

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

Бойко Владислав Васильович
УДК 628.517.622.691.4.052

БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

Комплексна тема: "Розроблення системи автоматичного управління (САУ) ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту"

Тема: «Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту»

Освітня програма – «Комп'ютеризовані системи управління та автоматика»
Спеціальність 151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

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

Здобувач освітнього ступеня _____ *В.В. Бойко*
(підпис, ініціали та прізвище здобувача)

Науковий керівник _____ *Заміховський Л.М., д.т.н., професор*
(підпис, прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання керівника)

Допущено до захисту
Завідувач кафедри ІТТС

д.т.н., проф. _____ *Л.М. Заміховський*
(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Інститут Інформаційних технологій

Кафедра Інформаційно- телекомунікаційних технологій і систем

Напрямок підготовки 151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

ОПП "Комп'ютеризовані системи управління та автоматика"

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедрою ІТТС д.т.н., проф.

Л.М. Заміховський

« » травня 2025 р.

ЗАВДАННЯ

НА ВИКОНАННЯ БАКАЛАВРСЬКОЇ РОБОТИ СТУДЕНТОВІ

Бойко В.В.

1. Тема бакалаврської роботи: «Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту»

(затверджена наказом по університету № 281/7 від 05.05.2025 року)

Керівник роботи д.т.н., професор Заміховський Л.М.

2. Термін здачі студентом закінченої роботи 20 червня 2025 року

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Технічна література по темі роботи

4. Зміст розрахунково - пояснювальної записки (перелік питань, що підлягають розробці)

Вступ. Сучасний стан управління ГПА та ідентифікації і діагностування їх технічного стану. Вплив технічного стану вузлів і елементів ГПА на ефективність процесу управління. Штучні нейронні мережі в діагностиці технічного стану ГПА. Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту. Висновки.

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

- Загальна схема конструкції газоперекачувального агрегату (листів - 1);
- Структурна схема типу ГТК-10-4 з позначенням точок встановлення датчиків технологічних параметрів (листів - 1);
- Напрямки використання інтелектуальних систем для діагностування технічного стану ГПА (листів - 1);
- Діагностична модель штучної нейронної мережі (листів - 1);
- Стан навчання мережі NET1, її перевірка та PCA NET 1 (листів - 1);
- Ефективність класифікаційної мережі (листів - 1);
- Здатність класифікаційної мережі до узагальнення (листів - 1).

6. Дата видачі завдання 06.05.2025 року

Керівник, д.т.н., професор

Завдання прийняв студент-бакалавр

Леонід ЗАМІХОВСЬКИЙ

Владислав БОЙКО

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів бакалаврської роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Вступ. Сучасний стан управління ГПА та ідентифікації і діагностування їх технічного стану. Призначення допоміжного обладнання	06.05 - 17.05. 2025 р.	виконано
2	Технологічний процес компримування газу за допомогою ГПА. Вплив технічного стану вузлів і елементів ГПА на ефективність процесу управління.	10.05 - 27.05. 2025 р.	виконано
3	Діагностування дефектів вузлів і елементів ГПА. Штучні нейронні мережі в діагностиці технічного стану ГПА. Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучних нейронних мереж	22.05 - 07.06. 2025 р.	виконано
4	Штучні нейронні мережі. Вихідні положення. Дефекти компонентів і давача газотурбінної установки.	29.05– 12.06. 2025 р.	виконано
5	Проведення збору наборів даних для навчання штучних нейронних мереж. Опис системи діагностування дефектів ANN. Архітектура, навчання і алгоритм мережі та її продуктивність	05.06 – 14.06. 2025 р.	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	7.06 – 14.06. 2025 р.	виконано
7	Оформлення графічного матеріалу	10.06 – 17.06. 2025 р.	виконано

Студент-бакалавр

(підпис)

Владислав БОЙКО

Керівник роботи, д.т.н., професор

(підпис)

Леонід ЗАМІХОВСЬКИЙ

РЕФЕРАТ

Робота складається з вступу, двох розділів, висновків, списку використаних джерел і викладена на 68 сторінках і містить 19 рисунків, 5 таблиць та 29 використаних літературних джерел.

Тема випускної кваліфікаційної роботи: «Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту».

Мета бакалаврської роботи: Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА на базі штучних нейронних мереж для діагностування елементів і давачів ГПА для підвищення ефективності його управління.

Об'єкт дослідження: газотурбінна установка (ГТУ), як складова ГПА.

Предмет дослідження: алгоритмічне забезпечення системи автоматичного управління ГПА

За результатами аналізу сучасного стану управління ГПА та ідентифікації і діагностування їх технічного стану отримані наступні результати:

- проаналізовані передумови застосування штучних нейронних мереж при діагностуванні елементів і вузлів ГПА;
- визначені дефекти елементів ГТУ та давача контролю, які були внесені в адаптивну модель ГТУ з метою застосування мережі ANNDS для виявлення, класифікації та кількісної оцінки величини внесених дефектів;
- визначена процедура збору даних на моделі ГТУ для формування набору даних для навчання штучних нейронних мереж;
- описана концепція мережі ANNDS, яка включає шість мереж NET по кожній з яких призначено цільову функцію;
- розглянута архітектура мережі ANNDS, в якій використано архітектуру MLFFBP і AAFFNN та проаналізовані її особливості;
- проведені дослідження розробленої ANNDS, які показали високий рівень успішності (понад 80%) для NET1, NET2, NET4 та NET6.

Ключові слова: газотурбінна установка, нейронна мережа, давачі, система управління, алгоритм, структура, модель

ABSTRACT

The work consists of an introduction, two chapters, conclusions, a list of sources used and is presented on 68 pages and contains 19 figures, 5 tables and 29 used literary sources.

The topic of the final qualification work: "Development of algorithmic support for the ACS of the gas turbine engine taking into account its technical condition based on artificial intelligence".

The purpose of the bachelor's work: Development of algorithmic support for the ACS of the GTE based on artificial neural networks for diagnosing elements and sensors of the GTE to increase the efficiency of its control.

