

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

МАГІСТРА

КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ

Група АКСм-24-1

Іван ДОВБАК

**Міністерство освіти і науки України**  
**Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу**  
**Факультет інформаційних технологій**  
**Кафедра інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем**

**Довбак Іван Ярославович**

(прізвище, ім'я, по батькові)

УДК 621.317.44:004.032.26

**МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

**Застосування нейронних мереж для аналізу даних індуктивних датчиків у  
селективних металодетекторах**

(назвароботи)

**Комп'ютеризовані системи управління та автоматика**  
(назваосвітньої програми)

**174-Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка**

(шифр і назва спеціальності)

**Робота містить результати власних досліджень, використання ідей, результатів і  
текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело:**

Здобувач освітнього ступеня \_\_\_\_\_ **І.Я. Довбак**  
(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Науковий керівник \_\_\_\_\_ **Стрілецький Юрій Йосипович, д.т.н., професор**  
(підпис, прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання керівника)

**Допущено до захисту**  
**Завідувачкафедри**

\_\_\_\_\_ **Заміховський Л.М.**  
(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

**Івано-Франківськ – 2025**

**Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу**

Інститут Інформаційних технологій

Кафедра Інформаційно- телекомунікаційних технологій і систем

Освітній рівень Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

Спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та  
робототехніка

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

**Зав кафедри** Зав. кафедрою ІТТС д.т.н., проф.  
Л.М. Заміховський

« \_\_\_\_ » листопад 2025 року

**З А В Д А Н Н Я  
НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТОВІ**

Довбак Іван Ярославович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Застосування нейронних мереж для аналізу даних індуктивних датчиків у  
селективних металодетекторах

керівник роботи, Стрілецький Юрій Йосипович д.т.н., професор

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом закладу вищої освіти від "30" жовтня 2025 року № 690/7

2. Строк подання студентом роботи \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до роботи роботи селекція чорних і кольорових металів

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Аналіз методів визначення наявності металу і методи обробки сигналів. Математичне  
моделювання каналу вимірювання. Розробка нейромережевого класифікатора

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Конструкція антенної системи металодетектора . Результати моделювання первинного і вторинного  
електромагнітних полів. Результат моделювання тіла в електромагнітному полі . Загальна  
структура аналогового каналу обробки металодетектора . Загальна структура нейромережі . Будова  
вихідного шару нейромережі . Будова ланки обробки часової послідовності для нейромережі .  
Загальний алгоритм роботи металодетектора

6. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_ листопад 2025

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз методів визначення наявності металу і методи обробки сигналів.		<i>Виконано</i>
2	Математичне моделювання каналу вимірювання.		<i>Виконано</i>
3	Розробка нейромережевого класифікатора		<i>Виконано</i>
4	<i>Оформлення роботи</i>	<i>01.12.2025-28.12.2025</i>	<i>Виконано</i>

Студент \_\_\_\_\_

( підпис )

Довбак І.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи \_\_\_\_\_

( підпис )

Стрілецький Ю. Й.

(прізвище та ініціали)

## РЕФЕРАТ

**Тема роботи:** Застосування нейронних мереж для аналізу даних індуктивних датчиків у селективних металодетекторах

**Пояснювальна записка:** 85 стор., 14 рисунків, 1 таблиця, 19 посилань на літературні джерела.

**Об'єктом дослідження** є процеси формування та обробки електромагнітних сигналів у системах індукційної детекції металів, що функціонують в умовах змінних параметрів руху об'єктів через зону чутливості датчика.

**Предметом дослідження** є методи нейромережевої класифікації типу металу на основі аналізу форми часового відгуку індукційного датчика з компенсацією, а також алгоритми врахування швидкості руху для інваріантного розпізнавання матеріалу.

**Метою дослідження** даної роботи є розроблення та дослідження системи нейромережевої класифікації металевих об'єктів на основі аналізу часових характеристик індукційного відгуку металодетектора, що забезпечує високу точність розпізнавання типу металу в умовах змінної швидкості руху об'єктів шляхом використання гібридної архітектури з поєднанням згорткових та рекурентних шарів.

**Практичне значення одержаних результатів** полягає у створенні системи класифікації металевих об'єктів, яка дозволяє реалізувати надійне розпізнавання типу металу (феромагнітний або немагнітний) в умовах змінної швидкості проходження об'єктів через детектор. Запропоновані рішення можуть бути використані для побудови інтелектуальних систем сортування металобрухту, систем безпеки з розширеною функціональністю та промислових систем контролю якості виробів.

**В першому розділі** проведено огляд та аналіз методів детекції та класифікації металевих об'єктів, включаючи імпульсні системи, частотні методи та технології індукційного балансу. Досліджено фізичні основи взаємодії електромагнітного поля з металевими об'єктами різної природи. Визначено основні напрямки застосування металодетекторів, проаналізовано технологічні особливості обробки сигналів та дестабілізуючі фактори. Обґрунтовано доцільність застосування методів машинного навчання та нейромережевих архітектур для розв'язання задачі класифікації металів.

**В другому розділі** розроблено математичну модель системи металодетектора з індукційним балансом, що включає фізичну модель електромагнітної взаємодії та параметричну модель металевих тіл. Досліджено вплив матеріалу тіла на характеристики електромагнітного поля, змодельовано відгуки для об'єктів з різними магнітними властивостями та розмірами. Створено модель аналогового тракту обробки сигналу з детальним аналізом передавальних характеристик. Розроблено методіку формування навчальної вибірки шляхом параметричного синтезу сигналів з контрольованими характеристиками.

**В третьому розділі** спроектовано архітектуру гібридної нейронної мережі для класифікації металів, яка поєднує одновимірні згорткові шари, шари максимального пулінгу та LSTM-шар. Мережа має два входи: часовий ряд напруги та швидкість руху. Проведено навчання мережі на синтетичній вибірці з використанням методів нормалізації та аугментації даних. Розроблено алгоритм роботи мікроконтролера для реалізації системи в режимі реального часу з використанням TensorFlow Lite for Microcontrollers, що включає зчитування даних з АЦП та оптичних сенсорів, формування буферу та виведення результату класифікації користувачу.

**Ключові слова:** НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, КЛАСИФІКАЦІЯ МЕТАЛІВ, МЕТАЛОДЕТЕКТОР, ІНДУКЦІЙНИЙ ДАТЧИК, ОБРОБКА СИГНАЛІВ, LSTM, ЗГОРТКОВІ МЕРЕЖІ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ.

# ABSTRACT

**Topic:** Application of Neural Networks for Analysis of Inductive Sensor Data in Selective Metal Detectors

**Explanatory note:** 85 pages, 14 figures, 1 table, 19 references.

**The object of study** is the processes of formation and processing of electromagnetic signals in induction metal detection systems functioning under variable parameters of object motion through the sensor's sensitive zone.

**The subject of study** is the methods of neural network classification of metal types based on analysis of the temporal response shape of compensated induction sensors, as well as algorithms for accounting for motion velocity to achieve material-invariant recognition.

**The goal of the research** is to develop and investigate a neural network classification system for metallic objects based on analysis of temporal characteristics of metal detector induction response, ensuring high accuracy in metal type recognition under variable object motion velocities by using a hybrid architecture combining convolutional and recurrent layers.

**The practical value of the obtained results** lies in creating a metal object classification system that enables reliable metal type recognition (ferromagnetic or non-magnetic) under variable object passage velocities through the detector. The proposed solutions can be used to build intelligent scrap metal sorting systems, security systems with enhanced functionality, and industrial product quality control systems.

**The first chapter** provides a review and analysis of metal object detection and classification methods, including pulse systems, frequency methods, and induction balance technologies. The physical foundations of electromagnetic field interaction with metallic objects of various natures are investigated. Main application areas of metal detectors are identified, technological features of signal processing and destabilizing factors are analyzed. The feasibility of applying machine learning methods and neural network architectures for solving metal classification tasks is substantiated.

**The second chapter** develops a mathematical model of an induction balance metal detector system, including a physical model of electromagnetic interaction and a parametric model of metallic bodies. The influence of body material on electromagnetic field characteristics is investigated, and responses for objects with different magnetic properties and sizes are modeled. An analog signal processing path model with detailed analysis of transfer characteristics is created. A methodology for training sample generation through parametric signal synthesis with controlled characteristics is developed.

**The third chapter** designs a hybrid neural network architecture for metal classification that combines one-dimensional convolutional layers, max pooling layers, and an LSTM layer. The network has two inputs: voltage time series and motion velocity. Network training is conducted on a synthetic dataset using normalization and data augmentation methods. A microcontroller operation algorithm is developed for real-time system implementation using TensorFlow Lite for Microcontrollers, including ADC and optical sensor data acquisition, buffer formation, and classification result output to the user.

**Keywords:** NEURAL NETWORKS, METAL CLASSIFICATION, METAL DETECTOR, INDUCTIVE SENSOR, SIGNAL PROCESSING, LSTM, CONVOLUTIONAL NETWORKS, MACHINE LEARNING.

## АНОТАЦІЯ

У роботі розглянуто застосування нейронних мереж для класифікації металевих об'єктів на основі аналізу сигналів індукційних датчиків у селективних металодетекторах. Виконано аналіз існуючих методів детекції та класифікації металів, зокрема імпульсних систем, частотних методів та технологій індукційного балансу. Досліджено фізичні основи взаємодії електромагнітного поля з металевими об'єктами різної природи, включаючи феромагнетики, парамагнетики та діамагнетики. Обґрунтовано доцільність застосування методів машинного навчання для подолання обмежень традиційних амплітудно-фазових підходів в умовах змінних параметрів детектування.

Значну увагу приділено математичному моделюванню системи металодетектора з індукційним балансом, включаючи фізичну модель електромагнітної взаємодії у системі з двома збуджувальними котушками та приймальною котушкою. Створено параметричну модель металевого тіла, що враховує магнітну проникність, електропровідність та геометричні розміри об'єкта. Розроблено модель аналогового тракту обробки сигналу з детальним аналізом передавальних характеристик вхідного підсилювача, синхронного детектора, фільтра високих частот та інтегратора. Запропоновано методику формування навчальної вибірки шляхом параметричного синтезу сигналів з контрольованими характеристиками для трьох класів об'єктів: фоновий режим, чорний метал та кольоровий метал.

У роботі спроектовано архітектуру гібридної нейронної мережі, що поєднує одновірні згорткові шари для виділення локальних ознак у формі сигналу, шари максимального пулінгу для зменшення розмірності та LSTM-шар для аналізу довгострокових часових залежностей. Мережа має два входи: часовий ряд напруги (500 відліків) та скалярне значення швидкості руху об'єкта. Розроблено алгоритм роботи мікроконтролера для реалізації системи класифікації в режимі реального часу з використанням TensorFlow Lite for Microcontrollers. Здійснено програмне моделювання та навчання нейромережі, проведено експериментальну перевірку ефективності класифікації на тестовій вибірці.

Отримані результати підтверджують ефективність використання гібридної нейромережевої архітектури для класифікації металів у металодетекторах, забезпечуючи високу точність розпізнавання типу металу незалежно від швидкості руху об'єкта через зону детектування. Явне врахування швидкості як додаткового входу дозволяє компенсувати ефект масштабування амплітуди сигналу, роблячи систему інваріантною до кінематичних умов. Розроблені рішення можуть бути використані в практиці побудови інтелектуальних систем сортування металобрухту, систем безпеки з розширеною функціональністю розпізнавання, археологічних металодетекторів та промислових систем контролю якості виробів.

## ANNOTATION

The paper considers the application of neural networks for the classification of metallic objects based on the analysis of inductive sensor signals in selective metal detectors. An analysis of existing methods for metal detection and classification is performed, including pulse systems, frequency methods, and induction balance technologies. The physical foundations of electromagnetic field interaction with metallic objects of various natures are investigated, including ferromagnetics, paramagnetics, and diamagnetics. The feasibility of applying machine learning methods to overcome the limitations of traditional amplitude-phase approaches under variable detection parameters is substantiated.

Considerable attention is paid to the mathematical modeling of an induction balance metal detector system, including a physical model of electromagnetic interaction in a system with two excitation coils and a receiving coil. A parametric model of a metallic body is created, taking into account magnetic permeability, electrical conductivity, and geometric dimensions of the object. An analog signal processing path model is developed with detailed analysis of transfer characteristics of the input amplifier, synchronous detector, high-pass filter, and integrator. A methodology for training sample generation through parametric signal synthesis with controlled characteristics for three object classes is proposed: background mode, ferrous metal, and non-ferrous metal.

The paper designs a hybrid neural network architecture that combines one-dimensional convolutional layers for extracting local features in the signal shape, max pooling layers for dimensionality reduction, and an LSTM layer for analyzing long-term temporal dependencies. The network has two inputs: voltage time series (500 samples) and scalar value of object motion velocity. A microcontroller operation algorithm is developed for real-time classification system implementation using TensorFlow Lite for Microcontrollers. Software modeling and neural network training are performed, and experimental verification of classification effectiveness on a test dataset is conducted.

The obtained results confirm the effectiveness of using a hybrid neural network architecture for metal classification in metal detectors, ensuring high accuracy in metal type recognition regardless of object motion velocity through the detection zone. Explicit consideration of velocity as an additional input allows compensation of signal amplitude scaling effects, making the system invariant to kinematic conditions. The developed solutions can be used in practice for building intelligent scrap metal sorting systems, security systems with enhanced recognition functionality, archaeological metal detectors, and industrial product quality control systems.

## ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ

- LSTM – Long Short-Term Memory, тип рекурентної нейронної мережі, використовується для аналізу часових послідовностей сигналу.
- CNN – Convolutional Neural Network, згорткова нейронна мережа, використовується для виділення локальних ознак у сигналі.
- RNN – Recurrent Neural Network, рекурентна нейронна мережа, згадується як загальний клас мереж для обробки послідовностей.
- ReLU – Rectified Linear Unit, функція активації, що застосовується в нейронних мережах.
- Adam – Adaptive Moment Estimation, алгоритм оптимізації для навчання нейронної мережі.
- ФВЧ – фільтр високих частот, частина аналогового тракту обробки сигналу.
- АЧХ – амплітудно-частотна характеристика, згадується в контексті вхідного підсилювача.
- ЕРС – електрорушійна сила, фізична величина, що описує наведену напругу в котушці.
- ТХ – передавальна котушка (Transmitter), частина системи металодетектора.
- СХ – компенсаційна котушка (Compensation coil), використовується для балансування поля.
- РХ – приймальна котушка (Receiver), реєструє сигнал від металевго об'єкта.
- VLF – дуже низька частота (Very Low Frequency), діапазон робочих частот металодетектора (порядку  $10^4$  Гц).
- СД – синхронний детектор, ключовий елемент аналогового тракту.
- ОП – операційний підсилювач, використовується у вхідному підсилювачі та інтеграторі.

ВСТУП .....	10
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЗНАЧЕННЯ НАЯВНОСТІ МЕТАЛУ І МЕТОДИ ОБРОБКИ СИГНАЛІВ .....	13
1.1 Класифікація та порівняльний аналіз методів детекції металевих об'єктів ..	13
1.2 Фізичні основи взаємодії електромагнітного поля з металевими об'єктами	17
1.3 Напрямки застосування металодетекторів та їх функціональні особливості	20
1.3.1 Прикладні сфери використання металодетекторів .....	20
1.3.2 Функціональна побудова та інтерфейси взаємодії .....	21
1.3.3 Динаміка руху як чинник формування сигналу .....	22
1.4 Технологічні особливості обробки сигналів у селективних системах та аналіз дестабілізуючих факторів .....	23
1.5 Обґрунтування доцільності застосування методів машинного навчання та нейромережових архітектур у задачах детекції .....	26
2 МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ КАНАЛУ ВИМІРЮВАННЯ .....	31
2.1 Фізична модель електромагнітної взаємодії в системі датчика .....	31
2.2 Моделювання металевого тіла в електромагнітному полі .....	37
2.3 Вплив матеріалу тіла на електромагнітне поле металодетектора .....	40
2.4 Моделювання аналогового тракту обробки сигналу .....	46
2.4.1 Вхідний підсилювач .....	47
2.4.2 Синхронний детектор .....	48
2.4.3 Фільтр високих частот (ФВЧ) .....	49
2.4.4 Інтегратор .....	50
2.5 Методика формування навчальної вибірки для нейромережевого алгоритму .....	52

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ			
<i>Змн.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>				
<i>Розробив</i>		Ловбак			Застосування нейронних мереж для аналізу даних індуктивних датчиків у селективних металодетекторах	<i>Лім.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Акрушіє</i>
<i>Перевірів</i>		Стрілецький					8	85
<i>Н.контр</i>						<b>ІФНТУНГ</b>		
<i>Затверд</i>		Заміховські						

3 РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КЛАСИФІКАТОРА .....	59
3.1 Розробка структури нейромережі .....	59
3.1.1 Розробка загальної структури мережі.....	59
3.1.2 Структура каналу обробки часових послідовностей .....	63
3.1.3 Структура каналу швидкості.....	65
3.1.4 Структура вихідного шару .....	66
3.2 Навчання та підготовка даних.....	68
3.3 Алгоритм роботи мікроконтролера в системі класифікації металів .....	74
3.3.1 Зчитування даних з аналого-цифрового перетворювача .....	74
3.3.2 Визначення швидкості руху об'єкта оптичними сенсорами.....	74
3.3.3 Формування буферу даних для нейромережевої обробки.....	75
3.3.4 Виконання класифікації за допомогою нейромережі .....	75
3.3.5 Виведення результату та інформування користувача.....	76
ВИСНОВКИ.....	79
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	81
ДОДАТКИ.....	83

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Сучасний розвиток автоматизованих систем контролю та сортування матеріалів супроводжується зростанням вимог до швидкості, точності та надійності розпізнавання типу металевих об'єктів. Проблема селективної ідентифікації металів є вагомою для промислових технологічних ліній, систем безпеки, археологічних досліджень та екологічного моніторингу, де необхідно не лише виявити наявність металу, але й достовірно класифікувати його тип. Традиційні методи аналізу, що базуються на амплітудно-фазовому аналізі індукційного відгуку, мають суттєві обмеження при роботі з об'єктами змінних розмірів, форм та швидкостей руху. Існуючі алгоритми обробки сигналів, хоч і забезпечують базове розрізнення феромагнітних та немагнітних матеріалів, часто не враховують складну взаємодію між геометричними параметрами об'єкта, його електромагнітними властивостями та динамікою проходження через зону детектування. Тому розробка нових методів класифікації на основі нейромережевих архітектур, які здатні виявляти нелінійні залежності у формі сигналу та враховувати додаткові параметри руху, є особливо актуальною.

**Метою дослідження** є розроблення та дослідження системи нейромережевої класифікації металевих об'єктів на основі аналізу часових характеристик індукційного відгуку металодетектора, що забезпечує високу точність розпізнавання типу металу в умовах змінної швидкості руху об'єктів шляхом використання гібридної архітектури з поєднанням згорткових та рекурентних шарів.

- **Завданнями дослідження є:**
- провести аналіз існуючих методів детекції та класифікації металевих об'єктів, дослідити фізичні основи електромагнітної взаємодії для обґрунтування вибору методу нейромережевої обробки сигналів;

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						10
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

- розробити математичну модель системи металодетектора з індукційним балансом та змоделювати відгук датчика на проходження об'єктів з різними магнітними властивостями;
- створити модель аналогового тракту обробки сигналу, що включає синхронне детектування, фільтрацію та інтеграцію, для формування вхідних даних цифрової системи;
- розробити методіку генерації синтетичної навчальної вибірки на основі параметричної моделі сигналів з урахуванням варіацій розмірів об'єктів, швидкості руху та електромагнітних характеристик матеріалів;
- спроектувати архітектуру гібридної нейронної мережі з двома входами (часовий ряд сигналу та швидкість руху), що поєднує згорткові шари для виділення локальних ознак та LSTM-шар для аналізу часових залежностей;
- розробити алгоритм роботи мікроконтролера для реалізації системи класифікації в режимі реального часу з використанням TensorFlow Lite for Microcontrollers;
- провести програмне моделювання та навчання нейромережі, дослідити ефективність класифікації на тестовій вибірці та оцінити точність розпізнавання трьох класів об'єктів: фонового режиму, чорних металів та кольорових металів.

**Об'єктом дослідження** є процеси формування та обробки електромагнітних сигналів у системах індукційної детекції металів, що функціонують в умовах змінних параметрів руху об'єктів через зону чутливості датчика.

**Предметом дослідження** є методи нейромережевої класифікації типу металу на основі аналізу форми часового відгуку індукційного датчика з компенсацією, а також алгоритми врахування швидкості руху для інваріантного розпізнавання матеріалу.

**Практичне значення одержаних результатів** полягає у створенні системи класифікації металевих об'єктів, яка дозволяє реалізувати надійне

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						11
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

розпізнавання типу металу (феромагнітний або немагнітний) в умовах змінної швидкості проходження об'єктів через детектор. Запропоновані рішення можуть бути використані для побудови інтелектуальних систем сортування металобрухту на переробних підприємствах, систем безпеки з розширеною функціональністю розпізнавання загроз, археологічних металодетекторів з можливістю попередньої ідентифікації знахідок, а також промислових систем контролю якості виробів з урахуванням матеріалу. Розроблена архітектура нейронної мережі та методика генерації навчальних даних є універсальними і можуть бути адаптовані для інших задач аналізу часових послідовностей у системах неруйнівного контролю.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		12

# 1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЗНАЧЕННЯ НАЯВНОСТІ МЕТАЛУ І МЕТОДИ ОБРОБКИ СИГНАЛІВ

## 1.1 Класифікація та порівняльний аналіз методів детекції металевих об'єктів

Сучасний стан розвитку приладобудування в галузі неруйнівного контролю та пошукової техніки базується на фундаментальних законах класичної електродинаміки, зокрема на явищах електромагнітної індукції та вихрових струмів. Класифікація методів детекції металевих об'єктів здійснюється на основі способу формування первинного зондувального поля та алгоритмів обробки вторинного сигналу, що виникає внаслідок взаємодії поля з ціллю. Основним критерієм ефективності таких систем є їхня здатність виявляти аномалії магнітної проникності та електричної провідності середовища на певній глибині, забезпечуючи при цьому достовірну інформацію про фізико-хімічні властивості знайденого об'єкта.

Найбільш раннім та технічно простим підходом до вирішення задачі детекції є метод Beat Frequency Oscillation (BFO), що ґрунтується на вимірюванні биття двох частот. Технічна реалізація даного методу передбачає використання двох незалежних LC-генераторів, один з яких стабілізований за допомогою кварцового резонатора або високоякісних пасивних компонентів і виконує роль еталона. Другий генератор, який називають пошуковим, містить у своєму частотоподавальному контурі зовнішню індуктивність у вигляді пошукової котушки. Принцип виявлення базується на зміні частоти пошукового генератора під впливом зовнішнього металевого тіла. Коли котушка наближається до ферромагнітного об'єкта, магнітна проникність середовища зростає, що призводить до збільшення індуктивності та, відповідно, зменшення частоти коливань. У випадку з кольоровими металами домінує ефект вихрових струмів, які створюють зустрічне магнітне поле, що зменшує еквівалентну індуктивність котушки та підвищує частоту. Сигнали з обох генераторів подаються на змішувач, на виході якого формується різницевий сигнал низької

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		13

частоти. Основною причиною низької популярності цього методу в наукових розробках є його критично слабка чутливість до дрібних цілей. Оскільки зміна частоти є мізерною на великих відстанях, прилад не може зафіксувати об'єкти, розмір яких суттєво менший за діаметр датчика. Крім того, метод ВГО характеризується високим рівнем частотного дрейфу, викликаного зміною температури навколишнього середовища та розрядом джерела живлення, що робить його непридатним для точних кількісних вимірювань. Відсутність механізмів фазової ідентифікації унеможливорює селекцію металів, оскільки прилад реагує лише на факт зміни індуктивності, не аналізуючи природу виникнення цієї зміни.

Принципово інший підхід до організації пошуку реалізовано в методі Pulse Induction (PI), або методі імпульсної індукції. Функціонування систем такого типу базується на аналізі перехідних процесів у часовій області. На відміну від безперервнохвильових методів, PI-детектори генерують потужні імпульси магнітного поля через коротку послідовність струмів високої амплітуди, що проходять через котушку. Після різкого вимкнення імпульсу струму первинне поле зникає майже миттєво, проте в металевих об'єктах, що знаходяться в радіусі дії, за інерцією продовжують циркулювати вихрові струми. Ці струми генерують власне вторинне поле, яке затухає з часом залежно від опору та індуктивності самого об'єкта. Приймальна система детектора активується лише після повного затухання перехідного процесу в самій котушці, що дозволяє реєструвати надслабкі сигнали відгуку від цілі. Головною перевагою методу PI є його виняткова стійкість до впливу мінералізованих ґрунтів та морської води. Оскільки вимірювання проводиться в паузі між випромінюваннями, сигнали відгуку від середовища, які затухають дуже швидко, не накладаються на сигнали від металевих об'єктів. Це дозволяє досягати значної глибини детекції, яка для великих предметів може перевищувати кілька метрів. Однак суттєвим недоліком є слабка здатність до дискримінації металів. Процес ідентифікації в імпульсних системах зводиться до аналізу швидкості затухання вторинного імпульсу, що дає лише опосередковане уявлення про провідність матеріалу. Розрізнити предмети

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						14
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

з подібними часовими константами затухання, наприклад, велику залізну пластину та мідну монету, стає майже неможливим завданням. Таким чином, метод PI є ідеальним для глибинного пошуку в складних умовах, але не забезпечує необхідного рівня вибірковості для складних задач ідентифікації[1].

