

Міністерство освіти і науки України  
Івано-Франківський національний технічний  
університет нафти і газу

На правах рукопису

Слабінога Мар'ян Остапович

УДК 681.518:621.438

**ІНФОРМАЦІЙНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ  
ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ  
ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНОГО АГРЕГАТУ ЯК ОБ'ЄКТА КЕРУВАННЯ**

Спеціальність 05.13.07 – Автоматизація процесів керування

Дисертація на здобуття наукового ступеня  
кандидата технічних наук

Звернувшись всіх університетів  
дисертації здвигую:  
Всіх секретарів секретарів  
всех ради  
18.04.2016

Олійника А. П.

18.04

16

Івано-Франківськ - 2016

Науковий керівник:  
доктор технічних наук,  
професор Горбійчук Михайло Іванович



d588

## ЗМІСТ

<b>ВСТУП</b> .....	6
<b>Розділ 1. СУЧАСНИЙ СТАН ПРОБЛЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ ЯК ОБ’ЄКТІВ КЕРУВАННЯ</b> .....	14
1.1. Процес функціонування газоперекачувального агрегату як об’єкт дослідження у задачі ідентифікації технічного стану	14
1.2. Загальна характеристика процесу ідентифікації технічного стану об’єктів керування.....	21
1.2.1. Методи поглибленого аналізу даних (data mining) технологічних параметрів та їх застосування для вирішення задачі ідентифікації технічного стану об’єктів керування.....	23
1.2.2. Аналіз алгоритмів машинного навчання для вирішення задач класифікації в процесі ідентифікації технічних станів.....	37
1.3. Аналіз методів та засобів вібраційного контролю і захисту ГПА	40
1.4. Вибір і обґрунтування напрямку досліджень.....	43
<b>Розділ 2. ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ ШЛЯХОМ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ МЕТОДАМИ ПОГЛИБЛЕНОГО АНАЛІЗУ</b> .....	45
2.1. Методика отримання експериментальних даних.....	45
2.1.1. Методика отримання експериментальних даних з газоперекачувального агрегату типу ГПА-10-01.....	45
2.1.2. Експериментальні дані для тестування методів обробки миттєвих значень вібраційних даних .....	48
2.2. Методи ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату на основі аналітичної інформації .....	51

2.2.1. Застосування алгоритмів машинного навчання в процесі попередньої обробки та візуалізації даних.....	51
2.2.2. Порівняльний аналіз ефективності алгоритмів машинного навчання у вирішенні задачі класифікації.....	54
2.3. Дослідження методів аналізу первинних даних для отримання інформації про стан газоперекачувального агрегату як об'єкта керування.....	59
2.3.1. Статистичні характеристики параметрів технологічного процесу .....	60
2.3.2. Застосування ентропійних оцінок у задачі ідентифікації технічних станів .....	64
2.3.3. Фур'є-аналіз та кепстральний аналіз у задачі ідентифікації технічного стану .....	71
2.3.4. Застосування вейвлет-аналізу для обробки діагностичних даних.....	77
2.3.5 Метод генерування специфічного вейвлета для обробки експериментальних даних.....	83
2.3.6 Аналіз експериментальних даних методом виділення емпіричних компонент.....	88
2.4. Удосконалення процесу ідентифікації технічних станів газоперекачувальних агрегатів з урахуванням ентропійних оцінок .....	92
Висновки до другого розділу.....	97

**Розділ 3. РОЗРОБЛЕННЯ КОМПЛЕКСНОГО МЕТОДУ  
ПОГЛИБЛЕНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ  
ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ  
ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНОГО АГРЕГАТУ**

3.1. Комплексний метод ідентифікації технічного стану газоперекачувальних агрегатів .....	99
3.2. Використання концепції адаптивного клієнта для мінімізації часу ідентифікації технічного стану ГПА типу ГПА-10-01 .....	102
3.3. Алгоритм аналізу технічного стану газоперекачувального агрегату як об'єкта керування.....	108
3.3.1 Схема зберігання та руху даних.....	108
3.3.2 Формування висновку про технічний стан газоперекачувального агрегату.....	111
Висновки до третього розділу.....	115

#### **Розділ 4. РОЗРОБКА СТРУКТУРНОЇ СХЕМИ**

##### **ІНФОРМАЦІЙНОГО ТА ПРОГРАМНОГО**

##### **ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОЦЕСУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ**

##### **ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНОГО**

##### **АГРЕГАТУ ЯК ОБ'ЄКТА КЕРУВАННЯ**

116

4.1. Апаратне забезпечення та програмні засоби реалізації блоку ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату...	116
4.2. Проектування структури програмного забезпечення ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату	126
4.3. Графічний інтерфейс користувача.....	127
4.4. Функціонування розробленої системи в режимі ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату.....	134
4.4.1. Ідентифікація технічного стану за даними параметрів обертового процесу на фізичній моделі .....	134
4.4.2. Ідентифікація технічного стану газоперекачувального агрегату як об'єкта керування.....	137
4.4.3. Впровадження інформаційного та програмного	

забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА як об'єкта керування.....	138
Висновки до четвертого розділу.....	139
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>141</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>	<b>143</b>
<b>ДОДАТКИ.....</b>	<b>161</b>

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АСК	— автоматизована система керування
ВЦН	— відцентровий нагнітач
ГПА	— газоперекачувальний агрегат
ДПФ	— дискретне перетворення Фур'є
ІФНТУНГ	— Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
КВТ	— компресор високого тиску
КНТ	— компресор низького тиску
КС	— компресорна станція
ОІТС	— об'єкт ідентифікації технічного стану
ОК	— об'єкт керування
ПЗ	— програмне забезпечення
ТВТ	— турбіна високого тиску
ТНТ	— турбіна низького тиску
ТС	— технічний стан
ШНМ	— штучна нейронна мережа
ШПФ (FFT)	— швидке перетворення Фур'є (Fast Fourier transform)
CSV	— значення, розділені комою (comma-separated values)
CWT	— неперервне вейвлет-перетворення (continuous wavelet transform)
EMD	— метод декомпозиції на емпіричні моди (empirical mode decomposition)
HDD	— жорсткий диск (Hard disc drive)
HHT	— перетворення Хуанга-Гільберта (Hilbert-Huang transform)
MPI	— мультипроцесорний інтерфейс (multiprocessing interface)
SSD	— твердотільний носій (solid state drive)
SVM	— метод опорних векторів (support vector machine)
PCA	— аналіз принципів компонент (principle component analysis)
RAID	— надлишковий масив незалежних дисків (redundant array of independent discs)

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Ефективна робота газотранспортної системи України є одним із факторів надійного забезпечення галузей національної економіки та населення природним газом, що є метою заходів, затверджених Постановою Кабінету міністрів України «Про забезпечення споживачів природним газом»[1]. Однією із найважливіших задач забезпечення ефективності функціонування газотранспортної системи є підвищення надійності експлуатації газоперекачувальних агрегатів (ГПА) як об'єктів керування у складі автоматизованих систем керування, та зменшення витрат на їх обслуговування та ремонт.

Вирішення цієї задачі полягає в розробці алгоритмів та методів ідентифікації технічного стану ГПА в цілому та окремих його елементів та вузлів, а також інформаційного та програмного забезпечення, що реалізує функціонування даних алгоритмів в системі автоматизованого керування процесом компримування природного газу.

Питанню ідентифікації та контролю присвячена велика кількість праць як зарубіжних, так і вітчизняних вчених (Л.С. Цегельников, С.П. Зарицький, Є.А. Ігуменцев, В.А. Щуровський, В.Г. Дубинський, Б.П. Поршаков, В.Я. Грудз, Л.М. Заміховський, М. І. Горбійчук, А.П. Толстов, С.А. Саприкін, В.Г. Соляник, В.І. Избаш, Mark Devaney, Can Gulen, Bill Cheetham, Sal Paolucci, Patrick R. Griffin, та інші), не вирішеним залишається питання побудови алгоритму ідентифікації технічного стану ГПА з заданою достовірністю за мінімальний час із застосуванням сучасних методів розпізнавання образів, поглибленого аналізу даних та залученням апаратних засобів передачі, опрацювання та архівування великих обсягів даних технологічного процесу. Таким чином, задача розробки інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану газоперекачувальних агрегатів у складі системи автоматизованого керування є актуальною, оскільки її вирішення дозволить отримувати оцінку технічного стану ГПА з урахуванням змін

значень технологічних параметрів у часі, за мінімальний час опрацювання даних процесу компримування природного газу.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Вибраний напрямок досліджень є складовою частиною тематичного плану Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу (ІФНТУНГ). Дисертаційна робота виконана у відповідності з основним науковим напрямком діяльності кафедри комп'ютерних систем і мереж ІФНТУНГ. Тематика роботи є частиною планових державних науково-дослідних програм із розвитку нафтогазового комплексу України і базується на результатах держбюджетної роботи: «Синтез комп'ютерних систем та розробка програмного забезпечення для об'єктів нафтогазового комплексу» (номер державної реєстрації РК 01110005890).

З вище названої наукової тематики автор був безпосереднім виконавцем робіт щодо синтезу інформаційного та програмного забезпечення автоматизованої системи ідентифікації технічних станів об'єктів керування.

**Мета і задачі дослідження.** Метою даної роботи є розробка інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА як об'єкта керування на основі алгоритму комплексної оцінки технічного стану, що базується на методах штучного інтелекту та методах поглибленого аналізу даних, з мінімізацією часу ідентифікації і дасть змогу підвищити ефективність функціонування як ГПА, так і системи автоматизованого керування в цілому.

Для досягнення поставленої мети передбачено вирішення таких задач:

- аналіз літературних джерел з питань побудови процесу ідентифікації технічного стану ГПА, застосування методів поглибленого аналізу даних та методів штучного інтелекту, сучасного стану розвитку автоматизованих систем вібродіагностики та вібраційного захисту газоперекачувальних агрегатів;
- порівняльний аналіз ефективності методів штучного інтелекту для вирішення задачі класифікації та аналіз ефективності методів поглибленого



аналізу даних при роботі з технологічними параметрами процесу компримування природного газу, які мають різний характер зміни в часі;

- розробка методу мінімізації часу ідентифікації технічного стану, що базується на врахуванні інформаційної цінності результатів опрацювання окремих параметрів технологічного процесу різними методами;

- розробка комплексного методу розпізнавання імпульсів певної форми у структурі параметрів технологічного процесу на основі вейвлета, згенерованого за формою шуканого імпульсу;

- розробка концепції адаптивного клієнта у складі клієнт-серверної архітектури, на базі якої функціонує інформаційне та програмне забезпечення;

- розроблення та програмна реалізація методу та алгоритму процесу ідентифікації технічного стану ГПА з урахуванням результатів роботи алгоритму мінімізації часу ідентифікації та алгоритму, що реалізує концепцію адаптивного клієнта;

- розроблення методу вибору апаратного забезпечення блоку ідентифікації технічного стану у складі автоматизованої системи керування за критерієм відношення ціни та якості;

- синтез та реалізація структури інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА у складі автоматизованої системи керування, а також розроблення доступного та інтуїтивно зрозумілого графічного інтерфейсу користувача.

*Об'єктом дослідження* є інформаційні процеси, що супроводжують компримування природного газу газоперекачувальними агрегатами з газотурбінним приводом та контролюються автоматизованою системою керування.

*Предметом дослідження* є методи, алгоритмічне та програмне забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА як об'єкта керування на основі комплексної оцінки даних процесу компримування природного газу з

використанням методу поглибленого аналізу даних та методів штучного інтелекту.

**Методи дослідження.** Вирішення поставлених задач досягнуто шляхом використання методів порівняльного аналізу, систематизації й узагальнення (для аналізу методів і комп'ютерних систем контролю стану ГПА), методів системного аналізу (для визначення сутності ефективних рішень), методів обробки даних (для виявлення проявів негативних змін у стані ГПА), теорії нейронних мереж (для ідентифікації стану ГПА за результатами опрацювання даних технологічного процесу), машинного навчання (для дослідження залежностей між окремими параметрами технологічного процесу) та методів вейвлет-аналізу (для розпізнавання імпульсів визначеної форми в даних технологічного процесу), методів теорії автоматичного керування (для розробки системи та алгоритму її функціонування), методів об'єктно-орієнтованого програмування (для розробки програмного забезпечення).

**Наукова новизна одержаних результатів** полягає у подальшому розвитку методу ідентифікації технічного стану ГПА шляхом застосування теорії штучного інтелекту та методів аналізу даних; у синтезі автоматизованої системи ідентифікації технічного стану ГПА керування на основі даних їх функціонування.

*вперше:*

- розроблено метод мінімізації часу ідентифікації технічного стану, що базується на врахуванні інформаційної цінності результатів опрацювання окремих параметрів технологічного процесу різними методами, що дозволяє уникати надлишкових обчислень у процесі аналізу даних технологічних параметрів процесу компримування природного газу;
- розроблено метод комплексної оцінки технічного стану ГПА, що базується на мінімізації відносно інформаційних оцінок та розробленої концепції адаптивного клієнта, що дало змогу досягти достовірності ідентифікації технічного стану ГПА за мінімальний час.

- формалізована задача і розроблений метод вибору складових частин блоку ідентифікації технічних станів у складі автоматизованої системи керування за критерієм відношенням ціни до надійності, на основі алгоритму пошуку найкоротшого шляху, що дає змогу забезпечити ефективне функціонування розробленого інформаційного та програмного забезпечення;
- синтезовано структуру інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА у складі автоматизованої системи керування, що дозволяє ефективно реалізувати розроблені алгоритми.

*знайшов подальший розвиток:*

- метод розпізнавання імпульсів певної форми у структурі параметрів процесу функціонування на основі вейвлета, згенерованого за формою шуканого імпульсу, що дало змогу підвищити достовірність виявлення імпульсів, що можуть бути проявами неполадок у вузлах ГПА.

**Практичне значення одержаних результатів** полягає в розробленні:

- концепції та алгоритму функціонування адаптивного клієнта у складі клієнт-серверної архітектури, на базі якої функціонує інформаційне та програмне забезпечення, що дозволяє рівномірно розподілити обчислювальні задачі між рівнями архітектури, виходячи з їх обчислювальної потужності;
- алгоритму процесу ідентифікації технічного стану ГПА з урахуванням результатів роботи алгоритму мінімізації часу ідентифікації та алгоритму, що реалізує концепцію адаптивного клієнта, що дозволяє отримати комплексну оцінку технічного стану ГПА за мінімальний час;
- інформаційного та програмного забезпечення у складі автоматизованої системи керування для ідентифікації технічного стану ГПА, з використанням сучасних пакетів програмних продуктів для обробки і збереження даних та результатів їх обробки з метою подальшого аналізу.

Розроблена автоматизована система ідентифікації технічного стану ГПА прийнята до впровадження в філії УМГ «КИЇВТРАНСГАЗ» ПАТ «УКРТРАНСГАЗ» (акт від 23.03.2015 р.). Результати досліджень впроваджені в навчальний процес кафедри комп'ютерних систем та мереж

ІФНТУНГ для студентів напрямку підготовки 6.050102 – «Комп'ютерна інженерія» у робочих програмах дисциплін «Розробка та програмування веб-застосувань» та «Штучні нейронні мережі» (акт від 23.03.2015 р.).

**Особистий внесок здобувача.** Основні наукові положення та результати дисертаційної роботи, що виносяться на захист, отримані автором особисто. У роботах, написаних із співавторами, дисертанту належать такі результати: у роботах [36] – здійснено аналіз проблеми пріоритезації обчислювальних процесів при вирішенні обчислювальних задач; [27] – розроблено метод стиснення даних технологічного процесу для подальшого їх зберігання на основі вейвлету Хаара; [80] – проведено аналіз використання стандартних сімейств вейвлетів для оцінки технічного стану ГПА; [140] – розроблено метод аналізу технічного стану за часом на основі інформаційної цінності окремих ознак; [4, 130] – досліджено можливість застосування алгоритмів машинного навчання у процесі аналізу даних технологічного процесу компримування природного газу; [131] – проведено аналіз вирішення задачі класифікації різними видами алгоритмів машинного навчання; [132, 133] – досліджено використання ентропійних оцінок для аналізу технічного стану ГПА; [35] – проведено дослідження ефективності паралельних алгоритмів при вирішенні складних обчислювальних задач; [144] – запропоновано концепцію адаптивного клієнта для ідентифікації технічних станів ГПА; [135] – розглянуто методику вибору вейвлета для аналізу даних технологічного процесу, виходячи зі структури сигналу; [136] – досліджено можливість використання методу виділення емпіричних мод для аналізу даних технологічного процесу; [148] – розроблено структуру апаратного забезпечення блоку ідентифікації технічних станів ГПА, [145] – розроблено структуру програмного забезпечення блоку ідентифікації технічного стану ГПА.

**Апробація результатів дисертації.** Основні результати дисертаційної роботи доповідалися, обговорювалися і одержали позитивну оцінку на міжнародних та всеукраїнських конференціях: 4-та науково-практична

конференція студентів і молодих учених: „Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання” (Івано-Франківськ, 2013 р.), міжнародна науково-практична конференція «Розвиток наукових досліджень – 2013» (Полтава, 2013 р.), Всеукраїнська науково-практична конференція аспірантів, молодих учених і студентів «Інформаційні технології в освіті, техніці та промисловості» (Івано-Франківськ, 2013 р.), Міжнародна науково-практична конференція «Scientific Researches And Their Practical Application. Modern State And Ways Of Development» (Одеса, 2014 р.), VI Міжнародна науково-практична Інтернет-конференція «Проблеми та перспективи розвитку науки на початку третього тисячоліття у країнах Європи та Азії» (Переяслав-Хмельницький, 2014 р.), Міжнародна науково-практична конференція «Інноваційний потенціал світової науки - XXI сторіччя» (Запоріжжя, 2014 р.), Міжнародна науково-практична Інтернет-конференція «Перспективні технології в науці, освіті, виробництві та транспорті (Одеса, 2014 р.), IX Міжнародна науково-практична Інтернет-конференція «Проблеми та перспективи розвитку науки на початку третього тисячоліття у країнах Європи та Азії» (Переяслав-Хмельницький, 2014 р.).

**Публікації.** Основні результати дисертації викладені у 15 наукових працях (в тому числі 5 публікацій у виданнях, що включені до міжнародних наукометричних баз RISC, Russia; EBSCO Databases, USA; EBSCO Host Electronic Journals Service, USA; E-Library, Russia; VINITI, Russia; Directory of Open Access Journals, Sweden; Directory of Research Journals Indexing, India; Ulrich's Periodicals Directory, USA; DRIVER, USA; Bielefeld Academic Search Engine, Germany; Index Copernicus, Poland; WorldCat, USA; ResearchBib, USA; Directory Indexing of International Research Journals, Canada; CrossRef, UK; 5 статей в наукових фахових виданнях України; 1 закордонному електронному виданні, 9 публікацій у збірниках доповідей міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференцій.

**Структура та обсяг дисертації.** Дисертаційна робота складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків.

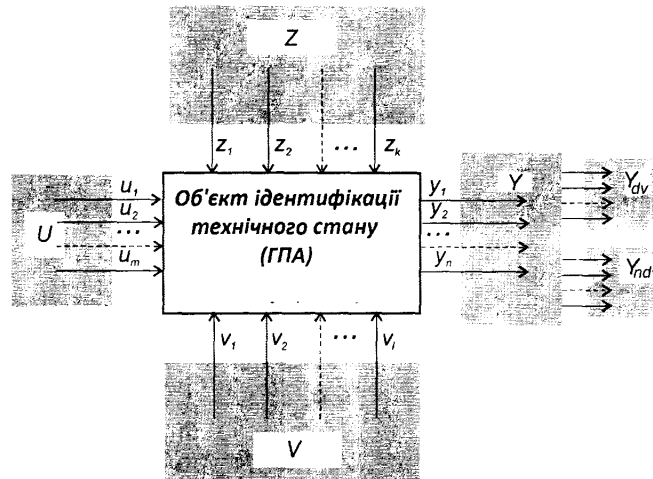
Повний обсяг дисертації складає 188 сторінок, із них 160 сторінок основного тексту, що включає 88 рисунків і 8 таблиць. Список використаних джерел налічує 149 найменувань на 18 сторінках, 9 додатків на 28 сторінках.

# РОЗДІЛ 1

## СУЧАСНИЙ СТАН ПРОБЛЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ ЯК ОБ'ЄКТІВ КЕРУВАННЯ

### 1.1 Процес функціонування газоперекачувального агрегату як об'єкт дослідження у задачі ідентифікації технічного стану

Ідентифікація технічного стану ГПА як об'єкта керування враховує цілий ряд факторів (рис. 1.1).



**Рисунок 1.1 – Фактори, що визначають технічний стан ГПА**

Вхідні величини можна розділити на дві групи –  $U$  і  $X$ . Групу  $U$  утворюють керовані вхідні величини (витрата паливного газу, коефіцієнт надлишку повітря). Групу  $X$  утворюють фактори, що не підлягають прямій зміні. Ці фактори, у свою чергу, можна розділити на фактори, що контролюються (група  $Z$ ) і на фактори, що не піддаються контролю (група  $V$ ). Прикладом факторів групи  $Z$  є тиск, температура і продуктивність на вході відцентрового нагнітача, температура і тиск атмосферного повітря тощо. Групу  $V$  складають: густина природного газу, його хімічний склад, теплота згоряння паливного газу та ін. У більшості випадків фактори групи  $X$  носять ймовірнісний характер, що вносить певну стохастичну складову в процесу компримування природного газу. Дія вхідних факторів на ОІТС зумовлює його реакцію, яка проявляється через вихідні фактори (група  $Y$ ). Якщо ГПА

розглядати як об'єкт ідентифікації технічного стану, то фактори групи  $Y$  слід розділити на фактори, що мають діагностичну цінність [2] (група  $Y_{dv}$ ) і на інші фактори (група  $Y_{ndv}$ ).

Фактори групи  $Y_{dv}$  залежать не тільки від значень вхідних величин групи  $X$ , але й від внутрішніх факторів ГПА, таких як геометричні розміри колеса турбіни, зміна геометрії підшипників, зміна прохідної площадки соплового апарату турбіни високого тиску, зміна зазору в кінцевих ущільненнях та ін. Отже, у процесі експлуатації ГПА відбуваються зміни в елементах ГПА, що породжує зміну його технічних станів, наприклад справний, працездатний, несправний, непрацездатний тощо в залежності від значень певної сукупності параметрів на даний момент часу. Кожний стан ОІТС характеризується певним набором фізичних величин, яку можна подати як деякий вектор  $\bar{x}$  у просторі технічних станів. Кінець такого вектора задає певну точку, яку називають образом (об'єктом). Сукупність таких образів утворюють деякі множини (класи), що характеризують зміну технічних станів ГПА. Ідентифікація станів можлива, якщо відома роздільна функція  $f(\bar{x}, \bar{a})$ , де  $\bar{a}$  - вектор параметрів роздільної функції, яка відділяє один клас від іншого.

Технічний стан ГПА визначається якісно різними характеристиками, що зумовлено різною фізичною природою процесів, які протікають у різних елементах ГПА. Це зумовлює значну розмірність вектора  $\bar{x}$  і викликає значні труднощі при синтезі функції  $f(\bar{x}, \bar{a})$ . Тому, як правило, ГПА розбивають на окремі елементи і визначають технічні стани кожного із них. При цьому технічний стан кожного із елементів буде характеризуватись своїм набором класів  $K_i$  і відповідним набором роздільних функцій  $f_j(\bar{x}, \bar{a})$ . Роздільні функції  $f_j(\bar{x}, \bar{a})$  визначаються різними аргументами із загального набору  $\bar{x}$ . Таким чином, технічний стан ГПА буде характеризуватись класами  $K_i$ , які будуть у певних відношеннях між собою.



Для вибору оптимальних інструментів для розв'язання задачі ідентифікації технічного стану ГПА як об'єкта керування, слід проаналізувати методи аналізу діагностичної інформації, розпізнавання образів, контролю стану та існуючі апаратні та програмні рішення стосовно ідентифікації технічного стану об'єкта керування.

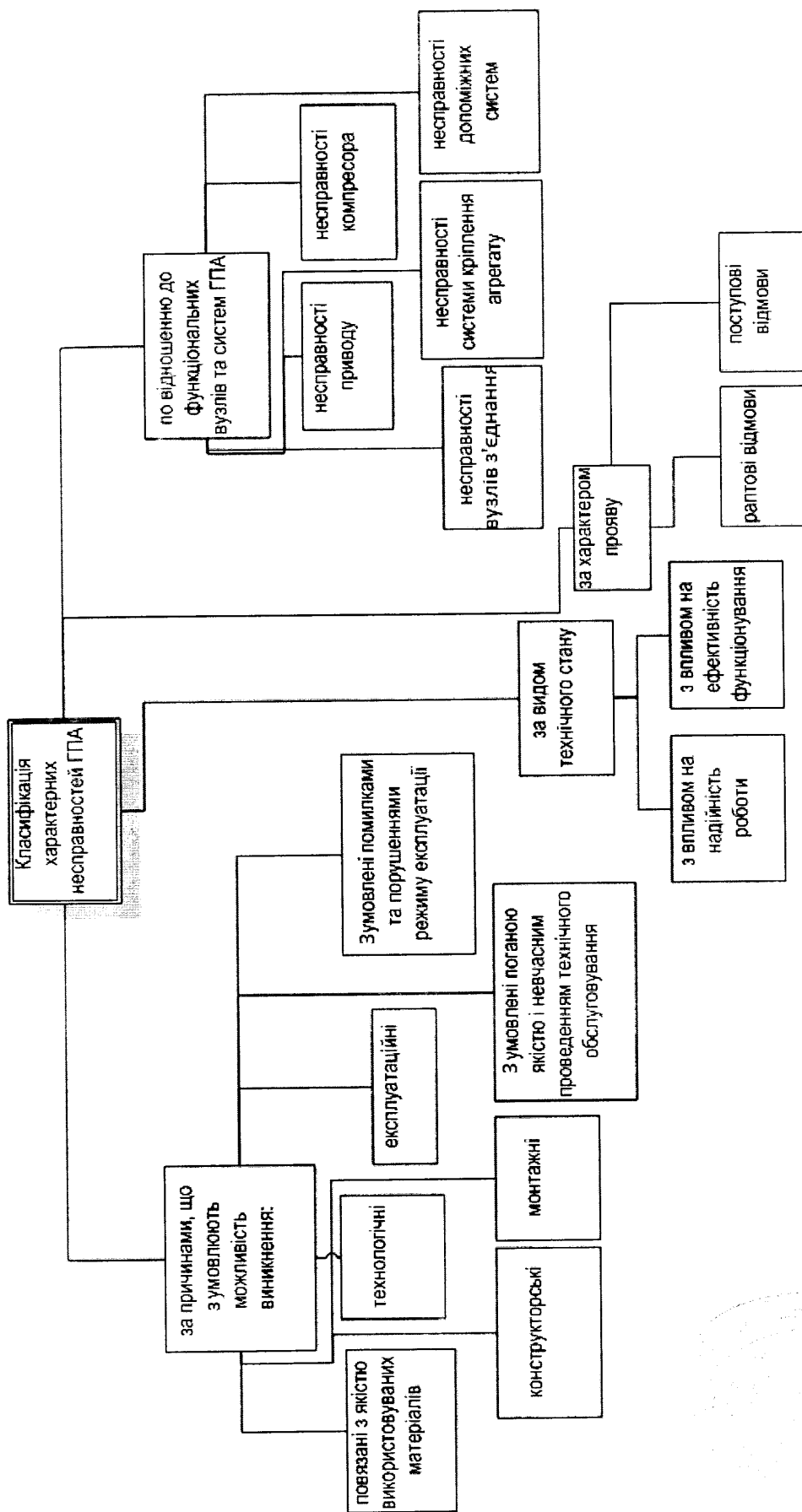
Процес функціонування ГПА як об'єкт дослідження у задачі ідентифікації технічного стану характеризується особливостями конструкції, засобами збору, передачі, обробки, зберігання і представлення інформації, контролездатністю та ремонтпридатністю [3].

Вказані особливості проявляються в номенклатурі неполадок та параметрів, що відображають їх виникнення та розвиток, у методичному забезпеченні ідентифікації технічних станів та технології технічного обслуговування.

Класифікація характерних несправностей газоперекачувальних агрегатів наведена на рис. 1.2. Система діагностичного обслуговування ГПА у цілому поширюється на весь життєвий цикл ГПА, від формування вихідних вимог до списання. Він включає наступні етапи [3]: передпроектне прогнозування, проектування, виробництво, доводочні випробування на заводських стендах, прийомний контроль, експлуатація та ремонт. Схема проведення обслуговування ГПА в умовах експлуатації зображена на рис. 1.3.

У [3] проаналізований зв'язок параметрів роботи з ГПА з несправностями, що впливають на ефективність функціонування ГПА, приведені типові несправності, що виявляються при розширеній діагностиці. Основні параметри, що визначають робочий процес різних типів машин, наведені в Додатку А.

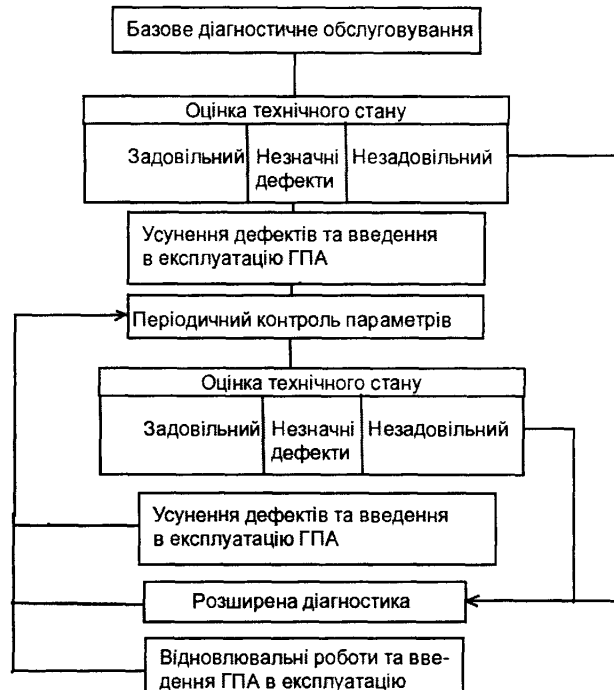
Опис прояву характерних несправностей газотурбінного приводу стаціонарного типу в контрольних параметрах наведено в додатку Б. Побудова базової класифікації технічного стану ГПА на основі цих даних приведена в роботі [4].



д 588

Рисунок 1.2 — Класифікація характерних несправностей газоперекачувальних агрегатів

Типові несправності, що виявляються при розширеній ідентифікації технічного стану ГПА, наведені в додатку В. Ці дані можуть служити основою для формування бази знань системи ідентифікації технічних станів газоперекачувальних агрегатів та локалізації їх несправностей.



**Рисунок 1.3 — Схема проведення обслуговування ГПА в умовах експлуатації**

Під терміном “технічний стан” розуміють сукупність технологічних параметрів при певних умовах зовнішнього середовища, що характеризуються у даний момент значеннями, встановленими стандартами чи його технічною документацією. Сукупність значень, що задовольняють чи не задовольняють вимогам, які визначають справність, працездатність чи задану точність функціонування об’єкта, формують відповідні види його технічного стану [2].

При ідентифікації технічного стану системи необхідно з високим ступенем ймовірності встановити початкові стани вхідних елементів, тобто провести початкову діагностику агрегату.

В даний момент для діагностування газоперекачувальних агрегатів практикується в основному п’ять груп методів контролю поточного технічного стану складної технічної системи [3].

- динамічні методи — контроль вібрацій, шумів, ГДК, шкідливих викидів,

контроль поточних параметрів (параметрична діагностика);

- дефектоскопія — сукупність методів неруйнівного контролю, призначених для виявлення і попередження появи дефектів або певного типу руйнувань, таких як порушення цілісності та однорідності матеріалу та виробу, випробування на герметичність, швидкість корозії, поширення хвилі від навантаження тощо;

- контроль забруднень — метод визначення присутності продуктів зносу у мастилi, який кількісно та якісно відноситься до ступеню зносу того чи іншого елемента.

- аналіз тенденцій — прогнозування розвитку виявленого дефекту в часі з метою попередження виникнення критичних ситуацій.

- аналіз передумов — задачі зародження, попередження виникнення можливих небажаних подій у відповідності з розробленим деревом відмов, на основі прецедентів, вивчення технічної та ремонтної документації, досвіду експлуатації.

Перші три методи відносяться до активного контролю, решта — до пасивного. Найкращих результатів в задачі ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату можна досягти поєднанням цих методів.

Автоматизована система керування ГПА, як правило, виконує наступні функції:

1) керівні: автоматичний контроль умов готовності агрегату до пуску, автоматичне або за командою оператора управління технологічним обладнанням ГПА, автоматична зупинка агрегату при критичних несправностях САК ГПА;

2) регулюючі: автоматичний захист ГПА на всіх режимах його роботи, автоматичне регулювання технологічних параметрів газотурбінного двигуна;

3) інформаційні: автоматичне або за командою оператора відпрацювання режимів (гарячий резерв, пуск, зупинка, завантаження в трасу, розвантаження на кільце, зміна завдання частоти обертання ротора нагнітача і т.д.), розрахунок техніко-економічних показників ГПА, відображення стану технологічного

обладнання ГПА, архівування технологічних параметрів ГПА, підготовка звітної документації.

Проблемі ідентифікації технічного стану ГПА присвячена велика кількість публікацій вітчизняних та зарубіжних вчених. У роботах [5, 6] про технічний стан об'єктів судять за зміною параметрів їх передавальних функцій, які отримують за розгінними характеристиками об'єктів. В роботі [7] за результатами спостережень за роботою ГПА обчислюють політропний коефіцієнт корисної дії  $\eta_{пол}$  та внутрішню потужність  $N_i$  як функції від приведеної об'ємної  $Q_{np}$  та масової  $G$  продуктивності нагнітача –  $\eta_{пол} = f(Q_{np})$  і  $N_i = f(G)$ . Для ранжирування газоперекачувальних агрегатів за їх технічним станом у роботі [8] застосований апарат нечіткої логіки. Були вибрані наступні показники: індекс концентрації оксидів азоту і вуглецю у вихлопних газах, коефіцієнти технічного стану відцентрового нагнітача за політропним к. к. д. та за потужністю, параметри вібродіагностики агрегату та результати діагностування стану моторної оливи, які інтегрально характеризують стан ГПА в цілому. У роботі [9] розроблена методика оптимального розташування вібродавачів на корпусі ГПА для спрощення розробки системи контролю вібростану ГПА, а також вдосконалено метод обробки діагностичної інформації на основі використання вейвлет-перетворення. Загалом, методи вібраційного контролю регламентуються відповідними ДСТУ [10, 11] та стандартом підприємства [12]. Цими документами встановлені цілий ряд вібраційних характеристик, які оцінюють вібраційну безпеку машини, забезпечують додержання норм вібрації на робочих місцях та планових умов експлуатації, установлюють додаткові заходи для зниження впливу вібрації на обслуговуючий персонал. Для отримання вібраційних характеристик [10] таких як вібраційна, гранично допустима, технічно досяжна визначають значення параметрів вібрації у контрольних точках, на складових частинах компресорного агрегату, рамі, фундаменті та ін. У роботі [13] розроблено метод автоматичної ідентифікації помпажних характеристик відцентрового нагнітача

ГПА як об'єкта керування, реалізований на базі удосконаленої методики визначення його витратно-напірних характеристик, який дозволяє визначити реальні помпажні характеристики для кожного типу нагнітача в режимі реального часу. У роботі [14] синтезовано метод автоматичного захисту відцентрового нагнітача від помпажу в робочому режимі компресора, який ґрунтується на інформації про комплекс параметрів, за допомогою яких визначається поточне значення віддаленості координат робочої точки нагнітача від заданої величини, а також мінімальне значення віддаленості, яке далі використовується як поточне і по відношенню до нього розраховується сигнал узгодження при керуванні органами керування і при здійсненні автипомпажного регулювання. Крім того, існує ряд автоматизованих рішень [15-17] для захисту відцентрового нагнітача від помпажу, контролю витоку газу, а також аварійної зупинки ГПА.

Актуальною задачею, що мало розглядалася в даних працях, є мінімізація часу ідентифікації технічного стану.

## **1.2. Загальна характеристика процесу ідентифікації технічного стану об'єктів керування**

Ідентифікація технічних станів (ТС) об'єктів керування (ОК) включає в себе [2] методи отримання та оцінки інформації (data mining), діагностичні моделі та алгоритми прийняття рішень. Метою ідентифікації технічних станів є підвищення надійності та ресурсу технологічних систем. Найважливішим показником надійності є відсутність відмов під час функціонування технологічної системи. Ідентифікація поточного технічного стану, завдяки ранньому виявленню дефектів та несправностей, дозволяє ліквідувати відмови у процесі технічного обслуговування. Це підвищує надійність на ефективність експлуатації, що є важливою складовою процесу керування об'єктом.

Аналіз технічного стану проводиться в умовах експлуатації, коли важко отримати достатню кількість інформації. Тому часто з наявної інформації неможливо зробити однозначний висновок, а отже, потрібно користуватися статистичними методами, нейромережевими та фазі технологіями.

Теоретичним фундаментом для вирішення задачі ідентифікації технічних станів слід вважати загальну теорію розпізнавання образів. Алгоритми розпізнавання образів у задачі ідентифікації технічного стану частково базуються на діагностичних моделях, що встановлюють зв'язок між станами технічної системи та їх відображеннями у просторі сигналів. Важливою частиною проблеми розпізнавання образів є правила прийняття рішень.

Розв'язання задачі розпізнавання образів завжди пов'язане з ризиками хибного спрацювання та пропуску цілі [18]. Для прийняття зваженого рішення доцільно застосовувати методи теорії статистичних рішень. Крім того, для прогнозування надійності на найближчий період експлуатації, рішення повинні базуватися на моделях відмов, що є предметом теорії надійності.

Другим важливим напрямом є теорія контролездатності. Контролездатністю називається властивість об'єкта керування забезпечувати правильну оцінку його технічного стану та раннє виявлення несправностей та відмов. Контролездатність забезпечується конструкцією об'єкта та прийнятою системою контролю технічного стану. Важливою задачею теорії контролездатності є вивчення засобів та методів отримання первинної інформації.

Загальна структура вирішення задачі ідентифікації технічного стану зображена на рис. 1.4.



**Рисунок 1.4 — Структура задачі ідентифікації технічного стану об'єкта керування**

### **1.2.1 Методи поглибленого аналізу даних (data mining) технологічних параметрів та їх застосування для вирішення задачі ідентифікації технічного стану об'єктів керування**

Одною із складових проблеми ідентифікації технічних станів об'єктів керування є задача роботи з даними, отриманими із датчиків. Слід виділити наступні етапи роботи з даними на етапі поглибленого аналізу даних (data mining): збереження даних, загальна підготовка даних до обробки, специфічна підготовка даних до обробки окремими методами поглибленого аналізу інформації, систематизація результатів обробки, їх збереження та їх передача для подальшої обробки методами розпізнавання та пошуку несправностей.

Проблема зберігання даних, знятих із датчиків у ході процесу функціонування досліджуваного об'єкта керування залишається актуальною впродовж десятиліть. Вартість елементів для зберігання інформації здешевлюється з кожним роком за рахунок удосконалення існуючих технологій виготовлення та створення нових. Зокрема, звичайні жорсткі (HDD) носії зараз можуть зберігати до 10 Тб інформації, при цьому прослідковується тенденція до впровадження твердотільних носіїв (SSD), які хоч і мають обмежений ресурс операцій зчитування-запису, однак суттєво переважають інші технології в швидкості операцій з даними.

Однак здешевлення технологічного процесу виготовлення носіїв інформації нівелюється зростанням обсягу первинних даних, пов'язаних зі збільшенням частоти зчитування та точності отриманих значень за рахунок використання досконаліших датчиків.

Типовим вирішенням даної проблеми є використання системи засобів запису. В окремі датчики або групи датчиків записують дані на відведений їм носій даних. Така технологія була розглянута ще в 1983 [19], у реалізації системи запису діагностичних даних для токамака JT-60, де дані з окремих датчиків записувались на систему носіїв на магнітній стрічці.

Крім забезпечення неперервного, стійкого до збоїв та оперативного запису первинних даних, до систем зберігання ставиться також вимога



доступності засобів для розширення обсягу носіїв даних [20]. Тому, слід враховувати можливість масштабування носіїв даних в системі зберігання даних.

Зі зростанням швидкості передачі даних засобами мережі Internet та засобами локальних мереж, дедалі популярнішою стає технологія зберігання даних у хмарних (cloud) сервісах. Зокрема, можливості таких технологій розглянуті в роботі [21], з урахуванням проблеми конфіденційності інформації, зберігання паролів, розподілення даних, резервного копіювання тощо. У роботі [22] розглядаються також механізми синхронізації даних, розподілення прав доступу та інші проблемні аспекти з точки зору захисту інформації. Автори [23] адаптували файлову систему для зберігання даних із ядерного реактора, а також створили окремий дистрибутивний SSD носій з даними, відділений від RAID масиву жорстких дисків.

Ефективне стискання даних є важливим етапом при форматуванні та збереженні даних. Зокрема, в роботі [24] розглядається застосування методів статистичної обробки інформації для зменшення розмірності масиву даних. Автори роботи [25] пропонують удосконалений підхід для роботи з двохвимірними даними з камер для візуального спостереження за станом об'єкта керування, опрацьовуючи під час аналізу отримані дані з допомогою алгоритму стискання аві як проміжного етапу між зберіганням та візуалізацією в формі графіків для оператора. У роботі [26] також розглядаються удосконалені методики стиснення даних, для яких питання стиснення з втратами є принциповим.

Важливу роль на етапі попередньої обробки грає також вибір алгоритму стискання, виходячи зі структури даних. Зокрема в роботі [27] при опрацюванні даних технологічного процесу компримування природного газу газоперекачувального агрегату добре зарекомендував себе адаптивний алгоритм стиснення з застосуванням вейвлету Хаара.

Компоновка даних для обробки здійснюється з урахуванням специфіки методу обробки інформації та засобів реалізації даного методу. Основними форматами збереження таких даних є:

- текстові файли, бінарні raw-файли;
- файли значень, розділених комою (comma-separated values, CSV);
- файли зображень;
- файли збереження даних Matlab (.mat);
- файли табличного редактора Microsoft Excel (.xls).

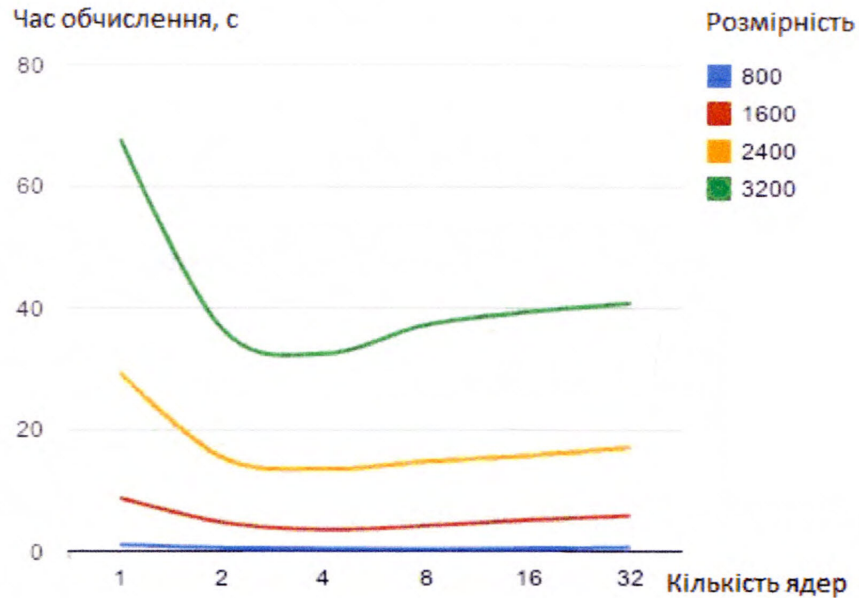
Розглянемо порівняльну характеристику засобів проектування інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічних станів об'єктів керування. Загалом, вибір апаратного забезпечення для подібних систем здійснюється індивідуально, виходячи з поставленої задачі аналізу та специфіки первинних даних з об'єкта. Для первинної обробки (перевірка граничних значень, елементарна класифікація статистичними методами, що не потребують великих ресурсів, сигналізація про відмови) можуть застосовуватися обчислювальні машини з доволі обмеженими системними ресурсами. Так, в роботі [28] пропонується проводити первинну діагностику та збір даних за допомогою контролера сімейства Arduino. З допомогою цього ж сімейства комп'ютерів було реалізовано систему виявлення збоїв в роботі давачів [29].

Дешевшим варіантом від сімейства Arduino є стандартний набір контролерів Atmega, які знайшли різного роду використання у системах діагностики [30-32].

Перспективним елементом для подібних комп'ютерних систем слід розглядати одноплатний комп'ютер Raspberry Pi [33], який володіє достатніми потужностями, щоб виконувати задачі персонального комп'ютера та при цьому є компактним та дешевим [34].

Обчислення середньої складності проводяться на звичайних персональних ЕОМ. Для найскладніших обчислень використовують серверні архітектури з багатопроцесорними системами паралельної обробки. Зокрема, в

роботі [35] розглянута задача розв'язання системи лінійних алгебраїчних рівнянь методом Гауса, імплементоване на багатопроцесорній архітектурі з допомогою бібліотеки MPI, яке дало значний вигравш у часі в порівнянні з виконанням цього ж завдання на одному потоці та одному ядрі процесора. Результати виконання на машині з 8 Гб ОЗП та 4-ядерному процесорі з 8 віртуальними ядрами Intel Core i7 для різних розмірностей матриць та різної кількості потоків, наведене на рис. 1.5.



**Рисунок 1.5 – Порівняння часу розв'язку СЛАР методом Гауса на різній кількості потоків**

Крім того, важливо підібрати відповідний алгоритм диспетчеризації окремих обчислювальних процесів незалежних задач для рівномірного розподілу обчислювальних ресурсів [36].

Раніше використання розширених серверних багатопроцесорних архітектур було зв'язане з проблемою вартості такого обладнання, його розміщення та організації забезпечення (протипожежної безпеки, охолодження, живлення тощо). На сьогоднішній день більшість цих проблем вирішені завдяки поширенню концепції хмарної архітектури, яка дозволяє орендувати обчислювальні ресурси у спеціалізованих дата-центрах, з доступом до них засобами мережі Інтернет.

Під час обробки вібраційних даних поширеними є елементарні методи статистичної обробки даних. У першу чергу, вони передбачають аналіз наступних параметрів:

- математичних сподівань (як середнього по вибірці, так і ковзного) та тенденцій щодо їх зміни;
- дисперсії та середньоквадратичного відхилення;
- підпорядкування даних певному закону статистичного розподілу.

Класичним варіантом оцінки математичного сподівання є вибіркова оцінка:

$$M_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i . \quad (1.1)$$

Модифікацією оцінки середнього по часу є ковзна оцінка:

$$M_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1+j}^{n+j} x_{i+j} , \quad (1.2)$$

де  $j$  – дискретний зсув в часі.

Ковзна оцінка математичного сподівання (1.2) здійснює низькочастотну фільтрацію сигналу та, на відміну від вибіркового математичного сподівання, точніше відтворює середньостатистичну динаміку змін у сигналі.

Крім того зважена оцінка середнього за часом враховує «старіння» даних сигналу  $x$ , використовуючи вагові коефіцієнти:

$$M_V = \frac{1}{n} \sum_{i=1+j}^{n+j} x_{i+j} p_{i-j} , \quad (1.3)$$

де  $p_i$  – вагові коефіцієнти, що підбираються згідно умови:

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1. \quad (1.4)$$

Важливою статистичною характеристикою сигналу є дисперсія, що визначається виразом:

$$D_x = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - M_x)^2 , \quad (1.5)$$

а також її представлення у лінійному просторі через середньоквадратичне відхилення:

$$\sigma_x = \sqrt{D_x}. \quad (1.6)$$

Оцінки дисперсії та середньоквадратичного відхилення, аналогічно до математичного сподівання, можуть обчислюватись за вибірками, на кожному інтервалі та з урахуванням вагових коефіцієнтів [37].

В роботі [38] автори перед застосуванням більш складних методів аналізу з використанням пакетної ентропії, використовують статистичні параметри первинних даних із обертових механізмів для подальшого використання у діагностиці несправностей за допомогою штучних нейронних мереж та машин векторної підтримки (SVM). Подібний підхід був застосований також для діагностики гідравлічних гальм в роботі [39].

Слід зазначити, що дані методи можуть застосовуватися також для аналізу збоїв у програмному забезпеченні системи [40]. Автори [41] застосували статистичну модель при вирішенні задачі розпізнавання ушкоджень підшипників.

Перспективним напрямком аналізу даних, який широко використовують для виявлення ранніх проявів несправностей, є ентропійні методи. Ентропійні оцінки застосовуються в роботі з «сирими» даними на різних етапах, від первинного аналізу даних до кінцевої побудови оптимального процесу ідентифікації технічного стану. Застосування деяких з оцінок ентропії до параметрів функціонування технологічних об'єктів дає змогу доповнити картину про загальний технічний стан об'єкта [42].

Практичну міру ентропії об'єкта Р. Хартлі [43] запропонував у вигляді функції логарифма кількості можливих станів об'єкта:

$$H = \log_2 S^n, \quad (1.7)$$

де  $H$  – ентропія,  $S$  – число незалежних рівномірних станів об'єкта,  $n$  – потужність вибірки.