Object of research: gas turbine unit (GTU), as a component of the gas turbine engine.

Subject of research: algorithmic support for the ACS of the gas turbine engine

According to the results of the analysis of the current state of gas turbine engine control and identification and diagnosis of their technical condition:

- analysis of the prerequisites for the use of artificial neural networks in diagnosing elements and nodes of the GTE;
- identified defects of GTE elements and control sensor, which were introduced into the adaptive GTE model in order to use the ANNDS network to detect, classify and quantify the magnitude of the introduced defects;
- defined the procedure for collecting data on the GTE model to form a data set for training artificial neural networks;
- described the concept of the ANNDS network, which includes six NET networks, each of which is assigned a target function;
- considered the architecture of the ANNDS network, which uses the MLFFBP and AAFFNN architectures and analyzed its features;
- conducted studies of the developed ANNDS, which showed a high level of success (over 80%) for NET1, NET2, NET4 and NET6.

Keywords: gas turbine plant, neural network, sensors, control system, algorithm, structure, model

ЗМІСТ

	с.
ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І ОДИНИЦЬ	8
ВСТУП	9
1. СУЧАСНИЙ СТАН УПРАВЛІННЯ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИМИ АГРЕГАТАМИ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЇ І ДІАГНОСТУВАННЯ ЇХ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ	11
1.1. Опис конструкції газоперекачувальних агрегатів та технології транспортування газу	11
1.1.2. Призначення допоміжного обладнання	14
1.2. Технологічний процес компримування газу за допомогою ГПА	16
1.3. Вплив технічного стану вузлів і елементів ГПА на ефективність процесу управління	19
1.4. Діагностування дефектів вузлів і елементів ГПА	27
1.5. Штучні нейронні мережі в діагностиці технічного стану ГПА	30
2. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО УПРАВЛІННЯ ГПА З ВРАХУВАННЯ ЙОГО ТЕХНІЧНОГО СТАНУ НА БАЗІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	37
2.1. Штучні нейронні мережі. Вихідні положення	37
2.2. Дефекти компонентів і давача газотурбінної установки	39
2.3. Проведення збору наборів даних для навчання штучних нейронних мереж	42
2.4. Опис системи діагностування дефектів ANN	44

					БР СІ – 01.00.000 ПЗ			
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата	«Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту»	Літ.	Арк.	Аркшів
Розроб.	Бойко В.							
Перевір.	Заміховський						6	
Реценз.						ІФНТУНГ СІ-21-1		
Н. контр.	Возний А.							
Затверд.	Заміховський							

2.5. Архітектура, навчання і алгоритм мережі та її продуктивність	46
2.6. Дослідження розробленої штучної нейронної мережі для діагностування елементів і давачів ГПА	48
ВИСНОВКИ	62
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА	64
БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА	68

					БР СІ – 01.00.000 ПЗ			
Зм.	Арк.	№ докум.	Підп.	Дата	«Розроблення алгоритмічного забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучного інтелекту»	Літ.	Арк.	Арквнів
Розроб.	Бойко В.						7	
Перевір.	Заміховський					ІФНТУНГ СІ-21-1		
Реценз.								
Н. контр.	Возний А.							
Затверд.	Заміховський							

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І ОДИНИЦЬ

ГПА - газоперекачувальні агрегати

ГТС - газотранспортна система

КС - компресорна станція

ОК - осьовий компресор

ТВТ - турбіна високого тиску

ТНТ - турбіна низького тиску

ГТУ - газотурбінна установка

ШНМ – штучні нейронні мережі

ГТЕ - газотурбінна електростанція

МП – матриця плутанини

РСА (Principal Component Analysis) – метод аналізу головних компонент

GMM (Gaussian Mixture Model) - модель гауссової суміші

ЕМ-алгоритм (Expectation-maximization algorithm) - алгоритм максимізації очікувань

RMSE ((Root Mean Square Error) - середньоквадратична похибка

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						8
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВСТУП

Управління експлуатацією газоперекачувальних агрегатів (ГПА) на основі ідентифікації та моніторингу їх технічного стану здійснюється з урахуванням показників потужності та енергоефективності в межах різноманітних експлуатаційних процедур, таких як діагностика, технічне обслуговування, ремонт, а також оцінка якості та технічного рівня обладнання.

Сучасне технічне оснащення ГПА системами автоматизації, а також характер і ступінь зношення обладнання дають змогу з достатньою точністю проводити поточний моніторинг їх технічного стану. Значна кількість наукових досліджень і публікацій присвячена діагностиці технічного стану ГПА, зокрема його віброакустичних та параметричних характеристик.

Водночас ця тема залишається надзвичайно актуальною через стрімкий розвиток інформаційних технологій і впровадження нових методів діагностування ГПА, а також створення інформаційно-керуючих систем на основі штучного інтелекту. Вдосконалюються процеси моніторингу і діагностики стану обладнання ГПА як у складі сучасних розподілених автоматизованих систем управління технологічними процесами (АСУ ТП) магістральних газопроводів, так і в рамках централізованих систем технічного обслуговування та ремонту (ТОiP).

Технічна діагностика ГПА, що включає віброакустичний та параметричний аналіз, ускладнюється через дублювання її функцій різними структурними підсистемами АСУ ТП. Крім того, існує проблема вибору регламенту оцінки технічного стану: чи базуватися на результатах експлуатаційних випробувань при різних режимах навантаження, чи на основі моніторингу поточних експлуатаційних режимів.