Найбільш досконалим та перспективним методом, який став основою для розвитку сучасної високоточної апаратури, є метод Induction Balance (IB), або індукційний баланс, що працює на дуже низьких частотах (VLF). В основі цього методу лежить використання системи збалансованих котушок, які розташовані таким чином, щоб у відсутності металу їх взаємна індуктивність була максимально наближена до нуля. Передавальна котушка безперервно випромінює синусоїдальний сигнал, а приймальна котушка налаштована так, що первинне поле в ній повністю компенсується. Будь-яке порушення електромагнітної однорідності простору в зоні датчика призводить до появи сигналу розбалансу. Унікальність методу IB полягає в можливості проведення повного фазового аналізу отриманого сигналу. Вторинне магнітне поле, що перевипромінюється об'єктом, завжди зміщене за фазою відносно первинного поля. Цей фазовий зсув визначається комплексним опором цілі, який є комбінацією активного електричного опору та реактивного індуктивного опору. Аналізуючи кут фазового зсуву за допомогою синхронних детекторів, можна з високим ступенем достовірності визначити тип металу. Об'єкти з високою магнітною проникністю, такі як чорні метали, викликають зсув фази в одному напрямку, тоді як об'єкти з високою провідністю, наприклад золото, мідь або срібло, зміщують фазу в протилежному напрямку[2].

Метод індукційного балансу дозволяє реалізувати складні алгоритми відсікання завад від ґрунту, що є ключовим фактором для стабільної роботи пристрою. Завдяки можливості вимірювання як амплітуди, так і фази сигналу, системи IB забезпечують найвищу селективність серед усіх існуючих методів детекції. Це дозволяє оператору не лише виявляти наявність металу, а й ігнорувати небажані цілі, такі як залізні цвяхи або дрібне сміття, зосереджуючись на об'єктах з конкретними параметрами провідності.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		15

Використання цього методу відкриває широкі можливості для цифрової обробки сигналів, включаючи застосування швидкого перетворення Фур'є для спектрального аналізу відгуку. Саме через ці характеристики метод індукційного балансу обрано як базовий для подальшого проектування та дослідження в межах даної кваліфікаційної роботи. Подальший розвиток систем на базі ІВ пов'язаний із переходом до багаточастотного зондування, що дозволяє отримувати ще більше інформації про внутрішню структуру та форму виявлених об'єктів, мінімізуючи вплив неоднорідностей ґрунту та підвищуючи загальну точність ідентифікації.

Порівнюючи три вищеописані методи, можна зробити висновок, що ВФО є морально застарілим через низьку стабільність та чутливість. Метод РІ залишається незамінним для специфічних умов пошуку на великих глибинах у агресивних середовищах, але його обмежені можливості в дискримінації металів не дозволяють використовувати його для задач, де потрібна точна селекція. Метод індукційного балансу (VLF/IB) є найбільш збалансованим рішенням, яке поєднує достатню глибину виявлення з високою аналітичною здатністю. Можливість векторного аналізу сигналу в комплексній площині робить його еталонним методом для сучасних інтелектуальних систем металодетекції, що і зумовлює вибір даної технології для реалізації практичної частини роботи[3].

Опис фізичних процесів у системах індукційного балансу потребує детального розгляду взаємодії електромагнітних хвиль з провідними тілами у квазістаціонарному наближенні. Оскільки робочі частоти методу ІВ знаходяться в діапазоні від декількох сотень герц до десятків кілогерц, довжина хвилі значно перевищує геометричні розміри датчика та об'єкта пошуку. Це дозволяє знехтувати ефектами випромінювання та розглядати задачу в рамках теорії ланцюгів із зосередженими параметрами, де взаємодія описується через коефіцієнти взаємної індукції. Такий підхід значно спрощує математичне моделювання системи та дозволяє розробити ефективні алгоритми обробки даних у реальному часі на базі сучасних мікроконтролерів. Аналіз наукової літератури показує, що основні зусилля дослідників сьогодні спрямовані на

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						16
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

підвищення завадостійкості таких систем та розширення динамічного діапазону приймального тракту, що дозволить виявляти ще дрібніші об'єкти на фоні потужних сигналів від мінералізованого ґрунту.

## 1.2 Фізичні основи взаємодії електромагнітного поля з металевими об'єктами

Фундаментальний механізм роботи засобів індукційної металодетекції базується на принципах класичної електродинаміки, що описують взаємодію змінного магнітного поля з речовиною. Основним джерелом інформації про наявність та фізичні властивості об'єкта є вторинне електромагнітне поле, яке генерується самим об'єктом під впливом первинного поля випромінювальної котушки. Процес формування цього відгуку є складним фізичним явищем, що визначається одночасно магнітними та електричними характеристиками металу, такими як магнітна проникність ( $\mu$ ) та питома електрична провідність ( $\sigma$ ). Для глибокого розуміння селективних властивостей сучасних детекторів необхідно розглянути два ключові процеси: виникнення вихрових струмів та явище магнітного гістерезису[4].

Коли змінне магнітне поле пронизує електропровідне тіло, згідно із законом електромагнітної індукції Фарадея, всередині цього тіла виникає електрорушійна сила, що призводить до появи замкнених електричних контурів, відомих як вихрові струми або струми Фуко. Ці струми циркулюють у площинах, перпендикулярних до напрямку магнітного потоку, і, відповідно до правила Ленца, створюють власне магнітне поле, напрямлене назустріч первинному полю, що його породило. Ефективність генерації вихрових струмів прямо залежить від частоти зондувального сигналу та електричного опору матеріалу. У кольорових металах, таких як мідь, срібло або алюміній, які мають високу провідність, вихрові струми досягають значної амплітуди. Вторинне поле, створюване цими струмами, суттєво послаблює первинне поле всередині об'єкта, що з погляду вимірювальної системи детектора виглядає як внесення в контур значного активного опору та зменшення еквівалентної індуктивності.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		17

Паралельно з електричними процесами у феромагнітних матеріалах, до яких належить залізо та його сплави, відбуваються процеси перемагнічування доменів. Це явище описується поняттям магнітного гістерезису, що відображає запізнювання зміни магнітної індукції в речовині відносно змін напруженості зовнішнього магнітного поля. Наявність високої магнітної проникності у чорних металах призводить до концентрації ліній магнітної індукції всередині об'єкта. Це спричиняє ефект, протилежний дії вихрових струмів: індуктивність пошукової системи зростає. Однак у реальних умовах у феромагнетиках одночасно існують і магнітні ефекти, і вихрові струми. Кінцевий результат взаємодії залежить від того, який з факторів домінує на конкретній частоті. На низьких частотах у сталевих об'єктах зазвичай переважають магнітні властивості, тоді як із підвищенням частоти вплив вихрових струмів посилюється, що може призводити до зміни знаку результуючого відгуку.

Для кількісного та якісного аналізу цих процесів у сучасній металодетекції використовується векторне представлення сигналу в комплексній площині. Будь-який відгук від об'єкта можна представити як вектор, що має певну амплітуду та фазовий кут відносно опорного сигналу передавача. Фазовий зсув є найважливішим параметром, оскільки він майже не залежить від відстані до об'єкта (в межах робочої зони), а визначається виключно фізичною природою металу. Саме на аналізі фазового зсуву базується технологія Visual Discrimination Indication (VDI), яка дозволяє оператору візуально ідентифікувати тип металу ще до вилучення об'єкта із середовища[5].

У комплексній площині вектор сигналу розкладається на дві складові: резистивну (активну), що збігається за фазою з вихровими струмами, та реактивну (індуктивну), зумовлену магнітними властивостями або індуктивністю самих контурів вихрових струмів. Діамагнетики та парамагнетики, до яких відноситься більшість кольорових металів, не мають власних сильних магнітних моментів, тому їхній вплив на поле визначається переважно активними втратами на нагрівання об'єкта вихровими струмами. Для таких металів вектор сигналу розташовується у квадрантах, що відповідають

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						18
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

домінуванню активного опору. При цьому метали з високою провідністю (великі мідні об'єкти) демонструють значний фазовий зсув, оскільки їхня власна індуктивність уповільнює розвиток вихрових струмів, тоді як метали з низькою провідністю (тонкі золоті вироби, фольга) мають малий фазовий зсув і сприймаються системою як об'єкти з переважно активною складовою.

Феромагнітні об'єкти, навпаки, вносять потужну реактивну складову в сигнал розбалансу. Завдяки високому значенню  $\mu$ , вони підсилюють магнітний потік, що призводить до фазового зсуву, протилежного за знаком відгуку від кольорових металів. У системі координат VDI чорні метали зазвичай займають діапазон від'ємних значень або значень, близьких до нуля фазової шкали. Складність ідентифікації виникає при детекції складних сплавів або об'єктів незвичної форми, де співвідношення між ефектом гістерезису та ефектом вихрових струмів може змінюватися. Наприклад, тонка сталева пластина може мати фазовий відгук, схожий на кольоровий метал, через домінування площинних вихрових струмів над об'ємним перемагнічуванням[6].

Важливим аспектом фізики процесу є також скін-ефект, який полягає у витісненні вихрових струмів на поверхню провідника при збільшенні частоти. Це явище обмежує глибину проникнення поля в метал і змінює фазові характеристики відбитого сигналу. Для металів з високою магнітною проникністю глибина скін-шару значно менша, ніж для кольорових металів на тій самій частоті. Це призводить до того, що залізні об'єкти на високих частотах починають демонструвати властивості, характерні для поверхневої провідності, що ще більше ускладнює алгоритми дискримінації.

Використання векторного аналізу дозволяє математично розділити вплив ґрунту та вплив цілі. Сигнал від ґрунту, що містить оксиди заліза, зазвичай має вектор, спрямований уздовж реактивної осі з невеликим відхиленням, зумовленим втратами на в'язкість перемагнічування. Оскільки вектор цілі (особливо кольорового металу) спрямований під іншим кутом, проектування сумарного вектора на вісь, перпендикулярну до вектора ґрунту, дозволяє майже повністю ігнорувати завади від середовища. Цей процес, відомий як

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		19

балансування ґрунту, є критично важливим для коректної роботи VDI. Без точної компенсації фазового зсуву ґрунту визначення типу металу стає неможливим, оскільки навіть слабка мінералізація здатна змістити вектор сигналу цілі на десятки градусів, призводячи до помилкової ідентифікації міді як заліза або навпаки[7].

Таким чином, фізика процесу детекції в системах індукційного балансу є багатофакторною задачею, де кінцевий сигнал є результатом суперпозиції векторів, зумовлених електричною провідністю (вихрові струми) та магнітною проникністю (гістерезис). Розуміння цих процесів дозволяє проектувати цифрові фільтри та фазові дискримінатори, які забезпечують високу точність візуалізації типу металу на шкалі VDI. Це створює фундамент для розробки інтелектуальних алгоритмів класифікації, що здатні розрізняти об'єкти не лише за матеріалом, а й за їхньою геометричною та структурною конфігурацією.

### **1.3 Напрямки застосування металодетекторів та їх функціональні особливості**

Сучасна сфера застосування індукційних систем детекції металів охоплює широкий спектр галузей — від гуманітарного розмінування та археології до автоматизованих промислових ліній та систем забезпечення громадської безпеки. Різноманітність умов експлуатації та цільових об'єктів диктує специфічні вимоги до функціональної побудови приладів, їхньої чутливості, селективності та способів представлення інформації кінцевому користувачу або керуючій системі. Основним завданням будь-якого металодетектора є перетворення фізичної зміни параметрів електромагнітного поля у форму, яка є придатною для подальшого аналізу та прийняття рішень.

#### *1.3.1 Прикладні сфери використання металодетекторів*

Першим і найбільш масовим напрямком є ґрунтовий пошук, що включає в себе археологічні дослідження, пошук втрачених цінностей та гуманітарне розмінування територій. У цьому контексті металодетектор працює як інструмент неруйнівного контролю в умовах високої невизначеності

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		20

середовища. Основним викликом тут є наявність природного фону ґрунту, який часто має виражені магнітні властивості. Функціонально такі прилади проектуються як інтерактивні системи, де оператор бере безпосередню участь у процесі ідентифікації.

На виробничих об'єктах металодетекція відіграє роль бар'єра контролю якості та безпеки обладнання. У харчовій, фармацевтичній та текстильній промисловості детектори встановлюються над конвеєрними стрічками для виявлення випадкових металевих часток у продукції. На відміну від ґрунтового пошуку, виробничі системи інтегруються в автоматизовані цикли керування (АСУ ТП). Тут не вимагається складна візуалізація для людини, натомість пріоритетом є швидкість реакції системи на зміну амплітуди або фази сигналу та формування команди на відбраковування продукції[9].

Окремим критично важливим сегментом є системи безпеки в громадських місцях, таких як аеропорти, вокзали та державні установи. Основною вимогою до аличних та ручних металодетекторів у цій сфері є забезпечення високої пропускної здатності. Функціонал таких приладів максимально спрощений для оператора: складна аналітика сигналу відбувається всередині мікропроцесорного блоку, а результат зводиться до бінарного висновку «наявність/відсутність» об'єкта, що перевищує встановлений поріг за розміром або масою. У наукових задачах металодетекція може використовуватися для картографування аномалій або аналізу складу сплавів у лабораторних умовах, де на перший план виходить прецизійна точність вимірювань.

### *1.3.2 Функціональна побудова та інтерфейси взаємодії*

Коли мова йде про металодетектор, призначений для безпосередньої експлуатації людиною, ключовим завданням розробника стає приведення змінених параметрів електромагнітного поля до вигляду, прийняттого для людського сприйняття. Первинною та фундаментальною функцією є дискримінація — здатність системи відділяти «норму» (фоновий сигнал середовища) від корисного сигналу, спричиненого металевим тілом.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		21

Дискримінатор працює як фільтр, що ігнорує реактивну складову від магнітного ґрунту та дозволяє виділяти активні та фазові зміни, характерні для цільових металів.

Для забезпечення ефективного зворотного зв'язку з оператором у приладах реалізується кілька каналів індикації. Найбільш інформативним є звуковий канал. Оскільки людське вухо дуже чутливе до змін висоти звуку, зміна амплітуди або частоти сигналу відгуку переноситься в частотну область звукового спектра. Це дозволяє оператору на інтуїтивному рівні оцінювати глибину залягання, розмір об'єкта та навіть його тип без необхідності постійно дивитися на дисплей. Різні метали можуть супроводжуватися різною тональністю звуку: низькі тони для чорних металів та високі тони для кольорових[10].

Візуальна індикація доповнює звукову і може бути реалізована у вигляді стрілочних індикаторів (у класичних аналогових системах), світлодіодних шкал або сучасних РК-дисплеїв. На дисплей виводяться числові значення індексу VDI (Visual Discrimination Indication), що відповідають фазовому зсуву сигналу, а також графічні годографи — траєкторії руху вектора в комплексній площині. Світлова індикація часто використовується для швидкої оцінки інтенсивності відгуку, де яскравість або кількість активованих сегментів шкали прямо пропорційна близькості об'єкта до котушки.

### *1.3.3 Динаміка руху як чинник формування сигналу*

Важливою особливістю більшості сучасних металодетекторів є їхня робота в динамічному режимі. На відміну від статичних систем, які можуть фіксувати нерухомий об'єкт, динамічні детектори реагують на зміну магнітного потоку в часі. Рух датчика відносно об'єкта (або навпаки — об'єкта відносно датчика на конвеєрі) є обов'язковим чинником виникнення сигналу опромінення. Саме швидкість переміщення формує частотну характеристику відгуку, яка згодом аналізується смуговими фільтрами.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		22

У промислових системах швидкість конвеєра є фіксованою, що дозволяє налаштувати фільтри на вузький частотний діапазон. У портативних детекторах швидкість маху оператора є змінною, що створює додаткові виклики для систем дискримінації. У громадських місцях аточні металодетектори фіксують проходження людини через багатозонну рамку. Кожна зона аналізує зміну магнітного поля незалежно, що дозволяє не лише виявити метал, а й локалізувати його розташування на тілі людини. Таким чином, рух стає не просто умовою роботи, а джерелом даних для просторової фільтрації об'єктів.

На завершення варто зазначити, що тенденція розвитку функціоналу металодетекторів спрямована на максимальну автоматизацію аналітичних процесів. Якщо раніше оператор мав самостійно інтерпретувати кожне «потріскування» у навушниках, то сучасні системи, завдяки мікропроцесорній обробці, видають готовий результат класифікації. Це дозволяє використовувати металодетектори людям без спеціальної підготовки, зберігаючи при цьому високу достовірність результатів детекції у будь-якій сфері застосування.

#### **1.4 Технологічні особливості обробки сигналів у селективних системах та аналіз дестабілізуючих факторів**

Класична архітектура обробки сигналу в сучасних металодетекторах, що працюють за принципом індукційного балансу (Induction Balance, IB), базується на концепції фазочутливого вимірювання комплексного відгуку середовища. Основним вузлом такої системи є блок синхронного детектування, завдання якого полягає в декомпозиції вхідного гармонічного сигналу від приймальної котушки на дві ортогональні складові. Цей процес є критично важливим, оскільки саме в різниці фаз між випромінюваним первинним полем та вторинним полем відгуку закладена вичерпна інформація про фізичні властивості цілі, зокрема її провідність та магнітну проникність[12].

Математично процес детекції описується перетворенням вхідної напруги  $U_{RX}(t)$  шляхом її перемноження на опорні сигнали  $\sin(\omega t)$  та  $\cos(\omega t)$ , що генеруються синхронно з робочою частотою передавача. У результаті такого

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						23
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

перетворення в системі формуються два незалежні канали даних: синфазний (In-phase, I) та квадратурний (Quadrature, Q). Ці канали представляють собою проекції вектора сигналу на комплексну площину, де канал I переважно відображає реактивні (магнітні) властивості об'єкта, а канал Q — активні втрати, зумовлені вихровими струмами.

Після операції перемноження сигнали проходять через каскад цифрових або аналогових фільтрів низьких частот (ФНЧ). Головна функція цих фільтрів — виділення низькочастотної обвідної сигналу, що виникає при наближенні та віддаленні пошукового елемента від металевого тіла. Проте саме на цьому етапі виникає перша фундаментальна проблема класичної обробки: пряма нелінійна залежність амплітуди та форми вихідного сигналу від динамічних параметрів сканування. Частотний спектр відгуку від цілі безпосередньо залежить від швидкості, з якою оператор переміщує котушку відносно об'єкта. Якщо швидкість переміщення є занадто низькою, енергія сигналу зосереджується в області інфранизьких частот, які ефективно пригнічуються фільтрами, призначеними для відсікання статичного розбалансу котушок та температурного дрейфу електронних компонентів.

З іншого боку, при надмірно швидкому русі сигнал набуває вигляду короткого імпульсу з широким спектром, що призводить до фазових спотворень через обмежену смугу пропускання тракту обробки та інерційність фільтрів високого порядку. У результаті одна і та сама металева ціль на однаковій глибині може демонструвати суттєво різні значення індексу візуальної дискримінації (VDI) залежно від темпу роботи оператора. Це створює ситуацію, коли жорстко задані коефіцієнти фільтрації не дозволяють приладу адаптуватися до змінних умов пошуку, що змушує виробників шукати компроміс між стабільністю роботи та швидкістю відгуку (так званий параметр «recovery speed»).

Другим дестабілізуючим фактором, що критично впливає на достовірність детекції, є вплив мінералізації ґрунту, відомий у спеціальній літературі як Ground Effect. Переважна більшість природних ґрунтів містить магнітні

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		24

мінерали, такі як магнетит або гематит, які мають власну магнітну сприйнятливість. Під час руху пошукової котушки над нерівною поверхнею відстань між датчиком і ґрунтом постійно варіюється, що викликає потужні зміни магнітного потоку, пронизливого для приймальної обмотки. Ці зміни генерують сигнал розбалансу, амплітуда якого може в десятки або навіть сотні разів перевищувати корисний сигнал від глибоко розташованих об'єктів.

Традиційним методом вирішення цієї проблеми є процедура балансування ґрунту (Ground Balance), яка передбачає визначення фазового вектора ґрунту та його подальше вирахування з результуючого сигналу. Однак реальні умови експлуатації характеризуються високою просторовою неоднорідністю середовища. Фазовий кут ґрунту може динамічно змінюватися навіть у межах однієї траєкторії руху котушки через зміну вологості, концентрації солей або наявність локальних магнітних аномалій. Це призводить до виникнення так званого залишкового «ґрунтового шуму», який викликає хибні спрацювання приладу.

У класичних детермінованих алгоритмах боротьба з цим шумом зазвичай ведеться шляхом проектування вектора сигналу на вісь, перпендикулярну вектору ґрунту. Така операція є лінійною і неминуче призводить до втрати чутливості до певних класів об'єктів (наприклад, дрібних золотих самородків або монет на великій глибині), чий фазовий кут близький до кута мінералізації середовища. Таким чином, система потрапляє в «зону засліплення», де спроба ігнорувати ґрунт призводить до одночасного ігнорування корисних сигналів[15].

Додатковою проблемою є явище маскування (Target Masking), що виникає в умовах високої засміченості ґрунту металевим сміттям. У ситуації, коли цінний об'єкт із кольорового металу знаходиться в безпосередній близькості до масивного залізного предмета, їхні вектори відгуку математично підсумовуються в межах одного циклу сканування. Класичне синхронне детектування видає усереднений фазовий кут, який не відповідає жодному з реальних об'єктів, що призводить до помилкової класифікації цілі як «сміття». Розділення таких сигналів вимагає застосування методів деконволюції та аналізу

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						25
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

вищих гармонік, що є надзвичайно складним завданням для традиційних мікроконтролерних систем із жорсткою логікою обробки.

Отже, аналіз проблематики показує, що існуючі методи обробки сигналів у металодетекції стикаються із серйозними обмеженнями, зумовленими нелінійною природою взаємодії датчика із середовищем. Залежність сигналу від швидкості руху, мінералізації та взаємного розташування об'єктів формує багатовимірний простір завад, який неможливо адекватно описати за допомогою простих лінійних фільтрів або порогових схем дискримінації. Це створює необхідність переходу до більш гнучких, інтелектуальних методів аналізу даних, здатних до адаптації та розпізнавання складних образів на фоні інтенсивних завад.

### **1.5 Обґрунтування доцільності застосування методів машинного навчання та нейромережевих архітектур у задачах детекції**

Сучасний етап розвитку систем індукційної металодетекції характеризується переходом від чистої фізичної реєстрації сигналу до складних інтелектуальних систем інтерпретації даних. Як було продемонстровано в попередньому аналізі, класичні алгоритми обробки сигналів, засновані на жорстко детермінованих математичних моделях, стикаються з непереборними труднощами при роботі в умовах високої мінералізації та динамічної зміни параметрів пошуку. Основна складність полягає в тому, що сигнал відгуку від металевго об'єкта не є статичною величиною; він являє собою результат складної взаємодії багатьох змінних, таких як глибина залягання, геометрична орієнтація цілі, її електрофізичні властивості та швидкість переміщення пошукового елемента.

Математично залежність вихідного сигналу від цих факторів можна представити як складну нелінійну функцію  $F(x, y, z, \sigma, \mu, v, t)$ , де кожен параметр вносить свій внесок у спотворення фазової та амплітудної характеристик. Спроба описати таку функцію за допомогою стандартних

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		26

аналітичних методів призводить до створення громіздких систем диференціальних рівнянь, які практично неможливо розв'язати в реальному часі на вбудованих обчислювальних системах. Більше того, через стохастичну природу завад від ґрунту (Ground Effect), будь-яка фіксована модель виявляється занадто крихкою для реальних польових умов.

Саме тут виникає доцільність використання методів машинного навчання (Machine Learning) та штучних нейронних мереж (Artificial Neural Networks). Ключова перевага нейромережевого підходу полягає у здатності моделей до універсальної апроксимації функцій. Нейронна мережа не потребує апріорного знання про фізичну модель взаємодії; вона здатна «вивчити» цю модель, аналізуючи великі масиви маркованих даних. У процесі навчання мережа формує внутрішні репрезентації сигналів, що дозволяє їй ідентифікувати корисний сигнал навіть при його значному спотворенні або маскуванні шумами. Це робить систему адаптивною: вона стає здатною розпізнавати не просто «фазовий кут», а цілісний «електромагнітний образ» об'єкта.