Більшість технологічних об'єктів характеризуються технологічними параметрами у вигляді сигналів, що мають гаусовий закон розподілу ймовірностей. Для оцінки ентропії величини, що підпорядковується нормальному закону розподілу, застосовується така формула:

$$H = \ln \sigma \sqrt{2\pi \cdot e}, \quad (1.8)$$

де  $\sigma$  - середньоквадратичне відхилення вибірки.

При оцінці неперервних сигналів із заданою точністю квантування за рівнем і кроком дискретизації за часом А.Н. Колмогоровим [44] запропонована нова міра інформації –  $\varepsilon$ -ентропія:

$$H_\varepsilon \leq \frac{T}{\Delta t} + \log \frac{C}{\varepsilon}, \quad (1.9)$$

де  $\Delta t$  - крок дискретизації, що забезпечує точність квантування  $\varepsilon$ ,  $C$  - діапазон квантування,  $T$  – інтервал, на якому здійснюється оцінка.

Розглянуті оцінки застосовуються при оцінці сигналу з об'єкта з рівноймовірними станами. Для нерівноймовірних станів К. Шенноном [45] введена міра ентропії:

$$H = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i, \quad (1.10)$$

де  $H$  – ентропія Шеннона,  $P_i$  - ймовірність переходу системи в деякий стан.

Дж. Лонго [46] запропонував розширити шеннонівську теорію інформації введенням «якісних параметрів», які б характеризували корисність інформації. Кожному стану об'єкта він ставив у відповідність коефіцієнти корисності  $u_i \geq 0$ . Розподіл коефіцієнтів корисності не залежить від розподілу ймовірностей, а визначається з семантичних міркувань.

У роботі [47] застосовується нечітка ентропійна оцінка для аналізу збоїв у роботі ротора. Застосування ієрархічних ентропійних оцінок для вирішення подібної задачі представлено в роботі [48]. В роботі [49] пропонується використання нечіткого висновку на основі ентропійних оцінок; робота [50] описує застосування інформаційної ентропії для розпізнавання збоїв у роботі компресора. В роботі [51] застосовується шеннонівська ентропія для

діагностики несправностей в коробці передач. Автори робіт [52-53] підходять до аналізу несправностей з точки зору максимальної ентропії.

Останнім часом, з поширенням нових методів поглибленого аналізу даних, дедалі популярнішими стають комбіновані методи аналізу, що поєднують використання ентропійних оцінок з іншими методами поглибленого аналізу даних, зокрема, пакетним вейвлет-перетворенням [54] та перетворенням Хуанга-Гільберта [55].

Незважаючи на поширення нових методів, актуальним залишається класичний Фур'є-аналіз для визначення періодичних складових у отриманих даних. Швидке перетворення Фур'є (FFT, ШПФ) - швидкий алгоритм обчислення дискретного перетворення Фур'є (ДПФ). Якщо для прямого обчислення дискретного перетворення Фур'є з  $N$  точок даних потрібно  $O(N^2)$  арифметичних операцій, то FFT дозволяє обчислити такий самий результат використовуючи  $O(N \log N)$  операцій. Алгоритм FFT часто використовується для цифрової обробки сигналів для перетворення дискретних даних з часового у частотний діапазон.

Основна ідея ШПФ полягає в тому [56], щоб розбити вихідну  $N$ -точкову послідовність на дві коротші послідовності, ДПФ яких можуть бути скомбіновані таким чином, щоб вийшло ДПФ вихідної  $N$ -точкової послідовності. Так, наприклад, якщо  $N$  парне, а вихідна  $N$ -точкова послідовність розбита на дві  $(N/2)$ -точкові послідовності, то для обчислення шуканого  $N$ -точкового ДПФ потрібно близько  $(N/2)^2 2 = N^2/2$  комплексних множень, тобто удвічі менше порівняно з прямим обчисленням. Цю операцію можна повторити, обчислюючи замість  $(N/2)$ -точкового ДПФ два  $(N/4)$ -точкові ДПФ (припускаючи, що  $N/2$  парне) і скорочуючи тим самим обсяг обчислень ще в два рази. Виграш в два рази є приблизним, оскільки не враховується, яким чином з ДПФ меншого розміру утворюється шукане  $N$ -точкове ДПФ.

$N$ -точкове ДПФ можна записати в такому вигляді:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk} + \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk} = \sum_{n=0}^{N/2-1} x(2n)W_N^{2nk} + \sum_{n=0}^{N/2-1} x(2n+1)W_N^{(2n+1)k}. \quad (1.11)$$

З урахуванням того, що  $W_N^2 = [e^{j(2\pi/N)}]^2 = e^{j(2\pi/(N/2))} = W_{N/2}$ , можна переписати вираз (1.14) як

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N/2-1} x_1(n)W_{N/2}^{nk} + W_N^k \sum_{n=0}^{N/2-1} x_2(n)W_{N/2}^{nk}, \quad (1.12)$$

або

$$X(k) = X_1(k) + W_N^k X_2(k), \quad (1.13)$$

де  $X_1(k)$  та  $X_2(k)$  рівні ДПФ послідовностей  $x_1(n)$  та  $x_2(n)$ .

З формули (1.16) зрозуміло, що  $N$ -точкова послідовність може бути розбита на дві  $(N/2)$ -точкові послідовності, для обчислення ДПФ, після чого їх результати сумуються в ДПФ вихідної послідовності за формулою (1.16). ДПФ широко використовується для цілей цифрової фільтрації та спектрально-кореляційного аналізу сигналів. Способи його використання наведено у розділі 1.2.

При аналізі вібраційних даних широко застосовується кепстральний аналіз. Кепстр є результатом застосування Фур'є-перетворення до логарифму спектру сигналу:

$$C_s(q) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \ln[S(\omega)]^2 e^{i\omega q} d\omega, \quad (1.14)$$

де  $q$  – величина, яка має розмірність часу, однак це особливий, кепстральний час, оскільки  $C_s(q)$  в будь-який момент  $q$  залежить від функції  $s(t)$  вихідного сигналу зі спектром  $S(\omega)$ . Кепстральний аналіз та аналіз з допомогою швидкого перетворення Фур'є можуть бути застосовані при аналізі вібраційних даних для визначення технічного стану об'єкта за появою нових частот в спектрі сигналів. Зокрема, в роботі [56] застосовується поєднання методів діагностики з допомогою швидкого перетворення Фур'є та дискретного вейвлет-перетворення для розпізнавання збоїв у роботі ротора двигуна. Крім того, даний вид аналізу може використовуватися в поєднанні з аналізом принципів компонент [57]. І, звичайно, поширеним є застосування Фур'є-аналізу для діагностики підшипників на основі даних вібраційних процесів [58-60]. Основним недоліком Фур'є-аналізу є неможливість дослідити зміни в



гармонічних складових сигналу протягом тривалого відрізка часу. Частково дана задача вирішується за допомогою застосування вікон або порівняння результатів швидкого перетворення Фур'є для різних часових штампів даних, однак основним засобом, який застосовується для вирішення даної задачі, є вейвлет-перетворення, яке знайшло широке застосування в задачі ідентифікації технічних станів. На відміну від звичайних спектральних перетворень, вейвлет-аналіз дає змогу з однаковою точністю апроксимувати як гладкі функції, так і функції з різкими викидами, що дає можливість визначати незначні прояви трендів, імпульси, тощо. Оскільки вейвлет-перетворення є згорткою сигналу зображення з вейвлет функцією, що зміщується відносно координат, даний метод близький за змістом до методів фільтрації.

Пряме вейвлет-перетворення здійснюється відповідно до правила [56]

$$W_{\psi}(a, b)f = \frac{1}{\sqrt{C_{\psi}}} \int \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) f(x) dx, \quad (1.15)$$

де  $a$  і  $b$  – параметри, що визначають відповідно масштаб і зсув функції, яка називається аналізуючим вейвлетом (нормувальний множник). Інтегрування ведуть за всією числовою віссю. Маючи відомий набір коефіцієнтів, можна відновити первинний вигляд функції [56]:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{C_{\psi}}} \iint \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) [W_{\psi}(a, b)f] \frac{da db}{a^2}. \quad (1.16)$$

Пряме і зворотне перетворення залежать від функції  $\psi$ , яку називають базисним вейвлетом. Практично єдиним обмеженням на його вибір є умова кінцевості нормувального множника [56]

$$C_{\psi} = 2 \int_0^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty. \quad (1.17)$$

Безліч функцій задовольняють умову (2.20), тому необхідно підібрати вид вейвлета, який найбільш підходить для розв'язання конкретної задачі. Ця умова означає, що перетворення Фур'є для сигналу вейвлета дорівнює нулю при нульовій частоті. Якщо це не так, то знаменник в інтегралі збігається до нуля, у

той час як чисельник має відмінне від нуля значення, і коефіцієнт перестає бути кінцевим.

У свою чергу, цю вимогу можна представити в іншому виді. Оскільки Фур'є-образ при нульовій частоті рівний нулю, ми можемо вимагати рівності нулю інтеграла від вейвлета по всій осі [56]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0 . \quad (1.18)$$

Як базисні функції, що утворюють ортогональний базис, можна використовувати широкий набір вейвлетів. Для практичного застосування важливо знати ознаки, якими неодмінно повинна володіти вихідна функція, щоб стати вейвлетом. Основні з них: обмеженість, локалізація, нульове середнє, автомодальність.

В роботі [61] пропонується діагностика дизельного двигуна з застосуванням адаптованих вейвлетів. Широко використовується на практиці виявлення слабких складових сигналів з допомогою вейвлетів [62], а також виявлення несправностей на базі поглибленого аналізу даних вейвлет-перетворення для відцентрових насосів [63]. Окремо слід розглянути використання вейвлет-перетворення для діагностики роторних машин [64].

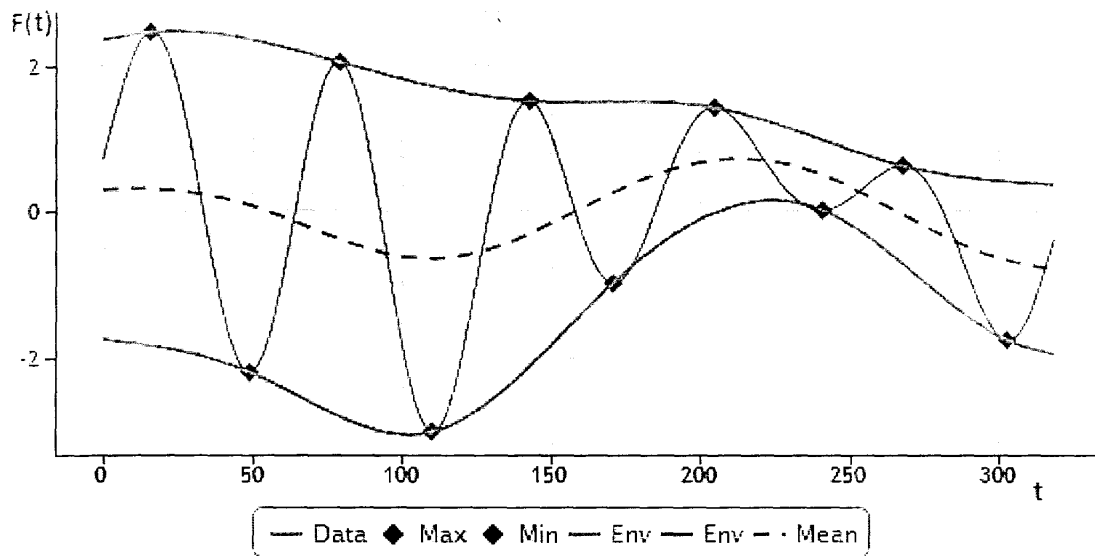
Застосування неперервного вейвлет-перетворення продукує представлення сигналу в часі, що визначається рядами вейвлет-коефіцієнтів різного масштабу. Використовуючи ці коефіцієнти, у роботі [65] був застосований аналіз незалежних компонент у діагностиці шестерень при тому, що дані зчитувалися всього лиш одним сенсором. У роботі [66] коефіцієнти вейвлет-перетворення, що відображені на діаграмі в полярних координатах, використовувалися для передбачення дефектів підшипників. Мельцер та Дін також використовували полярні карти амплітуд вейвлетів для вдосконалення розпізнавання збоїв у механізмах, які працювали з нестационарною швидкістю обертання [67]. В іншому дослідженні, інформація про фазовий кут додавалася до тривимірного графіку неперервного вейвлет-перетворення для визначення тріщин ротора [68]. Рафі і Тце апроксимували функцію автокореляції вейвлет-

коефіцієнтів як просту синусоїдальну функцію для аналізу збоїв у коробці передач [69]. У подальших дослідження ці вейвлет-коефіцієнти було оптимізовано за допомогою розробки точного вейвлет-аналізу на засадах генетичних алгоритмів [70], що допомогло передбачити відмови у роботі двигуна насоса.

У роботі [71] досліджено використання вейвлет-аналізу в системі тестування ротора. Крім того, отримані значення використовувалися в роботах [72-76] для цілого ряду задач, таких як розвиток дефектів, стійкості обладнання під різним навантаженням, визначенням характеристик сингулярності сигналу, а також застосування отриманих даних у поєднанні з методами штучного інтелекту. Окремо слід відзначити застосування пакетного вейвлет-перетворення та застосування вейвлет-ентропії у виявленні несправностей, зокрема для механічних приводів [77-79]. Можливості використання навіть найпростіших прямокутних вейвлет-функцій розглянуті в роботі [80].

Одним із найновітніших та найбільш перспективним є метод аналізу даних шляхом розкладу сигналу на емпіричні моди з використанням перетворення Гільберта-Хуанга. Перетворення Гільберта-Хуанга (англ. ННТ) — це перетворення, суть якого полягає в розкладі сигналу  $X(t)$  на емпіричні моди  $c_i$  з наступним застосуванням до отриманих компонентів розкладу перетворення Гільберта. Перетворення Гільберта-Хуанга було запропоноване Норденом Хуангом в 1995 році в ході його робіт у НАСА для вивчення поверхневих хвиль тайфунів. В 1998 році метод був узагальнений на аналіз довільних часових рядів колективом авторів [81].

В основі запропонованого Хуангом алгоритму лежить побудова гладких огинаючих за максимумами і мінімумами послідовності і подальше віднімання середнього цих огинаючих з вихідної послідовності. Для цього проводиться пошук максимумів і мінімумів і будуються сплайни, що проходять через ці точки (рис. 1.6).



**Рисунок 1.6 - Побудова огинаючих та знаходження емпіричної функції**

Ці сплайни і утворюють верхню і нижню огинаючі. У результаті перерахованих кроків у першому наближенні знаходиться шукана емпірична функція.

Для повноцінного виділення моди (IMF) необхідно знову знайти максимуми і мінімуми у цієї оцінки IMF, і повторити перелічені раніше дії. Цей процес, що повторюється, називається просіюванням (sifting). Процес просіювання продовжується до тих пір, поки не буде досягнутий заданий критерій його зупинки. Вибір критеріїв зупинки просіювання є одним з ключових моментів, що впливають на результат декомпозиції в цілому.

Зазвичай застосовують два критерії зупинки. Перший запропонований Хуангом в 1998 році. Подібно до критерію збіжності Коші, ми визначаємо суму різниць функцій декомпозиції моди  $h(t)$  на двох останніх кроках:

$$SD_k = \frac{\sum_{t=0}^T |h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{\sum_{t=0}^T h_{k-1}^2(t)}. \quad (1.19)$$

Процес просіювання зупиняється, коли  $SD$  стає меншим за задане значення.

Другий критерій базується на так званому  $S$ -параметрі, що визначається як кількість послідовних просіювань, після яких кількість перетину графіком

сигналу осі абсцис та кількість екстремумів рівні, або відрізняються максимум на 1.

Якщо процес просіювання вдало завершений, то в результаті отримують першу знайдену емпіричну функцію. Далі, для того щоб знайти наступну IMF, необхідно з вихідного сигналу відняти вже знайдену IMF і знову повторити описану процедуру. Так продовжується до тих пір, поки не будуть знайдені всі IMF. Пошук чергової IMF зазвичай припиняється тоді, коли залишок має, наприклад, не більше двох екстремальних точок.

Як бачимо, описана процедура емпіричної модової декомпозиції базується не на строгих математичних викладках, а, повністю виправдовуючи свою назву, дійсно є емпіричною.

Декомпозиція на емпіричні моди може застосовуватися як окремо, так і у поєднанні з перетворенням Гільберта для отримання спектру значень [81]:

$$H(t) = \frac{1}{\pi} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \int_{\varepsilon}^{\infty} \frac{u(t + \tau) - u(t - \tau)}{\tau} d\tau . \quad (1.20)$$

Такий підхід дає змогу аналізувати числові ряди, які не мають гармонічних складових, що доповнює і розширює можливості Фур'є-перетворення та вейвлет-перетворення, оскільки базується на функціях, що обчислюються, використовуючи сигнал, який досліджується.

Зокрема, даним методом аналізувалися пошкодження в підшипниках [82], шестернях [83], валах [84] роторних машин. Метод декомпозиції емпіричних мод дозволяє аналізувати дані, що не носять стаціонарного характеру, за рахунок того, що модель сигналу не задається априорі, а формується в результаті розкладу, що дає змогу аналізувати локальні явища.

Крім того, даний метод часто використовується в поєднанні з Фур'є-аналізом, вейвлет-аналізом [85], тощо.

Таким чином, можна зробити висновок, що найкращий результат у процесі ідентифікації технічного стану ГПА можна отримати, поєднавши декілька методів, з метою отримання максимального обсягу додаткової

інформації для опрацювання та їх ситуативного застосування в залежності від специфіки даних.

### **1.2.2. Аналіз алгоритмів машинного навчання для вирішення задач класифікації в процесі ідентифікації технічних станів**

Задача класифікації — формалізована задача, яка містить множину об'єктів (ситуацій), поділених певним чином на класи. Задана кінцева множина об'єктів, для яких відомо, до яких класів вони відносяться. Ця множина називається вибіркою. До якого класу належать інші об'єкти невідомо. Необхідно побудувати такий алгоритм, який здатний класифікувати довільний об'єкт з вихідної множини. Класифікувати об'єкт означає знайти номер або найменування класу, що визначається в процесі застосування алгоритму класифікації до даного об'єкта. Існує велика кількість методів, що широко застосовуються для розв'язання задачі класифікації. Розглянемо їх застосування, переваги та недоліки.

Байєсовський підхід до класифікації є одним з найстаріших, але до сьогодні зберігає міцні позиції в теорії розпізнавання. Він лежить в основі багатьох досить вдалих алгоритмів класифікації. Для прикладу в роботі [86] байєсовський класифікатор лежить в основі аналізу неповних даних, а в роботі [87] він застосовується для розпізнавання емоцій в записі розмови. Продовжується робота щодо удосконалення методики даного методу, наприклад його пришвидшення [88] та поєднання з деревами рішень [89].

Окремо слід приділити увагу одному з найпоширеніших методів класифікації – наївному байєсівському методу (Naive Bayes) [90]. Основні переваги наївного байєсівського класифікатора - простота реалізації і низькі обчислювальні витрати при навчанні та класифікації. У тих рідкісних випадках, коли ознаки дійсно незалежні (або майже незалежні), наївний байєсовський класифікатор (майже) оптимальний.

Так в роботі [90] метод наївної байєсовської класифікації використовується у поєднанні з деревами рішень. Автори [91-93] застосовують

метод наївної байєсовської класифікації для обробки вібраційних сигналів, зокрема для зменшення розмірності даних. Крім того, в залежності від того, якими методами відновлюються густини ймовірностей, даний метод може бути непараметричним, що знайшло його застосування у роботі [94]. Загалом, завдяки своїй простоті, байєсовські методи широко застосовуються у діагностиці несправностей [95-98], коли принциповим є виконання класифікації за мінімальний час, жертвуючи при цьому певною достовірністю висновку.

Широке застосування у вирішенні задачі ідентифікації технічного стану знайшов метод, який є поширеним в економічних науках – дерево прийняття рішень. Дерева рішень, використовувані в Data Mining, бувають двох основних типів:

- аналіз дерева класифікації, коли прогнозований результат є класом, до якого належать дані;
- регресійний аналіз дерева, коли прогнозований результат можна розглядати як дійсне число.

Визначення цих типів були вперше вжиті Брейманом та ін. [99]. Перераховані типи мають деякі подібності, а також деякі відмінності, такі, як процедура, що використовується для визначення місця розбиття на класи. Деякі методи дозволяють побудувати більше одного дерева рішень:

- дерево рішень «мішок», найбільш раннє дерево рішень, будує кілька дерев рішень, неодноразово інтерполюючи дані із заміною, і дерева голосувань для прогнозу консенсусу [100];
- випадковий класифікатор «лісовий» використовує ряд дерев рішень, з метою поліпшення ставки класифікації;
- «підвищені» дерева можуть бути використані для регресійного типу та класифікації типу проблем [101];
- «обертання лісу» — дерева, в яких кожне дерево рішень аналізується першим із застосуванням методу головних компонент (PCA) на випадковій підмножині вхідних функцій [102].

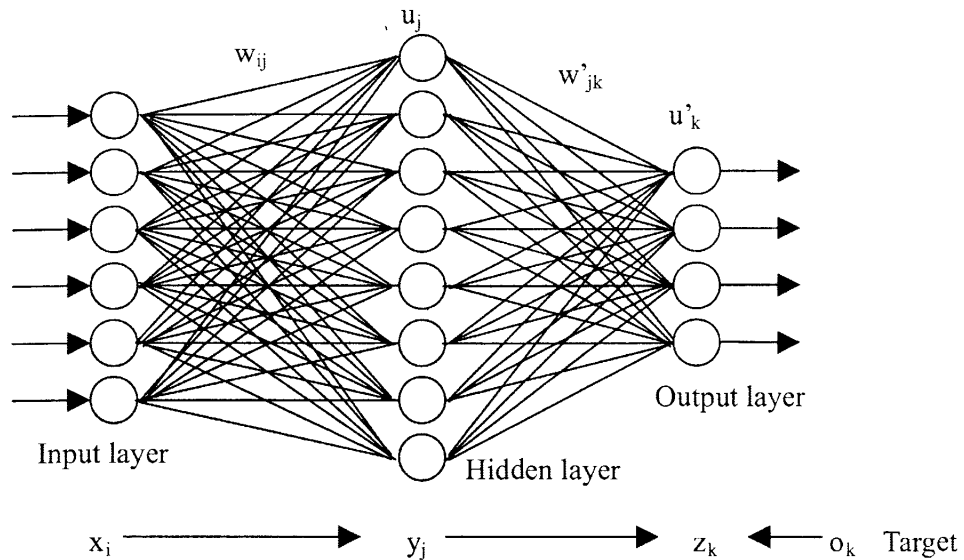
Зокрема, дерева нечітких рішень застосовувалися для аналізу віброакустичних даних [103]. В роботі [104] розглядається діагностика роторних машин із застосуванням аналізу принципів компонент. Автори роботи [105] за допомогою дерева прийняття рішень описують аналіз зношення гідравлічних гальм, а в [106-108] розглянуто застосування дерев рішень в експертній системі діагностики роторних машин.

Широке застосування у вирішенні задачі класифікації знайшли методи опорних векторів. Метод опорних векторів - це набір подібних алгоритмів виду «навчання із вчителем». Ці алгоритми, як правило, використовуються для задач класифікації та регресійного аналізу. Метод належить до розряду лінійних класифікаторів. Він широко застосовується в сучасній технічній діагностиці, зокрема для діагностики вітрових турбін [109], підшипників кочення [110-112], шахтного обладнання [113], шестерень [114]. З цього можна зробити висновок, що метод підходить як для деталей механізму, так і для об'єктів у цілому. Удосконалення даного методу та його поєднання з іншими методами технічної діагностики розглянуто в роботах [115-116].

Значну частину задач класифікації реалізовано з використанням нейронних мереж. Завдяки своїй будові, вони прекрасно працюють з неповними даними, що є типовою проблемою для діагностичних параметрів. Як наслідок, велика кількість робіт присвячена вивченню способів застосування нейронних мереж для ідентифікації технічного стану об'єктів керування різного роду [117-127].

ШНМ є системою з'єднаних простих процесорів (штучних нейронів), які взаємодіють між собою. Такі процесори зазвичай достатньо прості, особливо в порівнянні з процесорами, що використовуються в персональних комп'ютерах. Кожен процесор схожої мережі має справу тільки з сигналами, які він періодично отримує, і сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. І тим не менш, будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості процесори разом здатні виконувати достатньо складні завдання.





**Рисунок 1.7 – Приклад штучної нейронної мережі**

Виходячи з проведеного аналізу існуючих рішень для інтелектуального вирішення задачі класифікації, було виділено основні переваги щодо точності та роботі з неповними наборами даних, а також специфіку їх застосування для вирішення задачі ідентифікації технічного стану з використанням індивідуального підходу.

### 1.3. Аналіз методів та засобів вібраційного контролю і захисту ГПА

Розглянемо деякі приклади сучасних засобів вібраційного контролю і захисту газоперекачувальних агрегатів.

Для контролю за вібрацією турбоагрегатів застосовуються:

- ручний віброграф ВР-3, призначений для записування кривої періодичної вібрації зміщення опор і вузлів агрегату, а також подальшого її дослідження і вимірювання з допомогою мікроскопів, і застосовується для агрегатів, швидкість яких не перевищує 3000 об/хв;
- вібровимірювальний прилад ВІП-2, призначений для вимірювання подвійної амплітуди зміщення та ефективних значень віброшвидкості будь-якого напрямку періодичної вібрації, робочий діапазон якого становить 12.5, 200 Гц;
- вібровимірювальний прилад ВР-102, призначений для вимірювання подвійної амплітуди зміщення еквівалентної швидкості періодичної

вібрації, в якому передбачений вихід на осцилограф або підключення запам'ятовуючого пристрою.

Для контролю вібраційних характеристик об'єктів КС «Роменська-3» Сумського ЛВУМГ, застосовуються давачі фірми Metrix. Для контролю радіальної вібрації та осьового зсуву ротора ВЦН ГЦ-206/37-55 застосовуються давачі серії РР модель 10008 з подовжувачем РР 7402. Як перетворювач сигналу для контролю радіальної вібрації ротора нагнітача використано трансмітер РТ 5465 [128], для контролю осьового зсуву ротора використовується трансмітер РТ 5488. Для контролю за вібрацією газотурбінного двигуна ДТ71П використовується високотемпературний акселерометр SA6350.

Для віброконтролю та захисту ГПА з приводом від ГТН-6 та системою автоматичного керування агрегатом А-705-15 застосовується комплекс ВИЗА-РС. Це комплексне рішення, що включає в себе вихроструміві перетворювачі Metrix 10007 та Metrix 10039, перетворювачі віброзміщення Metrix 5465 та Metrix 5488, первинні віброперетворювачі Metrix 6200 та Metrix 6210, віброперетворювачі Metrix 5535, а також програмований логічний контролер TSX 37-21101. Програмне забезпечення реалізує внутрішню обробку, читання входів, оновлення виходів та управління панеллю оператора комплексу, який виконує збір даних, збереження їх на сервері та безперервну візуалізацію на дисплеї параметрів, що характеризують вібраційний стан ГПА.

Комплекс ВИЗА-5 використовує вихроструміві датчики радіальної вібрації Metrix 10006-10-25-10-02, вихрострумівий датчик осьового зсуву Metrix РР 10006-15-30-10-02, перетворювачі радіальної вібрації Metrix РТ 5465Е, перетворювач осьового зсуву Metrix РТ 5488Е. На панелі оператора використовуються програмовані індикатори ОМВ 401.

Для вібраційного контролю, сигналізації та захисту агрегатів ГТК-25І застосовується система ВІЗА-25І, що призначена для безперервного вимірювання поточних значень параметрів вібрації і осьового зсуву газотурбінного двигуна і нагнітача, відображення значень на індикаторній

панелі та формування відповідних сигналів сигналізації і захисту в САК ГПА при перевищенні поточними значеннями вібрації та осьового зсуву заданих рівнів. У системі застосовуються віброперетворювачі Metrix SC5534-333-0-35-145, релейні модулі Weidmuller PXS 35, програмований логічний контролер APL-CON 16/16, первинні віброперетворювачі Metrix 5385C-004, віброперетворювачі Metrix 5534-444-035-145, вихрострумові перетворювачі радіальної вібрації та осьового зсуву Metrix PP10026, трансмітери Metrix PT5465E та Metrix PT 5488. Для індикації використовується цифрова панель APL-IND та цифровий програмований монітор APL-VM.

Для регулювання температури технологічного газу на виході компресорного цеху, а також контролю та захисту електродвигунів вентиляторів агрегатів повітряного охолодження від заданих рівнів вібрації розроблено комплекс ВИЗА-АВОб. Для контролю вібрації корпусу опори підшипника електродвигуна застосовувався віброперетворювач Metrix ST5484. Для контролю температури на вході та виході агрегату повітряного охолодження застосовувався перетворювач термоопору типу ТСП-100. Сигнали з здавачів передавалися на контролер TSX 37-21 101. Для відображення поточних значень вібрації, температури газу та напрацювання агрегатів, керування вмиканням вентиляторів, а також відображення спрацювання аварійної та попереджувальної сигналізації, застосовувалася панель оператора ХВТ 811050.

В усіх вказаних системах зв'язок між елементами системи здійснювався за допомогою інтерфейсів Modbus та RS-485.

#### **1.4. Вибір і обґрунтування напрямку досліджень**

Проведений аналіз сучасного стану проблеми ідентифікації технічного стану газоперекачувальних агрегатів, як об'єктів керування показав, що основною задачею інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА є аналіз даних, отриманих та переданих з нижчих рівнів систем автоматизованого керування ГПА, та вирішення задачі класифікації за

результатами цього аналізу. На даний момент, існує велика кількість методів поглибленого аналізу даних параметрів технологічного процесу, що застосовуються в різних галузях промисловості, а також широкий спектр методів вирішення задачі класифікації, в залежності від повноти даних, критерію оптимальності вирішення задачі класифікації, тощо. Крім того, існує широкий спектр автоматизованих систем вібраційного контролю та захисту, що дозволяє попереджувати аварійні ситуації. Сучасний рівень розвитку автоматизованих систем керування ГПА забезпечує операторів великим обсягом первинної інформації, що використовується для ідентифікації їх технічного стану.

Основними проблемами, з якими стикаються сучасні системи ідентифікації технічного стану ГПА є структуризація даних які характеризуються нерівномірністю їх розподілу у часі, необхідністю врахування індивідуальних особливостей окремих параметрів тощо, збереження великих обсягів даних інформаційних параметрів, проведення надлишкових обчислень. Крім того, спостерігається нерівномірність розподілу навантаження між різними рівнями системи, що спричиняє сповільнення процесу ідентифікації технічного стану ГПА.

Крім того, не знайшла на теперішній час свого вирішення задача комплексної ідентифікації технічного стану ГПА. Оцінка здійснюється, як правило, з використанням окремих методів, таких як швидке перетворення Фур'є, вейвлет-аналіз, статистичний аналіз, тощо. Тому актуальною проблемою є вирішення задачі розробки комплексного методу оцінки технічного стану ГПА шляхом результатів обробки даних параметрів процесу компримування природного газу за допомогою ряду методів поглибленого аналізу даних та методів штучного інтелекту з урахуванням їх інформаційної цінності для уникнення надлишкових обчислень в процесі ідентифікації технічного стану ГПА.

Таким чином, напрямком досліджень є розробка інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану газоперекачувальних

агрегатів у складі системи автоматизованого керування, що дозволить отримувати оцінку технічного стану ГПА з урахуванням змін значень технологічних параметрів у часі, за мінімальний час опрацювання даних процесу компримування природного газу.

Результати досліджень, представлених у даному розділі, опубліковані у працях [4, 27, 35-36] загального переліку використаних джерел.

# ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ ШЛЯХОМ ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ МЕТОДАМИ ПОГЛИБЛЕНОГО АНАЛІЗУ

## 2.1 Методика отримання експериментальних даних

### 2.1.1 Методика отримання експериментальних даних з газоперекачувального агрегату типу ГПА-10-01

Вимірювання і реєстрація технологічних параметрів ГПА здійснювалось за допомогою штатних технічних засобів, якими оснащена компресорна станція “Ромни” УМГ “Київтрансгаз”. В табл. 2.1 приведені основні характеристики приладів отримання даних деяких технологічних параметрів. Схема ГПА з приладами, які використовувались для отримання експериментальних даних, зображена на рис 2.1.

**Таблиця 2.1**

### Основні характеристики приладів для отримання даних на КС “Ромни” УМГ “Київтрансгаз”.

Назва вимірюваного параметру	Тип приладу	Діапазон вимірювань	Клас точності
Тиск газу на вході ВЦН	Давачі фірми Honeywell - STG97L-F1G	0-10 МПа	0,1
Тиск газу на виході ВЦН	Давачі фірми Honeywell - STG97L-F1G	0-10 МПа	0,1
Температура газу на вході ВЦН	ТСП-1187	0-150°C	0,5
Температура газу на виході ВЦН	ТСП-1187	0-150°C	0,5
Швидкість обертання валу ВЦН	ДТН-240	0-8000 об/хв	0,5
Температура газу на виході ТНТ	ТСП-1187	0-550°C	0,5
Перепад тиску на конфузори	Давачі фірми Honeywell - STD120	0-1 МПа	0,1

Позначення	Найменування
К	Компресор
ГВТ	Газовий вентильний агрегат
ТНТ	Турбонасосний агрегат
Н	Напірний бак
МН-1	Моторний насос
МН-2	Моторний насос
КЗ	Колонна знезалізнича
МБ	Масляний бак
АВ	Автоматична вентиляція
РШ	Регулювальний шланг
ГЗ	Газовий запобіжник
ПК	Підключальний кабелі
РП	Регулятор парової
М	Метр
Т-1, Т-2, Т-3	Термометри
ХК	Холодильний агрегат
І-1, І-2	Індикатори
ТД	Турбодвигун

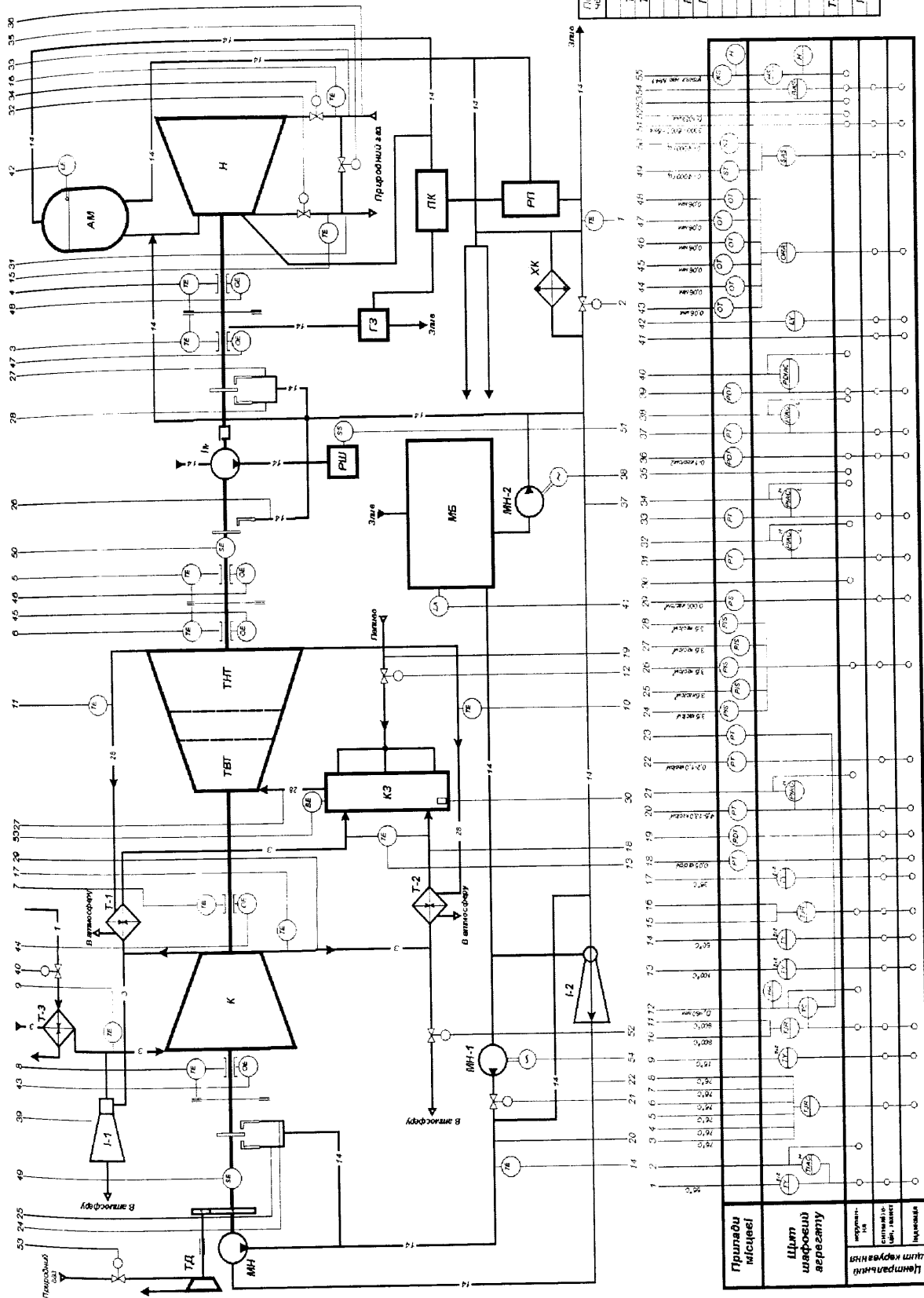


Рисунок 2.1 - Схема ГПА типу ГПА-10-01 із вимірювальними приладами

Компресорна станція обладнана інформаційно-вимірною системою, яка з інтервалом у 5 хвилин архіває результати вимірювань у вигляді таблиці Excel, фрагмент якої наведений в таблиці 2.2. Перелік всіх параметрів, що реєструвалися системою, наведений в додатку Г.

Таблиця 2.2

**Фрагмент даних, що реєструються автоматизованою системою керування  
ГПА типу ГПА-10-01**

Дата і час	Температура працюючих колодок упорного підшипника нагнітача, град.	Температура повітря в відсіку двигуна (силової турбіни) т.1, град.	Температура установочних колодок упорного підшипника нагнітача, град.	Температура масла на виході маслоохолоджувача нагнітача, град.	Температура опорної частини упорного підшипника нагнітача, град.
08.01.2009 1:00	11,162	13,537	10,381	9,288	10,533
08.01.2009 1:05	11,162	13,537	10,381	9,288	10,533
08.01.2009 1:10	11,162	13,537	10,381	9,288	10,533
08.01.2009 1:15	11,162	13,537	10,381	9,288	10,533
08.01.2009 1:20	11,162	13,537	10,381	9,288	10,533
08.01.2009 1:25	11,162	13,537	10,381	9,288	10,533
08.01.2009 1:30	11,162	13,537	10,381	9,288	10,533

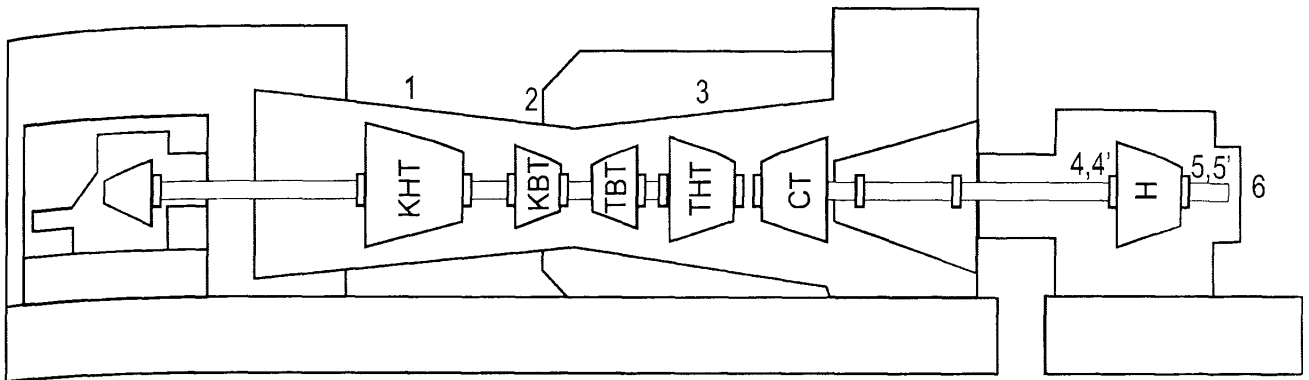
Розташування точок контролю віброшвидкості (1,2,3) та вібропереміщення (4-4', 5-5') показано на рис. 2.2 Вібропереміщення вимірюється відносно вертикалі (4, 5) та горизонталі (4', 5'). В табл. 2.3 приведені основні характеристики приладів, при цьому використовувались.

Таблиця 2.3

**Характеристика приладів, які використовувались при проведенні  
експериментальних досліджень**

Назва вимірюваного параметру	Давач	Перетворювач	Діапазон вимірювань
Віброшвидкість, мм/с	SA6350	SC5535/45	0-50 мм/с
Вібропереміщення, мкм	Metrix 10003	5465E-004	0-250 мкм
Осьовий зсув, мм	Metrix 10003	5488-001	0,5-2,0 мм





**Рис. 2.2 Точки підключення приладів для вібраційного контролю:**

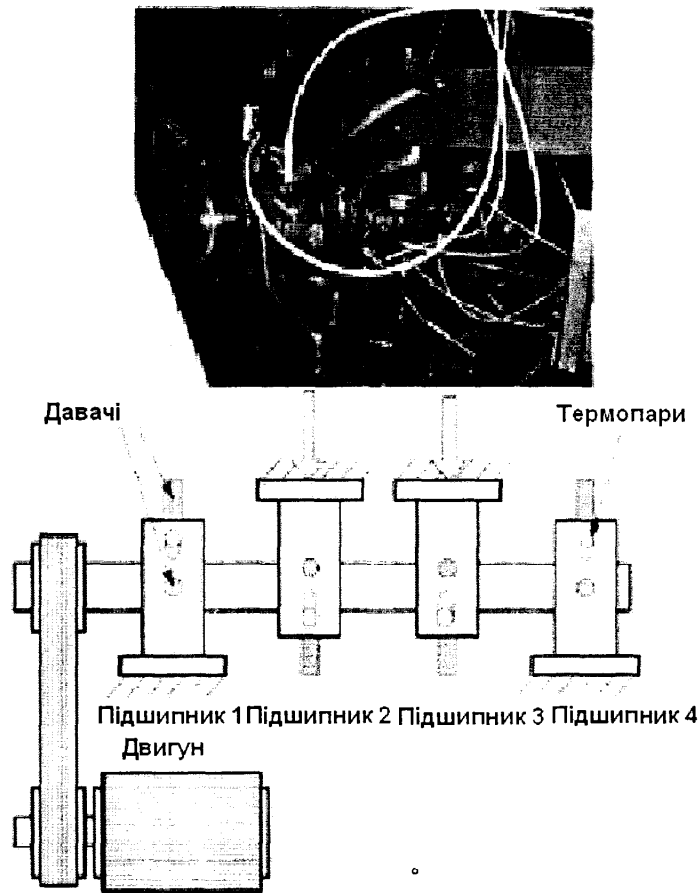
- 1 – фланець корпусу КНТ,**
- 2 – фланець корпусу КВТ,**
- 3 – фланець корпусу ТНТ,**
- 4,4' – передній опорний підшипник ВЦН,**
- 5,5' – задній опорний підшипник ВЦН.**

### **2.1.2 Експериментальні дані для тестування методів обробки миттєвих значень вібраційних даних.**

Для тестування методів, що досліджують коливні процеси за миттєвими значеннями параметрів, були використані дані зі репозиторію для прогнозів NASA, а саме набір вібраційних даних тестової обертової машини Університету Цінціннаті [129]. Ці дані були зібрані з експериментальної установки для вивчення чотирьох підшипників, встановлених на валу обертання зі сталюю швидкістю обертання 2000 об/хв. Підшипники Rexnord ZA-2115 були встановлені на валу, як показано на рисунку 2.3. На основу підшипників були застосовані високочутливі кварцові акселерометри PCB 353B33 (по два на кожен підшипник в експерименті 1, для кожної з осей x та y, по одному на підшипник в експериментах 2 та 3). Розміщення давачів [129] показано на рис. 2.3. Всі пошкодження підшипників виникли після перевищення їх експлуатаційного ресурсу, що становив 100 000 000 оборотів.

В архіві містилися три набори даних. Кожен із наборів записувався до збою в роботі системи і складається із масиву файлів, які є записом вібраційних даних за одну секунду, що записані з певним інтервалом. Кожен файл вміщує

20480 точок із частотою дискретизації 20 кГц. Ім'я файлу визначає також час збору даних.



**Рисунок 2.3 - Схема розміщення підшипників та давачів на валу обертової установки**

Фрагмент даних зображено на рис. 2.4.

Набір даних №1:

- записувався з інтервалом в 10 хвилин;
- кількість файлів – 2156;
- кількість каналів – 8;
- тривалість – 34 дні;
- наприкінці тестування виникло пошкодження внутрішньої поверхні підшипника 3 та рухомого елемента підшипника 4.

Набір даних №2:

- записувався з інтервалом в 10 хвилин;
- кількість файлів – 984;

- кількість каналів – 4;
- тривалість – 7 днів
- наприкінці тестування виникло пошкодження зовнішньої поверхні підшипника 1.

Набір даних №3:

- записувався з інтервалом в 10 хвилин;
- кількість файлів – 4448;
- кількість каналів – 4;
- тривалість – 31 день
- наприкінці тестування виникло пошкодження зовнішньої поверхні підшипника 3.

Вібропереміщення			
П1	П2	П3	П4
-0.049	-0.071	-0.132	-0.010
-0.042	-0.073	-0.007	-0.105
0.015	0.000	0.007	0.000
-0.051	0.020	-0.002	0.100
-0.107	0.010	0.127	0.054
-0.078	-0.212	0.042	-0.044
-0.020	-0.010	-0.144	-0.007
-0.046	0.112	0.034	0.034
-0.063	-0.154	0.071	0.076
0.068	0.044	-0.029	0.054
0.095	0.022	-0.090	-0.037
-0.007	0.007	-0.024	-0.095
-0.046	0.000	-0.122	-0.059
0.044	-0.002	-0.068	0.027
0.137	0.007	0.054	0.073
0.098	-0.032	0.088	-0.029
0.081	-0.081	-0.090	-0.105
-0.073	0.042	-0.137	-0.083
-0.037	0.037	0.020	-0.015
0.012	-0.020	0.176	-0.005
-0.037	0.017	-0.044	0.032

**Рисунок 2.4 – фрагмент експериментальних даних для дослідження вібраційних процесів обертової установки**

Загальний обсяг даних становив 780 Мб в стисненому вигляді.

Наявні набори даних дозволяють апробувати широкий спектр методів поглибленого аналізу даних та встановити подальшу доцільність їх застосування в процесі ідентифікації технічних станів технологічних об'єктів.

Код форматування та імпорту даних наведено в додатку Д.

## 2.2. Методи ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату на основі аналітичної інформації

### 2.2.1. Застосування алгоритмів машинного навчання в процесі попередньої обробки та візуалізації даних

Застосування деяких алгоритмів машинного навчання в процесі попередньої обробки та візуалізації даних описано в [130]. Розглянуто підхід до аналізу даних газоперекачувальних агрегатів з використанням алгоритмів машинного навчання  $k$  найближчих сусідів,  $k$ -means та лінійної регресії.

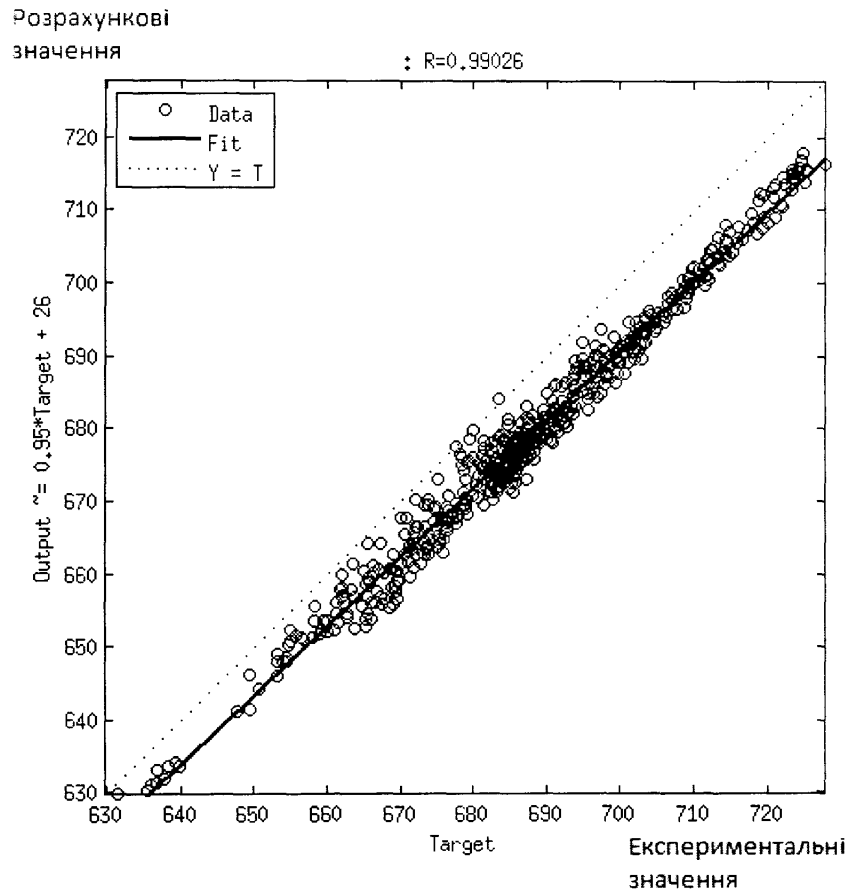
Було проведено регресійний аналіз даних та досліджені на предмет можливості зменшення їх розмірності шляхом виключення деяких параметрів з однаковими характеристиками змін у часі. У першу чергу такій перевірці підлягали дані параметрів одного типу (наприклад, температура) одного вузла, зняті в різних точках, оскільки графіки цих змінних були майже ідентичними. Для часткового аналізу окремого вузла об'єкта вони можуть бути значимими, але для загальної характеристики стану об'єкта вони не відіграють важливої ролі. Було підтверджено припущення про лінійну залежність подібних однотипних параметрів (на прикладі температури газу за турбіною низького тиску газоперекачувального агрегату), з допомогою регресійного аналізу даних величин (рис. 2.5).

