

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій
(повна назва)

Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та робототехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Розроблення системи автоматизації оцінки стану виробничого обладнання
(тема)

Виконав:

Здобувач 2 року навчання,
групи КІТПВМ-24-1

Олександр РОМЕНСЬКИЙ

(власне ім'я, прізвище)

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

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Комп'ютерно-інтегровані
технологічні процеси і виробництва

(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Кирило ХРУСТАЛЬОВ

(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри КІТАР

(підпис)

Ігор НЕВЛЮДОВ

(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Я, Роменський Олександр Олександрович, як здобувач вищої освіти ХНУРЕ, розумію і підтримую політику закладу із академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував недозволену допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Я не використовував штучний інтелект для підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

01 грудня 2025 р.



Олександр РОМЕНСЬКИЙ

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ АКТ _____
Кафедра _____ КІТАР _____
Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
Спеціальність _____ 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка _____
(код і повна назва)
Тип програми _____ освітньо-професійна _____
Освітня програма _____ Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. Кафедри КІТАР _____
(підпис)
« _____ » _____ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

здобувачеві _____ Роменському Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розроблення системи автоматизації оцінки стану виробничого
обладнання _____

затверджена наказом університету від 10 листопада 2025 р. № _____ 1029 Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії _____ 22 грудня
2025 р.

3. Вихідні дані до роботи _____

3.1 Система призначена для автоматизованої оцінки технічного стану
виробничого обладнання.

3.2 Акустичні сигнали процесу різання, отримані під час роботи обладнання.

3.3 Аналіз сигналів із використанням нейро-нечіткої моделі ANFIS.

3.4 Середовище реалізації MATLAB із засобами обробки сигналів.

3.5 Результати роботи системи повинні бути наочними та інтерпретованими для
інженерно-технічного персоналу.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

4.1 Проаналізувати сучасні методи та засоби оцінки технічного стану вироб-
ничого обладнання і обґрунтувати вибір підходу для автоматизації діагностики.

4.2 Розробити структурну схему системи автоматизації оцінки стану
виробничого обладнання.

4.3 Розробити алгоритми обробки віброакустичних сигналів і формування ознак
для діагностики.

4.4 Реалізувати та навчити інтелектуальну модель (нейро-нечітку) для автома-
тизованої оцінки технічного стану обладнання.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) Графічний матеріал у вигляді презентації – 21 арк. ф. А4


6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасних методів та засобів оцінки технічного стану виробничого обладнання	25.09.2025	виконано
2	Дослідження процесу зношування виробничого обладнання	15.10.2025	виконано
3	Розроблення структурної схеми системи автоматизації оцінки стану виробничого обладнання	10.11.2025	виконано
4	Розроблення алгоритму обробки віброакустичних сигналів і формування ознак для діагностики	25.11.2025	виконано
5	Реалізація та навчання інтелектуальної моделі для автоматизованої оцінки технічного стану обладнання	05.12.2025	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	15.12.2025	виконано
7	Подання роботи на нормоконтроль	16.12.2025	виконано
8	Подання роботи для перевірки роботи на академічну доброчесність	17.12.2025	виконано
9	Подання роботи на рецензію	18.12.2025	виконано
10	Подання роботи на підпис зав. кафедри	19.12.2025	виконано
11	Подання кваліфікаційної роботи в ЕК	22.12.2025	

Дата видачі завдання 01 вересня 2025 р.

Здобувач _____  _____ Олександр РОМЕНСЬКИЙ
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Кирило ХРУСТАЛЬОВ
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 114 с., 35 рис., 2 дод., 24 джерела.

СИСТЕМА АВТОМАТИЗАЦІЇ, ДІАГНОСТИКА, ПРОЦЕСИ ЗНОШУВАННЯ, ВИРОБНИЧЕ ОБЛАДНАННЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, АНАЛІЗ СТАНУ ОБЛАДНАННЯ.

У кваліфікаційній роботі розглянуто задачу автоматизації оцінки технічного стану виробничого обладнання в умовах цифрової трансформації промисловості шляхом інтелектуального аналізу параметрів процесу різання.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності оцінки технічного стану виробничого обладнання шляхом розроблення системи автоматизованого аналізу параметрів процесу різання з використанням нейронних мереж.

Об'єкт дослідження – процес оцінки технічного стану виробничого обладнання в умовах автоматизованого виробництва.

Предмет дослідження – програмний засіб оцінки стану виробничого обладнання з використанням нейронних мереж та сенсорних систем для виявлення ознак зносу.

У межах дослідження проаналізовано механізми та види зношування ріжучого інструменту, а також порівняно підходи до діагностики із виділенням технологічно доцільного для виробничих умов.

Запропоновано застосування нейро-нечіткої моделі ANFIS для роботи з даними, що містять невизначеність та шумові домішки. Розроблено та апробовано інформаційну технологію обробки акустичних записів процесу різання.

За результатами навчання отримано структуру нейронної мережі, набір нечітких правил і графічні результати моделювання. Навчену мережу запропоновано використовувати для подальшої діагностики.

ABSTRACT

Explanatory note: 114 pages, 35 figures, 2 appendices, 24 sources.

AUTOMATION SYSTEM, DIAGNOSTICS, WEAR PROCESSES,
PRODUCTION EQUIPMENT, NEURAL NETWORKS, EQUIPMENT
CONDITION ANALYSIS.

The qualification work focuses on automating the assessment of the technical condition. It focuses on digital industry transformation using intelligent analysis of cutting process parameters.

The aim is to improve the efficiency of assessing production equipment by developing a system for automated analysis of cutting process parameters with neural networks.

The object of the study is the process of assessing the technical condition of production equipment in the context of automated production.

The subject is a software tool that uses neural networks and sensors to assess production equipment for wear.

The study analyzes cutting tool wear and compares diagnostic approaches. It highlights the vibroacoustic method as more feasible for production.

A neuro-fuzzy model called ANFIS is suggested to handle uncertain or noisy data. An information technology for processing acoustic recordings was developed and tested.

Decomposition transformations, such as empirical mode decomposition, were applied to enhance information value. A set of input parameters was prepared to train the ANFIS model.

Training produced a neural network structure, fuzzy rules, and graphical simulation results. The trained network is suggested for diagnosing other acoustic data sets.

ЗМІСТ

Перелік скорочень.....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз процесів зношування та діагностики стану виробничого обладнання...11	11
1.1 Зношення інструменту при обробці матеріалу.....	11
1.2 Контроль та аналіз ріжучого інструмента.....	15
1.3 Різновиди діагностики процесу різання.....	18
1.4 Висновки до розділу.....	21
2 Використання нейронних мереж для аналізу стану обладнання в процесі різання.....	23
2.1 Нейронні мережі та їх класифікація.....	23
2.2 Модель нейронної мережі.....	26
2.3 Нейронна мережа ANFIS.....	27
2.4 Використання для процесу діагностики нейронних мереж.....	29
2.5 Обробка сигналу.....	30
2.6 Структурна схеми системи.....	44
2.7 Алгоритм обробки віброакустичних сигналів і формування ознак.....	47
2.8 Висновки до розділу.....	50
3 Експериментальні дослідження зносу різця.....	52
3.1 Проведення експерименту та аналіз звукових сигналів за проходами.....	52
3.2 Математична модель ANFIS оброблених сигналів.....	66
3.3 Висновки до розділу.....	77
4 Охорона праці.....	78
Висновки	82
Перелік джерел посилання.....	85
Додаток А Апробація результатів.....	89
Додаток Б Демонстраційний матеріал.....	94

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

МОР – мастильно-охолоджуюча рідина;

ЦАП – цифро-аналоговий перетворювач;

ЧПУ – числове програмне управління;

AI – Artificial Intelligence;

ANFIS – Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System;

CNC – Computer Numerical Control;

CSV – Comma-Separated Values;

DSP – Digital Signal Processing;

FIS – Fuzzy Inference System;

FL – FL Studio;

MATLAB – Matrix Laboratory.

ВСТУП

Актуальність обраної теми зумовлена потребою підвищення надійності та безперервності роботи виробничого обладнання в умовах цифрової трансформації промисловості. На сучасних підприємствах вихід з ладу інструменту або вузлів обладнання призводить до значних виробничих втрат і зниження якості продукції. Автоматизація процесів діагностики та оцінки стану обладнання на основі інтелектуальних систем дозволяє забезпечити своєчасне виявлення відхилень та оптимізувати планування технічного обслуговування. Використання нейронних мереж у комбінації з датчиками вібрацій, температури та звукових сигналів дає змогу створити інтелектуальну модель оцінки зносу ріжучого інструменту та загального стану обладнання. Такий підхід відповідає цілям сталого розвитку ООН, зокрема Цілі 9 «Індустріалізація, інновації та інфраструктура» та Цілі 12 «Відповідальне споживання і виробництво», адже сприяє впровадженню інноваційних технологій, оптимізації використання ресурсів і зменшенню кількості виробничих відходів.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності оцінки технічного стану виробничого обладнання шляхом розроблення системи автоматизованого аналізу параметрів процесу різання з використанням нейронних мереж.

Об'єкт дослідження – процес оцінки технічного стану виробничого обладнання в умовах автоматизованого виробництва.

Предмет дослідження – програмний засіб оцінки стану виробничого обладнання з використанням нейронних мереж та сенсорних систем для виявлення ознак зносу.

Для реалізації поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

– проаналізувати сучасні методи та засоби оцінки технічного стану виробничого обладнання і обґрунтувати вибір підходу для автоматизації діагностики;

- дослідити процес зношування виробничого обладнання та визначити інформативні параметри для оцінки його технічного стану;
- розробити структурну схему та загальну архітектуру системи автоматизації оцінки стану виробничого обладнання;
- розробити алгоритми обробки віброакустичних сигналів і формування ознак для діагностики;
- реалізувати та навчити інтелектуальну модель (нейро-нечітку) для автоматизованої оцінки технічного стану обладнання;
- оформити пояснювальну записку згідно з рекомендаціями [1-8], та вимогами ДСТУ 3008:2015 [9]. За результатами роботи було опубліковано тези доповіді, наведено їх текст у додатку А [10].

1 АНАЛІЗ ПРОЦЕСІВ ЗНОШУВАННЯ ТА ДІАГНОСТИКИ СТАНУ ВИРОБНИЧОГО ОБЛАДНАННЯ

1.1 Зношення інструменту при обробці матеріалу

Серед багатьох способів обробки металів різанням важливе місце займає обробка різцем. При виконанні робіт з обробки матеріалу токарним різцем за будь-яких умов відбувається зношення інструменту. Обробка матеріалу різцем супроводжується різноманітними фізичними процесами, які негативно впливають на стійкість інструменту. Це можуть бути сила різання, швидкість різання, температура в момент різання і застосування мастильно-охолоджуючих рідин (МОР). У свою чергу, ці фактори впливають на стійкість інструменту і викликають температурний і деформаційний знос [10].

Механічне зношення робочих граней інструменту впливає на його працездатність. Зношення ріжучого інструменту при різанні є дуже складним процесом, що залежить від багатьох факторів, таких як вплив високих сил і температур, а також вплив зовнішнього середовища. При процесі обробки різанням виникає тертя між ріжучою кромкою і матеріалом заготовки. Це відбувається через збільшення температури. Частинки матеріалу налипають на поверхню інструменту і пластично деформуються. Відбувається виривання частинок на передній поверхні інструменту. А також зношується задня поверхня інструменту.

Зношення поверхні інструменту в результаті тиску твердих частинок оброблюваного матеріалу знижує ресурс різця. Внаслідок чого, може відбутися відшарування ріжучої кромки, зміна геометрії, викрашування і поломка інструменту. Причинами такого навантаження можуть бути сильні вібрації при обробці, високий знос пластини, великий шар знімається матеріалу, висока подача та інше [11].

Варто відзначити п'ять основних механізмів зносу ріжучого інструменту, які негативно впливають на ріжучі кромки та інструмент при обробці матеріалів:

- абразивний механізм зносу ґрунтується на взаємодії між атомами і молекулами поверхонь інструменту і матеріалу. Відбувається тертя мікрочастинок матеріалу і поверхні інструменту, що призводить до зносу;

- дифузійний знос – це проникнення частинок матеріалу заготовки в поверхню інструменту. Такий процес знижує зносостійкість інструменту і призводить до тріщин і своєчасних розколів матеріалу. Досить часто таке відбувається в разі схожих за характеристиками матеріалів, з яких виготовлений інструмент і заготовка;

- оксидування – відбувається в результаті високої температури, тиску і контакту з киснем, що в свою чергу прискорює процес утворення оксидної плівки;

- адгезійний знос – цей механізм заснований на контакті інструменту і заготовки, за допомогою налипання і виривання частинок матеріалу. У більшості випадків такий знос відбувається при високому тиску і температурі;

- втомний механізм зносу – пояснюється навантаженнями, які відбуваються циклічно в зоні обробки. Через це матеріал накопичує пошкодження, внаслідок чого утворюються тріщини і надриви. В кінцевому рахунку це призводить до однієї глибокої тріщини в матеріалі і відбувається знос інструменту.

Кожен з перерахованих механізмів зносу унікальний по-своєму, і методи вирішення кожного з них різні. Однак, їх визначають основні параметри – це висока температура і тиск в режимі різання.

Крім механізмів зносу існують різні види зносу, які можна побачити при технологічній операції [12]. Один з найпоширеніших видів – знос по задній поверхні інструменту. При наявності абразивних частинок в стружці або оброблюваному матеріалі відбувається стирання задньої поверхні інструменту. Абразивні частинки можуть бути більш твердими або гострими, що збільшує знос.

Також при абразивному механізмі зношується вершина ріжучого інструменту, а саме заокруглюється і затупляється. Такий вид зносу спостерігається при роботі мітчиків, протяжок, фасонних різців, циліндричних фрез. Даний вид зносу виникає в кожній операції обробки заготовок. З усіх видів зносу перерахований вище є найбільш підходящим для найбільш точного розрахунку часу роботи ріжучого інструменту без допоміжної техніки. При збільшенні фаски зносу доводиться збільшувати силу різання. При фасці до 1 мм, слід підвищити силу різання від 30% до 70% в залежності від певного розміру фаски. Також можна провести базування різця щодо заготовки для отримання найвищої якості обробки.

Другий вид зносу – це нарости на ріжучій кромці. Внаслідок схожості матеріалів у заготовки та інструменту, а також при високій температурі в зоні різання, відбувається приварювання частинок. Без застосування МОР та пластини з низькою зносостійкістю такий вид зносу буде регулярним. Все це властиво при роботі з кольоровими металами, нержавіючими сталями.

Пластична деформація пластини. Такий вид зносу характерний для токарних операцій, які супроводжуються високою температурою в поєднанні з тиском в області різання. Відбувається геометрична зміна пластини, що в свою чергу затуплює головний кут в плані. Це призводить до неякісної обробки заготовки і збільшує кількість браку. Цей вид деформації часто пов'язаний з використанням неправильних режимів різання, недостатньою жорсткістю верстата або неправильним вибором матеріалу різця. Для запобігання пластичної деформації рекомендується використовувати різці з високою міцністю і твердістю, оптимізувати режими різання, забезпечити ефективне змащення і охолодження, а також контролювати рівень напружень і деформацій на ріжучій кромці.

Лункоутворення на передній поверхні. Внаслідок високої температури в зоні різання і хімічної реакції утворюються лунки. Деформація пластини, яка характерна при дифузійному і абразивному зносі. Велика кількість лунок призводить до руйнування пластини, а саме відколювання шматків матеріалу.

Термотріщини – це ще один вид зносу. Виникають перпендикулярно ріжучій кромці. Термічні тріщини найчастіше виникають при фрезеруванні, коли відбувається обробка торця або застосовується переривчастий режим. При токарній обробці термічні тріщини виникають через нерівномірну подачу МОР. Найбільш характерні для втомного механізму зносу.

Поломка пластини. Крихке руйнування матеріалу, при якому інструмент відразу стає непридатним. Подальші дії по обробці з ним вже неможливі. Це збільшує брак заготовок, а також порушує техніку безпеки на виробництві і може привести до подальших травм для робітника. При обламуванні інструменту необхідно завершити операцію і змінити пластину. Поломки відбуваються через високу силу різання, подачу, глибину різання, зміну геометрії інструменту, крихку марку сталі, а також при неправильній експлуатації. У сукупності двох і більше перерахованих факторів відбувається поломка інструменту. Також варто враховувати час роботи інструменту. З таких проблем у всьому світі ведуться експериментальні дослідження.

У сучасному виробництві існують рішення проблем з видами зносу ріжучого інструменту. Одним із способів боротьби із зносом по задній поверхні інструменту є використання більш міцних і довговічних матеріалів з високою твердістю або покриттям, які покращують зносостійкість [13]. Також оптимізація процесу різання, правильне налаштування швидкості різання, подачі і глибини різання, щоб мінімізувати знос інструменту. Можна використовувати охолодження або мастило, щоб знизити тертя і тим самим збільшити термін служби інструменту.

Проблеми з наростом на ріжучій кромці також мають своє рішення. Збільшення швидкості різання і подачі. Це допоможе знизити довготривалий контакт матеріалу різця і заготовки, а також виключить хімічну реакцію. Застосувати МОР в великій кількості. При пластичній деформації пластини слід знизити швидкість різання і зменшити подачу. Це дозволить уникнути зміни геометрії різця. А також пропонується змінити різець на більш стійкий до пластичної деформації, з більш твердого сплаву металів.

Лункоутворення в процесі технологічної операції послаблює ріжучу кромку. Це досить часте явище, яке слід вирішити зміною швидкості різання, а саме зниженням. Також замінити різець, у якого кут ріжучої кромки відхилений у позитивну сторону від осі інструменту. Така геометрія різця дозволяє досягти кращої ефективності різання і поліпшити продуктивність інструменту.

Проблема з термотріщинами в обробці. В результаті переривчастого підведення до заготовки, утворюються термотріщини. Слід нормалізувати постійну подачу мастильно-охолоджуючої рідини, вибрати термостійку марку твердого сплаву, вирівняти подачу і швидкість різання.

Для нормалізації роботи ріжучого інструменту без передчасного поломки слід налаштовувати оптимальні параметри швидкості різання і подачі. Пропонується вибрати більш міцну марку сталі, зменшити подачу і глибину різання. І вибрати різець, з досить товстою пластиною і гострим кутом в плані.

Механізми зносу в технологічних операціях не виключені, а досить поширені. І за поломками різців слід дотримуватися певних правил експлуатації і передчасно уникати поломки інструменту за допомогою спостереження за процесом обробки. Необхідно проводити моніторинг технологічної операції. Це запобіжить раптовій поломці ріжучого інструменту і допоможе збільшити працездатність системи.

1.2 Контроль та аналіз ріжучого інструмента

На даний момент існує безліч способів для моніторингу стану ріжучого інструменту [14]. На даний момент в сучасному виробництві найпростіший спосіб контролю зносу – це датчик. Установка датчика не вимагає великих витрат і при цьому така система функціонує і приносить користь. Установка датчика на відстеження вершини ріжучого інструменту працює за таким принципом. З кожною новою заготовкою ріжучий інструмент стирається і датчик виносить цю інформацію на невеликий екран у вигляді значення вершини

інструменту в міліметрах. На основі цього можна робити висновки, на який час вистачить обробити поставлену кількість деталей на зміні.

Даний спосіб ефективний, але виникають істотні проблеми з вимірюванням температури різання, сили подачі, і налагодження обладнання. У великих обсягах виробництва такі параметри слід враховувати, однак спосіб з датчиком вимірює тільки одну величину, питання – наскільки ефективний такий спосіб на великому підприємстві.

Моніторинг технологічної операції також можна проводити за допомогою цифрових знімків процесу. При використанні камери з багаторазовим наближенням, будуть видні види і механізми зносу, а за допомогою певного програмного забезпечення на основі відстеження різниці знімків надається можливість виявити механізм зносу і наскільки деталей ріжучого інструменту буде вистачати.

Існує спосіб відстеження і налагодження температури в зоні різання. Для цього встановлюється датчик температури. По ходу технологічної операції і зміни режиму різання, відбувається нагрівання зони, де відбувається знос інструменту. Для запобігання термотріщин і перегріву інструменту за допомогою термодатчика можливо налаштувати оптимальний режим різання і запобігти швидкому зносу інструменту.

У сукупності всіх перерахованих вище методів впливає найбільш складний. В ході обробки заготовок змінюються параметри технологічної операції. Це може бути сила різання, вібрації верстата, шум електродвигуна. За допомогою датчиків це все можна відстежити і провести збір даних.

Дані про процес проходять аналіз і необхідні параметри за допомогою певного алгоритму виявлення необхідних характеристик визначають ступінь зносу ріжучого інструменту. Для такого методу, можна підключити як статистичні методи з побудовою, наприклад, регресійних моделей, а можуть використовуватися і методи машинного навчання. Для цього можна використовувати будь-які класифікуючі нейронні мережі або методи кластеризації [15].

Також досить популярним є спосіб діагностики зносу ріжучого інструменту за допомогою встановлення в зоні різання п'єзоакселерометрів і отримання певних частот та їх логарифмування. Сигнали від п'єзоперетворювача, встановленого в зоні різання, підсилюються логарифмічним підсилювачем і надходять на блок паралельних смугових фільтрів, а потім випрямляються двопівперіодною схемою, потім сигнали розбиваються на два потоки і перший потік надходить на порогові пристрої першої групи, а потім на тимчасові затримки, причому затримки є не на всіх каналах. Це необхідно внаслідок того, що імпульси, що йдуть з випрямлячів, можуть бути зсунуті по фазі і порогові пристрої можуть спрацьовувати не одночасно. Введення затримок, або короткочасне запам'ятовування післяпорогових станів підвищує швидкодію пристрою в багато разів. При одночасному надходженні імпульсів з лінією тимчасових затримок спрацьовує схема збігів і вмикає тригер дотику, який може бути відключений тільки якщо значення сигналів на виході підсилювачів будуть нижче рівнів порогів другої групи, в цьому випадку спрацьовує схема збігу і включає пристрій, що видає одиничний імпульс одночасно на відключення тригера дотику і на включення логічного пристрою, який здійснює перевірку неспрацьовування пристрою протягом часу, що визначається перехідним процесом, Це робиться з метою захисту пристрою дотику від помилкових спрацьовувань, обумовлених ударами, роботою механізмів тощо [16].

Основою в цій системі є збір інформації з мікрофона для подальшої діагностики процесу різання і усунення причини швидкого зносу інструменту. Проблемою даного пристрою є складна схема установки такого обладнання на верстат з ЧПУ і подальша робота з нею. Сам спосіб є основоположником звукового відстеження зносу інструменту і вимагає доопрацювання такої системи з використанням сучасного обладнання з використанням нейронної мережі для точного збору інформації про процес різання. Крім того, в такій схемі важлива економічна частина, а також сумісність декількох верстатів з такою системою в одну велику область даних для подальшої інтеграції ними на

підприємстві. Повинна бути максимальна точність даних такої системи і мінімальні витрати на обладнання.

В останні роки пропонуються різноманітні методи контролю стану інструменту, але у виробництві основне застосування отримали методи контролю за зусиллям різання і за споживаному струму, а також за параметрами вібрацій. Отже, поєднання методу контролю за зусиллям різання і звуковим тиском (віброакустичні коливання) при оцінці стійкості ріжучого інструменту є найбільш зручними методами контролю, які можна застосовувати у виробництві.

1.3 Різновиди діагностики процесу різання

Діагностика процесу різання відбувається різними способами [17]. Основне завдання – це досягти найвищого значення часу роботи ріжучого інструменту. У традиційному вигляді, контроль ріжучого інструменту відбувається за допомогою візуального огляду. Оператор наочно бачить всі дефекти різця (знос, відколи, тріщини). Така оцінка інструменту не вимагає глобальної розробки діагностики процесу і економить матеріальні засоби підприємства. Однак, візуальний огляд інструменту не є економічним в плані часу. Також, слід враховувати той факт, що не завжди фаска зносу або викрашування чітко видно на ріжучому інструменті, в такому випадку слід вдаватися до збільшувальних приладів вимірювання зносу. Як наслідок, оператор витрачає час робочої зміни на переривання процесу обробки деталей діагностикою ріжучого інструменту. Також візуальний контроль не ефективний, щоб виявити приховані дефекти, які можуть привести до поломки не тільки різця, але і заготовки з обладнанням.

Наступним етапом відстеження діагностики можна проводити за допомогою спеціальних датчиків. Це можуть бути динамометри, для вимірювання сили, що діє на інструмент під час обробки, різні п'єзоелектричні сенсори для відстеження коливань процесу обробки, а також тензодатчики, які служать для вимірювання деформації матеріалу під впливом сили. Такий спосіб

досить хороший для невеликих підприємств і не вимагає величезних витрат, але застосувавши такі датчики на підприємстві, такі як SIEMENS, виникає проблема складності установки таких датчиків на кожному верстаті. Також більшість датчиків мають низьку чутливість в необхідному діапазоні вимірювання і обмежений діапазон вимірювань, а датчики з великим діапазоном мають високу вартість. Слід врахувати калібрування і точність. Для високої якості деталі датчики повинні мати високу точність і правильне налагодження для повної працездатності верстата.