Для підвищення достовірності такої ідентифікації критично важливим є введення додаткових контекстних даних. Одним із найбільш перспективних рішень у межах даної роботи є інтеграція оптичного датчика швидкості. Оскільки швидкість переміщення котушки безпосередньо впливає на частотний спектр сигналу після фільтрації, наявність точних даних про миттєву швидкість  $v$  дозволяє нормалізувати часову шкалу сигналу. Нейронна мережа, отримуючи дані про швидкість як додаткову вхідну фічу, може виконувати корекцію амплітудних втрат та фазових зсувів у реальному часі. Це дозволяє нівелювати вплив людського фактора (манери помаху) на результати дискримінації, що є недосяжним для традиційних систем[16].

Розглядаючи архітектурні рішення для побудови моделі розпізнавання, необхідно виділити кілька ключових типів блоків, кожен з яких вирішує специфічні задачі обробки сигналу. Найбільш базовим елементом є багат шаровий перцептрон (MLP). Блоки повнозв'язних шарів ефективно працюють з агрегованими ознаками, такими як середньоквадратичне значення

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		27

амплітуди, інтегральний фазовий зсув або пікові значення векторі VDI. Перцептрони дозволяють будувати нелінійні розділяючі гіперплощини в просторі ознак, що забезпечує базову класифікацію на типи «чорний/кольоровий метал».

Однак, оскільки сигнал металодетектора є часовим рядом (часовою послідовністю), набагато більшу ефективність демонструють одновимірні згорткові нейронні мережі (1D CNN). Згорткові блоки ідеально підходять для виділення локальних патернів у сигналі. Вони працюють як набір адаптивних цифрових фільтрів, які самі налаштовуються на виявлення характерних «сплесків» або змін фази, що виникають при проходженні над ціллю. 1D CNN здатні виявляти ознаки, інваріантні до зсуву в часі, що дозволяє мережі розпізнавати об'єкт незалежно від того, в який саме момент маху він потрапив під центр котушки.

Для аналізу довготривалих залежностей та інерційних процесів, характерних для низькочастотних сигналів, доцільно використовувати рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема їх вдосконалені модифікації — блоки LSTM (Long Short-Term Memory) або GRU (Gated Recurrent Unit). Рекурентні блоки мають внутрішню «пам'ять», що дозволяє їм враховувати контекст попередніх відліків сигналу. Це особливо важливо для компенсації впливу ґрунту: мережа може навчитися розуміти динаміку зміни ґрунтового шуму та ефективно віднімати його від поточного сигналу, що значно знижує кількість хибних спрацювань у складних геологічних умовах.

Враховуючи високу розмірність вхідних даних (висока частота дискретизації каналів I та Q), особливу увагу слід приділити модулям зниження розмірності. Використання таких методів, як автоенкодерів (Autoencoders) або шари Max-Pooling у CNN, дозволяє виділити найбільш значущі компоненти сигналу, відсікаючи надлишковий шум. Це не лише підвищує точність класифікації, а й критично важливо для оптимізації моделі під мікроконтролери з обмеженими обчислювальними ресурсами. Зниження розмірності простору

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		28

ознак дозволяє мережі зосередитися на суті електромагнітної взаємодії, ігноруючи дрібні випадкові флуктуації напруги в приймальному тракті.

Окрім нейромережових підходів, вагоме місце в арсеналі методів машинного навчання займає метод випадкового лісу (Random Forest). Це ансамблевий метод, заснований на побудові великої кількості дерев рішень. Випадковий ліс є надзвичайно стійким до викидів у даних та перенавчання. У задачах металодетекції цей метод може бути використаний як високорівневий класифікатор, що працює на базі ознак, виділених нейронною мережею. Наприклад, якщо CNN виділяє геометричні ознаки об'єкта, а RNN — динамічні, то метод лісу може приймати фінальне рішення про тип металу, комбінуючи ці ознаки з даними про мінералізацію ґрунту та швидкість. Перевагою «лісу» є можливість оцінити важливість кожної вхідної ознаки, що дозволяє розробнику зрозуміти, які саме параметри сигналу є найбільш інформативними для ідентифікації конкретних цілей.

Застосування ансамблевих методів дозволяє значно підвищити надійність системи. Якщо нейронна мережа іноді може давати невпевнені результати на межі фазових зон, то ліс дерев рішень за рахунок мажоритарного голосування здатен нівелювати ці похибки. Крім того, комбінація градієнтного бустингу або випадкового лісу з глибоким навчанням створює потужний гібридний інтелект, здатний працювати в умовах, де класична математика безсила.

Підсумовуючи, використання машинного навчання дозволяє трансформувати металодетектор з пристрою прямого вимірювання в аналітичний комплекс. Здатність нейромереж до апроксимації складних нелінійних функцій у поєднанні з багатоканальним збором даних (включаючи оптичний контроль швидкості) вирішує фундаментальні проблеми класичної обробки: залежність від темпу пошуку та засліплення ґрунтом. Використання CNN для виділення ознак, RNN для аналізу часових послідовностей та Random Forest для фінальної класифікації створює ієрархічну структуру, яка забезпечує максимально можливу селективність та стабільність роботи приладу. Цей підхід не лише покращує існуючі показники дискримінації, а й відкриває шлях до

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		29

автоматичного розпізнавання форми та глибини об'єктів у реальному часі, що є ключовою метою даної розробки.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		30

## 2 МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ КАНАЛУ ВИМІРЮВАННЯ

### 2.1 Фізична модель електромагнітної взаємодії в системі датчика

Для адекватного відтворення процесів формування сигналу в металодетекторі необхідно розглянути структуру первинного магнітного поля, що створюється системою передавальних котушок. Оскільки система працює в квазістатичному наближенні (для частот порядку  $10^4$  Гц довжина хвилі значно перевищує розміри датчика), розрахунок вектора магнітної індукції  $\vec{B}$  у довільній точці простору базується на законі Біо-Савара-Лапласа. Для лінійного провідника зі струмом  $I$  елементарний внесок  $\vec{dB}$  у магнітне поле в точці, що визначається радіус-вектором  $\vec{r}$ , описується виразом[18]:

$$d\vec{B} = \frac{\mu_0 I}{4\pi} \frac{d\vec{l} \times \vec{r}}{|\vec{r}|^3} \quad (2.1)$$

де  $\mu_0$  — магнітна стала,  $d\vec{l}$  — вектор елемента довжини провідника, спрямований вздовж струму.

Досліджувана система збудження складається з двох контурів квадратної форми: передавального (ТХ) та компенсаційного (СХ), які увімкнені послідовно та зустрічно. Враховуючи принцип суперпозиції, результуюче поле в будь-якій точці простору  $(x, y, z)$  є векторною сумою полів, створених усіма  $N_{TX}$  витками передавальної та  $N_{CX}$  витками компенсаційної котушок[18]:

$$\vec{B}_\Sigma(x, y, z) = \sum_{i=1}^{N_{TX}} \oint_{L_{TX}} \frac{\mu_0 I}{4\pi} \frac{d\vec{l} \times \vec{r}}{|\vec{r}|^3} - \sum_{i=1}^{N_{CX}} \oint_{L_{CX}} \frac{\mu_0 I}{4\pi} \frac{d\vec{l} \times \vec{r}'}{|\vec{r}'|^3} \quad (2.2)$$

Знак «мінус» у другому доданку відображає протифазне включення компенсаційної обмотки (інверсію напрямку струму).

Для аналізу топології поля доцільно розглянути розподіл вертикальної складової індукції  $B_z$  вздовж поздовжньої осі симетрії датчика (вісь  $OX$ ), що лежить у площині витків ( $z \rightarrow 0$ ). У цьому перерізі функція поля має виражені особливості. Оскільки відстань від точки спостереження до

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		31



При моделюванні відгуку від рухомої цілі необхідно розрахувати електрорушійну силу в приймальній котушці  $\varepsilon_{RX}(t)$  як функцію часу. Враховуючи, що ціль намагнічується локальним полем  $H_{loc}(x)=B_{\Sigma}(x)/\mu_0$  і створює власне вторинне поле, точний аналітичний вираз для вихідного сигналу вимагає розв'язання задачі подвійної згортки[19]:

$$\varepsilon_{RX}(t) \propto \frac{d}{dt} \int_{V_{obj}} [\vec{B}_{\Sigma}(\vec{r}(t)) \cdot \vec{\chi} \cdot \vec{S}_{RX}(\vec{r}(t))] dV \quad (2.3)$$

де  $\vec{S}_{RX}$  — функція просторової чутливості приймальної котушки,  $\vec{\chi}$  — тензор магнітної сприйнятливості тіла.

Отримання замкненого аналітичного розв'язку цього рівняння для системи прямокутних рамок є вкрай громіздким. Наявність чисельних розривів похідної поля в точках розташування провідників, асиметрія конструкції та необхідність варіювання геометричних параметрів (розмірів котушок, їх взаємного зсуву, кількості витків) роблять аналітичний підхід неефективним для інженерного проектування. Будь-яка зміна конфігурації датчика вимагала б повного перерахунку складних еліптичних інтегралів.

У зв'язку з цим, для отримання перехідних характеристик датчика доцільно застосувати методи чисельного моделювання. Запропонований підхід полягає у програмній реалізації алгоритму, який дискретизує провідники котушок на лінійні сегменти, розраховує векторне поле за законом Біо-Савара-Лапласа у кожній точці траєкторії руху об'єкта та чисельно інтегрує вторинний потік крізь площу приймальної рамки. Це дозволяє з високою точністю згенерувати часові ряди сигналів  $u_{in}(t)$ , що враховують як фазові стрибки при перетині обмоток, так і амплітудну модуляцію, зумовлену геометрією датчика, забезпечуючи коректні вхідні дані для подальшого аналізу електронного тракту.

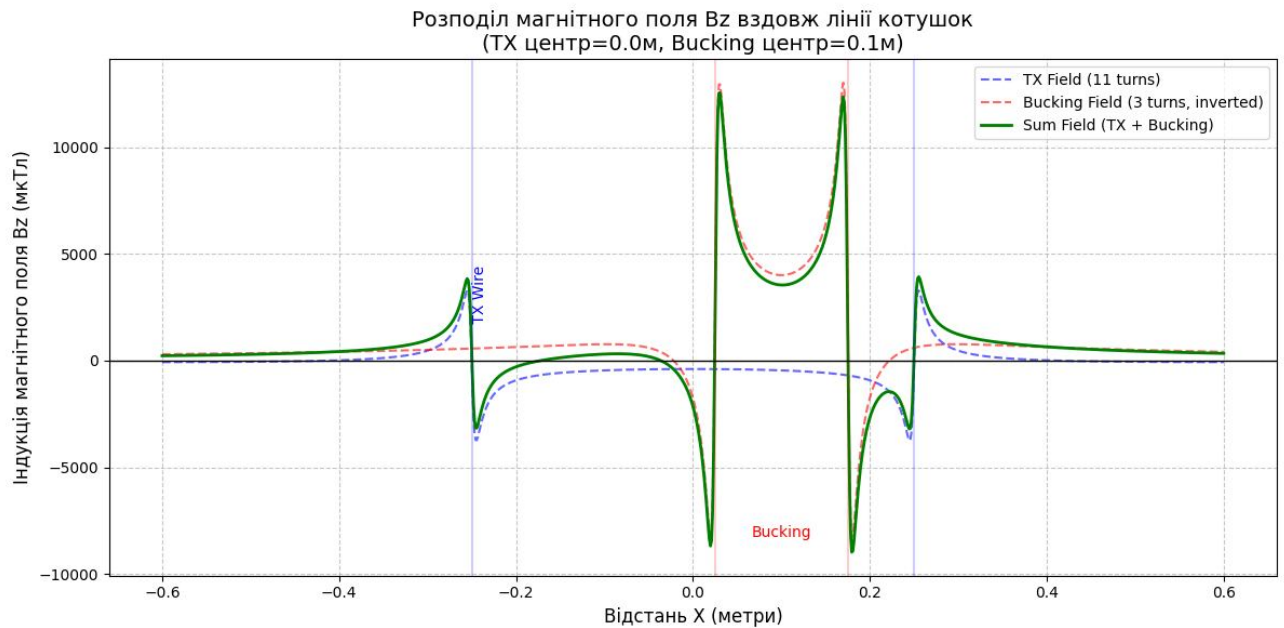


Рисунок 2.2– Результат моделювання напруженості поля двох котушок

На представленому рисунку зображено результати чисельного моделювання розподілу вертикальної складової магнітної індукції  $B_z$  вздовж осі  $x$ . Графік демонструє топологію поля, створеного двома квадратними контурами, що лежать у площині  $(x, y, z=0)$ .

Розподіл індукції сформований наступними складовими. Поле передавальної котушки TX (синя пунктирна лінія): Ця котушка є ширшою та центрованою в точці 0 м. Її поле характеризується двома локальними екстремумами (піками) в точках перетину осі спостереження з провідниками обмотки (TX Wire), розташованими приблизно на позначках 0.25 м. У внутрішній області контуру поле має один напрямок, а зовні — протилежний, що супроводжується інверсією знака графіка.

Поле компенсаційної котушки CX / Bucking (оранжева пунктирна лінія): Дана котушка є вужчою, а її геометричний центр зміщений відносно TX у точку 0.1м. Графік відображає протифазне включення цієї обмотки (інверсію напрямку струму), що математично виражається зміною знака індукції відносно поля TX у відповідних точках. Піки амплітуди над провідниками CX знаходяться ближче до центру зміщення і мають вищу інтенсивність через менші розміри контуру при заданій кількості витків.

Сумарне магнітне поле (зелена суцільна лінія): Згідно з принципом суперпозиції, цей графік є векторною сумою полів обох котушок. Результуюча крива демонструє складну топологію, зумовлену взаємним розташуванням та параметрами обмоток. У точках, де напрямки полів TX та CX збігаються, спостерігається додавання амплітуд; у зонах протилежного спрямування — їх часткова або повна компенсація.

Локальні максимуми: Найвищі значення індукції (10000 мкТл) зафіксовані безпосередньо над провідниками компенсаційної котушки, що пояснюється високим градієнтом поля поблизу джерела струму. Сумарне поле неодноразово перетинає нульову позначку, що відповідає зміні напрямку сумарного вектора магнітної індукції.

Дана модель візуалізує структуру первинного поля, яке впливає на об'єкт. Приймальна котушка металодетектора зазвичай розміщується в одній із зон мінімального сумарного потоку, де зелена лінія наближається до нуля, що забезпечує стан спокою (баланс) системи. Будь-яке феромагнітне або провідне тіло, перетинаючи цей складний рельєф поля, буде генерувати вторинний сигнал, пропорційний локальному значенню зеленої кривої в точці знаходження об'єкта.

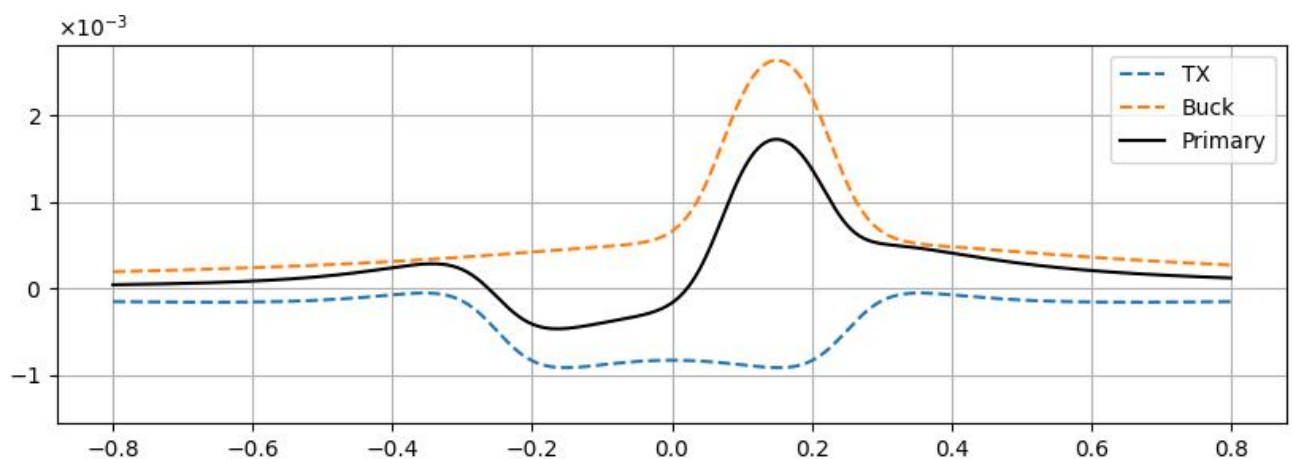


Рисунок 2.3- Розподіл поля на висоті 0.1 м над котушками

Математичне моделювання розподілу магнітного поля в системі металодетектора виявляє суттєву трансформацію топології вектора магнітної індукції при віддаленні від площини витків котушок. На представленому

рисунку зображено результати обчислення вертикальної складової поля  $B_z$  вздовж лінії сканування, зміщеної на висоту  $z = 0.1$  метра над поверхнею датчика. Порівняно з розподілом безпосередньо у площині котушок ( $z \rightarrow 0$ ), де функція має виражені особливості та локальні максимуми амплітуди безпосередньо над провідниками обмоток, картина на певній відстані стає більш згладженою.

Основним фізичним ефектом при збільшенні відстані  $z$  є нівелювання крайових ефектів, зумовлених дискретним розташуванням витків передавальної (ТХ) та компенсаційної (Віск) котушок. У ближній зоні напруженість поля стрімко зростає при наближенні до кожного окремого сегмента провідника, що математично відповідає наявності знаменника  $r^3$  у законі Біо-Савара-Лапласа. Однак при віддаленні на відстань, співмірну з розмірами самих котушок, локальні варіації поля, спричинені окремими сторонами квадратних контурів, зливаються в єдиний розподіл. Результируюче первинне поле (Primary) втрачає різкі градієнти та розриви похідної, які характерні для проєкцій провідників у ближній зоні.

На цій висоті сумарне поле системи передавальних котушок починає набувати конфігурації, подібної до поля еквівалентного магнітного диполя. Це пояснюється тим, що на великих відстанях складна геометрія взаємно зміщених рамок ТХ та Віск сприймається як цілісне джерело випромінювання. Асиметрія конструкції, зумовлена різною кількістю витків та геометричним зсувом центрів котушок, все ще формує характерний «двогорбий» профіль або інтерференційну картину, проте амплітудні екстремуми стають менш вираженими, а переходи через нульові значення — більш плавними.

Така трансформація має критичне значення для принципу моделювання взаємодії з об'єктами. Оскільки ціль намагнічується локальним полем  $B_\sigma$ , характер її відгуку (ЕРС) безпосередньо залежить від того, на якій глибині вона знаходиться. У зоні  $z = 0.1$  метра об'єкт піддається впливу вже сформованого, інтегрального поля, що дозволяє більш коректно застосовувати апарат

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						36
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

дипольного заміщення без необхідності детального врахування мікроструктури поля поблизу окремих витків. Це забезпечує генерацію часових рядів сигналів, які адекватно відображають реальну чутливість датчика на робочих глибинах пошуку.

## 2.2 Моделювання металевого тіла в електромагнітному полі

Математичне моделювання взаємодії електромагнітного поля датчика з металевими об'єктами потребує детального розгляду фізичних процесів, що відбуваються всередині самого об'єкта під впливом зовнішнього збудження. Коли феромагнітне або провідне тіло потрапляє в зону дії первинного поля, створеного системою передавальних та компенсаційних котушок, воно стає джерелом вторинного випромінювання. В основі цього явища лежать два фундаментальні механізми: намагнічування матеріалу та виникнення вихрових струмів.

Феромагнітне тіло характеризується високою відносною магнітною проникністю  $\mu \gg 1$ , що змушує лінії магнітної індукції концентруватися всередині його об'єму. У квазістатичному наближенні таку ціль можна розглядати як сукупність елементарних магнітних диполів. Під дією вертикальної складової первинного поля  $B_{\Sigma}$  об'єкт набуває індукованого магнітного моменту  $m$ , величина якого прямо пропорційна напруженості поля в точці знаходження об'єкта та його магнітній сприйнятливості  $\chi$ . Для типового заліза це значення може досягати порядку 5000 одиниць, що забезпечує сильний вторинний відгук. Цей індукований диполь створює власне магнітне поле, яке за своєю структурою відрізняється від поля котушок, оскільки його інтенсивність спадає пропорційно кубу відстані. Таким чином, об'єкт виступає як перетворювач, що локально спотворює топологію первинного поля, додаючи до нього вторинну складову.

Ситуація суттєво змінюється при розгляді динамічних процесів у змінному магнітному полі, особливо на частотах порядку  $10^4$  Гц. Якщо об'єкт має високу електричну провідність  $\sigma$ , то згідно із законом електромагнітної індукції

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		37

Фарадея, всередині нього виникають замкнені вихрові струми. Ці струми генерують власне магнітне поле, яке згідно з принципом Ленца завжди спрямоване на протидію зміні первинного потоку. Для немагнітних провідників, таких як мідь або алюміній, цей ефект призводить до «виштовхування» магнітного поля з об'єму тіла. У такому разі ефективна сприйнятливість стає від'ємною, що візуально на графіках ЕРС відображається як дзеркальна інверсія сигналу відносно феромагнітного піка.

При роботі металодетектора на гармонічному сигналі відгук об'єкта стає комплексним за своєю природою. Це означає, що вторинне поле описується комплексним вектором  $\dot{m} = (\chi' - j\chi'')B$ , де реальна частина відповідає за реактивний відгук, а уявна — за активні втрати на вихрові струми. Феромагнітний ефект формує складову сигналу, яка збігається за фазою з полем збудження. Натомість вихрові струми через наявність активного опору матеріалу та індуктивності самого об'єкта викликають фазовий зсув, що на високих частотах робить відгук об'єкта вектором у комплексній площині.

Ефективність виявлення та ідентифікації об'єкта залежить від того, яка саме складова домінує. Для дрібних залізних предметів на низьких частотах визначальним є магнітний внесок ( $\chi \gg 0$ ). Проте зі збільшенням частоти до 8.5–10 кГц вплив вихрових струмів зростає, що призводить до фазових зсувів. Цей механізм є основою для дискримінації металів, оскільки різні матеріали мають різні фазові портрети залежно від провідності та проникності.

Розрахунок вихідного сигналу в приймальній котушці базується на чисельному інтегруванні вторинного магнітного потоку  $\Phi = \iint B_{\text{sec}} dS$  крізь її площу. Оскільки приймальна котушка в системі збудження зазвичай розміщується в зоні мінімального первинного потоку, поява вторинного поля порушує цей баланс. Рух об'єкта вздовж датчика спричиняє модуляцію цього балансу. Коли тіло перетинає межі провідників передавальної або компенсаційної котушок, вектор первинного поля в точці знаходження об'єкта

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						38
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

різко змінює свій напрямок. Це викликає відповідну інверсію напрямку індукованого диполя та фазовий стрибок на  $\pi$  радіан у сигналі відгуку.

Математична реалізація такої моделі вимагає послідовного обчислення стану системи для кожної точки траєкторії. На першому етапі визначається вектор індукції первинного поля  $B_{\Sigma}$  в координатах об'єкта як сума внесків від усіх сегментів передавальної та компенсаційної обмоток за законом Біо-Савара-Лапласа. Далі, виходячи з комплексних параметрів цілі, розраховується вектор вторинного магнітного моменту. На завершальному етапі визначається ЕРС як швидкість зміни потоку через контур приймальної котушки. Такий підхід дозволяє врахувати складну інтерференційну картину, що виникає через геометричне зміщення центрів котушок та різну кількість їх витків, забезпечуючи отримання достовірної форми сигналу для подальшого аналізу електронного тракту.

