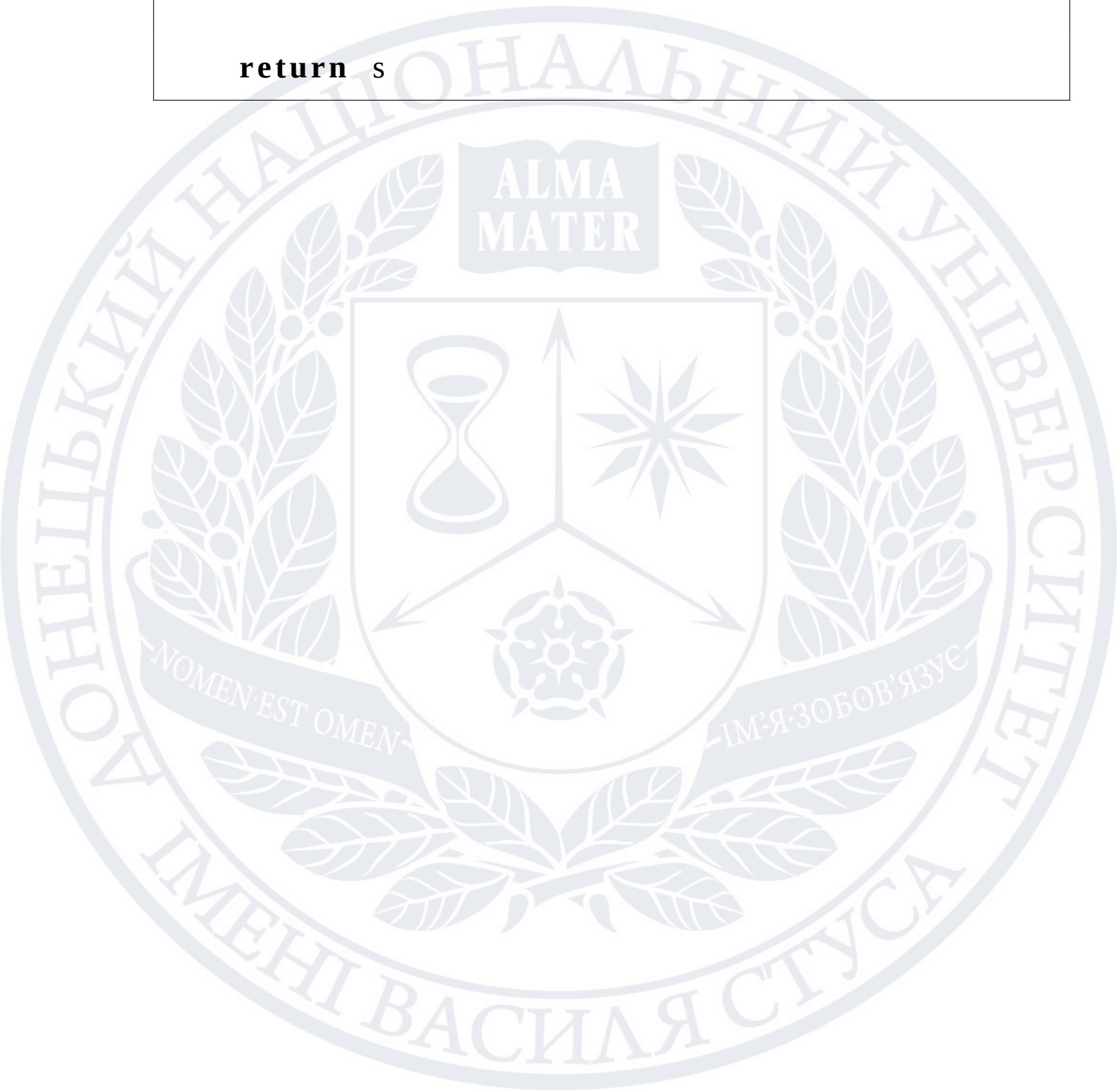
```
def featureExtracror_mfcc(name):  
    win = 15  
    delta_win = -2  
    y, sr = librosa.load(name, sr=10000)  
    s = librosa.feature.mfcc(y, hop_length=32,  
                             n_mfcc=5)  
    m = np.argmax(s[0,:])  
    s = s[1:,m+delta_win:m+delta_win+win]  
    s = np.matrix(s)  
    s = np.array(s)  
  
    return s  
  
def featureExtracror_mfcc_sum(name):  
    win = 15  
    delta_win = -2  
    y, sr = librosa.load(name, sr=10000)  
    s = librosa.feature.mfcc(y, hop_length=32)  
    m = np.argmax(np.sum(s[1:], axis=0))  
    s = s[1:,m+delta_win:m+delta_win+win]  
    s = np.matrix(s)
```



```
s = np.max(s, axis=1)
```

```
s = np.array(s)
```

```
return s
```



2.4. Оцінка точності отриманої моделі

У першому експерименті модель класифікації тренувалася з використанням комбінацій категорій зброї та операції. Кожна категорія представляла одну з чотирьох операцій (типів сигналів) для кожної з чотирьох вибраних моделей пістолетів. Таким чином, усього було шістнадцять категорій (класів). Результати прогнозів для тестових (валідаційних) груп, зроблених обома моделями (LDA та XGBoost), наведені в Таблиці А.1. Ця таблиця містить передбачувані типи зброї та сигналу та ймовірність цих прогнозів. Неправильні передбачення в цій та інших таблицях друкуються жирним курсивом.

Для оцінки якості моделі може бути використана точність (accuracy). Точність визначається як частка прогнозів, які модель зробила правильно. Модель LDA зробила правильні прогнози для 30 записаних сигналів із 48 сигналів у групі тесту, тому її точність становить 0,63. Ще для 8 сигналів правильно передбачався тип операції, але зброю було визначено неправильно. Модель XGBoost зробила 28 правильних прогнозів (точність 0,58), і для 13 сигналів прогноз операції був правильним, але прогноз зброї був помилковим.

Обидва методи, LDA та XGBoost, також використовувались для бінарної ідентифікації (результати наведені в Таблиці А.2), коли сигнал аналізували шістнадцять разів, кожен раз для іншої

категорії. У кожному запуску отримана відповідь передбачає, чи належить тестовий сигнал до категорії, чи ні. Використовуючи двійкову ідентифікацію, модель LDA зробила лише 22 коректних прогнози (точність дорівнює 0,46), для 9 тестових сигналів не передбачалося жодної категорії, а для двох сигналів було передбачено більше однієї категорії з еквівалентною найбільшою ймовірністю. Модель XGBoost робила вірні прогнози лише для 17 сигналів (точність становить 0,35), а для 22 сигналів категорія взагалі не прогнозувалася. Окрім точності у випадку бінарної ідентифікації, для ілюстрації якості моделі можна розрахувати два додаткові параметри - precision (позитивні прогнозні значення) та recall (чутливість). Precision визначається як частка істинно-позитивних прогнозів від суми істинно-позитивних та кількості помилково-позитивних. Recall визначається як частка істинно-позитивних прогнозів від суми істинно-позитивних та помилково-негативних.