Серед існуючих методів діагностики стану ріжучого інструменту віброакустична діагностика виділяється наступними перевагами: простота реалізації і відсутність необхідності модифікації верстата або пристосування для заготовки. Моніторинг вібрацій процесу обробки є одним з важливих методів діагностики технологічних операцій. За допомогою вібродатчиків можна отримати частоту коливання інструменту і частоту коливання заготовки і запобігти їх резонансу для поліпшення якості обробки. Однак під час процесу обробки можуть вібрувати не тільки інструмент і заготовка, але й електродвигун, коробка передач, шпindel тощо. Це може призвести до того, що результати моніторингу вібрацій будуть неоднозначними і потребуватимуть додаткового аналізу.

Існує відстеження ріжучого інструменту за допомогою теплової діагностики. Під час процесу вимірюється температура в області різання. Підвищена температура сигналізує про те, що інструмент налагоджений неправильно, обрана не та подача, або слід додати більше мастильно-охолоджуючої рідини або змінити швидкість різання. До такого методу діагностики можна підключити монітор для наочного прикладу, наскільки змінюється температура і в якій саме області процесу обробки. Це допоможе оператору точніше діагностувати несправність верстата. Виконується такий метод інфрачервоними камерами, термоелементами у вигляді датчиків в зоні різання. Однак, при такому методі не завжди доступні області вимірювання. У деяких випадках через обмежений доступ до робочої зони або складність

установки датчиків температури може бути ускладнено проведення точного вимірювання. А також такий спосіб має високу вартість обладнання. Інфрачервоні камери, термоелементи та інші засоби для теплової діагностики можуть бути дорогими, що може стати перешкодою для їх широкого застосування.

Ще одним способом для моніторингу технологічних операцій служать цифрові камери. Знімається зображення процесу, на основі якого робиться висновок про всілякі види зносу ріжучого інструменту і висновок про заміну інструменту. Однак для такого методу необхідно застосовувати камери з достатньою кількістю пікселів для чіткого зображення виду зносу. Такі камери мають високу вартість, отже метод не буде мати широкого поширення на підприємствах.

Віброакустичні коливання існують в кожній технологічній операції, що проводиться на виробництві. Коливальні рухи інструменту і заготовки можуть резонувати і дисонувати під час процесу обробки. Варто відзначити, що набір звукових даних процесу обробки містить величезну кількість частот. Наприклад, шпindel є основним джерелом шуму. Вібрації, що виникають при його роботі, можуть передаватися на інші вузли верстата. Електродвигун також є першопричиною незадіяних частот в аналізі, що видаються від верстата з ЧПУ. Варто відзначити і коробку передач, процес подачі мастильно-охолоджуючої рідини, корпуси верстата, підшипники, станину та інше [18].

Використання такого методу діагностики дозволяє на основі звуку виявити неполадку в процесі обробки матеріалу різцем. Оскільки під час запису звуку процесу обробки отримується аудіофайл, що містить велику кількість звукових даних процесу обробки. Такий аудіофайл отримують за допомогою мікрофона, встановленого в процесі обробки матеріалу.

Отримані дані можна використовувати для частотного аналізу, або ж для вейвлет-аналізу. Надалі відбувається відбір необхідних статистичних характеристик: мода, рами, середньоквадратичне відхилення сигналу, медіана.

Для чистоти даного сигналу можна використовувати високочастотні, середньочастотні та низькочастотні фільтри. Це служить для видалення шуму вузлів верстата і концентрації роботи на аудіофайлі саме процесу різання. Відбираються необхідні статистичні ознаки для кожного фільтра. Надалі такий набір даних завантажується в нейронну мережу для подальшої обробки і отримання кінцевого результату у вигляді сигналу про зміну режиму різання, сили різання, швидкості різання та іншого. Сама нейронна мережа здатна обробити необхідну кількість даних. Мінімальна кількість даних повинна бути не менше двадцяти, а краще близько ста наборів характеристик. Чим більше даних буде завантажено в нейронну мережу для подальшого її навчання, тим точніші дані нейронної мережі будуть отримуватися при тестуванні такого алгоритму. В кінцевому рахунку на виході виходить готова нейронна мережа, для подальшого використання у виробництві або для проведення експерименту.

Таким чином, з усіх методів діагностики процесу різання, найбільш підходящим є визначення дефектів в області обробки за допомогою звукового запису файлу. Мікрофон не вимагає великих витрат і простий в установці на верстатах з ЧПУ.

1.4 Висновки до розділу

У першому розділі було проаналізовано основні механізми та види зношування ріжучого інструменту в процесі механічної обробки матеріалів, зокрема абразивний, адгезійний, дифузійний, окиснювальний та втомний знос. Показано, що інтенсивність зношування суттєво залежить від режимів різання, температури в зоні обробки, величини сил різання та жорсткості технологічної системи, а передчасний знос інструменту призводить до зниження якості обробки, збільшення браку та ризику аварійних ситуацій.

Розглянуто існуючі методи діагностики стану виробничого обладнання та ріжучого інструменту, серед яких візуальний контроль, силові, теплові, оптичні та сенсорні методи. Встановлено, що традиційні підходи мають обмежену

ефективність у реальних виробничих умовах через складність реалізації, високу вартість обладнання або неможливість безперервного контролю під час технологічного процесу.

Особливу увагу приділено віброакустичним методам діагностики, які відзначаються простотою впровадження, низькими витратами та можливістю безконтактного збору інформації без модифікації верстатного обладнання. Обґрунтовано доцільність використання акустичних сигналів як інформативного джерела даних про стан процесу різання та ступінь зношування інструменту.

Показано, що віброакустичні сигнали характеризуються високою складністю, нестаціонарністю та наявністю значного рівня шумів, що ускладнює їх безпосередній аналіз. У зв'язку з цим зроблено висновок про необхідність застосування методів цифрової обробки сигналів, виділення інформативних статистичних та частотних ознак, а також використання інтелектуальних методів аналізу.

2 ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ СТАНУ ОБЛАДНАННЯ В ПРОЦЕСІ РІЗАННЯ

2.1 Нейронні мережі та їх класифікація

За допомогою нейронних мереж в сучасному виробництві вдається створювати діагностику всього виробництва, включаючи поставку, зберігання, відвантаження. Існує кілька промислових революцій у світі, які відбувалися в певні проміжки часу. На даний момент опрацьовується Індустрія 4.0. Вона характеризується впровадженням кіберфізичних систем у виробництво. За допомогою штучного інтелекту і таких технологій обробляється величезна кількість інформації, де ключову роль відіграють нейронні мережі. Вони подібні до величезного мозку людини, здатні за певним алгоритмом навчання виконати ту чи іншу задачу.

Нейронні мережі здатні самонавчатися, тим самим прогресувати. Одна з головних якостей, що нейрони у всіх мережах є універсальними. Вони створюють всю систему одними і тими ж частинами, що в подальшому позначається на їх використанні в інших алгоритмах, не схожих один на одного. Кожен нейрон з усієї мережі несе певну інформацію, наприклад, значення будь-якого параметра. Склавши набір параметрів всього звукового сигналу, можна виявити потрібні нейрони мережі для подальшого їх дослідження і використання по системі діагностики процесу різання. Відповідно, параметри, зібрані по звуковому сигналу направлені на вхідний шар, де відбувається навчання мережі. Після складання лінійної комбінації, параметри потрапляють у функцію стиснення. В кінцевому підсумку на вихідному шарі виходить сигнал, який сигналізує про зміну подачі, швидкості різання тощо.

Одношарові мережі прямого поширення (рис. 2.1) є простою формою штучної нейронної мережі, в якій нейрони організовані в один шар виходів. Кожен нейрон пов'язаний з кожним нейроном у попередньому шарі (вхідному

шарі), і кожен зв'язок має певну вагу. Дані проходять через мережу від входу до виходу без зворотних зв'язків, тому це називається мережею прямого поширення, або одношаровими нейронними мережами. Такі нейронні мережі підходять для завдань класифікації або регресії. Однак, для завдань, що вимагають більш глибокого вивчення, існують багатошарові нейронні мережі.

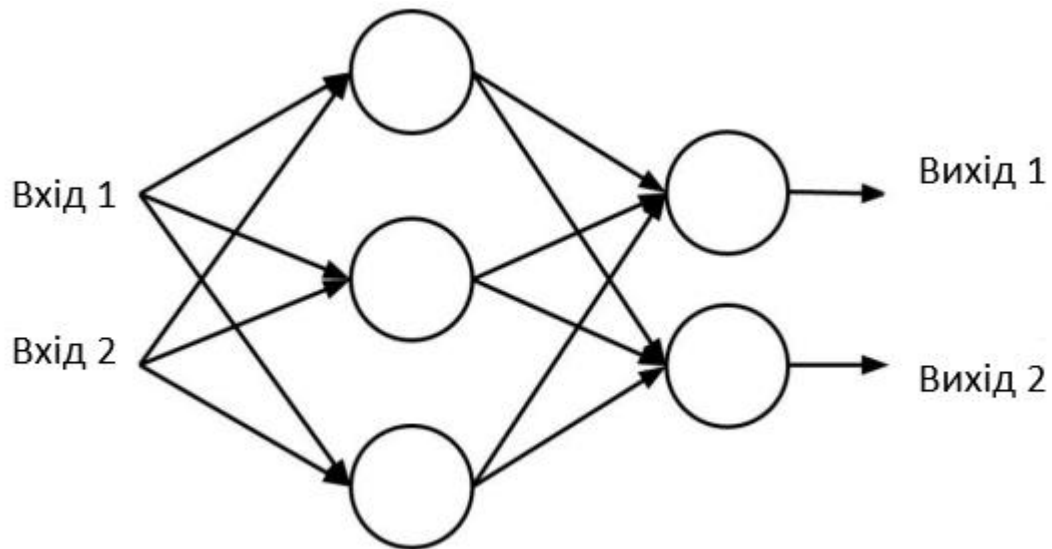


Рисунок 2.1 – Приклад роботи одношарової нейронної мережі

Багатошарові нейронні мережі (рис. 2.2) мають іншу структуру моделі [19]. Вони є одним з найпотужніших інструментів в області глибокого навчання і штучного інтелекту, і вони знаходять широке застосування в багатьох сферах, від медицини до фінансів і робототехніки.

Найголовніша відмінність від одношарової нейронної мережі – наявність прихованого шару, де відбувається навчання. Наявність такого шару дозволяє мережі виділяти статистичні залежності даних. Головна особливість багатошарової мережі – це використання кінцевих даних першого шару як вхідних даних для другого шару і т. д. Чим більше вхідних даних буде завантажено в мережу, тим більша ймовірність того, що мережа видасть правильний результат для вирішення тієї чи іншої проблеми. Недолік полягає

саме в цьому – нездатності розумно вирішити проблему з малою кількістю даних.

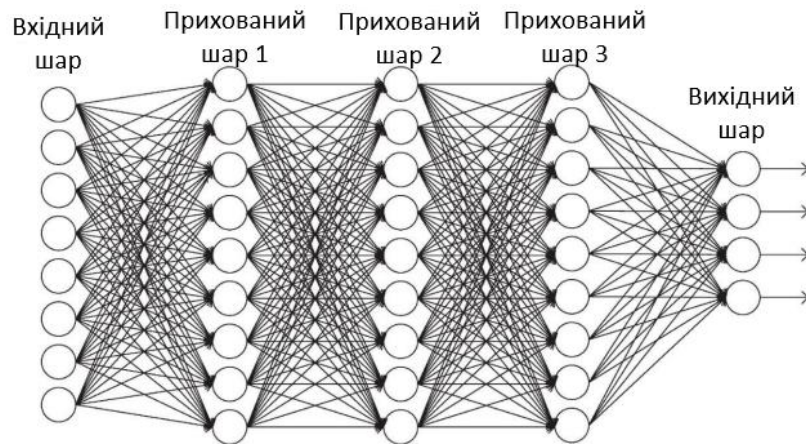


Рисунок 2.2 – Принцип роботи багатошарової нейронної мережі

Крім одношарових і багатошарових нейронних мереж, існують рекурентні мережі, схема такої мережі представлена на рисунку 2.3 [20]. Відмінність полягає в їх здатності враховувати контекст і залежність між різними елементами в послідовних даних. Це досягається шляхом додавання зворотного зв'язку, який дозволяє передавати інформацію від попередніх кроків або попередніх елементів послідовності до поточного кроку.

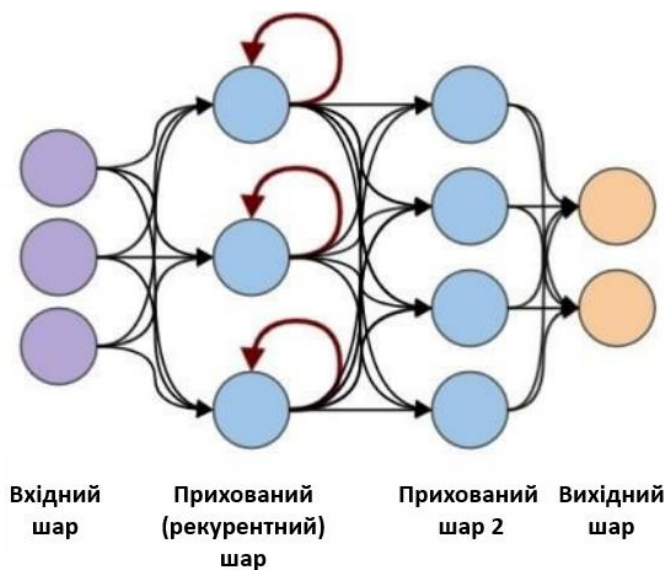


Рисунок 2.3 – Принцип роботи рекурентної нейронної мережі

Таким чином, рекурентні мережі можуть успішно застосовуватися в задачах моделювання природної мови, машинного перекладу, обробки аудіо та обробки часових рядів. Однак, обмежена здатність запам'ятовувати довгі залежності є одним з істотних недоліків такої системи. Для поліпшення роботи рекурентних мереж були розроблені різні модифікації, такі як довга короткострокова пам'ять і глибокі рекурентні мережі, які допомагають вирішити проблеми навчання на довгих послідовностях і запам'ятовування довготривалих залежностей.

2.2 Модель нейронної мережі

Повну модель процесу різання можна змоделювати різними нейронними мережами. Однак, при моделюванні варто враховувати, що під час експерименту був записаний аудіофайл з некоректними шумами від сторонніх вузлів верстата, які не брали участі в процесі різання. З такою інформацією слід вдатися до використання нейронних мереж з нечіткою логікою.

Нечіткість виникає через неповні вимірювання властивостей об'єктів. Гібридна модель нечіткої нейронної мережі дозволяє отримати нечіткі правила з безлічі даних, які можна розділити на різні класи. Одним з таких рішень є система NEFClass, заснована на узагальненій архітектурі нечіткого персептрона [21]. Така нейронна мережа здатна побудувати нечіткі правила з вхідних даних, які мають похибку вимірювання. Це можуть бути фотографії з битими пікселями, звуки з сторонніми шумами. На основі цих правил вона розподіляє дані на певну кількість чітких, не пов'язаних між собою класів. Слід уточнити, що така нейронна мережа має архітектуру, пов'язану з багатошаровими нейронними мережами, відповідно, вона має вхідний шар, прихований шар для навчання і вихідний шар. Функція належності такої нейронної мережі нечітка і має функцію у вигляді трикутної фігури. Однак, нейро-нечітка система NEFClass підходить для таких завдань, які пов'язані з класифікацією вирішення завдань. Для більш

глибокого вивчення проблем моделювання процесів використовується нейро-нечітка нейронна мережа ANFIS.

Найбільшу популярність серед нечітких систем адаптивного типу набула модель виведення Такагі-Сутено-Канга (TSK). У цій моделі функція висновку визначається нечітким, але точковим чином. Завдяки цьому дефазифікатор на виході системи не потрібен, а модель виведення значно спрощується. Таку модель виведення поєднує в собі нейро-нечітка мережа ANFIS. До неї включено кілька способів штучного інтелекту. По-перше, це принцип багат шарової нейронної мережі, по-друге, спосіб нечіткої логіки. Нейронні мережі використовуються для обробки інформації та вилучення закономірностей з даних, тоді як нечітка логіка дозволяє враховувати невизначеність і розмитість у даних для прийняття рішень. ANFIS комбінує ці два підходи, застосовуючи нечіткі правила і принципи навчання нейронних мереж для ефективного аналізу і прогнозування даних. Саме ANFIS стали застосовувати для прогнозування шорсткості поверхні, зносу ріжучого інструменту, ступеня зносу.

Нечітка нейромережа функціонує стандартним чином на основі чітких дійсних чисел. Нечіткою є тільки інтерпретація результатів. При створенні гібридної технології крім об'єднання систем за даними можна використовувати нейрокомп'ютинг для вирішення приватної підзадачі нечітких експертних систем, а саме налаштування параметрів функції належності. Функції належності можна сформулювати двома способами: методом експертної оцінки; на основі статистики [22].

2.3 Нейронна мережа ANFIS

ANFIS (рис. 2.4) – це нечітка продукційна мережа, що має можливість параметричної оптимізації нечітких правил (параметрів функцій належності, активаційних функцій, ваги зв'язків) на основі алгоритмів навчання (подібних до алгоритмів навчання звичайних нейронних мереж, наприклад, алгоритму зворотного поширення помилки) і використання експериментальних даних

(навчальної вибірки). Мережа реалізує нечіткий логічний висновок типу Такагі – Сугено.

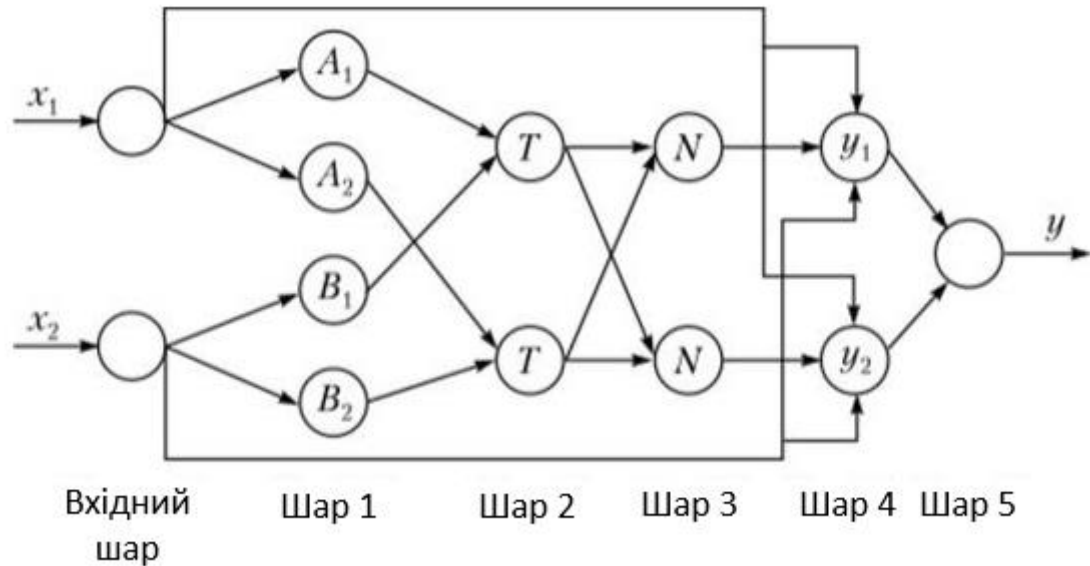


Рисунок 2.4 – Приклад роботи нейронної мережі типу ANFIS

Дана нейронна мережа представляє алгоритм Сугено (2.1–2.3). Його можна вивести на основі нечітких правил у письмовому варіанті:

$$\text{ЯКЩО } x_1 = A_1 \text{ і } x_2 = A_2 \text{ ТО } y = a_{11}x_1^0 + a_{12}x_2^0, \quad (2.1)$$

$$\text{ЯКЩО } x_1 = B_1 \text{ і } x_2 = B_2 \text{ ТО } y = a_{21}x_1^0 + a_{22}x_2^0, \quad (2.2)$$

$$\text{АБО ТОДІ } y = a_0 + \sum a_i x_i, \quad (2.3)$$

де x – лінгвістичні змінні;

A_i – нечіткі множини, що відповідають значенням лінгвістичних змінних;

x_f – спостережувані точні значення вхідних змінних;

y – вихідна змінна у формі точного значення, що визначається як лінійна комбінація значень вхідних змінних.

У даній нейро-нечіткій мережі кожен нейрон кожного шару виконує свої завдання. На вхідному шарі відбувається доставка інформації, нейрони передають сигнал на наступний шар. На першому шарі відбувається створення моделі функцій належності, етап фазифікації. Другий шар відповідає за визначення ступеня істинності правил, максимальна кількість яких дорівнює числу поєднань з усіх нечітких значень вхідних змінних [23]. На третьому шарі відбувається перевірка попередніх обчислень на показання нормованої сили правил. Заключними шарами є 4 і 5 шари. У них відбувається формування кінцевого результату – значення виходу мережі, що позначається y .

2.4 Використання для процесу діагностики нейронних мереж

Алгоритм роботи з нейронною мережею наступний. Готується набір навчальних даних з вхідними і вихідними векторами. Ці дані зіставляються між собою як відомі фактори. Завдання полягає в тому, щоб при навчанні нейронної мережі налаштувати її параметри таким чином, щоб помилка між відомим входом і виходом була мінімальною. Для цього необхідно навчальну вибірку розбити на три підвибірки. Перша, власне, представляє навчальні дані. Друга необхідна для того, щоб виключити перенавчання нейронної мережі, вона називається валідаційною (validation) вибіркою. Третя вибірка – тестуюча, необхідна для перевірки якості навчання нейронної мережі.

До початку процедури навчання необхідно вибрати тип нейронної мережі і визначитися з її архітектурою. Це передбачає вибір кількості шарів, кількості нейронів у кожному шарі, вибір функції активації в кожному шарі, визначитися з алгоритмом навчання. Крім цього, можна задати кількість циклів або ітерацій навчання або задати мінімально необхідну помилку навчання.

Після цього починається процедура навчання нейронної мережі, яка закінчується або через задану кількість ітерацій, або при досягненні заданої точності навчання.

Далі цей алгоритм перетворюється в самостійний додаток, який завантажується в керуючий контролер металорізального верстата. Необхідні діагностичні дані надходять на вхід цієї програми, після чого виводиться сигнал про характер зносу. У перспективі даний алгоритм можна використовувати для корекції режимів обробки. Відповідно до ступеня зносу буде проводитися коригування подачі або швидкості різання для того, щоб можна було забезпечити або точність і якість обробки або підвищити стійкість ріжучого інструменту.

2.5 Обробка сигналу

2.5.1 Види сигналів

У сучасних технічних і наукових системах інформація про фізичні процеси практично завжди подається у вигляді сигналів, що зумовлює ключову роль методів їх аналізу та перетворення. Функціонування експериментальних установок, промислового обладнання та автоматизованих комплексів неможливе без процедур обробки сигналів, які нині стали базовим елементом інженерної діяльності. У цифровому середовищі сигнал формується шляхом перетворення безперервної величини у послідовність відліків, зафіксованих у дискретні моменти часу. Подальші обчислення виконуються із застосуванням універсальних або спеціалізованих обчислювальних засобів. З точки зору теоретичного аналізу сигнали описуються різними математичними моделями, що лежать в основі їх класифікації.

За характером визначеності параметрів сигнали поділяють на дві принципово різні групи: ті, поведінка яких однозначно задається певною закономірністю, та ті, для яких можливе лише імовірнісне трактування значень.

До першої групи належать сигнали, значення яких у будь-який момент часу або в заданій точці простору можуть бути встановлені на основі відомого правила чи алгоритму. Навіть за відсутності явного аналітичного виразу такі сигнали підкоряються наперед визначеній структурі зміни, що дозволяє точно відтворювати їх характеристики.

Інша група охоплює сигнали випадкової природи, для яких неможливо здійснити детермінований прогноз. У цьому випадку кожне значення розглядається як реалізація випадкової величини, а опис здійснюється через імовірнісні інтервали. Хоча реальний закон розподілу часто не піддається прямому спостереженню, на практиці широко використовується припущення про нормальний характер розподілу, що характеризується симетричною формою. Кількісна оцінка таких сигналів ґрунтується на статистичних параметрах, зокрема математичному очікуванні, яке визначає середній рівень, та дисперсії, що відображає ступінь варіації значень.

Внутрішню структуру випадкових сигналів досліджують за допомогою кореляційного аналізу. Автокореляційні та автоковаріаційні залежності дозволяють встановити взаємозв'язок між значеннями одного процесу у різні моменти часу, тоді як аналіз взаємодії між двома різними сигналами здійснюється через кроскореляційні та кросковаріаційні функції.