Завдання управління роботою ГПА на основі ідентифікації та моніторингу технічного стану за показниками потужності та енергоефективності вирішуються в межах різних експлуатаційних процедур (випробування, діагностика, контроль) із застосуванням систем автоматичного управління (САУ) та інформаційно-аналітичних систем управління.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						9
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Це сприяє необхідності розробки алгоритмічного забезпечення систем управління ГПА, а також процедур ідентифікації і діагностування його технічного стану на основі штучних нейронних мереж (автокодерів, згорткових нейронних мереж, машин екстремального навчання, генеративних змагальних мереж, рекурентних нейронних мереж тощо), які можуть бути використані всіма учасниками відповідних процесів.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						10
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1. СУЧАСНИЙ СТАН УПРАВЛІННЯ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИМИ АГРЕГАТАМИ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЇ І ДІАГНОСТУВАННЯ ЇХ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ

1.1. Опис конструкції газоперекачувальних агрегатів та технології транспортування газу

Газоперекачувальні агрегати (ГПА) є ключовими технологічними компонентами газотранспортної системи (ГТС) України, що забезпечують її надійну та ефективну роботу. Основним призначенням ГПА є компримування природного газу на компресорних станціях (КС) газопроводів та підземних сховищ.

ГПА виступають активними елементами, які виконують роль головного «робочого органу» системи транспортування газу. Динамічні характеристики режимів роботи всередині компресорної станції значною мірою залежать від змін, що виникають внаслідок роботи саме ГПА, зокрема при навантаженні в магістраль, зупинках та спільному регулюванні частот обертання [1].

Для приводу газоперекачувальних агрегатів найчастіше застосовуються газотурбінні установки. Зазвичай це двохвальні турбіни, де на першому валу розташовані осьовий компресор (ОК) та турбіна високого тиску (ТВТ), а на другому — нагнітач, поєднаний із силовою турбіною низького тиску (ТНТ). Енергетичний обмін між ОК, ТВТ та ТНТ здійснюється через робоче тіло — газоповітряну суміш, яка утворюється в результаті спалювання паливного газу та нагрівання атмосферного повітря, що подається до ОК (див. рис. 1.1).

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		11

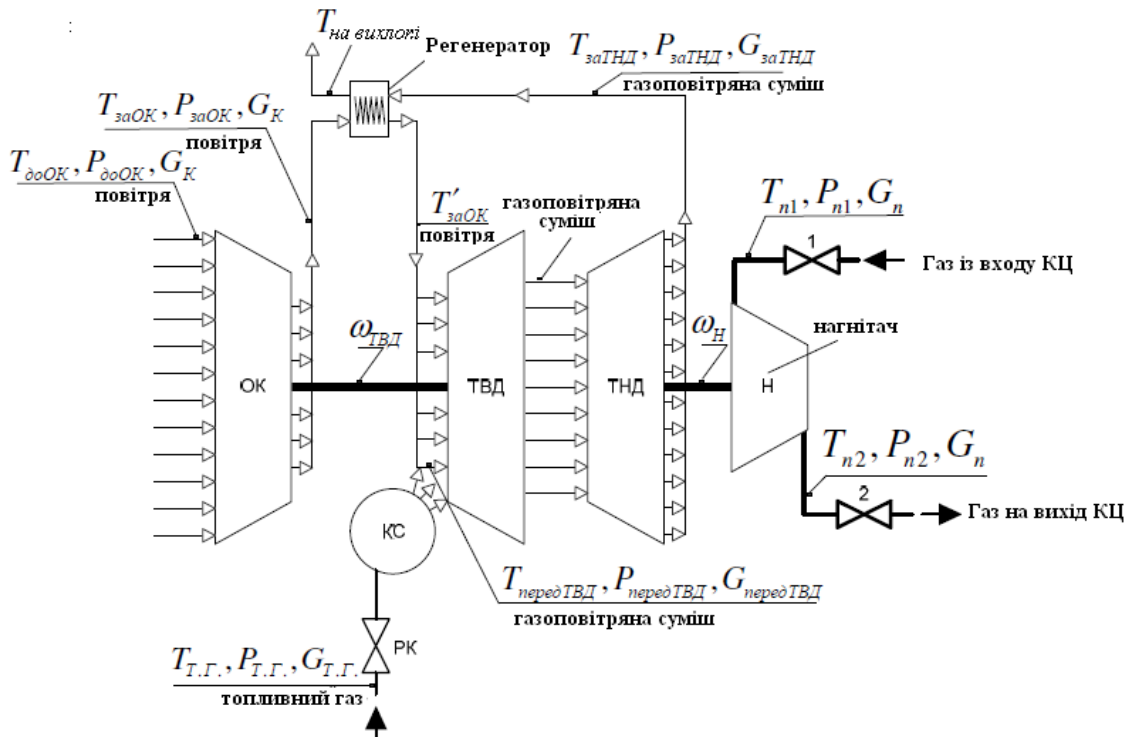


Рисунок 1.1 - Структурна схема газоперекачувального агрегату типу ГТК-10-4 з позначенням точок встановлення датчиків технологічних параметрів

Енергетичні процеси в турбіні охоплюють стискання, нагрівання та переміщення атмосферного повітря, а також підвищення температури повітря в регенераторі і камері згоряння завдяки спалюванню паливного газу. Далі газоповітряна суміш проходить адіабатичне розширення на лопатках турбіни високого тиску (ТВТ), внаслідок чого кінетична та теплова енергія цієї суміші перетворюється на механічну енергію обертання, що забезпечує рух валів осевого компресора (ОК) і ТВТ. Аналогічним чином газоповітряна суміш передає свою кінетичну і теплову енергію лопаткам турбіни низького тиску (ТНТ), приводячи в обертання ТНТ разом із нагнітачем, що виконує корисну роботу зі стиснення і транспортування газу.

Загальний вигляд газоперекачувального агрегату (ГПА) представлений на рис. 1.2. Він включає такі основні складові: 1 - вхідний повітроочисний пристрій; 2 - масляні радіатори; 3 - авіаційний привід; 4 - вихлопний пристрій з шумоглушником; 5 - нагнітач природного газу; 6 - маслобак агрегату; 7 -

фундаментна металева рама агрегату; 8 - силова турбіна агрегату; 9 – піддвигунна рама.