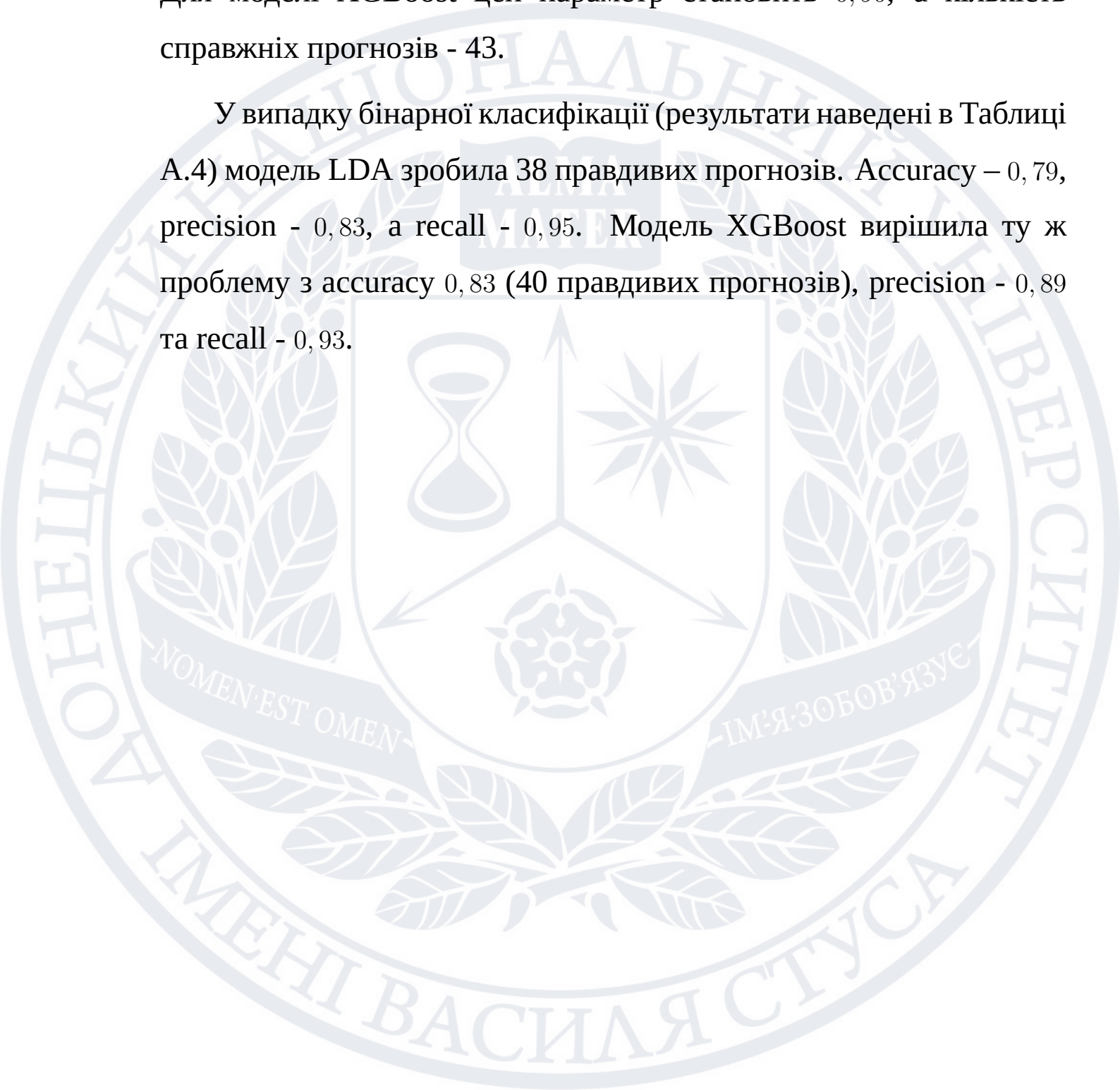
Для моделі LDA precision дорівнює 0,56, а recall - 0,71.

Precision та recall для моделі XGBoost складають 0,65 та 0,44 відповідно.

Другий експеримент досліджував можливість класифікації за типом операції. Використовувались чотири типи сигналів (операцій), про які йшлося вище. Використовувались ті ж самі алгоритми (LDA та XGBoost) та методи багатокласової і бінарної класифікації, як це було зроблено в першому експерименті. Прогнози та ймовірності моделей класифікації за типом сигналу (операції) наведені

в Таблиці А.3. Для моделі LDA точність становить 0,79, модель зробила 38 справжніх прогнозів для групи перевірки з 48 сигналів. Для моделі XGBoost цей параметр становить 0,90, а кількість справжніх прогнозів - 43.

У випадку бінарної класифікації (результати наведені в Таблиці А.4) модель LDA зробила 38 правдивих прогнозів. Accuracy – 0,79, precision - 0,83, а recall - 0,95. Модель XGBoost вирішила ту ж проблему з accuracy 0,83 (40 правдивих прогнозів), precision - 0,89 та recall - 0,93.



РОЗДІЛ 3

ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК

3.1. Загальні підходи до виділення ознак

Розробка та підбір методи виділення ознак (англ. feature engineering) є дуже важливим, зокрема для аналізу звукових сигналів. Різні підходи можуть використовуватися залежно від типу сигналу. Крім того, для кожного типу можна використовувати різні методи.

Методи інженерії ознак з акустичних сигналів можна розділити на кілька основних груп:

- ознаки з часової області
- ознаки з частотної області
- ознаки з кепстральної області
- ознаки з спільно частотно-часова область
- глибокі ознаки

Перший розроблений підхід, використаний в даній роботі для аналізу акустичних сигналів – це методи у часовій області. У цьому підході витягуються сигнал розглядається як часовий ряд. Зазвичай, реальні аудіосигнали не стаціонарні (не мають сталу довжину) і для виділення ознак з них використовується віконна техніка для аналізу нестационарних сигналів у вигляді серії коротких квазістаціонарних фрагментів [20]. Техніка вікон широко

використовується в розпізнаванні мови [8], аналізі музики [1] тощо. Існують різні віконні функції, які можна застосувати до сигналу. Розмір вікна також може бути або змінним, або постійним, або динамічним [1].

Деякі з часто використовуваних характеристик ознак часової області є дескриптор амплітуди, обсяг, час атаки, енергія часу. Такий підхід більш ефективний для аналізу довгих звукових сигналів, таких як музика чи мова, тому не буде розглянутий в цьому дослідженні.