Сигнали з наперед заданою закономірністю, у свою чергу, розрізняють за часовою повторюваністю. Частина з них має періодичну структуру, що включає як прості гармонічні коливання, так і складні комбінації кількох гармонік. Такі коливальні процеси можуть бути синусоїдальними або мати більш складну форму, проте їх визначальною ознакою є точне повторення сигналу через рівні часові інтервали, що формалізується відповідними математичними співвідношеннями, що відображені у формулі:

$$S(t) = S(t + kT), \quad (2.4)$$

де k – цілочисельне значення кількості циклів;

T – часовий проміжок, після закінчення якого сигнал повертається до свого початкового стану.

Тривалість цього проміжку T стабільна і обмежена для кожного окремо взятого сигналу.

У класі сигналів, для яких відсутня регулярна часова повторюваність, прийнято розрізняти декілька принципово різних типів, серед яких ключове місце займають квазіперіодичні процеси та сигнали випадково-змінної структури.

Квазіперіодичні сигнали за своїм зовнішнім виглядом можуть бути схожими на складні коливальні системи з великою кількістю гармонічних складових. Проте, на відміну від строго періодичних процесів, частотні компоненти таких сигналів не пов'язані між собою простими кратними співвідношеннями. Їх частотні відношення не зводяться до раціональних чисел, унаслідок чого неможливо визначити скінченний період повного повторення сигналу. Теоретично тривалість циклу відтворення в цьому випадку необмежено зростає.

Основну частину неперіодичних сигналів становлять нерегулярні процеси, часові характеристики яких не підкоряються фіксованій схемі повторення. Такі сигнали описуються довільними часовими залежностями, що не мають сталої структури інтервалів. До цієї ж групи належать імпульсні сигнали, які широко використовуються у телекомунікаційних системах і радіоелектронних пристроях. Імпульсні процеси, як правило, мають наперед задану форму та існують лише в межах обмеженого часового проміжку, що робить їх зручними для практичного застосування.

Складні періодичні сигнали формуються як результат суперпозиції множини гармонічних коливань, кожне з яких характеризується власною амплітудою та фазовим зсувом. Частоти окремих гармонік пов'язані з базовою частотою таким чином, що кожна з них є цілим кратним значенням опорної частоти. При цьому базова частота або збігається з мінімальною серед складових, або є її цілою частиною. За такої умови всі гармонічні компоненти повністю вкладаються в межі одного базового періоду, що забезпечує стабільне відтворення загальної форми сигналу у часі.

З погляду безперервності аргументів сигнали також підлягають класифікації, зокрема виділяють аналогові сигнали. Принципово важливою

властивістю є можливість подання будь-якого фізичного сигналу у вигляді функціональної залежності. Так, просторово незмінне зображення може бути описане функцією двох координат, тоді як для динамічних візуальних об'єктів необхідно враховувати додаткову часову змінну, що дозволяє адекватно відобразити еволюцію сигналу в просторі та часі.

Поряд із безперервними сигналами у теорії обробки даних розглядають дискретні сигнали, які виконують аналогічні функції, проте мають принципово інший спосіб подання. Якщо аналоговий сигнал описується неперервною функцією аргументу, то дискретний сигнал задається набором окремих значень, зафіксованих у визначені моменти часу, що формує послідовність відліків.

Подальшим етапом розвитку дискретного подання є квантування, в результаті якого сигнал набуває обмеженої множини можливих рівнів амплітуди. Такий сигнал утворюється внаслідок поетапного перетворення: спочатку здійснюється вибір часових точок для зняття відліків, після чого кожне вимірне значення замінюється найближчим допустимим рівнем із заздалегідь визначеного набору. Подібний механізм реалізується, зокрема, під час фіксації звуку за допомогою мікрофонів, коли безперервне акустичне коливання перетворюється у форму, придатну для подальшого цифрового опрацювання.

Цифровий сигнал є результатом повного аналого-цифрового перетворення і виникає шляхом дискретизації амплітуди в часі з подальшим кодуванням значень. Для реалізації цього процесу застосовуються аналого-цифрові перетворювачі, які забезпечують перенесення фізичних сигналів у цифрове середовище. Зворотню операцію, а саме відновлення аналогової форми з цифрового представлення, виконують цифроаналогові перетворювачі, що дозволяють відтворювати сигнал у реальному фізичному просторі.

Окреме місце в класифікації займають небажані впливи, зокрема звукові наведення та спотворення, які змінюють параметри корисного сигналу. Хоча такі явища не містять цільової інформації і формально не належать до інформаційних сигналів, їх часто розглядають у межах тієї ж теоретичної бази, оскільки вони виникають під впливом тих самих фізичних факторів. З цієї причини в науковій

практиці чітко розрізняють сигнали, що несуть інформацію, та паразитні впливи, які викликають викривлення даних.

У певних дослідницьких задачах спотворення можуть змінювати своє призначення і використовуватися як об'єкт аналізу. Наприклад, дослідження характеристик акустичного фону дозволяє розробляти методи його зменшення або компенсації.

Під зовнішніми спотвореннями зазвичай розуміють впливи, що накладаються на сигнал з боку навколишнього середовища. Типовими прикладами є електричні завади промислової частоти або електромагнітні наведення, спричинені дією сторонніх полів.

Термін «шум» застосовується для позначення внутрішніх випадкових процесів, які виникають безпосередньо в елементах системи. До таких явищ належать теплові флуктуації в пасивних компонентах та низькочастотні шумові ефекти в напівпровідникових приладах. Оскільки подібні шуми часто мають схожі статистичні властивості, їх прийнято групувати в узагальнені класи для спрощення аналізу.

2.5.2 Перетворювачі сигналів

Аналого-цифровий перетворювач виконує перехід від безперервного представлення сигналу до цифрової форми шляхом кодування миттєвих значень вхідної величини. Точність роботи такого пристрою в динамічному режимі визначається сукупністю часових і частотних характеристик, які безпосередньо впливають на якість отриманих цифрових даних.

Одним з основних параметрів є максимально допустима частота дискретизації, яка задає верхню межу швидкості, з якою перетворювач може коректно здійснювати відлік безперервного сигналу. Ця величина визначає, за яких умов АЦП зберігає задані показники точності, зокрема монотонність передавальної характеристики та допустимий рівень лінійних похибок, і зазвичай задається у герцах або кількості вибірок за одиницю часу.

Не менш важливою характеристикою є тривалість самого процесу перетворення, яка описує часовий інтервал між моментом ініціації вимірювання та появою стабільного цифрового коду на виході пристрою. Значення цього інтервалу суттєво залежить від архітектури АЦП та принципу його роботи. Окремо розглядається час стробування, під час якого відбувається фіксація миттєвого значення амплітуди аналогового сигналу для подальшого кодування.

Характер часових затримок істотно відрізняється для різних типів перетворювачів. Так, у пристроях з послідовним підрахунком або інтегровальних АЦП тривалість перетворення змінюється залежно від рівня вхідного сигналу. Натомість паралельні, комбіновані та перетворювачі з методом послідовного наближення характеризуються практично сталою тривалістю перетворювального циклу. У випадках, коли в схемі відсутній вузол утримання сигналу, час вибірки фактично збігається з повним часом аналого-цифрового перетворення.

З конструктивної точки зору АЦП реалізується як функціональний блок з одним аналоговим входом, системою подачі опорної напруги та набором цифрових виходів, на яких формується код, пропорційний миттєвому значенню вхідного сигналу. Діапазон допустимих вхідних напруг визначає межі коректної роботи пристрою. Живлення може здійснюватися як від одного джерела, так і від двополярної схеми, у разі чого застосовуються окремі позитивні та негативні опорні напруги.

Сучасні аналого-цифрові перетворювачі істотно відрізняються між собою за швидкістю та розрядністю. Частота перетворення таких пристроїв охоплює широкий діапазон – від сотень кілогерц до гігагерцових значень, тоді як роздільна здатність може змінюватися від кількох біт до кількох десятків. На практиці найпоширенішими залишаються АЦП з послідовною або паралельною структурою, що поєднують прийнятну точність і швидкість роботи.

У аналого-цифрових перетворювачах із послідовним принципом дії формування цифрового коду здійснюється не одночасно, а шляхом серії логічно пов'язаних кроків. Основою такого підходу є багаторазове порівняння миттєвого

значення вхідної напруги з різними рівнями опорного сигналу за допомогою єдиного компаратора. Результат кожного порівняльного циклу використовується для поетапного уточнення значення майбутнього цифрового коду.

На початковому етапі безперервний сигнал подається на вхід компаратора, тоді як на другому вході формується керована опорна напруга, величина якої змінюється відповідно до внутрішнього алгоритму перетворювача. Стан компаратора після кожного порівняння фіксується у регістрі послідовних наближень, робота якого координується тактовими імпульсами синхронізації. Записаний у регістр код передається на цифро-аналоговий перетворювач, який генерує новий рівень опорної напруги на основі базового значення.

Алгоритм послідовних апроксимацій реалізує принцип поетапного звуження діапазону невизначеності. Спочатку вхідний сигнал зіставляється з напругою, що дорівнює половині повної шкали. Якщо вимірюване значення виявляється нижчим за цей рівень, у старший розряд цифрового слова записується нуль, а наступне порівняння виконується з напругою, що відповідає чверті базового значення. У протилежному випадку, коли вхідна напруга перевищує половину опорного рівня, фіксується одиниця у старшому біті, після чого порівняння здійснюється з рівнем, що дорівнює трьом чвертям шкали. Подальші ітерації відбуваються за аналогічною логікою, поступово уточнюючи цифрове представлення сигналу.

У перетворювачах із методом послідовних наближень уточнення цифрового результату відбувається через серію повторюваних операцій, під час яких масштаб опорної напруги на кожному такті зменшується у два рази. Такий алгоритм виконується до моменту, коли згенерований еталонний рівень практично співпадає з миттєвим значенням вхідної напруги. Кількість ітерацій дорівнює числу розрядів цифрового слова, при цьому завершальний цикл відповідає формуванню молодшого біта.

Застосування багатоетапної процедури неминуче призводить до зростання часу перетворення, оскільки кожна ітерація вимагає узгодженої роботи компаратора, регістра послідовних наближень і цифро-аналогового

перетворювача. Унаслідок цього аналого-цифрові перетворювачі послідовної дії поступаються за швидкістю іншим архітектурам і характеризуються обмеженою частотою вибірки.

На противагу цьому, паралельні АЦП формують усі біти вихідного коду одночасно, що забезпечує значно вищу швидкість перетворення. Проте така архітектура потребує використання великої кількості компараторів, число яких експоненційно зростає зі збільшенням розрядності, що ускладнює апаратну реалізацію.

Для часткового усунення зазначених обмежень у високошвидкісних паралельних перетворювачах застосовують конвеєрні структури. У цьому випадку проміжні результати з виходів компараторів записуються в багаторозрядні паралельні регістри, а сформований код зберігається в окремому регістрі фіксованої розрядності. Синхронна робота цих вузлів дозволяє знизити вимоги до швидкодії окремих компонентів, однак водночас вводить додаткову затримку, еквівалентну кільком тактовим періодам.

У теоретичному випадку багаторазове перетворення одного й того ж незмінного аналогового сигналу повинно приводити до отримання ідентичних цифрових кодів. На практиці ж внутрішні електронні шуми та перешкоди зумовлюють появу розкиду результатів, у межах якого змінюється вихідний код для фіксованого рівня вхідної напруги.

Якщо провести серію вимірювань сталого сигналу і проаналізувати отримані цифрові значення статистичними методами, формується характерний розподіл результатів. Побудова гістограми та її апроксимація нормальним законом дозволяє визначити стандартне відхилення, яке кількісно відображає середньоквадратичний рівень внутрішнього шуму АЦП і його вплив на точність перетворення.

Цифро-аналоговий перетворювач виконує зворотну функцію, забезпечуючи відтворення безперервного сигналу за заданим цифровим кодом. Такий пристрій має набір цифрових входів для прийому багаторозрядного слова та один аналоговий вихід, параметри якого визначаються значенням опорної

напруги і внутрішньою схемотехнікою мікросхеми. Залежно від реалізації, на виході формується струм або напруга, пропорційні поданому цифровому коду.

Опорна напруга в ЦАП може бути як фіксованою, так і змінюваною в широкому діапазоні, включно зі зміною полярності. Перетворювачі, що допускають таке масштабування, використовуються для керування амплітудою вихідного сигналу і відомі як помножуючі ЦАП.

Для коректної роботи цифро-аналогового перетворювача необхідне підключення до джерел живлення та спільної опорної шини, а його цифрові входи зазвичай сумісні зі стандартними логічними рівнями. У схемах зі струмовим виходом формування напруги здійснюється за допомогою зовнішнього операційного підсилювача з резистивним зворотним зв'язком.

Синтез аналогового сигналу в ЦАП базується на сумуванні струмових компонентів, кожен з яких відповідає окремому біту цифрового слова і має вагу, що вдвічі перевищує попередню. Реалізація таких струмів здійснюється транзисторними або резистивними елементами, керованими комутаційними схемами.

2.5.3 Цифрова обробка сигналу

Акустичні сигнали, що реєструються під час виконання технологічних операцій різання, потребують спеціалізованого підходу до попередньої обробки. Звукове середовище верстатного процесу формується сукупною роботою багатьох механічних вузлів, унаслідок чого корисна інформація, пов'язана безпосередньо з взаємодією інструмента та заготовки, маскується побічними складовими. Це істотно ускладнює пряме виділення інформативної компоненти сигналу та вимагає застосування методів багатоступеневої трансформації даних з подальшим використанням у системах інтелектуальної діагностики, зокрема на основі штучних нейронних мереж.

У межах підготовки акустичних даних застосовується широкий набір операцій, серед яких масштабування амплітуди, перетворення частотних характеристик та інші модифікації. Базові етапи такої обробки зазвичай

реалізуються у вигляді структурованих блоків, що дозволяє уніфікувати алгоритм і забезпечити відтворюваність результатів.

Для коректного аналізу отриманих сигналів необхідно враховувати кореляційні зв'язки між параметрами, зафіксованими під час різних проходів різального інструмента. Нестабільність процесу різання, а також складні умови знімання сигналу значно ускладнюють вимірювання. До негативних факторів належать забруднення датчиків стружкою, локальні температурні зони та електричні шуми мікрофонів, які призводять до спотворення даних і знижують точність подальшої діагностики.

Одним з ключових інструментів аналізу акустичних сигналів є спектральні методи, зокрема представлення сигналу у вигляді ряду Фур'є. Такий підхід дозволяє розкласти складний часовий сигнал на набір гармонічних компонентів, кожна з яких характеризується власною частотою та амплітудою. Використання цього подання забезпечує можливість виконання частотного аналізу з застосуванням програмних засобів, наприклад середовища MATLAB.

Оскільки цифрова обробка сигналів здійснюється з дискретними даними, спектральний аналіз реалізується для періодичних дискретних сигналів. У цьому випадку формується спектральне подання, що дозволяє виявляти характерні частотні максимуми і мінімальні значення, які можуть бути використані як діагностичні ознаки процесу різання. Для накопичення статистично значущого набору даних виконується серія акустичних вимірювань. У міру зростання зносу інструмента змінюється характер спектра: підвищується рівень тертя, зростає амплітуда коливань та відбувається зсув частотних компонентів.

Для підвищення часової ефективності спектрального аналізу застосовується швидке перетворення Фур'є, яке оптимізує обчислювальний процес за рахунок групування гармонічних складових. Це дозволяє значно зменшити кількість арифметичних операцій і суттєво прискорити обробку сигналів. Результатом такого аналізу є спектрограма, що відображає зміну частотного складу сигналу у часі з використанням кольорового кодування амплітуди.

На наступному етапі здійснюється частотна фільтрація, спрямована на усунення складових, не пов'язаних безпосередньо з процесом різання. До таких компонентів належать частоти, зумовлені роботою приводів, коробок швидкостей, електродвигунів та шпindelних вузлів. Видалення цих діапазонів призводить до незначної втрати корисної інформації, однак істотно покращує якість діагностичних ознак.

Важливим чинником є геометрія заготовки та умови її закріплення. Зі збільшенням вильоту заготовки підвищується рівень вібрацій, що безпосередньо відображається у спектрі акустичного сигналу. Зміна жорсткості системи призводить до відповідного зміщення частотних компонентів, що необхідно враховувати при інтерпретації результатів аналізу.

Після завершення всіх етапів обробки сформовані спектрограми використовуються як вхідні дані для нейронної мережі, яка виконує класифікацію або оцінювання стану процесу різання.

Разом з тим, ефективність такого методу діагностики значною мірою залежить від низки параметрів. До них належать фізико-механічні властивості матеріалу заготовки, її геометричні розміри, налаштування верстатного обладнання та режими різання. За наявності значної варіативності цих факторів результати діагностики доцільно розглядати як усереднені, що характеризують типовий стан системи «верстат – інструмент – заготовка».

2.5.4 Способи обробки сигналу

Методи спектрального та часово-частотного аналізу, що походять від ідей Фур'є, посідають центральне місце в сучасній теорії та практиці обробки сигналів. Залежно від симетрій досліджуваних процесів застосовуються різні спеціалізовані перетворення: для парних сигналів доцільно використовувати косинусні модифікації, тоді як непарні компоненти ефективніше аналізуються за допомогою синусних представлень.

Окремий інтерес становить перетворення Хартлі, яке поєднує синусоїдальні та косинусоїдальні складові в реальному числовому просторі.

Такий підхід дозволяє уникнути використання комплексних чисел i , як наслідок, зменшити обчислювальні витрати. Альтернативним інструментом виступають базиси Уолша, сформовані з прямокутних функцій, що набувають лише двох рівнів. Водночас найбільш універсальним і гнучким інструментом аналізу на сьогодні вважається вейвлет-підхід, який забезпечує локалізацію інформації як у часовій, так і у частотній областях, дозволяючи виявляти локальні особливості сигналу, знижувати рівень шуму та виконувати ефективно стиснення даних.

При цьому необхідно чітко відмежовувати поняття безперервного перетворення Фур'є та ряду Фур'є. Перше забезпечує неперервний спектральний опис сигналу, тоді як друге оперує скінченною або дискретною множиною гармонік. З урахуванням варіацій у часовій і частотній областях виділяють чотири базові форми: безперервне та дискретне перетворення Фур'є, а також відповідні ряди Фур'є. У цифрових системах обробки сигналів зазвичай застосовують подвійну дискретизацію, розуміючи, що такий підхід є лише наближенням до ідеального безперервного опису. Повний спектральний аналіз можливий лише для періодичних сигналів, тоді як довільні процеси представляються через ряд Фур'є умовно, з припущенням їх періодичного продовження.

Для дослідження дискретних сигналів і цифрових систем широко застосовується z -перетворення, яке розширює можливості дискретного спектрального аналізу. У цьому випадку рівномірно дискретизована функція часу відображається у вигляді степеневого ряду за змінною z , де коефіцієнти безпосередньо пов'язані з відліками вихідного сигналу. Таке подання є зручним для аналізу стійкості, частотних властивостей і поведінки цифрових фільтрів.

Оцінювання наявності та вираженості періодичних компонент у сигналі здійснюється з використанням кореляційного аналізу. Зокрема, шляхом обчислення взаємної кореляції між зафіксованим сигналом і заданим еталонним фрагментом можна визначити частоту або часову структуру шуканої складової. Для цього послідовно обчислюються скалярні добутки сигналу, отриманого з датчика, та зсунутих копій еталонної послідовності. Отриманий результат

формує новий сигнал, значення якого відображають ступінь подібності між досліджуваним сигналом і зразком для кожного можливого зсуву. Формула обчислення наступна:

$$y[k] = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} g[i] x[i - k], \quad (2.5)$$

де $y[k]$ – сигнал, що показує, наскільки сигнал з датчика $x[n]$ в позиції k схожий на шуканий сигнал $g[n]$.

Тут підсумовування можна проводити в кінцевих межах, тобто тільки для тих i , для яких шуканий сигнал $g[i]$ відмінний від нуля. Нескінченні межі підсумовування, як і у формулі згортки, записуються для загальності (щоб можна було проводити кореляцію з сигналом будь-якої довжини). Сенс одержуваного сигналу $y[n]$ полягає в тому, що його величини для кожного n показують, наскільки вхідний сигнал у позиції n схожий на шуканий сигнал. Якщо у вхідному сигналі присутній тільки шум, то і значення кореляції будуть шумом невеликої амплітуди. Але як тільки в шумі вхідного сигналу з'явиться форма, схожа на шуканий сигнал, так значення кореляції в цій точці стане високим. Перепишемо формулу кореляції в загальноприйнятому вигляді:

$$y[k] = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x[n + k] g[k]. \quad (2.6)$$

Серед методів часово-частотного аналізу сигналів окреме місце посідає підхід, відомий як розподіл Вігнера–Вілля. Його основна ідея полягає у спільному представленні сигналу в часовій та частотній площинах, що дає змогу з високою деталізацією відслідковувати еволюцію спектральних компонент у часі. Такий формат подання дозволяє виявляти локальні особливості сигналу, які залишаються прихованими при класичному спектральному аналізі.

Водночас практичне застосування цього методу супроводжується низкою обмежень. Однією з ключових проблем є поява інтерференційних членів, що

виникають у результаті взаємодії різних складових сигналу. Такі артефакти істотно ускладнюють інтерпретацію результатів, знижуючи достовірність оцінки внутрішньої структури хвилі та динаміки її частотних змін. Часткове усунення інтерференцій можливе шляхом застосування процедур згладжування з використанням фільтрів, однак це, як правило, супроводжується погіршенням частотної роздільної здатності. З огляду на це розподіл Вігнера–Вілля доцільно використовувати переважно для аналізу короткотривалих сигналів, хоча й у цьому випадку він поступається за універсальністю сучасним вейвлет-методам.

Вейвлет-перетворення розглядається як подальший розвиток і узагальнення класичних підходів спектрального аналізу, зокрема перетворення Фур'є. Основу цього методу становлять спеціальні базисні функції – вейвлети, які залежать від двох параметрів: масштабу та зсуву. Назва «вейвлет» відображає їхню природу як локалізованих у часі коротких хвиль. Завдяки такій локалізації вейвлет-аналіз забезпечує більш гнучке та інформативне подання сигналу, дозволяючи одночасно досліджувати його частотний склад і часові особливості. У результаті досягається підвищена точність аналізу, що особливо важливо при обробці нестационарних, зокрема акустичних, сигналів.

2.5.5 Застосування MATLAB в обробці цифрового сигналу

Цифрова обробка сигналів як окрема науково-технічна дисципліна на сьогодні стала фундаментом для розвитку великої кількості прикладних напрямів, що охоплюють електроніку, інформаційні технології та критично важливі галузі сучасної економіки. Методи DSP використовуються як при проектуванні апаратних засобів, так і при створенні програмних компонентів, які інтегруються у складні технічні системи. У зв'язку з цим фахівці, орієнтовані на інноваційну діяльність і дослідницьку роботу, повинні володіти поглибленими знаннями принципів аналізу сигналів. Аналіз часових змін і спектральних характеристик, а також їх взаємозв'язок, становлять базу цифрової обробки сигналів і визначають можливості розробки високоефективних інженерних рішень.

Актуальні підходи до часово-частотного аналізу суттєво розширюють можливості класичних методів, зокрема традиційного перетворення Фур'є, яке обмежується представленням сигналу у вигляді набору сталих частотних компонент. Сучасні алгоритми дозволяють досліджувати зміну спектральних властивостей сигналу в часі, що є принципово важливим для аналізу нестационарних процесів. Практична цінність таких методів проявляється у широкому спектрі застосувань: від телекомунікацій, де вони сприяють підвищенню пропускну здатності та надійності зв'язку, до аудіообробки, зокрема задач підвищення якості звучання та автоматичного розпізнавання мовлення, а також у біомедичних системах, де аналіз сигналів відіграє ключову роль у діагностиці та обробці медичних даних.

Поглиблене дослідження складної структури сигналів стає можливим завдяки використанню сучасних аналітичних інструментів, серед яких важливе місце займають короткочасне перетворення Фур'є, безперервне вейвлет-перетворення та розподіл Вігнера-Вілля. Реалізація цих методів у програмному середовищі MATLAB забезпечує зручний доступ до потужних засобів аналізу, що дозволяють детально інтерпретувати сигнал, виконувати його модифікацію та підвищувати точність обробки. У результаті застосування таких підходів досягається суттєве покращення якості цифрової обробки сигналів і створення більш надійних та прецизійних технічних систем.

2.6 Структурна схема системи

Система складається з декількох взаємопов'язаних компонентів, що забезпечують збір, обробку та аналіз віброакустичних сигналів, а також прийняття рішення про стан ріжучого інструменту (рис. 2.5). Сенсорна підсистема представлена мікрофоном, який слугує віброакустичним датчиком, встановленим поблизу зони різання. Він реєструє акустичні коливання та вібрації, що виникають у процесі різання матеріалу різцем. Мікрофон перетворює ці коливання у електричний аналоговий сигнал. Далі сигнал

надходить до аналого-цифрового перетворювача (АЦП), який дискретизує та квантує аналоговий сигнал, переводячи його в цифрову форму для подальшої обробки.