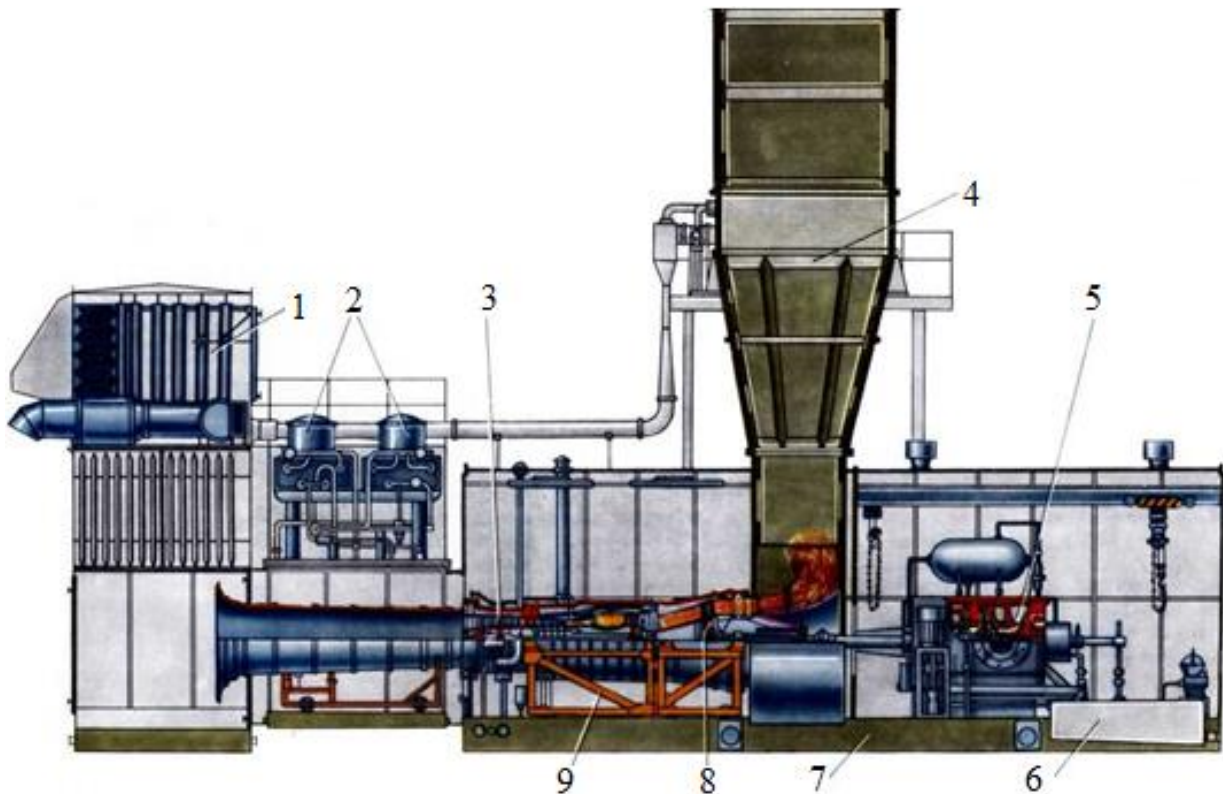


Рисунок 1.2 – Загальна схема конструкції газоперекачувального агрегату (ГПА)

ГПА відрізняються за низкою характеристик, зокрема за одиничною потужністю, типом двигуна (газотурбінні, електроприводні, авіаприводні, газомотокомпресорні), продуктивністю тощо [2]. Зазвичай потужності одного ГПА недостатньо для досягнення необхідного ступеня стиснення та об'ємної продуктивності, тому в складі компресорної установки (КЦ) одночасно працює кілька агрегатів.

Компресорна установка включає кілька газоперекачувальних агрегатів, які можуть бути розміщені у спільних або окремих блоках, а також комплекс систем і споруд, що забезпечують її функціонування: пристрої підготовки газу, вузли підключення, режимні крани, агрегати для повітряного охолодження газу, системи пожежогасіння тощо.

В залежності від типу приводу, конструкції компресора, схеми компоновки та призначення (реконструкція або нове будівництво), агрегат може мати різні модифікації основних складових елементів.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						13
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1.1.2 Призначення допоміжного обладнання

Очищення природного газу від грубих механічних домішок та конденсованої вологи здійснюється за допомогою вертикального масляного пиловловлювача з діаметром умовного проходу (ДУ) 2400 мм і об'ємом 35,4 м³. Основні робочі параметри цього пиловловлювача такі: тиск – 55 кгс/см², температура – близько ±30 °С, середовище – природний газ і масло, гідравлічне випробування – 69 кгс/см².

Газ, що надходить на очищення, потрапляє в камеру пиловловлювача через вхідний патрубок. Внаслідок удару газового потоку об перегородку та зниження швидкості, великі частки пилу та конденсована волога осідають під дією сили тяжіння в нижній частині апарата. Газ із цієї зони проходить через контактні трубки до камери осідання, при цьому захоплюючи масло з ванни. У контактних трубках відбувається промивка газу маслом, яке разом із затриманим пилом стікає вниз.

Далі газ із контактних трубок надходить у циліндричну частину пиловловлювача – камеру осідання, де швидкість потоку суттєво знижується, що сприяє осіданню механічних часток, змочених маслом, на поверхню решітки. Газ і масляний туман піднімаються вгору до жалюзійних сепараторів, де завдяки лабіринтовій конструкції осідає дрібнодисперсна рідина (масло). Очищений газ виходить через верхній патрубок і направляється на фільтри-сепаратори для більш тонкого очищення.

Для ефективного функціонування вертикальних масляних пиловловлювачів, коли підтримується певний тиск, їхня продуктивність залежить від швидкості газового потоку в контактних трубках. Ця швидкість має бути в межах 1-3 м/с.

Перевагою вертикального масляного пиловловлювача порівняно з горизонтальним є високий ступінь очищення (загальний коефіцієнт очистки досягає 97–98 %). Однак він має й недоліки: велика металоємність, наявність рідини та її винесення (допустимо не більше 25 г на 1000 м³ газу), значний

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						14
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

гідравлічний опір (0,35–0,5 кгс/см²), а також чутливість до коливань рівня рідини.