Для виділення ознак частотної області, аналізовані сигнали мають бути перетворені з часового домену на частотний домен. Це перетворення можна здійснити за допомогою різних функцій з аналізу Фур'є (наприклад Short Time Fourier) або використання інших методів, таких як авторегресія (Linear Predictive Coding Coefficient, Code Excited Linear Prediction), пікова частота і інші.

У кепстральній області аналізується зворотне перетворення Фур'є логарифма спектру сигналу. Цей підхід показує дуже хороші результати в аналізі та розпізнавання мовлення. Ознаки в кепстральній області можуть бути вилучені як кепстральні коефіцієнти Mel-Frequency (MFCC), кепстральні коефіцієнти лінійного прогнозування (LPCC), кепстральні коефіцієнти функції Грінвуда (GFCC) тощо.

Якщо ознаки виділяються з спільного часового-частотного домену, весь сигнал можна розділити на сегменти часу, після

чого розрахувати для кожного сегмента спектр або кепстр. Далі використовується максимальне або середнє значення амплітуди для кожної частоти.

Сучасним підходом до виділення ознак є використання глибоких ознак. Вилучення ознак у цьому підході передбачає використання моделей глибокого навчання. Різні види нейронних мереж, включаючи згорточні нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі, LSTM використовуються для глибокого вилучення ознак з аудіосигналу. Цей підхід може забезпечити кращі результати, проте є складним і може мати велику кількість різноманітних параметрів, які можуть істотно вплинути на результат, а також потребує великої кількості тренувальних прикладів. Тому глибокі ознаки не обговорюються в даному дослідженні та їх застосування буде досліджено в подальшому дослідженні.

3.2. Обрані підходи до виділення ознак

Існує багато методів, які можна використовувати для створення функції вилучення ознак з акустичних сигналів, створених роботою механізмів вогнепальної зброї. У більшості з них є різні параметри, які можуть впливати на результат застосування цих ознак для аналізу.

Після попереднього аналізу було обрано кілька методів для більш детального порівняння:

- Визначення частотних особливостей звуку за допомогою коротко-часного перетворення Фур'є (STFT). В цьому методі використовуються два параметри:

1. довжина віконного сигналу (FFT)
2. часовий крок зсуву вікна (довжина стрибка)

Результати перетворення використовуються для аналізу моделлю машинного навчання трьома способами:

1. використання всіх даних, де отримана матриця буде перетворена у вектор
 2. для кожної частоти використання тільки максимального значення
 3. для кожної частоти використання середнього значення
- Розрахунок спектрального нахилу (spectral slope). У цьому способі використовуються два параметри:

1. довжина віконного сигналу (FFT)
 2. часовий крок зсуву вікна (довжина стрибка)
- Розрахунок кепстра з трьома параметрами:
 1. кількість банків фільтрів
 2. довжина віконного сигналу (FFT)
 3. часовий крок зсуву вікна (довжина стрибка)

Розрахований спектр використовується для аналізу моделлю машинного навчання трьома способами:

1. використання всіх даних, де отримана матриця буде перетворена у вектор
 2. для кожної частоти використання тільки максимальної значення
 3. для кожної частоти використання середньої значення
- Визначення Mel-Frequency Cepstral Коефіцієнти (MFCC). В цьому способі використовується три параметри:
 1. кількість коефіцієнтів
 2. довжина віконного сигналу (FFT)
 3. часовий крок зсуву вікна (довжина стрибка)

Для порівняння цих ознак, для кожної комбінації методу-параметрів-способу використання в моделі, була побудована модель XGBoost [22], [4], що навчалась на базі даних із 478 зразків акустичних сигналів, що виробляються напівавтоматичними пістолетами. Ці

зразки були записані та проаналізовані в попередньому дослідженні [7]. Так як всі записи з сигналами є різної довжини, їх розрізали на фрагменти довжиною 0,1 с, де початок сигналу визначено за 0,01 с до максимального значення амплітуди сигналу і кінець відповідно через 0,09 с після цієї точки.

Оцифрування сигналів було створено з частотою дискретизації 44100. Зразки в базі даних були випадковим чином розділені на набори для навчання та тестування у співвідношенні 70/30.

Розрахунок довжини віконного сигналу (FFT) був взят в діапазоні від 0,0001 до 0,01 с з кроком 0,001 с. Часовий крок зсуву вікна (довжина стрибка) варіювався від 0,0005 до 0,005 с з кроком 0,0005 с.

Числа банки фільтрів, використані для розрахунку Cepstrum, були 16, 32 і 64. Кількість коефіцієнтів, розрахованих MFCC, становили 7, 13 і 21.

Використовуючи набір даних перевірки, precision, accuracy і recall були розраховані. Ці показники були використані для порівняння моделей, навчених з різними ознаками. Усі розрахунки проводились за допомогою мови програмування Python 3 використанням бібліотеки Surfboard audio і бібліотеки Librosa [11],

3.3. Результати порівняння методів виділення ознак

Було проведено обчислення з використанням різних методів інженерії ознак з різними параметрами та для кожної комбінації були обраховані метрики.

Точність (ассурасу) моделі як функція довжини вікна та довжини стрибка представлена на діаграмах, тоді як ознаки обчислюються як:

- середні величини для кожної частоти, розраховані за допомогою STFT (рис. 3.1)
- спектральний нахил (рис. 3.2)
- середні величини Кепструма (рис. 3.3)
- MFCC (рис. 3.4)

Результати розрахунків для кожного методу з максимальною ассурасу представлені в таблиці 3.1. З таблиці I видно, що найвища отримана точність становить 0,965. Цей результат був отриманий за допомогою трьох методів:

- спектрального нахилу (FFT = 0,001, довжина стрибка = 0,0015)
- Cepstrum (FFT = 0,006, довжина стрибка = 0,002, кількість банків фільтрів = 16)
- MFCC (FFT = 0,006, довжина стрибка = 0,001, кількість коефіцієнтів = 21)