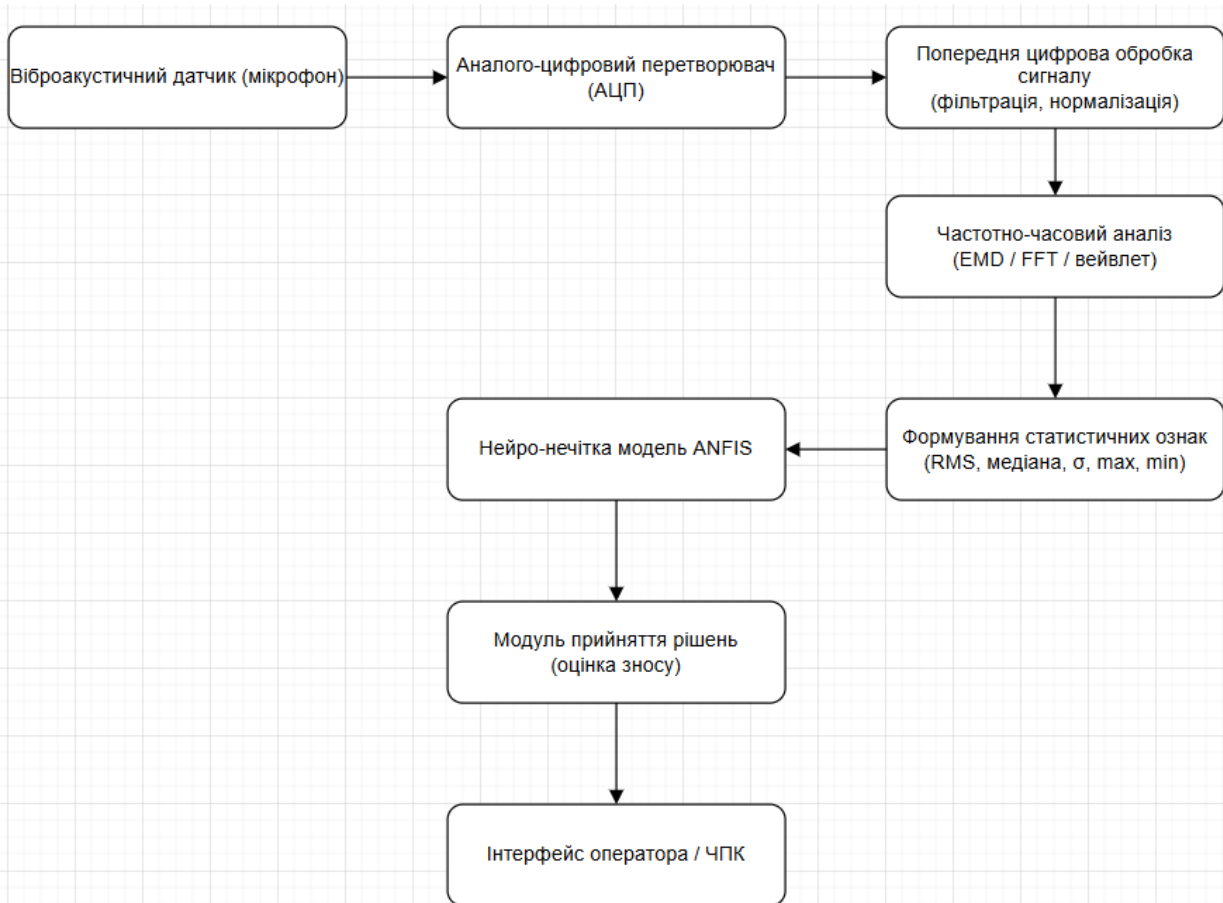


Рисунок 2.5 – Структурна схема системи

Потік цифрових даних поступає в модуль цифрової обробки сигналів, що включає фільтрацію та часово-частотний аналіз. На цьому етапі з сигналу видаляються перешкоди та шуми від роботи верстата (обертання шпинделя, двигунів, насосів тощо) за допомогою фільтрів високих, середніх та низьких частот. Це дозволяє виділити корисний сигнал, пов'язаний саме з процесом різання, і усунути паразитні компоненти. Крім традиційного спектрального аналізу (Фур'є), застосовується вейвлет-аналіз або інші часово-частотні методи для виявлення характерних особливостей сигналу у різних діапазонах частот.

Зокрема, у роботі використано емпіричну модову декомпозицію, яка розділяє сигнал на набір мод (компонент), кожна з яких містить свій частотний діапазон. Такий аналіз дозволяє прослідкувати, як змінюється енергетика коливань на різних частотах при зносі інструменту.

На основі очищених сигналів виконується обчислення інформативних ознак – формування набору статистичних характеристик, що кількісно описують сигнал. До таких ознак належать, зокрема, середньоквадратичне значення (RMS), медіана амплітуди, мінімум і максимум сигналу, розмах (діапазон) коливань, коефіцієнт варіації тощо. Статистичні характеристики виділяються за допомогою інструментів MATLAB Data Statistics: будуть отримані числові показники для кожного сигналу, серед яких медіана, мода, середньоквадратичне відхилення та інші.

Отримані ознаки подаються на вхід нейронної мережі ANFIS – адаптивної нейро-нечіткої системи. ANFIS поєднує нейронну мережу і нечітку логіку: використовуючи набір нечітких правил та навчання на основі поданих даних, ця модель здатна виявляти закономірності і прогнозувати параметри стану інструменту. У даній системі ANFIS виконує роль класифікатора/прогнозуючої моделі, що на основі вектору ознак визначає ступінь зношення різця або клас стану (нормальний, зношений, аварійний тощо). Під час навчання мережу забезпечують підготовленими даними. ANFIS будує початкову базу правил і функцій належності за цими даними, а далі їх параметри оптимізуються в процесі навчання, мінімізуючи різницю між прогнозом і реальними значеннями зносу.

Вихідний сигнал нейро-нечіткої мережі потрапляє до системи прийняття рішень. Цей модуль інтерпретує результат класифікації і формує сигнал або рекомендацію для технологічного процесу. Зокрема, на основі виходу ANFIS можна подати оператору сигнал про необхідність зміни режиму різання, корекції сили подачі чи швидкості, або сигнал тривоги про критичний знос інструменту. Прийняття рішення може бути автоматизованим – наприклад, зупинка верстата для заміни інструменту або корекція параметрів різання, – або видавати лише попередження. Для взаємодії з людиною передбачено інтерфейс користувача,

який відображає стан обладнання та рекомендації. Інтерфейс може бути реалізований у вигляді програмного додатка на ПК оператора або інтегрований в систему ЧПК верстата. Він показує діагностичну інформацію: поточний стан різця (наприклад, % зносу або категорія стану), графіки сигналів, повідомлення про необхідність втручання тощо. Таким чином, усі ключові компоненти системи – від датчиків і АЦП до алгоритмів обробки сигналів, нейромережевої моделі та засобів оповіщення – працюють у єдиному комплексі для автоматизованої оцінки технічного стану обладнання з високою точністю та мінімальними витратами.

2.7 Алгоритм обробки віброакустичних сигналів і формування ознак

Алгоритм обробки віброакустичних сигналів для автоматизованої оцінки стану виробничого обладнання призначений для безперервного або періодичного контролю технічного стану ріжучого інструменту під час виконання технологічної операції різання (рис. 2.6). Робота алгоритму ініціюється на початку діагностичного циклу та завершується формуванням рішення щодо стану інструменту з подальшим відображенням результатів оператору або передачею їх у систему числового програмного керування.

На першому етапі здійснюється збір віброакустичного сигналу у зоні різання за допомогою мікрофона, встановленого поблизу ріжучого інструменту. У процесі різання виникають механічні коливання та акустичні сигнали, які несуть інформацію про взаємодію інструменту із заготовкою, режими різання та ступінь зношення інструменту. Отриманий аналоговий сигнал, окрім корисної складової, містить шумові компоненти, обумовлені роботою шпинделя, електродвигуна, трансмісійних вузлів і системи подачі мастильно-охолоджувальної рідини.

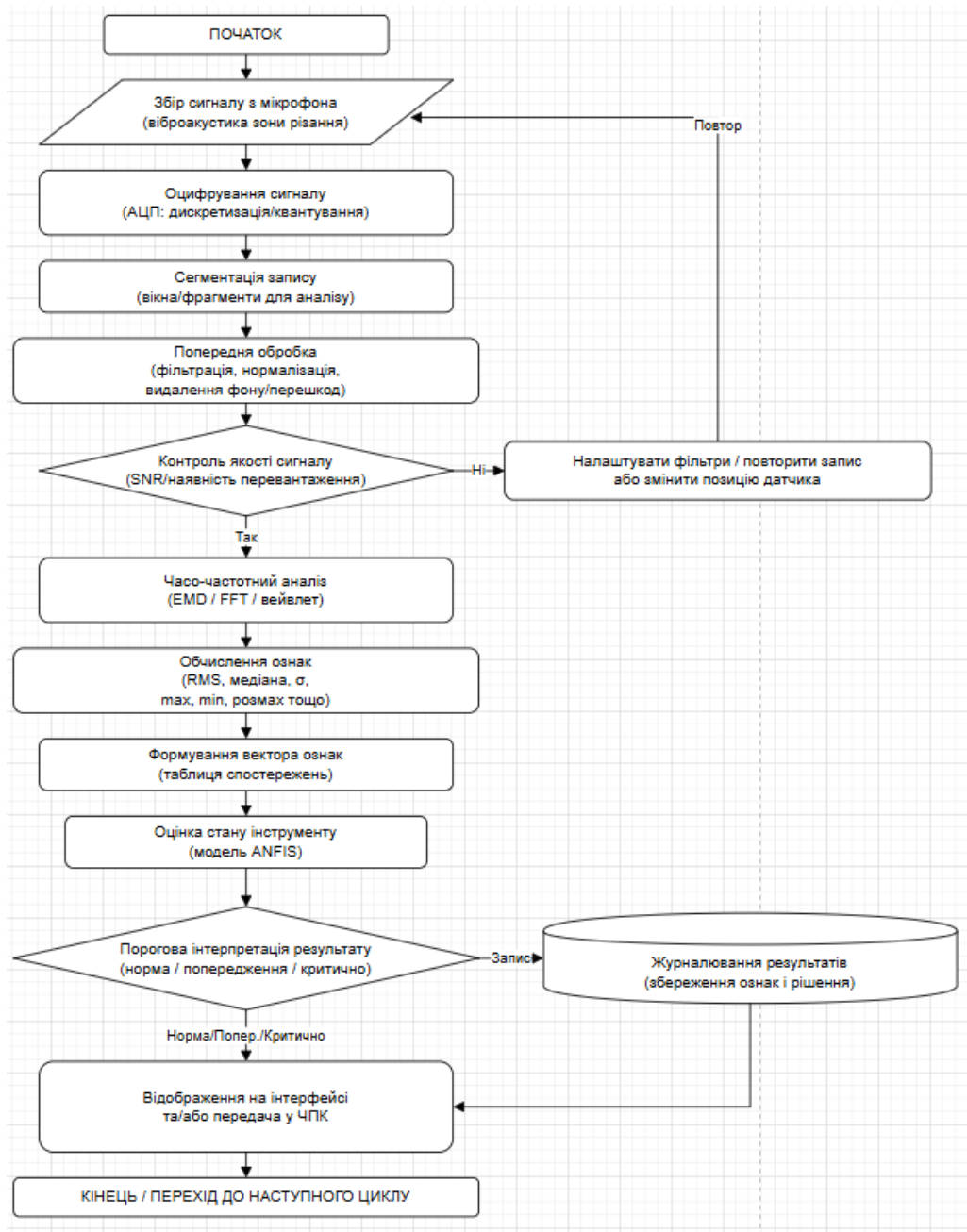


Рисунок 2.6 – Алгоритм обробки віброакустичних сигналів і формування ознак

Далі аналоговий сигнал подається на аналого-цифровий перетворювач, де виконується його дискретизація за часом та квантування за рівнем амплітуди. У результаті формується цифровий часовий ряд, придатний для подальшої комп'ютерної обробки. Для підвищення точності аналізу цифровий сигнал розбивається на окремі часові фрагменти фіксованої тривалості, що дозволяє обробляти сигнал у межах стабільних режимів різання та зменшує вплив перехідних процесів.

Наступним етапом є попередня цифрова обробка сигналу, яка спрямована на підвищення його інформативності. На цьому етапі виконуються операції фільтрації та нормалізації сигналу, зокрема:

- пригнічення низькочастотних і високочастотних завад;
- усунення постійної складової;
- зменшення впливу фонового шуму верстата;
- нормалізація амплітуди сигналу.

Після попередньої обробки здійснюється контроль якості сигналу, в ході якого оцінюється відношення сигнал/шум та наявність перевантажень або спотворень. У разі незадовільної якості сигналу алгоритм передбачає повторний запис або корекцію параметрів фільтрації та повернення до початкових етапів обробки.

Для очищеного сигналу виконується часо-частотний аналіз, що дозволяє виявити характерні спектральні особливості, пов'язані зі зношенням ріжучого інструменту. Аналіз може здійснюватися з використанням швидкого перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення або емпіричної модової декомпозиції. У результаті такого аналізу виділяються частотні компоненти та моди сигналу, зміна яких відображає стан процесу різання та інтенсивність зносу інструменту.

На основі сигналу або його виділених компонент обчислюється набір статистичних ознак, які використовуються як інформативні параметри діагностики, зокрема:

- середньоквадратичне значення сигналу;
- медіана;
- стандартне відхилення;
- максимальне та мінімальне значення амплітуди;
- розмах сигналу.

Обчислені статистичні показники об'єднуються у вектор ознак, який є компактним числовим представленням поточного стану процесу різання та придатний для подальшого інтелектуального аналізу.

Сформований вектор ознак подається на вхід нейро-нечіткої моделі типу ANFIS, яка виконує оцінку стану ріжучого інструменту. Навчена на експериментальних даних модель здійснює аналіз вхідних параметрів та формує вихідне значення, що відповідає ступеню зношення інструменту або певному класу його технічного стану. Використання нейро-нечіткого підходу дозволяє враховувати невизначеність, шум та нечіткість вимірювань, що є характерними для віброакустичних сигналів у виробничих умовах.

Отриманий результат підлягає пороговій інтерпретації, відповідно до якої визначається поточний стан інструменту, а саме:

- нормальний режим роботи;
- попереджувальний стан із підвищеним рівнем зносу;
- критичний стан, що потребує негайної заміни інструменту або корекції режимів різання.

Результати діагностики відображаються на інтерфейсі оператора або передаються до системи числового програмного керування верстата, а також зберігаються у журналі для подальшого аналізу, статистичної обробки та можливого донавчання моделі.

Після завершення діагностичного циклу алгоритм переходить до наступного циклу обробки в умовах безперервного моніторингу або завершує роботу до наступного запуску системи.

2.8 Висновки до розділу

У другому розділі було досліджено можливості застосування методів штучного інтелекту для аналізу стану виробничого обладнання в процесі різання та обґрунтовано доцільність використання нейронних і нейро-нечітких моделей для вирішення задачі діагностики зносу ріжучого інструменту. Проведено аналіз основних типів нейронних мереж та показано, що для обробки віброакустичних сигналів, які характеризуються шумовістю та невизначеністю, найбільш доцільним є застосування нейро-нечітких систем.

Обґрунтовано вибір нейро-нечіткої мережі типу ANFIS як основного інструменту оцінки стану ріжучого інструменту, що дозволяє поєднати переваги нейронного навчання та нечіткої логіки. Показано, що використання ANFIS забезпечує можливість автоматичного формування та налаштування нечітких правил на основі експериментальних даних, а також підвищує стійкість системи до похибок вимірювань і наявності завад у вхідних сигналах.

На основі проведеного аналізу було розроблено структурну схему системи автоматизації оцінки стану виробничого обладнання, яка включає віброакустичний датчик, аналого-цифровий перетворювач, модулі попередньої цифрової обробки сигналів, формування ознак, нейро-нечіткий модуль ANFIS, систему прийняття рішень та інтерфейс взаємодії з оператором або системою числового програмного керування. Розроблена структура відображає повний цикл перетворення вхідної віброакустичної інформації у діагностичне рішення та може бути інтегрована у сучасні автоматизовані виробничі системи.

Також у розділі розроблено алгоритм роботи системи, який формалізує послідовність дій від збору віброакустичних сигналів до формування рішення щодо стану інструменту. Алгоритм включає етапи оцифрування, сегментації, попередньої обробки сигналів, часо-частотного аналізу, обчислення статистичних ознак, формування вектора ознак, оцінки стану за допомогою моделі ANFIS та порогової інтерпретації результатів. Запропонований алгоритм забезпечує системність і відтворюваність процесу діагностики та може використовуватися як основа для програмної реалізації системи.

За результатами другого розділу зроблено висновок, що поєднання віброакустичної діагностики, цифрової обробки сигналів та нейро-нечітких методів аналізу створює ефективну основу для розроблення автоматизованої системи оцінки стану виробничого обладнання, здатної підвищити точність діагностики, зменшити вплив людського фактора та забезпечити адаптацію системи до змін умов технологічного процесу.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ЗНОСУ РІЗЦЯ

3.1 Проведення експерименту та аналіз звукових сигналів за проходами

Акустичний сигнал, що виникає під час механічної обробки, формується внаслідок взаємодії елементів системи «інструмент – заготовка». Його параметри визначаються не лише геометрією та конструктивними характеристиками інструмента і заготовки, але й способом їх закріплення у верстатному оснащенні. Режимми різання, реалізовані через величину силового навантаження та інтенсивність вібраційних коливань, істотно впливають на спектральний склад і амплітудні характеристики звуку. При цьому зношування різальної кромки безпосередньо відображається на рівні та частотній структурі акустичного сигналу.

У межах експериментального дослідження заготовка встановлювалася у патроні верстата з консольним закріпленням і вильотом 250 мм при діаметрі вала 50 мм. Обробка виконувалася за сталих режимів: частота обертання шпинделя становила 1000 об/хв, подача – 0,084 мм на оберт, а глибина різання – 0,5 мм.

Механічна обробка здійснювалася серією послідовних проходів, кожен з яких мав чітко виокремлену часову структуру. Початкову фазу становив холостий хід, під час якого фіксувалися лише акустичні коливання, зумовлені роботою вузлів верстата. Далі слідував етап підведення ріжучого інструмента до поверхні заготовки. Заключною фазою був безпосередній контакт інструмента з матеріалом, у межах якого реалізовувався основний процес різання і формувалася інформативний звуковий сигнал.

Звук реєструвався мікрофоном смартфона. Запис двоканальний (стерео).

Після завершення етапу акустичного вимірювання отримані звукові записи потребують попередньої цифрової обробки. Зокрема, необхідно виконати узгодження часових параметрів аудіосигналів та налаштування спектральних фільтрів із використанням програмного середовища FL Studio. Незважаючи на

те, що дане середовище першочергово призначене для створення музичних композицій і звукового дизайну, його функціональні можливості є достатніми для реалізації базових операцій цифрової обробки сигналів, таких як еквалізація, частотна селекція та корекція амплітудних характеристик.

На початковому етапі аналізу до програмного середовища (рис. 3.1) імпортуються два аудіофайли, отримані під час окремих проходів обробки. У межах кожного з цих проходів різальний інструмент здійснював механічний вплив на поверхню заготовки з постійною швидкістю, що забезпечує порівнянність акустичних сигналів для подальшого аналізу.

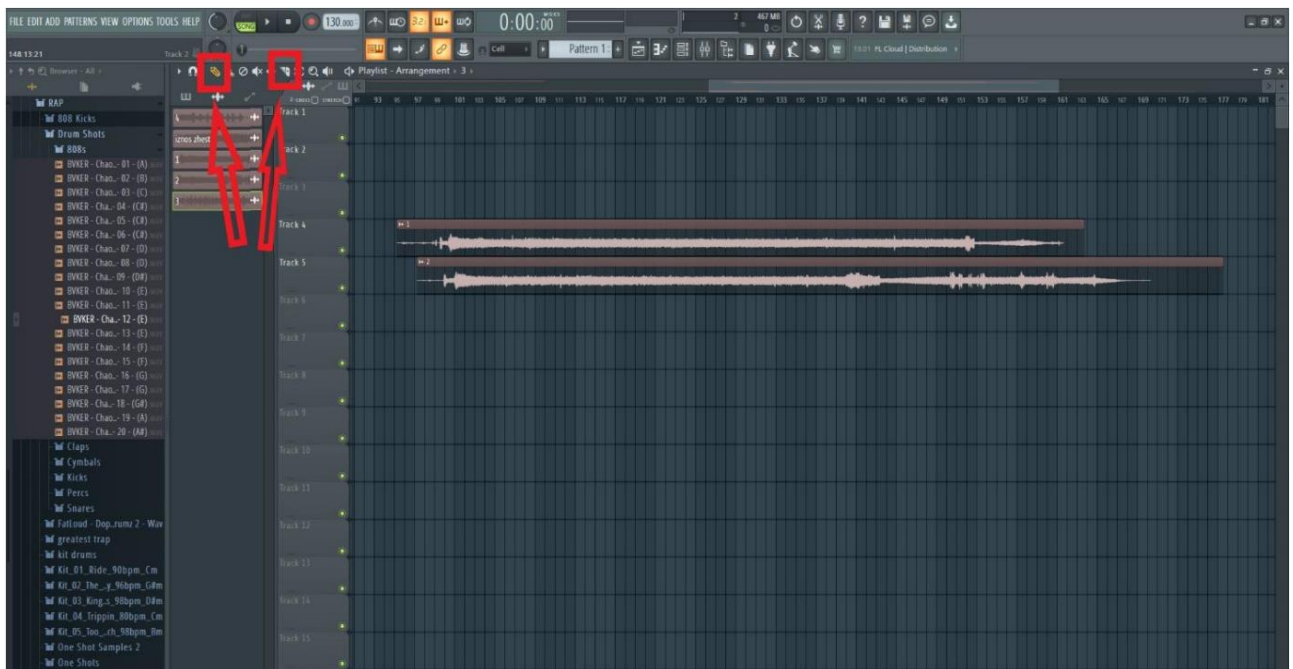


Рисунок 3.1 – Інтерфейс програми FL Studio

Після імпорту двох аудіозаписів у програмне середовище необхідно виконати їх синхронізацію за часовою шкалою відповідно до реальної тривалості технологічного проходу. Для цього достатньо скористатися базовими інструментами редагування, зокрема функціями обрізання та ручного коригування, які дозволяють точно сумістити початок і кінець оброблених ділянок сигналу.

Завантаживши обидва файли в програму, необхідно підвести їх за часом проведення експерименту, а саме підвести за часом проведення проходу. Досить використати кілька функцій, таких як «Обрізка» і «Олівець», вони вказані на рисунку 3.1.

Після виконаних операцій з обрізки та підведення за тимчасовим ходом, аудіофайли готові до наступного етапу обробки.

Здійснюємо експорт сигналу за допомогою вкладки «FILE», вибираємо «EXPORT» в «WAV FILE». Проводити експорт необхідно в певному порядку. На кожній дорожчці є зелений індикатор. Він визначає включення доріжки. Спочатку необхідно вимкнути його (рис. 3.2) і експортувати верхній файл, потім другий.

Таку ж процедуру проводимо для трьох наступних проходів різця, де відбувається навмисний знос інструменту. Тут 13 разів відбувалося биття різця об заготовку. Таким методом визначаються характеристики сигналу при неправильній обробці (рис. 3.2).



Рисунок 3.2 – Аудіофайли експорту і періодичного врізання інструменту в заготовку

Після формування двох акустичних сигналів, які мають подібну часову та амплітудну структуру (рис. 3.3), виникає необхідність усунення паразитних складових, зумовлених роботою механічних вузлів верстатного обладнання. Наявність таких шумів істотно спотворює інформативну частину сигналу та ускладнює подальший аналіз.

З метою виділення корисної акустичної інформації у програмному середовищі FL Studio застосовується частотна селекція з використанням вбудованого аудіоредактора EDISON. Функціональні можливості цього плагіна дозволяють ідентифікувати та придушувати небажані спектральні компоненти, характерні для фонового шуму обладнання. На початковому етапі обробки обирається відповідний аудіозапис, зокрема сигнал, отриманий під час першого проходу ріжучого інструмента. Після цього файл відкривається у режимі детального редагування через меню SAMPLE з подальшим переходом до вбудованого аудіоредактора, що забезпечує доступ до інструментів фільтрації (рис. 3.3).



Рисунок 3.3 – Фільтрація сигналу від сторонніх шумів

Після виконаної дії відкривається вікно плагіна EDISON. Тут доступна фільтрація сигналу за певним набором частот, які не повинні брати участь у подальшій обробці сигналу (рис. 3.4)



Рисунок 3. 4 – Плагін EDISON

Під час виконання частотної фільтрації необхідно враховувати, що всі спектральні компоненти, обрані для пригнічення, повністю вилучаються зі структури сигналу. З цієї причини параметри фільтрації мають визначатися таким чином, щоб видалення шумових складових не призвело до спотворення акустичної інформації, пов'язаної безпосередньо з процесом різання. Для першого проходу інструмента активна фаза обробки матеріалу починається приблизно на 14 – 15-й секунді запису, що дозволяє використовувати попередній часовий інтервал як еталон шумового фону.