Залежність температури у першій точці від температури у другій виражалась рівнянням:

$$T_1 = 0.95 \cdot T_2 + 26. \quad (2.1),$$

де  $T_1$  - обчислена за лінійною регресією температура газу за турбіною низького тиску газоперекачувального агрегату в точці 1,  $T_2$  - температура газу за турбіною низького тиску газоперекачувального агрегату в точці 2.

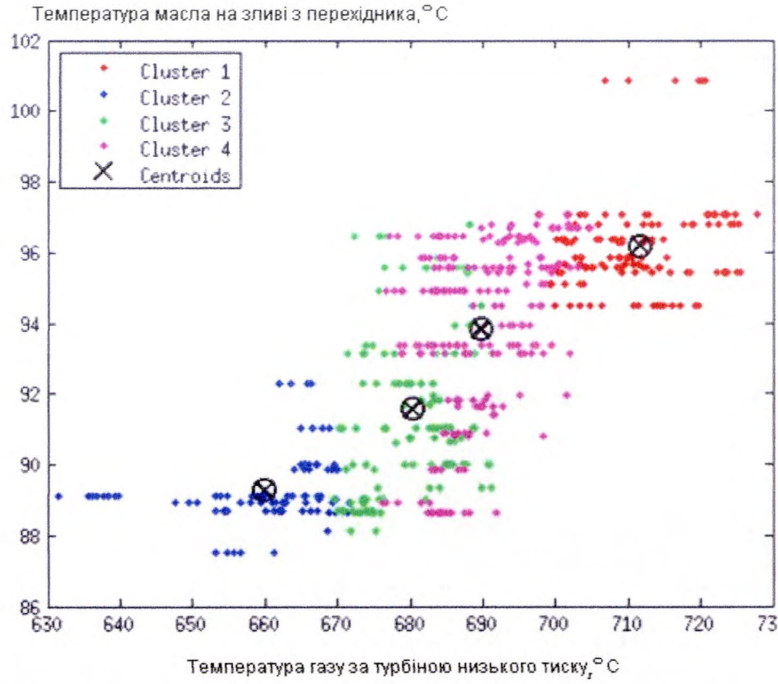
Результати, отримані згідно залежності (2.1), на більш ніж 99% співпадали з реальними значеннями в контрольованій точці. Подібне припущення мало місце і для інших значень, що дозволило скоротити кількість параметрів для аналізу з 64 стовпців до 48, тобто на 28%.



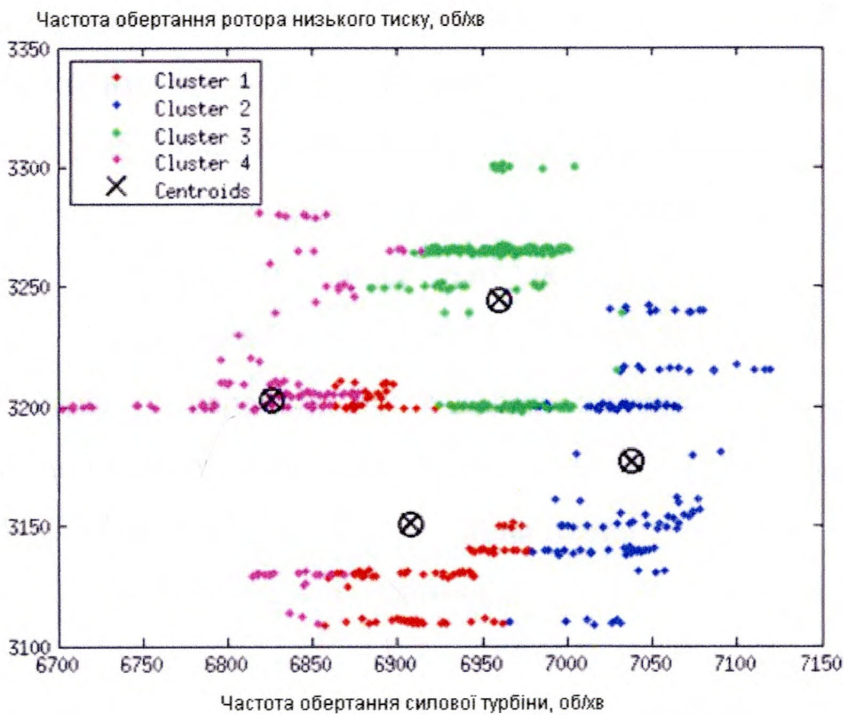
**Рисунок 2.5 – Регресійний аналіз значень температури газу за турбіною низького тиску в різних точках ГПА-10-01**

Були виділені характерні групи записів з застосуванням до досліджуваних даних алгоритму кластеризації, а саме алгоритму кластеризації  $k$ -середніх для чотирьох кластерів, та відображено результати в двох різних площинах координат (рис. 2.6 та 2.7).

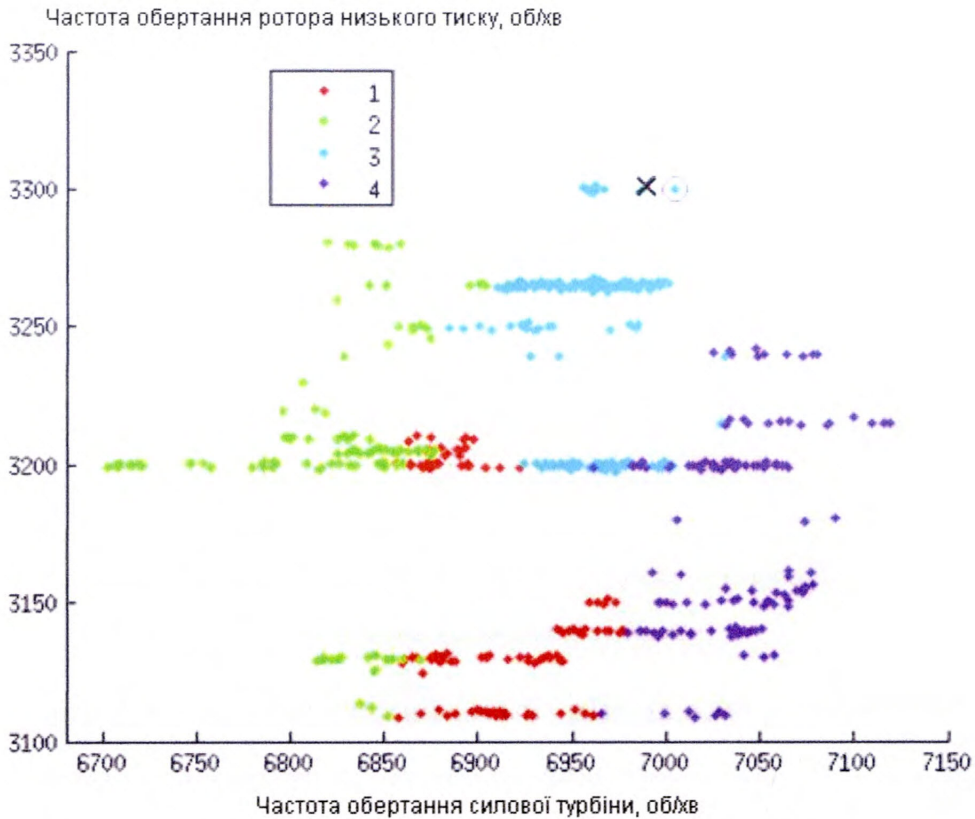
Як видно з рисунків 2.6 та 2.7, обидва графіки відображають чітку кластеризацію експериментальних значень. Однак, чіткість розподілу не дала змоги у повній мірі судити про належність оцінки стану ГПА до того чи іншого кластера. Тому доцільним було проведення експерименту щодо класифікації чергового вхідного значення, виходячи з результатів кластеризації. Була прийнята належність контрольних значень до сформованих кластерів як до класів та проведена класифікація нових значень методом  $k$  найближчих сусідів. Результати класифікації відображені на рис. 2.8.



**Рисунок 2.6 - Результати кластеризації діагностичних значень за температурою газу за турбіною низького тиску та температурою масла на зливі з перехідника**



**Рисунок 2.7 - Результати кластеризації діагностичних значень за частотою обертання ротора низького тиску та частотою обертання силової турбіни**

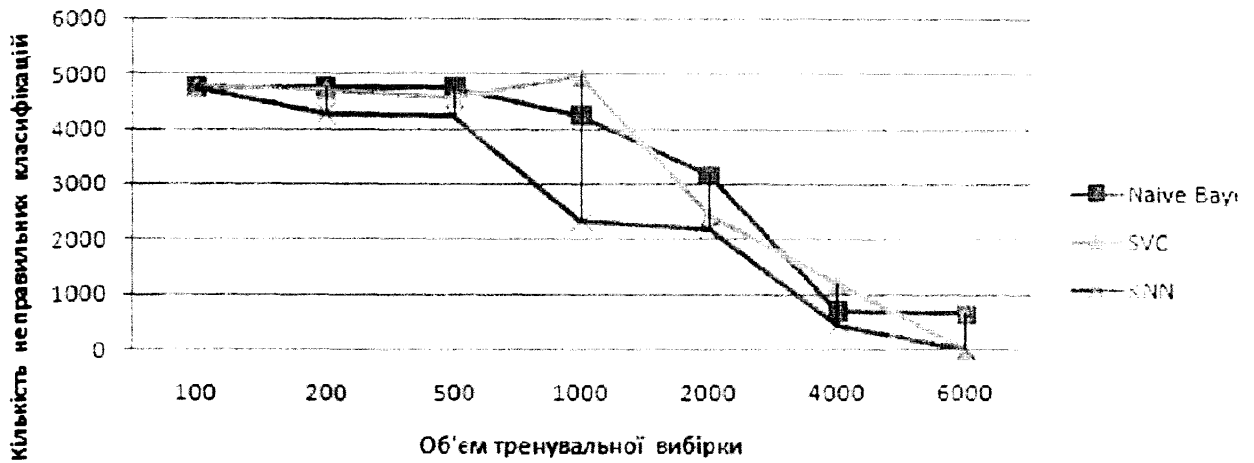


**Рисунок 2.8 - Результати класифікації нового значення технологічних параметрів методом  $k$  найближчих сусідів**

### 2.2.2. Порівняльний аналіз ефективності алгоритмів машинного навчання у вирішенні задачі класифікації

Нами [131] наведена порівняльна характеристика методів машинного навчання та їх похибок. Експериментальні дослідження проводилися з 6000 записами даних, в кожному з яких знаходилось 64 значення параметрів функціонування. Масив даних було умовно розбито на 4 класи з допомогою кластеризації методом  $k$  середніх. Розглядалися наступні методи класифікації: алгоритми машинного навчання: Naive Bayes, Support Vector Classifier (SVC) та K Nearest Neighbours (KNN), метод підсилення слабких класифікаторів Adaboost, а також класифікація з допомогою штучної нейромережі (ШНМ). Алгоритми машинного навчання опрацьовували дані 100, 200, 500, 1000, 2000, 4000 та 6000 записів, після чого проходили тестування на 6000 записів. Специфіка даних в тому, що записи класів в них були розподілені нерівномірно, відповідно, можна було встановити залежність процедури

навчання алгоритмів від тренувальних даних. Залежність кількості записів з хибною класифікацією від об'єму тренувальних даних показана на рис. 2.9.



**Рисунок 2.9 – Порівняльний аналіз різних алгоритмів класифікації**

Всі алгоритми проявили однакову залежність від ступеня однорідності даних, особливо це проявилось в процесі навчання SVC. Naive Bayes при продовженні навчання зупинився на похибці навчання близько 10%. Найбільш стабільним виявився алгоритм KNN. Тренування ШНМ та структури Adaboost відбувалися з розділенням записів наступним чином: 4000 записів було відведено на навчання, 1000 на тестування та 1000 на перевірку. Обидва алгоритми при опрацюванні повного набору даних наблизились до нульового рівня похибки, зберігаючи його при поступленні нових даних, які не були присутні у тренувальній множині.

Слід відзначити, що навчання ШНМ та Adaboost виявилось значно затратнішим в часових ресурсах, ніж алгоритми машинного навчання. Виходячи з цього, було зроблено висновок, що алгоритми машинного навчання (зокрема KNN) є ефективними при наявності достатньої кількості однорідно розподілених тренувальних даних, якщо дані неповні, а час навчання не є принциповим, кращим рішенням буде класифікація даних з допомогою ШНМ або алгоритму Adaboost.

Перевага штучних нейронних мереж полягає в наступних теоретичних аспектах. Перш за все, штучні нейронні мережі є самоадаптованими мережами



до вхідних даних. Тому нейронні мережі можуть перебудувати свою роботу у відповідності з даними без будь-якої апріорної інформації про об'єкт. По-друге, нейронні мережі можуть апроксимувати будь-яку функцію з певною точністю. По-третє, нейронні мережі є нелінійними моделями, що дозволяє їм моделювати процеси навколишнього середовища з більшою гнучкістю. Нарешті, нейронні мережі здатні обчислювати апостеріорну ймовірність, що дає можливість встановлювати правила класифікації та проводити статистичний аналіз.

При вирішенні задачі ідентифікації технічного стану ГПА засобами для навчання виступають попередні дані досліджуваних вхідних параметрів та відповідні їм вихідні відомості про стан ГПА. Це дає штучній нейронній мережі змогу в процесі навчання адаптувати свою реакцію для задачі встановлення відповідності між інформацією, отриманою від аналізу параметрів тим чи іншим методом та технічним станом об'єкта, що відповідає даному набору значень параметрів.

Для вирішення задачі ідентифікації технічного стану було вирішено застосовувати тришарові ієрархічні нейронні мережі прямого поширення, що тренуються за алгоритмом зворотного поширення похибки.

Навчання методом зворотного поширення помилок такої нейронної мережі допускає два проходження по всіх нейронах мережі - прямий прохід (від вхідного шару до вихідного для отримання результуючого вихідного сигналу) і зворотний прохід (від вихідного шару до вхідного для коригування ваг зв'язків нейронної мережі). Ваги зв'язків між нейронами налаштовуються з метою максимального наближення вихідного сигналу мережі до бажаного в статистичному сенсі.

Таким чином, для даного виду навчання можна виділити два типи сигналів, що передаються по нейронній мережі:

- 1) Вхідний сигнал, який передається в прямому напрямку. При передачі сигналу в кожному нейроні обчислюється функція активації, на базі

сигналів від інших нейронів. У результаті будуть отримані значення сигналів для всіх нейронів вихідного шару.

- 2) Сигнал похибки, поширюваний в зворотному напрямку. Даний сигнал розраховується кожним нейроном за допомогою функції похибки (зазвичай обчислення градієнта поверхні похибки) на підставі значення похибки, що прийшла з сусіднього шару нейронів.

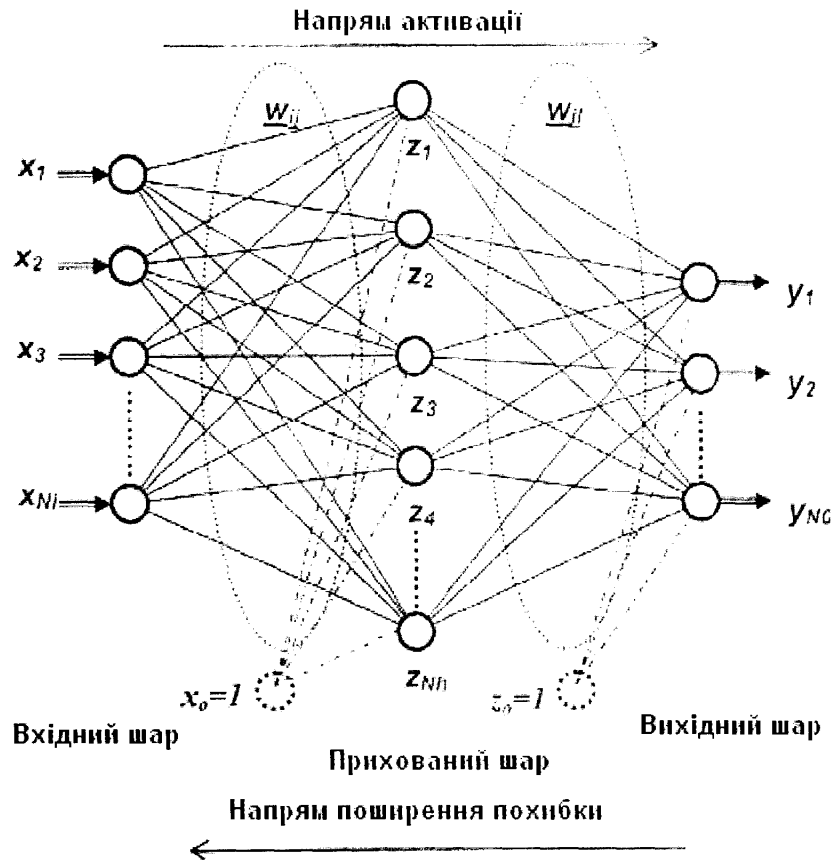
Нейрони мереж мають сигмоїдну функцію активації. Особливістю сигмоїдної функції є її монотонність і диференційовність у всьому діапазоні значень аргументу. Завдяки цьому сигмоїдна функція часто застосовується при створенні нейронних мереж. Введення функцій сигмоїдального типу було зумовлено обмеженістю нейронних мереж з пороговою функцією активації нейронів - при такій функції активації будь-який з виходів мережі дорівнює або нулю, або одиниці, що обмежує використання мереж не в задачах класифікації. Використання сигмоїдальних функцій дозволило перейти від бінарних виходів нейрона до аналогових.

Під час проектування штучної нейронної мережі було застосовано наступні правила вибору кількості нейронів в кожному з шарів мережі:

- кількість нейронів у вхідному шарі  $m$  рівна кількості вхідних значень, що діють одночасно;
- кількість вихідних нейронів  $n$  рівна кількості результуючих класів (в даному випадку, кількості можливих станів об'єкта);
- кількість нейронів  $k$  у прихованому шарі є числом, що знаходиться в діапазоні між  $n$  та  $m$  та вибирається експериментальним шляхом, з урахуванням обмежень обчислювальних потужностей ЕОМ.

Нехай задана сукупність вектора вхідного та вихідного сигналів із навчальної вибірки –  $(X, y)$ . Отримане в результаті роботи мережі значення вектора  $a$  після навчання мережі має відповідати експериментальному сигналу  $y$ .

Узагальнена схема мережі зображена на рисунку 2.10.



**Рисунок 2.10 – Узагальнена схема штучної нейронної мережі прямого поширення**

Для навчання мережі було вибрано метод зворотного поширення похибки. Основна ідея цього методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи.

Метою навчання мережі алгоритмом зворотного поширення помилки є таке налаштування ваг її нейронів, щоб набір множини входів відповідав бажаному набору виходів. При навчанні передбачається, що для кожного вхідного вектора існує відповідний йому цільовий вектор, що задає необхідний вихід. Разом вони називаються навчальною парою. Мережа навчається на багатьох парах.

Алгоритм зворотного поширення похибки наступний:

- ініціалізуємо синаптичні ваги маленькими випадковими значеннями;
- вибираємо чергову навчальну пару з навчальної множини; подаємо вхідний вектор на вхід мережі;

- обчислюємо вихід мережі;
- обчислюємо різницю між виходом мережі і потрібним виходом (цільовим вектором навчальної пари);
- коригуємо ваги мережі для мінімізації помилки;
- повторюємо кроки з 2 по 5 для кожного вектора навчальної множини доти, поки помилка на всій множині не досягне прийняттого рівня.

Метод зворотного поширення помилки є швидким та ефективним методом навчання при проектуванні мереж для вирішення задачі класифікації.

### 2.3. Дослідження методів аналізу первинних даних для отримання інформації про стан газоперекачувального агрегату як об'єкта керування.

Задачу ідентифікації технічного стану ГПА, при наявності навчальної вибірки даних, можна представити наступним чином. Нехай  $X$  – множина описів стану об'єкта керування,  $y$  – множина номерів (або назв технічних станів). Існує невідома цільова залежність

$$y^*: X \rightarrow y. \quad (2.4)$$

Значення даної залежності відомі тільки на елементах кінцевої навчальної вибірки

$$X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\} \quad (2.5)$$

Необхідно з допомогою задачі класифікації розв'язати задачу детермінування даної залежності для ідентифікації стану об'єкта, що описується довільним набором  $x \in X$ .

У випадку задачі ідентифікації технічного стану об'єкта,  $x$  буде представлено характеристичним описом об'єкта керування

$$X = (f_1(x), \dots, f_n(x)) \quad (2.6)$$

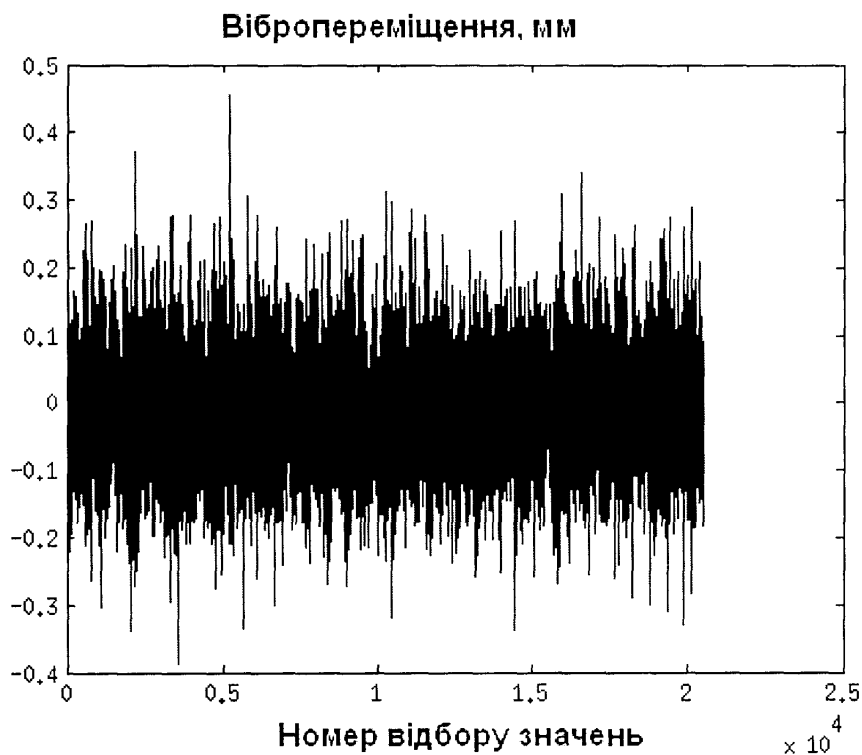
При цьому набір характеристик  $X$  буде визначатися конкретним методом аналізу даних. Характеристики можуть бути бінарними (приймати значення 1 або 0), номінальними (кінцева множина значень), порядковими (кінцева впорядкована множина, кількісні (множина дійсних чисел).

### 2.3.1 Статистичні характеристики параметрів функціонування

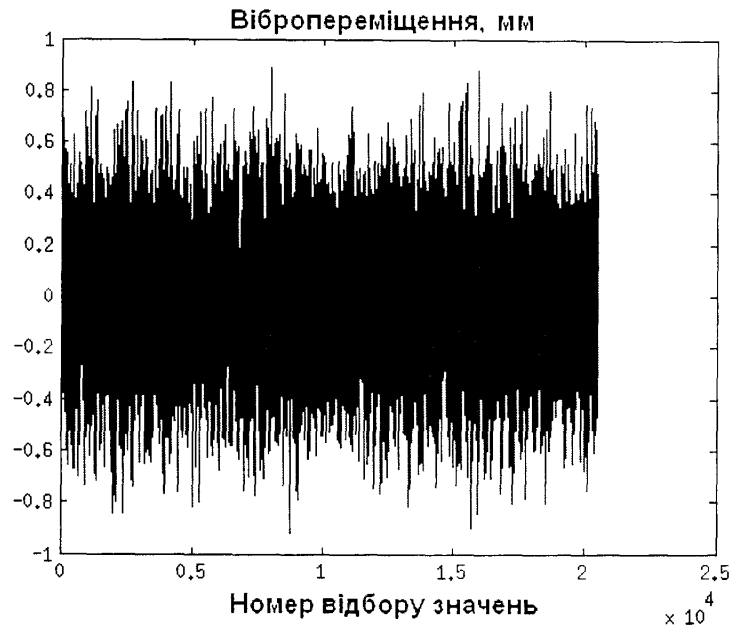
Для дослідження статистичних характеристик параметрів функціонування використаємо набір даних № 2 коливного процесу тестової установки, описаної в розділі 2.1.2. Попередньо було встановлено, що наприкінці періоду функціонування відбувся збій в роботі роторної машини, пов'язаний з пошкодженням зовнішньої поверхні підшипника 1.

Програмний код обробки даних наведено в додатку Е. Програмний код створення та тренування штучної нейронної мережі для вирішення задачі ідентифікації технічного стану наведений в додатку Ж.

Для попереднього аналізу доцільно визначити їх статистичні характеристики – оцінки математичного сподівання та середньоквадратичного відхилення. Для виявлення тенденцій зміни таких характеристик було взято дані на початку діагностичного періоду (1 день дослідження), в проміжній точці (4 день) та безпосередньо перед збоєм в роботі (8 день), відкинувши дані, зняті після поломки, які не несуть діагностичної цінності. Рис. 2.11 та 2.12 демонструють вібраційні сигнали при запуску тестової установки та перед збоєм.



**Рисунок 2.11 - Вібраційний сигнал після запуску тестової установки**



**Рисунок 2.12 - Вібраційний сигнал перед відмовою в роботі тестової установки**

Як видно з рисунків, амплітуда значень значно зросла за даний період. Для знаходження числової характеристики зміни амплітуди вібраційного сигналу було обчислено оцінку математичного сподівання за формулою (1.1) та середньоквадратичне відхилення значень за формулою (1.6). Результати обчислень наведено у вигляді табл. 2.4 та рис. 2.13 та 2.14.

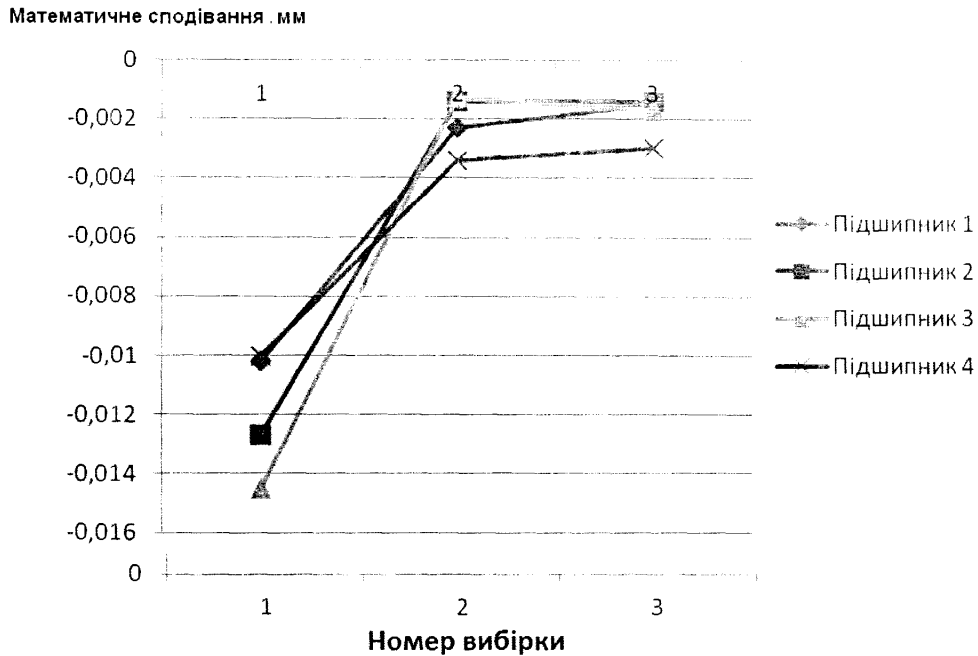
**Таблиця 2.4**

**Порівняльні значення оцінок математичних сподівань та середньоквадратичних відхилень на 3 контрольних точках**

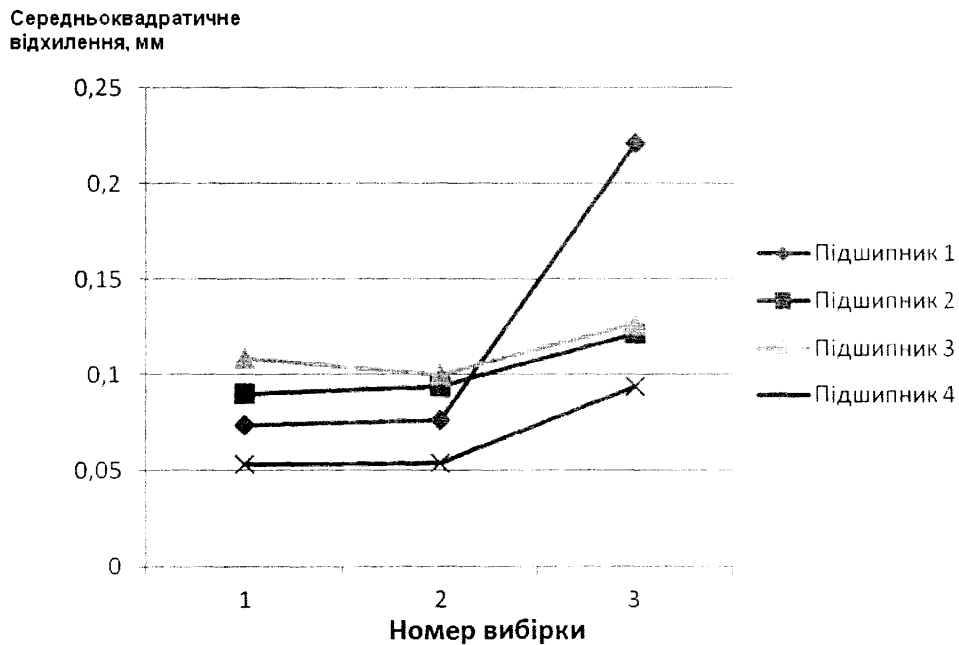
Підшипник	Оцінка мат-сподівання в точці 1	Середньоквадратичне відхилення в точці 1	Оцінка мат-сподівання в точці 2	Середньоквадратичне відхилення в точці 2	Оцінка мат-сподівання в точці 3	Середньоквадратичне відхилення в точці 3
1	-0.0102	0.0735	-0.0023	0.0764	-0.0015	0.2210
2	-0.0127	0.0901	-0.0014	0.0939	-0.0014	0.1219
3	-0.0145	0.1084	-0.0013	0.0997	-0.0017	0.1266
4	-0.0100	0.0532	-0.0034	0.0542	-0.0030	0.0940

Результати свідчать, що значення оцінок математичного сподівання не відображали змін у технічному стані установки до моменту аварії. Більше того, в початковий момент часу вони набули найбільших абсолютних значень. Це

пояснюється тим, що після запуску роторній машині потрібен час для того, щоб увійти в стаціонарний режим функціонування. Цей фактор слід враховувати у процесі діагностики системи для відслідковування тенденцій у зміні стану за статистичними параметрами.



**Рисунок 2.13 – Зміни в оцінках математичних сподівань вібропереміщення підшипників**



**Рисунок 2.14 – Зміни в середньоквадратичних відхиленнях вібропереміщення підшипників**

Це пояснюється тим, що після запуску роторній машині потрібен час для того, щоб увійти в стаціонарний режим функціонування. Цей фактор слід враховувати у процесі діагностики системи для відслідковування тенденцій у зміні стану за статистичними параметрами.

З рис. 2.15 видно, що наближення аварійної ситуації значно вплинуло на значення середньоквадратичних відхилень, причому найбільші зміни спостерігалися в підшипнику, в якому в кінцевому результаті і стався збій. Це свідчить про те, що дані про середньоквадратичне відхилення слід враховувати під час діагностичного процесу, зокрема, їх слід обчислювати на нижньому рівні ієрархічної архітектури автоматизованої системи та включати в результати первинної ідентифікації технічного стану.

Розглянемо детальніше процес зміни середньоквадратичного відхилення вібраційного переміщення в підшипнику № 1. Зміни значень даної величини показані на рис. 2.15.



**Рисунок 2.15 – Залежність середньоквадратичного відхилення вібропереміщення підшипника № 1 від номеру відбору значення**

З рисунка добре видно, що підшипник функціонує в нормальному стані на проміжку (1;530), після чого в його роботі починаються незворотні зміни. На проміжку (720;920) спостерігається різке зростання середньоквадратичного відхилення (підшипник знаходиться в передаварійному стані). На проміжку з



920-ї проби і до кінця відбору значень підшипник перебуває в аварійному стані, що характеризується різкими стрибками досліджуваного параметра.

Перевірка вібраційних даних на предмет підпорядкування нормальному закону розподілу проводилася за допомогою функції *chi2gof(x)* середовища Matlab. Дана функція повертає тестовий висновок для нульової гіпотези, що дані вектора  $x$  підпорядковуються нормальному закону розподілу з математичним сподіванням та середньоквадратичним відхиленням, що обчислюються з вхідного вектора, використовуючи  $\chi^2$ -критерій. Альтернативною гіпотезою є те, що дані не підпорядковуються нормальному закону розподілу. Функція *chi2gof(x)* повертає значення 1, якщо тест відкидає нульову гіпотезу при рівні значущості  $\alpha=5\%$ , в іншому випадку повертається 0.

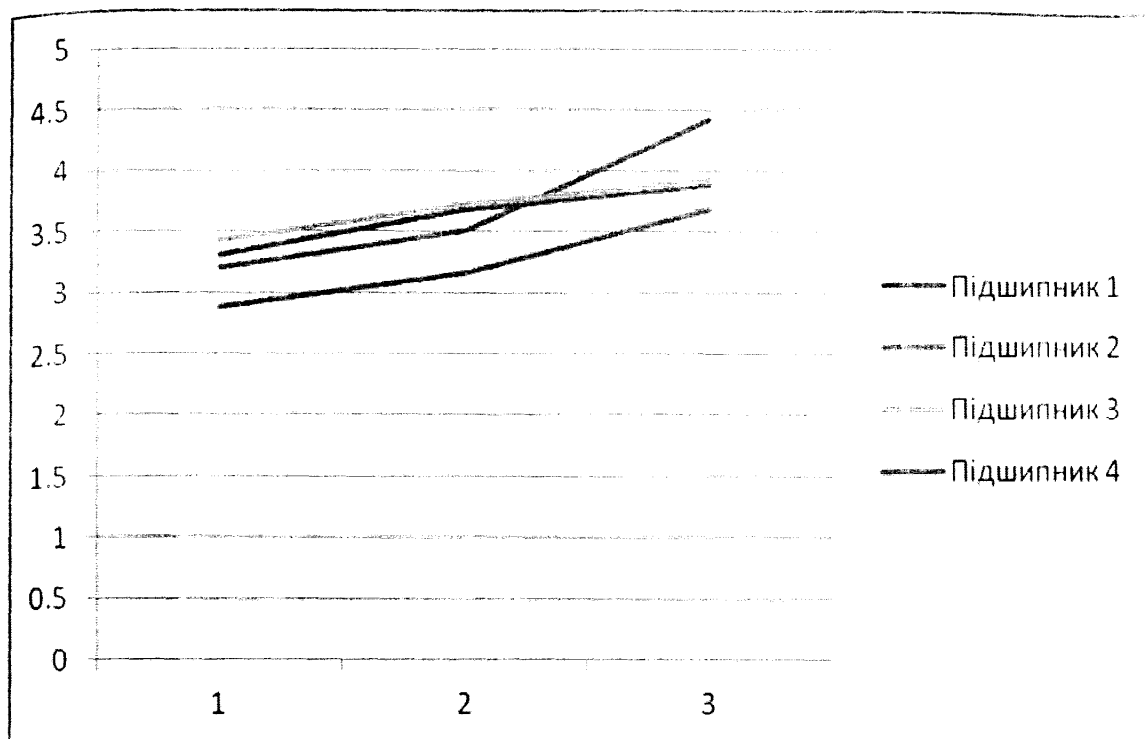
Результати розрахунків показали, що вібраційні дані підпорядковувалися нормальному розподілу.

### **2.3.2. Застосування ентропійних оцінок у задачі ідентифікації технічних станів**

На рис. 2.16 нанесено три значення ентропії вібропараметрів роторної машини, обчислених за формулою (1.10) за допомогою стандартної функції *entropy()* середовища MATLAB, що реалізує операцію обчислення шеннонівської ентропії для заданої множини значень. Три значення відповідають ентропії на початку досліджуваного періоду, на проміжному етапі та безпосередньо перед відмовою.

Результати обчислень наведені в табл. 2.5.

Як видно з графіка, спостерігається тенденція до зростання ентропії, причому для підшипника, який був пошкоджений, таке зростання відбувалося значно інтенсивніше. Отже, ентропійні оцінки, завдяки своїм незначним вимогам до обчислювальних потужностей дають змогу виявляти наближення аварійної ситуації на ранніх стадіях.



**Рисунок 2.16 – Графіки зміни ентропійних оцінок даних вібропереміщення підшипників у часі**

**Таблиця 2.5**

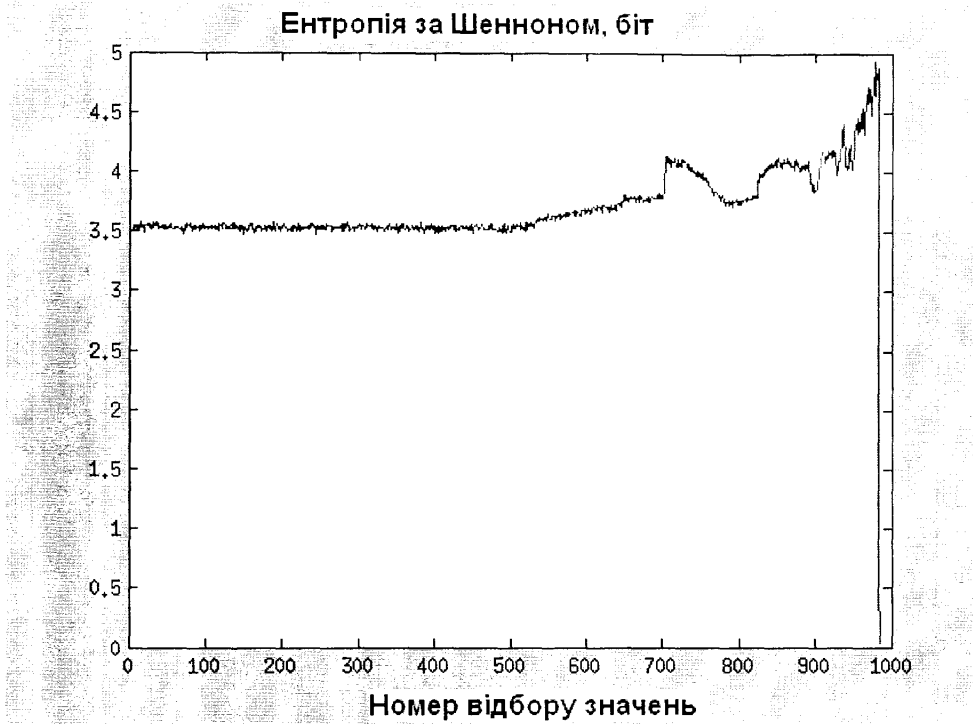
**Значення шеннонівської ентропії для чотирьох підшипників**

Підшипник	Ентропія в точці 1	Ентропія в точці 2	Ентропія в точці 3
1	3.2033	3.5006	4.4174
2	3.3073	3.6754	3.8762
3	3.4207	3.7238	3.9164
4	2.8784	3.1663	3.6848

Розглянемо детальніше процес зміни ентропії Шеннона вібраційного переміщення в підшипнику №1. Зміни значень даної величини показані на рис. 2.17.

Дослідження на взаємозалежність ентропії за Шенноном та ентропії величини, що підпорядкована нормальному закону розподілу показало, що коефіцієнт кореляції даних величин становить 0,958, що є високим показником. Це дає змогу стверджувати, що при роботі з даними, що підпорядковуються

нормальному закону розподілу, доцільно обчислювати ентропійні оцінки за формулою (1.8), що значно скорочує час обчислення ентропії за рахунок того, що середньоквадратичне відхилення є вже відомим з попередніх розрахунків.



**Рисунок 2.17 – Графік зміни в значеннях ентропії вібропереміщення підшипника 1 тестової установки**

Розглянемо застосування ентропії пакетного вейвлет-перетворення до вищенаведених діагностичних даних.

Результати обчислень ентропії пакетного вейвлет-перетворення наведені в табл. 2.6.

**Таблиця 2.6**

**Значення пакетної вейвлет-ентропії**

Підшипник	Ентропія вейвлет-перетворення в наборі 1	Ентропія вейвлет-перетворення в наборі 2	Ентропія вейвлет-перетворення в наборі 3
1	496.4807	522.8038	2197.1
2	680.4224	721.0641	1060.8
3	848.6610	767.1416	1118.5
4	305.5097	306.9038	727.1873

З графіка (2.19) видно, що, як і в попередніх випадках, спостерігається тенденція до зростання значень досліджуваної величини зі зміною технічного стану. Аналіз графіка (2.18) показує, що ентропія пакетного вейвлет-перетворення зростає найбільш інтенсивно для набору даних, які отримані з підшипника, пошкодження якого призвело до відмови системи.

Таким чином, поєднуючи методи, які наведені в розділах 2.3.1 та 2.3.2, можна не тільки прогнозувати наближення аварійної ситуації, а й локалізувати її.



**Рисунок 2.18 – Графік зміни значень ентропії пакетного вейвлет-перетворення в часі**

Проведемо кластеризацію технічних станів, виділивши 4 кластери значень, що відповідатимуть чотирьом станам: «нормальний», «задовільний», «передаварійний» та «аварійний». Візуалізуємо їх за середньоквадратичним відхиленням та ентропією за Шенноном (рис. 2.19).

Характеристичний опис сигналу  $x$  при розв'язанні задачі розпізнавання у даному випадку буде складатися з наступних ознак: середньоквадратичне відхилення  $\sigma$ , ентропія за Шенноном  $H$  та вейвлет-ентропія  $WE$ :

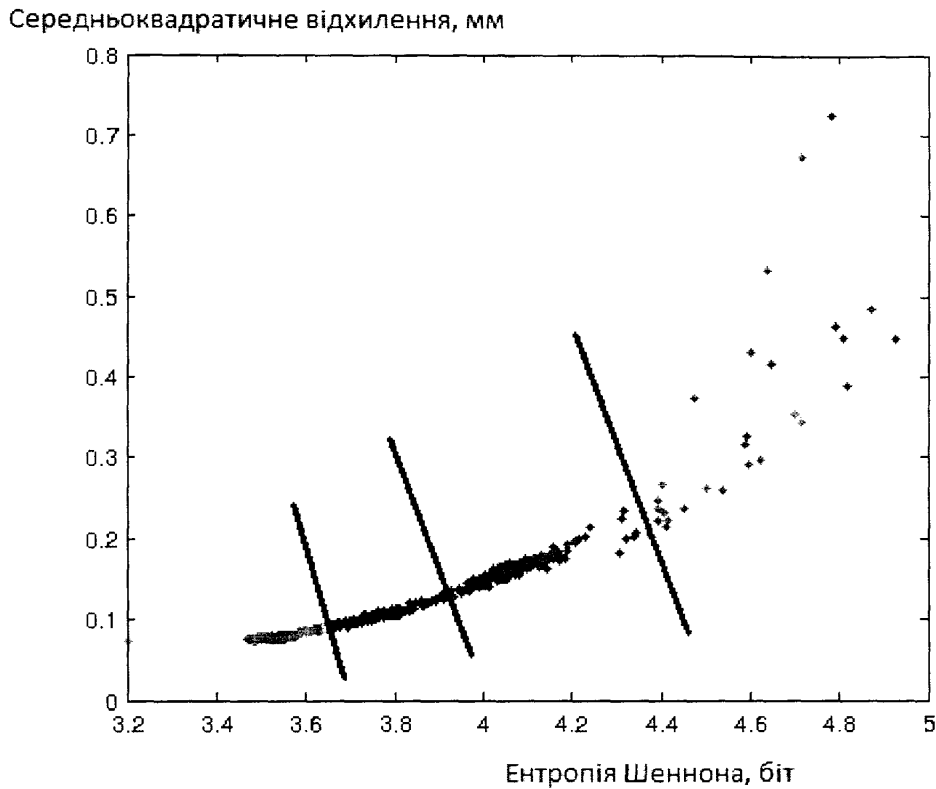
$$X = (\sigma, H, WE), \quad (2.7),$$

де

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - M_x)^2}, \quad (2.8),$$

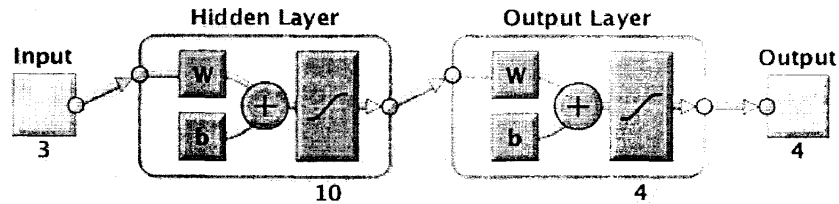
$$H = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i, \quad (2.9),$$

$$WE = -\sum_{j=1}^n P_j \log_2 P_j. \quad (2.10)$$



**Рисунок 2.19 – Кластеризація описів станів об'єкта за середньоквадратичним відхиленням та ентропією Шеннона**

Процес перевірки ентропійних та статистичних оцінок у розроблюваній автоматизованій системі здійснюється за допомогою нейронної мережі, що складається з трьох входів, прихованого (10 нейронів) та вихідного (4 нейрони) шарів. На вхід подається характеристичний опис (2.7), для навчання як цільові значення  $Y$  використовувались результати кластеризації. Для класифікації та вирішення задачі розпізнавання застосовувались нейрони з сигмоїдною функцією активації. Схема мережі зображена на рис. 2.20.



**Рисунок 2.20 – Схема штучної нейронної мережі для перевірки даних, отриманих в результаті первинного аналізу**

Тестування мережі показало, що на основі приведених даних мережа розпізнає технічний стан з досить низьким ступенем достовірності 70% (рис. 2.21). Однак при цьому середньоквадратична похибка у значеннях вихідних класів порівняно з навчальною вибіркою складає 3-4%. Проаналізуємо матрицю змішування класів (рис. 2.22.).







Results			
	Samples	MSE	%E icon"/> %E
Training:	688	3.21578e-2	33.13953e-0
Validation:	148	3.75037e-2	33.10810e-0
Testing:	148	3.14139e-2	30.40540e-0

**Рисунок 2.21 – Результати роботи мережі**

All Confusion Matrix					
Output Class	1	2	3	4	
1	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN NaN%
2	532 54.1%	164 16.7%	33 3.4%	2 0.2%	731 77.6%
3	0 0.0%	4 0.4%	197 20.0%	17 1.7%	218 21.6%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	35 3.6%	35 100%
	532 100%	168 100%	201 100%	35 100%	735 59.8%
	0.0%	2.3%	95.7%	84.8%	40.2%
	0.0%	0.4%	14.3%	35.2%	59.8%
	1	2	3	4	
	Target Class				

**Рисунок 2.22 – Матриця змішування цільових класів та результатів класифікації мережі**

Аналіз показує, що основна частина помилок класифікації стану припадає на неправильну класифікацію значень перших двох класів. Це пов'язане з тим, що різниця у значеннях між ними є доволі незначною. Тому, враховуючи швидкість ідентифікації технічних станів даним методом вже на нижніх рівнях автоматизованої системи, доцільно об'єднати 1 та 2 класи (нормальне функціонування), а також 3 та 4 (передаварійний та аварійний стани). Результат класифікації наведено на рисунку 2.23.

<b>Results</b>			
	 <b>Samples</b>	 <b>MSE</b>	 <b>%E</b>
 Training:	688	3.65924e-2	5.95930e-0
 Validation:	148	2.46405e-2	2.70270e-0
 Testing:	148	2.24636e-2	2.70270e-0

**Рисунок 2.23 – Результати функціонування мережі при ідентифікації передаварійного та аварійного станів за результатами первинної обробки даних**

Таким чином, вже на першому етапі ідентифікації технічного стану, що не потребує значних затрат в обчисленнях та оперативно виконується клієнтською машиною, автоматизована система може встановити цільову залежність (2.4) та розпізнати передаварійний та аварійний стани з вірогідністю близько 97%, що є доволі високим показником.