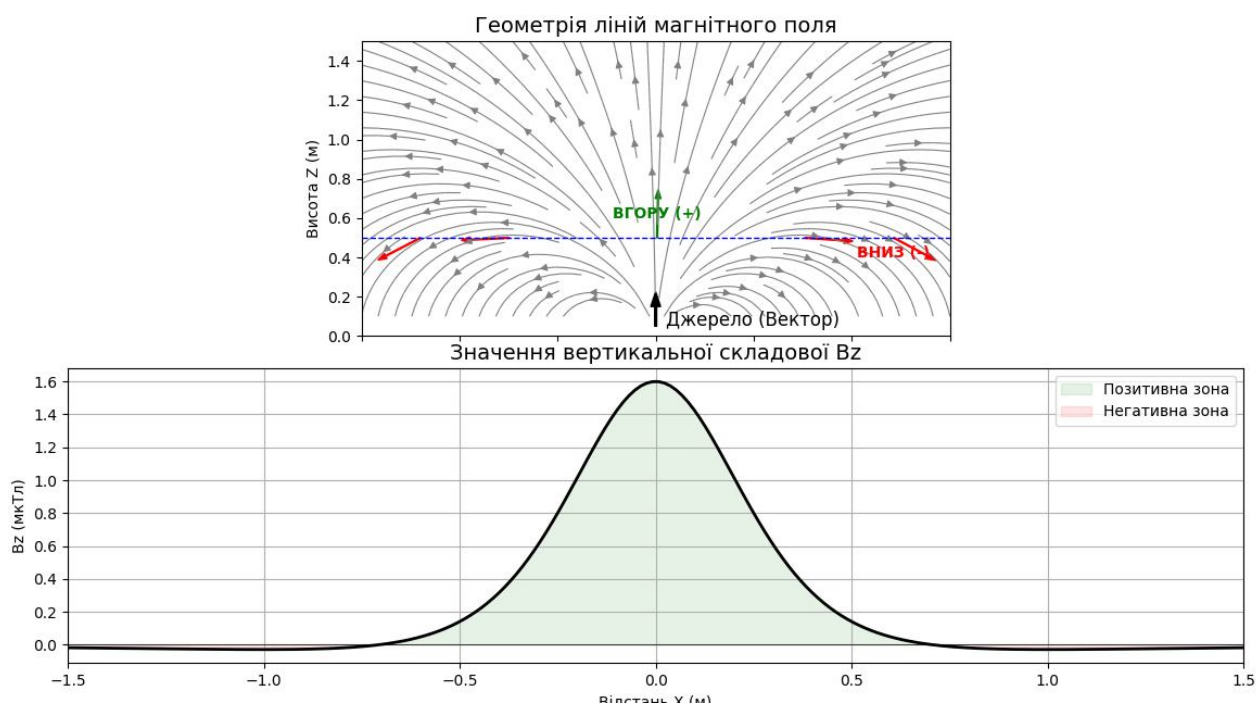


Рисунок 2.4— Форма напруженості утвореної магнітним диполем

Врахування скін-ефекту також є важливим при моделюванні провідних тіл на частотах вище 10 кГц. Вихрові струми концентруються лише у тонкому поверхневому шарі, що зменшує ефективний об'єм взаємодії. Це призводить до того, що масивні об'єкти з високою провідністю можуть мати відгук, подібний

до тонких оболонок. Для коректного відображення цих ефектів необхідно впроваджувати частотно-залежні коефіцієнти для магнітної сприйнятливості, що дозволяє перейти від статичного наближення до повноцінного динамічного аналізу електромагнітної взаємодії.

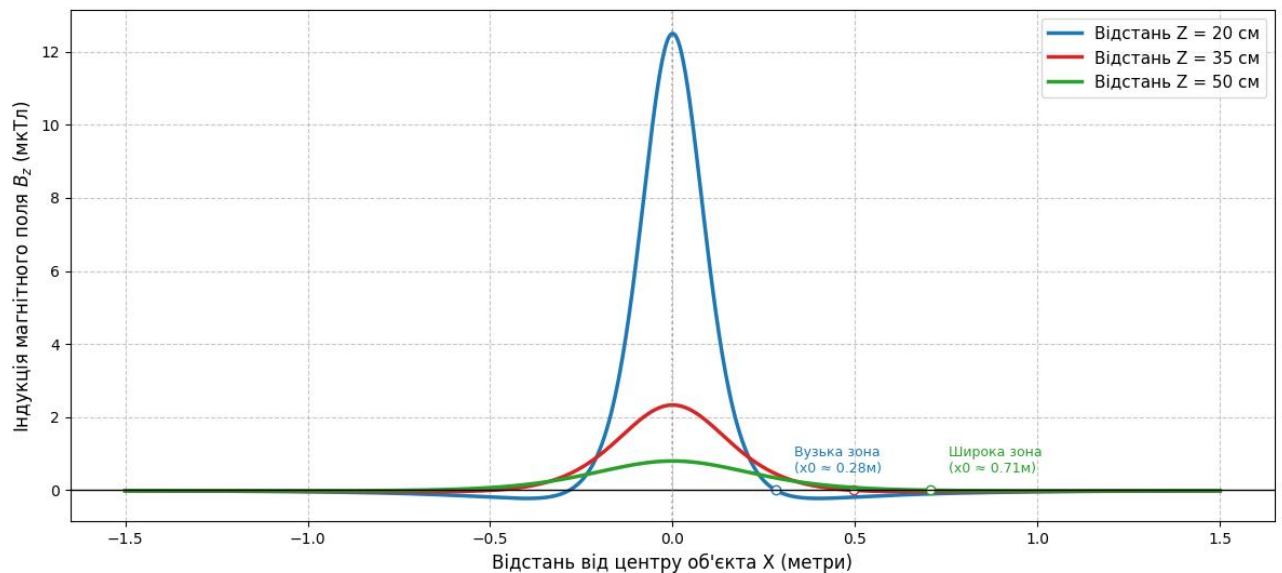


Рисунок 2.5– Вид вторинного поля для об'єкту, який знаходиться на різній віддалі від приймальної котушки

Розроблена модель дозволяє отримати набір даних для навчання нейромережі.

### 2.3 Вплив матеріалу тіла на електромагнітне поле металодетектора

Фазове розділення сигналів у сучасних індукційних металодетекторах базується на аналізі комплексного відгуку, що виникає при взаємодії змінного магнітного поля з електрофізичними структурами об'єктів. На робочій частоті 8,5 кГц довжина хвилі значно перевищує габарити датчика, що дозволяє описувати взаємодію в рамках квазістатичної моделі, де вторинне поле об'єкта розглядається як вектор у комплексній площині. Основним параметром, що визначає тип металу, є фазовий зсув між первинним полем збудження та вторинним відгуком, який безпосередньо залежить від співвідношення активних втрат та реактивної енергії у провідному тілі.

Математично комплексний відгук об'єкта  $\dot{M}$  можна представити через узагальнену функцію відгуку, яка залежить від безрозмірного параметра

параметра  $\alpha = \omega \cdot \sigma \cdot \mu_0 \cdot \mu_r \cdot a^2$ , де  $\omega$  — кругова частота,  $\sigma$  — питома електрична провідність, а  $a$  — характерний розмір об'єкта. Для ідеально провідного об'єкта відгук є чисто реактивним, проте реальні метали створюють сигнал, що містить як синфазну складову (X), так і квадратурну складову (R), зміщену на 90 градусів. Фазовий кут  $\phi = \arctan\left(\frac{R}{X}\right)$  стає ключовим індикатором для ідентифікації матеріалу, оскільки він відображає внутрішню «добротність» об'єкта як короткозамкненого витка.

Феромагнітні метали, зокрема залізо та сталь, мають високу відносну магнітну проникність, що на низьких частотах призводить до домінування магнітного ефекту над ефектом вихрових струмів. У такому разі значення  $\mu_r$  (яке для м'якої сталі може перевищувати 1000) зумовлює позитивний зсув фази, оскільки об'єкт посилює магнітний потік. Однак на частоті 8,5 кГц у масивних залізних об'єктах починає проявлятися скін-ефект, глибина якого  $\delta = \sqrt{\frac{2}{\omega \cdot \sigma \cdot \mu_0 \cdot \mu_r}}$  для сталі становить частки міліметра. Це призводить до витіснення поля на поверхню та появи значної квадратурної складової через високий опір вихровим струмам. У результаті залізо генерує складний сигнал, де вектор відгуку зміщений у бік низьких фазових кутів, що дозволяє електроніці приладу відсікати його як «сміттєвий» сигнал від ґрунту або чорного металу.



Рисунок 2.6– Вид залежності ЕРС на приймальні йкотушці при просуванні феромагнітного тіла повз котушки

Кольорові метали з високою провідністю, такі як мідь ( $\sigma \approx 5.8 \cdot 10^7$  См/м) або срібло, демонструють зовсім іншу картину. Через відсутність магнітних властивостей ( $\mu_r \approx 1$ ) їхній відгук формується виключно вихровими струмами. На частоті 8,5 кГц для великих мідних об'єктів параметр  $\alpha$  є великим, що зміщує фазу відгуку майже на 180 градусів відносно чисто магнітного сигналу. Такі об'єкти характеризуються високою реактивністю та низькими активними втратами, що дає великий фазовий зсув у позитивній області шкали VDI (Visual Discrimination Indicator). Навпаки, дрібні об'єкти або метали з низькою провідністю, наприклад нікель чи фольга, мають менший параметр  $\alpha$ , що зміщує їхній фазовий вектор ближче до 90 градусів, де активні втрати стають порівнянними з індуктивним відгуком.

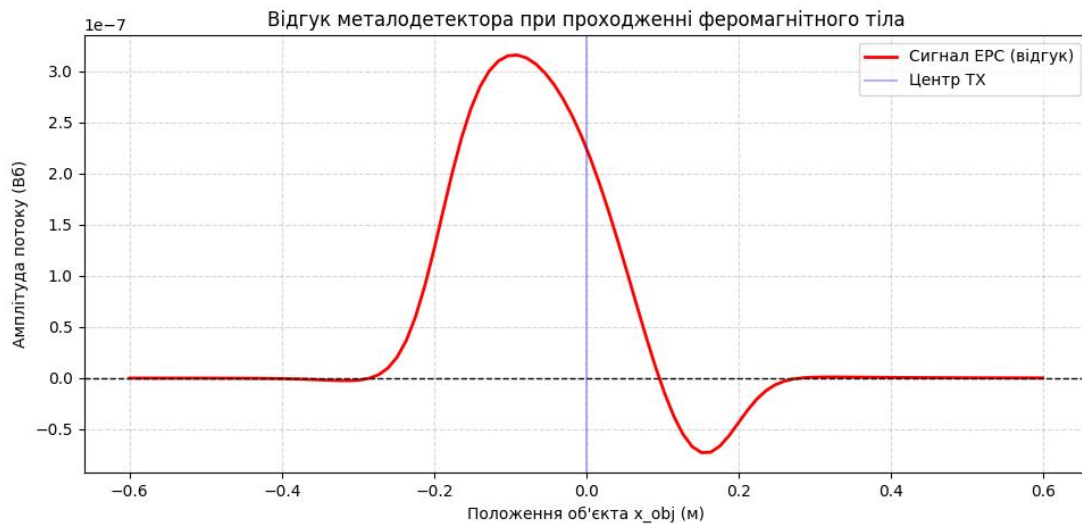


Рисунок 2.7– Вид залежності ЕРС на приймальній котушці при просуванні тіла із високою провідністю повз котушки

Особливий інтерес становить комплексний вплив на зовнішнє поле об'єктів зі змішаними властивостями. У змінному полі вторинне поле такого тіла визначається сумою магнітного дипольного моменту та моменту, створеного вихровими струмами. Оскільки ці моменти спрямовані протилежно, існує певна критична частота, при якій вони можуть частково компенсувати один одного за амплітудою, але вони завжди будуть рознесені за фазою. На високих частотах вихрові струми починають домінувати навіть у

ферромагнетиках, перетворюючи їх з «підсилювачів» поля на «екрани». Це явище призводить до того, що великі залізні предмети (наприклад, кришки люків) можуть помилково ідентифікуватися як об'єкти з високою провідністю, оскільки їхній сумарний фазовий вектор зміщується в область кольорових металів.

Для точного розділення типів металів у програмній моделі необхідно враховувати, що сигнал ЕРС у приймальній котушці є результатом подвійної згортки просторової чутливості датчика та комплексної характеристики цілі. Введення в розрахунки тензора магнітної сприйнятливості  $\hat{\chi}(\omega) = \chi'(\omega) - j\chi''(\omega)$  дозволяє моделювати не лише амплітуду, а й фазову затримку сигналу. Це дає можливість будувати годографи відгуку — траєкторії кінця вектора сигналу в комплексній площині при переміщенні об'єкта повз котушки. Аналіз форми таких годографів дозволяє відрізнити точкові цілі від протяжних та проводити селекцію металів з високою точністю навіть за наявності мінералізованого фону ґрунту, який сам по собі є слабким парамагнетиком із фазовим зсувом, близьким до нуля.

Фізика взаємодії металевих об'єктів із зовнішнім електромагнітним полем у квазістатичному наближенні базується на принципах вторинного випромінювання, де об'єкт розглядається як індукований магнітний диполь. У системі металодетектора, що працює на фіксованій частоті, наприклад 8,5 кГц, вплив тіла на напруженість поля в точці розташування приймальної котушки описується через безрозмірний коефіцієнт  $k$ , який корегує локальну напруженість первинного поля. Цей коефіцієнт інтегрує в собі магнітні та електричні властивості матеріалу, і його значення визначає амплітуду та фазу сигналу, що реєструється приймальною котушкою.

Для ферромагнітних матеріалів, основним представником яких є залізо, значення коефіцієнта  $k$  при низьких частотах значно перевищує одиницю ( $k > 1$ ). Це зумовлено високою відносною магнітною проникністю матеріалу  $\mu_r$ , яка для технічно чистого заліза становить тисячі одиниць. Ферромагнетик концентрує магнітні силові лінії первинного поля всередині свого об'єму, що призводить до суттєвого посилення магнітного потоку. У результаті вторинне

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						43
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

поле, створюване таким тілом, збігається за напрямком із первинним полем збудження. На графіку розподілу вертикальної складової магнітної індукції  $B_z$  поява феромагнітного тіла фіксується як локальний сплеск амплітуди, що повторює полярність основного поля в цій точці.

При переході до кольорових металів із високою провідністю, таких як алюміній або золото, механізм взаємодії змінюється. Оскільки ці матеріали не мають магнітних властивостей ( $\mu_r \approx 1$ ), їхній вплив на поле визначається виключно вихровими струмами. Згідно із законом Ленца, ці струми створюють протидіюче поле, що намагається виштовхнути первинний потік із провідника. Для таких матеріалів коефіцієнт  $k$  стає меншим за одиницю і може набувати від'ємних значень ( $k < 0$ ). Фізично це означає, що вторинний магнітний диполь спрямований протилежно до вектора первинної індукції.

Алюміній через високу провідність та низьку питому вагу демонструє інтенсивне утворення вихрових струмів. На частотах понад 5 кГц алюмінієве тіло поводить себе як діамагнітний екран. Коефіцієнт  $k$  для масивного шматка алюмінію є від'ємним і великим за модулем. Це призводить до того, що при проходженні алюмінію над датчиком спостерігається інверсія сигналу ЕРС порівняно із сигналом від заліза. Золото також належить до групи провідників, проте його відгук залежить від чистоти та форми об'єкта. Завдяки високій провідності золото забезпечує стабільний від'ємний коефіцієнт  $k$ , що зміщує фазу сигналу в область великих значень, проте за амплітудою цей сигнал зазвичай менший, ніж у алюмінію аналогічного об'єму, через різницю в геометрії вихрових струмів.

Матеріали з низькою провідністю, такі як нержавіюча сталь або деякі типи сплавів нікелю, займають проміжне положення. У таких тілах процеси намагнічування та виникнення вихрових струмів можуть бути співмірними. Коефіцієнт  $k$  для них є комплексним числом, де реальна частина може бути близькою до одиниці, а уявна частина відображає активні втрати. У результаті поле поблизу приймальної котушки змінюється незначно за амплітудою, але

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						44
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

отримує помітний фазовий зсув. Для дрібних об'єктів із таких матеріалів значення  $k$  коливається в межах  $0 < k < 1$ .

На високих частотах (понад 10–20 кГц) у феромагнетиках починає домінувати скін-ефект, що витісняє магнітне поле на поверхню тіла. Це призводить до того, що навіть для заліза коефіцієнт  $k$ , який у статистиці був значно більшим за 1, починає зменшуватися і може перейти в область від'ємних значень. Таким чином, при певних параметрах частоти та провідності залізо за своїм впливом на зовнішнє поле стає схожим на провідник, що створює труднощі для ідентифікації матеріалу. У математичній моделі це враховується через залежність коефіцієнта  $k$  від частоти збудження  $\omega$ .

Загальна зміна поля при наявності тіла є результатом суперпозиції первинного поля котушок TX і СХ та вторинного поля диполя, амплітуда якого модулюється коефіцієнтом  $k$ . Оскільки приймальна котушка (RX) працює в режимі інтегрування потоку, навіть незначні відхилення  $k$  від одиниці призводять до виникнення вимірюваного сигналу на виході датчика. При переміщенні об'єкта вздовж осі датчика значення напруженості первинного поля змінюється, що при сталому коефіцієнті  $k$  для даного металу генерує характерну форму сигналу ЕРС, яка залежить від взаємного розташування витків та їхньої полярності. Моделювання таких процесів дозволяє визначити амплітудні та фазові характеристики відгуку для заліза ( $k \gg 1$ ), алюмінію ( $k < 0$ ) та золота ( $k \approx -0.5$ ), забезпечуючи базу для алгоритмів розпізнавання цілей у реальному часі.

Розрахунок вихідного напруження здійснюється шляхом обчислення інтеграла від добутку локального поля на коефіцієнт матеріалу та функцію чутливості приймача. Це дозволяє уникнути складних аналітичних розв'язків і перейти до прямого чисельного аналізу перехідних характеристик каналу вимірювання.

На основі фізичних принципів взаємодії змінного магнітного поля з різними матеріалами на частоті 8,5 кГц, вплив об'єктів можна систематизувати за допомогою безрозмірного коефіцієнта  $k$ , який визначає відношення

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		45

амплітуди та напрямку вторинного поля до первинного збудження. У цій моделі коефіцієнт  $k$  відображає результуючий вплив магнітної проникності та вихрових струмів.

Таблиця 2.1– Зведена якісна характеристика параметрів, що впливають на форму залежності пересування тіла повз котушки

Тип металу	Приклади	Значення коефіцієнта $k$ (якісно)	Характер впливу на напруженість поля	Фізичний механізм домінування
Феромагнетики	Залізо, сталь, чавун	$k \gg 1$ (позитивне, велике)	Різде підсилення первинного поля	Висока магнітна проникність ( $\mu_r$ ), концентрація силових ліній.
Високопровідні кольорові метали	Мідь, срібло, алюміній	$k < 0$ (від'ємне)	Виштовхування поля, інверсія сигналу	Інтенсивні вихрові струми, що діють проти первинного потоку.
Благородні метали	Золото, платина	$k \approx -0.5$ (від'ємне)	Помірне послаблення поля	Висока провідність при відсутності магнітних властивостей.
Низькопровідні сплави	Нержавіюча сталь, ніхром	$0 < k < 1$ (комплексне)	Незначне спотворення амплітуди, фазовий зсув	Співмірність активних втрат та слабких магнітних властивостей.
Діамагнетики	Вісмут, графіт	$k \leq 1$ (майже 1)	Надзвичайно слабке послаблення	Слабкий власний магнітний момент, спрямований проти поля.

## 2.4 Моделювання аналогового тракту обробки сигналу

Процес обробки сигналу в металодетекторі, побудованому за принципом індукційного балансу, являє собою послідовність лінійних та нелінійних перетворень, метою яких є виділення інформативного відгуку від металевої мішені на тлі потужних завад, зумовлених впливом ґрунту та недосконалістю механічної балансировки датчика. Аналоговий тракт пристрою виконує роль попередньої ланки, що готує сигнал до оцифрування, забезпечуючи необхідний динамічний діапазон та спектральну селекцію. Розгляд фізичних процесів, що протікають у кожному функціональному вузлі, дозволяє побудувати математичну модель системи та спрогнозувати її реакцію на появу об'єктів з різними електромагнітними властивостями. Нижче наведено

детальний опис проходження сигналу через основні каскади: вхідний підсилювач, синхронний детектор, фільтр високих частот та інтегратор.

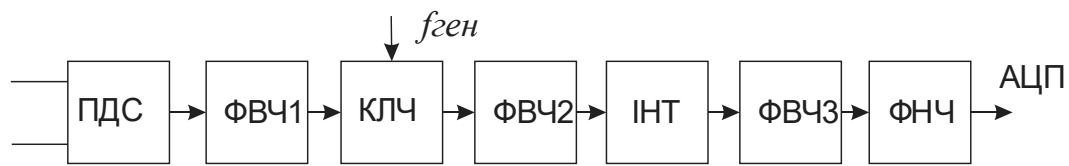


Рисунок 2.8– Структурна схема вимірювального тракту металодетектора

#### 2.4.1 Вхідний підсилювач

Першою ланкою тракту є малошумний підсилювач, який підключається безпосередньо до вихідних клем приймальної котушки (Rx). Електрорушійна сила (ЕРС), що наводиться в приймальній обмотці, має вигляд гармонічного коливання, амплітуда та фаза якого несуть інформацію про електромагнітну обстановку в зоні пошуку. У загальному випадку вхідний сигнал  $u_{in}(t)$  можна представити як суму залишкового сигналу розбалансу, сигналу від ґрунту та корисного сигналу від мішені:

$$u_{in}(t) = U_{res} \sin(\omega t + \phi_{res}) + U_{gnd}(t) \sin(\omega t + \phi_{gnd}) + U_{tgt}(t) \sin(\omega t + \phi_{tgt})$$

де  $\omega$  — кутова частота робочого поля,  $U$  та  $\phi$  — відповідні амплітуди та фазові зсуви компонентів. Амплітуда корисного сигналу  $U_{tgt}$  часто вимірюється одиницями або десятками мікрвольт, тоді як сигнали розбалансу та ґрунту можуть досягати сотень мілівольт.

Завданням вхідного підсилювача є лінійне масштабування напруги до рівня, достатнього для коректної роботи синхронного детектора, без внесення власних фазових спотворень. Схемотехнічно цей вузол реалізується на базі операційних підсилювачів (ОП) у інвертуючому або неінвертуючому включенні. Для інвертуючого підсилювача, охопленого глибоким від'ємним зворотним зв'язком, вихідна напруга  $u_{amp}(t)$  визначається відношенням опору зворотного зв'язку  $R_f$  до вхідного опору  $R_{in}$ :

$$u_{amp}(t) = -\frac{R_f}{R_{in}} u_{in}(t) \quad (2.4)$$

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		47

Важливим аспектом моделювання є врахування частотних характеристик ОП. Оскільки робоча частота системи знаходиться в діапазоні низьких частот (VLF), необхідно забезпечити запас по смузі пропускання, щоб фазовий зсув, що вноситься самим підсилювачем, був мінімальним і стабільним у часі. Наявність розділових конденсаторів між каскадами підсилення формує амплітудно-частотну характеристику (АЧХ) з обмеженням у області нижніх частот, що дозволяє відсікти постійну складову (дрейф нуля ОП, термоелектричні ефекти), але пропускає несучу частоту сигналу  $\omega$  без змін.

#### 2.4.2 Синхронний детектор

Після попереднього підсилення сигнал надходить на вхід синхронного детектора (СД). Цей вузол є ключовим елементом системи, оскільки саме тут відбувається перехід від змінного струму до пульсуючого постійного, а також розділення сигналу на ортогональні складові (активну та реактивну). Математично роботу синхронного детектора можна описати як операцію множення вхідного гармонічного сигналу  $u_{amp}(t)$  на опорний сигнал  $r(t)$ , сформований мікроконтролером або задаючим генератором.

Опорний сигнал зазвичай має форму меандру (прямокутні імпульси) з частотою, що дорівнює частоті струму в передавальній котушці, та фіксованою фазою. Його можна представити через ряд Фур'є:

$$r(t) = \frac{4}{\pi} \sum_{n=1,3,5}^{\infty} \frac{1}{n} \sin(n\omega t + \theta)$$

де  $\theta$  — фаза опорного сигналу, яка задає точку відліку для детектування (наприклад,  $\theta=0$  для виділення реактивної компоненти або  $\theta=\pi/2$  для активної, залежно від схемотехніки).

Результатом множення синусоїдального вхідного сигналу  $u_{amp}(t) = A \sin(\omega t + \phi)$  на першу гармоніку опорного сигналу є вираз, що містить постійну складову та складову подвоєної частоти:

$$u_{sd}(t) = u_{amp}(t) \times r(t) \approx A \sin(\omega t + \phi) \times \frac{4}{\pi} \sin(\omega t + \theta)$$

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						48
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

Використовуючи тригонометричну тотожність добутку синусів, отримуємо:

$$u_{sd}(t) = \frac{2A}{\pi} [\cos(\phi - \theta) - \cos(2\omega t + \phi + \theta)]$$

З отриманого виразу видно, що вихідний сигнал синхронного детектора складається з двох частин. Перша частина — постійна напруга  $U_{DC} = \frac{2A}{\pi} \cos(\phi - \theta)$ , еличина та знак якої залежать від амплітуди вхідного сигналу  $A$  та різниці фаз між вхідним та опорним сигналами  $(\phi - \theta)$ .

Саме цей член несе корисну інформацію про тип металу (через фазу  $\phi$ ) та розмір об'єкта (через амплітуду  $A$ ). Друга частина — гармонічне коливання з частотою  $2\omega$ , яке є побічним продуктом перетворення і підлягає подальшій фільтрації.