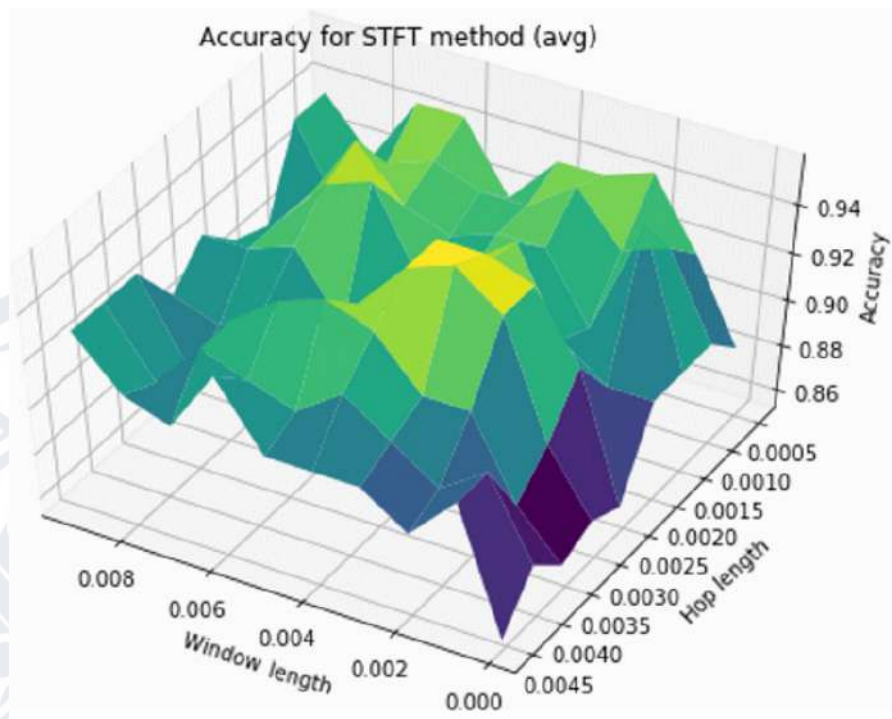


Рис. 3.1 – Середні величини для кожної частоти, розраховані за допомогою STFT як функція від параметрів методу виділення ознак

Для порівняння цих трьох методів було розраховано середнє значення правдивих прогнозів для кожного методу: Спектральний нахил – 0,8, Кепструм – 0,74, MFCC – 0,78.

ВИСНОВКИ

В результаті дослідження було встановлено, що під час різних операцій вогнепальної зброї відбуваються різні акустичні сигнали. Ці акустичні сигнали можна аналізувати та порівнювати за допомогою різних методів та одними з кращих можна вважати методи машинного навчання.

У минулій роботі був поставлений експеримент, в якому дослід-

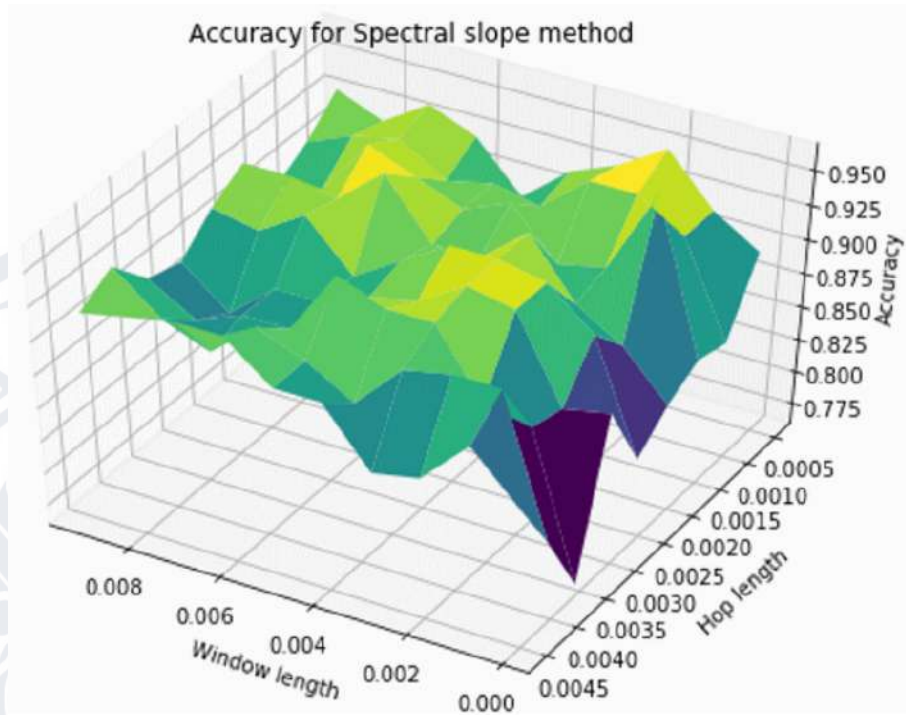


Рис. 3.2 – Спектральний нахил як функція від параметрів методу виділення ознак

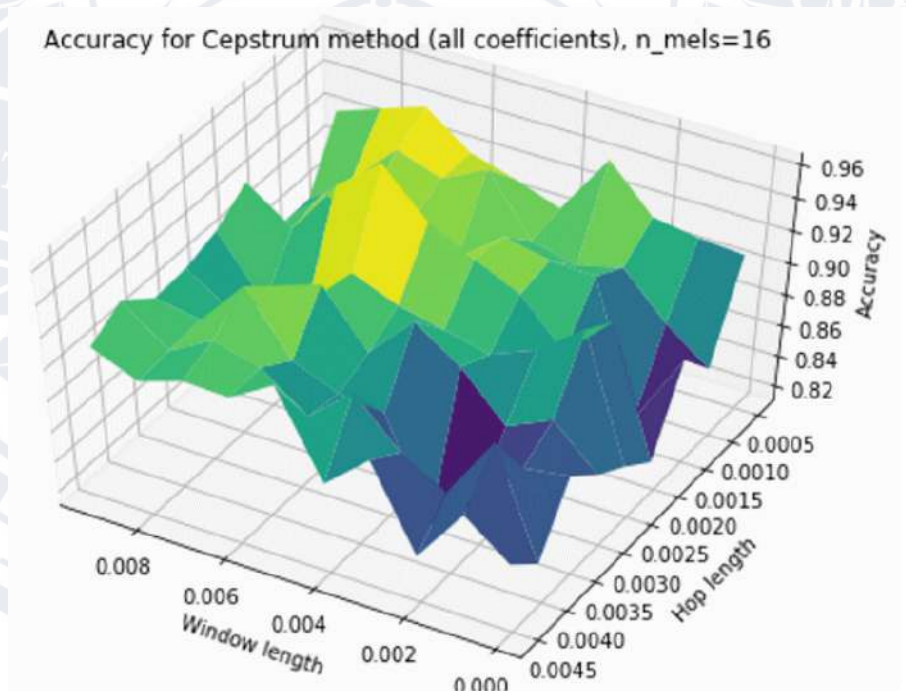


Рис. 3.3 – Середнє значення кепструма як функція від параметрів методу виділення ознак

Таблиця 3.1 – Порівняння максимального значення Ассигасу для різних методів виділення ознак [21]

| Метод | Accuracy | Precision | Recall | Параметри |
|------------------------|----------|-----------|--------|---|
| STFT | 0.951 | 0.954 | 0.951 | FFT = 0.004 Hop length = 0.0005 |
| STFT (максимальне) | 0.944 | 0.946 | 0.94 | FFT = 0.002 Hop length = 0.001 |
| STFT (середнє) | 0.958 | 0.96 | 0.954 | FFT = 0.003 Hop length = 0.003 |
| Spectral slope | 0.965 | 0.965 | 0.963 | FFT = 0.001 Hop length = 0.0015 |
| Cepstrum | 0.965 | 0.963 | 0.965 | FFT = 0.006 hop length = 0.002 Number of filter banks = 16 |
| Cepstrum (максимальне) | 0.854 | 0.853 | 0.854 | FFT = 0.001 hop length = 0.0005 Number of filter banks = 16 |
| Cepstrum (середнє) | 0.91 | 0.912 | 0.911 | FFT = 0.001 hop length = 0.001 Number of filter banks = 32 |
| MFCC | 0.965 | 0.965 | 0.964 | FFT = 0.006 hop length = 0.001 Number of MFCCs = 21 |