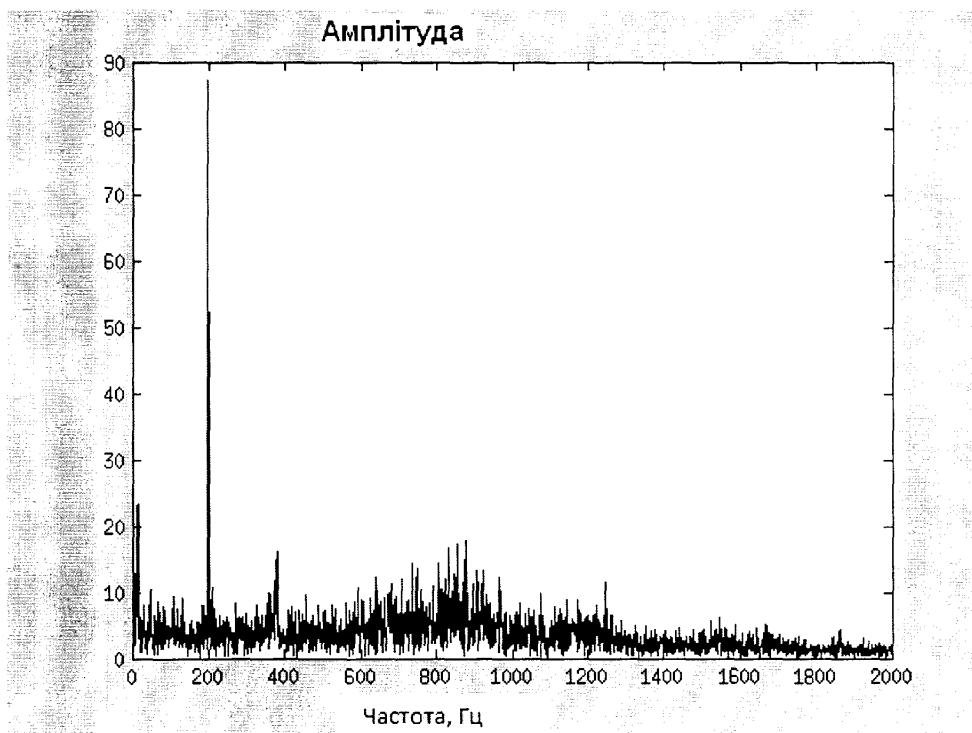
Проведені дослідження дають змогу зробити такий висновок: застосування ентропії Шеннона та ентропії пакетного вейвлет-перетворення дає змогу за зростанням значень даних величин прогнозувати наближення аварійної ситуації [132]. Крім того, якщо параметри, що характеризують технічний стан, є випадковими величинами із конкретним значенням функції розподілу, допустимою є заміна загальної ентропійної оцінки на специфічну оцінку для даного розподілу, як це було продемонстровано з величиною, що підпорядковувалась нормальному закону розподілу.

Загалом, отримані ентропійні оцінки можуть надати додаткову інформацію про стан об'єкта у процесі ідентифікації його технічного стану з використанням інтелектуального алгоритму класифікації [133].

### 2.3.3 Фур'є-аналіз та кепстральний аналіз у задачі ідентифікації технічного стану

Застосування швидкого перетворення Фур'є до вібраційних даних дає змогу виділити гармонічні частоти у вібраційних процесах, а його застосування для окремих вибірок у часі дозволяє прослідкувати тенденції щодо появи нових гармонічних складових, які можуть свідчити про формування негативних факторів, які можуть спричинити відмови та зупинку роторної машини.

Розглянемо результати швидкого перетворення Фур'є, обчислених за формулою (1.12) для діагностичних вібраційних даних, що знімалися з 4 підшипників. Результат перетворення для першого підшипника тестової установки показаний на рис. 2.24.



**Рисунок 2.24 – Гармонічні складові вібраційних даних з першого підшипника тестової установки**



Як видно, основні прояви гармонічних складових спостерігаються на частотах до 1000 Гц (рис. 2.25).

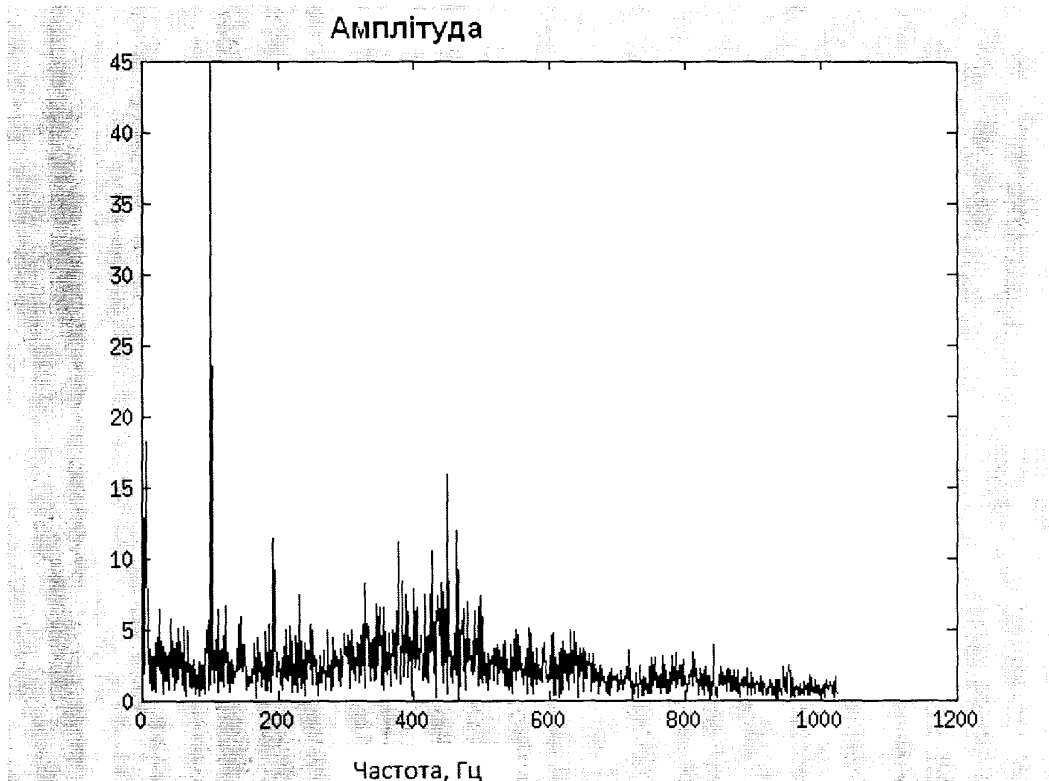
Характеристичний опис сигналу  $x$  при розв'язанні задачі розпізнавання у даному випадку буде складатися з вектора амплітуд, обчислених на частотах від 0 до 1024 Гц

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_{1024}), \quad (2.11)$$

де

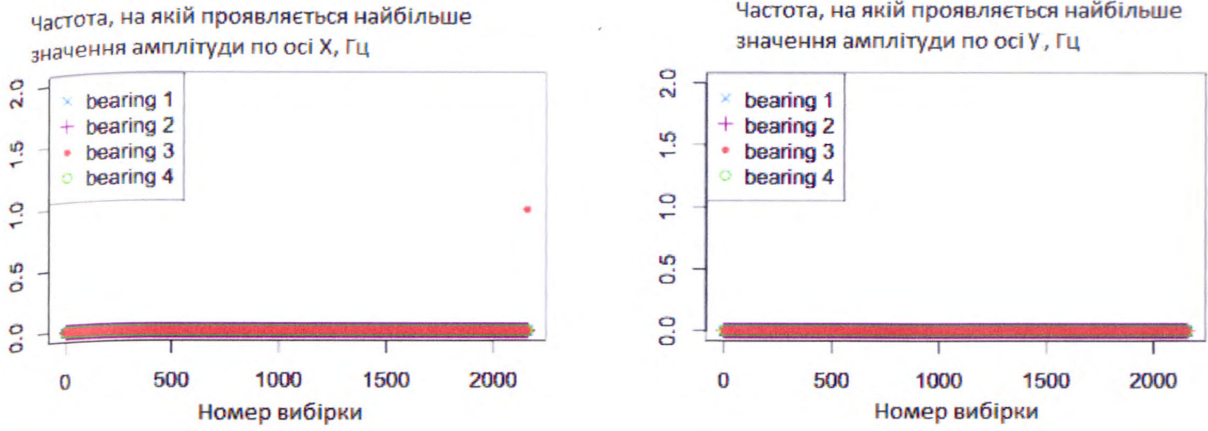
$$X_m = \sum_{n=0}^{N/2-1} x_{2n} e^{(2\pi \frac{mn}{N/2})} + e^{-\frac{2\pi}{N} m} \sum_{n=0}^{N/2-1} x_{2n+1} e^{(2\pi \frac{mn}{N/2})}. \quad (2.12)$$

Розглянемо 5 головних частот для вібраційних даних, що складаються з 2156 вибірок, які знімалися один раз на 10 хвилин протягом 1 секунди. Кожна вибірка містить 20480 значень.



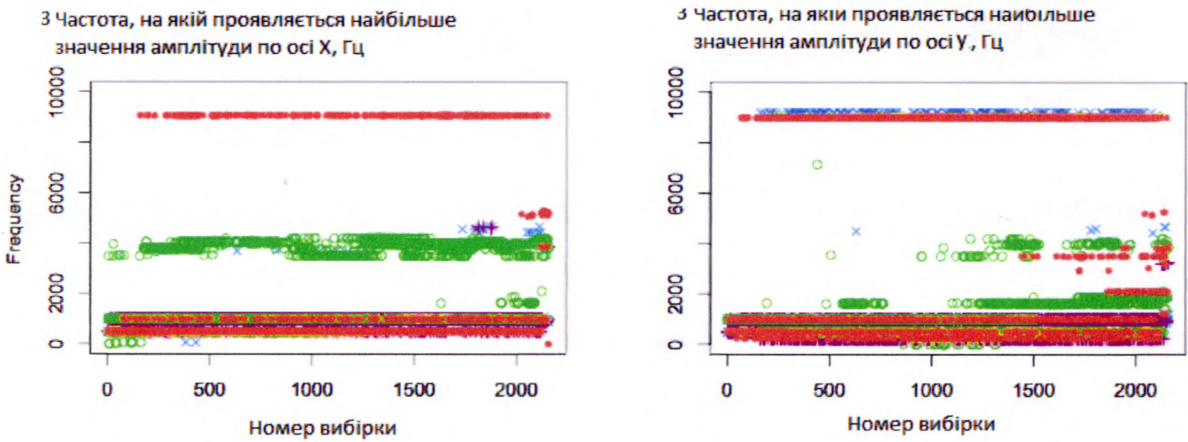
**Рисунок 2.25 - Гармонічні складові вібраційних даних з першого підшипника на частотах до 1000 Гц**

На рис. 2.26. зображено значення частоти, на якій спостерігалось найбільше значення амплітуди протягом 2156 вибірок.

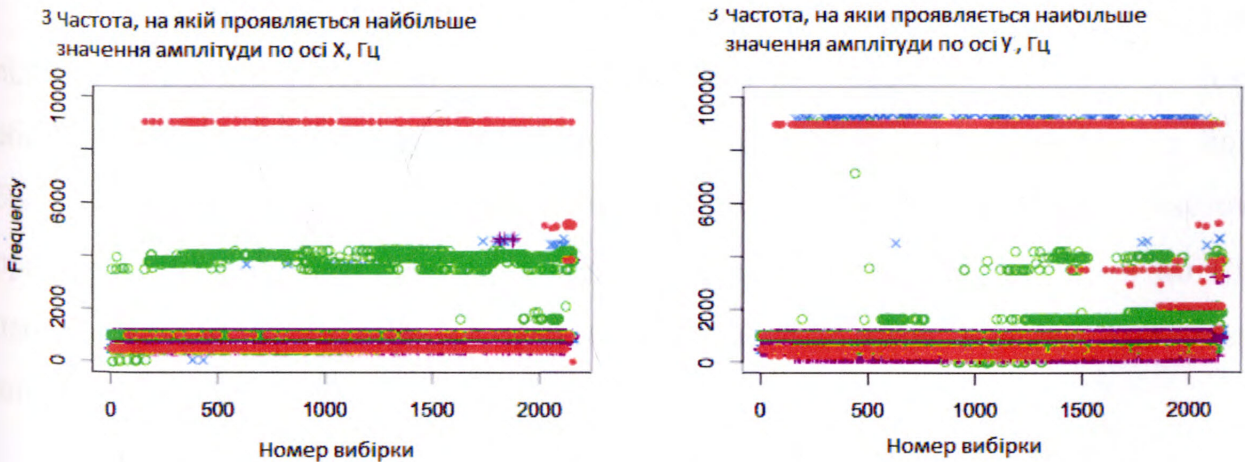


**Рисунок 2.26 – Перша за значенням амплітуди гармонічна складова обертового процесу тестової установки**

Як видно з рисунка, для всіх значень масиву головною є частота 0.0 Гц, тобто має місце неперіодична складова. Рис. 2.27, 2.28, 2.29, 2.30 демонструють відповідно 2, 3, 4, 5 за ступенем прояву гармонічні складові для аналізованих діагностичних даних.

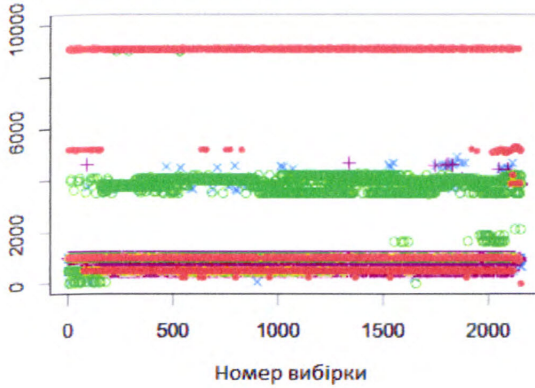


**Рисунок 2.27 – Друга за значенням амплітуди гармонічна складова**

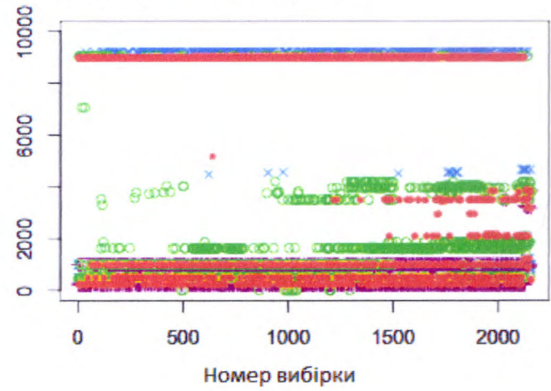


**Рисунок 2.28 – Третя за значенням амплітуди гармонічна складова**

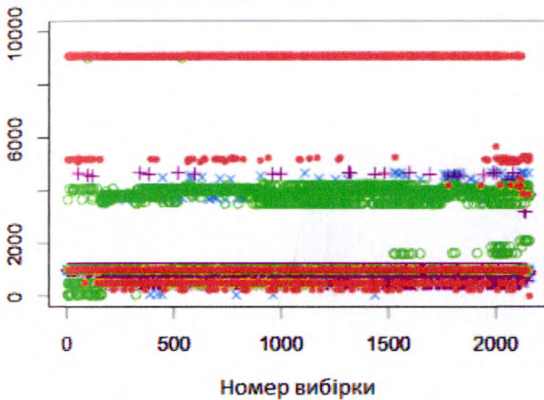
4 Частота, на якій проявляється найбільше значення амплітуди по осі X, Гц



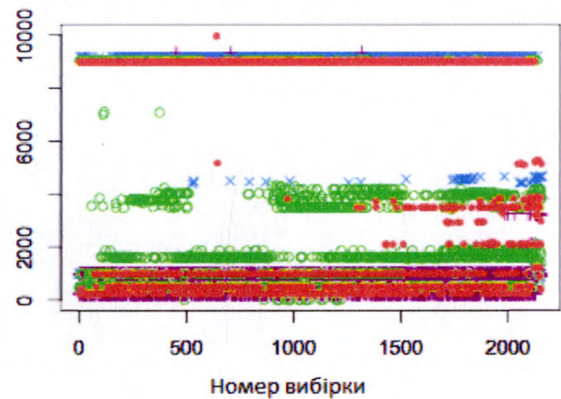
4 Частота, на якій проявляється найбільше значення амплітуди по осі Y, Гц

**Рисунок 2.29 – Четверта за значенням амплітуди гармонічна складова**

5 Частота, на якій проявляється найбільше значення амплітуди по осі X, Гц



5 Частота, на якій проявляється найбільше значення амплітуди по осі Y, Гц

**Рисунок 2.30 – П'ята за величиною прояву гармонічна складова**

Другі за значенням компоненти показують певну закономірність. Підшипники 1 та 2 мають подібні частоти, тоді як підшипник 4 (зелений колір) змінює частоту приблизно після 2/3 часу напрацювання на відмову. Третя частота проявляється ближче до точки збою підшипника 4.

Технічний стан підшипника 5 (оранжевий колір) характеризується відмінною від інших зміною за віссю ординат та показує певні аномалії за віссю абсцис. Це може означати неправильне встановлення підшипника або його брак, оскільки вісь отримання починає демонструвати незвичні частоти приблизно на половині графіка, і вони стають все більш вираженими по мірі наближення до точки відмови. Вісь абсцис також показує нові частоти перед виникненням відмови.

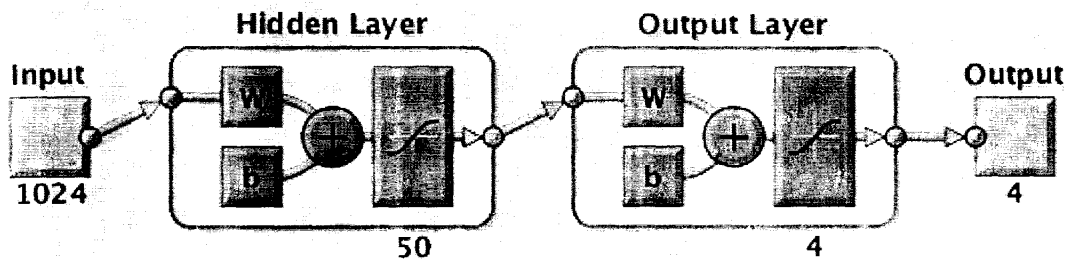
Закономірності в 3-5 компонентах не є такими чіткими. Попри те, що відмов у підшипниках 1 та 2 виявлено не було, графіках показують зміни у

частотах по мірі наближення до закінчення вибірки. Подальший аналіз даних може надати більше інформації ніж попередня візуальна їх оцінка.

Таким чином, аналіз появи нових частот по мірі наближення до аварійного стану та їх подальше врахування дає змогу дослідити тенденції у зміні технічного стану з використанням швидкого перетворення Фур'є.

Для ідентифікації технічного стану за коефіцієнтами швидкого перетворення Фур'є було застосовано штучну нейронну мережу з 1024 входами (для кожної із 1024 частот), прихованим шаром із 50 нейронів та вихідним шаром із 4 нейронів, що відповідали результуючим класам.

Структура штучної нейронної мережі показана на рис. 2.31.



**Рисунок 2.31 – Схема штучної нейронної мережі для перевірки даних, отриманих в результаті швидкого перетворення Фур'є**

Результати функціонування мережі при ідентифікації технічного стану за коефіцієнтами швидкого перетворення Фур'є показані на рис. 2.32.

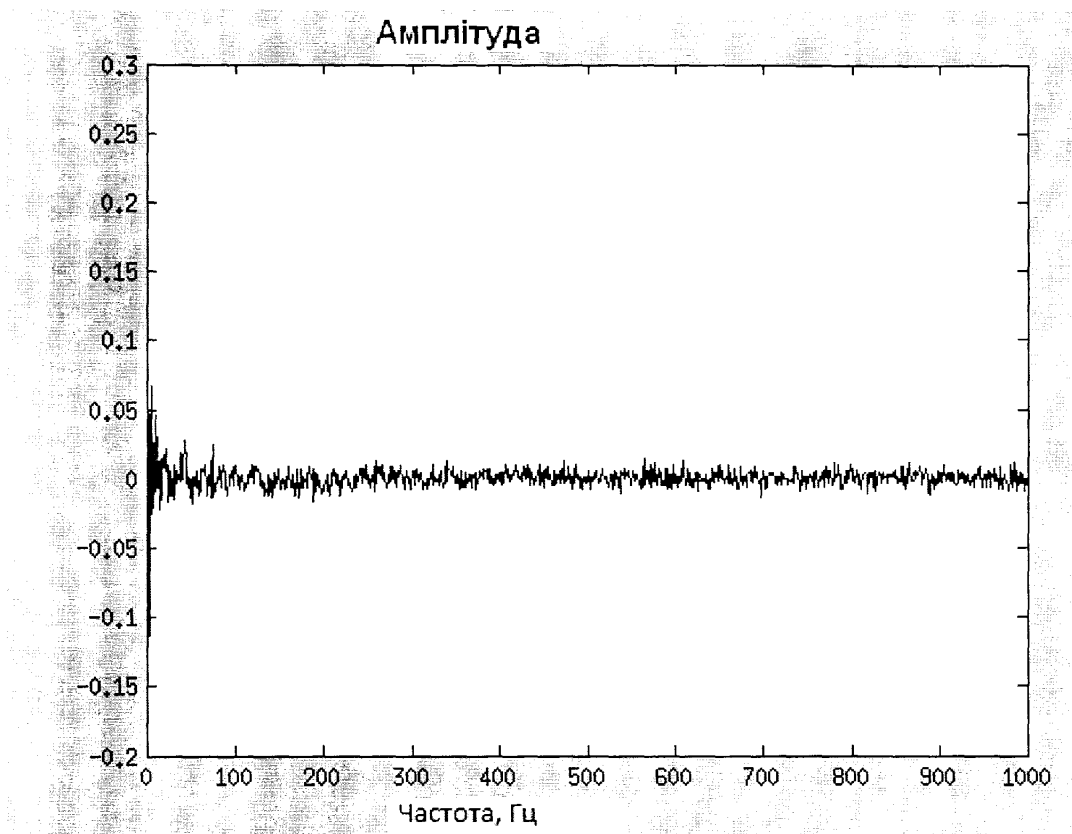
Results			
	Samples	MSE	%E icon"/> %E
Training:	688	5.50322e-2	5.66860e-0
Validation:	148	5.89426e-2	6.75675e-0
Testing:	148	4.84061e-2	5.40540e-0

**Рисунок 2.32 – Результати функціонування мережі при ідентифікації стану за коефіцієнтами швидкого перетворення Фур'є**

Таким чином, штучна нейронна мережа за отриманими даними розпізнала один із чотирьох станів з достовірністю 0,94.

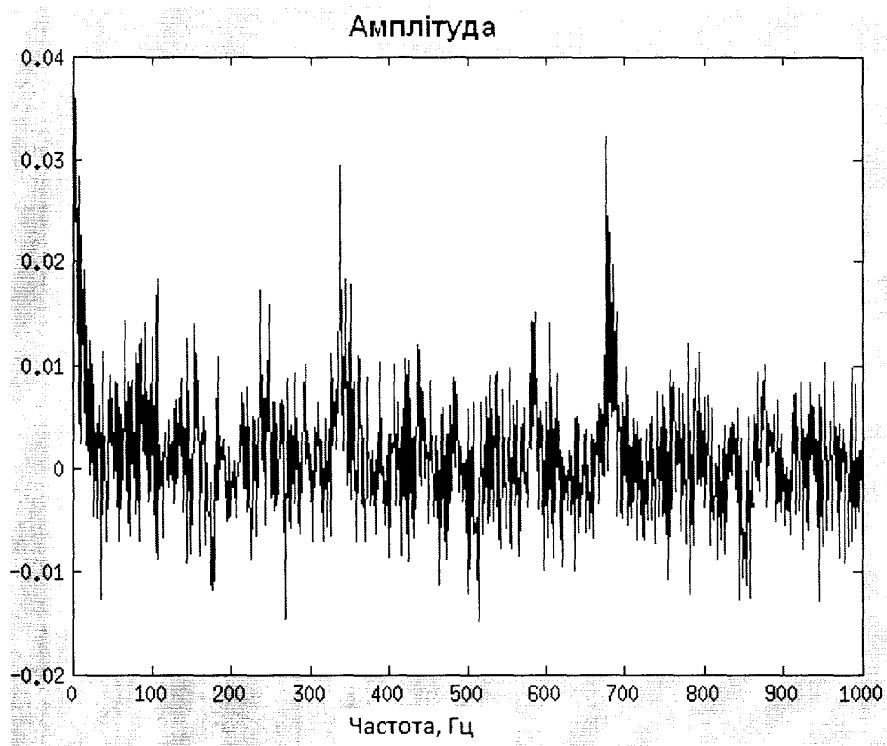
Для ідентифікації технічного стану тестової установки за коефіцієнтами кепстрального аналізу, обчисленими за формулою (1.14), застосовувалася штучна нейронна мережа з 1024 входами (для кожної із 1024 частот), прихованим шаром із 50 нейронів та вихідним шаром із 4 нейронів, що відповідали результуючим класам.

Дослідимо розклад вібраційних даних у кепстри при в нормальному та передаварійному станах (рис. 2.33, 2.34).



**Рисунок 2.33 – Кепстр віброцигнала підшипника в нормальному стані**

Результати функціонування мережі при ідентифікації технічного стану за коефіцієнтами кепстрального аналізу показані на рис. 2.35, які свідчать, що застосування даного методу до вібраційних даних дає змогу визначити стан з достовірністю більше ніж 0,98, що є досить високим показником.



**Рисунок 2.34 – Кепстр віброцигналу підшипника в аварійному стані**

Results			
	Samples	MSE	%E icon"/> %E
Training:	688	3.89216e-7	0
Validation:	148	1.28117e-2	2.02702e-0
Testing:	148	1.16795e-2	1.35135e-0

**Рисунок 2.35 – Результати функціонування мережі при ідентифікації стану за коефіцієнтами кепстрального аналізу**

#### 2.3.4. Застосування вейвлет-аналізу для обробки діагностичних даних

Вибір конкретного материнського вейвлета цілком залежить від характеру поставленого завдання та від конкретного аналізованого сигналу.

У роботі [134] рекомендується вибирати вейвлет за наступними критеріями: вейвлети, в яких пакетна декомпозиція сигналу має найменшу ентропію, а також вейвлети, які передають найбільшу енергію сигналу за найменшу

кількість розкладів. Поєднанням цих двох оцінок є відношення енергії вейвлет-декомпозиції до ентропії пакетного вейвлет-перетворення:

$$k = \frac{E_w}{WE_w} \quad (2.13),$$

де

$$E_w = \int \left( \frac{1}{\sqrt{C_\psi}} \int \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi \left( \frac{x-b}{a} \right) f(x) dx \right)^2 db \quad (2.14),$$

$WE_w$  обчислюється за формулою (2.10),  $C_\psi$  - коефіцієнт вейвлет-перетворення,  $a$  - масштаб,  $b$  - зсув.

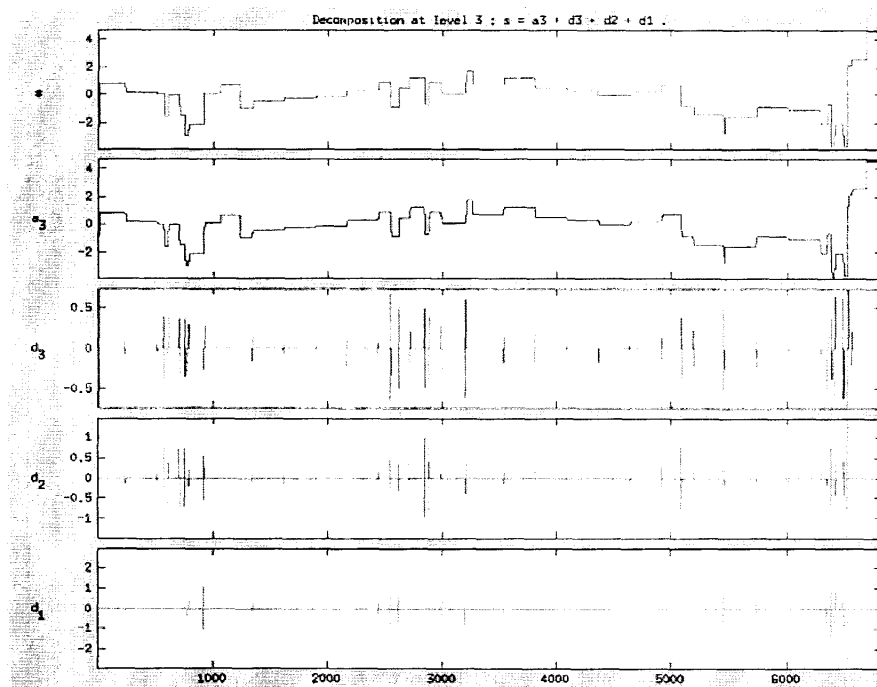
Застосуємо формулу (2.13) для визначення вейвлета, який буде оптимальним при аналізі перетворення часових рядів одного з діагностичних параметрів газоперекачувального агрегату типу ГПА-10-01 (вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника, мкм) за формулою (1.18). Спочатку було обчислено відсоток енергії, який передається після трьох кроків декомпозиції вейвлетів [135] різних сімейств. Результати подані в табл. 2.7.

**Таблиця 2.7**

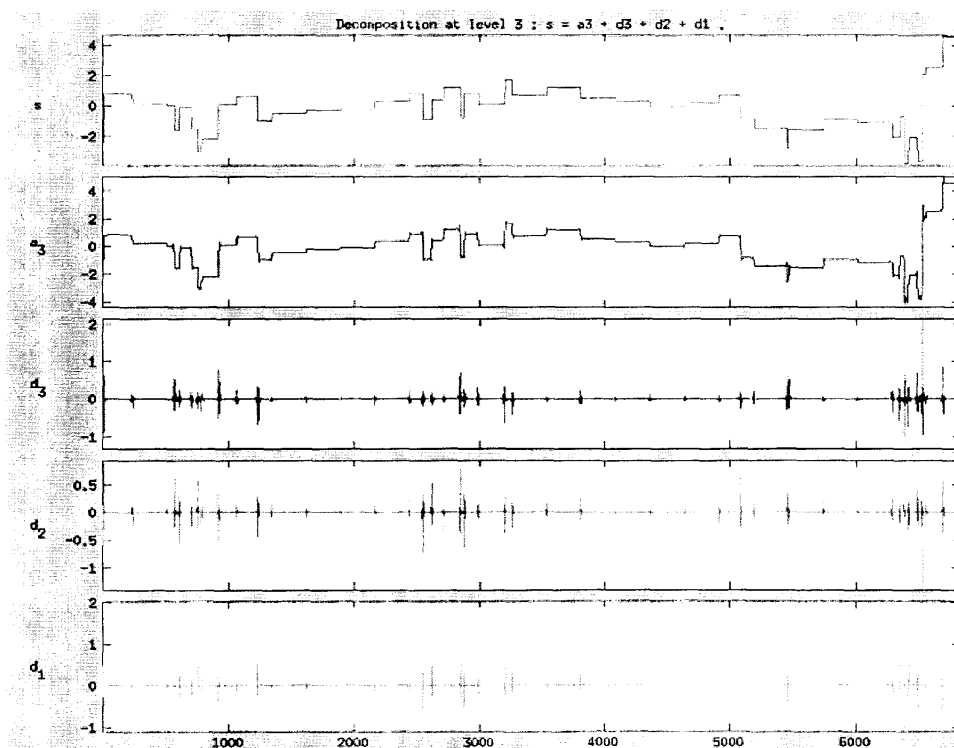
**Відсоток енергії, що передається першим кроком декомпозиції різними сімействами вейвлетів для діагностичних даних газоперекачувального агрегату типу ГПА-10-01**

Вейвлет	$E_w$
Симлет другого порядку	0,989657
Вейвлет Хаара	0,987662
Койфлет першого порядку	0,990313
Койфлет другого порядку	0,992264
Дискретний вейвлет Мейєра	0,991909

Порівняємо декомпозицію вейвлетів з найбільшим та найменшим відсотками (рис. 2.36 та 2.37).



**Рисунок 2.36 - Декомпозиція з найбільшим відсотком збереження енергії сигналу вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника**



**Рисунок 2.37 - Декомпозиція з найменшим відсотком збереження енергії сигналу вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника**



З рисунка видно, що на кожному кроці декомпозиції, в частину, що відділяється (*d*) вейвлет декомпозицією на першому кроці, потрапляють більші значення, ніж у другому випадку.

Таким чином, у другому випадку, сигнал на першому кроці декомпозиції краще описується (при кожному наступному розкладі енергія залишку є мінімальною) другим вейвлетом. Отже, для аналізу даного сигналу доцільно застосовувати другий вейвлет. Слід зазначити, що при детальнішій декомпозиції слід враховувати комплекс енергій декількох розкладів.

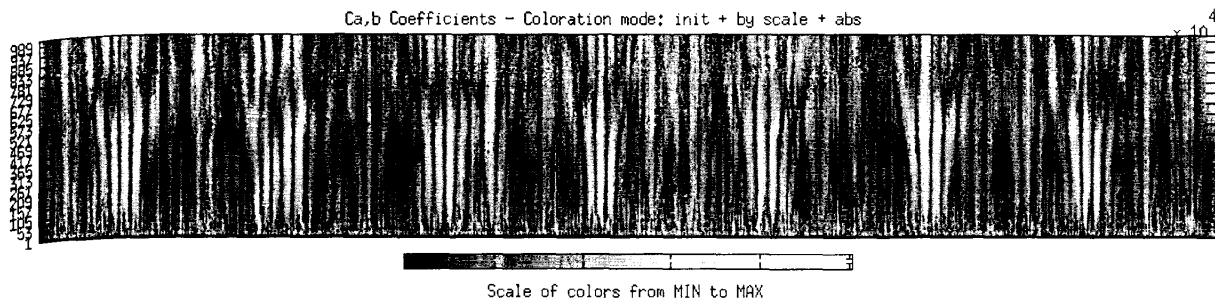
Розглянемо ентропійні оцінки декомпозицій за цими ж вейвлетами (табл. 2.8). Ентропія в даному випадку визначає, якою множиною значень можна представити коефіцієнти розкладу даного сигналу за допомогою конкретного вейвету. Найбільше значення відношення енергії до ентропії буде ознакою, що цей вейвлет є оптимальний для представлення даного сигналу.

Таблиця 2.8

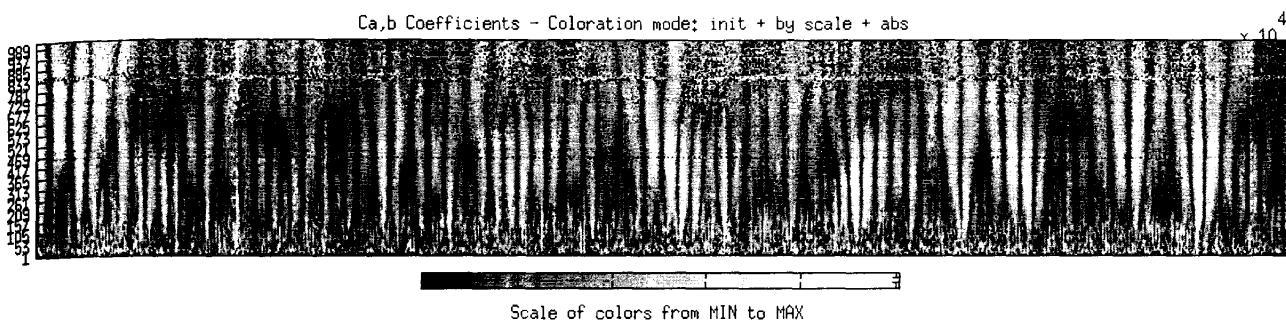
**Ентропійні оцінки вейвлет-декомпозиції діагностичних даних  
газоперекачувальних агрегатів типу ГПА-10-01**

Вейвлет	Ентропія
Симлет другого порядку	1.674
Вейвлет Хаара	1.615
Койфлет першого порядку	1.731
Койфлет другого порядку	1.797
Дискретний вейвлет Мейєра	2.073

За вищенаведеною методикою було встановлено, що для вібраційних даних з тестової роторної установки оптимальним є представлення даних через вейвлет Добеши першого порядку. Проаналізуємо зміни в вейвлет-коефіцієнтах неперервного вейвлет-перетворення, обчислених за формулою (1.15), для підшипника у момент запуску роторної машини (рис. 2.38), за день до збою (рис. 2.39) та у момент збою (рис. 2.40).

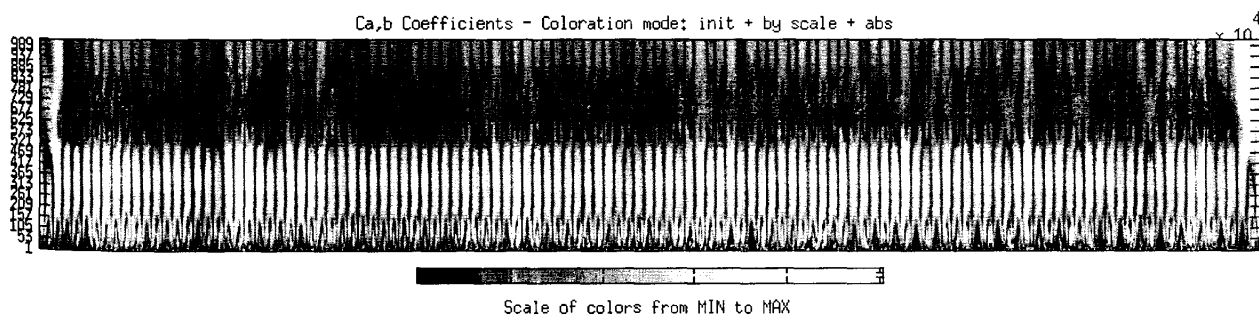


**Рисунок 2.38 - Результати вейвлет-перетворення для вібраційних даних в момент запуску роторної машини.**



**Рисунок 2.39- Результати вейвлет-перетворення для вібраційних даних під час передаварійного стану роторної машини.**

Як видно з рисунків, у момент запуску проявляється явна картина зміни ліній максимумів для вейвлетів середнього масштабу. Наприкінці періоду функціонування до множини вейвлет-коефіцієнтів додається багато нових компонент, які доцільно врахувати при оцінці зношування підшипників.



**Рисунок 2.40 - Результати вейвлет-перетворення для вібраційних даних під час аварійного стану роторної машини.**

Картина вейвлет-перетворення після відмови переносить основний акцент на імпульси малого масштабу, прояви максимумів на великих масштабах майже повністю зникають.






Послідовне врахування даних факторів при вибірковому аналізі вібраційних даних дає змогу створити цілісну картину змін, що відбуваються у вібросигналі з моменту запуску машини до моменту її відмови. Ці дані можуть послужити вхідними значеннями для інтелектуальних методів розпізнавання при розв'язанні задачі ідентифікації технічних станів.

Характеристичний опис при розв'язанні задачі розпізнавання в даному випадку буде складатися з вектора значень Шеннонівської ентропії неперервного вейвлет-перетворення для кожного з рівнів масштабування (в даному випадку, 100)

$$X = (H(W_1), \dots, H(W_{100})). \quad (2.15)$$

Для оцінки технічного стану з використанням коефіцієнтів неперервного вейвлет-перетворення використовувалась штучна нейронна мережа з  $M$  входами ( $M$  – кількість масштабувань, в даному експерименті – 100), кожен вхід є значенням ентропії за Шенноном, значенням коефіцієнтів неперервного вейвлет-перетворення конкретного рівня масштабування. Прихований шар мережі складається із 10 нейронів, вихідний шар – із 4 нейронів.

Результати функціонування мережі при ідентифікації технічного стану за коефіцієнтами неперервного вейвлет-перетворення показані на рис. 2.41.

Results			
	 Samples	 MSE	%E icon" data-bbox="750 608 777 628"/> %E
 Training:	688	8.62873e-3	7.26744e-1
 Validation:	148	1.65438e-2	1.35135e-0
 Testing:	148	7.73788e-3	6.75675e-1

**Рисунок 2.41 – Результати функціонування мережі при ідентифікації стану за коефіцієнтами неперервного вейвлет-перетворення**

Достовірність оцінки стану становила більш ніж 0,993, та може бути збільшена шляхом вибору меншого кроку масштабування (це збільшить час обробки даних).

### 2.3.5. Метод генерування специфічного вейвлета для обробки експериментальних даних

Використання стандартних сімейств вейвлетів широко застосовується на практиці. Однак, інколи, доцільнішою є побудова вейвлетів, виходячи із певної форми окремого імпульсу, що дає можливість підвищити точність розпізнавання імпульсу інтелектуальними методами (зокрема, з допомогою штучних нейронних мереж).

Математичний пакет MATLAB містить в своєму інструментарії функцію `rat2swav`, яка дозволяє підібрати до заданого числового ряду максимально близький сигнал, що буде відповідати вимогам до побудови вейвлетів. Вейвлет генерується із застосуванням до вхідного імпульсу методу поліноміальної інтерполяції, зводячи масив експериментальних даних до вигляду

$$y(x) = y(C, x) = C_0 y_0(x) + C_1 y_1(x) + \dots + C_n y_n(x) = \sum_{k=0}^m C_k y_k(x) \quad (2.16),$$

де  $y_k(x)$ - базисні функції, в даному випадку  $y_k(x) = x^k$ ,  $C$  – коефіцієнти полінома.

Нехай задана вибірка

$$D = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 \\ x_2 & y_2 \\ \dots & \dots \\ x_M & y_M \end{pmatrix} \quad (2.17),$$

та регресійна модель

$$f = w_1 + w_2 x + w_3 x^2 + \dots + w_n x^{n-1}. \quad (2.18)$$

Для знаходження оптимального значення вектора параметрів  $w = \langle w_1, w_2, \dots, w_n \rangle$  виконується підстановка  $x_i^0 \rightarrow a_{1i}, x_i^1 \rightarrow a_{2i}, \dots, x_i^{n-1} \rightarrow a_{ni}$ .

Тоді матриця  $A$  значень підстановок змінної  $x_i$  буде мати вигляд

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{M1} & a_{M2} & \dots & a_{Mn} \end{pmatrix} \quad (2.19).$$

Критерієм якості моделі є функція похибки

$$S(w) = \sum_{i=1}^M (f(w, x_i) - y_i)^2 = \|Aw - y\|^2 \rightarrow \min. \quad (2.20),$$

де  $M$  – величина вибірки

Потрібно знайти такі параметри  $w$ , які забезпечують мінімальне значення  $S(w)$ .

Для того, щоб знайти мінімум даної функції, слід прирівняти її похідні до нуля. Похідні даної функції  $S(w)$  за аргументом  $w$  будуть такими:

$$\frac{\partial S(w)}{\partial w} = -2A^T y + 2A^T Aw \quad . \quad (2.21),$$

де  $T$  – оператор транспонування матриці.

Розв'язок даної задачі має задовольняти систему лінійних рівнянь

$$A^T Aw = A^T y, \quad (2.22)$$

тобто

$$w = (A^T A)^{-1} (A^T y). \quad (2.23)$$

Після знаходження коефіцієнтів  $w$  слід інтерполювати значення функції на необхідні цільові точки та нормувати їх для формування цільового вейвлета.

Схема реалізації алгоритму генерації вейвлета зображена на рис. 2.42.

На рис. 2.43 зображений імпульс (раптове зростання) в часовому ряді значень, що представляє частоти обертання ротора низького тиску газоперекачувального агрегату. На рис. 2.44 зображено згенерований по даному імпульсу вейвлет.

Згідно з висновком, зробленим підпункті 2.3.4, рекомендується вибирати вейвлет для аналізу конкретного типу сигналу за наступними критеріями: вейвлети, декомпозиція сигналу в яких має найменшу ентропію, а також вейвлети, які передають найбільшу енергію сигналу. Обчислення показника за формулою (2.13) для цільового сигналу з використанням згенерованого вейвлета, а також популярних сімейств вейвлетів (Хаара, Добеши, койфлетів, М-hat) показало, що згенерований вейвлет та вейвлет Хаара найбільш точно описують сигнал. Перевагу вейвлета Хаара над іншими стандартними

вейвлетами можна пояснити тим, що вихідний сигнал (як видно з рис. 2.43) добре описується прямокутними функціями.

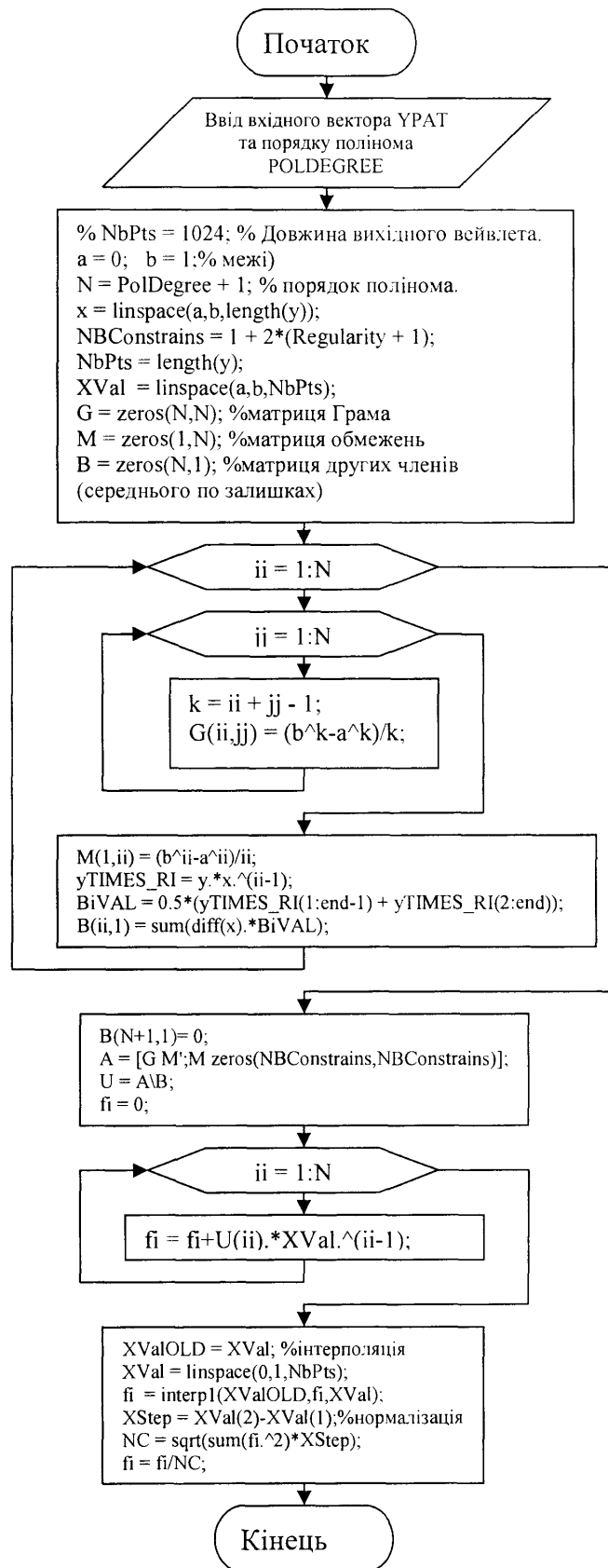


Рисунок 2.42 – Блок-схема алгоритму генерації вейвлета

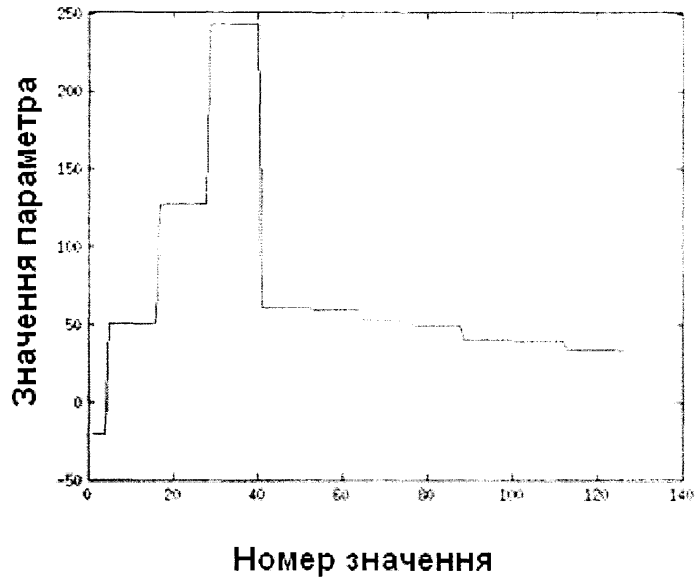


Рисунок 2.43 - Імпульс, для якого розв'язувалась задача розпізнавання

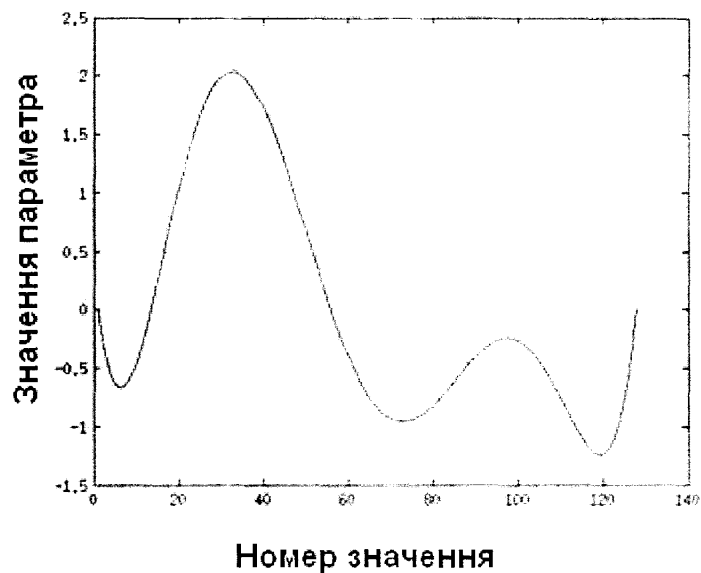


Рисунок 2.44 - Вейвлет, згенерований по імпульсу, зображеному на рис. 2.44.