Фільтри-сепаратори являють собою горизонтальні циліндричні ємності, всередині яких розташовані циліндричні фільтри тонкого очищення та пристрої для збору конденсату і вуглеводнів. Наразі їхнє основне призначення – тонке очищення газу.

Осушення газу відбувається в контакторі з діаметром 3200 мм і об'ємом 119 м³. Робочі умови контактора: тиск 55 атм, робоча температура +40 °С, мінімально допустима температура стінки під тиском – -40 °С, середовище – газ і діетиленгліколь. Гідравлічні випробування проводяться при тисках 68,5 атм у вертикальному положенні та 70 атм у горизонтальному.

Принцип роботи установки осушення базується на процесі абсорбції парів води з газу рідким абсорбентом – висококонцентрованим діетиленгліколем. Сирий газ надходить у абсорбери, де в нижній частині встановлені сепаратори для вилучення грубої вологи. У середній зоні газ проходить через 98,5%-вий розчин діетиленгліколю на ковпачковій тарілці, де відбувається осушення до точки роси по воді -10 °С при тиску 5,5 МПа. У верхній частині контактора газ відокремлюється від діетиленгліколю. Осушений газ по газозбірному колектору подається на холодильну установку і далі – до компресорного цеху або в магістральний газопровід. Діетиленгліколь у свою чергу направляється на очищення.

Додаткове обладнання включає регулятори тиску, установку утилізації тепла, конденсатозбірники, очисні споруди тощо.

Регулятори тиску встановлені на вузлах редукування тиску пускового, паливного газу та газу для власних потреб. Паливний газ може подаватися до камер згоряння як із магістральних газопроводів, так і з технологічних комунікацій. Пункт редукування обладнаний автоматичним керуванням із двома паралельно діючими регуляторами тиску, витратомірами і сепараторами. Відбір і регулювання пускового газу здійснюється за аналогією з паливним.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						15
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Конденсатозбірник призначений для збору і відведення конденсату на магістральних газопроводах. Він складається з ємності, розташованої під газопроводом і з'єднаної з ним патрубками та продувною трубою. Видалення конденсату з ємності здійснюється за допомогою тиску газу, що знаходиться в газопроводі.

1.2 Технологічний процес компримування газу за допомогою ГПА

Газоперекачувальний агрегат забезпечує транспортування газу по газопроводу. Газ через всмоктувальний патрубок надходить на вхід двоступінчастого відцентрового компресора, де відбувається його стискання, після чого стиснений газ викидається через нагнітальний патрубок у магістральний газопровід.

У якості приводу використовується стаціонарний газотурбінний двигун авіаційного типу, що працює на перекачувальному газі. Відцентровий компресор є ключовим елементом технологічної лінії, призначеним для підвищення тиску та переміщення газу через компресорну станцію. Газ у компресорі стискається до необхідного кінцевого тиску, що компенсує втрати тиску на ділянці між попередньою станцією та інженерними комунікаціями самої станції.

Очищене повітря, що проходить через повітроочисний пристрій агрегату, подається в осьовий компресор двигуна, де стискається і направляється у блок фільтрів для попереднього очищення від конденсату та механічних домішок. Після цього газ надходить до блоків осушки та підігрівачів, де його температура підвищується до 25 °С. У блоці заборонено застосовувати підігрівачі прямого нагріву газу. Система підігріву паливного газу має містити не менше двох підігрівачів, включно з одним резервним.

Після підігрівача газовий потік розподіляється на три напрямки: імпульсний, пусковий та паливний газу. Імпульсний газ використовується у пневмо-гідравлічних приводах запірної арматури магістральних газопроводів, оскільки великі габарити і маса затворів вимагають застосування енергії

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						16
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

стисненого газу для їх переміщення, яка трансформується в механічну у відповідних приводах.

Осушка імпульсного газу забезпечує запобігання заїданню та обмерзанню виконавчих механізмів при низьких температурах зовнішнього повітря. Після осушки температура точки роси газу за робочого тиску не повинна перевищувати $-55\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Після осушення газ надходить до камери згоряння, де одночасно через спеціальні форсунки впорскується природний газ як паливо. Утворені в камері згоряння гарячі продукти згоряння спочатку направляються на лопатки турбіни компресора, а потім по газопроводу — до силової турбіни.

Потужність турбіни, що приводить в дію компресор, необхідна для його власного обертання, а також для живлення допоміжних пристроїв. Водночас, енергія від силової турбіни призначена для приводу ротора нагнітача та пов'язаних з ним механізмів. Між силовою турбіною та ротором нагнітача встановлений механічний зв'язок за допомогою порожнистого торсійного вала.

Агрегат оснащений різноманітними допоміжними системами, які гарантують надійну роботу при експлуатації на відкритих майданчиках у діапазоні температур навколишнього середовища від $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$ до $+45\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Газотурбінна установка складається з двох механічно незалежних турбін: турбіни високого тиску, що приводить в дію осьовий повітряний компресор, та силової турбіни, що обертає газовий нагнітач. До складу установки входять також повітряний компресор, камера згоряння, повітряний підігрівач, пусковий турбодетандер, а також системи змащення, регулювання, захисту і керування, які забезпечують нормальну роботу і обслуговування агрегату.

Пуск агрегату здійснюється пусковим турбодетандером, що працює на газі магістрального газопроводу. Паливом для двигуна служить природний газ, що транспортується.

Обидві турбіни розміщені в одному литому корпусі з внутрішньою тепловою ізоляцією. Ротор турбіни високого тиску включає в себе монолітний

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						17
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

диск, що фіксується на виступі вала повітряного компресора. Цей вал підтримується двома підшипниками, один з яких виконує роль опорно-упорного. Диск турбіни низького тиску, який також є одновінцевим, кріпиться на виступі силового вала. Він також обертається на двох підшипниках, розташованих в одному корпусі, при цьому один з цих підшипників є опорно-упорним.