Таким чином, синхронний детектор перетворює фазовий зсув вхідного сигналу у рівень постійної напруги певної полярності. Якщо фаза відгуку від цілі збігається з фазою опорного сигналу, вихідна напруга буде максимальною додатною; якщо зсув становить 90 градусів — напруга дорівнюватиме нулю; якщо 180 градусів — напруга буде максимальною від'ємною.

#### 2.4.3 Фільтр високих частот (ФВЧ)

Вихідний сигнал синхронного детектора містить не тільки корисну інформацію про мішень, але й значну постійну складову від ґрунту та статичного розбалансу датчика. Величина цієї «паразитної» постійної складової може на кілька порядків перевищувати корисний сигнал, що призведе до насичення інтегратора або переповнення розрядної сітки АЦП. Для усунення цього ефекту використовується фільтр високих частот (ФВЧ).

У найпростішому випадку ФВЧ реалізується як диференціююче RC-коло, що складається з конденсатора  $C_{hpf}$  та резистора  $R_{hpf}$ . Передаточна функція такого фільтра в операторній формі Лапласа має вигляд:

$$H_{hpf}(s) = \frac{s\tau_1}{1 + s\tau_1}$$

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		49

де  $\tau_1=R_{hpf}C_{hpf}$  — постійна часу фільтра.

Фільтр блокує проходження постійного струму ( $s=0$ ), пропускаючи лише зміни напруги. Розглянемо проходження сигналу через ФВЧ у часовій області. Припустимо, що в момент часу  $t=0$  в зону чутливості датчика миттєво потрапляє металевий об'єкт, що викликає стрибкоподібну зміну постійної напруги на виході синхронного детектора на величину  $U_0$  (функція Хевісайда). Математично вхідний сигнал для ФВЧ описується як  $u_{sd}(t)=U_0 \cdot 1(t)$ .

Реакція ФВЧ на такий вхідний вплив описується експоненціальним законом затухання:

$$u_{hpf}(t) = U_0 e^{-t/\tau_1}$$

Фізично це означає, що в момент появи мішені на виході фільтра виникає різкий стрибок напруги, амплітуда якого дорівнює  $U_0$ , після чого напруга починає плавно спадати до нуля по мірі заряду розділового конденсатора. Полярність цього початкового стрибка ( $+U_0$  або  $-U_0$ ) визначається полярністю виходу синхронного детектора, яка, в свою чергу, залежить від фазових характеристик металу (чорний або кольоровий метал дають різні знаки при відповідному налаштуванні опорної фази).

Постійна часу  $\tau_1$  вибирається таким чином, щоб фільтр встигав реагувати на швидкі зміни сигналу при русі датчика над мішенню, але ефективно пригнічував повільні зміни сигналу, викликані зміною мінералізації ґрунту або температурним дрейфом.

#### 2.4.4 Інтегратор

Останньою ланкою розглядуваного ланцюга є інтегратор. Він виконує дві функції: по-перше, остаточно згладжує пульсації подвоєної частоти  $2\omega$ , що залишилися після синхронного детектора; по-друге, забезпечує значне підсилення корисного сигналу в смузі пропускання. Інтегратор зазвичай будується на базі операційного підсилювача з конденсатором  $C_{int}$  у колі зворотного зв'язку та вхідним резистором  $R_{int}$ .

					КРМ.АКСМ-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		50

Математичний опис роботи ідеального інтегратора визначається виразом:

$$u_{\text{int}}(t) = -\frac{1}{\tau_2} \int u_{\text{hpf}}(t) dt$$

де  $\tau_2 = R_{\text{int}} C_{\text{int}}$  — постійна часу інтегрування. Знак «мінус» вказує на інвертування сигналу операційним підсилювачем.

Для аналізу повної реакції тракту розглянемо, як змінюється форма імпульсу при проходженні через каскадну систему «ФВЧ — Інтегратор». Якщо на вхід ФВЧ подати сходинку напруги  $U_0$  (модель появи металу), то на вхід інтегратора надходить експоненційний сигнал  $u_{\text{hpf}}(t) = U_0 e^{-t/\tau_1}$ .

Підставивши цей вираз у формулу інтегратора, отримуємо:

$$u_{\text{int}}(t) = -\frac{1}{\tau_2} \int_0^t U_0 e^{-\xi/\tau_1} d\xi$$

Виконавши інтегрування, знаходимо часову залежність вихідної напруги:

$$u_{\text{int}}(t) = -\frac{U_0}{\tau_2} \left[ -\tau_1 e^{-\xi/\tau_1} \right]_0^t = \frac{U_0 \tau_1}{\tau_2} (e^{-t/\tau_1} - 1)$$

Проаналізуємо отриманий результат. При  $t=0$  (момент появи мішені) вихідна напруга дорівнює нулю, оскільки інтегратор є інерційною ланкою і напруга на конденсаторі не може змінитися миттєво. При  $t \rightarrow \infty$  напруга прямує до сталого значення  $-\frac{U_0 \cdot \tau_1}{\tau_2}$ . Однак, у реальній схемі інтегратор не є ідеальним

(має резистор паралельно конденсатору для обмеження підсилення на постійному струмі), або ж за ним слідує наступні розділові ланцюги (фільтри руху), що перетворює цю реакцію на характерний куполоподібний сплеск.

Якщо розглядати реальну динаміку пошуку, то сигнал від мішені є не сходинкою, а імпульсом дзвоноподібної форми (сигнал наростає при наближенні до центру котушки і спадає при віддаленні). У цьому випадку робота зв'язки ФВЧ та інтегратора формує специфічний біполярний відгук. Фільтр високих

					КРМ.АКСМ-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		51

частот, працюючи як диференціатор для низькочастотної огинаючої сигналу цілі, перетворює «дзвін» на S-подібну криву (перехід через нуль у центрі мішені). Наступний за ним інтегратор виконує зворотну операцію відновлення форми, однак через обмежену смугу частот та фазові зсуви результуючий сигнал набуває форми характерного коливання — сплеску напруги, що має крутий передній фронт і більш плавний спад.

Полярність цього сплеску та його амплітуда на виході інтегратора безпосередньо залежать від параметрів  $U_0$  (вихід СД). Оскільки  $U_0$  визначається фазовим зсувом вихрових струмів у металі, то полярність вихідного імпульсу інтегратора несе однозначну інформацію про тип виявленого металу. Наприклад, для об'єктів з високою провідністю (мідь, срібло) фазовий зсув призводить до формування імпульсу однієї полярності, тоді як для об'єктів з низькою провідністю або феромагнітними властивостями (залізо, фольга) імпульс матиме протилежну полярність або іншу амплітудну характеристику.

Таким чином, змодельований аналоговий тракт виконує складну функцію перетворення фазової інформації високочастотного сигналу у часову форму низькочастотного імпульсу, параметри якого придатні для аналізу аналого-цифровим перетворювачем мікроконтролера. Коректний вибір постійних часу  $\tau_1$  (ФВЧ) та  $\tau_2$  (Інтегратор) є критичним для забезпечення селективності приладу та його швидкодії, визначаючи здатність детектора розрізняти близько розташовані цілі та ігнорувати вплив мінералізованого ґрунту.

## 2.5 Методика формування навчальної вибірки для нейромережевого алгоритму

Розробка та налаштування алгоритмів машинного навчання для ідентифікації типів металів вимагає наявності репрезентативного масиву даних, який охоплює широкий спектр можливих ситуацій, що виникають у процесі пошуку. Оскільки збір реальних польових даних для всіх можливих комбінацій типів цілей, глибин їх залягання та швидкостей переміщення датчика є надзвичайно трудомістким та часозатратним процесом, доцільним є

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		52

використання методу математичного моделювання. Цей підхід дозволяє згенерувати синтетичну навчальну вибірку (dataset), яка базується на фізичних законах електромагнітної індукції та математичній моделі аналогового тракту, описаній у попередньому підрозділі. Створена таким чином база даних слугує фундаментом для тренування нейронної мережі, дозволяючи їй вивчити характерні ознаки сигналів від різних об'єктів ще до етапу польових випробувань.

Процес формування навчальної вибірки являє собою багаторазове виконання алгоритму симуляції проходження датчика над об'єктом із варіюванням вхідних параметрів. Основними вхідними змінними моделі є тип металу, геометричні розміри об'єкта, глибина його залягання відносно площини пошукової котушки та лінійна швидкість переміщення датчика. Вихідними даними для кожного окремого експерименту є впорядкований масив значень напруги, що представляє собою дискретизований часовий ряд сигналу на виході інтегратора, а також скалярне значення швидкості руху, яке використовується як додатковий параметр для навчання мережі.

На першому етапі моделювання формується первинний електромагнітний відгук від цілі. Цей процес базується на апроксимації просторової чутливості датчика. Для системи котушок індукційного балансу зона чутливості має складну геометричну форму, проте при лінійному переміщенні об'єкта вздовж осі симетрії датчика зміну амплітуди наведеної ЕРС можна описати функцією, близькою до дзвоноподібної (гаусової) кривої. Аргументом цієї функції є просторова координата положення датчика. Враховуючи кінематику руху, координата пов'язана з часом через швидкість переміщення. Це означає, що при збільшенні швидкості руху датчика просторовий профіль сигналу залишається незмінним, проте його проекція у часову область стискається.

Тип металу у моделі задається через фазовий зсув вторинного поля та амплітудний множник. Об'єкти з феромагнітними властивостями (залізо, сталь) характеризуються наявністю як вихрових струмів, так і ефекту намагнічування, що сумарно дає фазовий зсув, відмінний від кольорових металів (мідь, срібло,

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		53

золото). У контексті моделювання це реалізується шляхом завдання початкової фази сигналу, яка після проходження через процедуру синхронного детестування визначає полярність та форму вихідної напруги. Наприклад, для кольорових металів модель генерує сигнал, який після детектування має позитивну полярність основного піку, тоді як для феромагнетиків — негативну, або знакову інверсію залежно від налаштування опорної фази приладу.

Параметри розміру об'єкта та глибини залягання впливають на амплітуду та ширину первинного відгуку. Згідно з фізикою процесу, амплітуда сигналу спадає пропорційно шостому ступеню відстані до цілі, що враховується у генераторі даних. Глибоко залягаючі об'єкти створюють слабкі сигнали з більш пологими фронтами, тоді як поверхневі цілі генерують потужні імпульси з різкими змінами амплітуди. Моделювання охоплює діапазон глибин від мінімально можливої (майже впритул до датчика) до граничної глибини виявлення, де сигнал стає сумірним із рівнем шумів.

Критично важливим аспектом підготовки даних є врахування швидкості переміщення датчика. Оператор металодетектора не може підтримувати ідеально стабільну швидкість пошуку; вона варіюється в широких межах залежно від фізичних кондицій людини, рельєфу місцевості та стилю роботи. Для того щоб нейронна мережа була здатна коректно класифікувати цілі незалежно від того, як швидко пронесли над нею котушку, навчальна вибірка повинна містити сигнали від одних і тих самих об'єктів, отримані при різних швидкостях. У розробленій методиці діапазон швидкостей задається від 0.1 м/с (дуже повільне сканування) до 1.5 м/с (швидкий помах).

Вплив швидкості на форму сигналу не обмежується лише масштабуванням по осі часу. Як було показано при аналізі аналогового тракту, наявність фільтра високих частот (ФВЧ) та інтегратора призводить до того, що форма вихідного імпульсу залежить від спектрального складу вхідного впливу. При низькій швидкості руху спектр сигналу зміщується в область інфранизьких частот, де коефіцієнт передачі ФВЧ зменшується. Це призводить до диференціювання сигналу, появи викидів протилежної полярності та зміни

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		54

співвідношення амплітуд основного та "паразитних" сплесків. При високій швидкості спектр розширюється в область вищих частот, де починає впливати інерційність інтегратора, що згладжує фронти та затягує задній фронт імпульсу. Генератор вибірки математично відтворює ці ефекти, пропускаючи "сирий" сигнал через цифрові аналоги фільтрів з відповідними постійними часу. Таким чином, нейромережа отримує на вхід не ідеалізовані криві, а реалістичні відгуки, спотворені динамікою аналогового тракту.

Для наближення моделі до реальних умов експлуатації до розрахункового сигналу додається шумовий компонент. Шуми моделюються як адитивна суміш білого гаусового шуму (теплові шуми електроніки) та низькочастотного флікер-шуму, що імітує неоднорідності ґрунту. Рівень шуму варіюється випадковим чином для кожного прикладу у вибірці, що дозволяє навчити мережу виділяти корисний патерн навіть за умови низького співвідношення сигнал/шум. Це запобігає перенавчанню моделі на "стерильних" даних і підвищує її стійкість до хибних спрацювань у реальному середовищі.

Структура сформованого датасету організована наступним чином. Кожен запис (екземпляр даних) складається з вектора ознак та вектора міток. Вектор ознак включає масив відліків напруги фіксованої довжини. Якщо тривалість сигналу при низькій швидкості перевищує довжину вікна спостереження, виконується центрування піку в межах вікна. Додатково до масиву напруг у вектор ознак вводиться значення швидкості руху датчика. Це дозволяє нейромережі використовувати інформацію про швидкість як контекст для правильної інтерпретації часових характеристик імпульсу, фактично реалізуючи механізм інваріантності до швидкості. Вектор міток містить категоріальну змінну, що кодує тип металу (наприклад, 0 — феромагнетик, 1 — кольоровий метал), а в розширених версіях моделі — також регресійні змінні, що відповідають оціночній глибині та розміру.

Процедура генерації відбувається циклічно. Алгоритм перебирає задані типи металів, для кожного типу ітерує через набір визначених розмірів, потім для кожної комбінації "метал-розмір" проходить через діапазон глибин з певним

					KPM.AKCM-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						55
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

кроком, і, нарешті, кожна така статична конфігурація "проганяється" через діапазон швидкостей. В результаті формується багатовимірний масив даних, що містить десятки або сотні тисяч прикладів. Такий обсяг даних є достатнім для тренування глибоких архітектур, таких як згорткові нейронні мережі (CNN) або рекурентні мережі (RNN), дозволяючи їм знаходити приховані нелінійні залежності між формою спотвореного аналогового трактом імпульсу та фізичними властивостями прихованого об'єкта.

Отримані часові ряди проходять етап нормалізації перед подачею в нейромережу. Оскільки амплітуда сигналу може змінюватися в широких межах (від одиниць мікрвольт до вольт), пряме використання абсолютних значень може призвести до нестабільності градієнтів при навчанні. Тому застосовується масштабування, наприклад, приведення амплітуди до діапазону  $[0, 1]$  або стандартизація (віднімання середнього та ділення на стандартне відхилення), при цьому інформація про початкову амплітуду може подаватися як окрема ознака або неявно зберігатися у співвідношенні сигналу до шуму.

Такий підхід до створення навчальної вибірки забезпечує гнучкість у розробці програмного забезпечення металодетектора. Зміна схемотехнічних параметрів аналогового тракту (наприклад, зміна номіналів резисторів чи конденсаторів у фільтрах) не вимагає повторних польових вимірювань — достатньо лише оновити коефіцієнти у математичній моделі генератора та перезапустити процес симуляції для отримання нового, актуального набору даних. Це значно прискорює ітераційний процес оптимізації системи розпізнавання.

Оскільки розглядається система з двох збуджувальних котушок, просторово рознесених уздовж однієї осі, та приймальної котушки, розташованої між ними у положенні компенсації, за якого сумарний сигнал у відсутності стороннього тіла дорівнює нулю. Тоді, при проходженні тіла вздовж осі котушок формується часовий сигнал у приймальній котушці, який є наслідком просторової модуляції результуючого поля системи та може бути однозначно параметризований координатою положення тіла, якщо швидкість

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						56
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

руху є сталою. За таких умов часовий сигнал є еквівалентним просторовому профілю поля, масштабованому за часом відповідно до швидкості проходження.

Отриманий сигнал несе в собі інформацію двох різних типів: геометричну, пов'язану з розміром тіла, та матеріальну, пов'язану з характером його електромагнітної взаємодії з полем котушок. Принциповою складністю задачі є те, що обидва ці чинники одночасно впливають як на амплітуду сигналу, так і на його форму, внаслідок чого аналіз одного просторового або часового профілю за фіксованої швидкості руху не дозволяє однозначно розділити внесок розміру і типу матеріалу.

Розмір тіла проявляється у сигналі передусім як масштабний фактор. За інших рівних умов збільшення геометричних розмірів приводить до зростання амплітуди індукованого сигналу, а також до розширення області просторового впливу, що відображається у збільшенні характерної ширини сигналу вздовж координати руху. Крім того, для тіл, розміри яких є порівняними з відстанню між котушками, порушується антисиметрія сигналу відносно точки компенсації, оскільки тіло одночасно взаємодіє з полями обох котушок у різному ступені. Ці ефекти мають переважно геометричну природу і слабо залежать від матеріальних властивостей, однак не дозволяють відокремити розмір від матеріалу без додаткової інформації.

Тип матеріалу, у свою чергу, проявляється не стільки у статичній формі просторового профілю, скільки у його часовій поведінці та залежності від швидкості руху тіла. Якщо розглядати сигнали, отримані при проходженні одного й того ж тіла з різними швидкостями, то для одного класу матеріалів зміна швидкості призводить лише до масштабування сигналу за часом без суттєвої зміни його нормалізованої форми. Для іншого класу матеріалів зміна швидкості викликає зміну співвідношень між екстремумами, згладжування або розтягування сигналу, а також перерозподіл спектральної енергії між різними частотними складовими. Важливо, що ці ефекти не можуть бути зведені до простого масштабування амплітуди і тому не маскуються впливом розміру тіла.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		57

Таким чином, введення швидкості як керованого параметра експерименту фактично додає новий вимір у просторі спостережень. Матеріальна складова сигналу виявляється через залежність його форми від швидкості, тоді як геометрична складова переважно визначає масштаб і просторову протяжність сигналу. Аналіз нормалізованих сигналів, співвідношень амплітуд екстремумів та їх змін при варіації швидкості дозволяє класифікувати тип матеріалу незалежно від його розміру. Після такої класифікації масштабні характеристики сигналу можуть бути використані для оцінки геометричних параметрів тіла вже в межах визначеного класу матеріальної відповіді.

Отже, розділення розміру та типу матеріалу є можливим лише за умови використання часової залежності сигналу та наявності інформації про швидкість проходження тіла повз систему котушок. У цьому випадку задача ідентифікації набуває характеру багатопараметричної, у якій матеріал визначається за інваріантами до масштабування, тоді як розмір оцінюється за параметрами, що зберігають залежність від геометрії після фіксації матеріального типу. Такий підхід є принципово узгодженим і дозволяє інтерпретувати отримані сигнали без внутрішніх суперечностей.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						58
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

### 3 РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КЛАСИФІКАТОРА

#### 3.1 Розробка структури нейромережі

##### 3.1.1 Розробка загальної структури мережі

Розглядаючи завдання класифікації сигналу аероного металодетектора, постає питання вибору відповідної архітектури нейронної мережі. Вхідними даними є часовий ряд – послідовність відліків напруги, знята з антени. Цей сигнал по своїй суті є динамічним, він розгортається в часі, оскільки об'єкт із металевим предметом переміщується через зону детектування. Сигнал не є миттєвим зрізом, а являє собою довгу послідовність, де важлива як місцева форма, так і глобальна структура, розтягнута на сотні мілісекунд. Звичайні повнозв'язні нейронні мережі, які оперують зі статичними векторами, тут будуть неефективні, оскільки вони ігнорують часовий контекст та порядок відліків. Вони не здатні затримувати інформацію про попередні стани, що критично важливо для розуміння еволюції сигналу.

Для роботи з такими даними природно використовувати архітектури, спеціально розроблені для послідовностей. Класичні рекурентні нейронні мережі мають механізм зворотного зв'язку, що дозволяє передавати інформацію між кроками обробки. Проте на практиці вони часто страждають від проблеми зникаючого градієнта, що робить навчання на довгих послідовностях майже неможливим. Саме тому було запропоновано вдосконалену архітектуру – мережу з довгою короткочасною пам'яттю, відому як LSTM. Її основна перевага полягає у спеціальному механізмі ворота, які керують потоком інформації. Ці ворота вирішують, що запам'ятати з попередніх станів, а що забути, і яку інформацію передати на наступний крок. Така конструкція дозволяє ефективно захоплювати залежності, розділені в часі, що є ключовим для нашого сигналу. Вплив металу на початку проходження через одну зону антени може корелювати зі змінами в сигналі при виході з іншої зони, навіть якщо між цими подіями є

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		59

значний часовий проміжок. Звичайна RNS таку кореляцію може втратити, а LSTM – зберегти.

Окрім часового ряду напруги, система отримує ще один важливий параметр – швидкість руху об'єкта. Вона вимірюється за допомогою двох оптичних сенсорів, розташованих на певній відстані один від одного. Час між їх спрацюванням дає змогу розрахувати середню швидкість проходження. Цей параметр суттєво впливає на форму сигналу від антени, оскільки швидкість визначає тривалість взаємодії металу з електромагнітним полем. Тому архітектура має інтегрувати два різних типи вхідних даних: основну послідовність, яка є часовим рядом, і додаткову скалярну величину – швидкість. Структура вхідного шару передбачає, що блок LSTM отримує на вхід вектор, що містить певну кількість послідовних відліків напруги, наприклад п'ятдесят значень. Ці відліки представляють собою сніпет сигналу за конкретний часовий інтервал. Окремо, через допоміжний вхід, подається розраховане значення швидкості. Часто цей додатковий параметр інтегрується не на рівні вхідного шару LSTM, а на більш пізніх стадіях, наприклад після того, як LSTM обробить послідовність і сформує її високорівневе представлення.

Після обробки послідовності шарами LSTM на виході отримується кодоване представлення всього сигналу, яке містить інформацію про його часові особливості. До цього представлення потім додається, або конкатенується, інформація про швидкість. Отриманий об'єднаний вектор далі надходить на серію повнозв'язних шарів для остаточного аналізу. Фінальним етапом є вихідний шар з функцією активації Softmax, який виконує класифікацію. Він призначає вхідний сигнал до одного з трьох класів: фоновий режим без металу, наявність чорного металу або наявність кольорового металу. Softmax перетворює вихідні бали шару у ймовірності належності до кожного класу, що є стандартним підходом для багатокласової класифікації.

Дехто з фахівців висловлює думку, що для аналізу сигналів такого типу можуть бути ефективнішими одновимірні згорткові нейронні мережі, або 1D CNN. Їх аргументи ґрунтуються на тому, що такі мережі чудово вміють

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		60

виявляти локальні особливості та шаблони в сигналі, незалежно від їх точного положення в послідовності. Фільтри згорткового шару, проходячи по часовій осі, можуть знаходити характерні піки, спади або форми хвиль, що відповідають певному типу металу чи його розміру. Це дійсно потужний інструмент, особливо коли важливі короточасні ознаки. Однак, потенційним обмеженням CNN є те, що вони зазвичай працюють із вікном фіксованого розміру і можуть мати труднощі з моделюванням довгострокових залежностей, якщо вони не побудовані у вигляді дуже глибокої ієрархії. У нашому випадку сигнал може містити як локальні особливості від окремих зон детектування, так і глобальну структуру, пов'язану з повним проходженням тіла крізь арку. Тому, хоча 1D CNN може показати хороші результати, архітектура LSTM залишається більш природним вибором для моделювання часових залежностей у послідовності, де відстань між пов'язаними подіями може бути довільною. На практиці іноді використовують гібридні підходи, поєднуючи переваги обох типів мереж, наприклад, застосовуючи згорткові шари для попередньої обробки та виділення ознак з сигналу, а потім передаючи результати в LSTM для аналізу в часовому контексті. Але для базової реалізації, яка повинна надійно враховувати часову розтягнутість сигналу, LSTM є основним кандидатом. Що стосується оцінки розміру металу, то це завдання може бути вирішене в рамках тієї ж архітектури. Якщо класифікація за типом металу виконується вірно, то внутрішні представлення мережі вже містять інформацію про характер сигналу, з якого можна вивести і приблизний розмір. Це може реалізовуватися або додатковим виходом регресійного типу, який оцінює величину, або більш детальною класифікацією на підкласи, що враховують не лише тип, але і розмірну групу. Але на початковому етапі головне – правильно розділити сигнал на основні категорії, використовуючи всі доступні вхідні дані: часову послідовність напруги та скаляр швидкості. Саме архітектура на основі LSTM дозволяє ефективно об'єднати ці різнорідні дані та витягти з них складні часові закономірності, приховані у сигналі металодетектора. Вибір такої структури обумовлений самою природою даних, які не є просто набором незалежних

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		61

точок, а являють собою послідовність, де кожне наступне значення залежить від попередніх, а загальна картина формується протягом значного часового інтервалу.