З метою формування зразка фонових шуму доцільно аналізувати фрагмент сигналу, розташований у початковій частині запису (від 1 с до 14 с). У даному дослідженні було обрано усереднений часовий відрізок тривалістю від 3,5 с до 5,1 с, у межах якого найбільш виразно проявляються акустичні впливи верстатних вузлів і електродвигуна. Після визначення цього інтервалу

виконується активація інструмента спектрального виділення, що дозволяє сформувати маску шумових частот, а далі здійснюється застосування цієї маски до всього аудіозапису.

Інтенсивність придушення вибраних частот регулюється двома основними параметрами, значення яких визначають глибину очищення сигналу. У рамках даної роботи було обрано середні положення регуляторів «Amount» і «Threshold» (рис. 3.5), що забезпечує компроміс між ефективним зменшенням шуму та збереженням інформативної частини сигналу. Обробка виконувалася з частотою дискретизації 44,1 кГц. У результаті проведених операцій отриманий аудіосигнал демонструє помітні відмінності у порівнянні з початковим записом, що підтверджує ефективність застосованої процедури фільтрації.



Рисунок 3.5 – Вибір діапазону частот для фільтрації сигналу

Наступні операції ми виконуємо з усіма іншими аудіофайлами (рис. 3.6). За алгоритмом зберігаємо звукові сигнали в розширенні WAV.

Отримані сигнали підлягають обробці в програмі MATLAB. Тут більш детально і точно проходять обробку сигналу файли, отримані при фільтрації. При запуску програми MATLAB з'являється діалогове вікно, в якому для завантаження файлу необхідно натиснути на кнопку «Import Data» на головному екрані програми (рис. 3.7).



Рисунок 3.6 – Звукові сигнали після фільтрації від шумів вузлів верстата

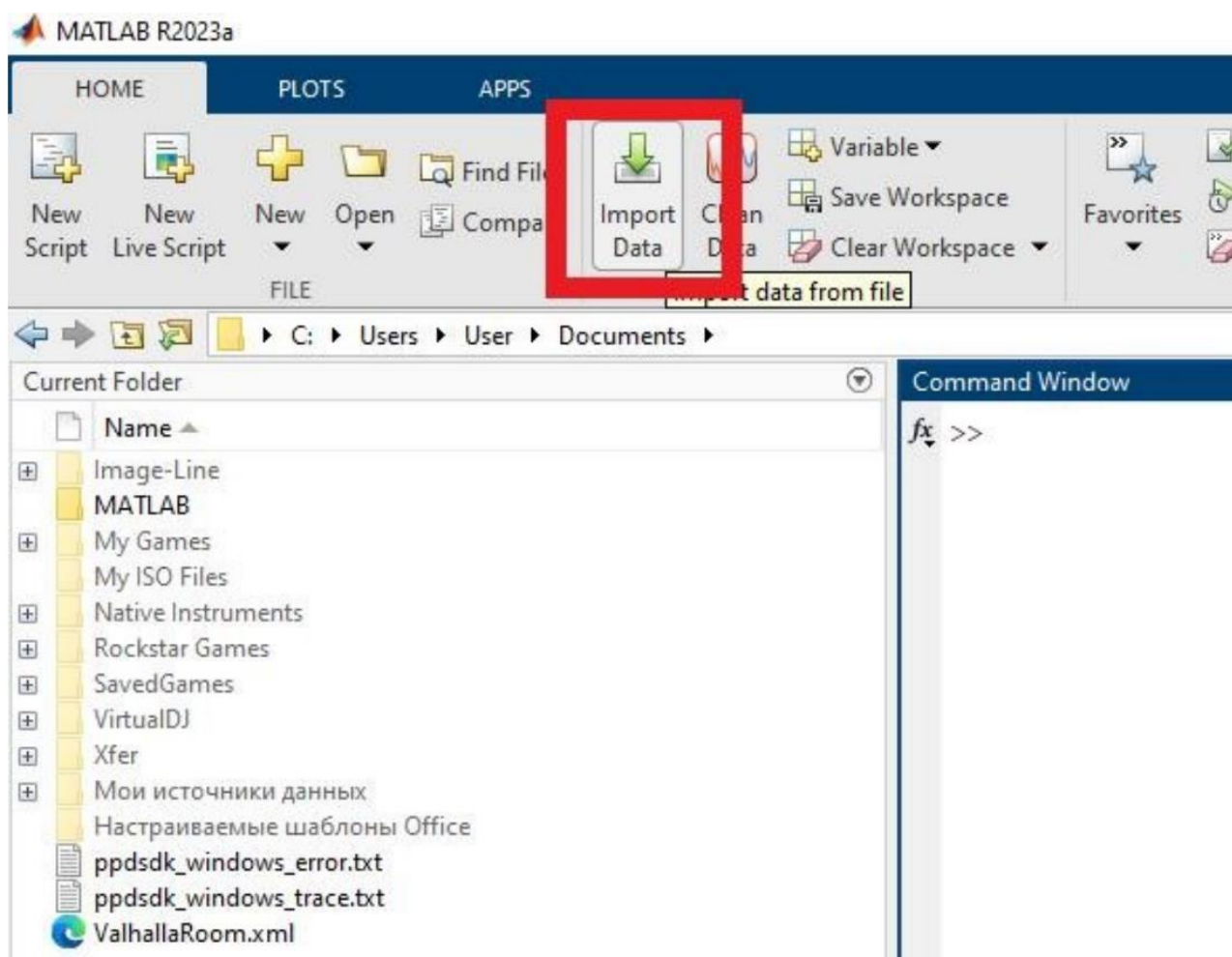


Рисунок 3.7 – Завантаження звукових файлів в програму MATLAB

Після відкриття вікна вибираються файли, які необхідно обробити в даній програмі. А саме 5 проходів різця, записані на мікрофон і оброблені в програмі FL STUDIO. При завантаженні 5 проходів-аудіофайлів, праворуч у головному вікні програми (рис. 3.8) з'являються ці файли для їх подальшого використання.

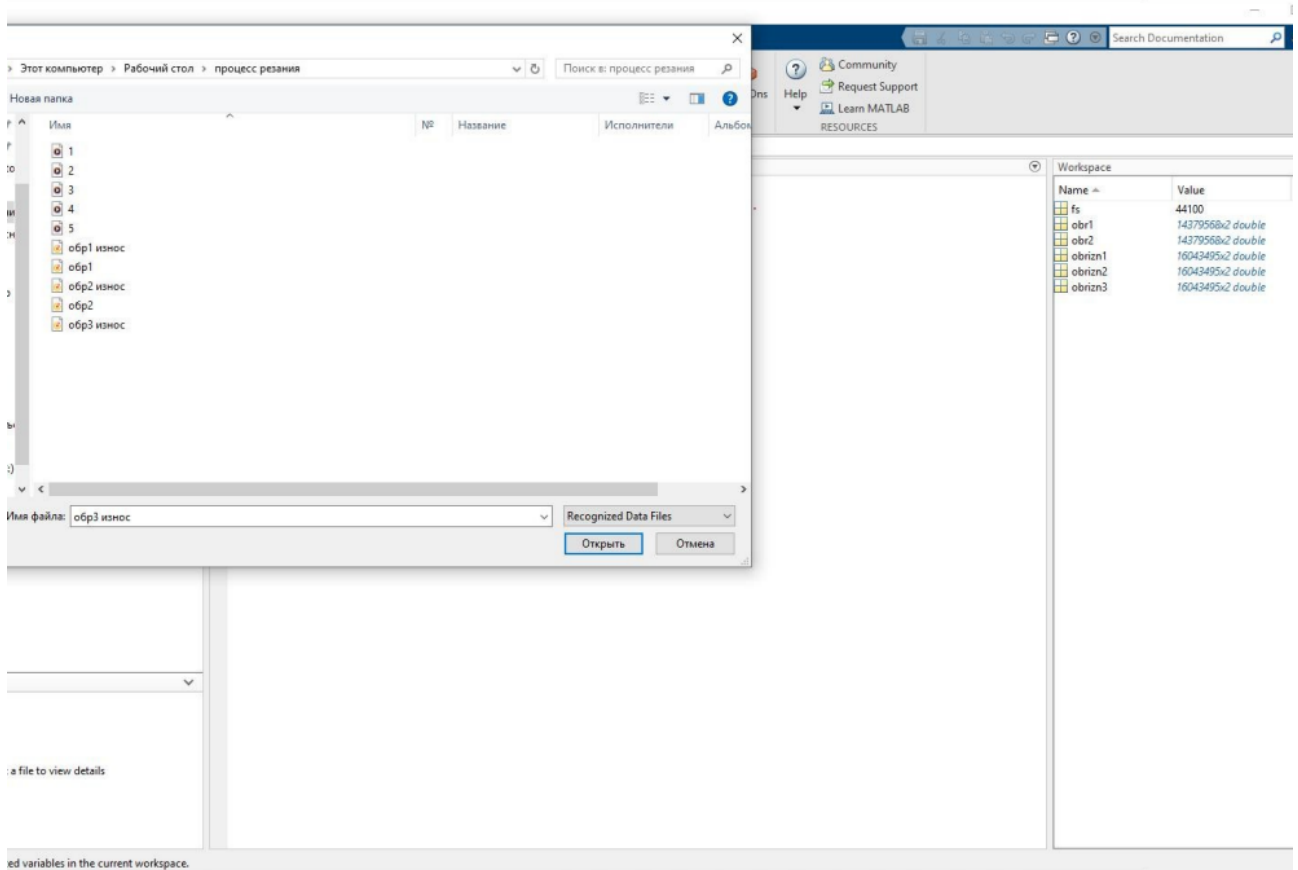


Рисунок 3.8 – Завантаження звукових сигналів за проходами в MATLAB

Після цього слід вибрати вкладку «APPS», де міститься плагін «Signal Analyzer» (рис. 3.9). Він являє собою ефективний графічний засіб, розроблений з метою дослідження і наочного представлення сигналів, що охоплює як тимчасові, так і частотні спектри.

Після ініціалізації робочого діалогового вікна необхідно сформувати набір даних для дослідження, обравши відповідні аудіозаписи зі списку, розміщеного в нижній частині інтерфейсу. Обрані файли за допомогою контекстного меню переносяться до центральної області вікна, де активуються інструменти аналізу сигналу.

На початковому етапі дослідження до обробки залучалися записи, отримані під час двох проходів різального інструмента за умов штатного режиму обробки, без застосування процедур попередньої фільтрації. Саме ці сигнали були використані як базові зразки для подальшого порівняльного аналізу акустичних характеристик.

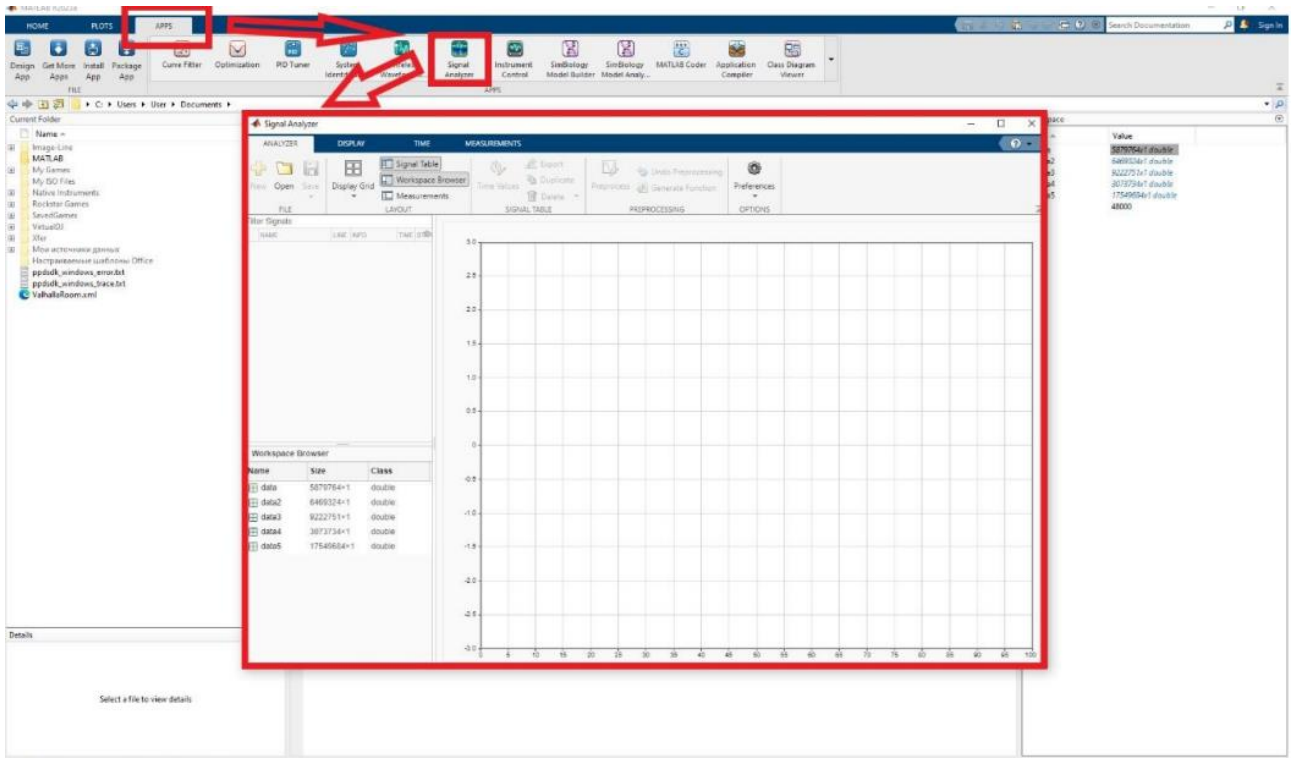


Рисунок 3.9 – Інтерфейс плагіна «Signal Analyzer»

Для наочного прикладу зміни амплітуди сигналу і чутливості були взяті два сигнали до обробки від шумових перешкод (рис. 3.10).

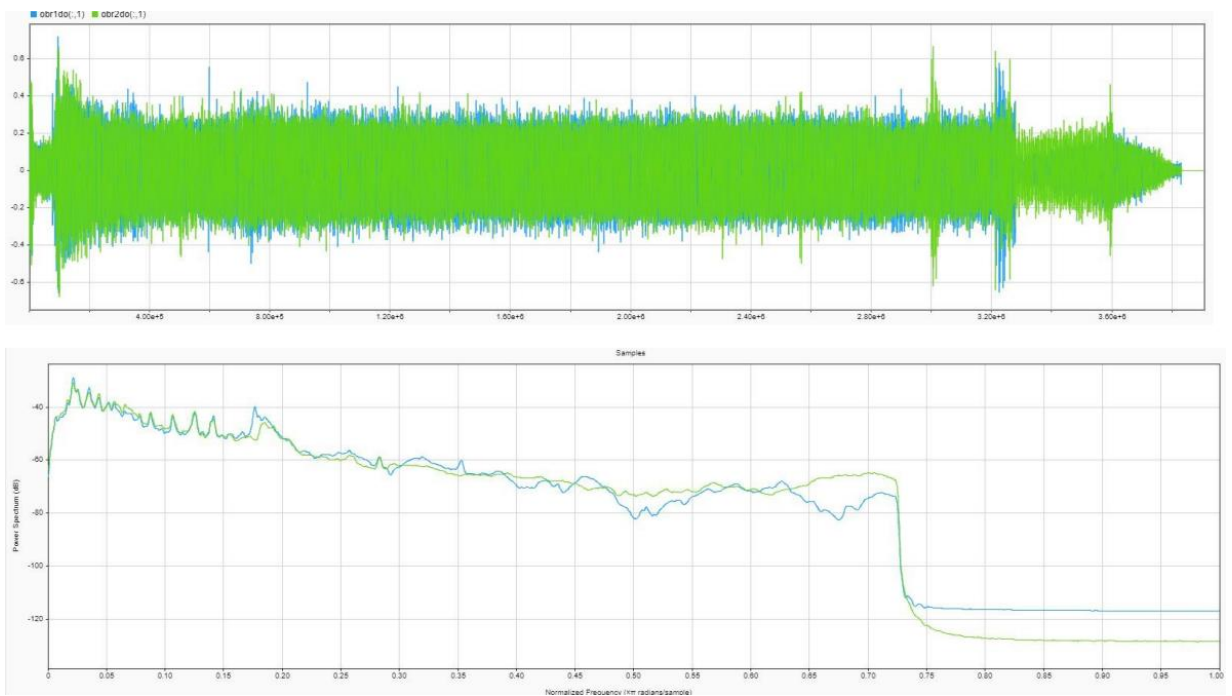


Рисунок 3.10 – Два аудіосигнали проходів до фільтрації при нормальній обробці

За спектрограмою чутливості сигналу видно, що значення перевищує 28 dB, що значно спотворює аудіофайл. Це відіб'ється на подальшій обробці сигналу і збільшить похибку аналізу. Також варто зауважити, хвилі в області початку процесу різання, які варіюються від 50 dB до 30 dB. На рисунку 3.11 представлено сигнал після шумової обробки.

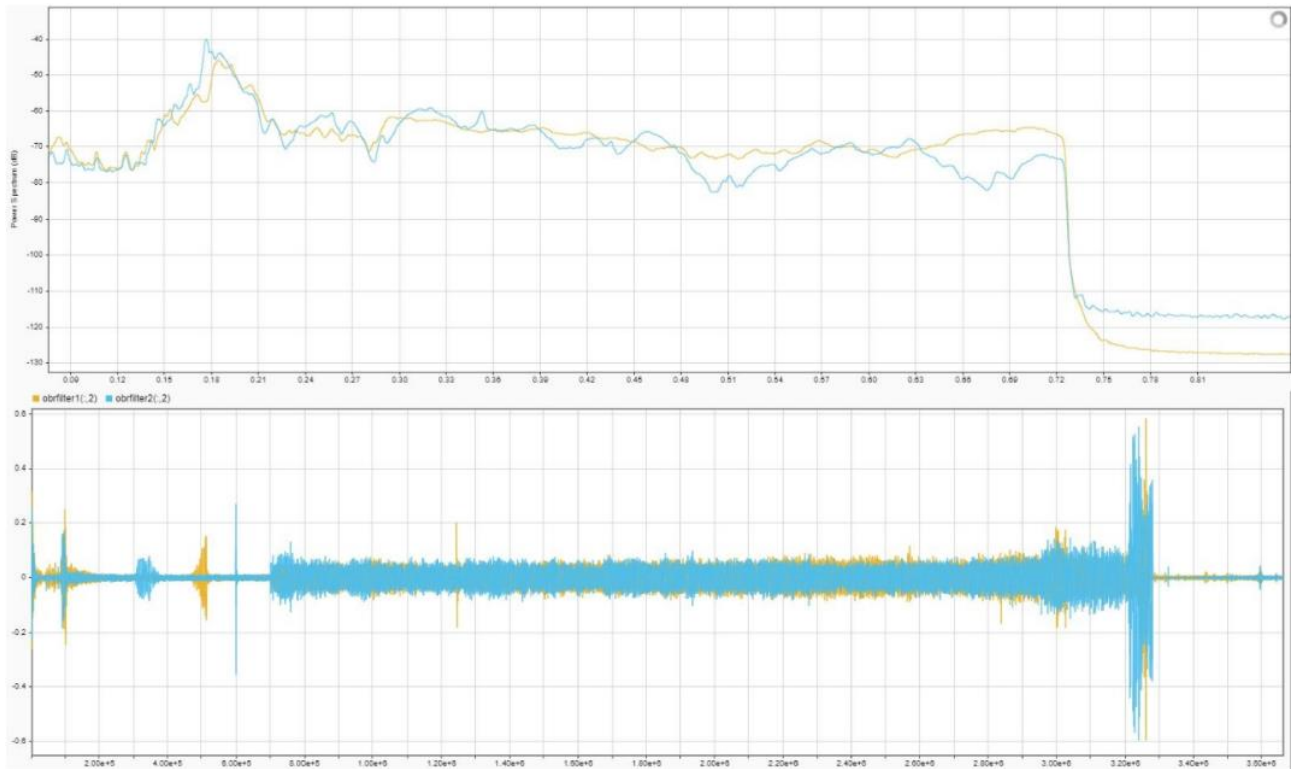


Рисунок 3.11 – Два аудіосигнали після фільтрації та їх спектральний аналіз

На рисунку 3.11 видно, що при схожих параметрах обробки, сигнали відрізняються. Перша ділянка – це холостий хід, далі відбувається процес різання, а також третя ділянка – це зупинка обладнання і припинення різання. Спектрограму обробленого сигналу наведено на рисунку 3.12.

Графічні результати, наведені на рисунку 3.13, ілюструють зіставлення акустичних сигналів, отриманих під час двох послідовних проходів ріжучого інструмента до та після виконання процедур обробки.

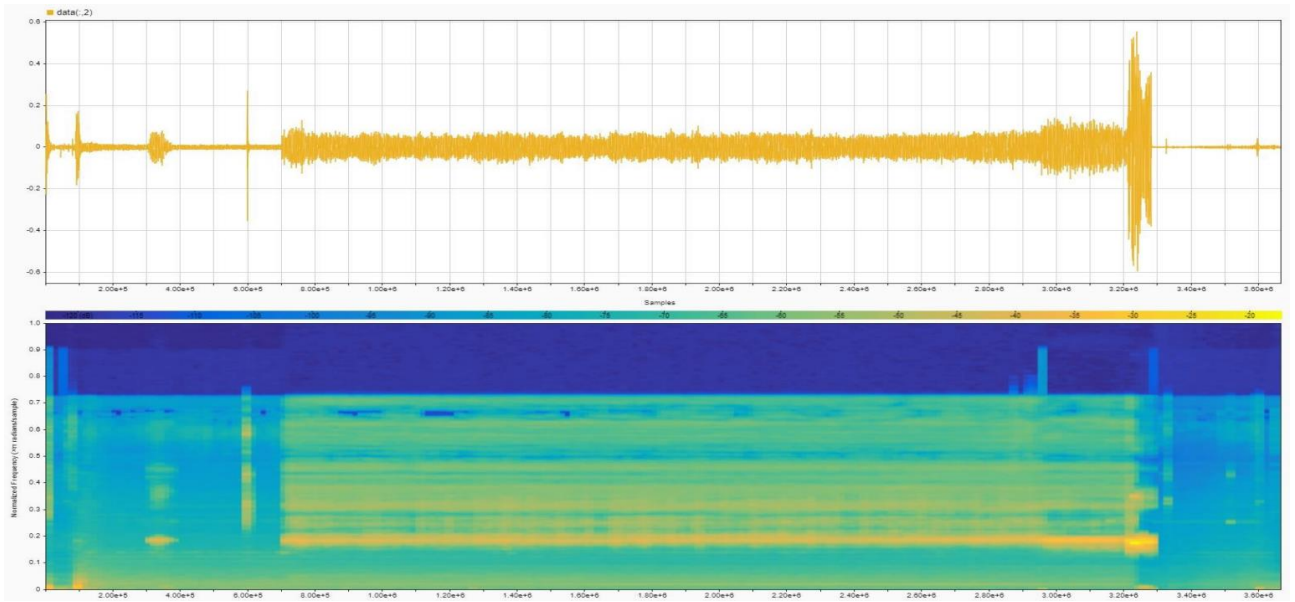


Рисунок 3.12 – Спектрограма обробленого сигналу

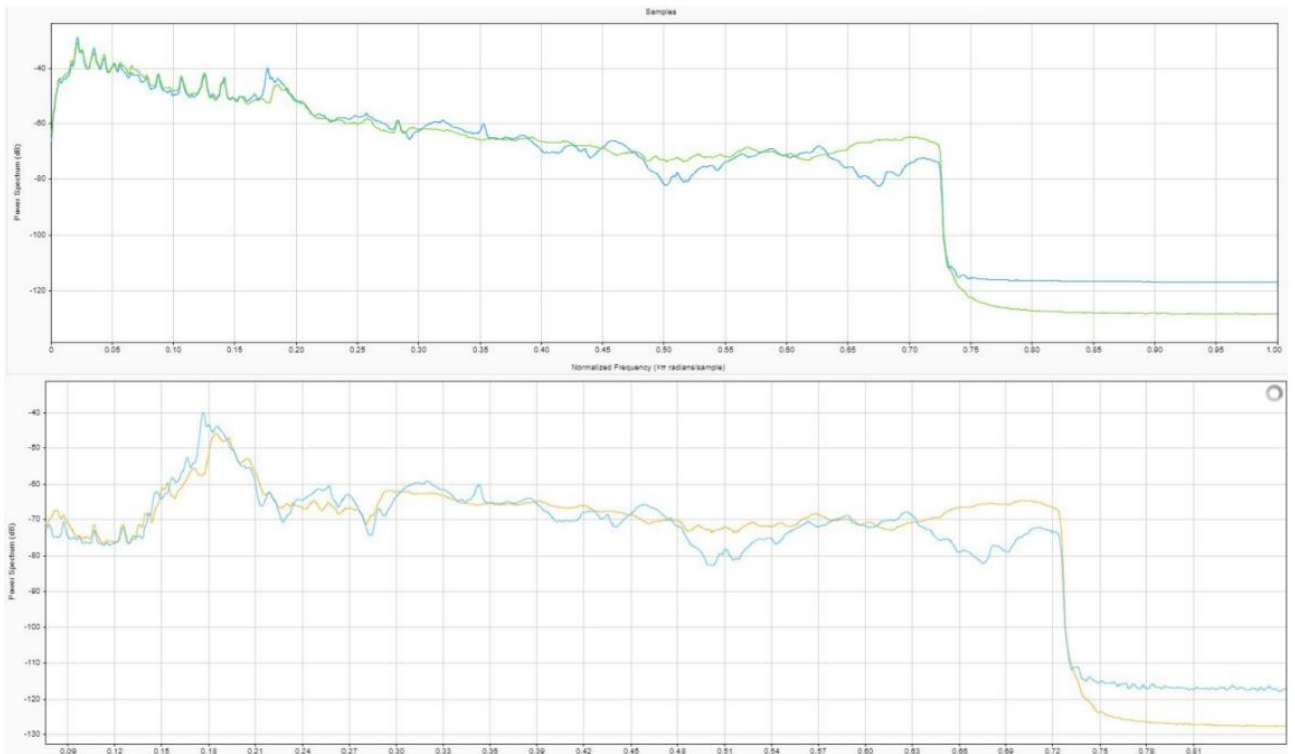


Рисунок 3.13 – Порівняння двох проходів до і після фільтрації

Аналіз показує чітко виражену відмінність у рівні реакції сигналу, що свідчить про зміну його чутливості внаслідок застосованих методів очищення та підготовки даних.