Осьовий повітряний компресор має десять ступенів, напрямні лопатки закріплені в литому чавунному корпусі, а ротор барабанного типу оснащений робочими лопатками, закріпленими зубчатими хвостовиками.

Камера згоряння є горизонтальною, прямою, складається з корпусу, фронтального пристрою з пальниками, вогневої частини та змішувального пристрою.

Підігрівач виготовлений із профільованих листів і має дві секції. Продукти згоряння рухаються через підігрівач одним ходом по двокутових каналах, утворених штампованим профілем листів, між якими також циркулює повітря, що підігрівається.

Масляна система агрегату включає головний маслосос, розташований на валу турбіни високого тиску, пусковий і резервний електронасоси, ущільнювальні насоси нагнітача, маслобак (рама турбогрупи), акумулятор мастила, мастилопроводи з регулювальною арматурою, підігрівач мастила та фільтри тонкого очищення.

Система керування, регулювання та захисту агрегату забезпечує:

- підтримку заданої швидкості обертання вала нагнітача;
- підтримку необхідного перепаду тиску між маслом ущільнення і газом у порожнині нагнітача;
- керування операціями пуску та зупинки агрегату;
- захист від небезпечних режимів та умов роботи.

Процеси пуску, завантаження, управління та зупинки агрегату виконуються автоматично з центрального щита або щита безпосередньо на агрегаті.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						18
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1.3 Вплив технічного стану вузлів і елементів ГПА на ефективність процесу управління

Під час експлуатації газоперекачувальних агрегатів (ГПА) виникають різні дефекти окремих вузлів і компонентів, що призводить до зниження загальної надійності агрегату та зменшення ефективності його роботи через невідповідність фактичних режимів експлуатації заданим параметрам. Це пов'язано зі зміною технічного стану ГПА та можливістю появи відмов і аварійних ситуацій.

Згідно з практичними спостереженнями, усі відмови, незалежно від їхньої природи, класифікуються за такими категоріями[3]:

- первинні відмови;
- вторинні відмови;
- помилкові команди.

Первинна відмова елемента характеризується як стан його несправності, що виникає безпосередньо через дефекти самого елемента, і потребує проведення ремонтних робіт для відновлення працездатності. Такі відмови зазвичай виникають при впливах, значення яких перебувають у межах розрахункового діапазону, і зумовлені природним старінням матеріалів (наприклад, утворення тріщин у корпусних деталях через природний знос).

Вторинна відмова схожа на первинну, проте в цьому випадку сам елемент не є безпосередньою причиною несправності [4]. Вона виникає внаслідок надлишкових напружень, що діють на елементи системи, спричинених різними видами навантажень або їх комбінаціями. Прикладом може бути сигнал спрацьовування системи захисту через підвищену вібрацію підшипника, коли система реагує на перевищення граничних параметрів функціонування.

Помилкові команди трактуються як ситуації, коли елемент перебуває у неробочому стані через неправильні управляючі сигнали або зовнішні перешкоди, при цьому зазвичай не потрібне проведення ремонтних робіт для відновлення його функціональності.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						19
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Для оцінки надійності системи та достовірності визначення її фактичного технічного стану важливо враховувати поняття дефекту — це пошкодження (порушення цілісності або правильності регулювання вузлів і агрегатів), яке поки не призвело до втрати працездатності обладнання. Зазвичай після виникнення відмов формуються дефекти та несправності.

Процес пошуку дефекту полягає у визначенні з певною точністю його локалізації в об'єкті або прогнозуванні розвитку на встановленому інтервалі експлуатації агрегату. Ускладнення полягає в тому, що кожен елемент, що бере участь у робочому процесі, зазнає впливу сусідніх компонентів. Ступінь цього впливу визначається структурою системи, тому процес виявлення дефектів обов'язково повинен враховувати ці взаємозв'язки.

Як зазначалося раніше, причинами виникнення відмов у газоперекачувальних агрегатах (ГПА) є дефекти окремих вузлів та компонентів. Найчастіше несправності спостерігаються у таких вузлах [5]:

- робочі лопатки, ротор, направляючі лопатки та діафрагма турбіни;
- підшипники;
- камера згоряння та газоходи гарячих газів;
- робочі лопатки, ротор і направляючі лопатки компресора;
- теплообмінники та вихідні газоходи;
- корпус та ущільнення;
- допоміжні пристрої та системи;
- фундамент та інші елементи

Вихід з ладу лопаток осьового компресора (ОК) відбувається з кількох основних причин:

- динамічні напруження, що виникають під дією циклового повітряного потоку та відцентрових сил, які діють у всіх режимах роботи газотурбінного двигуна (ГТД);
- недостатня конструктивна надійність лопаткового апарату;
- погіршення стану поверхні та порушення правильності посадки лопаток;
- недотримання технології виготовлення.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						20
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Пошкодження лопаток може дестабілізувати роботу осьового компресора та всього агрегату. Хоча це і нечасто, іноді трапляються випадки, коли руйнуються пази лопаток, і їхні фрагменти потрапляють у проточну частину, що викликає значні ушкодження [6].

Зазвичай початком руйнування лопаток є виникнення втомних тріщин, які частіше формуються на вихідних краях, рідше — на вхідних. При оцінці стану лопаткового апарату компресора ознаками металевих ушкоджень можуть бути подряпини, задири та відколи. Недотримання технологічних стандартів виробництва змінює частотні характеристики ротора і статора, розширюючи діапазон резонансних коливань лопаток і сприяючи утворенню тріщин.

Формуванню тріщин також сприяє зрив повітряного потоку, що призводить до появи вихорів на кінцях лопаток, викликаючи їхні коливання. Ці коливання можуть бути згинально-крутильними або пластичними, залежно від частоти резонансних коливань. Отже, при діагностиці лопаток важливо враховувати не тільки максимальне напруження σ_{\max} , а й амплітуду напружень $\sigma_{\max}/\sigma_{\min}$.