З метою підтвердження гіпотези про придатність згенерованого вейвлета для використання як шаблону в задачі розпізнавання одиничних імпульсів у часових рядах, було проведено навчання одношарової нейронної мережі з 10 нейронів на прикладі експериментальних даних частоти обертання ротора низького тиску газоперекачувального агрегату з допомогою вейвлета Хаара та згенерованого вейвлета [135].

Характеристичний опис вейвлета  $x$  при розв'язанні задачі розпізнавання у даному випадку буде складатися з вектора згенерованого вейвлета (в даному випадку 130 точок)

$$X = (x_1, \dots, x_{130}) \quad (2.24)$$







Як тренувальну, валідаційну та тестувальну вибірки значень  $Y$  було взято дані про частоту обертання ротора низького тиску газоперекачувального агрегату.

Тренування мережі за допомогою коефіцієнтів розкладу на основі вейвлета Хаара (рис. 2.45) показало хороший результат з незначними помилками на етапі тестування та валідації.

Results			
	 Samples	 MSE	 %E
 Training:	14	6.12503e-8	0
 Validation:	3	1.71106e-7	0
 Testing:	3	3.33322e-1	33.33333e-0

**Рисунок 2.45 - Результати тренування мережі на результатах розкладу по вейвлету Хаара**

Тренування мережі за допомогою коефіцієнтів розкладу на основі згенерованого вейвлета (рис. 2.46) допускало одиничні помилки на етапі тренування, однак під час валідації і тестування мережа спрацювала безпомилково.

Results			
	 Samples	 MSE	 %E
 Training:	14	8.27951e-8	0
 Validation:	3	5.03369e-9	0
 Testing:	3	3.23578e-7	0

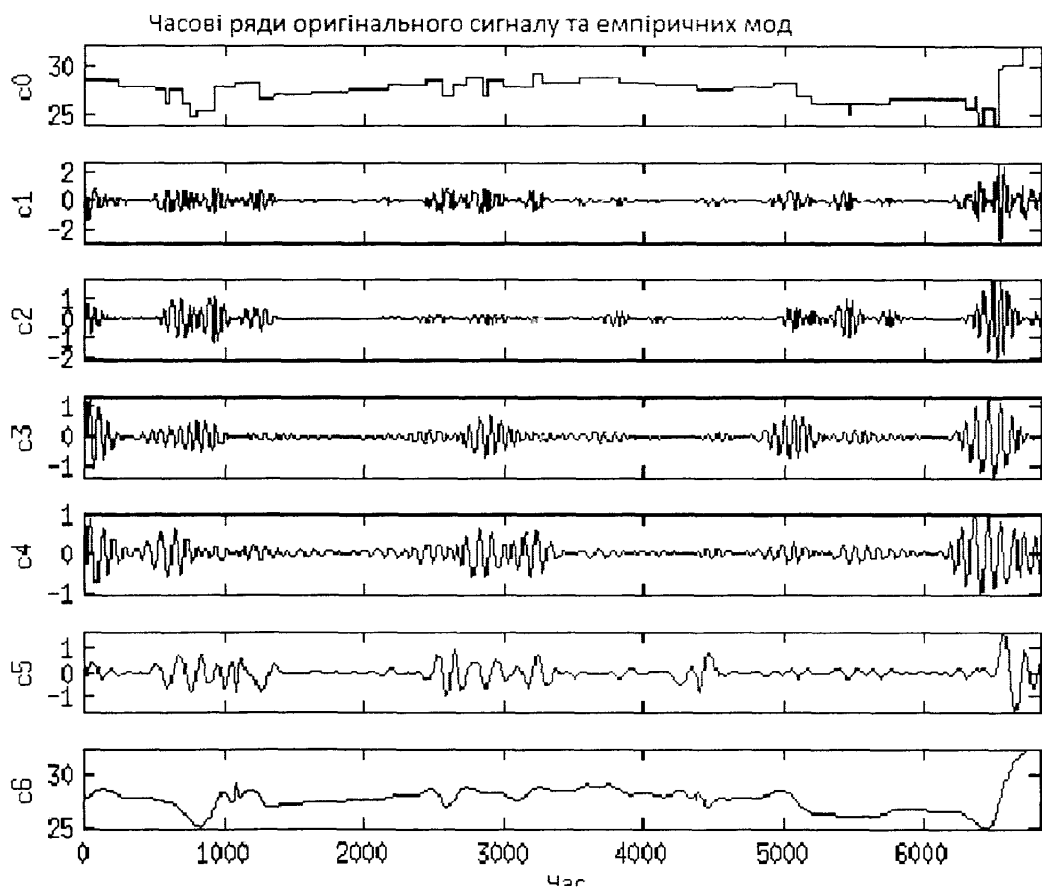
**Рисунок 2.46 - Результати тренування мережі на результатах розкладу по згенерованому вейвлету**



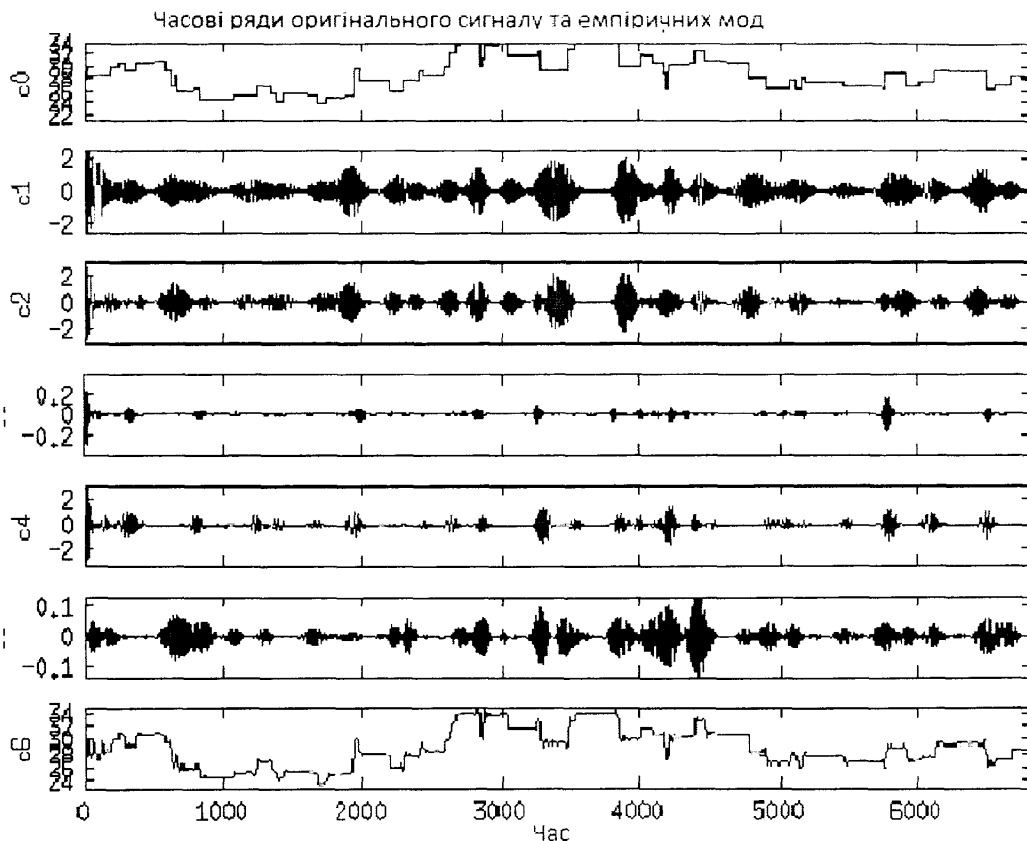
Таким чином, можна зробити висновок, що згенерований вейвлет є оптимальним для розв'язання задачі розпізнавання імпульсів у часових рядах характеристик технічних об'єктів. Це дозволяє аналізувати прояви дефектів у підшипниках на основі вібраційних даних, що виражаються імпульсами характерної форми, тощо.

### 2.3.6 Аналіз експериментальних даних методом виділення емпіричних компонент.

Розглянемо застосування перетворення Гільберта-Хуанга до одного з параметрів газоперекачувального агрегату (вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника, мкм). Розкладемо часовий ряд значень параметру за липень 2009 року (рис. 2.47) та часовий ряд значень параметру за вересень 2009 року (рис. 2.48) на 6 емпіричних мод за формулою (1.19).



**Рисунок 2.47 - Розклад вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника ГПА за липень 2009 року на 6 емпіричних мод**

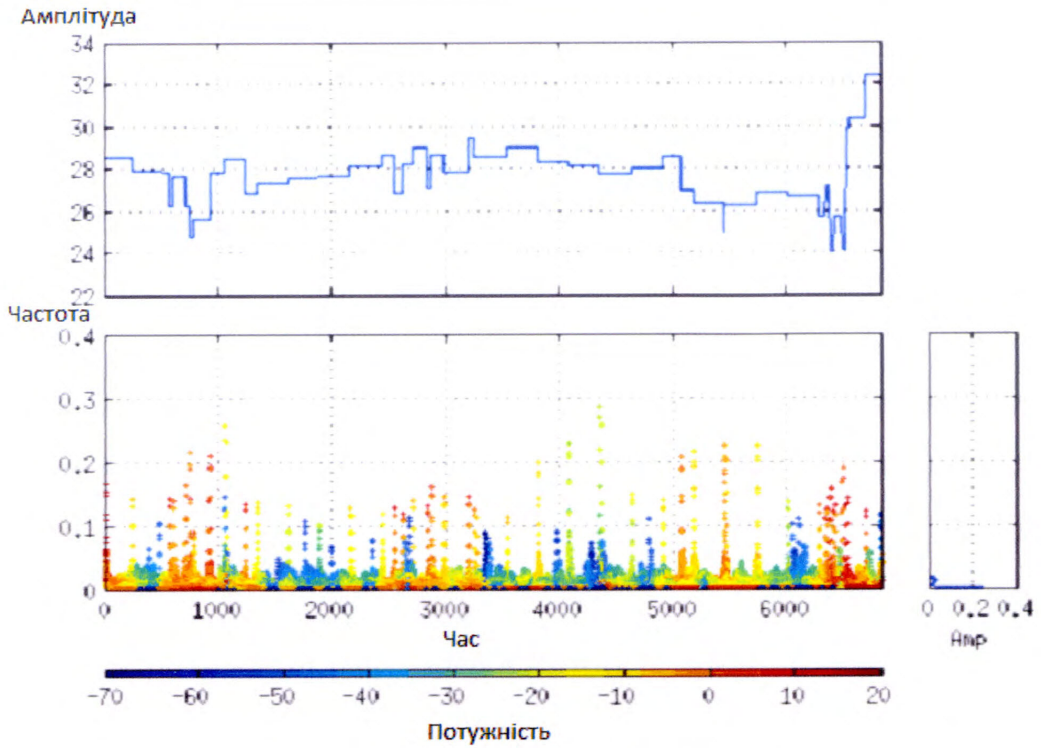


**Рисунок 2.48 - Розклад вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника ГПА за вересень 2009 року на 6 емпіричних мод**

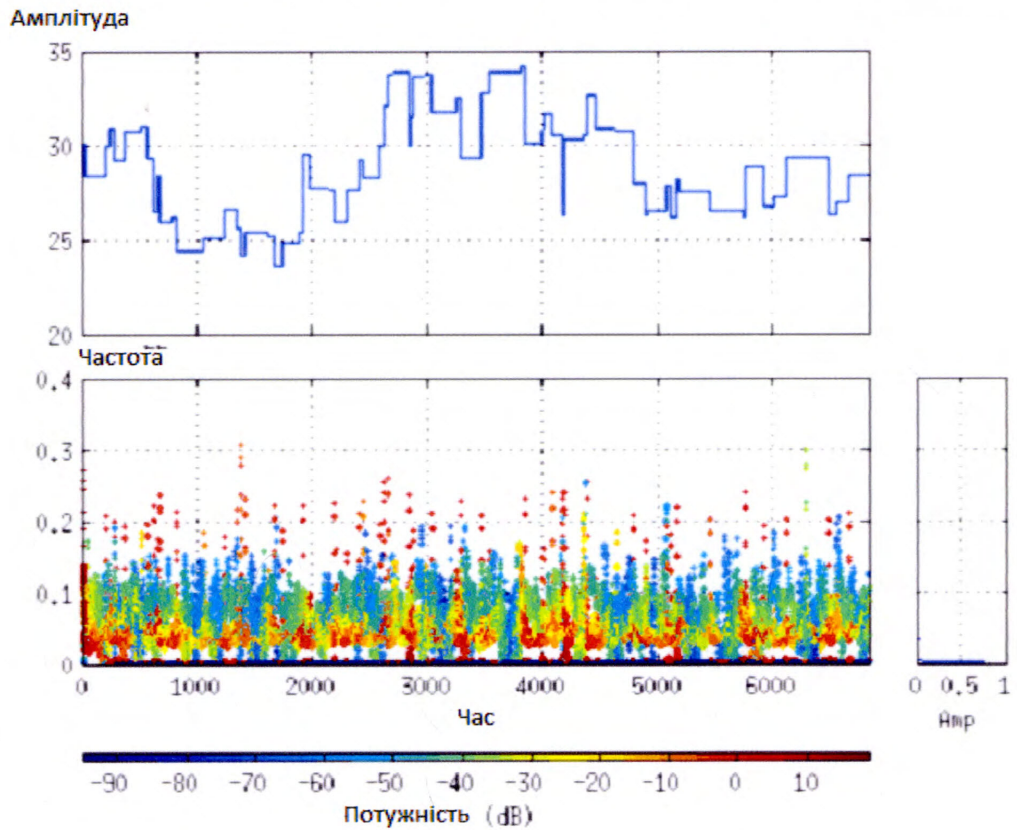
Виконаємо перетворення Гільберта за формулою (1.20) та відобразимо спектр даного перетворення для обох періодів (рис. 2.49 та рис. 2.50). У результаті отримуємо двовимірний масив миттєвих частот. Отримані дані дають змогу отримати додаткову діагностичну інформацію про об'єкт.

Зокрема, при аналізі даних із газоперекачувального агрегату після проведення ремонту та після деякого періоду часу після ремонту, можна прослідкувати яскраво виражені зміни в спектрах миттєвих частот, після чого, на основі проаналізованих змін, проводити класифікацію стану об'єкта за отриманими даними [136]. Як математичне забезпечення класифікації можуть бути використані статистичні методи (у разі достатньої повноти даних), або штучні нейронні мережі (у разі недостатньої кількості діагностичних даних).

Тому доцільно розроблений модуль перетворення Гільберта-Хуанга використати як елемент автоматизованої системи ідентифікації технічних станів технологічних об'єктів.



**Рисунок 2.49 - Спектр вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника ГПА за липень 2009 року на 6 емпіричних мод**









**Рисунок 2.50 - Спектр вібропереміщення ротора нагнітача в районі опорного підшипника ГПА за вересень 2009 року на 6 емпіричних мод**

Характеристичний опис при розв'язання задачі розпізнавання у даному випадку буде складатися з вектора кортежів значень, що представляють емпіричну моду. Кожен кортеж складається з математичного сподівання, середньоквадратичного відхилення та ентропії за Шенноном для даної емпіричної моди

$$X = (E_1(M, \sigma, H), \dots, E_n(M, \sigma, H)). \quad (2.25)$$

Для ідентифікації технічного стану за розкладом сигналу на емпіричні моди використовується штучна нейронна мережа з  $3N$  входами ( $N$  - кількість досліджуваних емпіричних мод), на які подаються математичне сподівання, середньоквадратичне відхилення та ентропія за Шенноном кожної із емпіричних мод. Прихований шар складається із 10 нейронів, вихідний шар – із 4 нейронів.

Результати функціонування мережі при ідентифікації технічного стану за декомпозицією сигналу на емпіричні моди показані на рис. 2.51. Результати свідчать, що застосування даного методу до вібраційних даних дає змогу визначити технічний стан з достовірністю більше ніж 0,95 тільки за першою емпіричною модою і цю достовірність можна збільшувати шляхом аналізу додаткових мод.

Results			
	 Samples	 MSE	 %E
 Training:	688	5.35779e-2	6.83139e-0
 Validation:	148	7.12947e-2	12.16216e-0
 Testing:	148	3.75411e-2	4.72972e-0

**Рисунок 2.51 – Результати функціонування мережі при ідентифікації стану ГПА за декомпозицією сигналу на емпіричні моди**

Як показують результати обробки даних розробленими методами, кожен з них дозволяє з високою достовірністю (0.95) ідентифікувати технічний стан газоперекачувального агрегату за рахунок виділення в ньому тих чи інших

характеристик сигналу в залежності від його форми. Таким чином, доцільно розробити комплексний метод ідентифікації технічних станів газоперекачувальних агрегатів на основі поєднання даних методів обробки даних та комплексної оцінки результатів їх роботи.

Важливою проблемою, є також уникнення надлишковості при обробці даних з метою зменшення навантаження на обчислювальні ресурси системи. У залежності від форми сигналу, достовірність розпізнавання за результатами роботи того чи іншого методу обробки даних збільшується або зменшується.

Тому доцільно після ініціалізації системи при кожному наступному розв'язанні задачі розпізнавання різними методами враховувати достовірність розпізнавання на попередніх етапах обчислення. Таким чином, можна вибрати метод, який найкраще підходить для розв'язання задачі розпізнавання з використанням того чи іншого параметра об'єкта керування та уникати проведення обчислень за тими методами, які дають гіршу достовірність розпізнавання і у такий спосіб зменшувати загальний час вирішення задачі ідентифікації технічного стану та зменшити навантаження на обчислювальні ресурси системи.

#### **2.4. Удосконалення процесу ідентифікації технічних станів газоперекачувальних агрегатів з урахуванням ентропійних оцінок**

Встановлення інформаційної цінності ознак на основі ентропійних оцінок у процесі ідентифікації технічних станів об'єктів керування та застосування їх для оптимізації даного процесу успішно реалізоване у будівельній [137], металургійній [138] та інших галузях. Застосування ентропійних оцінок до газоперекачувальних агрегатів як інформаційних систем розглянуто в роботі [139], однак ця робота не враховувала інформаційної цінності технологічних параметрів ГПА як ознак, що впливають на множину діагнозів (станів ГПА).

Вхідними даними є таблиця залежності стану об'єкта керування від прояву окремих ознак. Така таблиця може бути отримана із попередніх досліджень

об'єкта, як це зроблено в роботі [3], або отримана вже в ході досліджень з записом попередніх їх результатів.

Подану таблицю можна оформити як матрицю, рядками якої є діагнози системи, а стовпцями – окремі ознаки. Якщо для даного діагнозу характерна присутність конкретної ознаки, відповідне значення матриці встановлюється в 1, в іншому випадку – в 0. Така матриця також може вміщувати ймовірності діагнозів відносно ознак, додаткові дані про складність обстеження тощо.

Апріорні ймовірності виявлення неполадок можуть задаватися рівнозначними, вибиратися виходячи із термінів проведення планових технічних обслуговувань окремих вузлів, корегуватися на основі статистичних даних та інформацій про несправності даного вузла тощо. У випадку, якщо апріорні ймовірності станів системи невідомі, можна дати наступну верхню оцінку ентропії системи[2]:

$$H(D) \leq \log_2 n, \quad (2.26)$$

де  $n$  – кількість станів системи.

Для визначення оптимального порядку проведення аналізу технічного стану об'єкта вводиться поняття інформаційної ваги. Нехай існує множина ознак  $k$  та множина діагнозів  $D$ .

Внесена інформація рівна різниці ентропій у множині діагнозів[2]:

$$Z_D(k_j) = H(D) - H\left(\frac{D}{k_j}\right), \quad (2.27)$$

де  $H(D)$  - первинна (апріорна) ентропія діагнозів;

$H(D/k_j)$  - очікуване значення ентропії діагнозів після проведення обстеження за ознакою  $k_j$ .

Таким чином, можна стверджувати, що задача побудови оптимального процесу розпізнавання зводиться до знаходження порядку обстеження, при якому  $Z(D/k)$  буде максимальним. Крім того, для врахування складності отримання відповідної інформації за ознакою  $k_j$  вводиться поняття коефіцієнта оптимальності діагностичного обстеження[2]:

$$\lambda_{ij} = Z_{D_i}(k_j) / c_{ij}, \quad (2.28)$$

де  $c_{ij}$  – коефіцієнт, що характеризує витрати на обстеження, його достовірність, тривалість та інші фактори та не залежить від раніше проведених досліджень.

З отриманих у другому розділі результатів функціонування нейронних мереж для кожного із методів аналізу даних можна зробити висновок, що дані методи дають досить точну оцінку стану об'єкта. Однак, з точки зору обчислювальної складності, недоцільно проводити аналіз всіма методами, оскільки значна частина результатів обробки проаналізованих даних штучною нейронною мережею є однаковою для всіх методів. Тому доцільно враховувати достовірність оцінки кожним із методів даних конкретного параметру та зберігати їх в таблиці EstimateValue.

Ці оцінки застосовуються для вирішення ще однієї задачі – вирішення проблеми можливості застосування методу поглибленого аналізу до певних специфічних діагностичних даних. Так, наприклад, оцінки швидкого перетворення Фур'є не знаходять застосування в дослідженні процесів, що не носять коливного характеру, а вейвлет-аналіз не покращує якість аналітичних даних при роботі з процесами, що мають стаціонарні частоти коливання. Тому при формуванні остаточної загальної оцінки стану об'єкта керування слід враховувати попередні дані щодо достовірності аналізу для встановлення ваг оцінок за допомогою окремих методів та порядку їх застосування до даних з урахуванням їх обчислювальної складності [140].

Крім того, якщо об'єкт діагностується за цілою низкою параметрів, а дані з різних давачів поступають паралельно, слід враховувати інформаційну цінність, яку вносить в задачу розпізнавання кожен з параметрів та заносити ці дані в таблицю параметрів, в якій рядками будуть виступати досліджувані параметри, стовпцями – кількість проведених обчислень та середня хемінгова відстань до достовірного стану об'єкта керування. Такий підхід дозволяє вибрати для обробки в першу чергу параметр, який вносить максимальну інформаційну цінність (за критерієм мінімальної хемінгової відстані).

Вибір числових методів для кожного наступного етапу аналізу здійснюється за допомогою програмного модуля, що реалізує алгоритм

визначення інформаційної цінності, який описаний вище.

Автором розроблений програмний модуль для побудови оптимального за часом процесу ідентифікації технічного стану, включав такі функції:

- $\text{getAH}(A)$  - обчислення апіорної ентропії виходячи із вектора апіорних ймовірностей діагнозу;
- $\text{getDH}(n)$  - обчислення верхньої межі ентропії за формулою (2.26);
- $\text{getPH}(M,k)$  - обчислення очікуваної ентропії після проведення обстеження в системі, що характеризується матрицею  $M$  за ознакою  $k$ ;
- $\text{getVal}(M,k)$  - обчислення діагностичної цінності за ознакою  $k$ ;
- $\text{getOptVal}(M,C)$  - визначення оптимальної діагностичної ознаки для продовження обстеження з урахуванням вектора складності обстежень за конкретними ознаками  $C$ , та виводу її в консоль для подальшої обробки іншими програмами;
- $\text{updMatrix}(M,k)$  - оновлення матриці з урахуванням проведеного дослідження з метою продовження процесу ідентифікації.

Робота модуля здійснюється за алгоритмічною схемою, яка зображена на рис. 2.52.

Достовірність діагнозу може визначатися або досягненням ймовірності одного з діагнозів оновленої матриці деякого порогу, близького до 1, або при нульовій ймовірності решти діагнозів.

Слід відзначити наступні переваги даного програмного модуля:

- простота використання завдяки розміщенню коду програми у функціях модуля, які можуть викликатися як окремо, так і в комплексі;
- універсальність: дана програмна модель є проблемно-орієнтованою, а отже може застосовуватися для будь-якого технічного об'єкта, довільного числа ознак та діагнозів;
- гнучкість: завдяки концепції універсалізму мови програмування Python, при внесенні незначних модифікацій, програма може працювати з будь-якими типами вхідних даних;



- зручність інтегрування: завдяки функціонально-орієнтованому програмному модулю, він є зручним для інтегрування у комплексні програмні рішення з подальшою можливістю його використання.

Приклад роботи програмного модуля на даних, взятих з [3] зображено на рис. 2.53.



**Рисунок 2.52 - Схема функціонування програмного модуля визначення ознаки, що несе найбільшу інформативність**

Таким чином, даний функціональний модуль дає змогу визначити параметр, який внесе максимальну інформаційну цінність у наступному кроці визначення технічного стану ГПА, а також метод, за яким треба обробляти дані конкретного параметру для досягнення максимальної достовірності процесу розпізнавання зменшуючи таким чином загальний час виконання обчислювальних операцій та вирішуючи проблему невизначеності при виборі методу опрацювання даних процесу функціонування з масиву наведених у розділі 2.3.

```
python 2.7.4 (default, Sep 26 2013, 03:20:26)
[GCC 4.7.3] on linux2
Type "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>> ===== RESTART =====
>>>
Початок розрахунків...
Розрахунок апіорної ентропії...
Розрахунок оптимальної ознаки для діагностики...
Рекомендовано провести діагностику за ознакою №5
>>> |
```

### Рисунок 2.53 - Приклад роботи програмного модуля

#### Висновки до другого розділу

В ході проведення теоретичних досліджень щодо розробки методу ідентифікації технічних станів ГПА було отримано наступні результати.

1. Проаналізовано застосування методів машинного навчання при попередній обробці первинних даних технологічних параметрів ГПА. Здійснено порівняльний аналіз різних алгоритмів класифікації при вирішенні задачі ідентифікації технічного стану.

2. Проаналізовано можливість застосування найпоширеніших сучасних методів поглибленого аналізу даних з метою дослідження явних та прихованих закономірностей у даних та їх змін у часі, що дає можливість отримати максимальну кількість необхідної інформації про ГПА виходячи із даних процесу функціонування. Розроблено структуру нейронної мережі для вирішення задачі ідентифікації технічних станів.

3. Проведено ідентифікацію технічного стану ГПА на основі результатів обробки первинних даних з допомогою ентропійних оцінок, статистичних методів, перетворення Фур'є, кепстрального та вейвлет-аналізу, а також перетворення Гільберта-Хуанга. Проведено порівняльний аналіз достовірності ідентифікації технічного стану та встановлено, що на первинному етапі визначення аварійної ситуації дослідження статистичних та ентропійних характеристик дає достовірність діагнозу близько 0,98, що дає змогу оперативно визначити передаварійну та аварійну ситуацію. Більш складні обчислювальні методи (ШПФ, ННТ), в залежності від структури сигналу, давали достовірність ідентифікації до 0,98, що дає змогу визначити прояви незворотних змін в сигналі, при наближенні агрегату до передаварійного стану.

4. Розроблено алгоритм побудови нового вейвлета, що базується безпосередньо на формі імпульсу, який розпізнається. Таким чином, якщо виникає потреба в повідомленні системи про появу імпульсу певної форми у досліджуваному масиві даних, вейвлет аналіз з використанням згенерованого материнського вейвлету дозволяє досягнути достовірності не гірше ніж 0,95 у вирішенні цієї проблеми.

5. Запропоновано проведення аналізу даних технологічних параметрів ГПА, виходячи із їх інформаційної цінності, яка обчислюється із застосуванням ентропійних оцінок і дає змогу скоротити час ідентифікації технічного стану ГПА, за рахунок зменшення кількості обчислювальних операцій для досягнення необхідної достовірності ідентифікації.

Результати досліджень, представлених у даному розділі, опубліковані у працях [130-133,135-136] загального переліку використаних джерел.

### РОЗДІЛ 3

## РОЗРОБЛЕННЯ КОМПЛЕКСНОГО МЕТОДУ ПОГЛИБЛЕНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНОГО АГРЕГАТУ

### 3.1 Комплексний метод ідентифікації технічного стану газоперекачувальних агрегатів

Важливою задачею в процесі ідентифікації технічного стану ГПА є мінімізація часу розпізнавання. Виходячи з результатів, отриманих в розділі 2, розглянемо метод комплексного аналізу технічного стану ГПА на основі технологічних параметрів процесу компримування природного газу.

Метод можна розділити на 2 етапи – навчання та розпізнавання. Етап навчання (з учителем) проходить наступним чином – від давачів у систему поступають значення параметрів процесу компримування, а також дані про несправності ГПА та їх  $l$  рівнів (у даному випадку 4, «несправність не проявляється», «початкові прояви несправності», «допустимий рівень несправності» та «передаварійний стан») зареєстровані раніше і співставлені у часі з відповідними значеннями технологічних параметрів. Додатково задаються методи аналізу даних, що перелічені в розділі 2. Нехай  $X$  – множина параметрів процесу,  $F$  – множина несправностей, а  $M$  – множина методів обробки даних процесу. За навчальними вибірками проводиться тренування штучної нейронної мережі відповідної структури, з отриманням відповідних матриць змішування класів  $Z$  та достовірностей розпізнавання, де  $Z_{ijk}$  та  $t_{ijk}$  відповідно матриця змішування класів та достовірність розпізнавання  $i$ -тої несправності за даними аналізу  $j$ -тим методом часових рядів параметру  $k$ . Сформуємо із достовірностей  $t$  тривимірний масив  $T$  розмірності  $m \times x \times f$ .

Розглянемо етап розпізнавання з достовірністю  $p$ .

К1. Сформуємо матрицю стану ГПА  $S$  розміром  $f \times l$ , де  $s_{ij}$  – достовірність даного рівня  $i$  прояву несправності  $j$ . Початковою умовою є рівноймовірність рівнів прояву кожної з несправностей, тобто

$$s_{ij} = 1/l, \forall i, j \quad (3.1)$$

К2. Обчислимо середню достовірність  $q$ , що вносить аналіз  $j$ -тим методом часових рядів параметру  $k$  по всіх несправностях із множини  $f$ :

$$q_{jk} = \sum_{l=1}^f t_{ljk}, \forall j, k \quad (3.2)$$

К3. Сформуємо з отриманих значень матрицю  $Q$  розмірності  $j \times k$  та знайдемо елемент з максимальним значенням та індекси його рядка та стовпчика  $a$  та  $b$ .

К4. Відповідний даному елементу метод  $a$  обробки часових рядів параметру функціонування ГПА  $b$  буде першим для проведення обчислення. Проведемо обробку та класифікацію отриманих після обробки значень нейронною мережею. Результатом роботи нейромережі буде висновок щодо рівня  $l$  прояву несправності ГПА за даними обробки.

К5. Для кожної несправності  $i$ , за відповідної методу  $a$  та параметру  $b$  матриці змішування  $Z$  виберемо рядок, що відповідає рівню  $l$ , який містить похибки розпізнавання мережі, коли результуючим класом був клас  $l$ . Відповідному рядку матриці  $S$ , що відповідає даній несправності, присвоїмо значення елементів

$$s_{ij} = 1 - z_{ij} \quad (3.3),$$

де  $Z_{ij}$  - відсоток класифікацій штучною нейронною мережею навчальних вибірок, що належать до класу  $i$  як клас  $j$ .

У тому випадку, коли це не перша ітерація алгоритму, значення елементу  $s_{ij}$  обчислимо за формулою:

$$s_{ij} = \frac{(s_{ij}[n-1])(n-1) + (1 - z_{ij})}{n} \quad (3.4),$$

де  $s_{ij}[n-1]$  - попереднє значення  $s_{ij}$ ,  $n$  - номер ітерації.

К6. Перевірка значень матриці  $S$ , що задовольняють умову  $s_{ij} \geq p$  або  $s_{ij} \leq 1 - p$ . Рівні прояву несправностей, достовірність яких за результатами проведених розрахунків рівна  $p$  або більше, вважаються достовірними і

вносяться в кінцеву оцінку, а розрахунки достовірності прояву даної несправності на наступних етапах не враховуються. Рівні прояву несправностей, достовірність яких за результатами проведених розрахунків менша за  $(1-p)$ , вважаються невірогідними і виключаються з подальших обчислень, а достовірність розпізнавання для даної несправності розраховується для рівнів, що залишилися.

К7. Якщо після виконання кроків К3-К6 для однієї із несправностей достовірність розпізнавання рівня прояву «аварійний стан» перевищує 50%, вибирається метод обробки і параметр  $k$  такий, що задовольняє умову:

$$\max[f_{ijk} : k = f] \forall i, j \quad (3.5),$$

де  $f$  – несправність, що, ймовірно, проявляється на рівні передаварійного стану. Після цього виконується перехід на К4. Якщо ідентифікується передаварійний стан, система повідомляє про це оператору.

К8. Якщо достовірні оцінки рівня прояву для всіх несправностей не визначені, перейти на К3, виключивши вже проведені методи аналізу.

Критерієм зупинки виконання алгоритму є досягнення достовірних оцінок рівня прояву для всіх несправностей, що є вищими за  $p$ , або відсутність зростання рівня достовірності для одного з показників на 0,01 за 5 останніх ітерацій.

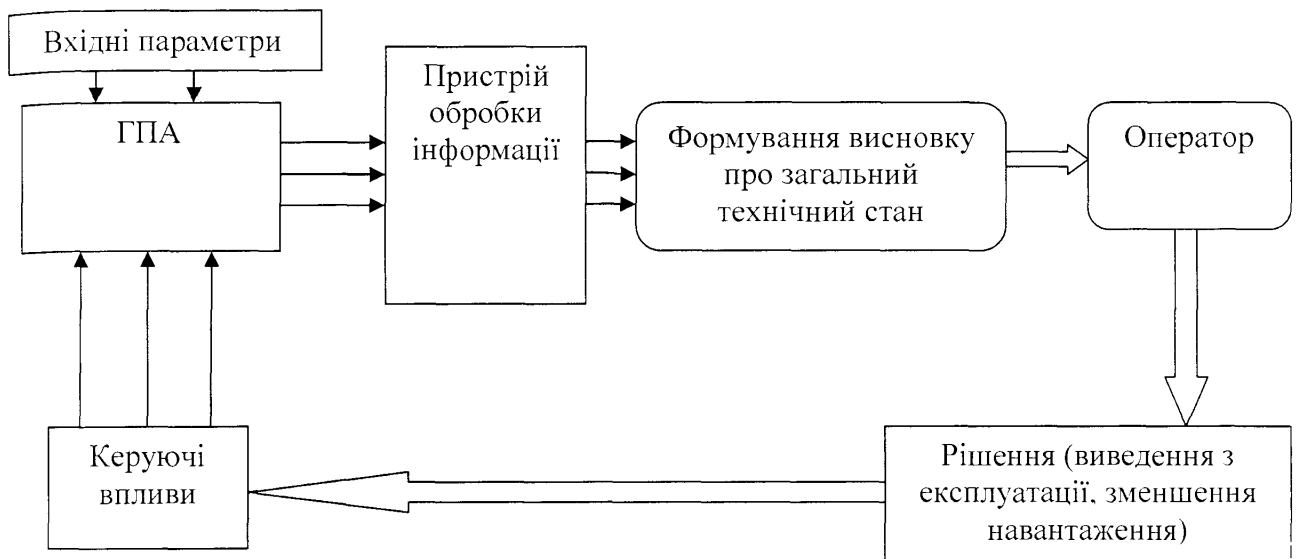
Загальна оцінка стану ГПА оцінюється наступним чином: оцінкам стану «відмінний», «нормальний», «допустимий», «передаварійний» присвоюються значення від 1 до 4. Аналогічні значення присвоюються оцінкам рівня прояву несправностей: «несправність не проявляється», «початкові прояви несправності», «допустимий рівень несправності» та «передаварійний стан». Для кожної оцінки стану ГПА обчислюється сума хемінгових відстаней між нею та кожною з оцінок рівня прояву несправностей.

$$d_l = \sum_{i=1}^f s_{il} - l, \forall l. \quad (3.6)$$

За остаточну оцінку технічного стану ГПА вибирається та, значення суми  $d_l$  для якої є мінімальним. У випадку, якщо хоча б одна несправність

проявляється на рівні передаварійного стану, загальний стан ГПА вважається передаварійним.

Реалізація даного алгоритму дає змогу отримати інформацію про технічний стан ГПА в режимі порадики оператора, який відповідно до наданої інформації буде здійснювати керуючі впливи з метою запобігання виникнення аварійної ситуації (рис. 3.1).



**Рисунок 3.1 – Структурна схема автоматизованої системи ідентифікації технічного стану ГПА**

Розроблений алгоритм дає змогу реалізувати сукупність методів, які ґрунтуються на аналізі технологічних параметрів для досягнення достовірної оцінки рівня прояву несправностей за мінімальний час, уникаючи при цьому великої кількості надлишкових обчислень.

### **3.2. Використання концепції адаптивного клієнта для мінімізації часу ідентифікації технічного стану ГПА типу ГПА-10-01**

Виходячи з аналізу, проведеного у розділі 1, було сформовані наступні вимоги до інформаційного та програмного забезпечення блоку ідентифікації технічних станів ГПА:

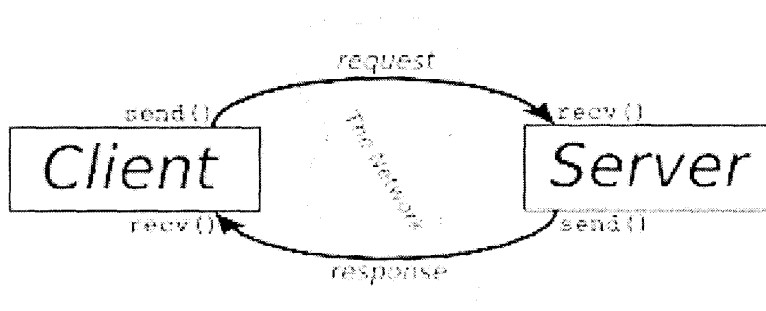
- масштабованість у залежності від характеру та складності задач;
- застосування стандартних засобів обміну інформації між вузлами

системи;

- застосування клієнт-серверної архітектури для розподілу завдань між вузлами;
- можливість використання багатопроцесорних обчислень для розподілу навантаження всередині обчислювальної машини;
- застосування надійних та потужних засобів розробки програмного забезпечення ідентифікації технічного стану.

Клієнт-серверна архітектура, що складається із сервера (серверів), що надає частину своїх ресурсів для загального користування, клієнта (клієнтів), який використовує ці ресурси та мережі, що забезпечує обмін даних між ними [141], є найбільш прийнятним рішенням для використання в автоматизованих рішеннях, що потребують великих обчислювальних ресурсів. Такий підхід дозволяє знизити вимоги до клієнтських комп'ютерів та, як наслідок, зробити їх компактнішими. Загальним недоліком цього підходу є те, що сервер у деякі моменти часу може бути недоступним з технічних причин, та, як наслідок, порушити роботу всієї системи. Типова схема клієнт-серверної архітектури зображена на рис. 3.2.

Особливо залежність від ресурсів сервера проявляється в підході з «тонким» клієнтом [142], який дозволяє звести вимоги до клієнта до мінімуму, однак виконує тільки функцію вводу-виводу та відображення результатів, перекладаючи всю обчислювальну роботу на ресурси сервера. Це змушує збільшувати обчислювальні ресурси сервера, а також вдосконалювати завадостійкість мережі, по якій здійснюється передача даних від клієнта на сервер, що призводить до значних фінансових затрат.



**Рисунок 3.2 – Загальна концепція клієнт-серверної архітектури**



Крім того, клієнтів може бути декілька, що спричинює ще більше навантаження на сервер без можливості розподілити його рівномірно. Частково завдання сервера спрощуються при застосуванні концепції «товстого клієнта» [143], який звертається до сервера тільки як до оператора загальної бази даних. Однак при цьому, відповідно, компактність не є пріоритетною і побудова більш потужної машини-клієнта вимагає більших затрат.

Слід також розглянути варіант із використанням єдиної машини для всіх завдань. Звичайно, в цьому випадку відсутні затрати на організацію мережі та часові затрати на передачу даних. Однак, виходячи з тенденції щодо зниження вартості мережевих засобів та зростання швидкості передачі, слід сказати, що проблема організації мережі вирішується простіше, ніж організація мобільного компактного робочого місця оператора, яке дозволяло би в прийнятні терміни виконувати задачі вейвлет-аналізу та інших складних обчислень для великих обсягів даних.

Тому доцільно запропонувати концепцію адаптивного клієнта [144], який оперативно оцінював би обсяг обчислень, який слід виконати і приймав би рішення щодо самостійного виконання обчислень або передачі задачі на сервер, виходячи з навантаження на сервер та мережу, а також власних вільних обчислювальних ресурсів.

Очевидно, що в описаній вище концепції, клієнт має керуватися наступним правилом – якщо прогнозований час виконання на сервері (з урахуванням передачі даних) менший від прогнозованого часу виконання на клієнті, то слід передати запит на виконання завдання на сервер.

В першу чергу, слід визначити, де зберігати дані і в якому обсязі. У тестованій системі при роботі з даними вібродіагностики один файл даних, що записувався один раз в 10 секунд займав в середньому 20 кб дискового простору. Це значить, що на локальному клієнті можна зберігати дані про вібраційні параметри об'єкта за місяць. Обчислення, що проводиться над великими обсягами даних, буде проводитися на сервері, оскільки такі обсяги

даних потребують відповідних обчислювальних ресурсів, а оперативність обчислення результатів за такими термінами є непринциповою.

Отже, розподіл даних технологічного процесу в даному випадку між різними рівнями архітектури буде таким:

- 1) На першому рівні містяться дані технологічного процесу функціонування ГПА за останню годину, де вони перевіряються на предмет перевищення допустимих значень, а також упорядковуються і передаються на другий рівень.
- 2) На другому рівні містяться дані про досліджуваний об'єкт за останні 10 днів та перевіряються тенденції, що проявляються за даний короткий період;
- 3) На третьому рівні містяться загальні дані за весь час функціонування та перевіряються довгострокові тенденції у змінах параметрів функціонування ГПА.

Крім того, всі рівні, за допомогою бази даних утримують зв'язок між собою та реагують на зміни.

Для висновку щодо прогнозованого часу виконання завдання на клієнті та сервері слід враховувати наступні фактори:

- навантаження на клієнт та сервер;
- швидкість передачі в мережі;
- середній час виконання завдання даної складності (з вказаною розмірністю даних та операціями даного типу) на клієнті та сервері.

Для формалізації навантаження на клієнт та сервер введемо коефіцієнт навантаження  $l$ , який рівний:

$$l = (1 - l_{HDD})M_{HDD}(1 - l_{RAM})M_{RAM}(1 - l_{CPU})M_{CPU}, \quad (3.7)$$

де  $l_{HDD}$ ,  $l_{RAM}$ ,  $l_{CPU}$  – частина навантаження на жорсткий диск, оперативну пам'ять та процесор клієнта (сервера) відповідно, отриманий з допомогою інструменту RSUtils4Python;  $M_{HDD}$ ,  $M_{RAM}$ ,  $M_{CPU}$  – результат бенчмаркінгу (оцінки загальних характеристик машини при нульовому навантаженні) для жорсткого диска, оперативної пам'яті та центрального процесора відповідно.

Порівнявши отримані значення коефіцієнта для клієнта та сервера відповідно, та вибравши більше значення, можна зробити висновок, яка з двох машин на даний момент володіє більшою обчислювальною потужністю з урахуванням інших програм, що виконуються на них. Такий підхід дозволяє проводити адекватну оцінку можливостей сервера при роботі з декількома клієнтами.

Для обчислення швидкості передачі даних в мережі, передається контрольний пакет даних обсягом 1 кб. Виходячи з даних програмного модуля, що передає пакет, швидкість передачі обчислюється таким чином:

$$v = I / (t - t_0), \quad (3.8)$$

де  $t_0$  – час початку передачі,  $t$  – час закінчення передачі,  $I$  – довжина контрольного пакету в байтах.

Загальний алгоритм проведення аналізу даних на стороні клієнта відбувається за блок-схемою, зображеною на рис. 3.3.

Для оцінки середнього часу виконання було прийнято рішення використовувати штучну нейронну мережу з використанням алгоритмів навчання з вчителем. Вхідними значеннями мережі є:

- тип завдання (статистичний аналіз, вейвлет-перетворення, аналіз емпіричних компонент тощо), заданий кодом від 1 до 7;
- обсяг даних, з якими здійснюється робота (кількість чисел з плаваючою комою у вхідній матриці).

Для тренування було вибрано фактичний час виконання конкретних завдань з масивами в 10, 100 та 1000 значень, що розділявся на відсоток вільних ресурсів на момент початку виконання завдання.

Критеріями оцінки рівня прояву конкретної несправності є значення параметрів функціонування ГПА, які вносять найбільшу достовірність в оцінку рівня прояву несправності. Загалом, критеріями оцінки технічного стану ГПА, є набір технологічних параметрів процесу функціонування, описаних в пункті 2.1. У випадку, що розглядався, критеріями оцінки технічного стану є значення віброшвидкості на фланцях корпусів ТНТ, КНТ та ТВТ, а також

вібропереміщення на передньому та задньому опорному підшипнику ВЦН. Однак слід зауважити, що перелічений в розділі 2 список методів поглибленого аналізу даних застосовний до широкого діапазону сигналів різної форми, тому алгоритм вибору методу, що внесе найбільшу інформаційну цінність, може застосовуватися для ідентифікації технічного стану за даними параметрів теплових процесів, трибодіагностики, тощо.

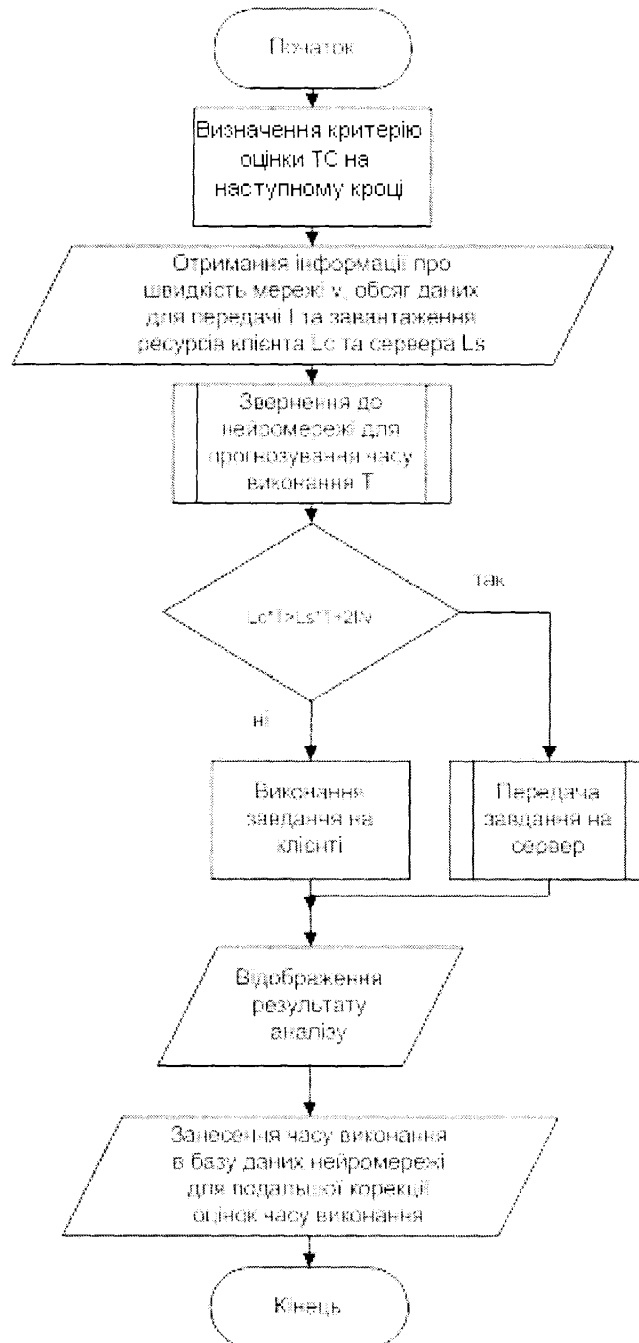
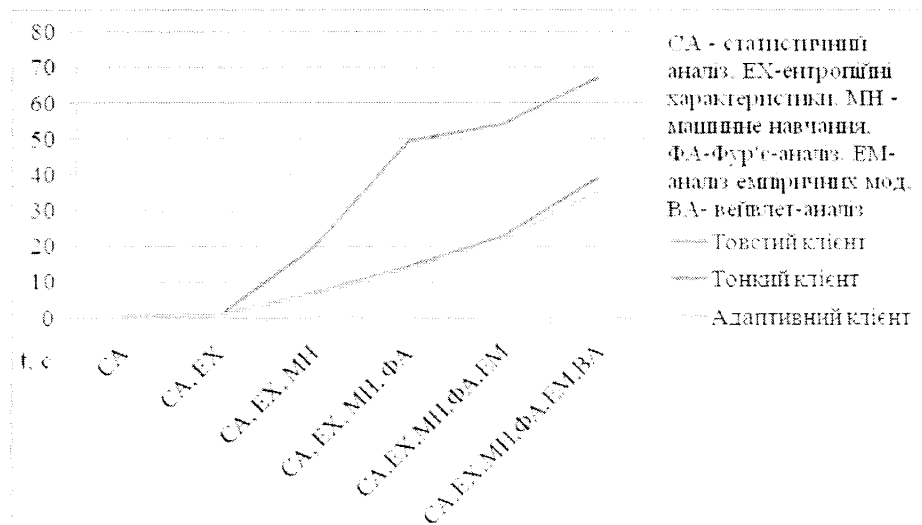


Рисунок 3.3 - Алгоритм проведення аналізу даних на стороні клієнта

Тренована нейронна мережа в результаті дає змогу прогнозувати приблизний час обчислення. У зв'язку з неповнотою даних, даний підхід є точнішим ніж застосування статистичних алгоритмів регресії.