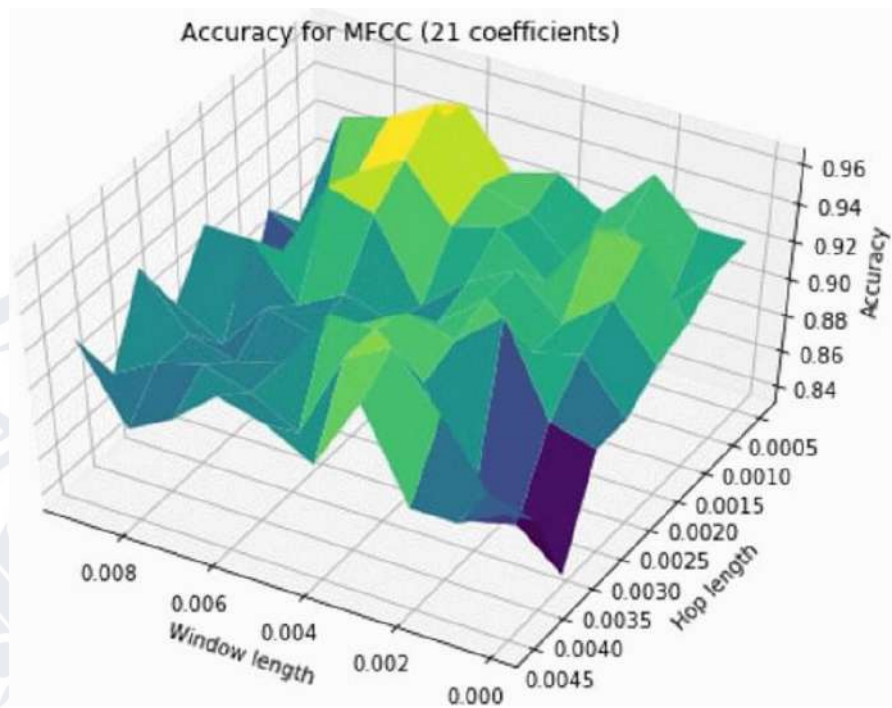


Рис. 3.4 – MFCC як функція від параметрів методу виділення ознак

жувались чотири різні конструкції замозарядних пістолетів та чотири різних сигнали та він показав, що тип операції можна визначити за записаним акустичним сигналом. Прийнятий результат показує до 90% істинних прогнозів (ідентифікацій) [7].

У даній роботі розглядається проблема оптимізації методу виділення ознак, які можна використовувати для аналізу дуже коротких звукових сигналів, таких як сигнали, вироблені механізмами вогнепальної зброї під час її експлуатації. Порівняння різних методів виділення ознак для класифікації за допомогою моделі XG-Boost показує, що найвища точність досягалася з використанням трьох методів – spectral slope, cepstrum і MFCC. Але spectral slope дає вище середні прогнози.

Значення параметрів вилучення ознак також впливають на точність класифікації. Дослідження показує, що кращий результат класифікації акустичних сигналів був отримана за допомогою методу спектрального нахилу, коли довжина вікна (FFT) була 0,001 і крок зсуву вікна (довжина стрибка) становив 0,0015.

Майбутні дослідження включатимуть дослідження більш широкого спектру різних видів зброї. Буде розроблена система класифікації акустичних сигналів. Ця система враховуватиме не тільки тип зброї та сигналу, але також конструктивні особливості механізму та характеристики виробленого звуку. На завершальному етапі дослідження буде розроблена база даних та програмне забезпечення для аналізу.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Arvin, F., & Doraisamy, S. (2009). Real-time pitch extraction of acoustical signals using windowing approach. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 3, 3557–3563.
- [2] Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. New York, Springer.
- [3] Brendel, O. (2021). Modern possibilities of diagnostic research in the field of forensic video and audio analysis. *Theory and Practice of Forensic Science and Criminalistics*, 23(1), 203–211. <https://doi.org/10.32353/khrife.1.2021.15>
- [4] Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August 13). XGBoost: A scalable tree boosting system, In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*. KDD '16: The 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Сан Франциско, Каліфорнія США, ACM. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- [5] Cooley, J. W., & Tukey, J. W. (1965). An algorithm for the machine calculation of complex fourier series. *Mathematics of Computation*, 19(90), 297–297. <https://doi.org/10.1090/s0025-5718-1965-0178586-1>
- [6] Dongarra, J., & Sullivan, F. (2000). Guest editors introduction to the top 10 algorithms. *Computing in Science & Engineering*, 2(1), 22–23. <https://doi.org/10.1109/mcise.2000.814652>

- [7] Giverts, P., Saad, S., Yosef, S., & Varer, B. (2020). Firearms identification by the acoustic signals of their mechanisms. *Forensic Science International*, 306, 110099. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.110099>
- [8] Kamil, O. (2018). Frame blocking and windowing speech signal, 4, 87–94.
- [9] Maciąg, P., & Chałko, L. (2019). Use of sound spectral signals analysis to assess the technical condition of mechanical devices (I. Bondrea, N. Cofaru, & M. Ință, Eds.). *MATEC Web of Conferences*, 290, 01006. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201929001006>
- [10] Mahaffy, J. (2010). Numerical analysis and computing. *American Journal of Physics - AMER J PHYS*, 19.
- [11] McFee, B., Raffel, C., Liang, D., Ellis, D., McVicar, M., Battenberg, E., & Nieto, O. (2015). Librosa: Audio and music signal analysis in python, In *Proceedings of the 14th python in science conference*, SciPy. <https://doi.org/10.25080/majora-7b98e3ed-003>
- [12] McFee, B., Raffel, C., Liang, D., Ellis, D. P., McVicar, M., Battenberg, E., & Nieto, O. (2015). Librosa: Audio and music signal analysis in python, In *Proceedings of the 14th python in science conference*.
- [13] Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. New York, McGraw-Hill.
- [14] Morin, D. (2009). *Fourier analysis*. Oxford University Press.