Основні чинники, що впливають на розподіл напружень у проточній частині ОК, мають конструктивно-виробничий та експлуатаційний характер. До перших належать випадкові відхилення в геометрії профілю, технології виготовлення та регулювання, до других — нерівномірність повітряного потоку при зміні робочих режимів, різний ступінь зносу окремих лопаток.

Пошкодження лопаток нерідко викликане ерозійним стиранням, інтенсивність якого зростає із збільшенням вмісту пилу в газовому потоці. На рівень зносу впливають також взаємне розміщення направляючих та робочих лопаток ротора і статора, а також властивості механічних домішок. Найбільш схильні до ерозійного зносу вхідні та вихідні кромки, а також верхні ділянки робочих лопаток та лопаток направляючого апарату.

Пошкодження лопаток осьового компресора (ОК) корелює зі значними динамічними навантаженнями, спричиненими циклічними повітряними потоками та нестабільною роботою ОК. У разі стабільної швидкості обертання

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						21
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

та нестабільного функціонування спостерігається зменшення об'єму циклічного повітря при одночасному зростанні ступеня стиснення. Ключові експлуатаційні фактори, що призводять до нестабільності компресора, включають:

- зростання опору у впускній системі через забруднення фільтрів;
- ерозійне зношування лопаток, поява тріщин та відламування направляючих і робочих лопаток, що знижує ефективність компресора ($\eta_{ок}$);
- а також погіршення стану проточної частини внаслідок забруднення лопаткового механізму, що веде до збільшення опору ОК [8].

Втрата стабільності, яка проявляється помпажем, супроводжується підвищенням температури перед турбіною (Т2), зниженням швидкості обертання (n), зростанням споживання паливного газу та збільшенням рівня вібрації ротора турбокомпресора і всього агрегату.

Функціональні порушення дисків турбін можуть бути викликані некоректним монтажем, недостатньою якістю поковок та їхньої механічної обробки, корозією, неадекватним післявиробничим контролем, а також термічним перевантаженням під час роботи.

Високі температури є ключовим фактором, що впливає на стан дисків і лопаток турбіни, провокуючи прогорання, деформації корпусу, появу тріщин у роторах та відколи на робочих і соплових лопатках. Це пов'язано зі зміною політропного ККД турбіни (η_T) та площі її соплового апарату (F_c). Інші значні несправності включають підвищення витоків у високотисковому газоповітряному тракті внаслідок пошкодження лабіринтових ущільнень, а також забруднення та деформацію тракту, що збільшує гідравлічний опір ($\delta_{вз}$) [14, 15, 16].

Серед типових експлуатаційних проблем камери згоряння виділяють:

- Появу термічних тріщин та прогорів у жарових трубах, що обумовлено нагароутворенням на їхніх стінках та на робочих форсунках через неповне згоряння палива (параметр $N_{кс}$), що веде до значних температурних нерівномірностей перед турбіною високого тиску.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						22
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- Забруднення фільтрів та пальників, що спричиняє зменшення споживання паливного газу та зміну температурного режиму робочого тіла на виході з камери згоряння.

Пошкодження, що розвиваються в камері згоряння, можуть мати наслідком подальші ушкодження лопаток і дисків турбіни.

Підшипники опор ротора виходять з ладу при використанні матеріалів з дефектами, порушеннях технології виготовлення та монтажу, несприятливих умовах експлуатації, зриві масляного клина або навіть короткочасній відсутності подачі мастила. Всі ці фактори призводять до поломок.

Основними причинами відмов підшипників є зміна зазорів і посадок, а також недостатня або відсутня подача масла. Зміна зазору відбувається через температурні коливання під час пуску двигуна в холодних умовах, провертання кілець на валу або корпусі через порушення технології складання. При відсутності мастила можливе оплавлення поверхні сепаратора і його гнізда, а при недостатній або переривчастій подачі мастила на бігових доріжках утворюються виразки, гладко укатані поверхні з завальцьованими краями, а наплавлений шар має рівномірну товщину по всьому колу. Це викликає підвищення температури тіл кочення, зменшення зазору, що може призвести до заклинювання і ковзання по біговій доріжці. У результаті відбувається оплавлення матеріалу тіл кочення і його налипання на доріжки, посилений знос кілець і гнізд під тіла кочення.

З досвіду експлуатації відомо, що першою руйнується середня опора підшипника, розташована в зоні підвищених температур. Передні та задні підшипники зазвичай виходять з ладу при тривалій роботі турбіни в умовах недостатньої подачі мастила.

Руйнування середньої опори призводить до осьового зміщення ротора, що викликає збільшення зазору між деталями ротора і корпусу. Це спричиняє інтенсивне зношування як ротора, так і корпусу, а також різке гальмування ротора через зачеплення його лопаток з лопатками направляючого апарату, що може призвести до заклинювання ротора.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						23
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Ротор газотурбінної установки піддається пошкодженням під час роботи в критичних режимах, коли виникає високий рівень вібрації внаслідок резонансних явищ. Це може спричинити появу тріщин на силових стійках корпусних елементів, односторонній знос опор, руйнування сепараторів підшипників, деформації валу, а також заклинювання ротора [9].

Погіршення технічного стану регенератора пов'язане зі збільшенням опору в тракці низького тиску та зростанням витоків робочого середовища через нещільності теплообмінних поверхонь.

Ефективність нагнітача обумовлюється його стабільною роботою, герметичністю системи «масло-газ», а також належним станом упорного підшипника та проточної секції. Аеродинамічні навантаження, що виникають під час нестійкого функціонування, впливають на робоче колесо та опорні підшипники. Це може призвести до їхнього руйнування, збільшуючи опір обертанню та посилюючи вібрацію ротора силової турбіни. Зростання температури мастила є характерним симптомом пошкодження підшипників.

Несправності у системах контрольно-вимірювальних приладів, автоматики, мастильних систем, регулювання, охолодження та подачі паливного газу також можуть спричинити аварійні ситуації і відмови обладнання [10,11].