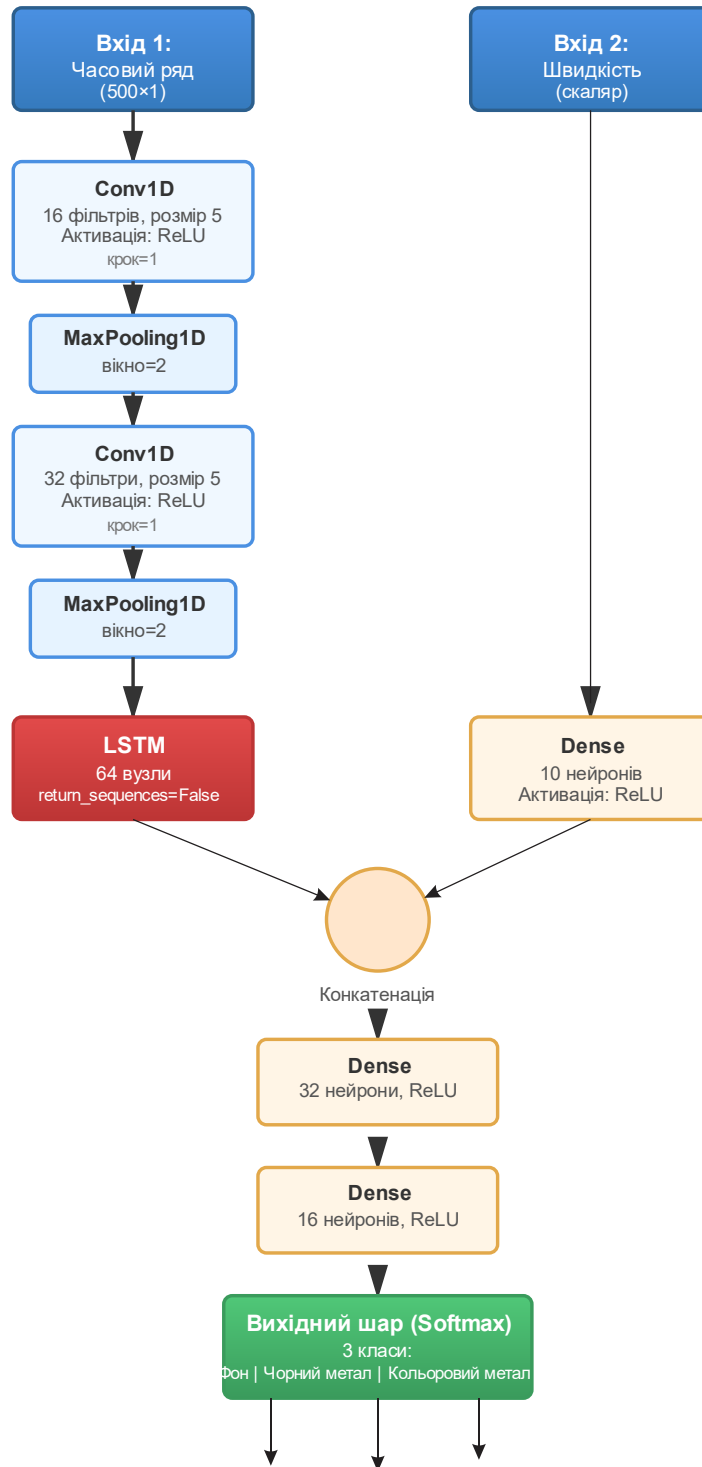


Рисунок 3.1- Загальна структура нейромережі

Остаточна архітектура нейронної мережі для класифікації сигналів металодетектора формується на основі гібридного підходу. Враховуючи

характер вхідних даних, доцільно поєднати переваги двох типів шарів: одномірних згорткових для виділення локальних ознак у сигналі та рекурентних з довгою короткочасною пам'яттю для аналізу довгих часових залежностей. Мережа має два окремі входи. Перший вхід призначений для часового ряду напруги і має форму п'ятсот відліків по одному каналу. Другий вхід приймає скалярне значення розрахованої швидкості руху об'єкта.

Обробка сигналу починається з двох послідовних блоків одномірної згортки та максимального пулінгу. Перший згортковий шар використовує шістнадцять фільтрів розміром п'ять з кроком один та активацією ReLU. За ним прямує шар максимального пулінгу з вікном розміром два, що зменшує часову розмірність вдвічі. Другий згортковий шар застосовує тридцять два фільтри того ж розміру, після якого також виконується операція максимального пулінгу з вікном два. Ці блоки слугують для ефективного виділення характерних локальних паттернів у формі сигналу, таких як різкі піки чи специфічні форми хвиль, а шар пулінгу робить модель стійкішою до незначних часових зсувів та зменшує розмірність подання для подальшої обробки.

### *3.1.2 Структура каналу обробки часових послідовностей*

Первісний вхідний тензор часової послідовності має форму, де один з вимірів відповідає за кількість часових кроків. У цьому випадку було обрано п'ятсот відліків, що забезпечує достатню тривалість для фіксації повного проходу металевого об'єкта через всі зони антени. Першим шаром обробки виступає одновимірний згортковий шар з шістнадцятьма фільтрами та розміром ядра п'ять. Вибір саме згорткового шару на початку обумовлений його здатністю виявляти локальні просторові залежності в сигналі. Фільтри розміром п'ять відліків ефективно сканують вхідну послідовність, знаходячи характерні локальні форми — гострі піки, спади, певні комбінації зростання та падіння напруги. Шістнадцять фільтрів дозволяють паралельно шукати різні типи таких локальних паттернів на одному й тому ж часовому інтервалі. Крок згортки дорівнює одиниці, що гарантує повне покриття всіх можливих позицій паттерну

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		63

в межах послідовності. Застосування функції активації ReLU додає нелінійність, дозволяючи моделі апроксимувати складні залежності.

Після цього згорткового шару застосовується шар максимального пулінгу з розміром вікна два. Основна його мета — поступове зменшення просторової розмірності, що спрощує подальші обчислення та робить модель менш чутливою до незначних часових зсувів у сигналі. Операція максимуму, виконувана над кожними двома сусідніми значеннями, фактично виділяє найбільш активну ознаку в межах маленького інтервалу, зберігаючи найважливішу інформацію та ігноруючи дрібні варіації. Це також запобігає перенаванчанням, трохи узагальнюючи витягнуті ознаки.

Вихід пулінгу надходить на другий одновимірний згортковий шар, але вже з тридцятьдвома фільтрами. Збільшення кількості фільтрів на цьому етапі мотивоване необхідністю комбінувати простіші локальні ознаки з попереднього шару у більш складні та абстрактні. Наприклад, поєднання простого піку та наступного за ним плато може формувати нову ознаку вищого рівня. Розмір ядра залишається п'ять для узгодженості та ефективного охоплення вже трохи згладженої після пулінгу послідовності. Після другої згортки знову застосовується шар максимального пулінгу з вікном два для подальшого зменшення розмірності та узагальнення. На виході цієї пари шарів отримується вже значно перетворене та збагачене ознаками представлення вихідної послідовності, але воно все ще зберегло свою часову структуру.

Саме це представлення спрямовується на вхід шару LSTM з шістдесятма чотирма вузлами. Обґрунтування вибору LSTM саме після згорткових шарів полягає в розподілі завдань. Згорткові шари виконують роль попередньої обробки та фічей-екстракторів, перетворюючи сирий сигнал на набір значущих часових ознак. LSTM отримує вже цей очищений та згрупований потік даних. Його завдання — аналізувати довготривалі залежності та контекст в цих ознаках. Шістдесят чотири вузли забезпечують достатню ємність пам'яті для запам'ятовування важливих подій, таких як вхід об'єкта в різні зони антени, та встановлення зв'язків між ними, незалежно від часу, що розділяє ці події.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		64



складніші, нелінійні залежності. Замість того, щоб сказати моделі "швидкість = 1.2", ми даємо їй 10 різних "фільтрів" або "аспектів" для оцінки цієї швидкості. Один нейрон може реагувати на повільний рух, інший — на середній, третій — на швидкий, а їх комбінації можуть кодувати складніші взаємодії.

Під час навчання модель самостійно визначає, які саме ваги ( $w_1 \dots w_{10}$ ) у цих 10 нейронах найкраще допомагають врахувати вплив швидкості на фінальне рішення.

Отже, після цього маленького шару з 10 нейронами ми маємо вихід з LSTM-блока: вектор (наприклад, з 64 значень), що кодує часову послідовність сигналу і вихід з шару обробки швидкості: вектор (з 10 значень), що кодує інформацію про швидкість.

Ці два вектори різної довжини потім об'єднуються (конкатенуються) в один довгий вектор (у нашому випадку  $64 + 10 = 74$  значення), який і надходить на наступні повнозв'язні шари для прийняття остаточного рішення.

#### 3.1.4 Структура вихідного шару

Вихід з останнього шару пулінгу, який є скороченою та збагаченою ознаками часовою послідовністю, надходить на вхід шару LSTM. Цей рекурентний шар містить шістдесят чотири вузли з можливістю запам'ятовувати довгострокові залежності. Він аналізує послідовність як цілісну структуру, зв'язуючи події, розділені в часі, що критично для коректної інтерпретації повного проходу металу крізь зони детектування. Шар LSTM конфігурований для повернення лише фінального стану, тобто вектора фіксованої розмірності, що кодує всю інформацію послідовності.

Паралельно скаляр швидкості обробляється невеликим повнозв'язним шаром з десятьма нейронами та активацією ReLU. Це дозволяє перетворити просте число в більш багатовимірне та виразне подання, яке може ефективно інтегруватися з основним потоком. Після цього вихідні вектори від блоку LSTM та шару обробки швидкості об'єднуються шляхом конкатенації в один загальний вектор.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		66

Об'єднаний вектор далі надходить на каскад з двох повнозв'язних прихованих шарів. Перший із них має тридцять два нейрони, другий – шістнадцять, обидва з активацією ReLU. Їх завданням є поєднання всіх витягнутих ознак – локальних паттернів сигналу, його часового контексту та швидкості руху – для формування комплексного представлення, достатнього для прийняття рішення. Фінальним елементом мережі є повнозв'язний вихідний шар з трьома нейронами та функцією активації softmax, який визначає ймовірності належності до кожного з трьох класів: фоновий режим, чорний метал або кольоровий метал. Така архітектурна композиція дозволяє послідовно витягувати та інтегрувати різнорідні ознаки, забезпечуючи основу для точного розпізнавання типу металу в умовах змінного часу проходження.

у описаній структурі мережі є один вихідний шар, але він має три виходи (по одному на кожен клас). Після обробки вхідних даних цей шар з функцією активації Softmax видає три числа в діапазоні від 0 до 1, сума яких дорівнює 1. Кожне з цих трьох значень інтерпретується як ймовірність (або рівень впевненості мережі) того, що вхідний сигнал належить до відповідного класу.

Наприклад, вихід може виглядати так:

Вихід 1 (клас "Фон"): 0.02

Вихід 2 (клас "Чорний метал"): 0.18

Вихід 3 (клас "Кольоровий метал"): 0.80

Це означає, що нейронна мережа з ймовірністю 80% класифікує об'єкт як "Кольоровий метал", з ймовірністю 18% – як "Чорний метал", і лише з 2% – як фоновий сигнал.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		67

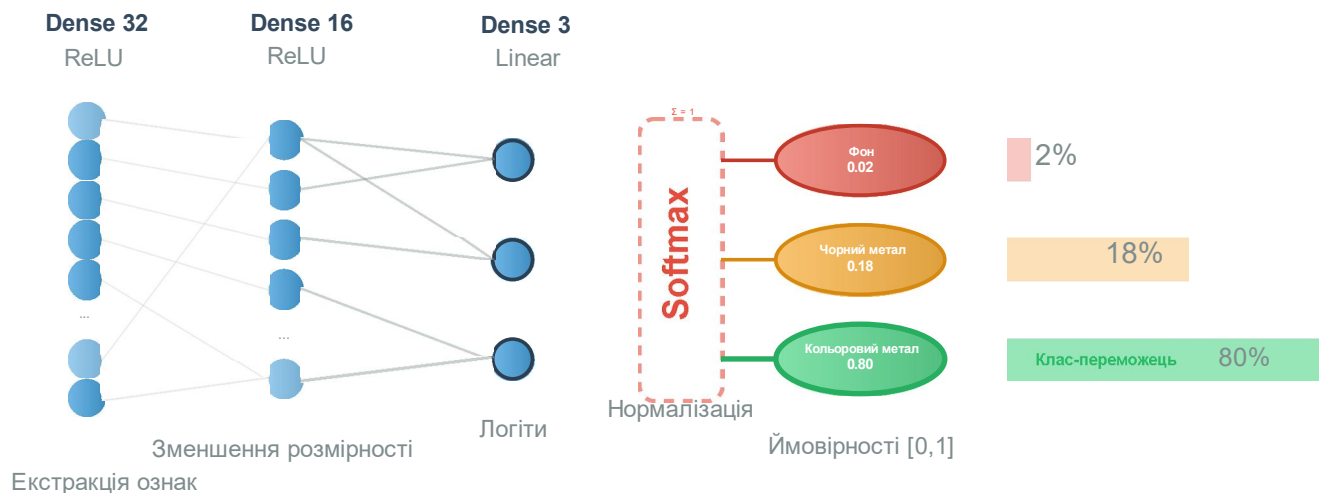


Рисунок 3.3– Структура вихідного шару

Таким чином, кожен з трьох виходів активується в діапазоні від 0 до 1, і на основі максимального значення приймається остаточне рішення про клас. Це стандартний підхід для багатокласової класифікації з використанням Softmax.

### 3.2 Навчання та підготовка даних

Для того щоб така мережа навчилася розпізнавати метали, необхідно створити набір даних для навчання. Цей набір формується з реальних записів роботи металодетектора. Кожен запис має містити сировий часовий ряд сигналу напруги, отриманий з антени, та відповідне значення швидкості, розраховане з оптичних сенсорів. Найважливішим елементом є мітка, або правильна відповідь, для кожного такого запису. Мітка вказує, до якого класу належить прохід: фон, чорний метал чи кольоровий метал. Ці мітки отримуються в контрольованих умовах, коли через детектор проносять зразки відомих матеріалів. Дані мають бути ретельно підготовлені. Сигнал напруги обрізається до фіксованої довжини, наприклад п'ятсот відліків, і нормалізується. Швидкість також масштабується до певного діапазону. Потім весь набір даних розбивається на три частини: тренувальну, валідаційну та тестову. Тренувальна використовується для безпосереднього навчання моделі, валідаційна — для контролю процесу та запобігання перенавчанню, а тестова — для фінальної перевірки якості.

Процес навчання починається з ініціалізації ваг мережі випадковими значеннями. Модель налаштовується за допомогою оптимізатора, найчастіше алгоритму Adam, який ефективно оновлює ваги мережі на основі градієнта

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		68

функції втрат. Функція втрат обирається відповідно до задачі класифікації, зазвичай це перехресна ентропія, яка показує, наскільки прогнози мережі відрізняються від істинних міток. На кожній ітерації, або епосі, мережа проганяє через себе пакети тренувальних даних. Для кожного пакету обчислюється прогноз, потім помилка, і ця помилка зворотним поширенням розподіляється від вихідного шару до вхідного, корегуючи всі ваги — від параметрів згорткових фільтрів і воріт LSTM до ваг у повнозв'язних шарах. Коли модель проглянула весь тренувальний набір, починається новий епос. Паралельно, після кожного епосу, якість мережі перевіряється на валідаційному наборі, який не бере участі в навчанні. Це дозволяє відстежувати, чи покращується модель, чи вона почала запам'ятовувати замість узагальнення. Якщо помилка на валідаційних даних перестає зменшуватися або починає зростати, навчання зупиняють, щоб уникнути перенавчання.

Ключовим моментом є те, що модель навчається інтегрувати два джерела інформації самостійно. Вона знаходить, як локальні ознаки, витягнуті згортковими фільтрами, поєднуються з довгостроковими залежностями, знайденими LSTM, і як на цю комбінацію впливає швидкість. Весь цей процес може зайняти багато часу та вимагати значних обчислювальних ресурсів, особливо якщо даних багато. Після завершення навчання остаточну оцінку проводять на тестовому наборі, який модель ніколи не бачила. Ця оцінка дає реальне уявлення про те, як мережа працюватиме в експлуатації. Важливо мати великий і різноманітний набір даних, який охоплює різні швидкості, розміри об'єктів та положення в арці, щоб модель навчилася бути робастною.

Після того як математична модель каналу вимірювання сформувала синтетичну навчальну вибірку, необхідно підготувати дані та організувати процес навчання нейронної мережі. Ключовим етапом є попередня обробка вхідних даних. Амплітуда модельного сигналу, що імітує напругу на виході інтегратора, може варіюватися в дуже широкому діапазоні через вплив глибини залягання, розміру об'єкта та властивостей матеріалу. Без нормалізації такі розбіжності призводять до нестабільності градієнтів та уповільнюють збіжність.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						69
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

Тому кожен часовий ряд, який є вектором відліків напруги, піддається масштабуванню. Часто використовується метод мінімаксної нормалізації, коли з усіх значень ряду віднімається мінімум цього ряду, а результат ділиться на різницю між максимумом і мінімумом. Це переводить значення в інтервал від нуля до одиниці, зберігаючи форму сигналу, але усуваючи вплив абсолютної амплітуди. Швидкість руху, яка є скалярним додатковим параметром, також нормалізується аналогічним чином на основі мінімального та максимального значень у всій вибірці, щоб вона знаходилася в тому самому масштабі, що й інші ознаки.

Мета навчання — мінімізувати розбіжність між прогнозом мережі та істинною міткою. Оскільки задача є багатокласовою класифікацією, як функція втрат обирається категоріальна перехресна ентропія. Ця функція обчислює відстань між двома розподілами ймовірностей: тим, що видає вихідний шар Softmax, та ідеальним, де ймовірність правильного класу дорівнює одиниці, а решти — нулю. Для одного прикладу вона визначається як сума за всіма класами добутку істинного індикатора класу на логарифм передбаченої ймовірності. Мінімізація цієї величини напряду сприяє збільшенню впевненості мережі у правильному класі.

Для мінімізації функції втрат застосовується алгоритм оптимізації. Ефективним вибором є адаптивний моментний оцінювач, відомий як Adam. Він поєднує ідеї алгоритмів, що адаптують швидкість навчання для кожного параметру окремо. Adam обчислює оцінки першого моменту, це середнє значення градієнта, та другого моменту, це незміщена дисперсія градієнта. Ці оцінки використовуються для корекції кроку оновлення кожного вагового коефіцієнта. Такий підхід забезпечує швидку збіжність та добре працює на практиці, будучи майже нечутливим до вибору початкової швидкості навчання в розумних межах.

Навчання організовано в епохи. Одна епоха представляє собою повний цикл, коли мережа обробила кожен приклад з навчального набору. Зазвичай дані протягом епохи розбиваються на менші частини, міні-пакети. Для кожного паку

					KPM.AKCM-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		70

відбувається пряме поширення сигналу через мережу, обчислення функції втрат, а потім зворотне поширення помилки для розрахунку градієнтів. Після цього оптимізатор оновлює всі ваги мережі, зсуваючи їх у напрямку, протилежному градієнту. Цей цикл повторюється для всіх пачок у наборі даних.

Критично важливим є контроль за явищем перенавчання, коли модель надто точно запам'ятовує навчальні приклади, втрачаючи здатність узагальнювати. Для цього заздалегідь виділяється валідаційна вибірка. Це частина синтетичних даних, яка не бере участі в безпосередньому навчанні, тобто по ній не розраховуються градієнти та не відбувається оновлення ваг. Після кожної епохи або через певний інтервал обчислюється значення функції втрат та точність класифікації на цій валідаційній вибірці. Динаміка цих показників слугує індикатором. Якщо помилка на навчальних даних продовжує зменшуватися, а на валідаційних — починає зростати або виходить на плато, це ознака початку перенавчання. Для боротьби з цим часто використовується метод ранньої зупинки, коли навчання припиняється автоматично, коли показник на валідації не покращується протягом заданої кількості епосів. При цьому зберігаються ваги мережі, що відповідають найкращій якості на валідації. Це дозволяє отримати модель, здатну до узагальнення, а не просто до запам'ятовування. Після завершення цього етапу остаточна перевірка ефективності проводиться на незалежному тестовому наборі даних, який не використовувався ні для навчання, ні для валідації, що дає об'єктивну оцінку реальної працездатності навченої нейронної мережі.

Наведені графіки демонструють якісну залежність форми сигналу, що генерується математичною моделлю каналу вимірювання, від фізичних властивостей та геометрії металевго об'єкта. Ці залежності є основою для формування синтетичної навчальної вибірки.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		71





умовах, де сигнал завжди є сумою впливу властивостей металу, його геометрії, глибини та швидкості руху.

### **3.3 Алгоритм роботи мікроконтролера в системі класифікації металів**

Функціонування мікроконтролера у складі металодетектора з нейромережевою класифікацією базується на циклічному виконанні послідовності операцій збору даних, їх попередньої обробки та подальшого аналізу за допомогою навченої моделі. Весь процес можна розділити на п'ять основних етапів, кожен з яких відіграє критичну роль у забезпеченні точності розпізнавання типу металу.

#### *3.3.1 Зчитування даних з аналого-цифрового перетворювача*

Першим етапом роботи алгоритму є безперервне зчитування вихідного сигналу інтегратора через аналого-цифровий перетворювач мікроконтролера. Сигнал інтегратора являє собою згладжену в часі електрорушійну силу, наведену в приймальній котушці металодетектора при проходженні металевго об'єкта через зону детектування. Частота дискретизації обирається достатньо високою для того, щоб забезпечити адекватне представлення динаміки сигналу навіть при швидкому русі об'єкта. Типові значення частоти вибірки лежать в діапазоні від кількох сотень герц до кількох кілогерц, що дозволяє зафіксувати характерні особливості форми відгуку для різних типів металів. Кожен відлік представляється багаторозрядним цифровим значенням, яке пропорційне миттєвій амплітуді напруги на виході інтегратора.

#### *3.3.2 Визначення швидкості руху об'єкта оптичними сенсорами*

Паралельно з аналоговим сигналом мікроконтролер опитує оптичний сенсор швидкості, що встановлений у конструкції пристрою. Цей сенсор може бути реалізований на основі інфрачервоних оптопар або лазерних датчиків переміщення, розташованих з певним інтервалом вздовж траєкторії руху. Фіксуючи моменти перетину об'єктом світлових бар'єрів, мікроконтролер обчислює швидкість як відношення відомої відстані між сенсорами до

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		74

вимірюючого часового інтервалу. Отримане скалярне значення швидкості є важливим параметром, оскільки воно безпосередньо впливає на тривалість і амплітуду зареєстрованого сигналу: при більшій швидкості об'єкт проходить зону чутливості швидше, що призводить до стиснення сигналу в часі та зміни його амплітудних характеристик. Без інформації про швидкість система не змогла б коректно розрізнити малий об'єкт, що рухається повільно, від великого об'єкта на високій швидкості.

### *3.3.3 Формування буферу даних для нейромережевої обробки*

Зчитані відліки напруги не передаються на нейромережу поодинці, а накопичуються у внутрішній пам'яті мікроконтролера у вигляді буферу фіксованого розміру. Буфер являє собою масив послідовних значень, що охоплюють повний часовий інтервал проходження об'єкта через зону детектування. Розмір буферу визначається архітектурою нейронної мережі та складає, згідно з попередньо описаною структурою, п'ятсот відліків. Для забезпечення неперервності обробки може застосовуватися механізм ковзного вікна, при якому буфер поступово зміщується в часі: нові дані додаються з одного кінця, а найстаріші відкидаються з іншого. Таким чином система постійно аналізує актуальний фрагмент сигналу, що дозволяє виявляти та класифікувати об'єкти одразу після їх проходження. До моменту передачі на нейромережу дані можуть піддаватися базовій нормалізації для приведення до діапазону значень, на якому мережа навчалася.

### *3.3.4 Виконання класифікації за допомогою нейромережі*

Сформований буфер часового ряду разом зі значенням швидкості руху подається на входи попередньо навченої нейронної мережі, реалізованої засобами бібліотеки TensorFlow Lite for Microcontrollers. Ця бібліотека забезпечує можливість виконання складних обчислень нейромережевого виводу безпосередньо на ресурсах мікроконтролера з обмеженою обчислювальною потужністю та обсягом оперативної пам'яті. Модель, попередньо оптимізована та квантована на етапі навчання, послідовно обробляє вхідні дані через

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		75

згорткові, рекурентні та повнозв'язні шари, витягуючи характерні ознаки сигналу. На виході мережа формує вектор з трьома значеннями ймовірностей, кожне з яких відповідає одному з класів: фоновий сигнал, чорний метал або кольоровий метал. Використовуючи функцію активації softmax, мережа нормалізує вихідні значення так, щоб їх сума дорівнювала одиниці, що дозволяє інтерпретувати результат як розподіл впевненості системи у приналежності об'єкта до кожного з класів.