Результати роботи трьох видів клієнтів з тестовими даними з застосуванням різних методів аналізу показаний на рисунку 3.4.

Очевидно, що при проведенні аналізу даних, який потребує проведення невеликої кількості обчислень, даний метод буде працювати дещо повільніше. Однак, якщо брати тривалі часові проміжки з великим обсягом даних, оптимізація розподілу обчислювальних завдань між клієнтом і сервером дасть змогу зменшити час ідентифікації технічного стану в порівнянні зі схемами з «тонким» та «товстим» клієнтом.



**Рисунок 3.4 – Час виконання тестового аналізу даних різними методами на трьох типах клієнтів**

**3.3. Алгоритм аналізу технічного стану газоперекачувального агрегату.**

### 3.3.1. Схема зберігання та руху даних.

Розглянемо схему зберігання та руху даних у блоці ідентифікації технічного стану, а також структуру бази даних для забезпечення роботи веб-інтерфейсу користувача та функціонування програми [145].

Сервер баз даних зберігає інформацію про окремий об'єкт. Адміністрування двох та більше баз даних дозволяє проводити на хмарній ЕОМ діагностику багатьох об'єктів. Кожному об'єкту відповідає окрема база даних. Структура бази даних зображена на рисунку 3.5. SQL-код бази даних наведено в додатку К.

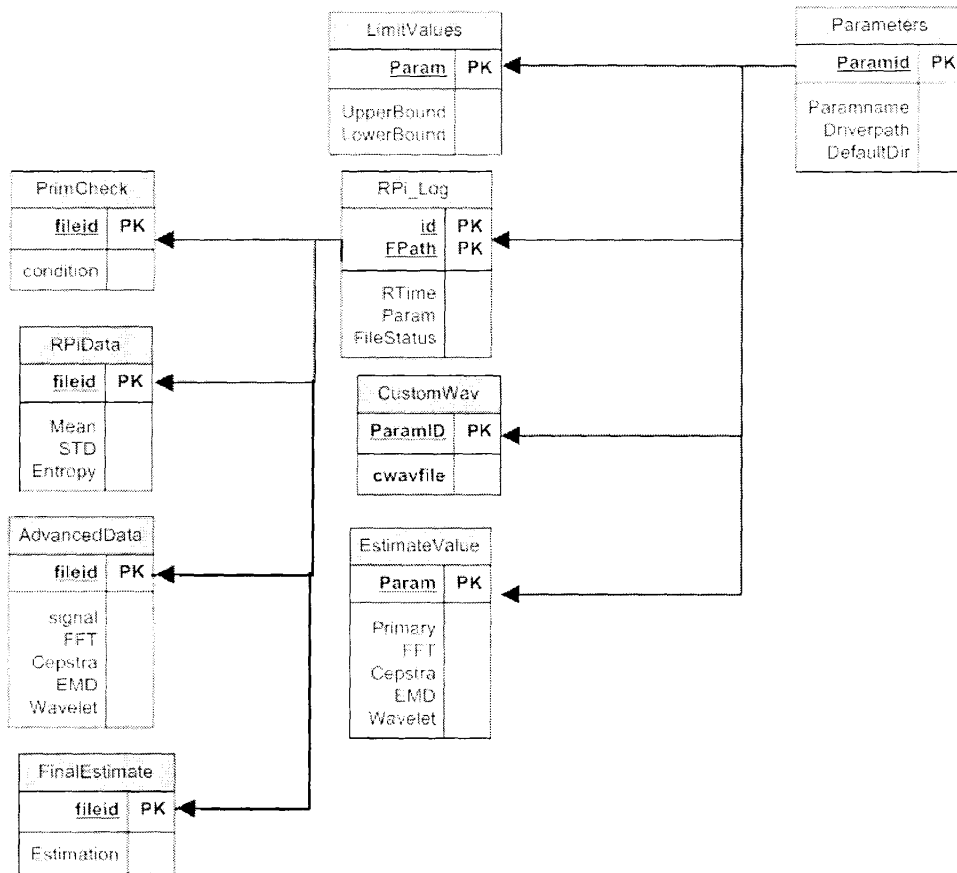


Рисунок 3.5 – Структура бази даних

На першому етапі дані поступають на вхід нижнього рівня у вигляді файлу або потоку через наявні пристрої вводу-виводу. Дані конвертуються у прийнятний файловий формат. Для зберігання було вибрано формат CSV, функціями для читання якого володіють всі використовувані засоби розробки. Даним присвоюється відповідний час надходження (timestamp), за якими і будуть розрізнятися файли. Приклад такого файлу зображений на рисунку 3.6. Інформація про час надходження, досліджуваний параметр та шлях до файлу міститься в таблиці RPi\_Log відповідно в полях RTime, Param та FPath. Крім того, в таблиці міститься статус опрацювання файлу, який може приймати наступні значення:

- Received (прийнятий на обробку);
- Parsed (перевірений на предмет виявлення елементарних збоїв);
- Sent (переданий на наступний рівень).

Первинна перевірка файлу включає перевірку амплітудних значень на рахунок перевищення допустимих границь для данного параметра (що зберігаються у таблиці LimitValues), а також обчислення математичного очікування, середньоквадратичного відхилення та ентропії за Шенноном. При виявленні передаварійної ситуації на даному етапі сигнал тут же посиляється на другий або третій рівень, для негайного виводу даних у веб-інтерфейс.

1	-0.039
2	-0.042
3	0.015
4	-0.051
5	-0.107
6	-0.078
7	-0.02
8	-0.046
9	-0.063
10	0.068
11	0.095
12	-0.007
13	-0.046
14	0.044
15	0.137

**Рисунок 3.6– Фрагмент файлу відформатованих даних**

Отримані результати обчислень заносяться у таблицю RPiData з полями fileid, Mean, RMS та Entropy.

Після закінчення встановленого періоду (для досліджуваних даних із роторної машини це 1 година, що містить 6 файлів), дані передаються на другий рівень клієнтської архітектури за посередництва хмарних сервісів зберігання даних типу Google Drive та Dropbox.

При отриманні нового пакету даних, другий рівень архітектури (клієнтський комп'ютер) перш за все починає процедуру перевірки ентропійних та статистичних оцінок на предмет загрозованих тенденцій розвитку пошкоджень. Для цього він використовує власний реєстр файлів параметрів, що зберігається в таблиці Estimations бази даних, яка містить два поля – fileid та condition, де перше поле містить унікальний ідентифікатор файлу, а друге поле

– оцінку стану об'єкта, в якому він перебував в момент запису файлу. Дане поле може приймати значення однієї з чотирьох лінгвістичних змінних:

- Good (нормальний стан функціонування об'єкта) ;
- Normal (об'єкт функціонує нормально, однак з'являються незворотні зміни в параметрах, які з часом прогресують;
- Dangerous (передаварійний стан);
- Faulty (аварійний стан, що може спричинити відмову).

Для зберігання відомостей щодо проведеного аналізу використовується таблиця `AdvancedData`, що містить поле ідентифікатора файлу для оброблюваних даних, а також шляхи до файлів з даними розкладу сигналу на емпіричні компоненти, швидкого перетворення Фур'є та коефіцієнтів неперервного вейвлет-перетворення. Оскільки дані файли обробляються виключно системою `Matlab`, то для їх зберігання застосовується файл з розширенням `.mat`.

Для кожного із перетворень створюється штучна нейронна мережа, для тренування якої на входи подаються раніше проаналізовані набори значень відповідних перетворень, цільовими значеннями виступають визначені раніше стани ГПА. Після обчислення коефіцієнтів перетворення досліджуваний файл подається на вхід тренуваної мережі, і, як результат, на виході отримують один із станів ГПА. Всі результати обробки нейромережами таких даних заносяться в таблицю `MethodEstimates`, з полями для зберігання оцінок стану, які визначені за відповідним методом: метод попередньої оцінки «сирих» даних, метод перевірки статистичних та ентропійних характеристик, методи на базі емпіричної декомпозиції мод, швидкого перетворення Фур'є, кепстрального аналізу та коефіцієнтів неперервного вейвлет-перетворення.

### **3.3.2. Формування висновку про технічний стан газоперекачувального агрегату типу ГПА-10-01.**

Загальна схема ідентифікації технічного стану ГПА зображена на рисунку 3.7.



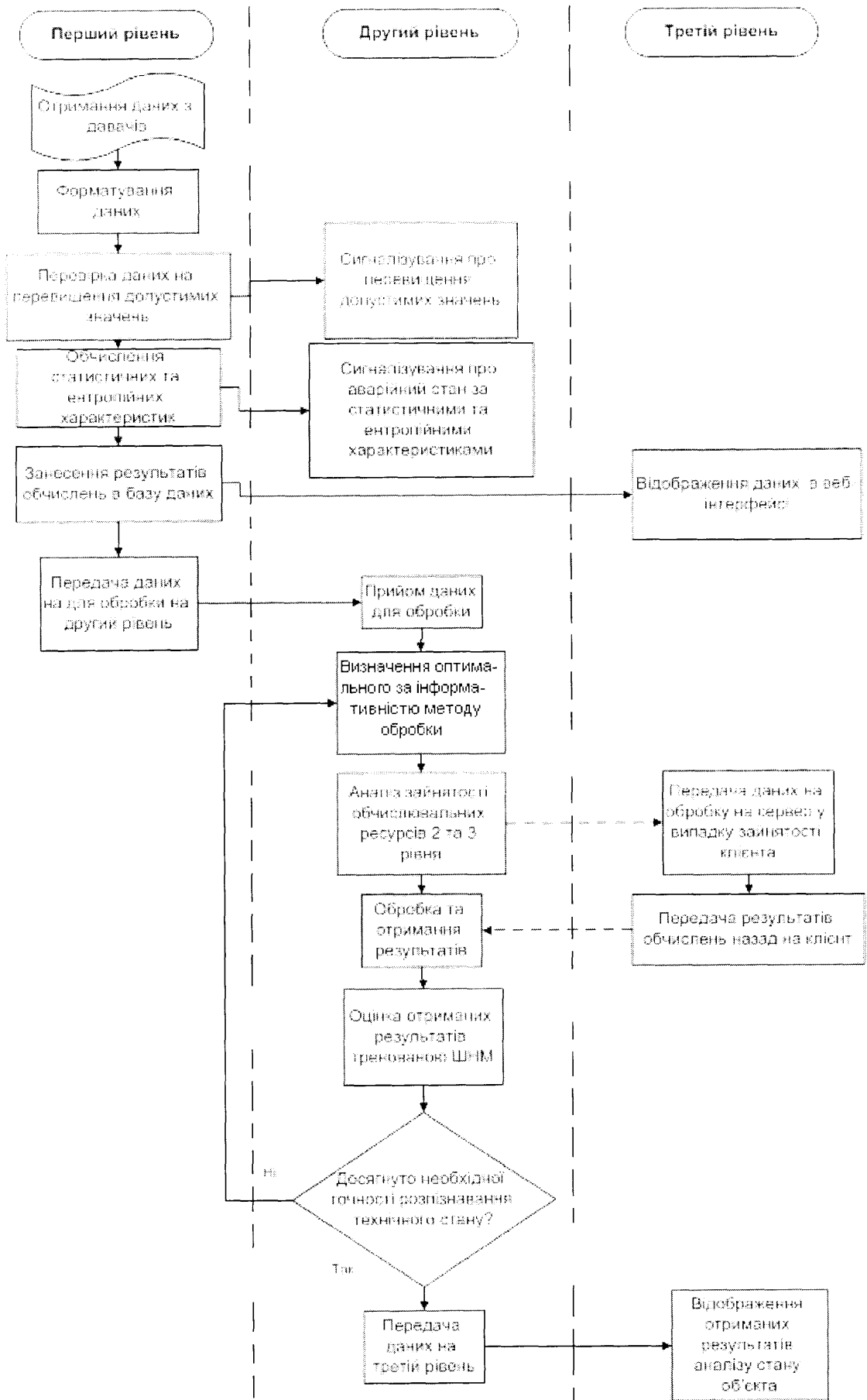


Рисунок 3.7 – Схема процесу ідентифікації технічного стану ГПА

Перший рівень отримує дані з давачів через програмний модуль драйвера та індивідуальну програму, що приводить дані технологічного процесу до уніфікованого вигляду. Дані зберігаються у вигляді csv-файлів однакового формату, після чого проходять перевірку на перевищення допустимих значень. Якщо вхідне значення перевищує допустимі, система негайно повідомляє про це користувача. Наступним кроком є обчислення ентропійних та статистичних характеристик сигналу, які після обчислення передаються на вхід навченої штучної нейронної мережі. Якщо за ентропійними та статистичними характеристиками стан оцінюється як передаварійний або аварійний, то користувача повідомляють про це. Обчислені значення заносяться в базу даних, а самі файли даних передаються на другий рівень блоку ідентифікації.

На другому рівні блоку дані приймаються для обробки. Якщо з декількох вузлів першого рівня передаються паралельно дані кількох параметрів одного об'єкта, то за таблицею їх інформаційної цінності вибирається той, який вносить найбільше інформації про стан ГПА. Після цього вибирається оптимальний метод опрацювання даного типу сигналу за тим же принципом.

На наступному кроці клієнт (другий рівень) оцінює завантаженість своїх ресурсів і ресурсів сервера та приймає рішення щодо того, залишити обчислювальне завдання, чи передати його на сервер.







Якщо ресурси сервера дають змогу виконати завдання швидше, ніж на клієнті, то йому передаються дані, туди, та очікується відповідь з результатами аналізу. У випадку перенавантаження сервера завданнями, обчислювальна задача виконується на клієнті. Отримані результати обробляються тренованою нейронною мережею, що ідентифікує технічний стан ГПА. Якщо достовірність розпізнавання за даним методом відповідає бажаній, результати передаються на третій рівень. При необхідності збільшення показника достовірності розпізнавання проводиться аналіз за іншим параметром або за іншим методом обробки. Результати розпізнавання за кількома методами передаються на вхід тренованої нейронної мережі, яка і визначає загальний стан ГПА.

Результат функціонування штучної нейронної мережі для ідентифікації технічного стану ГПА з урахуванням інформаційної цінності окремих методів наведено на рис. 3.8.

Як видно з рисунка, на етапі тестування та валідації мережа не допустила жодної помилки, достовірно ідентифікувавши технічні стани ГПА в різні моменти часу.

Коли ймовірність помилкового визначення стану стає нижчою за певне значення (в даному випадку, 0,005), обчислення припиняються і про кінцевий діагноз повідомляється оператору.

Третій рівень виконує завдання, передані клієнтом, та виконує роль сервера баз даних та веб-сервера для відображення веб-інтерфейсу користувача. Даним рівнем може виступати як локальний сервер, так і хмарна машина з шифрованою файловою системою та авторизованим доступом до її ресурсів.

Results			
	 Samples	 MSE	 %E
 Training:	688	3.64384e-3	4.36046e-1
 Validation:	148	1.75520e-4	0
 Testing:	148	1.51166e-3	0

**Рисунок 3.8 - Результат функціонування штучної нейронної мережі для ідентифікації технічного стану ГПА з урахуванням діагностичної цінності окремих методів**

Такий підхід дозволяє мінімізувати кількість методів поглибленого аналізу даних, отримавши достовірну оцінку технічного стану ГПА за найменший інтервал часу та з використанням мінімального обсягу обчислювальних ресурсів системи. Крім того, програмне виконання завдань можна реалізувати з

використанням паралелізму, що дозволяє рівномірно розподілити обчислювальне навантаження всередині кожного з рівнів системи.

### **Висновки до третього розділу**

1. Розроблено метод комплексного аналізу технічного стану ГПА з мінімізацією часу ідентифікації технічного стану на основі інформаційної цінності ознак.

2. Вибрано трьохрівневу архітектуру блоку ідентифікації технічного стану для оптимального розподілу навантаження на обчислювальні ресурси при проведенні аналізу даних. Запропоновано концепцію адаптивного клієнта для уникнення перенавантаження на один із рівнів системи при наявності вільних ресурсів на інших рівнях. Розроблено алгоритм, що реалізує дану концепцію.

3. Розроблено та програмно реалізовано комплексний метод та алгоритм процесу ідентифікації технічного стану ГПА на трьох рівнях з урахуванням концепції адаптивного клієнта. Наведений результат функціонування такого алгоритму – ідентифікації технічного стану ГПА типу ГПА-10-01 на основі експериментальних даних.

4. Розроблена схема руху та зберігання даних технологічних параметрів процесу компримування природного газу та результатів їх аналізу поглибленими методами, а також структура бази даних, що є складовою реалізації цієї схеми.

Результати досліджень, представлених у даному розділі, опубліковані у працях [140, 144-145] загального переліку використаних джерел.

## РОЗДІЛ 4

### РОЗРОБКА СТРУКТУРНОЇ СХЕМИ ІНФОРМАЦІЙНОГО ТА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГПА ЯК ОБ'ЄКТА КЕРУВАННЯ

#### 4.1. Апаратне забезпечення та програмні засоби реалізації блоку ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату

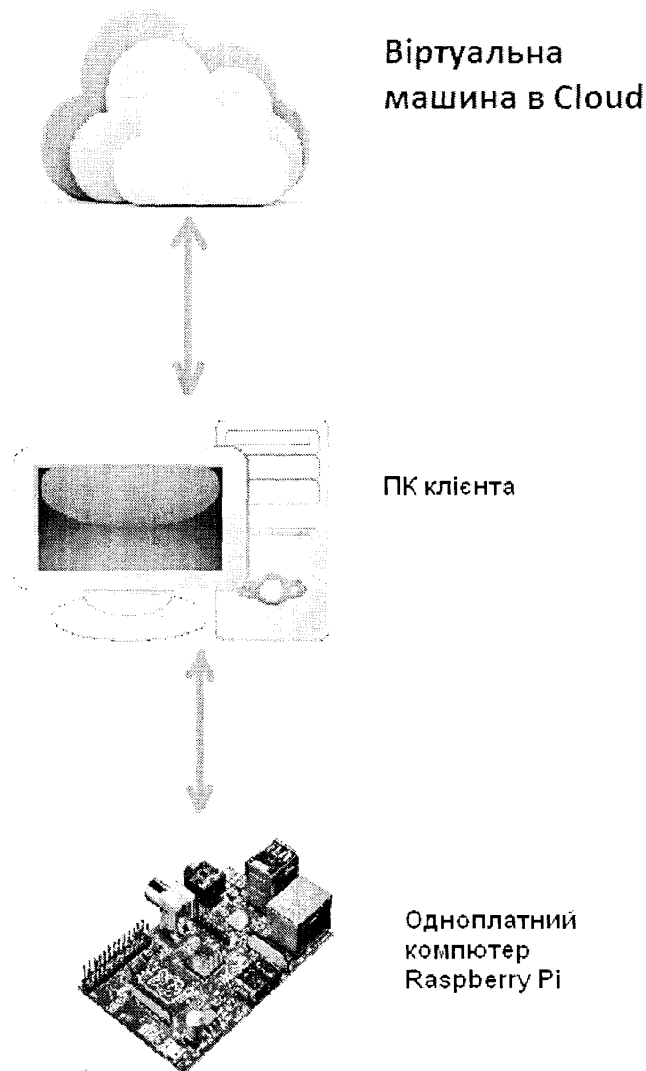
Основними критеріями вибору апаратного забезпечення клієнта для ідентифікації технічних станів були:

- компактність;
- вартість;
- швидкодія;
- сумісність із сучасними стандартами вводу-виводу інформації та передачі даних;
- масштабованість;
- достатня швидкодія для обробки великих масивів даних.

Для оптимального розподілення навантаження та задач було вибрано трьохрівневу клієнт-серверну архітектуру, структура якої зображена на рис. 4.1.

Як нижній рівень при тестуванні системи був вирішено використати одноплатний комп'ютер Raspberry Pi Model B з ARM-процесором тактової частоти 700 МГц, 512 Мб оперативної пам'яті та відео-модулем Broadcom VideoCore IV. Вартість даного комп'ютера становить \$35, що робить його однією з найдоступніших, найкомпактніших обчислювальних машин даного сегменту [146]. На платі присутні порти HDMI, USB, Composite Video, 3.5mm jack, SD, зв'язок з низькорівневою периферією організовано з допомогою 16 контактів GPIO, SPI, I<sup>2</sup>C, UART, тобто плата дозволяє організовувати широкий спектр вводу-виводу. Мережеві можливості плати представлені Ethernet-портом, крім того, USB-порт дозволяє організовувати безпроводні

мережеві з'єднання Wi-Fi, 3G та EDGE шляхом підключення сторонніх мережевих модулів [147].



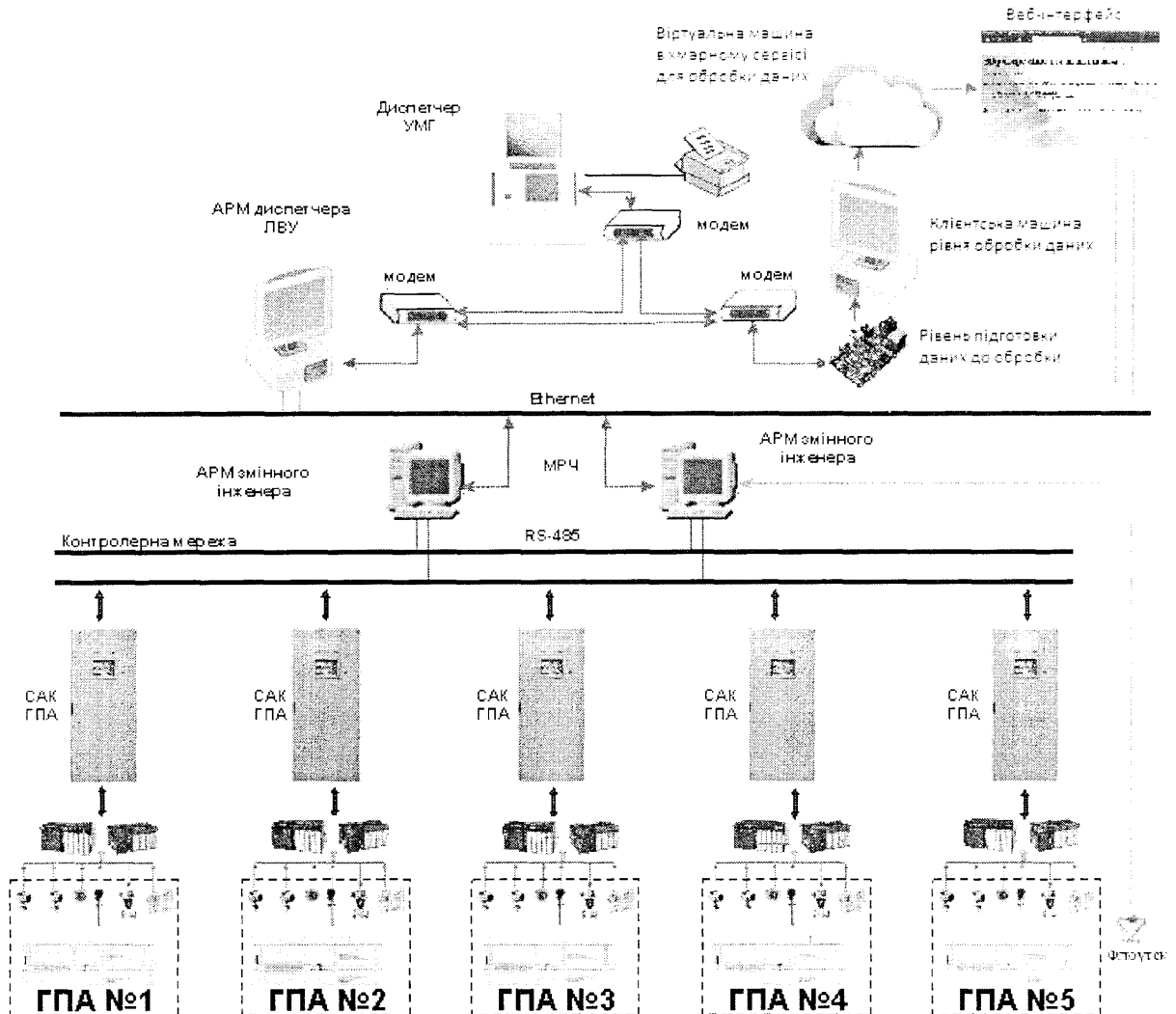
**Рисунок 4.1 – Трьохрівнева клієнт-серверна архітектура блоку ідентифікації технічного стану**

Враховуючи можливості даного апаратного забезпечення, можна сказати, що одноплатний комп'ютер Raspberry Pi є ідеальним рішенням для збору та упорядкування початкових діагностичних даних з різного роду датчиків.

Другим рівнем для даної системи може виступати будь-який персональний комп'ютер, обчислювальна потужність якого достатня для виконання задач системи.

Розміщення системи в структурі САК ГПА зображене на рис. 4.2.

Виходячи з великої кількості пропозицій на ринку апаратного забезпечення щодо обладнання клієнтської машини, актуальною задачею є автоматизація оптимального вибору за показником «ціна-якість».



**Рисунок 4.2 – Розміщення системи в структурі САК ГПА**

Основними компонентами клієнтської машини є процесор, материнська плата, оперативна пам'ять, жорсткий диск та, опціонально, відеокарта. Пріоритетним при синтезі клієнтської машини для роботи з математичними задачами є вибір процесора та оперативної пам'яті.

Представимо дані про кожен вид апаратного забезпечення у вигляді таблиць. Таблиця процесорів буде містити наступні поля:

- 1) Id;

- 2) Марка процесора;
- 3) Ціна
- 4) Рейтинг (показник надійності та якості);
- 5) Тип сокета.

Таблиця материнських плат буде містити наступні поля:

- 1) Id;
- 2) Марка материнської плати;
- 3) Ціна
- 4) Рейтинг (показник надійності та якості);
- 5) Тип сокета;
- 6) Частота роботи.

Таблиця оперативної пам'яті буде містити наступні поля:

- 1) Id;
- 2) Марка оперативної пам'яті;
- 3) Ціна
- 4) Рейтинг (показник надійності та якості);
- 5) Частота роботи;
- 6) Об'єм;

Таблиця жорстких дисків буде містити наступні поля:

- 1) Id;
- 2) Марка жорсткого диска;
- 3) Ціна
- 4) Рейтинг (показник надійності та якості);
- 5) Об'єм;

Таблиця відеокарт буде містити наступні поля:

- 1) Id;
- 2) Марка відеокарти;
- 3) Ціна
- 4) Рейтинг (показник надійності та якості);
- 5) Об'єм пам'яті;



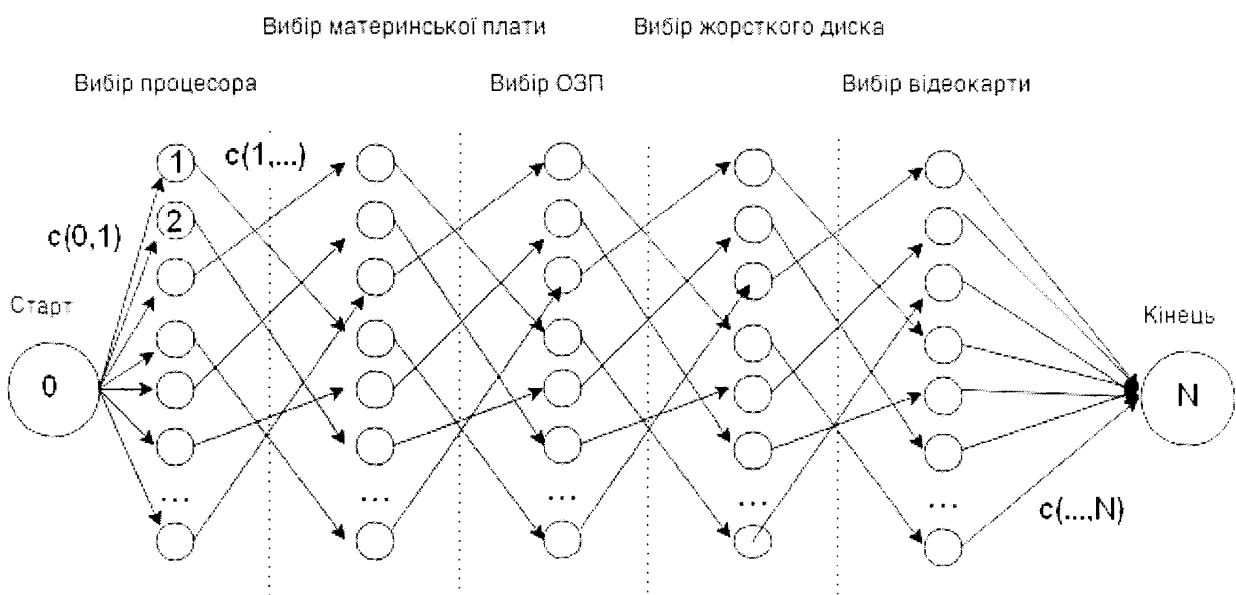
Рейтинг було отримано як експертну оцінку на основі бази даних відгуків користувачів про обладнання.

Початковими умовами задачі вибору будуть мінімальні вимоги до апаратного забезпечення, прописані в документації спеціалізованого програмного забезпечення, що використовується для вирішення обчислювальної задачі. Застосування початкової умови полягає в тому, що із таблиць апаратного забезпечення видаляються апаратні засоби, що не задовольняють умову. Крім того, перевіряється умова необхідності наявності відеокарти в клієнтській машині.

Побудуємо граф вибору апаратного забезпечення. Вибір має здійснюватися наступним чином:

- 1) Вибір процесора;
- 2) Вибір моделей материнських плат з даним сокетом, що сумісний з процесором, вибір материнської плати;
- 3) Вибір оперативної пам'яті, що має частоту роботи аналогічну з частотою материнської плати;
- 4) Вибір жорсткого диска;
- 5) Вибір відеокарти (за необхідністю).

Загальний вид графа вибору показаний на рисунку 4.3.



**Рисунок 4.3 – Загальний вигляд графа синтезу клієнтської машини**

Таке представлення множин пристроїв породжує задачу пошуку найкоротшого шляху початковою та кінцевою вершиною графа. Для формалізації задачі слід побудувати матрицю суміжності зі вказанням графа.

Матриця суміжності  $C$  будується за такими правилами:

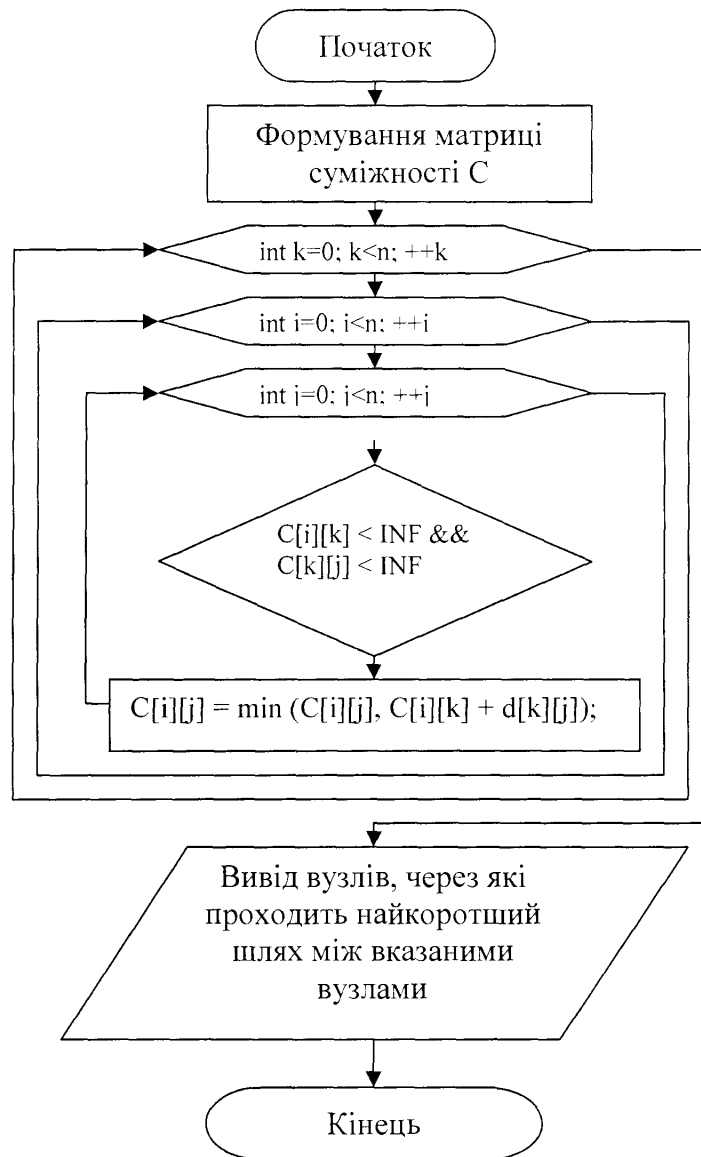
- Оскільки не існує ребер графа, які з'єднують дві вершини графа, що не є «сусідами», то якщо  $e(i)$  – функція, що визначає порядковий номер етапу, до якого відноситься даний елемент, та виконується умова  $|e(i) - e(j)| < 1$ , то вага ребра між вершинами  $i$  та  $j$   $c_{ij} = \infty$ ;
- Оскільки не може бути вибрано два елементи одного типу, то якщо  $|e(i) - e(j)| = 0$ , то  $c_{ij} = \infty$ ;
- Ваги ребер графа, що з'єднують початкову вершину з вершинами, що представляють процесори, рівні між собою, а тому ними можна знехтувати  $c_{ij} = 0$ ;
- Ваги ребер графа між вершинами, що представляють процесори та материнські плати з різними сокетами, рівні  $c_{ij} = \infty$ ;
- Ваги ребер графа між вершинами, що представляють материнські плати та ОЗП з різними частотами роботи, рівні  $c_{ij} = \infty$ ;
- Ваги ребер графа з сумісними пристроями, для яких  $|e(i) - e(j)| = 1$ , рівні відношенню ціни пристрою до його рейтингу  $c_{ij} = S_i/R_i$ ;

Таким чином, за даним набором правил була згенерована матриця, після чого подальша задача зводиться до визначення найкоротшого шляху від початкової до кінцевої вершини.

Для визначення найкоротшого шляху між двома вершинами графа використаний алгоритм Флойда-Уоршелла. Ключова ідея алгоритму – розбивка процесу пошуку найкоротших шляхів на фази.

В даному випадку необхідно знати також проміжні вузли оптимального маршруту (щоб контролювати вибір апаратного забезпечення), а тому доцільно використовувати модифікацію алгоритму з використанням додаткової матриці  $A$  проміжних вузлів.

Блок-схема алгоритму буде виглядати наступним чином:



**Рисунок 4.4 – Блок-схема алгоритму Флойда-Уоршелла**

Кожен з вузлів найкоротшого шляху між початковою та кінцевою вершинами буде елементом підбраної конфігурації комп'ютера. На рис. 4.5. зображений інтерфейс програми, що реалізує даний алгоритм

```

Початок роботи програми вибору апаратного забезпечення
Завантаження даних про апаратне забезпечення...
Застосування мінімальних вимог до апаратного забезпечення...
Формування матриці суміжності...
Обчислення оптимальної за вартістю конфігурації...
Рекомендовано вибрати наступне апаратне забезпечення:
Процесор Intel Core i7-3770, мат. плата Gigabyte GA-H61M, ОЗП Goodram DDR3 8192 Mb,
HD Seagate 1000Gb, відеокарти не передбачено.
Орієнтовна вартість апаратного забезпечення: 3425
  
```

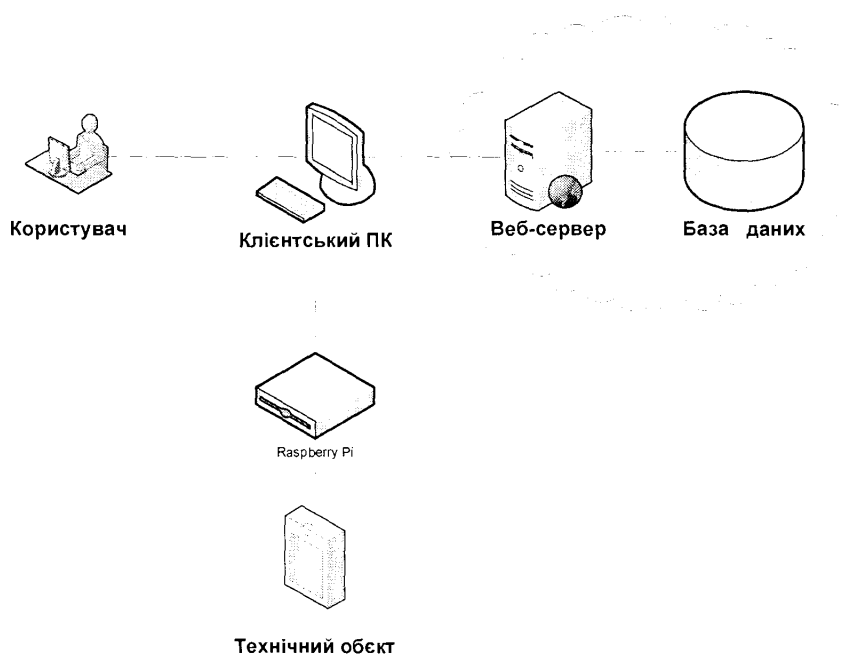
**Рисунок 4.5 – Результат роботи програми вибору апаратного забезпечення**

Зв'язок між нижнім та середнім рівнем здійснюється стандартними мережевими засобами або за рахунок спільних файлових систем, які можуть бути розташовані як локально, так і в хмарних сервісах зберігання даних.

Останнім рівнем системи є хмарний сервер для виконання найбільш затратних, в плані обчислювальних ресурсів завдань, та розвантаження ресурсів проміжного рівня. Завдяки особливостям концепції хмарних обчислень, такий підхід дозволяє масштабувати останній рівень в залежності від обчислювальної складності задачі ідентифікації технічного стану ГПА.

Крім того, даний сервер буде також забезпечувати роботу веб-інтерфейсу користувача для оперативного доступу до результатів розпізнавання з будь-яких пристроїв з можливостями мережевого з'єднання [148]. UML діаграма компонентів системи зображена на рис. 4.6.

Зв'язок між другим та третім рівнем системи здійснюється засобами глобальної мережі Internet.



**Рисунок 4.6 – UML-діаграма компонентів**

Специфіка розміщення діагностичних файлів варіюється у залежності від обсягу даних та рівня їх конфіденційності, тому рішення для кожного окремого об'єкта буде індивідуальним. Зокрема, слід враховувати такі сценарії:

- малий обсяг діагностичних даних, простих в обробці; дані зберігаються локально, всі операції проводяться на першому та другому рівнях, хмарна ЕОМ виконує виключно роль веб-сервера для відображення результатів обчислень;
- малий обсяг діагностичних даних, складних в обробці та конфіденційних; дані зберігаються локально на другому рівні, обчислення проводяться із підключенням потужностей хмарної ЕОМ;
- великий обсяг даних, що не є конфіденційними – дані зберігаються в хмарному сервісі і обробляються там же, на першому та другому рівні здійснюється виключно оперативна діагностика (попередження перевищення допустимих значень параметрів, що знімаються з датчиків тощо);
- великий обсяг даних, які є конфіденційними – дані зберігаються на окремому файловому сервері з шифрованою файловою системою типу Truecrypt. Оперативна діагностика здійснюється на першому та другому рівнях, складні обчислення для довготермінових часових рядів та їх аналіз здійснюється на другому та третьому рівнях, результати обчислень відображаються через веб-інтерфейс та заносяться на носії файлового сервера.

Таким чином, в кожному індивідуальному випадку потрібно вибрати оптимальний варіант зберігання даних.

Як програмні засоби для реалізації програмного забезпечення комп'ютерної системи було використано такі програмні продукти:

- ОС Raspbian (збірка дистрибутиву Debian Linux для Raspberry Pi), яка є ефективним рішенням у виборі операційної системи для даного одноплатного комп'ютера.
- мова програмування Python версії 2.7 – для забезпечення оперативного виявлення перевищення допустимих значень у діагностичних даних на першому рівні системи, а також для систематизації даних та зберігання їх у належному форматі. Дана мова програмування відрізняється від

інших своєю гнучкістю, простотою роботи зі списками, матрицями та іншими типами масивів, кросплатформенністю та великим набором безплатних стандартних бібліотек для проведення наукових обчислень. У роботі з масивами дозволяє рівноцінно замінити математичне забезпечення таких комерційних продуктів, як Matlab та Mathcad. Для спрощення роботи з масивами даних було використано бібліотеки даної мови NumPy та scipy.

- ОС Ubuntu Linux 14.04 – для обчислювальних масив другого та третього рівня. Світова практика свідчить, що більшість серверів для роботи з великими обсягами даних працюють саме з операційними системами на ядрі Linux. Крім того, для хмарних ЕОМ існує оптимізована версія даної системи на основі технології OpenStack.
- Програмний пакет для виконання математичних обчислень Matlab, що містить велику кількість готових функцій для роботи з даними та дозволяє включати їх у користувацькі скрипти. Крім того, існує можливість скомпілювати окремі функції як додатки, що запускаються з використанням Matlab Runtime Environment та запускати їх як консольні програми зі сторонніх додатків [149].
- Мова програмування PHP для проектування веб-інтерфейсу, запуску скриптів для обробки даних та відображення результатів, доступних для будь-якого пристрою з доступом до мережі Інтернет.
- Веб-сервер Apache для забезпечення роботи веб-інтерфейсу відображення результатів роботи системи.
- Сервер баз даних MySQL для зберігання загальних даних системи в реляційній базі даних.

Даний вибір програмних засобів є обґрунтованим з точки зору вартості, (всі засоби, крім Matlab, є відкритими та безплатними), безпеки та надійності (всі засоби підтримуються відкритими спільнотами та вивчаються на предмет вразливостей та збоїв перед випуском нових версій програмного забезпечення).

## 4.2. Проектування структури програмного забезпечення ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату

Загальна структура програмного забезпечення наведена на рис. 4.7.

Вузол нижнього рівня автоматизованої системи містить наступні файли:

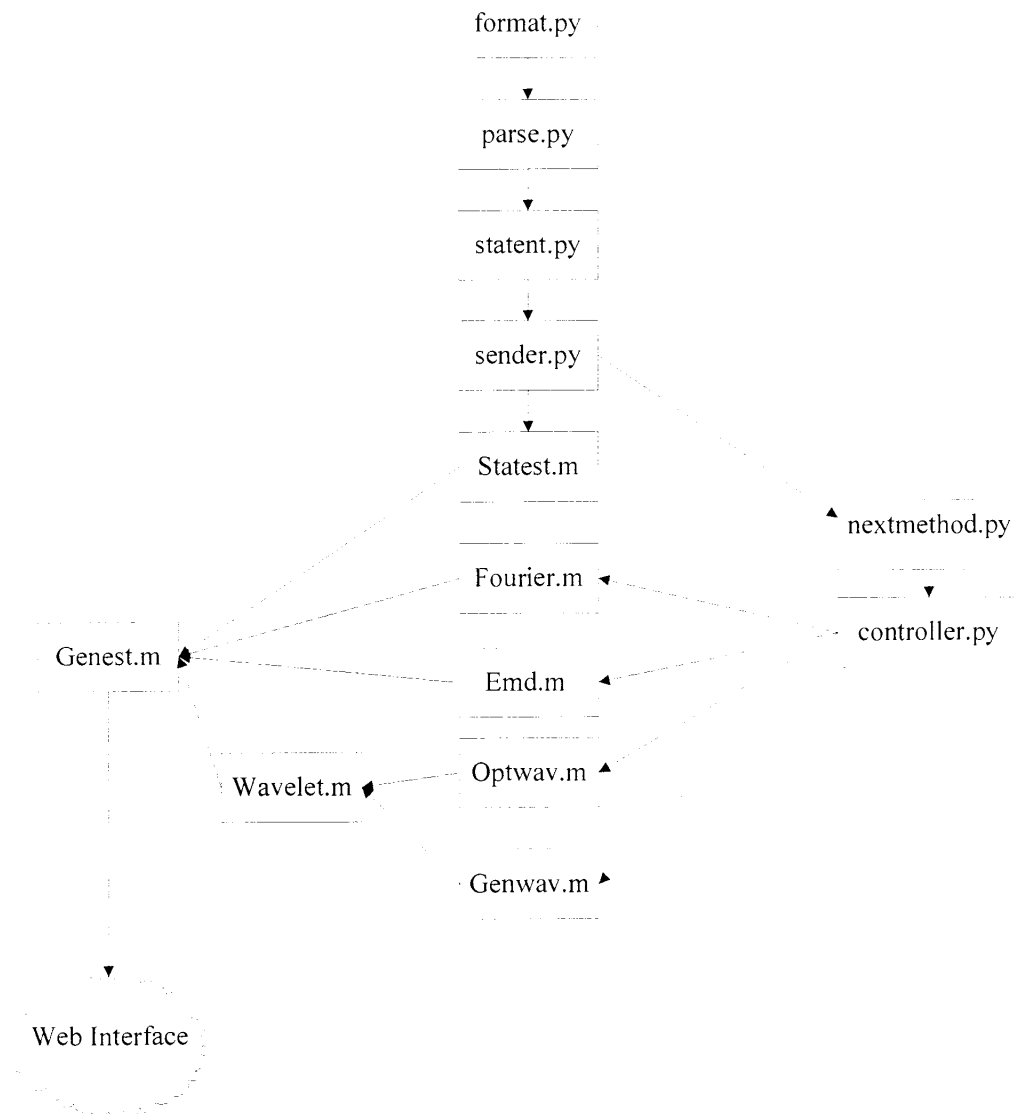
- format.py – скрипт для зберігання отриманих даних у визначеному форматі (в даному випадку це значення, розділені комою, CSV);
- parse.py – скрипт для попереднього аналізу даних та сигналізування вищим рівням про перевищення допустимих значень;
- statent.py – скрипт для обчислення статистичних та ентропійних характеристик та відправки їх на сервер бази даних;
- sender.py – скрипт для відсилання даних на файловий сервер вищих рівнів;

Вузли верхніх рівнів містять такі файли для обробки даних та побудови діагностичного процесу:

- Statest.m – скрипт для обробки статистичних та ентропійних даних;
- Fourier.m – скрипт для обробки масивів даних методами Фур'є-аналізу;
- Emd.m – скрипт для обробки масивів даних методами декомпозиції сигналу на емпіричні моди;
- Wavelet.m – скрипт для обробки масивів даних з допомогою неперервного вейвлет-перетворення;
- Optwav.m – вибір оптимального вейвлета для виконання вейвлет-аналізу;
- Genwav.m – генерування вейвлету для розпізнавання окремих імпульсів в сигналі;
- Genest.m – обчислення загальної оцінки технологічного стану об'єкта.

Крім того, клієнтська машина містить програму nextmethod.py, яка визначає наступний метод, яким будуть аналізуватися дані, та controller.py,

яка оцінює завантаження ресурсів клієнтської та хмарної ЕОМ та визначає, на базі якої із них здійснювати наступну обчислювальну операцію. Взаємодія між файлами сценаріїв здійснюється за допомогою текстових файлів конфігурацій, повідомлень у вигляді файлів та парсингу бази даних.