- [15] Murphy, K. P. (2012). *Machine learning: A probabilistic perspective*. Cambridge, MA, MIT Press.
- [16] Paredes, D. M., & Apolinario, J. A. (2014). Shooter localization using microphone arrays on elevated platforms, In *2014 IEEE central america and panama convention (CONCAPAN XXXIV)*, IEEE. <https://doi.org/10.1109/concapan.2014.7000419>
- [17] Perner, P. (2011). How to interpret decision trees? https://doi.org/10.1007/978-3-642-23184-1_4
- [18] Raponi, S., Oligeri, G., & Ali, I. M. (2022). Sound of guns: Digital forensics of gun audio samples meets artificial intelligence. *Multimedia Tools and Applications*, 81(21), 30387–30412. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12612-w>
- [19] Scala, C., & Coyle, R. (2020). *Ndt international*, 16(6).
- [20] Sharma, G., Umapathy, K., & Krishnan, S. (2020). Trends in audio signal feature extraction methods. *Applied Acoustics*, 158, 107020. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2019.107020>
- [21] Varer, B. Y., & Giverts, P. (2021). The comparison of feature engineering methods used for acoustic identification of firearms, In *Ieee 5th international conference on information and telecommunication technologies and radio electronics (ukrmico)*.
- [22] Xgboost documentation [дата звернення: 2022-11-28]. (2015). <https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/>
- [23] Варер, Б. Ю., & Крикун, І. Г. (2022). Ідентифікація вогнепальної зброї за акустичними сигналами роботи її механізмів, In

*Прикладні аспекти сучасних міждисциплінарних досліджень:
Тези міжнародної науково-практичної конференції, м. Вінниця,
18 листопада 2022 р. Вінниця, 2022. С. 123-125.*

- [24] Татарнікова, Т. О. (2009). *Експертні дослідження матеріалів та засобів цифрового аудіозапису*. Академія внутрішніх справ України.





ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Результати навчання моделі на парах зброя + операція

Таблиця А.1. Результати ідентифікації. Неправильні передбачення показані жирним курсивом. [7]

| Тестовий сигнал | | Ідентифікований за LDA | | | Ідентифікований за XGBoost | | |
|-----------------|----------|------------------------|-----------------|-------------|----------------------------|----------|-------------|
| Зброя | Сигнал | Зброя | Сигнал | Ймовірність | Зброя | Сигнал | Ймовірність |
| Glock | Signal 1 | Glock | Signal 1 | 0.251 | Glock | Signal 1 | 0.972 |
| | | Glock | Signal 1 | 0.276 | Glock | Signal 1 | 0.912 |
| | | Glock | Signal 1 | 0.331 | Glock | Signal 1 | 0.971 |
| | Signal 2 | Glock | Signal 2 | 0.166 | Glock | Signal 2 | 0.538 |
| | | Beretta | Signal 2 | 0.166 | Beretta | Signal 2 | 0.776 |
| | | Jericho | Signal 2 | 0.171 | FN | Signal 2 | 0.877 |
| | Signal 3 | Beretta | Signal 3 | 0.335 | Jericho | Signal 3 | 0.443 |
| | | Beretta | Signal 3 | 0.333 | Beretta | Signal 3 | 0.555 |
| | | Beretta | Signal 2 | 0.168 | Beretta | Signal 3 | 0.954 |
| | Signal 4 | Glock | Signal 4 | 1.000 | Jericho | Signal 4 | 0.699 |
| | | Glock | Signal 4 | 1.000 | Glock | Signal 4 | 0.636 |
| | | Glock | Signal 4 | 1.000 | Glock | Signal 4 | 0.908 |
| FN | Signal 1 | Glock | Signal 2 | 0.998 | Jericho | Signal 3 | 0.457 |
| | | Glock | Signal 2 | 0.538 | Glock | Signal 2 | 0.873 |
| | | FN | Signal 1 | 0.320 | FN | Signal 1 | 0.855 |
| | Signal 2 | FN | Signal 2 | 0.192 | Jericho | Signal 2 | 0.700 |
| | | FN | Signal 2 | 0.208 | FN | Signal 2 | 0.437 |
| | | FN | Signal 2 | 0.243 | Jericho | Signal 2 | 0.901 |
| | Signal 3 | FN | Signal 3 | 0.363 | FN | Signal 3 | 0.838 |
| | | Jericho | Signal 3 | 0.740 | Jericho | Signal 3 | 0.964 |
| | | FN | Signal 3 | 0.438 | FN | Signal 3 | 0.960 |

| Тестовий сигнал | | Ідентифікований за LDA | | | Ідентифікований за XGBoost | | |
|-----------------|----------|------------------------|-----------------|-------------|----------------------------|----------|-------------|
| Зброя | Сигнал | Зброя | Сигнал | Ймовірність | Зброя | Сигнал | Ймовірність |
| | | FN | Signal 4 | 0.333 | FN | Signal 4 | 0.988 |
| | Signal 4 | FN | Signal 4 | 0.251 | FN | Signal 4 | 0.988 |
| | | FN | Signal 4 | 0.200 | FN | Signal 4 | 0.950 |
| | | Jericho | Signal 1 | 0.304 | Jericho | Signal 1 | 0.856 |
| | Signal 1 | Glock | Signal 3 | 0.985 | Glock | Signal 1 | 0.482 |
| | | Glock | Signal 3 | 0.952 | Glock | Signal 2 | 0.540 |
| | | Jericho | Signal 2 | 0.211 | Jericho | Signal 2 | 0.722 |
| | Signal 2 | Jericho | Signal 2 | 0.248 | Jericho | Signal 2 | 0.631 |
| | | Jericho | Signal 2 | 0.127 | Jericho | Signal 2 | 0.827 |
| Jericho | | Glock | Signal 1 | 0.998 | Glock | Signal 1 | 0.621 |
| | Signal 3 | Glock | Signal 1 | 0.719 | Glock | Signal 1 | 0.710 |
| | | Glock | Signal 1 | 0.939 | Glock | Signal 1 | 0.604 |
| | | Jericho | Signal 4 | 0.333 | Jericho | Signal 4 | 0.994 |
| | Signal 4 | Jericho | Signal 4 | 0.333 | Jericho | Signal 4 | 0.991 |
| | | Jericho | Signal 4 | 0.334 | Glock | Signal 4 | 0.373 |
| | | Glock | Signal 4 | 1.000 | Beretta | Signal 1 | 0.573 |
| | Signal 1 | FN | Signal 1 | 0.251 | Beretta | Signal 1 | 0.967 |
| | | Glock | Signal 1 | 0.320 | Beretta | Signal 1 | 0.341 |
| | | Beretta | Signal 2 | 0.164 | Beretta | Signal 2 | 0.558 |
| | Signal 2 | Beretta | Signal 2 | 0.191 | Beretta | Signal 2 | 0.558 |
| | | Beretta | Signal 2 | 0.184 | Beretta | Signal 2 | 0.574 |
| Beretta | | Beretta | Signal 3 | 0.252 | Beretta | Signal 3 | 0.639 |
| | Signal 3 | Beretta | Signal 2 | 0.206 | Glock | Signal 3 | 0.477 |
| | | Beretta | Signal 3 | 0.222 | Beretta | Signal 2 | 0.515 |
| | | Jericho | Signal 4 | 0.333 | Beretta | Signal 4 | 0.371 |
| | Signal 4 | Beretta | Signal 4 | 0.333 | Jericho | Signal 4 | 0.460 |

| | | | | | | | |
|-----------------|------------------------|---------|----------|----------------------------|---------|----------|-------------|
| Тестовий сигнал | Ідентифікований за LDA | | | Ідентифікований за XGBoost | | | |
| Зброя | Сигнал | Зброя | Сигнал | Ймовірність | Зброя | Сигнал | Ймовірність |
| | | Beretta | Signal 4 | 0.333 | Beretta | Signal 4 | 0.426 |



Таблиця А.2. Результати ідентифікації при бінарній класифікації.