Аналогічний підхід було використано для дослідження 3 ділянок, у яких навмисно створювалися умови підвищеного зношування інструмента. У цих експериментах фіксувалися багаторазові врізання різця в заготовку, кількість яких становила близько 13 за кожен прохід. Порівняльний аналіз відповідних сигналів демонструє поступову зміну їх характеристик від проходу до проходу. Такі відмінності пояснюються накопиченням зносу ріжучої кромки, зокрема збільшенням ширини фаски зносу на тильній поверхні різця, що безпосередньо впливає на акустичні параметри процесу різання.

На рисунках 3.14 – 3.16 показано звук на холостому ході, його спектр і спектрограма.

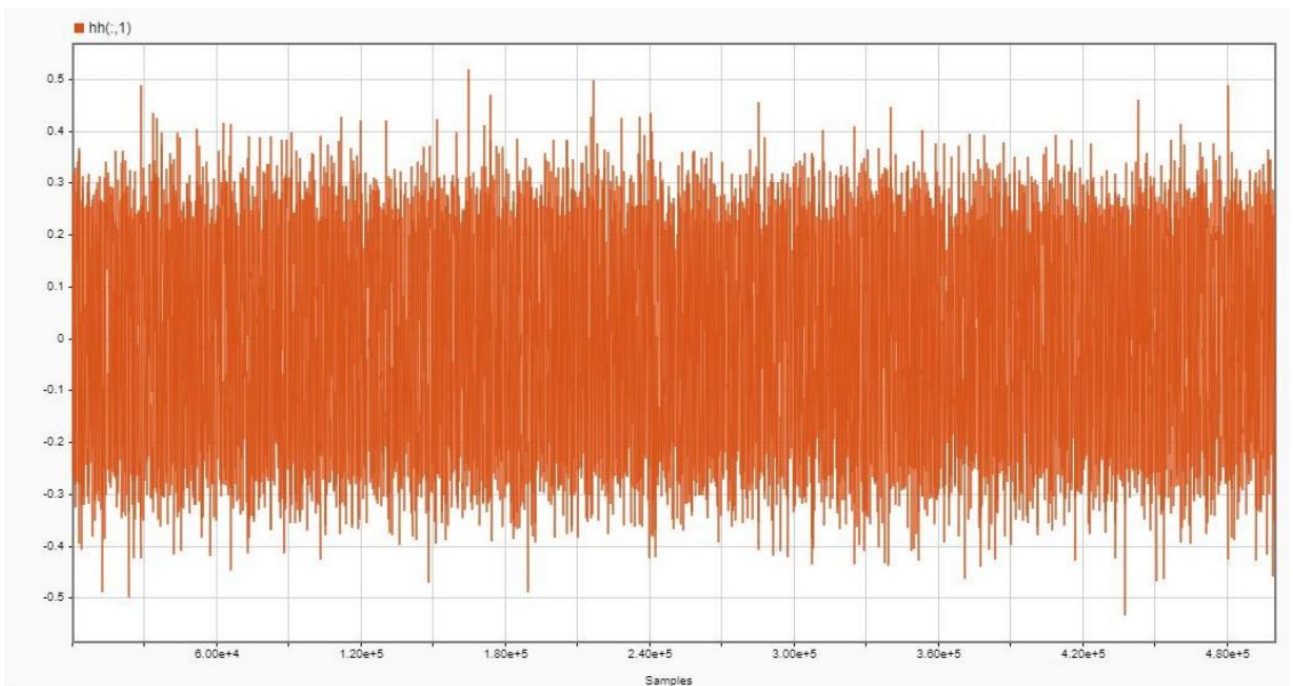


Рисунок 3.14 – Сигнал на холостому ході

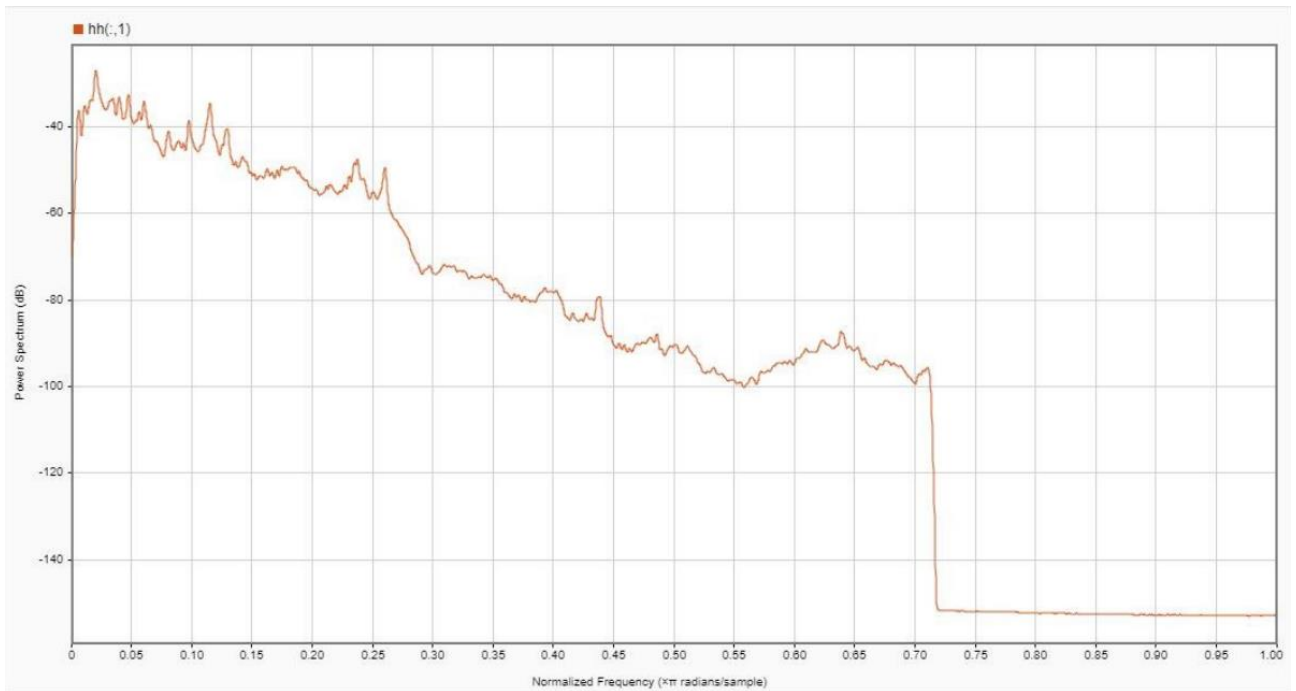


Рисунок 3.15 – Спектр сигналу на холостому ходу

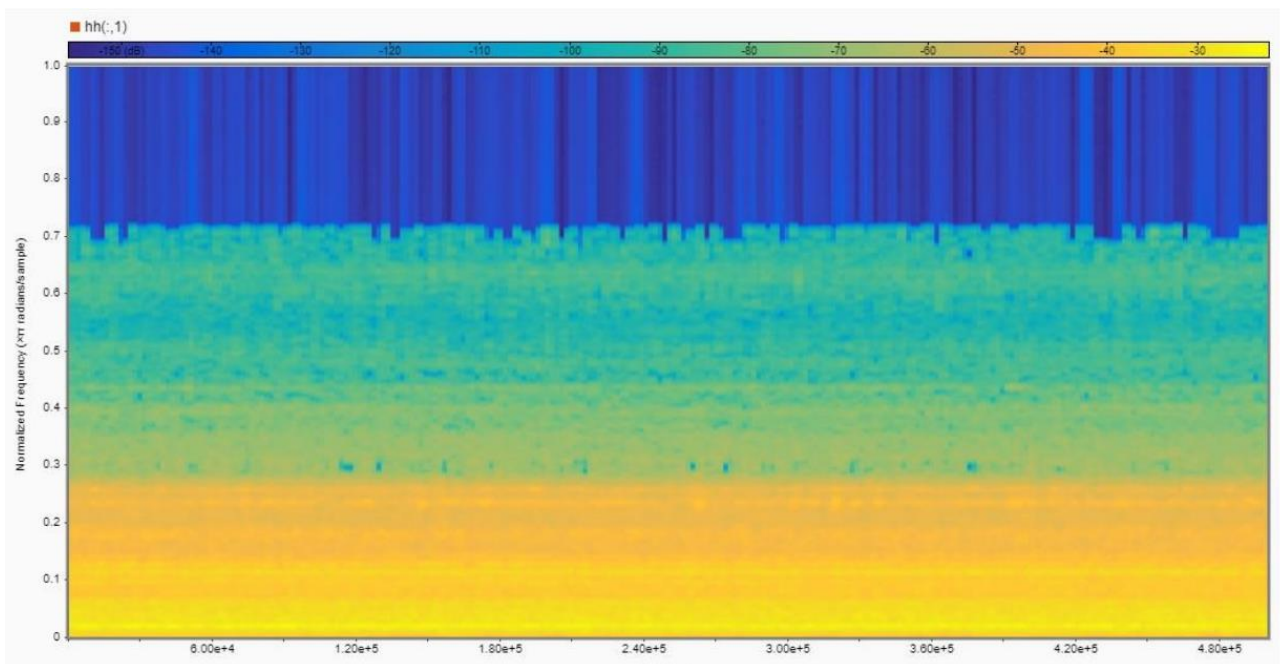


Рисунок 3.16 – Спектрограма сигналу на холостому ходу

Для формування інформативних діагностичних показників застосовується широкий набір підходів, що базуються на спектральному та часово-частотному представленні сигналів. Числові характеристики, отримані в результаті використання різноманітних математичних апаратів, слугують вхідними даними

для побудови моделей прийняття рішень. У межах таких моделей можуть використовуватися алгоритми машинного навчання та інтелектуального аналізу даних, зокрема нейронні обчислювальні структури, системи нечіткої логіки та їх гібридні поєднання, класичні регресійні підходи, стохастичні моделі на основі прихованих марковських процесів, а також методи класифікації, реалізовані на базі опорних векторів.

Використання методу емпіричної модової декомпозиції дозволяє розділити сигнал на моди (рис. 3.17 – 3.18), кожна з яких містить свій діапазон частот сигналу.

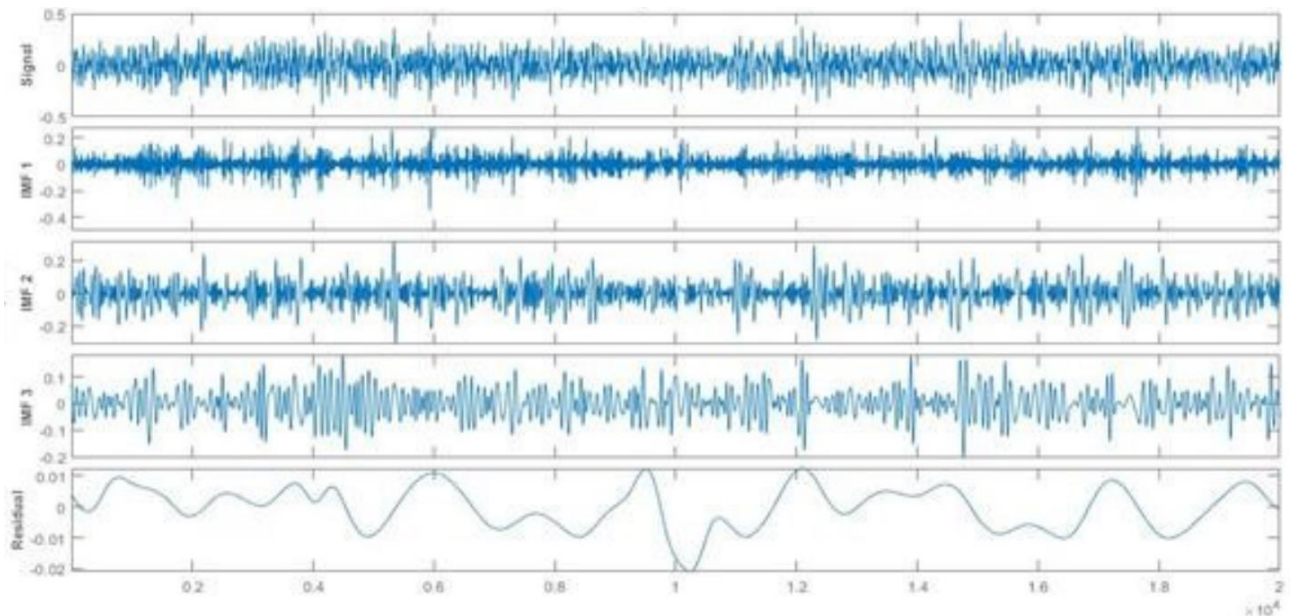


Рисунок 3. 17 – Результат емпіричної модової декомпозиції звукового сигналу для гострого інструменту

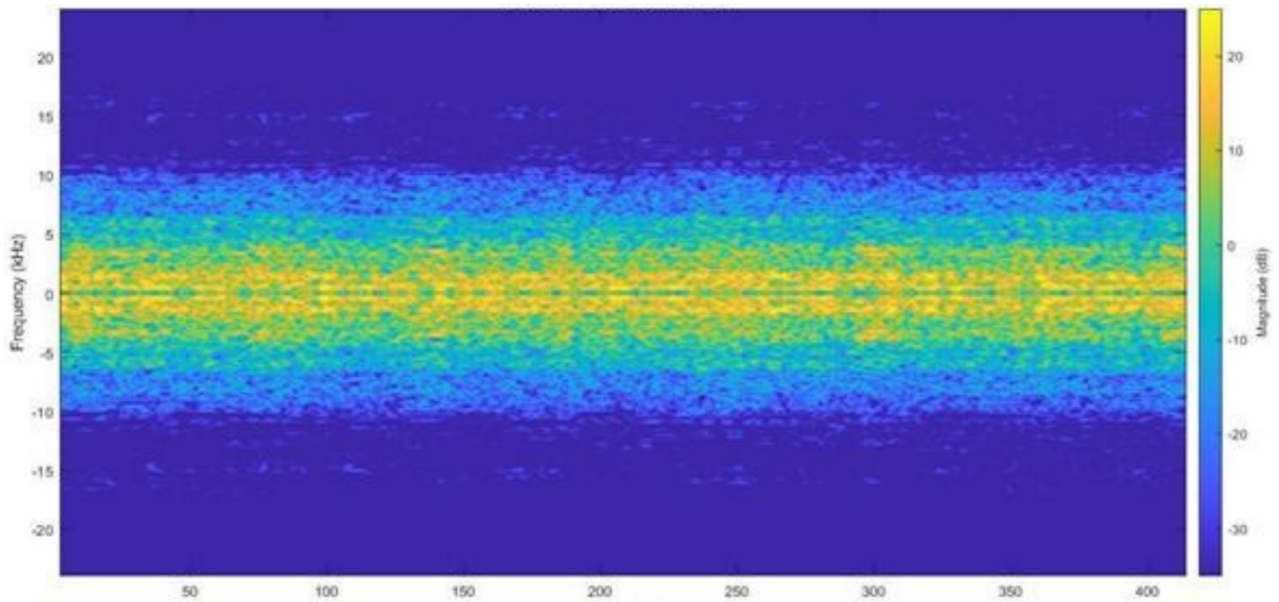


Рисунок 3.18 – Спектрограма модової декомпозиції звукового сигналу для гострого інструменту

3.2 Математична модель ANFIS оброблених сигналів

Побудова математичної моделі нейро-нечіткої системи типу ANFIS передбачає попередню підготовку вхідних даних, призначених для подальшого навчання мережі. З метою підвищення інформативності та стабільності результатів доцільно виконати декомпозицію вихідних акустичних записів на окремі фрагменти. Зокрема, сукупність сигналів, що описують процес різання, розбивається на коротші часові інтервали, кожен з яких відображає окрему фазу технологічної взаємодії.

Реалізація такої сегментації здійснюється із використанням програмного середовища FL Studio. Після імпорту аудіофайлів та застосування інструмента поділу часових ділянок формується розширений набір даних, що складається з 23 окремих сигналів. З них 8 відповідають режимам штатної обробки, тоді як 15 фрагментів характеризують моменти врзання ріжучого інструмента, що дозволяє чітко відокремити нормальні та аномальні режими роботи при подальшому навчанні нейро-нечіткої моделі (рис. 3.19).



Рисунок 3.19 – Поділ сигналів на менші складові

На наступному етапі обробки підготовлені аудіосигнали імпортуються до середовища MATLAB, де вони розміщуються у робочій області «Workspace» шляхом прямого перетягування файлів із попередньо визначеного каталогу (рис. 3.20). Такий спосіб завантаження забезпечує швидкий доступ до даних для їх подальшого аналізу.

Кожен із завантажених сигналів підлягає окремому статистичному дослідженню з метою визначення числових показників, що характеризують його властивості. Отримані параметри після обчислення систематизуються та переносяться до електронної таблиці формату Excel, яка використовується як проміжне сховище даних для наступних етапів аналізу та моделювання.

Початковий аналіз сигналу виконується через графічні інструменти MATLAB. Для цього слід натиснути на сигнал з робочого місця і перейти у вкладку «Plots», тут необхідно вибрати найпершу шкалу під назвою «Plot». Після виконаних дій відкривається візуалізація звукового сигналу (рис. 3.21).

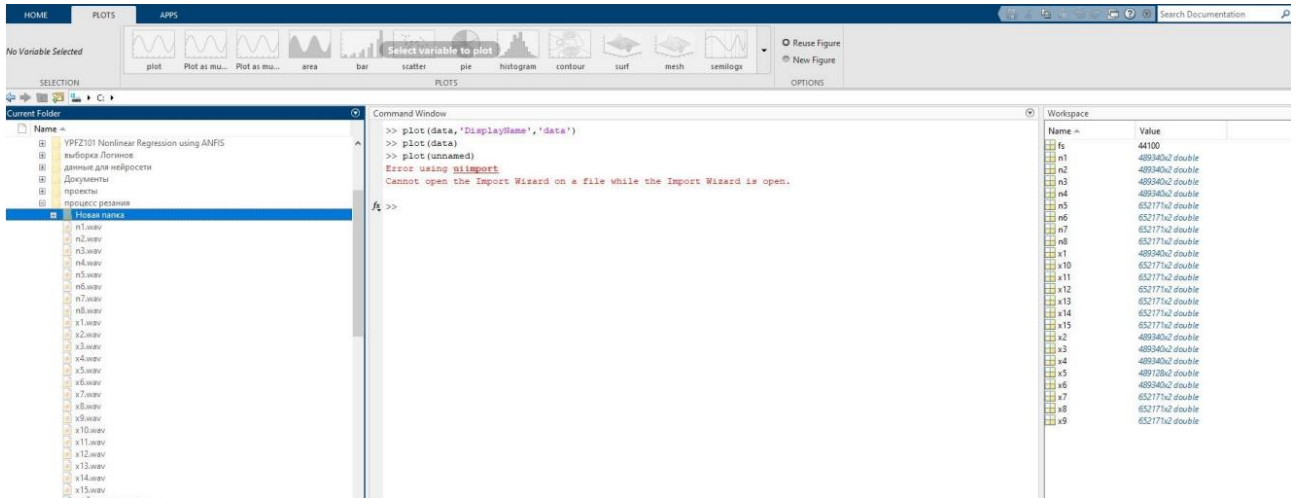


Рисунок 3.20 – Сигнали на робочому місці

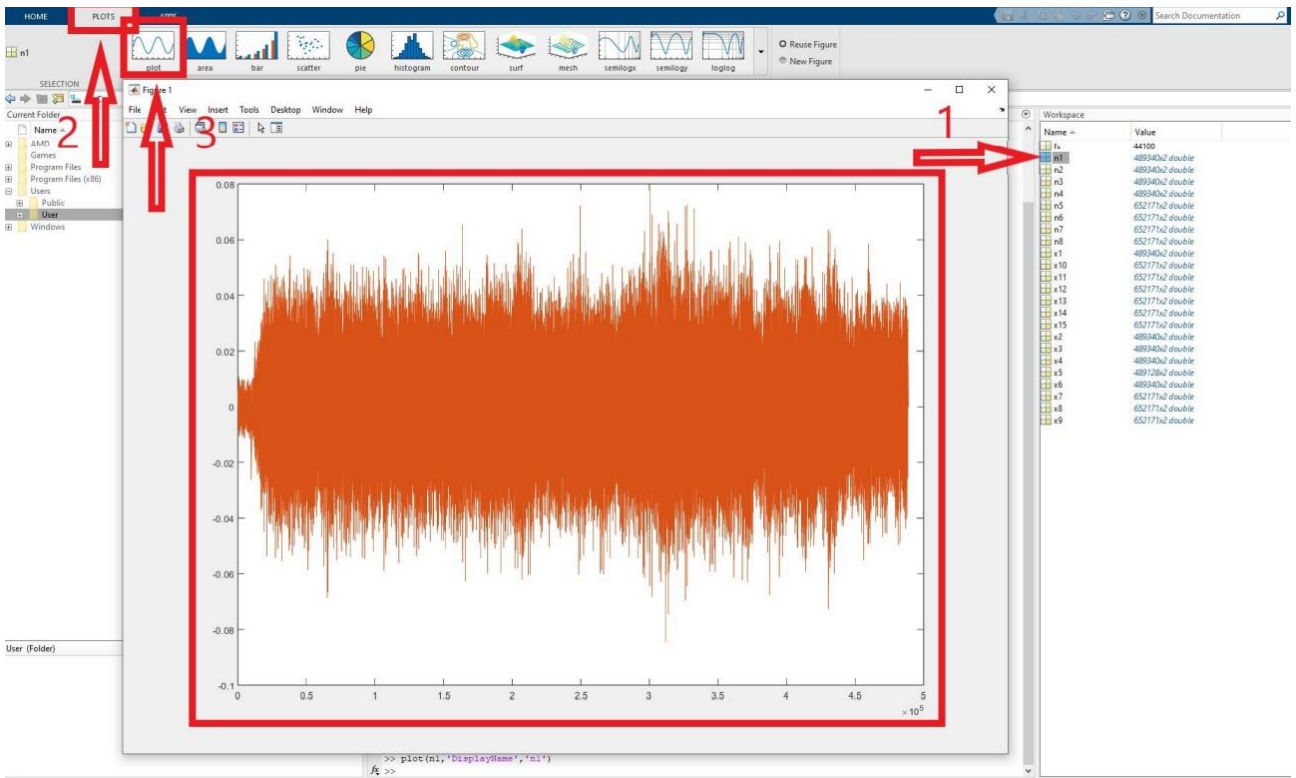


Рисунок 3.21 – Візуалізація сигналу

Після того, як нам видно сигнал, необхідно перейти у вікно, що відкрилося, у вкладку «Tools» і вибрати «Data Statistics». Ця опція обчислює статистичні характеристики сигналу, які відображені на рисунку 3.22. Вони є основною частиною у створенні даних для нейронної мережі.