**Рисунок 4.7 - Загальна структура програмного забезпечення ідентифікації технічних станів ГПА**

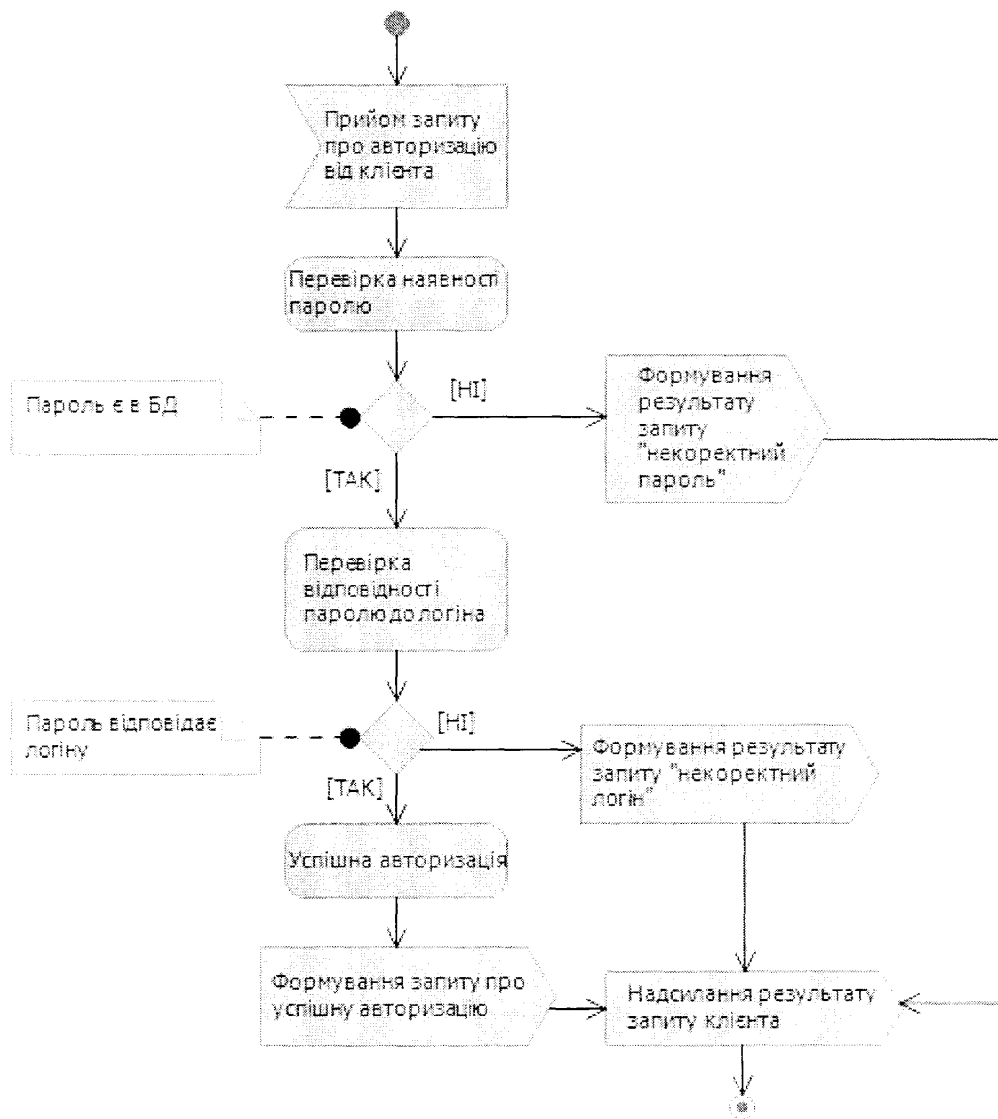
### 4.3. Графічний інтерфейс користувача

Графічний інтерфейс користувача розроблюваної автоматизованої системи виконаний у вигляді веб-інтерфейсу, що обслуговується сервером Apache, сервером баз даних MySQL та реалізований на мові PHP.



Завдяки реалізації системи на основі веб-інтерфейсу, доступ до інформації авторизований користувач може отримати з будь-якого пристрою з доступом до мережі Інтернет та встановленим браузером (з телефона, смартфона, планшета, ноутбука тощо).

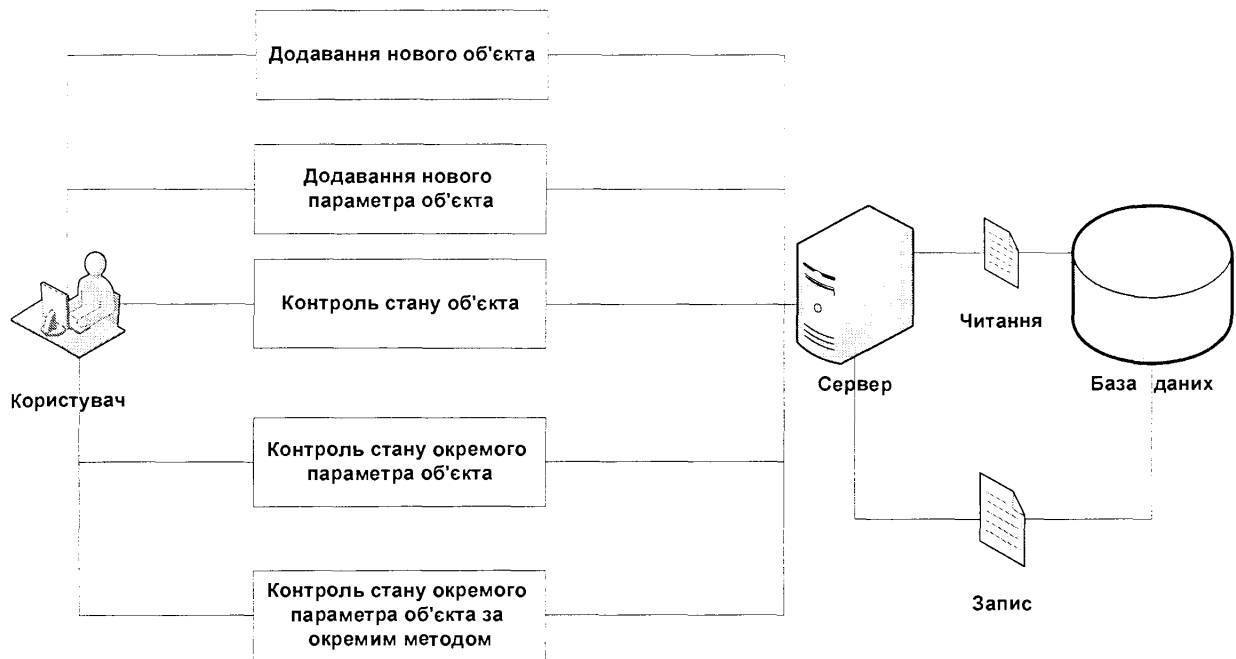
UML-діаграма активності при авторизації користувача зображена на рисунку 4.8.



**Рисунок 4.8 – UML-діаграма активності при авторизації користувача**

Якщо користувач не авторизований у системі, то на головній сторінці у нього відображається форма входу. Дані про паролі зберігаються в базі даних після обробки функцією хешування MD5, авторизація здійснюється за допомогою сеансів мови PHP.

UML-діаграма сценаріїв використання графічного інтерфейсу користувача зображена на рисунку 4.9. Реалізація інтерфейсу здійснена у вигляді багатосторінкового веб-порталу.



**Рисунок 4.9 – UML-діаграма сценаріїв використання графічного інтерфейсу користувача**

Головна сторінка користувача системи `index.php` містить список об'єктів, що контролюються. Крім того, є можливість додати новий об'єкт з допомогою посилання, яке переводить користувача на сторінку `addobj.php`. Приклад сторінки `index.php` показаний на рисунку 4.10.

Сторінка додавання об'єкта дозволяє створити новий об'єкт, вказавши його назву, IP-адресу клієнта, що буде додавати значення та логін клієнта, що буде контролювати дані об'єкта.

Інтерфейс сторінки додавання об'єкта зображений на рисунку 4.11.

Сторінка об'єкта показує загальний стан об'єкта виходячи з прикріплених до нього вхідних параметрів, а також дозволяє додати завдання контролю нового параметра переходом по відповідному посиланню.

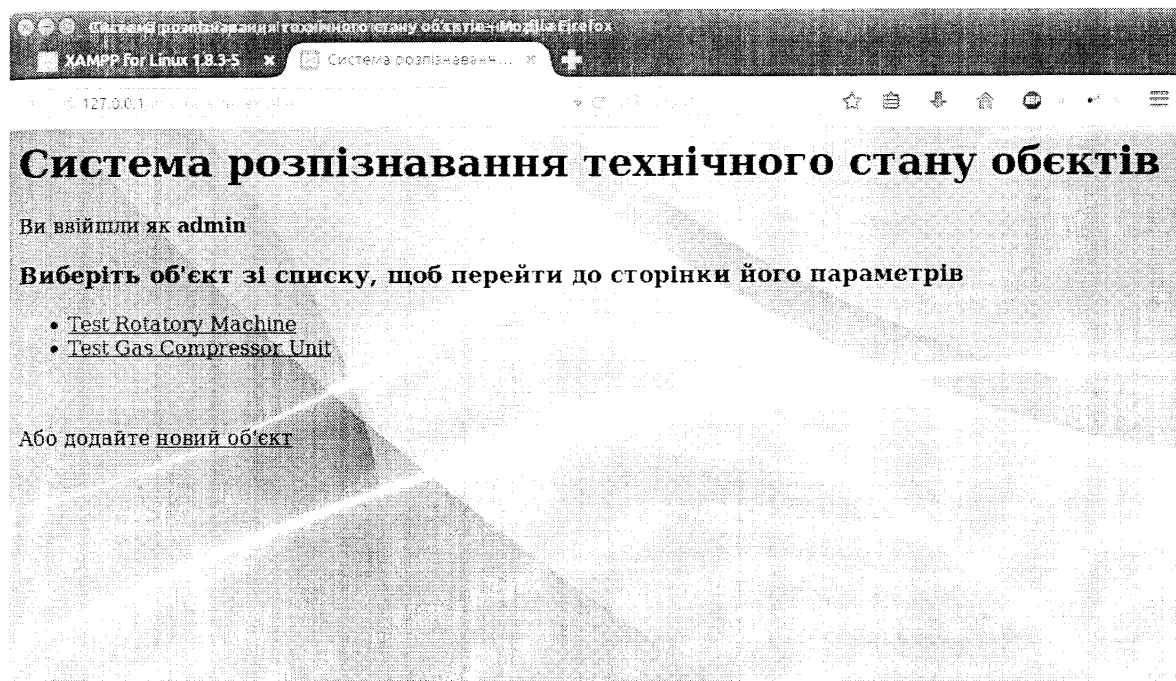


Рисунок 4.10 – Головна сторінка графічного веб-інтерфейсу автоматизованої системи

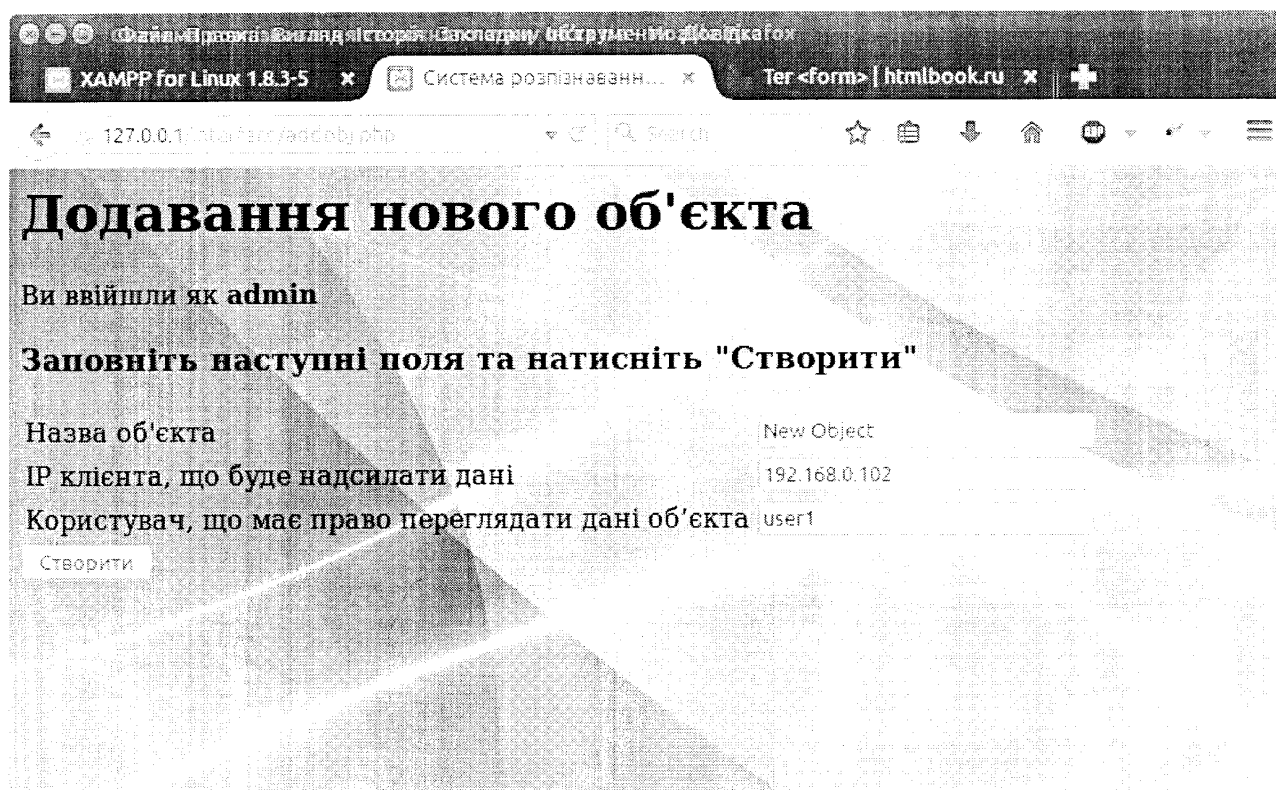


Рисунок 4.11– Сторінка додавання нового об'єкта для контролю технічного стану

Такий підхід до створення об'єктів та додавання параметрів робить систему гнучкою до масштабування та динамічного додавання нових параметрів при модифікації та удосконаленні системи.

На сторінці додавання нового параметра користувач задає його назву, одиниці вимірювання, гранично допустимі поточні значення (які контролюються на нижньому рівні системи), а також задає файли для попереднього тренування штучної нейронної мережі та побудови оптимального алгоритму ідентифікації технічного стану за даним параметром. Крім того, користувач може задати заздалегідь визначений імпульс, який слід буде розпізнавати з допомогою згенерованого вейвлету.

Інтерфейс сторінки об'єкта зображено на рисунку 4.12.

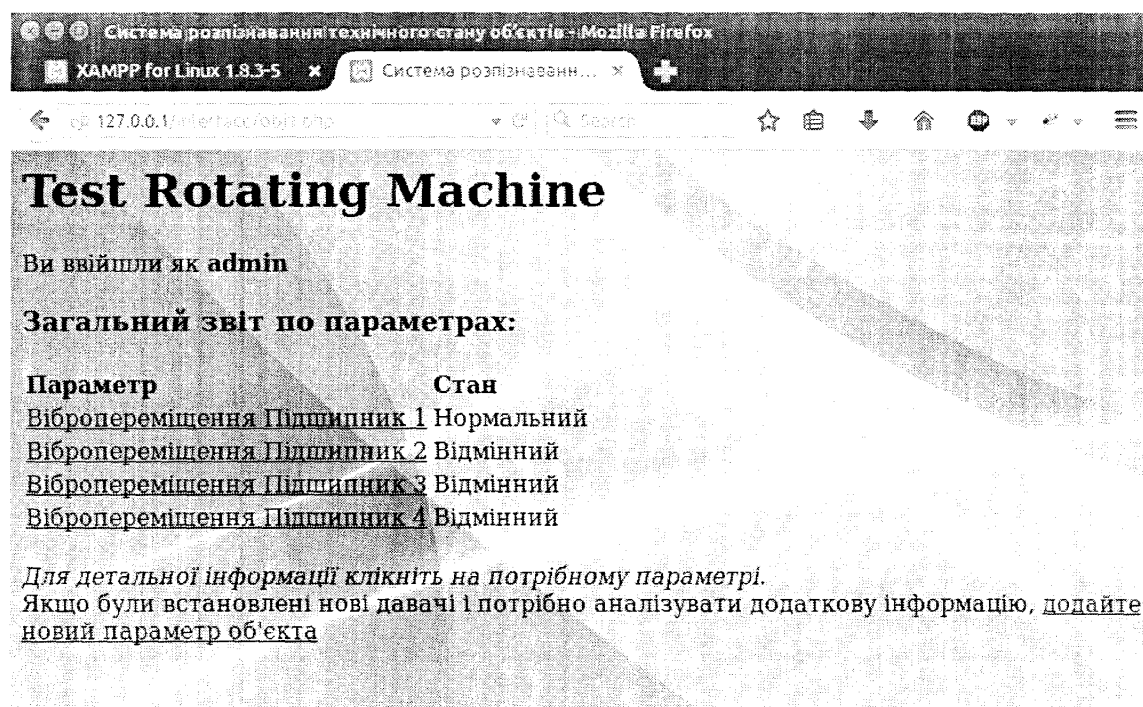


Рисунок 4.12 – Сторінка об'єкта контролю технічного стану

Інтерфейс сторінки додавання нового параметра об'єкта зображено на рисунку 4.13.

Система розпізнавання технічного стану об'єктів - Mozilla Firefox

XAMPP for Linux 1.8.3-5 x Система розпізнаванн...

127.0.0.1

## Додавання нового параметра

Ви увійшли як **admin**

**Заповніть наступні поля та натисніть "Додати"**

Назва параметра	Вібропереміщення Підшипник 4
Одиниця вимірювання	мкм
Префікс файлів для аналізу	VD_4
Верхнє допустиме значення	2
Нижнє допустиме значення	-2
Файл навчальних даних	Вибрати... Файл не вибрано.
Файл навчальних класів	Вибрати... Файл не вибрано.
Файл імпульсу для генерації вейвлета (якщо необхідно, в іншому випадку вейвлет-аналіз буде здійснюватися стандартними сімействами)	Вибрати... Файл не вибрано.

Додати

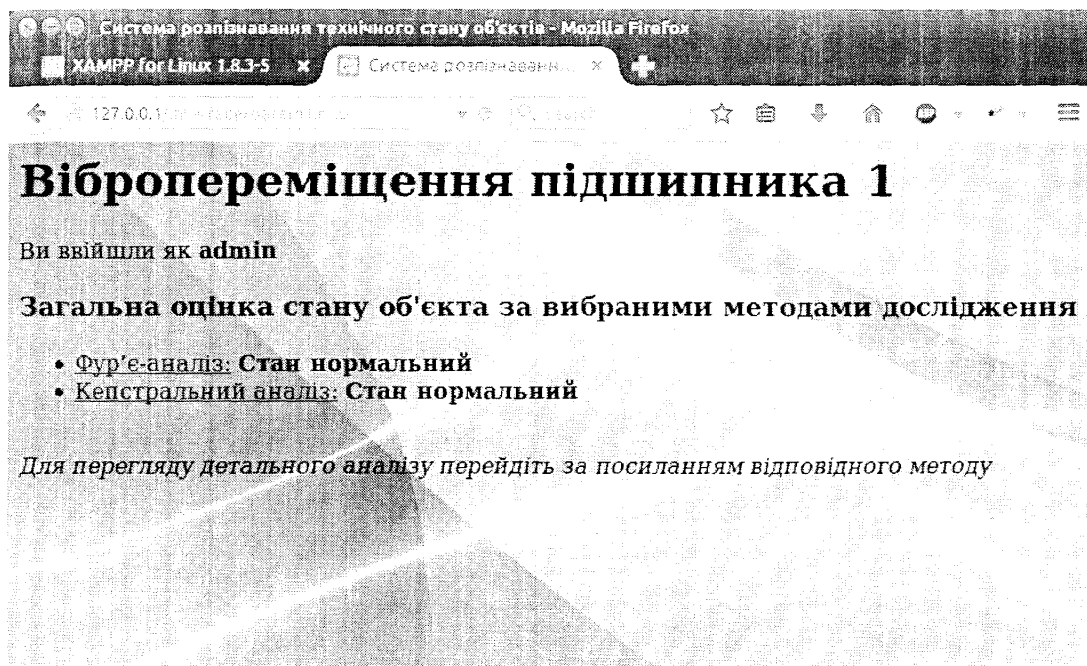
Після додавання за даними файлами буде проведено навчання ШНМ, встановлення оптимальних методів аналізу та система буде спроможна приймати файли в режимі реального часу

**Рисунок 4.13 – Сторінка додавання нового параметра для аналізу**

Сторінка окремого параметру містить оцінки стану об'єкта за даним параметром, визначені за допомогою конкретних математичних методів, а також посилання на деталізований аналіз за допомогою цих методів.

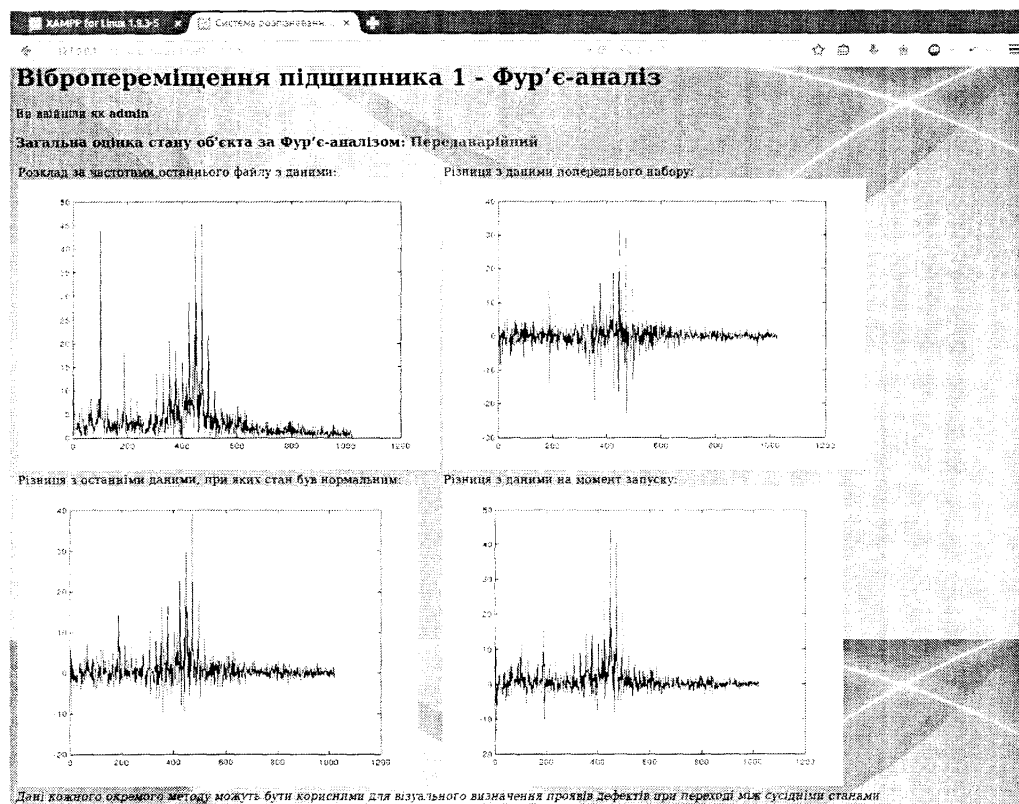
Інтерфейс сторінки параметру зображено на рисунку 4.14.

Сторінка аналізу технічного стану за окремим методом містить графіки (або окремі значення) параметра за останньою вибіркою, а також порівняльні графіки різниці в поточних значеннях параметра та значеннях параметра годину тому, значеннях параметра в останній вибірці, під час отримання якої об'єкт перебував в іншому стані, та значеннях параметра в вибірці на момент запуску контролю за даним параметром. Це дозволяє відслідкувати тенденції у зміні значень параметрів від початку експлуатації об'єкта та при переходах його в інший стан.



**Рисунок 4.14 – Сторінка оцінки технічного стану об'єкта керування за конкретним параметром**

Інтерфейс сторінки аналізу технічного стану за окремим методом зображено на рисунку 4.15.



**Рисунок 4.15 – Сторінка оцінки технічного стану об'єкта керування за конкретним методом**

Такий підхід побудови графічного інтерфейсу користувача дозволяє максимально візуалізувати інформацію для забезпечення користувача необхідними даними в ієрархічній формі (від об'єкта до окремого аналізу даних одного параметра конкретним методом) та є зручним для використання.

#### **4.4. Функціонування розробленого інформаційного та програмного забезпечення у режимі ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату**

##### **4.4.1. Ідентифікація технічного стану за даними параметрів обертового процесу на фізичній моделі**

Для тестування розробленого блоку ідентифікації технічних станів об'єктів керування було проведено оцінку технічного стану тестової обертової установки, а також газоперекачувального агрегату за даними їх технологічного процесу.

На вхід нижнього рівня системи (Raspberry Pi) подано дані тестової обертової установки з допомогою одного з пристроїв вводу-виводу (в даному випадку, уже впорядковані у вигляді csv-файлу, через USB). Дані були збережені в чотирьох одновимірних масивах (кожен масив – набір даних з одного із чотирьох підшипників). Кожен масив при подальших обчисленнях оброблявся окремо.

Масив даних з першого підшипника пройшов перевірку на перевищення допустимих значень (в даному випадку, жодне зі значень вібропереміщення по модулю не мало перевищувати 1 мм, протилежне свідчило би про аварійний стан підшипника). Перевищення заданих значень не було, про що Raspberry Pi повідомив на другий рівень системи. Після цього було обчислено ентропійні та статистичні характеристики сигналу, що були занесені в базу даних. Екран статусу першого рівня системи зображено на рис. 4.16.

Другий рівень, отримавши оброблений набір даних, а також значення статистичних та ентропійних характеристик, завантажив дані тренованої нейронної мережі та подав на вхід отримані дані, за якими мережа класифікувала стан об'єкта як передаварійний або аварійний, про що повідомила користувачу з допомогою веб-інтерфейсу.

```

marian@marian-PC:~$ python out.py
Система запущена

Отримано набір даних розмірністю 4x20480...
Іде розбиття даних на масиви...
Перевірка перевищення допустимих значень... Перевищення не зафіксовано
Обчислення матсподівання...
Обчислення середньоквадратичного відхилення...
Обчислення ентропії сигналу...
Обчислення завершено. Передача даних в базу...
Дані опрацьовано та передано...
marian@marian-PC:~$

```

**Рисунок 4.16 – Екран статусу першого рівня системи**

За результатами тренування мережі та оцінок інформаційної цінності обробки даних різними методами аналізу, другий рівень системи вибрав для подальшого аналізу перетворення Фур'є. Після оцінки завантаженості за формулою (3.7) ресурсів другого та третього рівня системи, було встановлено, що час виконання обчислень на третьому рівні буде меншим, ніж на другому. Дані та саме обчислювальне завдання було передане третьому рівню (хмарній віртуальній обчислювальній машині). Опрацьовані результати були передані назад на другий рівень, після чого подані на вхід відповідної тренованої штучної нейронної мережі. Результати класифікації з



допомогою ШНМ показали, що з ймовірністю 0,96 стан об'єкта є передаварійним. Екран статусу другого рівня системи зображено на рис. 4.17.

Для уточнення результатів розпізнавання було проведено ще один етап аналізу, за кепстральними характеристиками сигналу. Аналіз відбувався за аналогічною до Фур'є-аналізу схемою. Результат розпізнавання збігся з оцінками з допомогою перетворення Фур'є та ентропійними та статистичними характеристиками сигналу. Врахування всіх обчислених оцінок дозволило зробити висновок, що об'єкт перебуває в передаварійному стані, про що було повідомлено користувачеві за допомогою веб-інтерфейсу (рис. 4.18).

```

marian@marian-PC:~$ python out.py
Система запущена

Завантаження даних та обчислених статистичних і ентропійних характеристик...
Завантаження нейромережі...
Класифікація... Попередня оцінка: передаварійний або аварійний стан! Вийте захо
дів щодо усунення неполадок!
Уточнення розпізнавання...
Визначення максимально інформативного методу опрацювання... Перетворення Фурє
Перевірка завантаженості 2-го рівня системи...
Перевірка завантаженості 3-го рівня системи... Передача обчислювального завдання
...
Отримання результатів обчислення...
Завантаження нейромережі...
Класифікація... Оцінка: Передаварійний стан!
Необхідної точності не досягнуто. Продовження обчислень...
Визначення максимально інформативного методу опрацювання... Кепстральний аналіз
Перевірка завантаженості 2-го рівня системи...
Перевірка завантаженості 3-го рівня системи... Обчислення завдання на 2-му рівні
...
Завантаження нейромережі...
Класифікація... Оцінка: Передаварійний стан!
Необхідна точність досягнута. Передача даних в веб-інтерфейс...
marian@marian-PC:~$

```

Рисунок 4.17 – Екран статусу другого рівня системи

Обчислений тестовий результат ідентифікації технічного стану збігся з реальним станом об'єкта керування (за попередньо заданою інформацією), тобто система зробила правильний висновок про технічний стан об'єкта.

## Test Rotating Machine

Ви ввійшли як admin

Загальний звіт по параметрах:

Параметр	Стан
Вібропереміщення Підшипник 1	Передаварійний
Вібропереміщення Підшипник 2	Нормальний
Вібропереміщення Підшипник 3	Нормальний
Вібропереміщення Підшипник 4	Нормальний

Для детальної інформації клікніть на потрібному параметрі.

Якщо були встановлені нові давачі і потрібно аналізувати додаткову інформацію, [додайте новий параметр об'єкта](#)

Рисунок 4.18 – Інформація про стан об'єкта керування в веб-інтерфейсі

### 4.4.2. Ідентифікація технічного стану газоперекачувального агрегату.

Аналогічним чином проведено аналіз даних технологічного процесу газоперекачувального агрегату. На першому рівні перевищень допустимих значень не було виявлено (рис. 4.19). Критеріями оцінювання технічного стану виступають значення вібраційних параметрів, методика отримання яких розглянута в розділі 2.1.

```

marian@marian-PC:~$ python out.py
Система запущена

Отримано набір даних розмірністю 42x8480...
Іде розбиття даних на масиви...
Перевірка перевищення допустимих значень... Перевищення не зафіксовано
Обчислення матсподівання...
Обчислення середньоквадратичного відхилення...
Обчислення ентропії сигналу...
Обчислення завершено. Передача даних в базу...
Дані опрацьовано та передано...
marian@marian-PC:~$ █

```

Рисунок 4.19 – Екран статусу першого рівня системи

На етапі перевірки статистичних даних система визначила стан газоперекачувального агрегату як нормальний. Для уточнення вірогідності оцінки було встановлено, що найбільшу інформаційну цінність несе вейвлет-аналіз. Шляхом аналізу результатів неперервного вейвлет-перетворення, було встановлено, що ГПА перебуває в нормальному стані. Вивід клієнтської програми відображено на рис. 4.20.

```

marian@marian-PC: ~$
система запущена
Завантаження даних та обчислених статистичних і ентропійних характеристик...
Завантаження нейромережі...
Класифікація... Попередня оцінка: нормальний стан!
Уточнення розпізнавання...
Визначення максимально інформативного методу опрацювання... вейвлет-аналіз
Перевірка завантаженості 2-го рівня системи...
Перевірка завантаженості 3-го рівня системи... Передача обчислювального завдання
...
Отримання результатів обчислення...
Завантаження нейромережі...
Класифікація... Оцінка: нормальний стан!
Необхідна точність досягнута. Передача даних в веб-інтерфейс...
marian@marian-PC:~$

```

**Рисунок 4.20 –Екран статусу другого рівня системи при оцінці стану ГПА**

Обчислений тестовий результат ідентифікації технічного стану збігся з реальним станом об'єкта (за попередньо заданою інформацією), тобто система зробила правильний висновок про технічний стан об'єкта.

#### **4.4.3. Впровадження інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА як об'єкта керування**

Розроблений блок технічного стану, алгоритм і програмне забезпечення прийняті до впровадження філією УМГ «Київтрансгаз» ПАТ «Укртрансгаз». Програмні продукти інтегровані у структуру штатної системи керування компресорними станціями і функціонують у режимі «порадника оператора».

При виконанні експериментів здійснена перевірка працездатності системи розпізнавання технічного стану, яка підтвердила ефективність її

використання при вирішенні поставлених у дисертаційній роботі задач. Використання розробленої системи показало ефективність моделей, програм і системи в цілому, що підтверджується актом впровадження від 23.05.2015р.

Були виділені наступні позитивні риси системи:

- високий рівень адаптивності до технологічних параметрів, що аналізуються;
- швидкодія та рівномірність обчислювального навантаження під час аналізу при розбитті системи на три рівні;
- масштабованість та гнучкість програмного забезпечення за рахунок використання модульного підходу та скрипкових мов програмування, що дозволяє вносити зміни в конфігурацію системи без повторної компіляції.

До негативних рис можна віднести:

- потреба у досить великому обсязі технологічних даних (в тому числі і щодо аварійних ситуацій) для навчання нейромереж для подальшого розпізнавання з високою достовірністю;
- доцільність проектування та реалізації модуля експертної оцінки для пришвидшення процесу навчання нейронної мережі за рахунок прямого вказання технічного стану за відсутності даних про окремі аварійні ситуації, або інтеграція з уже існуючими рішеннями..

### **Висновки до четвертого розділу**

1. Здійснено вибір апаратних та програмних засобів для реалізації інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічних станів, що відповідають поставленій задачі. Вибір апаратного забезпечення здійснювався за допомогою розробленої методики на основі алгоритму пошуку найкоротшого шляху.

2. Розроблено структуру програмного забезпечення блоку ідентифікації технічних станів та здійснена його програмна реалізація з урахуванням оптимального за часом та використанням ресурсів системи розподілу

навантаження з використанням сучасних тенденцій та засобів розробки програмного забезпечення. Наведено призначення кожного з функціональних модулів системи.

3. Розроблено графічний інтерфейс користувача, що базується на web-технологіях та дозволяє отримати доступ до результатів роботи системи з будь-якого обчислювального пристрою, що має встановлений браузер для перегляду веб-сторінок. Крім того, такий підхід дозволяє легко масштабувати та розширювати функціональні можливості такого інтерфейсу.

4. Проведено тестування розробленого інформаційного та програмного забезпечення в режимі ідентифікації технічного стану газоперекачувального агрегату. Тестові результати розпізнавання співпали з реальним станом об'єкта.

Результати досліджень, представлених у даному розділі, опубліковані у праці [148] загального переліку використаних джерел.

## ВИСНОВКИ

У дисертації наведено теоретичне узагальнення та нове вирішення науково-практичної задачі у галузі автоматизації процесів керування - розробку методу, а також інформаційного та програмного забезпечення автоматизованої системи для ідентифікації технічних станів ГПА і отримано такі основні результати:

1. Аналіз літературних джерел з питань побудови процесу ідентифікації технічного стану ГПА, застосування методів поглибленого аналізу даних та методів штучного інтелекту, сучасного стану розвитку систем вібродіагностики та вібраційного захисту газоперекачувальних агрегатів виявив, що невіршеною залишається наукова задача розроблення методу та алгоритмів ідентифікації технічного стану ГПА з заданою достовірністю за мінімальний час із застосуванням сучасних технологій розпізнавання образів, поглибленого аналізу даних та залученням апаратних засобів передачі, опрацювання та архівування великих обсягів даних технологічного процесу. Ця задача на сьогоднішній день є актуальною, оскільки її вирішення дає змогу отримувати оцінку технічного стану ГПА як об'єкта автоматичного керування з урахуванням змін значень технологічних параметрів у часі, за мінімальний час опрацювання даних процесу компримування природного газу.

2. Порівняльний аналіз ефективності методів штучного інтелекту для вирішення задачі класифікації та аналіз ефективності методів поглибленого аналізу даних при роботі з технологічними параметрами процесу компримування природного газу, які мають різний характер зміни в часі, показав, що в умовах неповноти інформації найефективнішим вирішенням задачі класифікації є застосування штучних нейронних мереж, а достовірність результатів класифікації за даними, отриманими в результаті обробки значень технологічних параметрів процесу, залежить від характеристик зміни значень цих параметрів у часі.

3. Розроблений метод мінімізації часу ідентифікації технічного стану, що базується на врахуванні інформаційної цінності результатів опрацювання

окремих параметрів технологічного процесу різними методами, що дає змогу уникнути виконання надлишкових обчислень при аналізі даних технологічних параметрів процесу компримування природного газу.

4. Розроблено комплексний метод розпізнавання імпульсів певної форми у структурі параметрів технологічного процесу на основі вейвлета, згенерованого за формою шуканого імпульсу, що дало змогу підвищити достовірність виявлення окремих імпульсів в технологічних параметрах ГПА, до 0,95.

5. Розроблено концепцію адаптивного клієнта у складі клієнт-серверної архітектури, на базі якої функціонує інформаційне та програмне забезпечення, що дозволяє рівномірно розподілити обчислювальні задачі між рівнями системи, залежно від їх обчислювальної потужності.

6. Розроблено та програмно реалізовано алгоритм процесу ідентифікації технічного стану ГПА з урахуванням результатів роботи алгоритму мінімізації часу ідентифікації та алгоритму, що реалізує концепцію адаптивного клієнта, схему руху даних та структуру бази даних, що дозволило досягти достовірності ідентифікації технічного стану ГПА не гірше, ніж 0,98 з уникненням надлишкових обчислень, що збільшують час розпізнавання.

7. Розроблено метод вибору оптимального апаратного забезпечення за критерієм відношення ціни до якості на основі алгоритму пошуку найкоротшого шляху, що дозволило швидко вибрати апаратне забезпечення для ефективного функціонування розробленого інформаційного та програмного забезпечення.

8. Синтезовано та реалізовано структуру інформаційного та програмного забезпечення ідентифікації технічного стану ГПА у складі автоматизованої системи керування, а також розроблено доступний та інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс користувача. Розроблене інформаційне та програмне забезпечення прийняте до впровадження в впровадження в філії УМГ «КИЇВТРАНСГАЗ» ПАТ «УКРТРАНСГАЗ», а основні результати роботи впроваджені у навчальний процес.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Постанова Кабінету Міністрів України «Про забезпечення споживачів природним газом» від 27.12.2001 р. № 1729. – Офіц. вид. – К. : ГРІФРЕ : М-во палива та енергетики України, 2007. – VI, 74 с. – (Нормативний документ Мінпаливенерго України. Інструкція). Постанова Кабінету Міністрів України «Про забезпечення споживачів природним газом» від 27.12.2001 р. № 1729. [Електронний ресурс] // «Урядовий Кур'єр» – 2002. – № 2. – Режим доступу: <http://zakon5.rada.gov.ua/laws/show/1729-2001-p>.
2. Биргер И.А. Техническая диагностика. / И.А. Биргер. – М.: «Машиностроение», 1978.—240 с.
3. Чилин С. А. Газоперекачивающий агрегат как объект диагностирования: Учебно-методическое пособие / С. Чилин, Ю. Божков – М.:Газпром, 2004. – 136 с.
4. Слабінога М.О. Застосування алгоритмів машинного навчання в оперативній діагностиці несправностей технологічних об'єктів / М.О. Слабінога // Розвиток наукових досліджень 2013: матеріали дев'ятої міжнародної науково-практичної конференції, м. Полтава, 25-27 листопада 2013р. – Полтава, 2013. –С. 77–79.
5. Заміховський Л. М. Розгінна характеристика вертикального валкового млина PFEIFFER AG – MPS 180BK як діагностична ознака технічного стану його робочих органів / Л. М. Заміховський, Скрипюк Р. Б. // Нафтогазова енергетика. – 2010. – № 2 (13). – С.
6. Паньків Ю. В. Розроблення методу та системи контролю технічного стану насосних агрегатів систем підтримання пластових тисків на нафтових родовищах: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук: спец. 05.11.13 «Методи і прилади контролю та визначення складу речовин» / Паньків Юрій Володимирович; Івано-Франківський нац. тех. ун-т нафти і газу. – Івано-Франківськ, 2010. – 20 с.
7. Горбійчук М. І. Інтегральні діагностичні ознаки технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу / М. І. Горбійчук, С. Т. Самуляк,



- І. В. Щупак // Методи та прилади контролю якості. – 2009. – № 22. – С. 17 – 21.
8. Заячук Я. І. Адаптивне керування процесом компримування природного газу: дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук: спец. 05.13.07 «Автоматизація процесів керування» / Заячук Ярослав Іванович; Івано-Франківський нац. тех. ун-т нафти і газу. – Івано-Франківськ, 2008. – 20 с.
  9. Іванишин В.П. Контроль вібраційного стану газоперекачувальних агрегатів: автореф. дис. на здобуття наук. ст. канд. техн. наук/ Іванишин В.П.; ІФНТУНГ. – Івано-Франківськ, 2005. – 20 с.
  10. Компресорне обладнання. Визначення вібраційних характеристик. Загальні вимоги: ДСТУ 3160 – 95. – [Чинний від 1995 – 07 – 28]. – К.: Держстандарт України, 1995. – 11 с.
  11. Компресорне обладнання. Визначення вібраційних характеристик відцентрових компресорів та норми вібрації: ДСТУ 3161 – 95. – [Чинний від 1995 – 07 – 28]. – К.: Держстандарт України, 1996. – 18 с.
  12. Комплексні обстеження наземного механічного технологічного обладнання компресорних станцій магістральних газопроводів. Стандарт підприємства. СТП 320.30019801.56-2002 – К.: ДК "Укртрансгаз", 2002. – 56 с.
  13. Бляут Ю.Є. Автоматична ідентифікація помпажних характеристик газоперекачувальних агрегатів з газотурбінним приводом для ефективного антипомпажного регулювання: автореф. дис. на здобуття наук. ст. канд. техн. наук/ Бляут Ю.Є.; ІФНТУНГ. – Івано-Франківськ, 2013. – 22 с.
  14. Гіренко С.Г. Автоматичне антипомпажне регулювання відцентрового нагнітача дотискувальної компресорної станції: автореф. дис. на здобуття наук. ст. канд. техн. наук/ Гіренко С.Г.; ІФНТУНГ. – Івано-Франківськ, 2010. – 28 с.
  15. Автоматизована система захисту відцентрового компресора від помпажу: пат. 101891 Україна : F04D 27/02 / М.В. Цабенко, М.І. Шпіка,

- О. В. Садовий, С.А. Калкаманов. – u2015 01925 ; заявл. 4.03.2015 ; опубл. 12.10.2015, Бюл. № 19. – 4 с.
16. Система автоматичного контролю витоку газу “cerber”: пат. 59036 Україна : G01N 27/00 / В.К. Агєєв, В.В. Петрицький, К.Р. Агєєв, І.Л. Цвик. – u2011 02075; заявл. 22.02.2011 ; опубл. 26.04.2011, Бюл. № 8. – 6 с.
17. Спосіб аварійного зупинення газоперекачувального агрегата: пат. 36225 Україна : F04D 27/02 / С.В. Дістрянов та ін. – №99116383 ; заявл. 24.11.1999 ; опубл. 16.04.2001, Бюл. № 3. – 7 с.
18. Abu-Mostafa Y. S. Learning from data [Електронний ресурс] / Y.S. Abu-Mostafa. – Режим доступу: <https://www.edx.org/course/learning-data-caltechx-cs1156x>.
19. Toyokawa R. PCM recorder for raw diagnostic data storage (data processing system for the JT-60) / R. Toyokawa, M. Shiho, H. Maeda, T. Kambe, S. Tahira, T. Kumahara // Fusion Technology 1982: Proceedings of the Twelfth Symposium 13–17 September 1983. - 1983. – P. 1481–1486.
20. Schulz G. Storage Management / G. Schulz // Resilient Storage Networks. – Digital Press, 2004.—443 P.
21. Lackey A.E. Productivity, Part 2: Cloud Storage, Remote Meeting Tools, Screencasting, Speech Recognition Software, Password Managers, and Online Data Backup // A. E. Lackey, T. Pandey, M. Moshiri, N. Lalwani, C. Lall, P. Bhargava // Journal of the American College of Radiology. – 2014. - № 11. – P. 580–588.
22. Federici C. Cloud Data Imager: A unified answer to remote acquisition of cloud storage areas / C. Federici // Digital Investigation. – 2014. - № 11. – P. 30–42.
23. Nakanishi H. Revised cloud storage structure for light-weight data archiving in LHD / H. Nakanishi, O. Masaki, K. Mamoru, I. Setsuo, N. Miki, E. Masahiko, Y. Takashi, N. Yoshio, O. Takahisa, N. Noriyoshi, I. Katsumi, K. Osamu // Fusion Engineering and Design. – 2014. - № 89. – P. 707–711.

24. Bilski P. Data set preprocessing methods for the artificial intelligence-based diagnostic module / P. Bilski // *Measurement*. – 2014. - № 54. – P. 180–190.
25. Davis W.M. Storage and analysis techniques for fast 2D camera data on NSTX / W.M. Davis, D.M. Mastrovito, C.E. Bush, D.A. Gates, R.J. Maqueda, J.E. Menard, N. Nishino, P.G. Roney, A.L. Roquemore, S. Sabbagh, B.C. Stratton, S.J. Zweben // *Fusion Engineering and Design*. – 2006. - № 81. – P. 1975–1979.
26. Wu H.R. Image Data Compression and Storage / H.R. Wu, D.M. Tan, T.W. Cai, D.D. Feng // *Biomedical Information Technology* – 2008. - № 1. – P. 51–81.
27. Слабинога М. О. Алгоритм сжатия данных технологического процесса, основанный на вейвлете Хаара / М.О. Слабинога // *GESJ: Computer Science and Telecommunications*. – 2013. – № 4(40). – С. 44-50.
28. Denton T. *Advanced Automotive Fault Diagnosis*/ T. Denton – London: Routledge, 2006. - 288 p.
29. Kantharia P. Design of Sensor Fault detection and Remote monitoring system for temperature measurement / P. Kantharia, T. Patel, M. Thakker // *International Journal of Current Engineering and Technology* – 2014. - №4. – P. 504-508.
30. Tao X. The fault diagnosis system of engine no-load power measuring and fluctuation of speed / X. Tao – Dalian University of Technology, 2005. – 141 p.
31. Rodríguez S. Multi-Agent Information Fusion System to manage data from a WSN in a residential home / S. Rodríguez, J. F. De Paz, G. Villarrubia, C. Zato, J. Bajo, J. M. Corchado // *Information Fusion* – 2015. - №23. – P. 43-57.
32. Shariff F. Zigbee-based data acquisition system for online monitoring of grid-connected photovoltaic system / F. Shariff, N. A. Rahim, W. P. He // *Expert Systems with Applications* – 2015. - №42. – P. 1730-1742.
33. Monk S. *Programming the Raspberry Pi: Getting Started With Python* / S. Monk - Blue Ridge Summit: Tab Books, 2012. – 170 p.

34. Dudas R. Inexpensive telecytology solutions that use the Raspberry Pi and the iPhone / R. Dudas, C. VandenBussche, A. Baras, S. Z. Ali, M. T. Olson // *Journal of the American Society of Cytopathology* – 2014. - №3. – P. 49-55.
35. Горбійчук М. І. Паралельний алгоритм синтезу емпіричних моделей оптимальної складності на засадах генетичних алгоритмів / М.І.Горбійчук, М.О.Слабінога, В.М.Медведчук // *Методи та прилади контролю якості*. – 2013. – № 2(31). – С. 99-108.
36. Кропивницька В.Б. Дослідження алгоритмів диспетчеризації в комп'ютерних системах / В.Б. Кропивницька, Б.В. Клим, А.Г. Романчук, М.О. Слабінога // *Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ*. – 2011. – № 2(39). – С. 93-105.
37. Николайчук Я. М. Теорія джерел інформації / Я.М. Николайчук – Тернопіль: Терно-граф, 2010. – 536 с.
38. Li W. Fault diagnosis of rotating machinery with a novel statistical feature extraction and evaluation method / W. Li, Z. Zhu, F. Jiang, G. Zhou, G. Chen // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2015. - № 50-51. – P. 414–426.
39. Jegadeeshwaran R. Fault diagnosis of automobile hydraulic brake system using statistical features and support vector machines / R. Jegadeeshwaran, V. Sugumarar // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2015. - № 52-53. – P. 436–446.
40. Svärd C. Data-driven and adaptive statistical residual evaluation for fault detection with an automotive application / C. Svärd, M. Nyberg, E. Frisk, M. Krysander // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2014. - № 45. – P. 170–192.
41. Yin J. Statistical modeling of gear vibration signals and its application to detecting and diagnosing gear faults / J. Yin, W. Wang, Z. Man, S. Khoo // *Information Sciences* – 2014. - № 259. – P. 295–303.
42. Волькенштейн М.В. Энтропия и информация/ М.В. Волькенштейн— М.: Наука, 1986.— 192 с.

43. Хартли Р. Передача информации / Теория информации и ее приложения / Под ред. А.А. Харкевича – М.:Физматгиз, 1959. – С 5-36.
44. Колмогоров А.Н. Элементы теории функции и функционального анализа. / А.Н. Колмогоров – М.: Наука, 1976. – 352 с.
45. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике. /К. Шеннон - М.: Издательство иностранной литературы, 1963. – 438 с.
46. Longo G. Quantitative-qualitative measure of information / G. Longo – New York: Springer, 1972.
47. Zheng J. A rolling bearing fault diagnosis method based on multi-scale fuzzy entropy and variable predictive model-based class discrimination / J. Zheng, J. Cheng, Y. Yang, S. Luo // Mechanism and Machine Theory – 2014. - № 78. – P. 187-200.
48. Zhu K. A roller bearing fault diagnosis method based on hierarchical entropy and support vector machine with particle swarm optimization algorithm / K. Zhu, X. Song, D. Xue // Measurement – 2014. - № 47. – P. 669-675.
49. Zhang L. Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference / L. Zhang, G. Xiong, H. Liu, H. Zou, W. Guo // Expert Systems with Applications – 2010. - № 37. – P. 6077-6085.
50. Cui H. Research on fault diagnosis for reciprocating compressor valve using information entropy and SVM method / H. Cui, L. Zhang, R. Kang, X. Lan // Journal of Loss Prevention in the Process Industries – 2009. - № 22. – P. 864-867.
51. Bafroui H.H. Application of wavelet energy and Shannon entropy for feature extraction in gearbox fault detection under varying speed conditions / H.H. Bafroui, A. Ohadi // Neurocomputing– 2014. - № 133. – P. 437-445.
52. Zhang X. A Maximum Entropy Based Approach to Fault Diagnosis Using Discrete and Continuous Features / X. Zhang, D. Miller, R. Xu, C. Kwan, H. Chen // Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes 2006 – 2007. - № 1. – P. 438-443.