[7]

| Тестовий сигнал | | Ідентифікований за LDA | | | Ідентифікований за XGBoost | | | |
|-----------------|----------|------------------------|-----------------|-------------|----------------------------|----------|-------------|------|
| Зброя | Сигнал | Зброя | Сигнал | Ймовірність | Зброя | Сигнал | Ймовірність | |
| Glock | Signal 1 | Glock | Signal 1 | 0.984 | Glock | Signal 1 | 0.932 | |
| | | Glock | Signal 1 | 1.000 | Glock | Signal 1 | 0.954 | |
| | | Glock | Signal 1 | 1.000 | Glock | Signal 1 | 0.933 | |
| | | Glock | Signal 3 | 0.875 | — | — | — | — |
| | Signal 2 | Beretta | Signal 2 | 0.502 | Beretta | Signal 2 | 0.512 | |
| | | Jericho | Signal 2 | 0.998 | FN | Signal 2 | 0.854 | |
| | | Beretta | Signal 3 | 0.964 | — | — | — | |
| | | Beretta | Signal 3 | 0.995 | Beretta | Signal 3 | 0.956 | |
| | Signal 3 | Beretta | Signal 2 | 1.000 | Beretta | Signal 3 | 0.985 | |
| | | Glock | Signal 4 | 0.999 | Jericho | Signal 4 | 0.586 | |
| | | Signal 4 | Beretta | Signal 4 | 0.982 | — | — | |
| | | — | — | — | Glock | Signal 4 | 0.661 | |
| FN | Signal 1 | Glock | Signal 2 | 0.982 | — | — | — | |
| | | — | — | — | Glock | Signal 2 | 0.934 | |
| | | FN | Signal 1 | 0.983 | FN | Signal 1 | 0.897 | |
| | Signal 2 | — | — | — | — | — | — | |
| | | FN | Signal 2 | 0.958 | — | — | — | |
| | | FN | Signal 2 | 0.950 | Jericho | Signal 2 | 0.691 | |
| | | FN | Signal 3 | 1.000 | FN | Signal 3 | 0.816 | |
| | | Signal 3 | — | — | Jericho | Signal 3 | 0.917 | |
| | | FN | Signal 3 | 1.000 | FN | Signal 3 | 0.942 | |
| | Signal 4 | FN | Signal 4 | 1.000 | FN | Signal 4 | 0.982 | |
| | | Signal 4 | FN | Signal 4 | 1.000 | FN | Signal 4 | 0.98 |
| | | *** | — | — | FN | Signal 4 | 0.939 | |
| — | | — | — | — | — | — | | |

| Тестовий сигнал | | Ідентифікований за LDA | | | Ідентифікований за XGBoost | | |
|-----------------|--------|------------------------|--------|-------------|----------------------------|--------|-------------|
| Зброя | Сигнал | Зброя | Сигнал | Ймовірність | Зброя | Сигнал | Ймовірність |

| | | | | | | | |
|---------|----------|---------|----------|-------|---------|----------|-------|
| | | Jericho | Signal 1 | 0.652 | — | | |
| | Signal 1 | — | — | — | — | | |
| | | Glock | Signal 3 | 0.720 | — | | |
| | | — | — | — | — | | |
| | Signal 2 | Jericho | Signal 2 | 0.877 | Jericho | Signal 2 | 0.504 |
| | | — | — | — | Jericho | Signal 2 | 0.683 |
| Jericho | | Glock | Signal 1 | 0.740 | — | | |
| | Signal 3 | Jericho | Signal 3 | 0.849 | — | | |
| | | Jericho | Signal 3 | 0.996 | — | | |
| | | Jericho | Signal 4 | 0.737 | Jericho | Signal 4 | 0.972 |
| | Signal 4 | Beretta | Signal 4 | 0.910 | Jericho | Signal 4 | 0.926 |
| | | — | — | — | — | | |
| | | Jericho | Signal 4 | 1.000 | — | | |
| | Signal 1 | FN | Signal 1 | 1.000 | Beretta | Signal 1 | 0.865 |
| | | Glock | Signal 1 | 0.546 | — | | |
| | | Beretta | Signal 2 | 1.000 | — | | |
| | Signal 2 | *** | — | — | Beretta | Signal 2 | 0.688 |
| | | Beretta | Signal 2 | 1.000 | Beretta | Signal 2 | 0.758 |
| Beretta | | Beretta | Signal 3 | 1.000 | — | | |
| | Signal 3 | — | — | — | Beretta | Signal 2 | 0.593 |
| | | Beretta | Signal 3 | 0.595 | — | | |
| | | Jericho | Signal 4 | 1.000 | — | | |
| | Signal 4 | Beretta | Signal 4 | 1.000 | — | | |
| | | Beretta | Signal 4 | 1.000 | — | | |

Таблиця А.3. Результати ідентифікації тільки за типом сигналу. [7]

| Тестовий сигнал | Ідентифікація за LDA | | | Ідентифікація за XGBoost | |
|-----------------|----------------------|----------|-------------|--------------------------|-------------|
| Зброя | Сигнал | Сигнал | Ймовірність | Сигнал | Ймовірність |
| Glock | | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.997 |
| | Signal 1 | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.998 |
| | | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.999 |
| | | Signal 2 | 0.500 | Signal 2 | 0.998 |
| | Signal 2 | Signal 2 | 0.500 | Signal 2 | 0.995 |
| | | Signal 2 | 0.519 | Signal 2 | 0.893 |
| | | Signal 3 | 0.971 | Signal 3 | 0.997 |
| | Signal 3 | Signal 3 | 0.517 | Signal 3 | 0.996 |
| | | Signal 2 | 0.500 | Signal 3 | 0.992 |
| | | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.793 |
| | Signal 4 | Signal 4 | 0.999 | Signal 4 | 0.994 |
| | | Signal 4 | 0.996 | Signal 4 | 0.990 |
| | | Signal 3 | 0.992 | Signal 1 | 0.878 |
| | Signal 1 | Signal 2 | 0.533 | Signal 1 | 0.986 |
| FN | | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.999 |
| | | Signal 2 | 0.501 | Signal 2 | 0.998 |
| | Signal 2 | Signal 2 | 0.507 | Signal 2 | 0.997 |
| | | Signal 2 | 0.602 | Signal 2 | 0.996 |
| | | Signal 3 | 0.973 | Signal 3 | 0.998 |
| | Signal 3 | Signal 2 | 0.715 | Signal 3 | 0.980 |
| | | Signal 3 | 0.502 | Signal 3 | 0.977 |
| | | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.998 |
| | Signal 4 | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.997 |
| | | Signal 4 | 0.500 | Signal 4 | 0.989 |