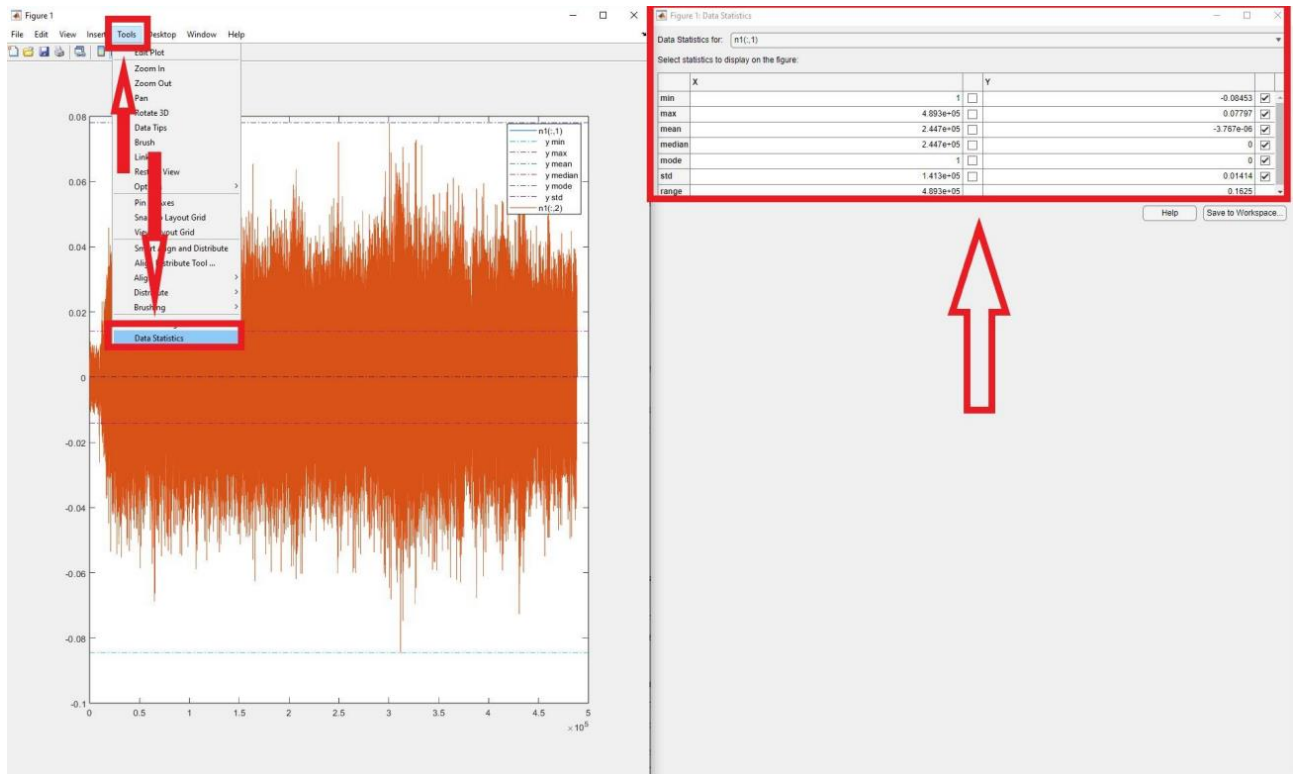


Рисунок 3.22 – Статистичні характеристики

Під час формування набору ознак для подальшого аналізу часову вісь доцільно виключити з розгляду, оскільки вона не несе додаткової інформації про амплітудні та статистичні властивості сигналу. Таким чином, у подальшій обробці використовуються лише значення, що відповідають ординаті сигналу. Аналогічна процедура застосовується до кожного з 23 підготовлених сигналів, у результаті чого формується зведена таблиця числових характеристик.

Сформований масив даних, представлений у вигляді електронної таблиці Excel (рис. 3.23), містить повний набір параметрів для всіх сигналів, а також числову оцінку ступеня зношування ріжучого інструмента, виражену в міліметрах. При цьому 5 стовбець, позначений як Mode, не несе інформативного навантаження, оскільки має однакове нульове значення для всіх записів, що дозволяє виключити його з подальшого аналізу.

Підготовлені дані використовуються як вхідна інформація для нейронної моделі типу ANFIS. У цій моделі 6 числових параметрів, за винятком 5 стовпця, задаються як вхідні змінні, тоді як останній сьомий параметр, що

характеризує величину зносу інструмента (wear), визначається як вихідна змінна системи.

0.07797	-0.08453	-3.767E-6	0.0	0.0	0.01414	0.1625	0.1
0.201	-0.1813	-4.986E-6	0.0	0.0	0.01525	0.3822	0.1
0.1298	-0.127	-1.244E-5	0.0	0.0	0.01646	0.2568	0.1
0.08078	-0.08795	1.296E-5	0.0	0.0	0.01549	0.1687	0.2
0.09143	-0.08447	-2.111E-6	0.0	0.0	0.01738	0.1759	0.2
0.1184	-0.1679	-3.406E-5	0.0	0.0	0.01976	0.2863	0.2
0.1026	-0.1042	7.256E-6	3.052E-5	0.0	0.01661	0.2069	0.25
0.1054	-0.1358	-6.479E-6	0.0	0.0	0.01749	0.2412	0.25
0.5472	-0.5912	2.409E-5	0.0	0.0	0.05223	1.138	0.25
0.4289	-0.4289	-8.396E-6	-3.052E-5	0.0	0.04432	0.8578	0.3
0.5872	-0.6401	4.77E-6	0.0	0.0	0.05418	1.227	0.3
0.5118	-0.5311	-6.88E-5	0.0	0.0	0.04155	1.043	0.3
0.6292	-0.6216	2.47E-5	1.526E-4	0.0	0.05691	1.251	0.3
0.6386	-0.5955	1.994E-5	1.221E-4	0.0	0.04654	1.234	0.4
0.6021	-0.4811	1.238E-7	-3.052E-5	0.0	0.04378	1.083	0.4
0.5389	-0.4817	-1.337E-5	-3.052E-5	0.0	0.04254	1.021	0.4
0.4822	-0.529	3.107E-6	0.0	0.0	0.04699	1.011	0.5
0.5986	-0.586	2.281E-7	3.052E-5	0.0	0.04412	1.185	0.5
0.5325	-0.6197	-3.369E-5	3.052E-5	0.0	0.04351	1.152	0.5
0.6012	-0.6837	1.47E-6	9.155E-5	0.0	0.05464	1.285	0.55
0.5936	-0.657	3.588E-5	1.526E-4	0.0	0.04182	1.251	0.55
0.6372	-0.6426	1.288E-5	1.526E-4	0.0	0.04453	1.281	0.55
0.6479	-0.587	1.743E-5	3.357E-4	0.0	0.05612	1.235	0.55
max	min	mean	median	mode	std	range	wear

Рисунок 3.23 – Статистичні характеристики

Ініціалізація нейро-нечіткої системи ANFIS у середовищі MATLAB здійснюється шляхом введення відповідної команди в командному інтерфейсі, після чого відкривається спеціалізоване вікно налаштування мережі (рис. 3.24). Для подальшої роботи в цю систему необхідно імпортувати експериментальні дані, підготовлені у табличному вигляді.

Безпосереднє завантаження файлів формату Excel у ANFIS не підтримується, що зумовлює потребу у проміжному перетворенні даних. З цією метою вихідну таблицю спочатку експортують у формат CSV (з параметрами Macintosh), після чого отриманий файл відкривають у текстовому редакторі та повторно зберігають у вигляді файлу з розширенням .dat. Лише після виконання цієї послідовності дій підготовлений файл стає придатним для використання в ANFIS.

Під час імпорту даних необхідно вказати їх функціональне призначення. На першому етапі обирається режим «Training», який відповідає навчальній вибірці, оскільки нейро-нечітка модель потребує попереднього навчання. Далі через команду «Load data» обирається підготовлений файл формату .dat, після чого числові дані автоматично відображаються у вигляді графічного представлення в робочому вікні системи (рис. 3.25).

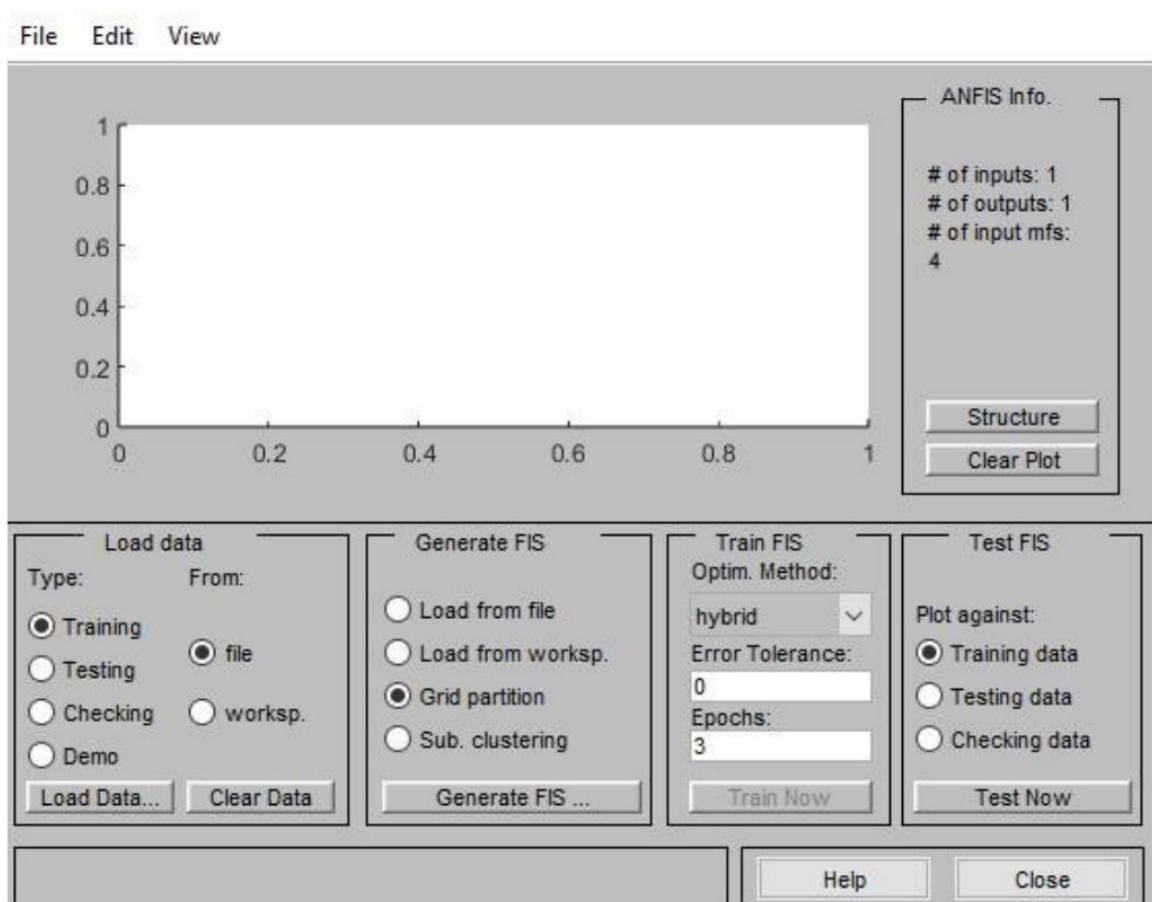


Рисунок 3.24 – Нейронна мережа ANFIS

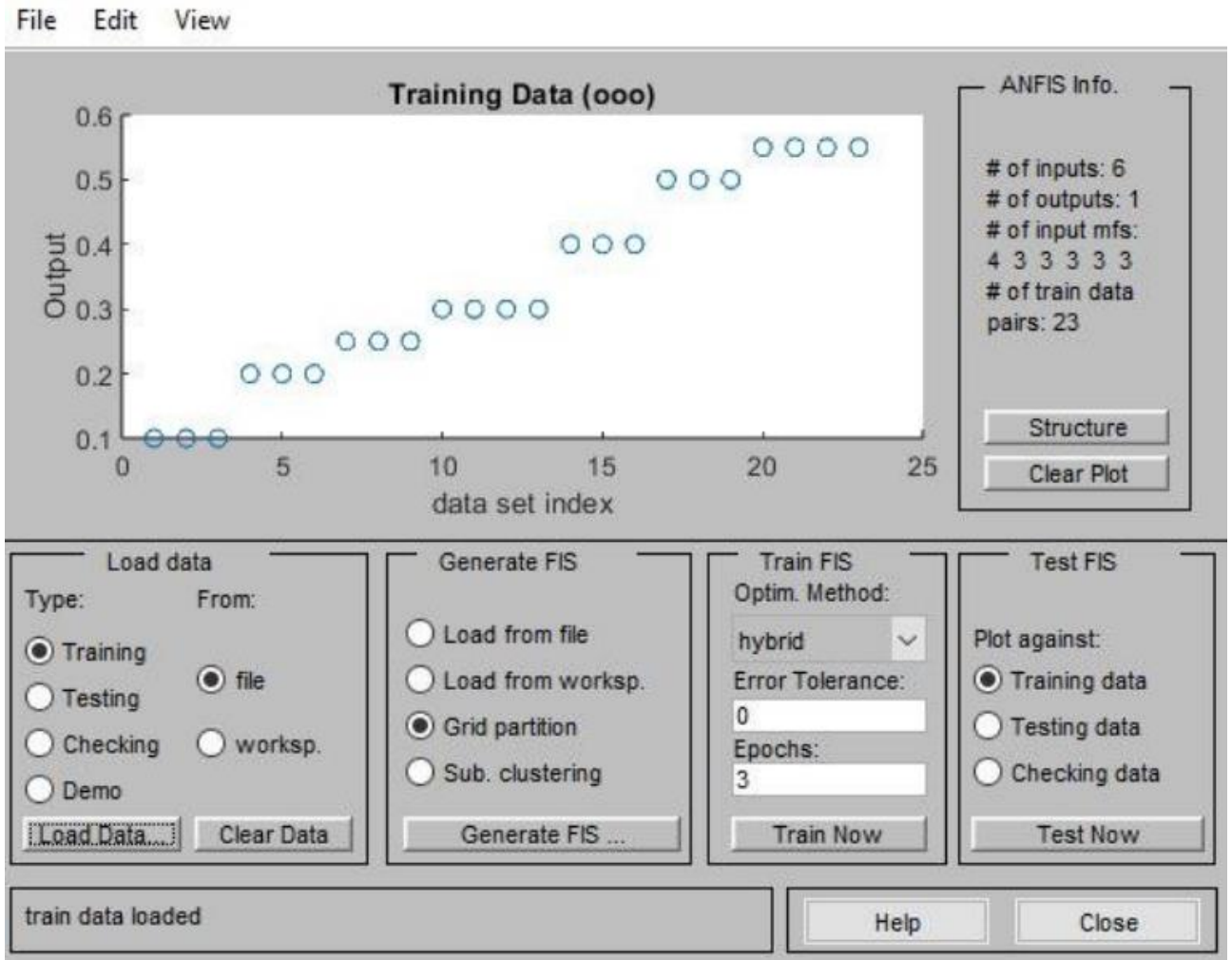


Рисунок 3.25 – Нейронна мережа ANFIS із завантаженими даними для навчання

Після завантаження навчальної вибірки система ANFIS у автоматичному режимі ідентифікувала структуру вхідних даних, встановивши наявність 23 пар спостережень, шести вхідних змінних та одного вихідного параметра. Окрім цього, було сформовано початковий набір функцій належності для кожного з входів: для першої змінної обрано чотири функції, тоді як для інших п'яти – по три, що відповідає особливостям розподілу даних.

Наступним кроком є побудова нечіткої системи висновку (FIS). На цьому етапі як базову форму функцій належності обирають гаусівський тип. З урахуванням обмеженого діапазону зміни значень для 4 та 6 входів, параметри

їхніх функцій належності додатково коригуються, що дозволяє підвищити чутливість моделі до незначних варіацій вхідних даних (рис. 3.26).

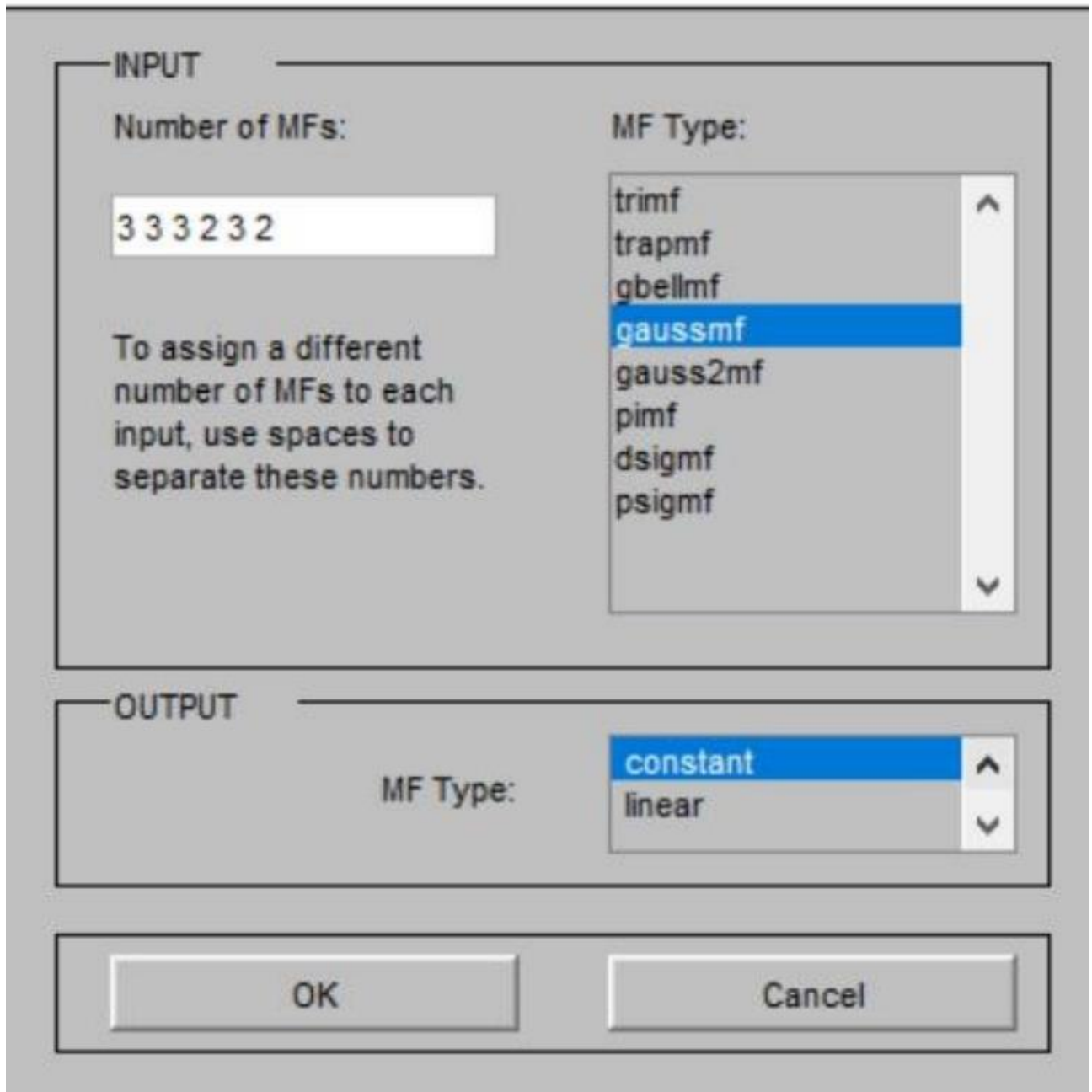


Рисунок 3.26 – Вибір функції належності в ANFIS

Після формування нечіткої структури здійснюється налаштування алгоритму навчання нейро-нечіткої моделі. Оскільки в даному дослідженні використовується ANFIS із комбінованим принципом оптимізації, як метод навчання обирається гібридний режим. Параметр, що визначає тривалість

навчання, задається кількістю ітерацій, або епох; у межах цієї роботи кількість таких циклів встановлено рівною 50. Після завершення конфігурації параметрів процес навчання ініціюється відповідною командою, а його перебіг автоматично відображається у вигляді графічної залежності.

У процесі візуалізації система використовує стандартизовані умовні позначення для різних типів даних:

- синя крапка – вибірка, що тестується;
- блакитне коло – навчальна вибірка;
- синій плюс – контрольна вибірка;
- червона зірочка – результати моделювання.

Такий підхід дозволяє наочно оцінити якість навчання та узгодженість моделі з експериментальними даними.

Графічне представлення процесу навчання наведено на рисунку 3.27.

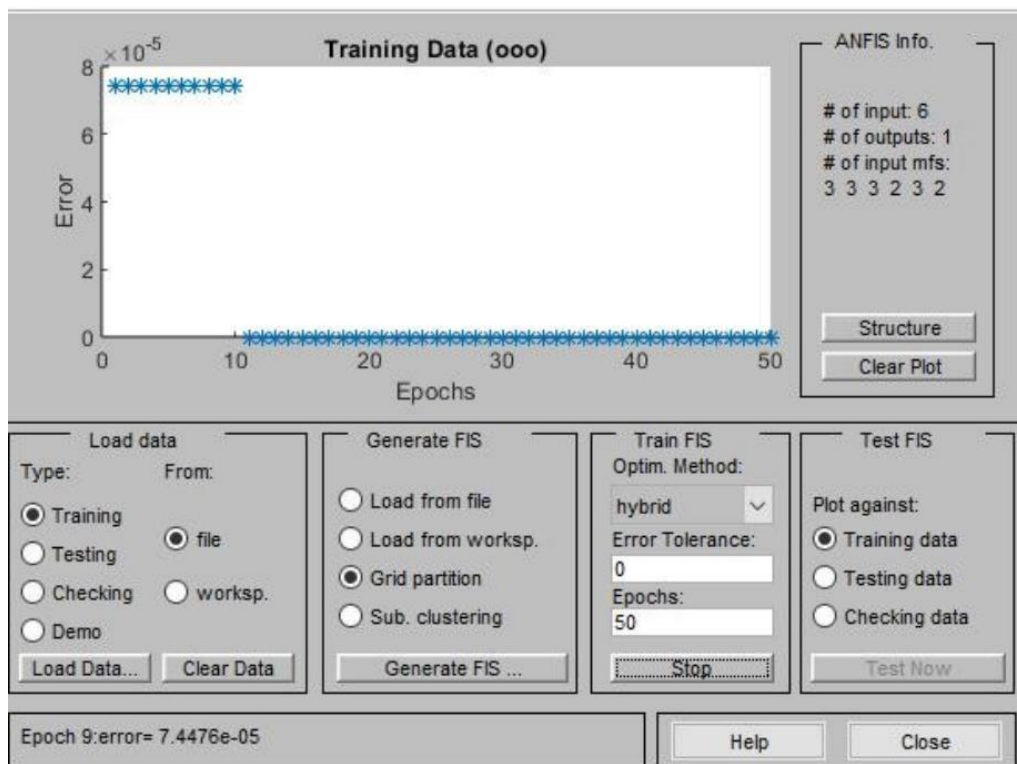


Рисунок 3.27 – Процес навчання нейронної мережі ANFIS

Після завершення оптимізації стає доступним аналіз отриманої бази правил: у даному випадку система сформулила 324 нечітких правила (рис. 3.28). Додатково встановлено, що для більшості вхідних змінних у наступному шарі використовується по три терміни, тоді як для 4 та 6 входів кількість термів зменшена до двох, що відповідає особливостям варіації цих параметрів (рис. 3.29).