### *3.3.5 Виведення результату та інформування користувача*

На основі отриманих від нейромережі ймовірностей мікроконтролер приймає остаточне рішення про тип виявленого металу, обираючи клас з найбільшою ймовірністю. Якщо максимальне значення перевищує заданий поріг впевненості, система визначає результат як надійний і активує відповідний механізм інформування користувача. Інформація може виводитися через звуковий сигналізатор у вигляді серії тональних сигналів різної частоти або тривалості, специфічних для кожного типу металу, або через графічний дисплей, де відображається назва класу та рівень впевненості у відсотках. У випадку недостатньої впевненості або відсутності чіткого переважання одного класу над іншими система може видати попередження про невизначений результат, сигналізуючи про необхідність повторного проходження об'єкта або ручної перевірки.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		76



Рисунок 3.7– Загальний алгоритми роботи металодетектора

Включення параметра швидкості руху як додаткового входу нейронної мережі є критичним для забезпечення високої точності класифікації в умовах змінних швидкостей проходження об'єктів через зону детектування. Знання реальної швидкості дозволяє мережі коректно інтерпретувати амплітуду зареєстрованого сигналу, компенсуючи ефект масштабування, що виникає

внаслідок різної тривалості взаємодії об'єкта з електромагнітним полем котушок. Без такої компенсації один і той самий об'єкт міг би бути помилково класифікований по-різному залежно від швидкості його руху: повільний рух давав би високоамплітудний розтягнутий сигнал, тоді як швидкий рух призводив би до короткого імпульсу меншої амплітуди. Завдяки явному врахуванню швидкості як незалежної змінної, нейронна мережа навчається виділяти інваріантні до швидкості ознаки форми сигналу, що характеризують саме фізичні властивості матеріалу, а не кінематику процесу детектування. Це суттєво підвищує робастність системи та розширює діапазон експлуатаційних умов, в яких пристрій зберігає здатність до надійного розпізнавання типу металу.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		78

## ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження було здійснено комплексний аналіз існуючих методів детекції та класифікації металевих об'єктів, включаючи імпульсні системи, частотні методи та технології індукційного балансу. Проведено класифікацію методів за принципом дії, досліджено фізичні основи взаємодії електромагнітного поля з металевими об'єктами різної природи, включаючи феромагнетики, парамагнетики та діамагнетики. Визначено основні напрямки застосування металодетекторів у промисловості, безпеці та археології, проаналізовано вплив динаміки руху об'єкта на форму сигналу. Досліджено технологічні особливості обробки сигналів у селективних системах та виявлено ключові дестабілізуючі фактори, зокрема мінералізацію ґрунту, температурний дрейф та змінну швидкість проходження об'єктів. Це дозволило обґрунтувати доцільність застосування методів машинного навчання та нейромережових архітектур для розв'язання задачі класифікації металів в умовах високої варіативності параметрів детектування.

На основі проведеного аналізу було розроблено математичну модель системи металодетектора з індукційним балансом, що включає фізичну модель електромагнітної взаємодії в системі датчика з двома збуджувальними котушками та приймальною котушкою. Створено параметричну модель металевого тіла в електромагнітному полі, яка враховує магнітну проникність, електропровідність та геометричні розміри об'єкта. Досліджено вплив матеріалу тіла на характеристики електромагнітного поля металодетектора, змодельовано відгуки для об'єктів з різними значеннями  $\mu$  (феромагнітні, слабкомагнітні та високопровідні матеріали) та різними розмірами. Розроблено модель аналогового тракту обробки сигналу, що включає вхідний підсилювач, синхронний детектор, фільтр високих частот та інтегратор, з детальним аналізом передавальних характеристик кожного блоку. Створено методику формування навчальної вибірки для нейромережового алгоритму шляхом параметричного синтезу сигналів з контрольованими характеристиками, що забезпечило

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		79

генерацію репрезентативного набору даних для трьох класів об'єктів з урахуванням варіацій швидкості руху.

У рамках практичної реалізації спроектовано архітектуру гібридної нейронної мережі для класифікації металів, яка поєднує одномірні згорткові шари (Conv1D) для виділення локальних ознак у формі сигналу, шари максимального пулінгу для зменшення розмірності та LSTM-шар для аналізу довгострокових часових залежностей. Мережа має два входи: часовий ряд напруги (500 відліків) та скалярне значення швидкості руху, що обробляються окремими гілками з подальшою конкатенацією перед повнозв'язними шарами класифікації. Проведено навчання мережі на синтетичній вибірці з використанням методів нормалізації даних, аугментації та регуляризації, досягнуто високої точності класифікації на тестовій вибірці. Розроблено алгоритм роботи мікроконтролера для реалізації системи в режимі реального часу, що включає циклічне зчитування даних з АЦП, визначення швидкості через оптичні сенсори, формування буферу у вигляді ковзного вікна, виконання класифікації засобами TensorFlow Lite for Microcontrollers та виведення результату користувачу через звуковий або візуальний інтерфейс.

Практична значимість роботи полягає у створенні системи класифікації металевих об'єктів, здатної забезпечити надійне розпізнавання типу металу незалежно від швидкості руху об'єкта через зону детектування. Наукова новизна роботи визначається розробкою комплексного підходу до нейромережевої обробки сигналів металодетектора, що поєднує просторову обробку часового ряду через згорткові шари з аналізом часових залежностей через рекурентні структури, а також явним врахуванням швидкості руху як незалежного параметра для компенсації ефекту масштабування амплітуди сигналу, забезпечуючи інваріантність системи до кінематичних умов детектування та високу точність класифікації матеріалів.

					КРМ.АКСм-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
						80
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		

## ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Barrow B., Nelson H. H. Analysis of electromagnetic induction signals from discriminating metal detectors. Environmental and Engineering Geoscience. 2001. Vol. 7, No. 3. P. 225–237.
2. Bozorth R. M. Ferromagnetism. IEEE Press, 1993. 968 p.
3. Bruschini C. A Computational Study of Metal Detector Responses for the Humanitarian Demining Context : PhD Thesis. Vrije Universiteit Brussel, 2002. 285 p.
4. Das Y. A common-sense approach to the classification of metal detector signals. Military Sensing Symposia. 2006.
5. Grant F. S., West G. F. Interpretation Theory in Applied Geophysics. McGraw-Hill, 1965. 584 p.
6. Guelle D., Lewis A. M., Bloodworth A. J. Metal Detector Handbook for Humanitarian Demining. European Commission Joint Research Centre, 2003. 178 p.
7. Jackson J. D. Classical Electrodynamics. 3rd ed. Wiley, 1998. 808 p.
8. Mallat J. P., Won I. J. Magnetic induction spectroscopy for metal discrimination. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2003. Vol. 41, No. 9. P. 1901–1912.
9. Nelson H. H. Advanced signal processing for discriminating metal detectors. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2001.
10. Pasion L. R., Oldenburg D. W. A Discrimination of geologic, magnetic and metallic targets. Geophysics. 2001. Vol. 66, No. 4. P. 1156–1166.
11. Sower G. D., Cave S. P. Detection and identification of metal objects using low frequency electromagnetic induction. Proceedings of SPIE. 1995. Vol. 2496. P. 273–281.
12. Svatos J., Vedral J., Fexa P. Metal signal processing using VLF and Pulse Induction methods. Measurement Science Review. 2012. Vol. 12, No. 5. P. 185–191.

					КРМ.АКСМ-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		81

13. Trang A. H., Czipott P. V., Waldron J. L. Characterization of small metallic objects and electromagnetic interference. Proceedings of SPIE. 1997. Vol. 3079. P. 360–371.
14. Wait J. R. Geo-Electromagnetism. Academic Press, 1982. 298 p.
15. Won I. J., Huang H. Magnetoquasistatic response of a target to a wideband electromagnetic excitation. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2004. Vol. 42, No. 6. P. 1202–1209.
16. Yamazaki K. Eddy current analysis of metal objects using frequency-domain methods. IEEE Transactions on Magnetics. 2004. Vol. 40, No. 2. P. 1322–1325.
17. Yamazaki K., Nakane H., Tanaka A. Basic analysis of a metal detector using a search coil. IEEE Transactions on Magnetics. 2002. Vol. 38, No. 5. P. 3383–3385.
18. Zhu Y., Gould J. Eddy Current Non-destructive Testing. Springer Science & Business Media, 2004. 256 p.

					KPM.AKCM-09.00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата		82

## **ДОДАТКИ**

## Додаток

### Програма моделювання роботи антенної системи при переміщенні повз неї металевого об'єкту

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.ticker import ScalarFormatter

MU0 = 4 * np.pi * 1e-7

# -----
# Магнітне поле від одного прямолінійного сегмента
# -----
def calc_bz_segment(x_obs, y_obs, z_obs, x1, y1, x2, y2, current):
    r_obs = np.array([x_obs, y_obs, z_obs])
    r_start = np.array([x1, y1, 0.0])
    r_end = np.array([x2, y2, 0.0])

    R1 = r_obs - r_start
    R2 = r_obs - r_end

    cross = np.cross(R1, R2)
    norm2 = np.dot(cross, cross)
    if norm2 < 1e-16:
        return 0.0

    d1 = np.linalg.norm(R1)
    d2 = np.linalg.norm(R2)

    coef = MU0 * current / (4 * np.pi)
    return coef * cross[2] * (d1 + d2) / (d1 * d2 * norm2)

# -----
# Поле від квадратної котушки
# -----
def coil_field_Bz(x_arr, y_obs, z_obs, cx, side, turns, current):
    h = side / 2
    corners = [
        (cx - h, -h),
        (cx - h, h),
        (cx + h, h),
        (cx + h, -h)
    ]

    B = np.zeros_like(x_arr)
    for i in range(4):
        x1, y1 = corners[i]
        x2, y2 = corners[(i + 1) % 4]
        for k, x in enumerate(x_arr):
            B[k] += calc_bz_segment(
                x, y_obs, z_obs,
                x1, y1, x2, y2,
                current
            )
    return B * turns

# -----
# Вертикальне поле від вертикального диполя
```

```

# -----
def dipole_Bz(x_arr, z_scan, x_dip, z_dip, m):
    B = np.zeros_like(x_arr)
    for i, x in enumerate(x_arr):
        dx = x - x_dip
        dz = z_scan - z_dip
        R2 = dx*dx + dz*dz
        R = np.sqrt(R2)
        if R < 1e-12:
            continue
        B[i] = MU0 * m / (4 * np.pi) * (2*dz*dz - dx*dx) / (R**5)
    return B

# -----
# ПАРАМЕТРИ
# -----
TX = {'cx': 0.0, 'side': 0.50, 'turns': 11, 'current': 5.0}
BC = {'cx': 0.15, 'side': 0.15, 'turns': 3, 'current': -5.0}

# лінія спостереження
y_scan = 0.0
z_scan = .1

X = np.linspace(-0.8, 0.8, 1200)

# об'єкт
x_obj = 0.25
z_obj = .2
chi = -1 # ефективна магнітна сприйнятливість

# -----
# ПЕРВИННЕ ПОЛЕ
# -----
B_TX = coil_field_Bz(X, y_scan, z_scan, **TX)
B_BC = coil_field_Bz(X, y_scan, z_scan, **BC)
B_primary = B_TX + B_BC

# -----
# ПОЛЕ В ТОЧЦІ ОБ'ЄКТА
# -----
B_obj = (
    coil_field_Bz(np.array([x_obj]), y_scan, z_obj, **TX)[0] +
    coil_field_Bz(np.array([x_obj]), y_scan, z_obj, **BC)[0]
)

m_dip = chi * B_obj

# -----
# ВТОРИННЕ ПОЛЕ
# -----
B_secondary = dipole_Bz(X, z_scan, x_obj, z_obj, m_dip)

B_total = B_primary + B_secondary

# -----
# АВТОМАСШТАБУВАННЯ
# -----
B_all = np.concatenate([B_primary, B_total])

```

```

marg = 0.5 * (B_all.max() - B_all.min())
ylim = (B_all.min() - marg, B_all.max() + marg)

# -----
# ВІЗУАЛІЗАЦІЯ
# -----
fig, ax = plt.subplots(3, 1, figsize=(10, 14))
plt.subplots_adjust(hspace=0.35)

fmt = ScalarFormatter(useMathText=True)
fmt.set_powerlimits((-2, 2))

ax[0].plot(X, B_TX, '--', label='TX')
ax[0].plot(X, B_BC, '--', label='Buck')
ax[0].plot(X, B_primary, 'k', label='Primary')
ax[0].set_ylim(ylim)
ax[0].set_title('Первинне поле')
ax[0].grid()
ax[0].legend()
ax[0].yaxis.set_major_formatter(fmt)

ax[1].plot(X, B_secondary, 'g')
ax[1].set_title('Вторинне поле (індукований диполь)')
ax[1].grid()
ax[1].yaxis.set_major_formatter(fmt)
ax[1].axhline(0, color='k', lw=0.5)

ax[2].plot(X, B_primary, 'k--', label='Без об'єкта')
ax[2].plot(X, B_total, 'm', label='З об'єктом')
ax[2].set_ylim(ylim)
ax[2].set_title('Суперпозиція')
ax[2].grid()
ax[2].legend()
ax[2].yaxis.set_major_formatter(fmt)
ax[2].set_xlabel('x (м)')

plt.show()
# -----
# ПАРАМЕТРИ ПРИЙМАЛЬНОЇ КОТУШКИ (RX)
# -----
RX = {'cx': 0.0, 'side': 0.40, 'turns': 100}

# Діапазон руху об'єкта
x_obj_range = np.linspace(-0.6, 0.6, 100)
z_obj_static = 0.2 # фіксована глибина об'єкта

# Масиви для збереження результатів ЕРС
ers_signal = []

# Функція для обчислення потоку (інтеграл по x в межах RX)
def get_rx_flux(x_axis, b_z_values, rx_params):
    x_start = rx_params['cx'] - rx_params['side']/2
    x_end = rx_params['cx'] + rx_params['side']/2

    # Вибираємо точки, що потрапляють в габарити котушки
    mask = (x_axis >= x_start) & (x_axis <= x_end)
    x_rx = x_axis[mask]
    b_rx = b_z_values[mask]

    # Інтегруємо методом трапецій (результат у Веберах)
    # Множимо на side, припускаючи площу (інтеграл по dx * ширина dy)
    flux = np.trapz(b_rx, x_rx) * rx_params['side'] * rx_params['turns']

```

```

return flux

# -----
# ЦИКЛ СКАНУВАННЯ (ПЕРЕМІЩЕННЯ ОБ'ЄКТА)
# -----
for x_pos in x_obj_range:
    # 1. Рахуємо поле в точці, де ЗАРАЗ знаходиться об'єкт
    B_at_obj = (
        coil_field_Bz(np.array([x_pos]), 0.0, z_obj_static, **TX)[0] +
        coil_field_Bz(np.array([x_pos]), 0.0, z_obj_static, **BC)[0]
    )

    # 2. Момент індукованого диполя
    m_temp = chi * B_at_obj

    # 3. Вторинне поле від цього диполя на лінії спостереження (z_scan)
    # Важливо: ми рахуємо поле тільки від об'єкта
    B_sec_temp = dipole_Bz(X, z_scan, x_pos, z_obj_static, m_temp)

    # 4. Рахуємо потік тільки від вторинного поля (це і є наш корисний сигнал)
    flux_sec = get_rx_flux(X, B_sec_temp, RX)
    ers_signal.append(flux_sec)