| | | | | | |
|---------|----------|----------|----------|----------|-------|
| | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.998 | |
| | Signal 1 | Signal 3 | 1.000 | Signal 1 | 0.650 |
| | Signal 3 | 0.777 | Signal 3 | 0.954 | |
| | Signal 2 | 0.528 | Signal 2 | 0.984 | |
| | Signal 2 | Signal 2 | 0.716 | Signal 2 | 0.995 |
| | Signal 2 | 0.500 | Signal 2 | 0.999 | |
| Jericho | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.889 | |
| | Signal 3 | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.949 |
| | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.554 | |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.999 | |
| | Signal 4 | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.997 |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.999 | |
| | Signal 4 | 0.994 | Signal 1 | 0.998 | |
| | Signal 1 | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.998 |
| | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.962 | |
| | Signal 2 | 0.500 | Signal 2 | 0.998 | |
| | Signal 2 | Signal 2 | 0.512 | Signal 2 | 0.998 |
| | Signal 2 | 0.895 | Signal 2 | 0.997 | |
| Beretta | Signal 3 | 0.500 | Signal 3 | 0.641 | |
| | Signal 3 | Signal 3 | 0.501 | Signal 2 | 0.834 |
| | Signal 3 | 0.514 | Signal 3 | 0.961 | |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.998 | |
| | Signal 4 | Signal 4 | 0.999 | Signal 4 | 0.999 |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.999 | |

Таблиця А.4. Результати ідентифікації тільки за типом сигналу
(бінарна класифікація). [7]

| Тестовий сигнал | Ідентифікація за LDA | | Ідентифікація за XGBoost | | |
|-----------------|----------------------|----------|--------------------------|----------|-------------|
| Зброя | Сигнал | Сигнал | Ймовірність | Сигнал | Ймовірність |
| Glock | | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.996 |
| | Signal 1 | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.999 |
| | | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.999 |
| | | Signal 2 | 0.979 | Signal 2 | 0.998 |
| | Signal 2 | Signal 2 | 0.891 | Signal 2 | 0.995 |
| | | Signal 2 | 1.000 | Signal 2 | 0.969 |
| | | Signal 3 | 1.000 | Signal 3 | 0.997 |
| | Signal 3 | Signal 3 | 0.981 | Signal 3 | 0.997 |
| | | Signal 2 | 0.964 | Signal 3 | 0.995 |
| | | Signal 4 | 1.000 | — | |
| | Signal 4 | Signal 4 | 0.999 | Signal 4 | 0.752 |
| | | Signal 4 | 0.999 | Signal 4 | 0.803 |
| | | — | | Signal 1 | 0.872 |
| | Signal 1 | Signal 3 | 0.636 | Signal 1 | 0.992 |
| FN | | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.999 |
| | | Signal 2 | 0.998 | Signal 2 | 0.998 |
| | Signal 2 | Signal 2 | 1.000 | Signal 2 | 0.995 |
| | | Signal 2 | 1.000 | Signal 2 | 0.987 |
| | | Signal 3 | 1.000 | Signal 3 | 0.997 |
| | Signal 3 | Signal 2 | 0.986 | Signal 3 | 0.978 |
| | | Signal 3 | 0.997 | Signal 3 | 0.971 |
| | | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.998 |
| | Signal 4 | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.998 |
| | | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.945 |

| | | | | | |
|---------|----------|----------|----------|----------|-------|
| | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.998 | |
| | Signal 1 | Signal 3 | 0.999 | — | |
| | — | | Signal 3 | 0.682 | |
| | Signal 2 | 0.999 | Signal 2 | 0.896 | |
| Jericho | Signal 2 | Signal 2 | 1.000 | Signal 2 | 0.990 |
| | Signal 2 | 0.980 | Signal 2 | 0.998 | |
| | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.859 | |
| | Signal 3 | Signal 1 | 0.845 | Signal 1 | 0.811 |
| | Signal 1 | 0.935 | Signal 1 | 0.675 | |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.997 | |
| | Signal 4 | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.997 |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.997 | |
| | Signal 4 | 0.999 | Signal 1 | 0.998 | |
| | Signal 1 | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.989 |
| | Signal 1 | 1.000 | Signal 1 | 0.977 | |
| | Signal 2 | 1.000 | Signal 2 | 0.998 | |
| | Signal 2 | Signal 2 | 1.000 | Signal 2 | 0.997 |
| | Signal 2 | 1.000 | Signal 2 | 0.997 | |
| Beretta | Signal 3 | 0.825 | — | | |
| | Signal 3 | Signal 3 | 0.710 | Signal 2 | 0.739 |
| | Signal 3 | 0.992 | Signal 3 | 0.969 | |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.998 | |
| | Signal 4 | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.997 |
| | Signal 4 | 1.000 | Signal 4 | 0.998 | |

ДЕКЛАРАЦІЯ АКАДЕМІЧНОЇ ДОБРОЧЕСНОСТІ

Варер Борис Юхимович

Прізвище, ім'я, по-батькові

Інформаційних та прикладних технологій

Факультет

113 Прикладна математика

Шифр та назва спеціальності

Прикладна математика

Освітня програма

ДЕКЛАРАЦІЯ АКАДЕМІЧНОЇ ДОБРОЧЕСНОСТІ

Усвідомлюючи свою відповідальність за надання неправдивої інформації, стверджую, що подана кваліфікаційна (магістерська) робота на тему:

«Ідентифікація вогнепальної зброї за акустичними сигналами роботи її механізмів»

є написаною мною особисто.

Одночасно заявляю, що ця робота:

- не передавалась іншим особам і подається до захисту вперше;
- не порушує авторських та суміжних прав, закріплених статтями 21–25 Закону України «Про авторське право та суміжні права»;
- не отримувалась іншими особами, а також дані та інформація не отримувались у недозволений спосіб.

Я усвідомлюю, що у разі порушення цього порядку моя кваліфікаційна робота буде відхилена без права захисту або під час захисту за неї буде поставлена оцінка «незадовільно».

_____ (дата)

_____ (підпис здобувача освіти)