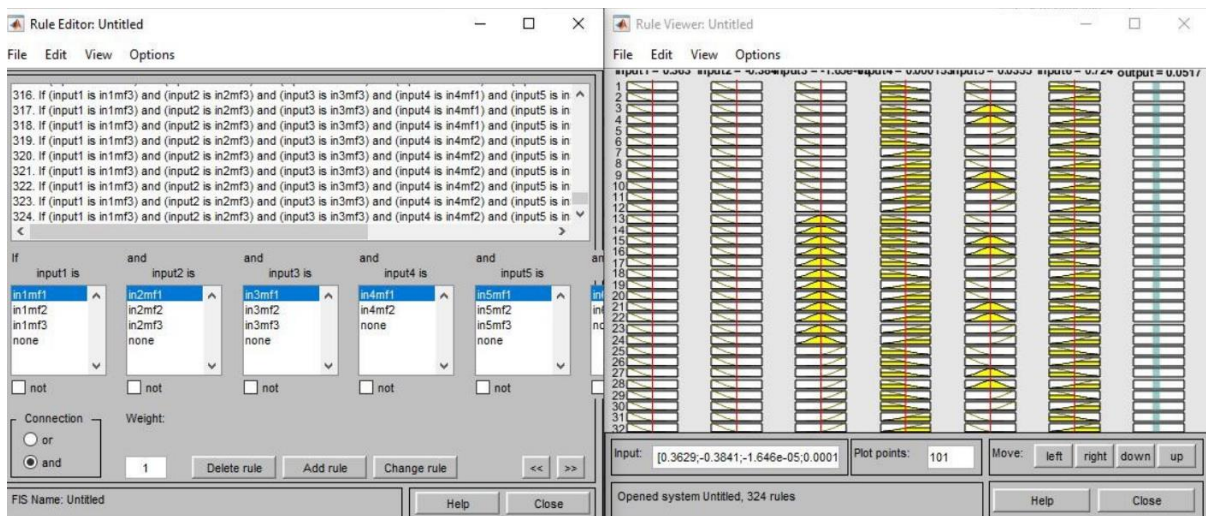


Рисунок 3.28 – Згенеровані правила нечіткого виведення нейронної мережі ANFIS за допомогою gaussmf

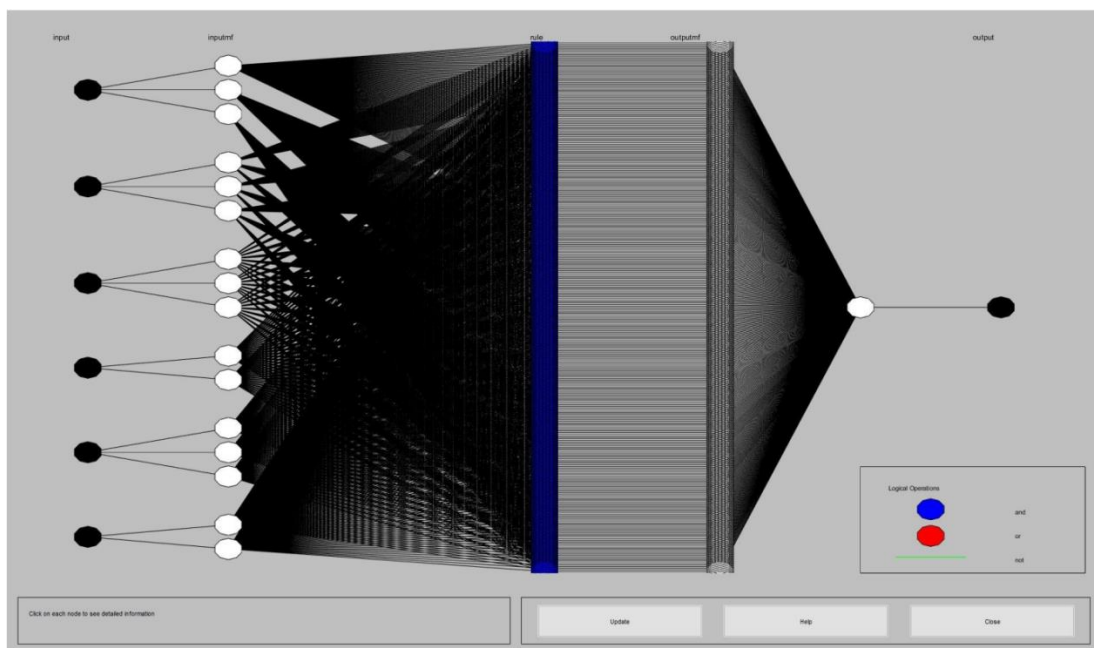


Рисунок 3.29 – Згенерована структура нейронної мережі ANFIS

Таким чином, за процесом навчання отримано структуру нейронної мережі, правила і графік (рис. 3.30).

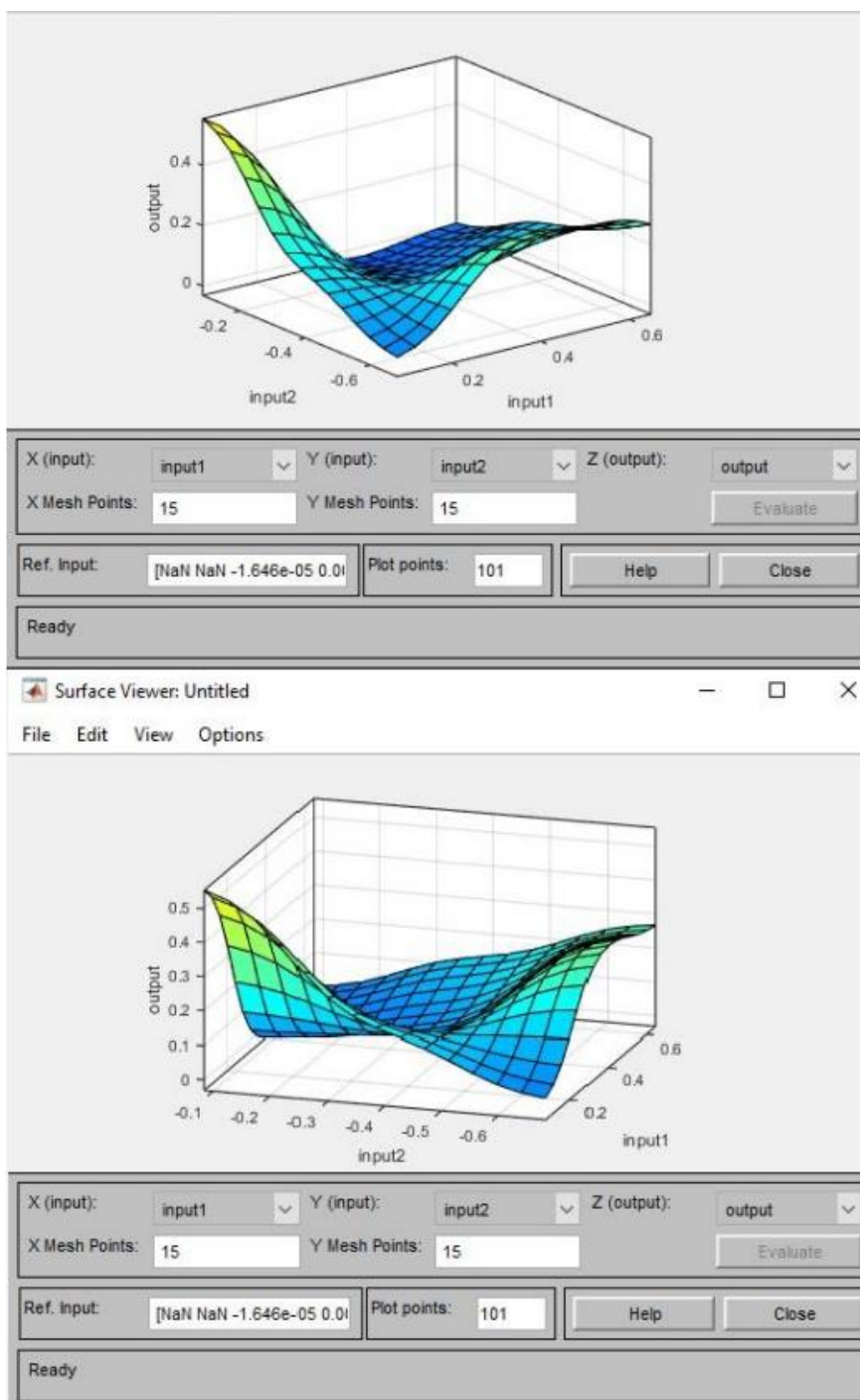


Рисунок 3.30 – Графік отриманих результатів за допомогою gaussmf

Навчену нейронну мережу можна в надалі використовувати з іншими звуковими пакетами даних.

3.3 Висновки до розділу

У третьому розділі виконано практичну реалізацію та експериментальну перевірку запропонованого підходу до оцінки стану ріжучого інструменту на основі віброакустичної діагностики та нейро-нечіткого аналізу. Проведено збір експериментальних віброакустичних даних у процесі різання, що дозволило сформулювати репрезентативну вибірку сигналів для подальшої обробки та аналізу.

У ході експериментальних досліджень виконано попередню цифрову обробку сигналів, яка включала фільтрацію та усунення шумових складових, обумовлених роботою вузлів верстата. Показано, що застосування методів часо-частотного аналізу, зокрема емпіричної модової декомпозиції, дозволяє виділити інформативні компоненти віброакустичного сигналу, чутливі до зміни стану ріжучого інструменту.

На основі оброблених сигналів було обчислено статистичні ознаки, які характеризують процес різання та ступінь зношування інструменту. Сформовано вектор ознак, придатний для використання в інтелектуальних моделях аналізу. Проведений аналіз показав, що обрані статистичні параметри є інформативними та дозволяють встановити зв'язок між характеристиками віброакустичного сигналу і фактичним зносом ріжучого інструменту.

У розділі реалізовано та навчено нейро-нечітку модель типу ANFIS на основі експериментальних даних. За результатами навчання та тестування встановлено, що модель здатна адекватно апроксимувати залежність між вектором ознак та ступенем зносу інструменту, забезпечуючи прийнятну точність оцінювання в умовах обмеженої вибірки даних.

Отримані результати підтверджують працездатність запропонованого алгоритму та доцільність використання віброакустичних сигналів у поєднанні з нейро-нечіткими моделями для діагностики стану виробничого обладнання. Зроблено висновок, що розроблений підхід може бути використаний як основа для створення програмно-апаратної системи моніторингу стану ріжучого інструменту з можливістю подальшого вдосконалення та масштабування.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ

Приміщення, де ведеться проектування, являє собою лабораторію. Площа даного приміщення становить – 35 м², об'єм – 105 м³, має чотири робочих місця. Розміри приміщення 5 м × 7 м × 3 м.

Електроживлення здійснюється від трифазної мережі з глухозаземленою нейтраллю та напругою 380 В, з частотою 50 Гц.

Нормативні вимоги щодо організації безпечних і комфортних умов праці регламентуються документом ДСанПіН 3.3.2–007–98, який визначає мінімальні просторові параметри для одного робочого місця. Згідно з установленими нормами, виробниче приміщення має забезпечувати не менше 6 м² площі, висоту не нижче 3,2 м та об'єм повітряного середовища щонайменше 20 м³ на одного працівника. У розглянутому випадку фактичні показники перевищують нормативні значення та становлять 10 м² площі й 25 м³ повітряного об'єму, що підтверджує відповідність умов праці чинним санітарним вимогам.

У контексті аналізу умов безпеки доцільно розглядати людину як елемент складної інтегрованої системи, що функціонує у постійній взаємодії з технічними засобами та навколишнім середовищем. Така сукупність формалізується у вигляді системи «людина – машина – середовище», у межах якої основним об'єктом дослідження є потенційні небезпеки та характер їх впливу на оператора в процесі експлуатації та еволюції цієї системи. Визначальним пріоритетом при цьому залишається забезпечення безпеки людини як центральної ланки системи.

Відповідно до положень стандарту ДСТУ 12.0.003–74, умови виробничого середовища можуть характеризуватися наявністю факторів, які потенційно становлять небезпеку або негативно впливають на стан працівника. Такі фактори доцільно класифікувати за їх природою та механізмом впливу.

До групи фізичних впливів належать порушення мікроклімату, зокрема надмірна інтенсивність повітряних потоків, а також недостатній рівень

освітлення в зоні виконання робіт. Окрему небезпеку становить підвищене електромагнітне випромінювання, а також можливість виникнення електричного струму небезпечної напруги, який у разі пошкодження ізоляції або замикання може проходити через організм людини.

Психофізіологічні чинники пов'язані з навантаженням на організм працівника в процесі трудової діяльності. До них відносяться тривалі статичні м'язові напруження, інтенсивне розумове навантаження, а також підвищене навантаження на зорову систему, що виникає під час тривалої роботи з візуальною інформацією.

Живлення технологічного обладнання забезпечується від трифазної системи електропостачання з жорстко заземленою нейтраллю, номінальною напругою 380 В та стандартною частотою 50 Гц. Запобігання електротравматизму персоналу реалізується шляхом застосування системи занулення відповідно до вимог нормативного документа НПАОП 40.1–1.32–01. З цією метою всі металеві частини електрообладнання, що не перебувають під робочою напругою, підлягають електричному з'єднанню з нульовим провідником мережі. Для виконання такого з'єднання використовується алюмінієвий провідник, поперечний переріз якого приймається рівним перерізу фазного проводу живлення.

У разі виникнення аварійної ситуації, пов'язаної з пробоем фази на корпус, система занулення забезпечує автоматичне відключення електроустановки. Це відбувається за умови, що величина струму однофазного короткого замикання I_k досягає значення, достатнього для спрацювання захисного апарата, тобто відповідає встановленому критерію відсічення

$$I_k \geq kI_{\text{ном}}, \quad (4.1)$$

де $I_{\text{ном}}$ – номінальний струм плавкої вставки запобіжника або струм спрацювання автоматичного вимикача, А;

k – коефіцієнт кратності струму.

Він приймається в залежності від типу захисту електроустановки. Якщо захист здійснюється автоматичним вимикачем, що має тільки електромагнітне відсічення, тобто, який спрацьовує без витримки часу, то $k = 1,25$. Якщо установка захищена плавкими запобіжниками, час перегорання яких залежить від величини струму, то $k \geq 3$ (у вибухонебезпечних приміщеннях ≥ 4) [24]

$$I_{\text{кз}} = \frac{U_{\phi}}{\frac{Z_T}{3} + Z_{\Pi}}, \quad (4.2)$$

де $\frac{Z_T}{3}$ – повний опір обмоток трансформатора, визначається з [24], виходячи з

потужності трансформатора, $\frac{Z_T}{3} = 0,075$ Ом;

Z_{Π} – опір петлі "фаза-нуль", $Z_{\Pi} = 0,8$ Ом.

Розрахуємо $I_{\text{кз}}$ за формулою (4.2)

$$I_{\text{кз}} = \frac{220}{0,075 + 0,8} = 251 \text{ А.}$$

З умови формули (4.1)

$$I_{\text{н}} \leq \frac{I_{\text{кз}}}{k}, \quad (4.3)$$

де $k = 1,25$ – коефіцієнт кратності струму.

$$I_{\text{н}} \leq \frac{251}{1,25} = 200 \text{ А.}$$

Для реалізації функцій захисту електричного кола застосовується автоматичний вимикач серії TemBreak, розрахований на робочий діапазон

струмів від 50 до 250 А. У межах даного проєкту обрано апарат з номінальним струмом $I_H = 100$ А, оснащений виключно напівпровідниковим механізмом миттєвого відключення, призначеним для струмового відсічення при аварійних режимах.

Організація безпечних умов праці персоналу здійснюється відповідно до вимог нормативного документа НПАОП 0.00–4.12–05, який регламентує порядок проведення інструктажів з охорони праці. Згідно з цими вимогами, працівники зобов'язані проходити вступний інструктаж, первинне навчання безпосередньо на робочому місці, періодичний повторний інструктаж, а також, у разі виникнення відповідних умов, позапланові та цільові інструктажі.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальну науково-практичну задачу автоматизованої оцінки стану виробничого обладнання, зокрема ріжучого інструменту, в умовах сучасного автоматизованого виробництва. У процесі виконання роботи проведено комплексний аналіз фізичних процесів зношування інструменту, сучасних методів діагностики та можливостей застосування інтелектуальних технологій для підвищення ефективності контролю технічного стану.

Тема кваліфікаційної роботи відповідає цілям сталого розвитку ООН, зокрема Цілі 9 «Індустріалізація, інновації та інфраструктура» та Цілі 12 «Відповідальне споживання і виробництво», адже сприяє впровадженню інноваційних технологій, оптимізації використання ресурсів і зменшенню кількості виробничих відходів.

У першому розділі виконано аналіз основних механізмів і видів зношування ріжучого інструменту та встановлено, що інтенсивність і характер зносу суттєво залежать від режимів різання, температурних і силових навантажень, а також жорсткості технологічної системи. Проаналізовано існуючі методи діагностики стану виробничого обладнання, серед яких візуальні, силові, теплові та оптичні підходи. Показано, що більшість традиційних методів мають обмежену ефективність у реальних виробничих умовах, тоді як віброакустична діагностика є перспективним напрямом завдяки простоті реалізації, можливості безперервного контролю та відсутності необхідності модифікації обладнання.

У другому розділі досліджено методи штучного інтелекту для аналізу стану обладнання та обґрунтовано доцільність використання нейро-нечітких моделей. Обрано нейро-нечітку мережу типу ANFIS як інструмент оцінки стану ріжучого інструменту в умовах невизначеності та шумовості вхідних даних. На основі проведеного аналізу розроблено структурну схему системи автоматизації оцінки стану виробничого обладнання, яка охоплює всі етапи перетворення

віброакустичної інформації – від збору сигналів до формування діагностичного рішення. Також розроблено алгоритм роботи системи, що формалізує послідовність дій обробки сигналів, виділення ознак та інтелектуального аналізу.

У третьому розділі виконано практичну реалізацію запропонованого підходу та проведено експериментальні дослідження. Здійснено збір і попередню обробку віброакустичних сигналів, виконано часо-частотний аналіз із використанням емпіричної модової декомпозиції та сформовано вектор статистичних ознак. На основі експериментальних даних реалізовано та навчено модель ANFIS, результати роботи якої підтвердили можливість встановлення залежності між характеристиками віброакустичного сигналу та ступенем зносу ріжучого інструменту. Отримані результати засвідчили працездатність запропонованого алгоритму та перспективність його використання в автоматизованих системах моніторингу.

У процесі розробки та дослідження системи було виявлено низку проблемних питань, які не мають критичного характеру, але впливають на точність та універсальність отриманих результатів. Зокрема, якість віброакустичних сигналів значною мірою залежить від умов їх реєстрації, розташування мікрофона та рівня фонового шуму, що потребує додаткового контролю якості сигналу. Також обмежений обсяг експериментальних даних зменшує узагальнювальну здатність нейро-нечіткої моделі, що може впливати на точність оцінки в інших умовах різання. Крім того, вибір фіксованого набору статистичних ознак не завжди дозволяє повною мірою врахувати всі особливості складних нестационарних віброакустичних сигналів.

Подальше удосконалення розробленої системи доцільно спрямувати у декількох напрямках. Перспективним є розширення експериментальної вибірки даних для підвищення точності та стійкості навчання моделі ANFIS. Доцільним також є дослідження додаткових інформативних ознак, зокрема енергетичних та ентропійних характеристик сигналу, а також використання комбінованих методів аналізу. Окремим напрямком розвитку може бути інтеграція системи в

реальний контур керування верстатом з можливістю автоматичної корекції режимів різання на основі результатів діагностики.

Таким чином, завдання кваліфікаційної роботи вирішено. Мета роботи, що полягала у підвищенні ефективності оцінки технічного стану виробничого обладнання шляхом розроблення системи автоматизованого аналізу параметрів процесу різання з використанням нейронних мереж, досягнута. Отримані результати мають практичну цінність та можуть бути використані як основа для подальшого розвитку інтелектуальних систем діагностики у сучасному автоматизованому виробництві.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Положення про організацію освітнього процесу у ХНУРЕ [електронний ресурс]: https://nure.ua/wp-content/uploads/Main_Docs_NURE/polozhennja-proorganizaciju-osvitnogo-procesu-v-hnure-2023.pdf (дата звернення: 30.10.2025).

2. Положення про організацію проведення практики здобувачів вищої освіти Харківського національного університету радіоелектроніки [Електронний ресурс]: Наказ ХНУРЕ від 03 травня 2019 р. No 222. – Режим доступу: <https://nure.ua/wpcontent/uploads/222-vid-03.05.2019-pro-vvedennja-v-diju-rishennja-vchenoi-radiuniversitetu.pdf> (дата звернення: 30.10.2025).

3. Положення про академічну доброчесність [Електронний ресурс]: Наказ ХНУРЕ від 02 лютого 2021 р. No50. – Режим доступу: https://nure.ua/wpcontent/uploads/Main_Docs_NURE/polozhennja-pro-akademichnu-dobrochesnist.pdf (дата звернення: 30.10.2025).

4. Стандарт вищої освіти за спеціальністю 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» галузі знань 15 «Автоматизація та приладобудування» для другого (магістерського) рівня вищої освіти, затверджений наказом МОН України No 1022 від 10.08.2020р. «Про затвердження стандарту вищої освіти за спеціальністю 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології для другого (магістерського) рівня вищої освіти» Режим доступу: <https://mon.gov.ua/static-objects/mon/sites/1/vishchaosvita/zatverdzeni%20standarty/2020/08/10/151-avtomatizatsiya-ta-kit-magistr.pdf> (дата звернення: 30.10.2025).

5. Методичні вказівки з підготовки та захисту кваліфікаційної роботи здобувачами другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка, освітньо-41 професійних програм: «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва», «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи» / Упоряд. І. Ш.

Невлюдов, Р. В. Артюх, В. В. Безкоровайний, Н. П. Демська, В. В. Євсєєв, О. І. Филипенко, О. М. Цимбал. Харків: ХНУРЕ, 2024. 57 с.

6. Основи наукових досліджень: підручник / І. Ш. Невлюдов, Ю. М. Олександров, А. О. Андрусевич, О. О. Чала; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Prague: OKTAN PRINT, 2024. – 468 с. DOI <https://doi.org/10.46489/ONDNP> Режим доступу на ресурсі бібліотеки ХНУРЕ <https://openarchive.nure.ua/handle/document/28574> (дата звернення: 30.10.2025).

7. Невлюдов І. Ш. Техніко-економічне обґрунтування інженерних рішень в інтелектуальному виробництві: підручник / І. Ш. Невлюдов. - Кривий Ріг: Чернявський Д. О., 2024. – 388 с.: іл. Режим доступу на ресурсі бібліотеки ХНУРЕ <https://openarchive.nure.ua/handle/document/27408>

8. Невлюдов І.Ш. Автоматизована система керування технологічними процесами в SCADA системі TRACE MODE 6: Навчальний посібник / І.Ш.Невлюдов, А.О. Андрусевич, В.В. Євсєєв, С.С. Максимова, М.Г. Стародубцев, В.В.Невлюдова. – Кривий Ріг: Криворізький коледж НАУ, 2018. – 320 с.

9. ДСТУ 3008: 2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання / Нац. стандарт України. – Вид. офіц. – [Чинний від 2017 – 07 – 01]. – Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2016. – 26 с.

10. Khrustalova S., Romenskyi O. Diagnostics of the technological cutting process based on neural network modeling. «Інформаційні системи та інноваційні технології управління проектами і програмами» : Зб. пр. Міжнар. науково-практ. конф., м. Харків - Коблево, 15–20 верес. 2025 р. Харків, 2025. С. 32–33.

11. Research on tool wear morphology and mechanism during turning nickel-based alloy GH4169 with PVD-TiAlN coated carbide tool / J. Liang та ін. Wear. 2022. С. 204468. URL: <https://doi.org/10.1016/j.wear.2022.204468> (дата звернення: 25.10.2025).

12. Wear mechanisms of solid carbide cutting tools in dry and cryogenic machining of AISI H13 steel with varying cutting-edge radius / H. N. Abu Bakar та

ін. *Wear*. 2023. С. 204758. URL: <https://doi.org/10.1016/j.wear.2023.204758> (дата звернення: 25.10.2025).

13. Understanding tool cutting-edge microstructure and deformation mechanism induced by adhesive wear in the turning of nickel-based superalloys / L. Tu та ін. *Wear*. 2024. Т. 556-557. С. 205519. URL: <https://doi.org/10.1016/j.wear.2024.205519> (дата звернення: 25.10.2025).

14. Tool condition monitoring for high-performance machining systems—a review / A. Mohamed та ін. *Sensors*. 2022. Т. 22, № 6. С. 2206. URL: <https://doi.org/10.3390/s22062206> (дата звернення: 26.10.2025).

15. Enhancing machining efficiency: real-time monitoring of tool wear with acoustic emission and STFT techniques / L. H. A. Maia та ін. *Lubricants*. 2024. Т. 12, № 11. С. 380. URL: <https://doi.org/10.3390/lubricants12110380> (дата звернення: 02.11.2025).

16. “Diagnostics and predictive analysis of the wear of a cutting tool when processing on CNC machines” / M. Bryniuk та ін. *Engineering*. 2023. № 31. URL: <https://doi.org/10.32820/2079-1747-2023-31-21-32> (дата звернення: 28.10.2025).

17. Nagaraj S., Diaz-Elsayed N. Tool condition monitoring in the milling of low-to high-yield-strength materials. *Machines*. 2025. Т. 13, № 4. С. 276. URL: <https://doi.org/10.3390/machines13040276> (дата звернення: 28.10.2025).

18. Pashmforoush F., Ebrahimi Araghizad A., Budak E. Tool wear prediction in milling process using physics-informed machine learning and thermo-mechanical force model with monitoring applications. *Journal of manufacturing systems*. 2025. Т. 82. С. 1192–1212. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.08.014> (дата звернення: 29.10.2025).

19. Vu V. Q., Bui T.-N., Tran M.-Q. AI-based tool wear prediction with feature selection from sound signal analysis. *Frontiers in mechanical engineering*. 2025. Т. 11. URL: <https://doi.org/10.3389/fmech.2025.1608067> (дата звернення: 29.10.2025).

20. Overview of tool wear monitoring methods based on convolutional neural network / Q. Wang та ін. Applied sciences. 2021. Т. 11, № 24. С. 12041. URL: <https://doi.org/10.3390/app112412041> (дата звернення: 29.10.2025).

21. Wang K., Wang A., Wu L. Research on tool wear monitoring technology based on variational mode decomposition and back propagation neural network model. Sensors.2024.Т. 24,№ 24.С. 8107. URL: <https://doi.org/10.3390/s24248107> (дата звернення: 29.10.2025).

22. Tool wear monitoring based on an improved convolutional neural network / J.-W. Zhao та ін. Journal of mechanical science and technology. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s12206-023-0332-x> (дата звернення: 29.10.2025).

23. Mechanical design and determination of bandwidth for a two-axis inertial reference unit / W. Tuo та ін. Mechanical systems and signal processing. 2022. Т. 172. С. 108962. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2022.108962> (дата звернення: 30.10.2025).

24. ДСТУ 12.1.009–95. Електробезпека. Терміни та визначення. – Офіц. вид. – Київ: Держстандарт України, 1995. – 8 с.