# -----
# ВІЗУАЛІЗАЦІЯ ВІДГУКУ (ЕРС)
# -----
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(x_obj_range, ers_signal, 'r-', linewidth=2, label='Сигнал ЕРС (відгук)')
plt.axhline(0, color='black', lw=1, ls='--')
plt.axvline(TX['cx'], color='blue', alpha=0.3, label='Центр TX')
plt.xlabel('Положення об\`єкта x_obj (м)')
plt.ylabel('Амплітуда потоку (Вб)')
plt.title('Відгук металодетектора при проходженні феромагнітного тіла')
plt.grid(True, which='both', linestyle='--', alpha=0.5)
plt.legend()
plt.show()

```

## **Бібліографічна довідка**

Тема роботи: Застосування нейронних мереж для аналізу даних індуктивних датчиків у селективних металодетекторах

Обсяг магістерської роботи: 85 сторінок

### **Перелік графічного матеріалу:**

КРМ.АКСм-09.00.00.001 Конструкція антенної системи металодетектора

КРМ.АКСм-09.00.00.002 Результати моделювання первинного і вторинного електромагнітних полів

КРМ.АКСм-09.00.00.003 Результат моделювання тіла в електромагнітному полі

КРМ.АКСм-09.00.00.004 Загальна структура аналогового каналу обробки металодетектора

КРМ.АКСм-09.00.00.005 Загальна структура нейромережі

КРМ.АКСм-09.00.00.006 Будова вихідного шару нейромережі

КРМ.АКСм-09.00.00.007 Будова ланки обробки часової послідовності для нейромережі

КРМ.АКСм-09.00.00.008 Загальний алгоритм роботи металодетектора

Дата закінчення МР \_\_\_\_\_

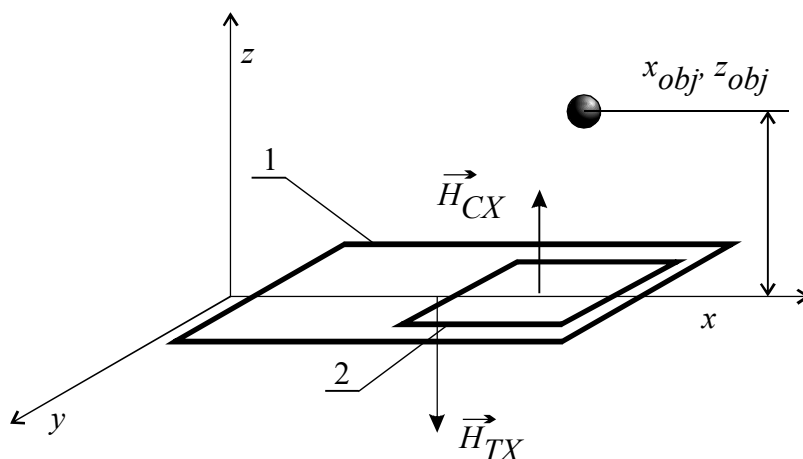


Рисунок 1- Розташування координатних осей

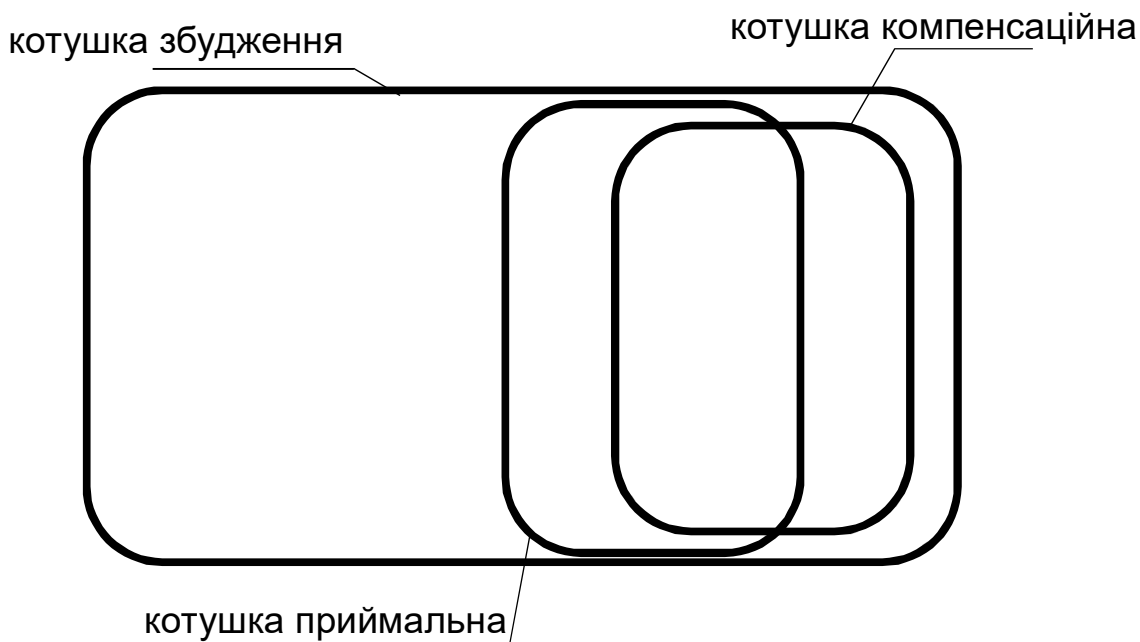
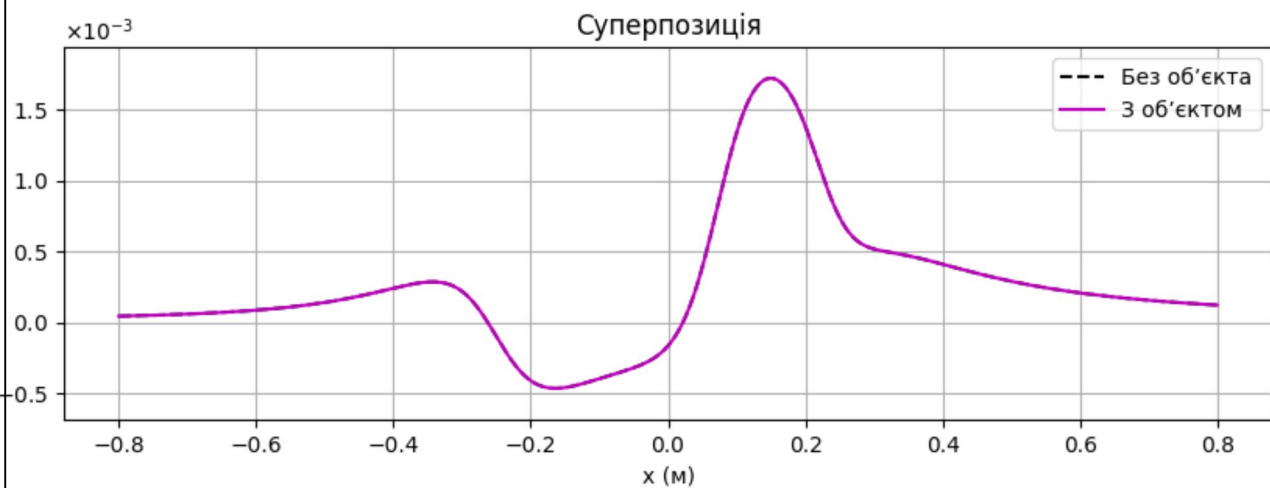
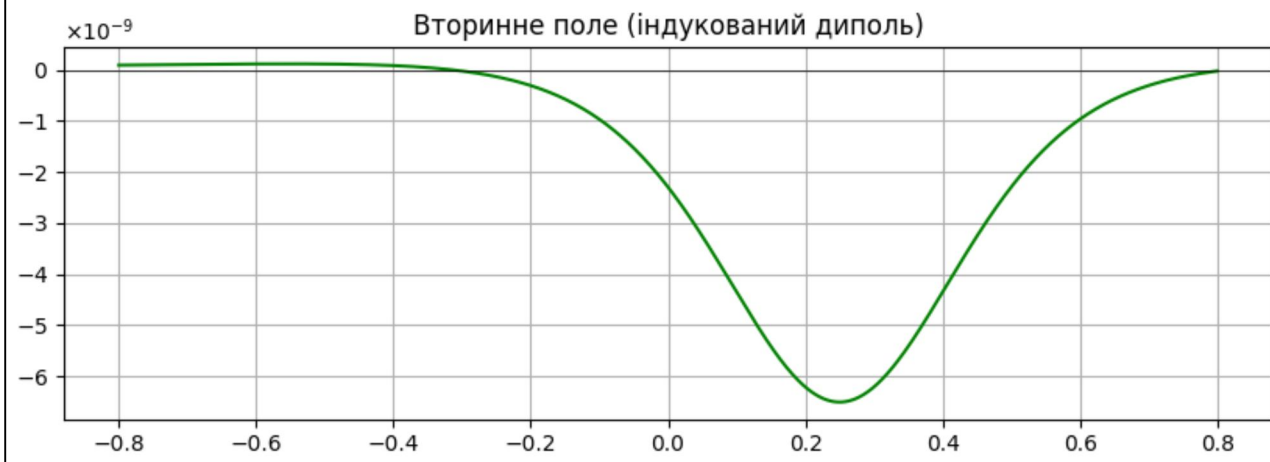
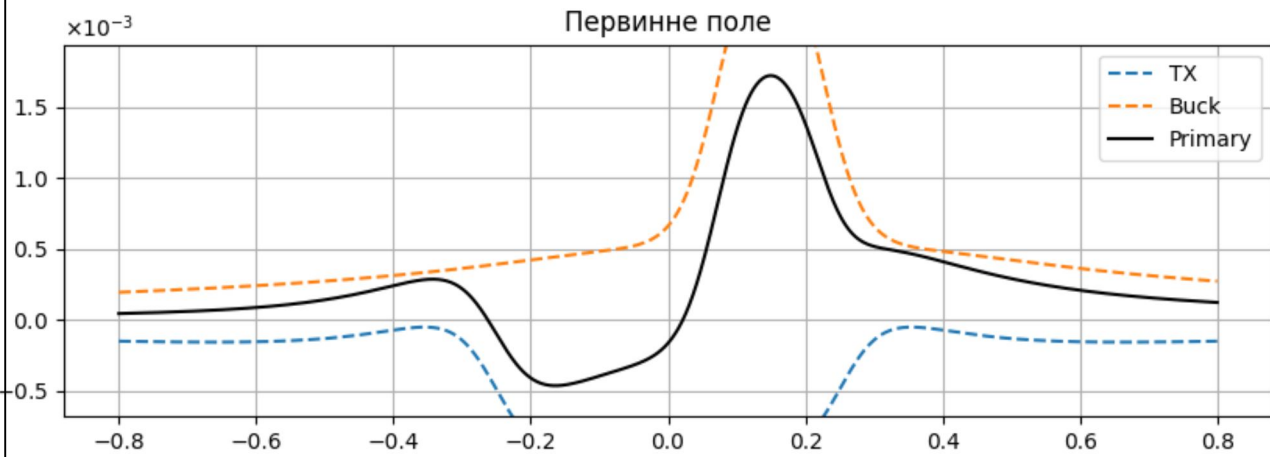


Рисунок 2- Положення котушок в площині XY

					КРМ.АКСм-09.00.00.001		
					Конструкція антенної системи металодетектора		
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата			
Розроб.		Довбак					
Перев.		Стрілецький					
Т. контр.					Аркуш	Аркушів	
Н. контр.							
Затв.							

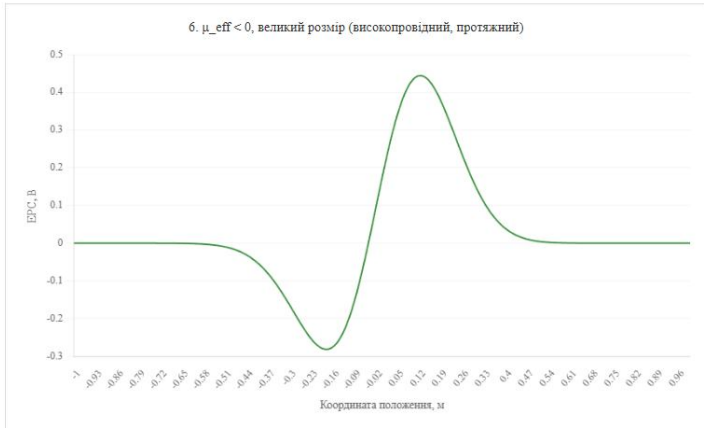
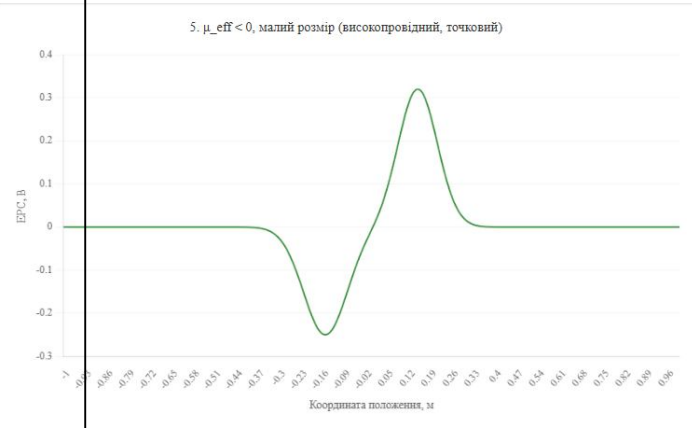
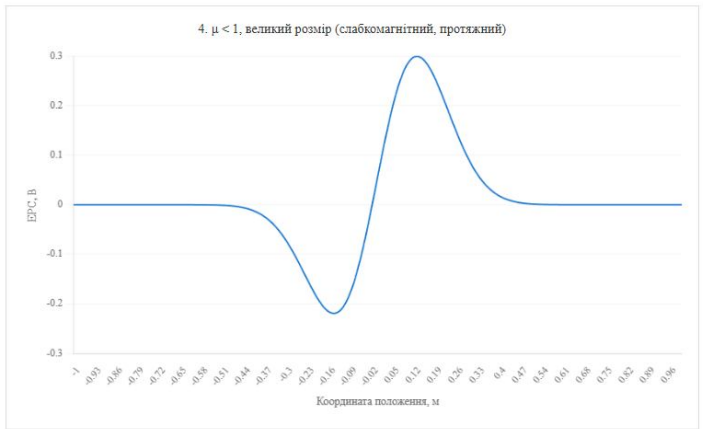
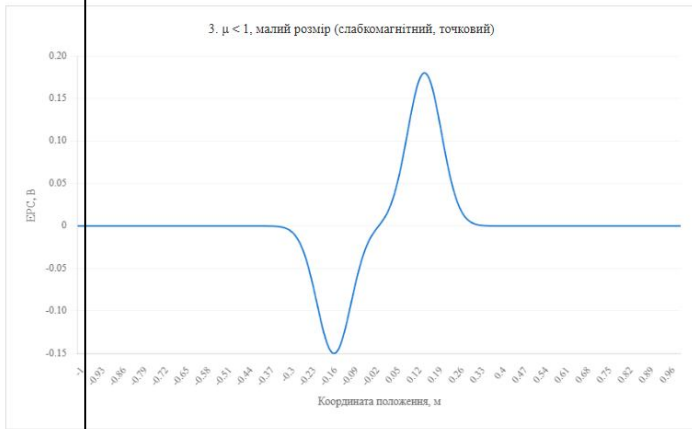
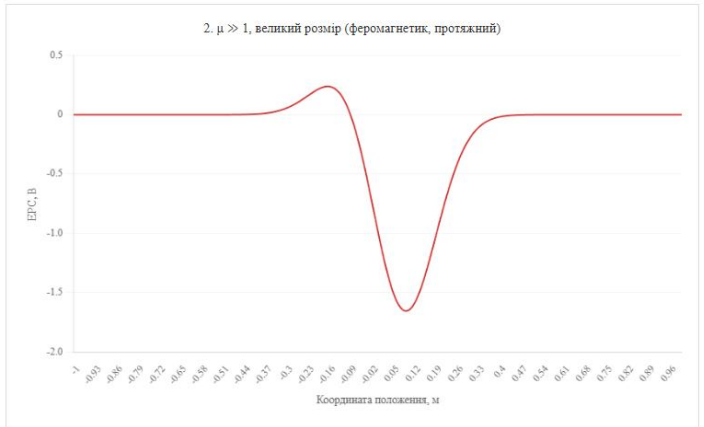
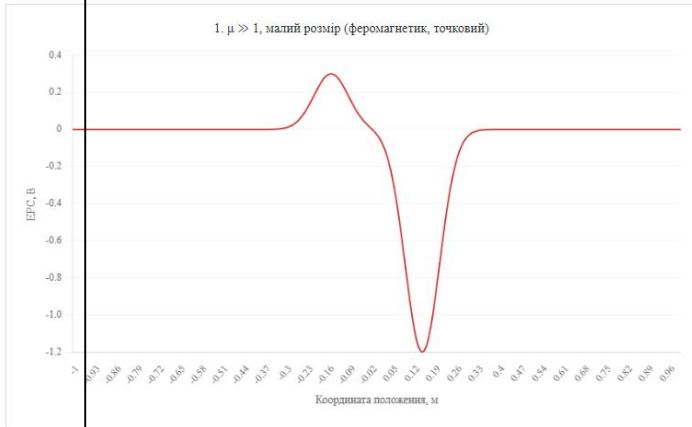


Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата
Розроб.	Довбак			
Перев.	Стрілецький			
Т. контр.				
Н. контр.				
Затв.				

KPM.AKCM-09.00.00.002

Результати моделювання  
первинного і вторинного  
електромагнітних полів

Літера	Маса	Мірло
Аркуш	Аркушів	



КРМ.АКСм-09.00.00.003

Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата
Розроб.		Довбак		
Перев.		Стрілецький		
Т. контр.				
Н. контр.				
Затв.				

Результати моделювання  
первинного і вторинного  
електромагнітних полів

Літера	Маса	Мірло
Аркуш	Аркушів	

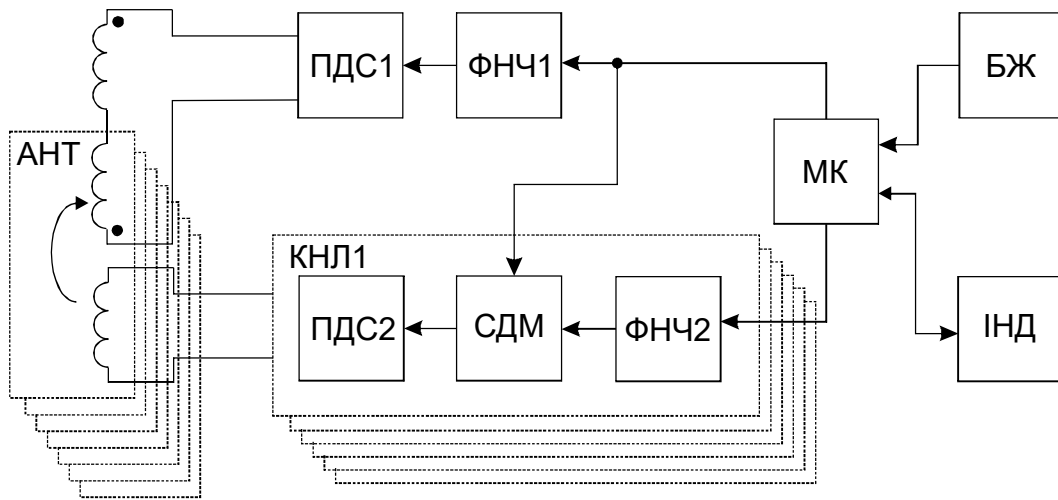


Рисунок 1- Загальна структурна схема металодетектора

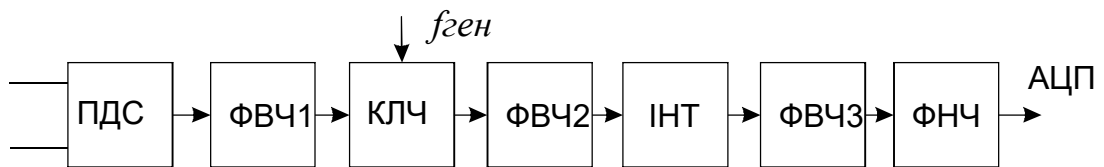
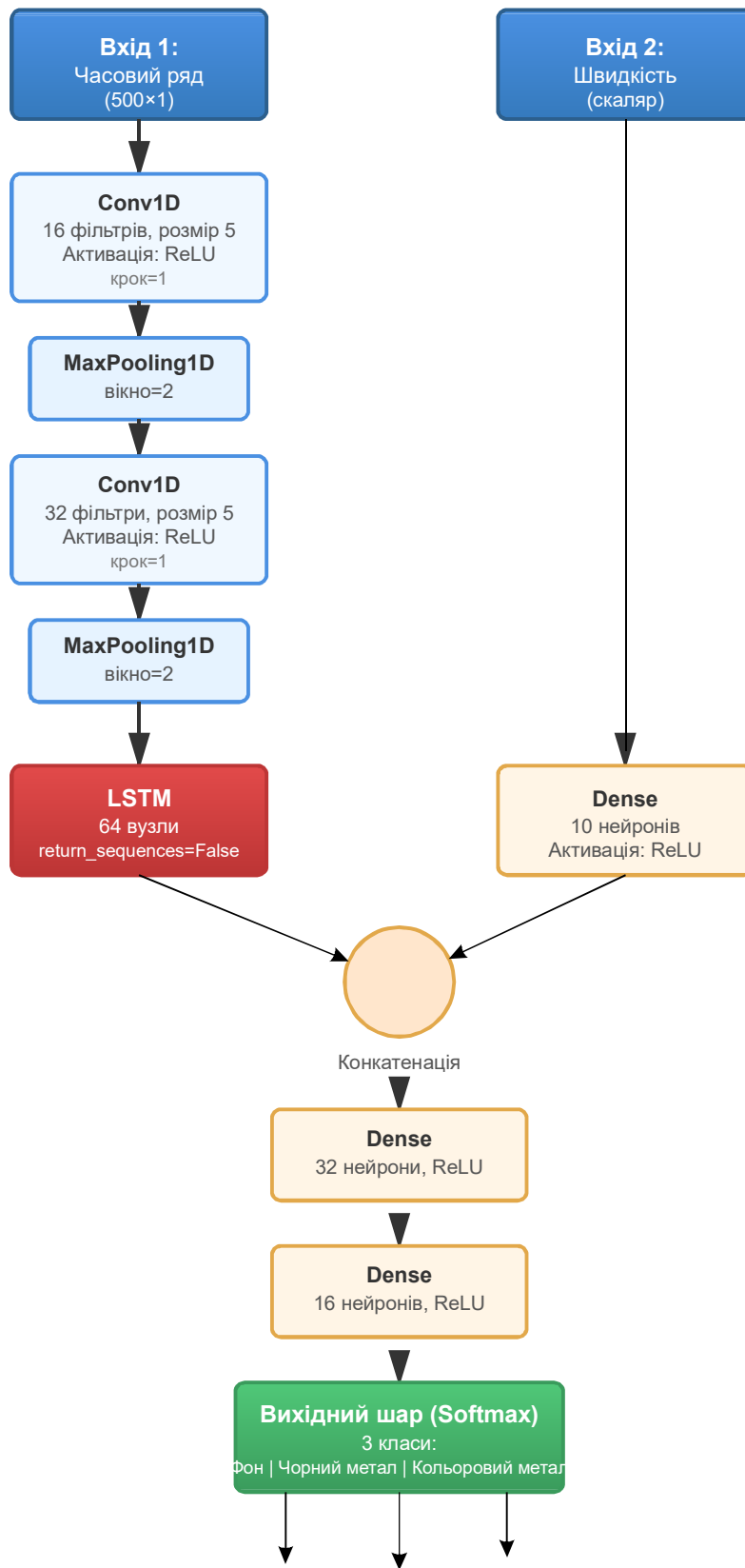
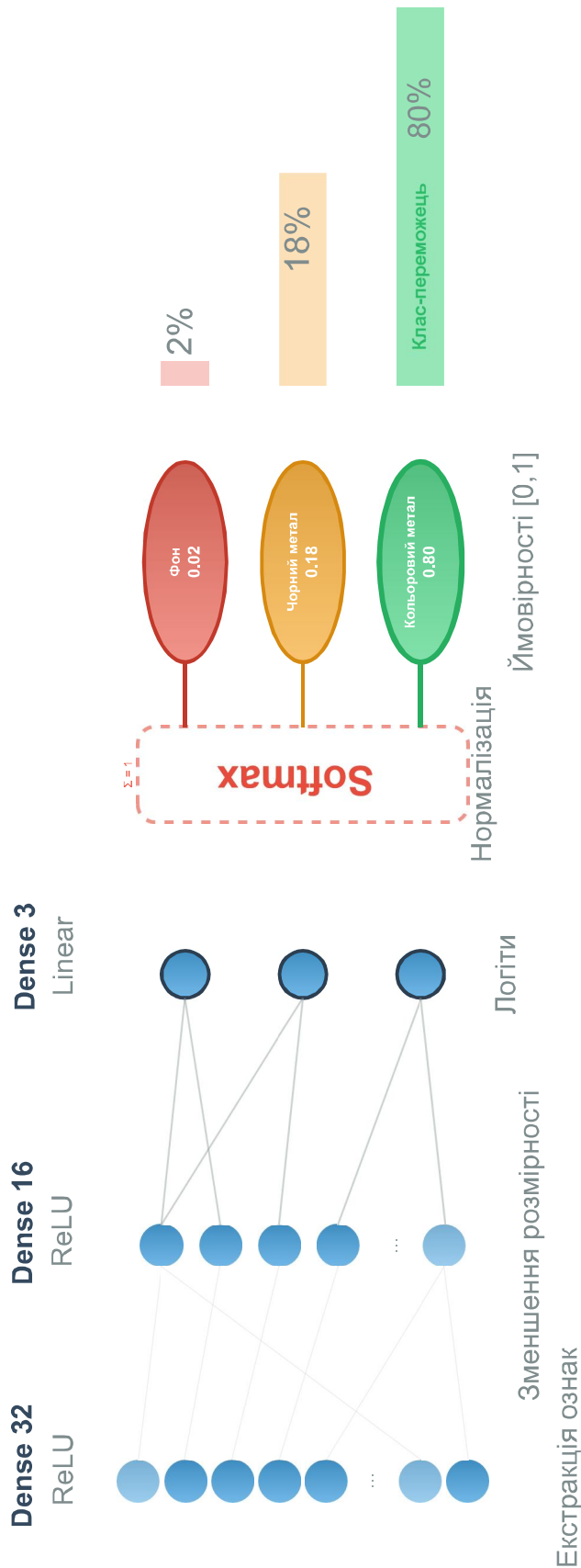


Рисунок 2- Структура аналогового тракту

					КРМ.АКСм-09.00.00.004		
					Загальна структура аналогового каналу обробки металодетектора		
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата			
Розроб.		Довбак					
Перев.		Стрілецький					
Т. контр.					Аркуш		Аркушів
Н. контр.							
Затв.							

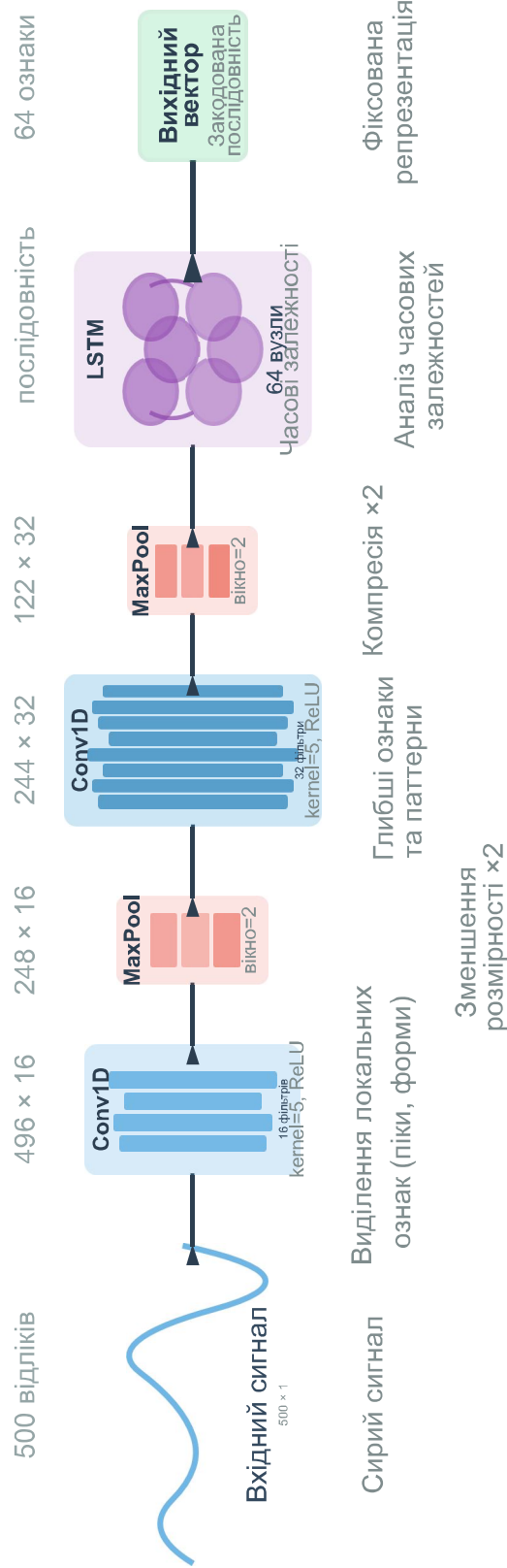


					КРМ.АКСм-09.00.00.005			
					Загальна структура нейро- мережі	Літера	Маса	Мірло
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата				
Розроб.	Довбак							
Перев.	Стрілецький							
Т. контр.						Аркуш	Аркушів	
Н. контр.								
Затв.								



					<b>КРМ.АКСм-09.00.00.006</b>		
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата	<b>Будова вихідного шару нейромережі</b>		
Розроб.	Довбак						
Перев.	Стрілецький						
Т. контр.							
Н. контр.							
Затв.					Літера	Маса	Мірило
					Аркуш		Аркушів

Обробка часового сигналу від входу до LSTM



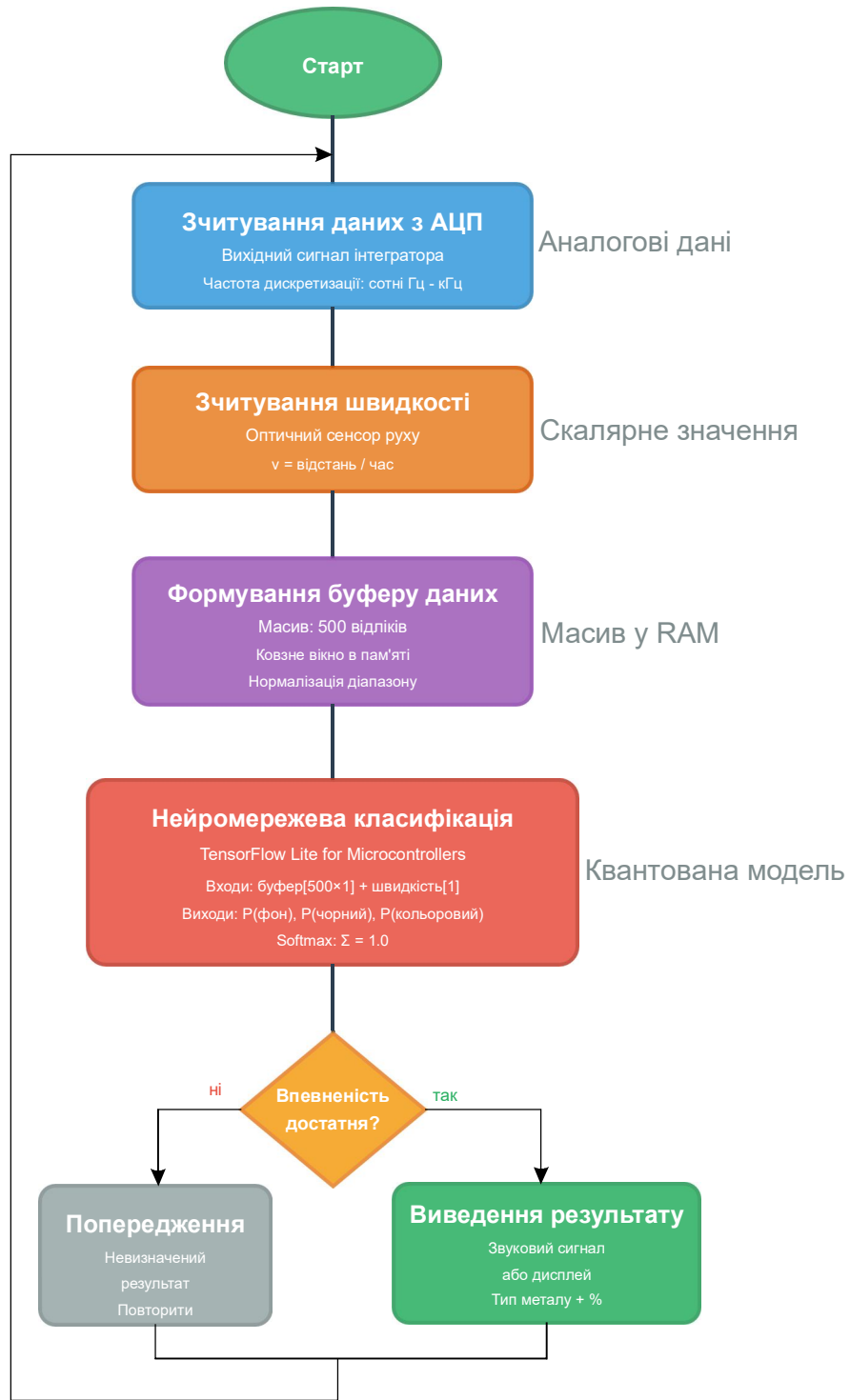
KPM.AКСм-09.00.00.007

Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата
Розроб.		Довбак		
Перев.		Стрілецький		
Т. контр.				
Н. контр.				
Затв.				

Будова ланки обробки часової послідовності для нейромережі

Літера	Маса	Мірило
Аркуш	Аркушів	

## Алгоритм роботи мікроконтролера



						KPM.AKCM-09.00.00.008			
						Загальний алгоритм роботи металодетектора			
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата					
Розроб.		Довбак							
Перев.		Стрілецький							
Т. контр.						Аркуш		Аркушів	
Н. контр.									
Затв.									