53. Grbovic M. Decentralized fault detection and diagnosis via sparse PCA based decomposition and Maximum Entropy decision fusion / M. Grbovic, W. Li, P. Xu, A.K. Usadi, L. Song, S. Vucetic // *Journal of Process Control*– 2012. - № 22. – P. 738-750.
54. Eristi H. Fault diagnosis system for series compensated transmission line based on wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system / H. Eristi // *Measurement*– 2013. - № 46. – P. 393-401.
55. Yu D. Application of time–frequency entropy method based on Hilbert–Huang transform to gear fault diagnosis / D. Yu, Y. Yang, J. Cheng // *Measurement*– 2007. - № 40. – P. 823-830.
56. Talhaoui H. Fast Fourier and discrete wavelet transforms applied to sensorless vector control induction motor for rotor bar faults diagnosis / H. Talhaoui, A. Menacer, A. Kessal, R. Kechida // *ISA Transactions* – 2014. - № 53. – P. 1639-1649.
57. Georgoulas G. Principal Component Analysis of the start-up transient and Hidden Markov Modeling for broken rotor bar fault diagnosis in asynchronous machines / G. Georgoulas, M.O. Mustafa, I.P. Tsoumas, J.A. Antonino-Daviu, V. Climente-Alarcon, C.D. Stylios, G. Nikolakopoulos // *Expert Systems with Applications* – 2013. - № 40. – P. 7024-7033.
58. Wang T. Rolling element bearing fault diagnosis via fault characteristic order (FCO) analysis / T. Wang, M. Liang, J. Li, W. Cheng // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2014. - № 45. – P. 139-153.
59. Yang Y. A roller bearing fault diagnosis method based on the improved ITD and RRVPMCD / Y. Yang, H. Pan, L. Ma, J. Cheng // *Measurement* – 2014. - № 55. – P. 255-264.
60. Unal M. Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network / M. Unal, M. Onat, M. Demetgul, H. Kucuk // *Measurement* – 2014. - № 58. – P. 187-196.

61. Wang X. Fault diagnosis of diesel engine based on adaptive wavelet packets and EEMD-fractal dimension / X. Wang, C. Liu, F. Bi, X. Bi, K. Shao // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2013. - № 41. – P. 581-597.
62. Wang Y. Detection of weak transient signals based on wavelet packet transform and manifold learning for rolling element bearing fault diagnosis / Y. Wang, G. Xu, L. Liang, K. Jiang // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2015. - № 54-55. – P. 353-359.
63. Muralidharan V. Feature extraction using wavelets and classification through decision tree algorithm for fault diagnosis of mono-block centrifugal pump / V. Muralidharan, V. Sugumaran // *Measurement* – 2013. - № 46. – P. 353-359.
64. Yan R. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications / R. Yan, R.X. Gao, X. Chen // *Signal Processing* – 2014. - № 96. – P. 1-15.
65. Zuo M. J. Feature separation using ICA for a one-dimensional time series and its application in fault detection / M.J. Zuo, J. Lin, X. Fan // *Journal of Sound and Vibration* – 2005. - № 287. – P. 614–624.
66. Zhu Z.K. Synchronous enhancement of periodic transients on polar diagram for machine fault diagnosis / Z.K. Zhu, Z. He, A. Wang, S. Wang // *International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing* – 2009. - № 7(4) . – P. 427–442.
67. Meltzer G. Fault diagnosis in gears operating under nonstationary rotational speed using polar wavelet amplitude maps / G. Meltzer, N.P. Dien // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2004. - № 18 . – P. 985–992.
68. Nagaraju C. Application of 3D wavelet transforms for crack detection in rotor systems / C. Nagaraju, K.N. Rao, K.M. Rao // *Sadhana* – 2009. - № 34 (3) . – P. 407–419.
69. Rafiee J. Use of autocorrelation of wavelet coefficients for fault diagnosis / J. Rafiee, P.W. Tse // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2009. - № 23. – P. 1554–1572.

70. Tse P. W. Machine fault diagnosis through an effective exact wavelet analysis / P.W. Tse, W. Yang, H.Y. Tam // *Journal of Sound and Vibration* – 2004. - № 277. – P. 1005–1024.
71. Zhang Y. Continuous wavelet grey moment approach for vibration analysis of rotating machinery / Y. Zhang, S. Huang, J. Hou, T. Shen, W. Liu // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2006. - № 20. – P. 1202–1220.
72. Ozturk H. Early detection of pitting damage in gears using mean frequency of scalogram / H. Ozturk, M. Sabuncu, I. Yesilyurt // *Journal of Vibration and Control* – 2008. - № 14. – P. 469–484.
73. Wang X. A wavelet approach to fault diagnosis of a gearbox under varying load conditions / X. Wang, V. Makis, M. Yang // *Journal of Sound and Vibration* – 2010. - № 309. – P. 1570–1585.
74. Peng Z. K. Singularity analysis of the vibration signals by means of wavelet modulus maximal method / Z.K. Peng, F.L. Chu, P.W. Tse // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2007. - № 21 (2). – P. 780–794.
75. Rafiee J. Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis / J. Rafiee, M.A. Rafiee, P.W. Tse // *Expert Systems with Applications* – 2010. - № 37. – P. 4568–4579.
76. Kankar P.K. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet transform / P.K. Kankar, S.C. Sharma, S.P. Harsha // *Neurocomputing* – 2011. - № 74. – P. 1638–1645.
77. Boškoski P. Fault detection of mechanical drives under variable operating conditions based on wavelet packet Rényi entropy signatures // P. Boškoski, D. Juričić // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2012. - № 31. – P. 369–381.
78. Wu. J.-D. An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network / J.-D. Wu, C.-H. Liu // *Expert Systems with Applications*– 2009. - № 36. – P. 4278–4286.



79. Feng Y. Normalized wavelet packets quantifiers for condition monitoring / Y. Feng, F.S. Schlindwein // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2009. - № 23. – P. 712-723.
80. Горбійчук М. І. Використання прямокутних ортогональних функцій для оцінки технічних станів промислових об'єктів / М.І. Горбійчук, М. О. Слабінога // *Методи та прилади контролю якості*. – 2013. – № 1(30). – С. 92-97.
81. Huang N. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis / N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu // *roc. R. Soc. Lond. A.* — 1998. — № 454. — P. 903—995.
82. Liu X. Bearing faults diagnostics based on hybrid LS-SVM and EMD method Original Research Article / X. Liu, L. Bo, H. Luo // *Measurement* – 2015. - № 59. – P. 145-166.
83. Shen Z. A novel intelligent gear fault diagnosis model based on EMD and multi-class TSVM / Z. Shen, X. Chen, X. Zhang, Z. He // *Measurement* – 2012. - № 45. – P. 30-40.
84. Zhang J.-W. A Fault Diagnosis Approach for Broken Rotor Bars Based on EMD and Envelope Analysis / J.-W. Zhang, N.-H. Zhu, L. Yang, Q. Yao, Q. Lu // *Journal of China University of Mining and Technology* – 2007. - № 17. – P. 205-209.
85. Bin. G. F. Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets—Empirical mode decomposition feature extraction and neural network / G.F. Bin, J.J. Gao, X.J. Li, B.S. Dhillon // *Mechanical Systems and Signal Processing* – 2012. - № 27. – P. 696-711.
86. Lin H.-C. A selective Bayes classifier with meta-heuristics for incomplete data / H.-C. Lin, C.-T. Su // *Neurocomputing* – 2013. - № 106. – P. 95-102.
87. Ververidis D. Fast and accurate sequential floating forward feature selection with the Bayes classifier applied to speech emotion recognition / D. Ververidis, C. Kotropoulos // *Signal Processing* – 2008. - № 88. – P. 2956-2970.

88. Leung C.H. A method to speed up the Bayes classifier / C.H. Leung, L. Sze // Engineering Applications of Artificial Intelligence – 1998. - № 11. – P. 419-424.
89. Chowdhury N. Minimal spanning tree based clustering technique: Relationship with Bayes / N. Chowdhury, C.A. Murthy // Pattern Recognition – 1997. - № 30. – P. 1919-1929.
90. Farid D.M. Hybrid decision tree and naïve Bayes classifiers for multi-class classification tasks / D. Md. Farid, L. Zhang, C. M. Rahman, M.A. Hossain, R. Strachan // Expert Systems with Applications – 2014. - № 41. – P. 1937-1946.
91. Kumar M.G. Fault Diagnosis of Welded Joints through Vibration Signals Using Naïve Bayes Algorithm / M. G. Kumar, K. Hemanth, N. Gangadhar, H. Kumar, P. Krishna // Procedia Materials Science – 2014. - № 5. – P. 1922-1928.
92. Sakthivel N. R. Comparison of dimensionality reduction techniques for the fault diagnosis of mono block centrifugal pump using vibration signals / N.R. Sakthivel, B. B. Nair, M. Elangovan, V. Sugumaran, S. Saravanmurugan // Engineering Science and Technology, an International Journal – 2014. - № 17. – P. 30-38.
93. Khelf I. Adaptive fault diagnosis in rotating machines using indicators selection / I. Khelf, L. Laouar, A. M. Bouchelaghem, D. Rémond, S. Saad // Mechanical Systems and Signal Processing – 2013. - № 40. – P. 452-468.
94. Soria D. A ‘non-parametric’ version of the naive Bayes classifier / D. Soria, J. M. Garibaldi, F. Ambrogi, E. M. Biganzoli, I. O. Ellis // Knowledge-Based Systems – 2011. - № 24. – P. 775-784.
95. Jegadeeshwaran R. Brake fault diagnosis using Clonal Selection Classification Algorithm (CSCA) – A statistical learning approach / R. Jegadeeshwaran, V. Sugumaran // Engineering Science and Technology, an International Journal – 2015. - № 18. – P. 14-23.

96. Chin H. Pattern classifier for fault diagnosis of helicopter gearboxes / H. Chin, K. Danai, D.G. Lewicki // Control Engineering Practice – 1993. - № 1. – P. 771-778.
97. Ng S.Y. A naive Bayes model for robust remaining useful life prediction of lithium-ion battery / S.Y. Ng, Y. Xing, K. L. Tsui // Applied Energy – 2014. - № 118. – P. 114-123.
98. Faria F. A. framework for selection and fusion of pattern classifiers in multimedia recognition / F. A. Faria, J. A. dos Santos, A. Rocha, R. da S. Torres// Pattern Recognition Letters – 2014. - №39. – P. 52-64.
99. Breiman L. Classification and regression trees / L. Breiman., J.H. Friedman, R.A. Olsen, C.J. Stone – Monterey, CA: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software, 1984. - 368 p.
100. Breiman L. Bagging Predictors / L. Breiman // Machine Learning – 1996. - №24. – P. 123–140.
101. Friedman J. H. Stochastic gradient boosting / J.H. Friedman – Stanford University, 1999. - 10 p.
102. Hastie T. The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction./ T. Hastie, R. Tibshirani, J.H. Friedman - New York: Springer Verlag, 2001. – 758 p.
103. Amarnath M. Exploiting sound signals for fault diagnosis of bearings using decision tree / M. Amarnath, V. Sugumaran, H. Kumar// Measurement – 2013. - №46. – P. 1250-1256.
104. Sun W. Decision tree and PCA-based fault diagnosis of rotating machinery / W. Sun, J. Chen, J. Li // Mechanical Systems and Signal Processing – 2007. - №21. – P. 1300-1317.
105. Jegadeeshwaran R. Comparative study of decision tree classifier and best first tree classifier for fault diagnosis of automobile hydraulic brake system using statistical features / R. Jegadeeshwaran, V. Sugumaran // Measurement – 2013. - №46. – P. 3247-3260.

106. Yang B.-S. VIBEX: an expert system for vibration fault diagnosis of rotating machinery using decision tree and decision table / B.-S. Yang, D.-S. Lim, A. C. C. Tan // *Expert Systems with Applications* – 2005. - №28. – P. 735-742.
107. Indira V. Minimum sample size determination of vibration signals in machine learning approach to fault diagnosis using power analysis / V. Indiraa, R. Vasanthakumari, V. Sugumaran // // *Expert Systems with Applications* – 2010. - №37. – P. 8650-8658.
108. Yang Y. A hybrid feature selection scheme for unsupervised learning and its application in bearing fault diagnosis / Y. Yang, Y. Liao, G. Meng, J. Lee // *Expert Systems with Applications* – 2011. - №38. – P. 11311-11320.
109. Wenyi L. Wind turbine fault diagnosis method based on diagonal spectrum and clustering binary tree SVM / L. Wenyi, W. Zhenfeng, H. Jiguang, W. Guangfeng // *Renewable Energy* – 2013. - №50. – P. 1-6.
110. Yang Y. A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM / Y. Yang, D. Yu, J. Cheng // *Measurement* – 2007. - №40. – P. 943-950.
111. Sugumaran V. Effect of number of features on classification of roller bearing faults using SVM and PSVM / V. Sugumaran, K.I. Ramachandran // *Expert Systems with Applications* – 2011. - №38. – P. 4088-4096.
112. Baccarini L. M. R. SVM practical industrial application for mechanical faults diagnostic / L. M. R. Baccarini, V. V. R. e Silva, B. R. de Menezes, W. M. Caminhas // *Expert Systems with Applications* – 2011. - №38. – P. 6980-6984.
113. Chang Y.-W. Fault diagnosis of a mine hoist using PCA and SVM techniques / Y.-W. Chang, Y.-C. Wang, T. Liu, Z.-J. Wang // *Journal of China University of Mining and Technology* – 2008. - №18. – P. 327-331.
114. Bordoloi J.D. Optimum multi-fault classification of gears with integration of evolutionary and SVM algorithms / D.J. Bordoloi, R. Tiwari // *Mechanism and Machine Theory* – 2014. - №73. – P. 49-60.

115. Zhang X. Support vector machine with parameter optimization by a novel hybrid method and its application to fault diagnosis / X. Zhang, D. Qiu, F. Chen // *Neurocomputing* – 2015. - №149. – P. 641–651.
116. HosseinAbadi H.Z. GUW-based structural damage detection using WPT statistical features and multiclass SVM / H. Z. HosseinAbadi, R. Amirfattahi, B. Nazari, H. R. Mirdamadi, S. A. Atashipour // *Applied Acoustics* – 2014. - №86. – P. 59-70.
117. Zhou Z. A novel approach for fault diagnosis of induction motor with invariant character vectors / Z. Zhou, J. Zhao, F. Cao // *Information Sciences* – 2014. - №281. – P. 496-506.
118. Wong P.K. Real-time fault diagnosis for gas turbine generator systems using extreme learning machine / P. K. Wong, Z. Yang, C. M. Vong, J. Zhong // *Neurocomputing* – 2014. - №128. – P. 249-257.
119. Azadeh A. A flexible algorithm for fault diagnosis in a centrifugal pump with corrupted data and noise based on ANN and support vector machine with hyper-parameters optimization / A. Azadeh, M. Saberi, A. Kazem, V. Ebrahimipour, A. Nourmohammadzadeh, Z. Saberi // *Applied Soft Computing* – 2014. - №19. – P. 362-371.
120. Tudón-Martínez J.C. Fault Diagnosis in a Heat Exchanger using Process History Based-Methods / J. C. Tudón-Martínez, R. Morales-Menendez, L. E. Garza-Castañón // *Computer Aided Chemical Engineering* – 2010. - №28. – P. 169-174.
121. Subbaraj P. Fault detection and diagnosis of pneumatic valve using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System approach / P. Subbaraj, B. Kannapiran // *Applied Soft Computing* – 2014. - №19. – P. 362-371.
122. Monroy I. Enhanced plant fault diagnosis based on the characterization of transient stages / I. Monroy, R. Benitez, G. Escudero, M. Graells // *Computers & Chemical Engineering* – 2012. - №37. – P. 200-213.

123. Niu X. The Study of Fault Diagnosis the High-Voltage Circuit Breaker Based on Neural Network and Expert System / X. Niu, X. Zhao // *Procedia Engineering* – 2012. - №29. – P. 3286-3291.
124. Hajnayeb A. Application and comparison of an ANN-based feature selection method and the genetic algorithm in gearbox fault diagnosis / A. Hajnayeb, A. Ghasemloonia, S.E. Khadem, M.H. Moradi // *Expert Systems with Applications* – 2011. - №38. – P. 10205-10209.
125. Hao H. A data-driven multiplicative fault diagnosis approach for automation processes / H. Hao, K. Zhang, S. X. Ding, Z. Chen, Y. Lei // *ISA Transactions* – 2014. - №53. – P. 1436-1445.
126. Mohamed E.A. A neural network-based scheme for fault diagnosis of power transformers / E.A. Mohamed, A.Y. Abdelaziz, A.S. Mostafa // *Electric Power Systems Research* – 2005. - №75. – P. 29-39.
127. Ruiz D. Neural network based framework for fault diagnosis in batch chemical plants / D. Ruiz, J.M. Nougues, Z. Calderón, A. Espuña, L. Puigjaner // *Computers & Chemical Engineering* – 2000. - №24. – P. 777-784.
128. Vibration Transmitters [Електронний ресурс] / Metrix – Vibration monitoring solutions. – Режим доступу: <http://www.metrixvibration.com/products/proximity/vibration-transmitters>.
129. Data repository [Електронний ресурс] / NASA Prognostics center of excellence. – Режим доступу: <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>
130. Горбійчук М.І. Використання алгоритмів машинного навчання в аналізі даних технологічних параметрів промислових об'єктів з метою визначення їх технічного стану / М.І. Горбійчук М.О. Слабінога // *Інформаційні технології в освіті, техніці та промисловості: збірник тез доповідей, м. Івано-Франківськ, 8-11 жовтня 2013р.* – Івано-Франківськ, 2013. –С. 132–134.
131. Горбійчук М.І. Порівняльний аналіз ефективності алгоритмів класифікації при роботі з даними параметрів функціонування

- газоперекачувальних агрегатів / М.І. Горбійчук, М.О. Слабінога // *Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання: збірник тез доповідей 4 науково-практичної конференції*, м. Івано-Франківськ, 26-27 листопада 2013р. – Івано-Франківськ, 2013. –С. 31–33.
132. Слабінога М. О. Застосування оцінок ентропії технологічних параметрів об'єктів при оцінці їх технічного стану / М.О. Слабінога, О. Т. Лазорів // *Проблеми та перспективи розвитку науки на початку третього тисячоліття у країнах Європи та Азії: збірник наукових праць 6 міжнародної науково-практичної конференції*, м. Переяслав-Хмельницький, 29-30 вересня 2014 р. – Переяслав-Хмельницький, 2014. – С. 108-109.
133. Слабінога М. О. Ідентифікація технічного стану газоперекачувального агрегату з використанням ентропійних характеристик / М.О. Слабінога // *Сборник научных трудов Sworld – 2014. - №3(36).* – Р. 87-90.
134. Gao R.X.. *Wavelets. Theory and Application for Manufacturing* / R.X. Gao, R.Yan – NY: Springer Science, 2011. – 231 p.
135. Слабінога М. О. Методика вибору вейвлету для аналізу даних в процесі ідентифікації технічного стану промислових об'єктів / М.О. Слабінога // *Перспективні напрямки світової науки: збірник статей учасників 7 міжнародної науково-практичної конференції «Інноваційний потенціал світової науки ХХІ сторіччя»*, м. Запоріжжя, 08-13 жовтня 2014 р. – Запоріжжя, 2014. –С. 72-73.
136. Слабінога М. О. Використання методу декомпозиції емпіричних мод в аналізі вібраційних даних / М.О. Слабінога, Б.В. Пашковський // *Проблеми та перспективи розвитку науки на початку третього тисячоліття у країнах Європи та Азії: збірник наукових праць 8 міжнародної науково-практичної конференції*, м. Переяслав-Хмельницький, 29-30 листопада 2014 р. – Переяслав-Хмельницький, 2014. –С. 233-237.

137. Соколов, В. А. Построение решения для оценки технического состояния конструктивных систем зданий и сооружений с использованием вероятностных методов распознавания / В. А. Соколов // Инженерно-строительный журнал. – 2010. – №6(16). – С. 48-57.
138. Chang, T. Vibration Fault Diagnosis of Rotating Machine Based on the Principle of Entropy Increase / T. Chang // Advanced Materials Research. – 2012. – Vol. 530. – P. 109-114.
139. Сухов, А. В. Оптимальное управление техническим состоянием производственных объектов в информационном пространстве с использованием энтропии покрытия / А. Сухов, М. Гатилов, М. Зайцев // Компрессорная техника и пневматика. – 2010. – №4. – С. 60-78.
140. Горбійчук М.І. Оптимізація процесу ідентифікації технічного стану газоперекачувальних агрегатів з використанням ентропійних оцінок / М.І. Горбійчук, М.О. Слабінога // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2014. – № 1/3(67). – С. 8-11.
141. Tanenbaum, A. Computer Networks. / A. Tanenbaum - New Jersey, USA: Prentice Hall, - 2010. – 960 с.
142. Kanter, J. Understanding Thin Client/Server Computing./ J. Kanter - Redmond, USA: Microsoft Press. – 1997. – 256 p.
143. Boudreau, T. Rich Client Programming: Plugging into the NetBeans Platform. / T. Boudreau. - New Jersey, USA: Prentice Hall – 2007. – 640 p.
144. Горбійчук М. І. Застосування концепції адаптивного клієнта в комп'ютерній системі технічної діагностики. / М. І. Горбійчук, М.О. Слабінога // Восточно-Европейский журнал передовых технологий – 2014. - №4/2(70). – P. 28-32.
145. Слабінога М.О. Розробка програмного забезпечення автоматизованої комп'ютерної системи розпізнавання технічних станів технологічних об'єктів / М.О. Слабінога // Сучасні прилади, матеріали і технології для неруйнівного контролю і технічної діагностики машинобудівного і нафтогазопромислового обладнання: збірник матеріалів доповідей 7



міжнародної науково-практичної конференції, м. Івано-Франківськ, 25-28 листопада 2014р. – Івано-Франківськ, 2014. –С. 158–161.

146. Upton, E. Raspberry Pi User Guide / E. Upton - New York City, USA: John Wiley & Sons. - 2012. – 262 p.
147. Corbet, J. Linux Device Drivers. / J. Corbet. - Sebastopol, USA: O'Reilly Media, - 2005. – 640 p.
148. Слабинога М. О. Разработка структуры аппаратного обеспечения компьютерной системы распознавания технических состояний промышленных объектов. / М.О. Слабинога, Б.В. Пашковский // Сборник научных трудов Sworld – 2014. - №4(37). – P. 87-90.
149. Weeks M. Digital Signal Processing Using Matlab and Wavelets/ M.Weeks – Burlington:J&B Learning, 2006. – 452 p.

## Додаток А

Таблиця А.1

Основні параметри, що визначають робочий процес різних типів машин

Параметр	Електродвигун	Газотурбінний двигун авіаційного типу	Газотурбінний двигун стаціонарного типу	Нагнітач	Машина зворотньо-поступльної дії	Вентилятор	Насос	Електрогенератор	Парова турбіна
Температура	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Тиск		*	*	*	*		*	*	*
Напір							*		
Ступінь стиснення		*	*	*	*				
Витрата повітря		*	*	*	*	*			
Витрата палива		*	*		*				
Витрата транспортного середовища				*			*		*
Струм	*							*	
Напруга	*							*	
Опір	*							*	
Потужність споживання	*			*		*	*	*	
Номінальна потужність	*	*	*		*			*	*
Шум	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Вібрація	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Тиск мастила	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Витрата масла	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Крутний момент	*	*	*	*	*			*	*





## Додаток В

Таблиця В.1

## Типові несправності, що виявляються при розширеній діагностиці ГПА

Вид обладнання	Характерні несправності	Причини	Характер прояву
Камера забору повітря	Зростання опору, зниження ступеня очищення повітря, ріст нерівномірності поля швидкостей	Відхилення в роботі систем очищення, шумопоглинання та антиобледеніння	Вібрація лопаток компресора, пульсаційне горіння в камері згорання. Ерозія лопаток компресора. Флаттер лопаток. Сульфідно-натрієва корозія лопаток турбіни
Компресор	Зменшення ККД	Забруднення проточної частини. Збільшення зазорів у проточній частині та ущільненнях	Зміна параметрів компресора і ГТУ в цілому
Компресор	Поломка робочих лопаток	Динамічні напруги. Недостатня конструктивна міцність. Флаттер. Ерозивний знос. Неякісне виготовлення.	Помпаж компресора. Підвищений рівень вібрації. Підвищений рівень шуму
Регенератор	Пропуски повітря високого тиску. Зменшення ступеню регенерації	Порушення герметичності тракту високого тиску	Зміна параметрів ГТУ
Камера згорання	Тріщини і деформації термічного та стомлювального характеру, пошкодження жарової труби, прогар матеріалу	Місцеві перегіви через порушення характеристик горілок, каналів вторинного повітря. Порушення утворення суміші. Вібраційне горіння	Нерівномірність поля температур в турбіні. Пульсації термодинамічних параметрів. Підвищений рівень шуму.
Турбіна	Зменшення ККД	Збільшення зазорів проточної частини та ущільнень. Зміна прохідних площ проточної частини	Зміна параметрів ГТУ
Турбіна	Поломка лопаток	Відхилення в роботі системи охолодження гарячої частини ГТУ. Динамічні напруги. Термічні напруги. Флаттер. Недостатня конструктивна міцність	Підвищена вібрація. Підвищений рівень шуму.

## Продовження табл.В.1

Вид обладнання	Характерні несправності	Причини	Характер прояву
Турбіна	Поломка дисків	Неякісне виготовлення. Термічні напруги. Тертя робочих лопаток. Відхилення в роботі системи охолодження	Підвищена вібрація
Підшипник	Пошкодження стомлюваного характеру. Пошкодження від зносу. Руйнування від навантажень	Відхилення в умовах роботи. Недостатня подача мастила. Вплив надзвичайних умов.	Зміна параметрів ГТУ. Підвищений рівень вібрації. Підвищений рівень шуму.
Нагнітач	Зменшення ККД	Ерозія проточної частини. Забруднення проточної частини. Підвищення зазорів ущільнення	Зміна параметрів нагнітача
Нагнітач	Дефекти в ущільненні "масло-газ"	Незадовільні умови по чистоті і температурі мастила	Осьовий зсув.

## Додаток Г

**Перелік параметрів, що реєструвалися інформаційно-вимірювальною системою газоперекачувального агрегату**

- температура працюючих колодок упорного підшипника нагнітача, *град.*
- температура установочних колодок упорного підшипника нагнітача, *град.*
- температура масла на виході маслоохолоджувача нагнітача, *град.*
- температура повітря в відсіку двигуна (силова турбіна) т.1, *град.*
- температура опорної частини упорного підшипника нагнітача, *град.*
- вібропереміщення ротора нагнітача у районі опорного підшипника, *мкм*
- температура опорного підшипника нагнітача, *град.*
- положення антипомпажного крану, %
- температура масла в маслобаці нагнітача, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.1, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.2, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.4, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.5, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.6, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.7, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.8, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.9, *град.*
- перепад тиску паливного газу на мірному пристрої, *кПа*
- температура паливного газу, *град.*
- тиск паливного газу до мірного пристрою, *МПа*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.11, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.12, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.13, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.14, *град.*
- температура газу за турбіною низького тиску тп.15, *град.*

- температура газу за турбіною низького тиску тп.16, град.
- температура газу за турбіною низького тиску тп.10, град.
- температура газу за турбіною низького тиску тп.3, град.
- температура масла на зливі з перехідника, град.
- температура масла на виході з двигуна, град.
- віброшвидкість корпусу КНТ. СКЗ, мм/с
- СКЗ віброшвидкості корпусу СТ, мм/с
- тиск газу на вході в нагнітач (на всасі), МПа
- тиск газу на виході нагнітача (в нагнітанні), МПа
- перепад тиску масло-газ, кПа
- перепад тиску на конфузорі компресора нагнітача, кПа
- тиск масла на вході в двигун, МПа
- розрідження повітря на вході двигуна, кПа
- тиск масла змащування нагнітача, МПа
- тиск повітря за компресором високого тиску, МПа
- температура масла на зливі з задньої колодки компресора високого тиску, МПа
- температура масла на зливі з опорного вінця турбіни низького тиску, МПа
- температура масла на зливі з опорного вінця турбіни нагнітача, град.
- частота обертання ротора низького тиску, об/хв
- частота обертання ротора високого тиску, об/хв
- частота обертання силової турбіни, об/хв
- тиск повітря у розвантажувальній порожнині компресора низького тиску, кПа
- осьовий зсув ротору нагнітача, мм
- температура масла на виході маслоохолоджувача двигуна, град.
- положення паливного регулюючого клапану, %
- температура повітря в відсіку двигуна (силова турбіна) т.2, град.



- температура газу на вході в нагнітач (на всмоктуванні), *град.*
- температура масла на вході двигуна, *град.*
- температура газу на виході нагнітача (в нагнітанні) , *град.*
- температура повітря в відсіку двигуна (газогенератор) т.2, *град.*
- температура повітря в відсіку двигуна (газогенератор) т.1, *град.*
- вібропереміщення ротора нагнітача в районі упорного підшипника, *мкм*
- тиск паливного газу перед регулюючим клапаном, *кПа*
- тиск газу в колекторі нагнітання цеха, *МПа*
- тиск масла на виході з двигуна, *МПа*
- СКЗ віброшвидкості корпусу камери згоряння (кС), *мм/с*
- температура повітря після компресора низького тиску т.1, *град.*
- температура повітря після компресора низького тиску т.2, *град.*
- тиск паливного газу за регулюючим клапаном, *МПа.*

## Додаток Д

**Д.1. Код програми для форматування даних та підготовки їх до обробки комп'ютерною системою**

```

a=dir('2004.*');
i=1;
for file = a'
    csv=file.name;
    array=importfile(csv,1,20480);
    outname=strcat('formatted/data',num2str(i,'%03d'),' .csv');
    csvwrite (outname,array);
    i=i+1;
end

```

**Д.2. Код програми для імпорту підготовлених даних із файлу**

```

function data = importfile(filename, startRow, endRow)
%IMPORTFILE Import numeric data from a text file as column
vectors.
% DATA = IMPORTFILE(FILENAME) Reads data from text file FILENAME
for the
% default selection.
%
% DATA = IMPORTFILE(FILENAME, STARTROW, ENDROW) Reads data from
rows
% STARTROW through ENDROW of text file FILENAME.
%
% Example:
% data = importfile('2004.02.12.10.32.39',1, 20480);
%
% See also TEXTSCAN.

% Auto-generated by MATLAB on 2014/11/18 18:52:55

%% Initialize variables.
delimiter = '\t';

```

```

if nargin<=2
    startRow = 1;
    endRow = inf;
end

%% Format string for each line of text:
%   column1: double (%f)
% For more information, see the TEXTSCAN documentation.
formatSpec = '%f%s*s%s*s%[\n\r]';

%% Open the text file.
fileID = fopen(filename,'r');

%% Read columns of data according to format string.
% This call is based on the structure of the file used to generate
this
% code. If an error occurs for a different file, try regenerating
the code
% from the Import Tool.
dataArray = textscan(fileID, formatSpec, endRow(1)-startRow(1)+1,
'Delimiter', delimiter, 'EmptyValue' ,NaN,'HeaderLines',
startRow(1)-1, 'ReturnOnError', false);
for block=2:length(startRow)
    frewind(fileID);
    dataArrayBlock = textscan(fileID, formatSpec, endRow(block)-
startRow(block)+1, 'Delimiter', delimiter, 'EmptyValue'
,NaN,'HeaderLines', startRow(block)-1, 'ReturnOnError', false);
    dataArray{1} = [dataArray{1};dataArrayBlock{1}];
end

%% Close the text file.
fclose(fileID);

%% Post processing for unimportable data.

```

```
% No unimportable data rules were applied during the import, so no  
post
```

```
% processing code is included. To generate code which works for  
% unimportable data, select unimportable cells in a file and  
regenerate the  
% script.
```

```
%% Allocate imported array to column variable names  
data = dataArray{:, 1};
```

## Додаток Е

**Е.1. Код програми для обчислення статистичних та ентропійних характеристик сигналу**

```

a=dir('*.csv');
Stats=zeros(984,3);
i=1;
for file = a'
    csv=file.name;
    array=importfile(csv,1,20480);
    Stats(i,1)=std(array);
    Stats(i,2)= entropy(array);
    Stats(i,3)=wentropy(array, 'shannon');
    i=i+1;
end

```

**Е.2. Код програми для обчислення коефіцієнтів перетворення Фур'є**

```

a=dir('*.csv');
i=1;
spectres1=zeros(984,1024);
for file = a'
    csv=file.name;
    array=importfile(csv,1,20480);
    FftS=abs(fft(array,2048));
    spectres1(i,:)=FftS(1:1024);
    i=i+1;
end

```

**Е.3. Код програми для обчислення коефіцієнтів кепстрального аналізу**

```

a=dir('*.csv');
Stats=zeros(984,1000);
i=1;
for file = a'
    csv=file.name;
    array=importfile(csv,1,20480);

```

```

    coefs = rceps(array);
    Stats(i,:) = coefs(1:1000);
    i=i+1;
end

```

#### **Е.4. Код програми для обчислення коефіцієнтів вейвлет-перетворення та його ентропійних характеристик**

```

a=dir('*.csv');
Stats=zeros(984,100);
i=1;
for file = a'
    csv=file.name;
    array=importfile(csv,1,20480);
    coefs = cwt(array,1:10:1000,'db1');
    for j=1:1:100
        Stats(i,j)=entropy(coefs(j,:));
    end

    i=i+1;
end

```

#### **Е.5. Код програми для розкладу сигналу на емпіричні моди та обчислення коефіцієнтів перетворення Хуанга-Гільберта**

```

a=dir('*.csv');
Stats=zeros(984,1);
i=1;
for file = a'
    csv=file.name;
    array=importfile(csv,1,20480);
    a=emd(array)
    Stats(i,1)=entropy(a{1});
    i=i+1;
end

```

```

end
function imf = emd(x)
% Empirical Mode Decomposition (Hilbert-Huang Transform)
% imf = emd(x)
% Func : findpeaks
x = transpose(x(:));
imf = [];
while ~ismonotonic(x)
    x1 = x;
    sd = Inf;
    while (sd > 0.1) | ~isimf(x1)
        s1 = getspline(x1);
        s2 = -getspline(-x1);
        x2 = x1 - (s1+s2)/2;
        sd = sum((x1-x2).^2)/sum(x1.^2);
        x1 = x2;
    end
    imf{end+1} = x1;
    x = x - x1;
end
imf{end+1} = x;
% FUNCTIONS
function u = ismonotonic(x)
u1 = length(findpeaks(x))*length(findpeaks(-x));
if u1 > 0, u = 0;
else, u = 1; end
function u = isimf(x)
N = length(x);
u1 = sum(x(1:N-1).*x(2:N) < 0);
u2 = length(findpeaks(x))+length(findpeaks(-x));
if abs(u1-u2) > 1, u = 0;
else, u = 1; end
function s = getspline(x)
N = length(x);
p = findpeaks(x);

```

```

s = spline([0 p N+1],[0 x(p) 0],1:N);

function plot_hht(x,Ts)
% Plot the HHT.
% plot_hht(x,Ts)
%
% :: Syntax
%   The array x is the input signal and Ts is the sampling
period.
%   Example on use: [x,Fs] = wavread('Hum.wav');
%                   plot_hht(x(1:6000),1/Fs);
% Func : emd
% Get HHT.
imf = emd(x);
for k = 1:length(imf)
    b(k) = sum(imf{k}.*imf{k});
    th   = angle(hilbert(imf{k}));
    d{k} = diff(th)/Ts/(2*pi);
end
[u,v] = sort(-b);
b      = 1-b/max(b);
% Set time-frequency plots.
N = length(x);
c = linspace(0,(N-2)*Ts,N-1);
for k = v(1:2)
    figure, plot(c,d{k},'k.','Color',b([k k k]),'MarkerSize',3);
    set(gca,'FontSize',8,'XLim',[0 c(end)],'YLim',[0 1/2/Ts]);
xlabel('Time'), ylabel('Frequency');
end
% Set IMF plots.
M = length(imf);
N = length(x);
c = linspace(0,(N-1)*Ts,N);
for k1 = 0:4:M-1

```



```
figure
    for k2 = 1:min(4,M-k1), subplot(4,1,k2), plot(c,imf{k1+k2});
set(gca,'FontSize',8,'XLim',[0 c(end)]); end
    xlabel('Time');
end
```

## Додаток Ж

**Код програми створення та тренування штучної нейронної мережі з метою вирішення задачі розпізнавання технічного стану**

```
% This script assumes these variables are defined:
%
% Stats - input data.
% targs - target data.

inputs = Stats';
targs = targs';

% Create a Pattern Recognition Network
hiddenLayerSize = 100;
net = patternnet(hiddenLayerSize);

% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.inputs{1}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.outputs{2}.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% For help on training function 'trainscg' type: help trainscg
% For a list of all training functions type: help nntrain
net.trainFcn = 'trainscg'; % Scaled conjugate gradient

% Choose a Performance Function
```

```
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean squared error

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
    'plotregression', 'plotfit'};

% Train the Network
[net,tr] = train(net,inputs,targets);

% Test the Network
outputs = net(inputs);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net,targets,outputs)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = targets .* tr.trainMask{1};
valTargets = targets .* tr.valMask{1};
testTargets = targets .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,outputs)
valPerformance = perform(net,valTargets,outputs)
testPerformance = perform(net,testTargets,outputs)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, plotconfusion(targets,outputs)
%figure, plotroc(targets,outputs)
%figure, ploterrhist(errors)
```

Додаток К  
**SQL-код бази даних**

```
-- phpMyAdmin SQL Dump
-- version 4.2.7.1
-- http://www.phpmyadmin.net
--
-- Хост: localhost
-- Час створення: Січ 27 2015 р., 11:52
-- Версія сервера: 5.6.20
-- Версія PHP: 5.5.15

SET SQL_MODE = "NO_AUTO_VALUE_ON_ZERO";
SET time_zone = "+00:00";

/*!40101 SET @OLD_CHARACTER_SET_CLIENT=@@CHARACTER_SET_CLIENT */;
/*!40101 SET @OLD_CHARACTER_SET_RESULTS=@@CHARACTER_SET_RESULTS
*/;
/*!40101 SET @OLD_COLLATION_CONNECTION=@@COLLATION_CONNECTION */;
/*!40101 SET NAMES utf8 */;

--
-- База даних: `Test Rotor Machine`
--
-----

--
-- Структура таблиці `AdvancedData`
--

CREATE TABLE IF NOT EXISTS `AdvancedData` (
  `fileId` int(11) NOT NULL,
  `signal` text NOT NULL,
```

```
`fft` text NOT NULL,  
`cepstra` text NOT NULL,  
`emd` text NOT NULL,  
`wavelet` text NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

-----

--

-- Структура таблиці `Customwav`

--

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `Customwav` (  
  `paramid` int(11) NOT NULL,  
  `cwavfile` int(11) NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

-----

--

-- Структура таблиці `EstimateValue`

--

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `EstimateValue` (  
  `Param` int(11) NOT NULL,  
  `Primary` int(11) NOT NULL,  
  `FFt` int(11) NOT NULL,  
  `Cepstra` int(11) NOT NULL,  
  `Emd` int(11) NOT NULL,  
  `Wavelet` int(11) NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

-----

--

```
-- Структура таблиці `FinalEstimate`
```

```
--
```

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `FinalEstimate` (  
  `FileID` int(11) NOT NULL,  
  `Estimation` text NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

```
-----
```

```
--
```

```
-- Структура таблиці `LimitValues`
```

```
--
```

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `LimitValues` (  
  `Param` int(11) NOT NULL,  
  `UpperBound` int(11) NOT NULL,  
  `LowerBound` int(11) NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

```
-----
```

```
--
```

```
-- Структура таблиці `Parameters`
```

```
--
```

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `Parameters` (  
  `ParamId` int(11) NOT NULL,  
  `ParamName` text NOT NULL,  
  `DefaultDir` text NOT NULL,  
  `Driverpath` text NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

```
-----
```

```
--  
-- Структура таблиці `Primcheck`  
--  
  
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `Primcheck` (  
  `fileid` int(11) NOT NULL,  
  `condition` text NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

```
-----
```

```
--  
-- Структура таблиці `RpiLog`  
--  
  
CREATE TABLE IF NOT EXISTS `RpiLog` (  
  `id` int(11) NOT NULL,  
  `fpath` int(11) NOT NULL,  
  `rtime` int(11) NOT NULL,  
  `param` int(11) NOT NULL,  
  `filestatus` int(11) NOT NULL  
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=latin1;
```

```
--  
-- Indexes for dumped tables  
--  
  
--  
-- Indexes for table `AdvancedData`  
--
```

```
ALTER TABLE `AdvancedData`  
  ADD PRIMARY KEY (`fileId`);
```

```
--  
-- Indexes for table `Customwav`
```

```
--  
ALTER TABLE `Customwav`  
  ADD PRIMARY KEY (`paramid`);  
  
--  
-- Indexes for table `EstimateValue`  
--  
ALTER TABLE `EstimateValue`  
  ADD PRIMARY KEY (`Param`);  
  
--  
-- Indexes for table `FinalEstimate`  
--  
ALTER TABLE `FinalEstimate`  
  ADD PRIMARY KEY (`FileID`);  
  
--  
-- Indexes for table `LimitValues`  
--  
ALTER TABLE `LimitValues`  
  ADD PRIMARY KEY (`Param`);  
  
--  
-- Indexes for table `Parameters`  
--  
ALTER TABLE `Parameters`  
  ADD PRIMARY KEY (`ParamId`);  
  
--  
-- Indexes for table `Primcheck`  
--  
ALTER TABLE `Primcheck`  
  ADD PRIMARY KEY (`fileid`);  
  
--
```



```
-- Indexes for table `RpiLog`
--
ALTER TABLE `RpiLog`
  ADD PRIMARY KEY (`id`);

--
-- Обмеження зовнішнього ключа збережених таблиць
--
--
-- Обмеження зовнішнього ключа таблиці `AdvancedData`
--
ALTER TABLE `AdvancedData`
  ADD CONSTRAINT `AdvancedData_ibfk_1` FOREIGN KEY (`fileId`)
  REFERENCES `RpiLog` (`id`);

--
-- Обмеження зовнішнього ключа таблиці `EstimateValue`
--
ALTER TABLE `EstimateValue`
  ADD CONSTRAINT `EstimateValue_ibfk_1` FOREIGN KEY (`Param`)
  REFERENCES `Parameters` (`ParamId`);

--
-- Обмеження зовнішнього ключа таблиці `FinalEstimate`
--
ALTER TABLE `FinalEstimate`
  ADD CONSTRAINT `FinalEstimate_ibfk_1` FOREIGN KEY (`FileID`)
  REFERENCES `RpiLog` (`id`);

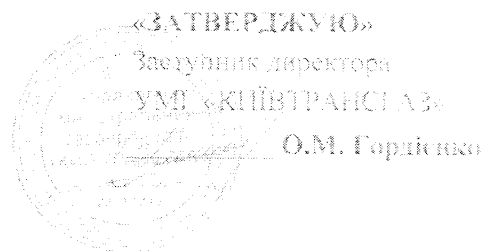
--
-- Обмеження зовнішнього ключа таблиці `LimitValues`
--
ALTER TABLE `LimitValues`
```

```
ADD CONSTRAINT `LimitValues_ibfk_1` FOREIGN KEY (`Param`)
REFERENCES `Parameters` (`ParamId`);

--
-- Обмеження зовнішнього ключа таблиці `Primcheck`
--
ALTER TABLE `Primcheck`
ADD CONSTRAINT `Primcheck_ibfk_1` FOREIGN KEY (`fileid`)
REFERENCES `RpiLog` (`id`);

/*!40101 SET CHARACTER_SET_CLIENT=@OLD_CHARACTER_SET_CLIENT */;
/*!40101 SET CHARACTER_SET_RESULTS=@OLD_CHARACTER_SET_RESULTS */;
/*!40101 SET COLLATION_CONNECTION=@OLD_COLLATION_CONNECTION */;
```

## Додаток Л



## АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

Комісія у складі представників філії УМІ "КИЇВТРАНСГАЗ" ПАТ «УКРТРАНСГАЗ» начальника відділу автоматизації **Шопяка Олега Богдановича**, заступника начальника відділу ГВ і М. канд. техн. наук **Скріпки Олександра Анатолійовича** та представників Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу - завідувача кафедри комп'ютерних систем і мереж, д-ра техн. наук, проф. **Горбійчука Михайла Івановича** та аспіранта кафедри КСМ **Слабіноги Мар'яна Остаповича** склали цей акт про те, що 23 березня 2015 р. прийняті до впровадження наступні результати дисертаційної роботи Слабіноги М. О. «Розробка автоматизованої комп'ютерної системи розпізнавання технічних станів технологічних об'єктів», а саме: комп'ютерна система контролю та прогнозування технічних станів газоперекачувальних агрегатів компресорних станцій.

Комп'ютерна система інтегрована у структуру платної системи керування компресорними станціями і функціонує у режимі "порадник оператора".

Очікуваний економічний ефект від впровадження за рахунок перекладу від проведення планового ремонту ГПА до ремонту за його фактичним технічним станом складе 103 тис. грн. за рік.

Від філії управління магістральних газопроводів "КИЇВТРАНСГАЗ"

Начальник відділу автоматизації


 / Шопяк О.Б. /

Заст. начальника відділу ГВ і М.  
канд. тех. наук

 / Скріпка О.А. /

Від Івано - Франківського національного технічного університету нафти і газу

Завідувач кафедри КСМ,  
д-р техн. наук, проф.

 / Горбійчук М. І. /

Пошукувач кафедри КСМ

\_\_\_\_\_ / Слабінога М. О. /

## ЗАТВЕРДЖУЮ

Ректор Івано-Франківського  
національного технічного університету  
нафти і газу  
д-р техн. наук, проф.

 С. І. Крижанівський  
«28» березня 2015 р.

## АКТ

Про використання у навчальному процесі наукових результатів дисертаційної роботи Слабіноги Мар'яна Остаповича «Розробка автоматизованої комп'ютерної системи розпізнавання технічного стану технологічних об'єктів», представленої на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук.

Ми, що нижче підписалися, склали даний акт у тому, що алгоритмічне і програмне забезпечення комп'ютерної системи розпізнавання технічного стану технологічних об'єктів впроваджено в навчальний процес кафедри Комп'ютерних систем і мереж у наступних дисциплінах: «Розробка та програмування веб-застосувань» і «Штучні нейронні мережі» для студентів напрямку підготовки 6.050102 – комп'ютерна інженерія.

**Розділи робочої програми, де використані наукові результати дисертаційної роботи Слабіноги М.О.**

Дисципліна – *Розробка та програмування веб-застосувань*

Шифр напрямку підготовки – 6.050102 – комп'ютерна інженерія

№ п.п.	Тема лабораторної роботи	Впровадження у навчальний процес	Обсяг, год.	Додаткова література
1.	Створення системи управління контентом	Система управління контентом для відображення результатів обробки даних	4	[1, 2]

Дисципліна – *Штучні нейронні мережі*

Шифр напрямку підготовки – 6.050102 – комп'ютерна інженерія

№ п.п.	Тема лекції	Впровадження у навчальний процес	Обсяг, год.	Додаткова література
1.	Штучні нейронні мережі для вирішення задачі розпізнавання	Штучні нейронні мережі для вирішення задачі розпізнавання	2	[3, 4, 5]

## Додаткова література

1. Слабінога М. О. Разработка структуры аппаратного обеспечения компьютерной системы распознавания технических состояний промышленных объектов. / М.О. Слабінога, Б.В. Пашковский // Сборник научных трудов Sworld - 2014. - №4(37). - P. 87-90.
2. Слабінога М.О. Розробка програмного забезпечення автоматизованої комп'ютерної системи розпізнавання технічних станів технологічних об'єктів / М.О. Слабінога //Сучасні прилади, матеріали і технології для перуїївного контролю і технічної діагностики машинобудівного і нафтогазопромислового обладнання: збірник матеріалів доповідей 7 міжнародної науково-практичної конференції, м. Івано-Франківськ, 25-28 листопада 2014р. – Івано-Франківськ, 2014. – С. 158–161.
3. Горбійчук М.І. Порівняльний аналіз ефективності алгоритмів класифікації при роботі з даними параметрів функціонування газоперекачувальних агрегатів / М.І. Горбійчук, М.О. Слабінога // Методи та засоби перуїївного контролю промислового обладнання: збірник тез доповідей 4 науково-практичної конференції, м. Івано-Франківськ, 26-27 листопада 2013р. – Івано-Франківськ, 2013. –С. 31–33.
4. Горбійчук М.І. Використання алгоритмів машинного навчання в аналізі даних технологічних параметрів промислових об'єктів з метою визначення їх технічного стану / М.І. Горбійчук М.О. Слабінога // Інформаційні технології в освіті, техніці та промисловості: збірник тез доповідей, м. Івано-Франківськ, 8-11 жовтня 2013р. – Івано-Франківськ, 2013. –С. 132–134.
5. Слабінога М. О. Методика вибору вейвлету для аналізу даних в процесі ідентифікації технічного стану промислових об'єктів - М.О. Слабінога - Перспективні напрямки світової науки: збірник статей учасників 7 міжнародної науково-практичної конференції «Інноваційний потенціал світової науки XXI сторіччя», м. Запоріжжя, 08-13 жовтня 2014 р. – Запоріжжя, 2014. –С. 72-73

Проректор з науково-педагогічної роботи,  
д-р техн. наук, проф.

 О. М. Мандрик

Директор інституту інформаційних  
технологій, канд. техн. наук, доц.

 І. І. Чисур

Завідувач кафедри комп'ютерних систем і мереж,  
д-р техн. наук, проф.

 М. І. Горбійчук



d588