Основним дефектом ротора турбіни високого тиску (ТВТ) є підвищене торцеве биття, що викликає дисбаланс ротора і, відповідно, збільшення вібрації. Цей дефект найчастіше виникає на роторах, які раніше мали подібні проблеми і були відремонтовані на заводі, що свідчить про незадовільну якість відновлювальних робіт. Первинне торцеве биття з'являється внаслідок дії змінних сил при зачепленні лопаток.

Протягом тривалої експлуатації спостерігається поступове погіршення фізико-механічних властивостей матеріалів, порушення з'єднань окремих вузлів і деталей, зростання статичних, динамічних і теплових напружень у елементах агрегатів. Виникають процеси старіння, зношування, жолоблення та розтріскування матеріалів, що призводить до виходу окремих вузлів і деталей з ладу. Хоча агрегат загалом зберігає працездатність, такий стан розглядається як

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						24
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

поступова відмова, що пов'язана з тривалістю експлуатації і проявляється у погіршенні технічних характеристик.

Негативні наслідки поступових відмов полягають у зниженні потужності і коефіцієнта корисної дії ГПА, збільшенні витрат на відновлення працездатності, а також створенні передумов для виникнення аварійних ситуацій. Найбільшу небезпеку для ГПА становлять раптові відмови, які призводять до руйнування механічної частини агрегату і втрати його працездатності, що вимагає аварійної зупинки для мінімізації наслідків і забезпечення безпеки персоналу.

До найбільш навантажених елементів агрегатів належать осьовий компресор, турбіна, нагнітач і камера згоряння. Їхні деталі працюють під впливом високих статичних, динамічних і теплових навантажень, що визначає надійність механічної частини агрегату в цілому. Надійність ОК переважно залежить від стану лопаткового апарату, на який постійно діють динамічні зусилля від потоку циклового повітря і відцентрові сили власної ваги при всіх режимах роботи ГПА.

Надійність турбіни напряму залежить від функціонування диска турбіни високого тиску (ТВТ) та лопаткового апарату, які експлуатуються в умовах різноманітних навантажень. Особливо критичним температурним режимом для диска ТВТ є запуск, під час якого виникають підвищені термічні напруги. У поєднанні з відцентровими силами це може погіршувати стан вузла кріплення диска на валу та призводити до перевантаження штифтів.

Найбільш небезпечним для лопаток турбіни є режим аварійної зупинки агрегату. У цей момент відбувається відключення камери згоряння, що спричиняє різке зниження температури потоку. Через значну нерівномірність температурного поля виникають високі розтягуючі напруги, зумовлені дією відцентрових сил.

Надійність нагнітача визначається ефективністю робочого колеса, якістю ущільнення «масло-газ» та станом опорного підшипника. Колеса нагнітача зазнають впливу відцентрових сил власної ваги та аеродинамічних навантажень, величина яких залежить від об'ємної продуктивності. За умов низьких витрат і

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						25
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

високих ступенів стиснення можливе виникнення помпажу. В такому режимі на колесо діють значні змінні сили, що провокують різкі коливання тиску та витрати газу. Помпаж може бути спричинений зростанням опору як на вході, так і на виході нагнітача.

Функціональність торцевого ущільнення залежить від різниці тисків, сили стиснення пружини, частоти обертання, температури мастила, а також вібрації ротора.

Функціональний стан камери згоряння має критичне значення для надійності газоперекачувального агрегату (ГПА). Ураження її компонентів призводить до вимушених простоїв, а недоліки в організації процесу горіння скорочують ресурс лопаток турбіни. Основні елементи камери згоряння – жарова труба, екран, змішувач, фронтний пристрій, перекидний патрубок – експлуатуються в умовах підвищених температур і зазнають впливу пульсацій від продуктів згоряння.

Ключовим показником працездатності ГПА є рівень вібрації в опорних системах осевого компресора та турбіни. Однак вібрація підшипників нагнітача не є репрезентативним параметром для оцінки діючих навантажень. Це зумовлено тим, що корпус нагнітача володіє значно вищою жорсткістю та масою порівняно з ротором, відтак коливання вібраційного стану ротора практично не відображаються на рівні вібрації його підшипників.

1. Проведено аналіз причин виникнення відмов у процесі експлуатації, а також класифікація відмов за групами, що є ключовими етапами у дослідженні надійності технічних систем і своєчасній діагностиці.

2. Для зменшення кількості раптових відмов під час нормальної експлуатації ГПА необхідно впровадити системи контролю технічного стану, які дозволять виявляти несправності на ранніх стадіях розвитку за допомогою розширених діагностичних засобів, а також підвищити загальну культуру експлуатації та збір інформації про показники надійності енергетичного обладнання компресорних станцій.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						26
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1.4 Діагностування дефектів вузлів і елементів ГПА

Усі методи діагностики поділяються на віброакустичні та параметричні [13]. Під час роботи газоперекачувального агрегату (ГПА) всі його компоненти, вузли та агрегати зазнають вимушених і резонансних коливань, які залежать від величини та характеру зовнішніх сил, а також від опорно-масових характеристик конструктивних елементів. На ці характеристики, у свою чергу, впливають різноманітні конструктивні, технологічні та експлуатаційні фактори. Зазвичай змушені коливання в системах ГПА мають механічне, аеродинамічне та електричне (у випадку застосування електродвигуна як приводу компресора) походження.

Джерелами механічних коливань є: неврівноважені сили процесу, сили тертя (як кочення, так і ковзання), а також взаємодія конструктивних елементів через пружні зв'язки. Аеродинамічні коливання виникають через змінні сили газового потоку в проточній частині агрегату, що зумовлені пульсацією потоку, нерівномірністю газового потоку в радіальному та осьовому напрямках, змінними імпульсами, створюваними обертовими лопатками ротора, нерівномірністю згоряння палива, вібрацією трубопроводів тощо.

Загалом діагностика ушкоджень за параметрами вібрації конструкцій виконується у три етапи [3]:

1. Фіксація та реєстрація вібраційних сигналів, що виникають під час роботи агрегату, здійснюється за допомогою спеціалізованих датчиків. На цьому початковому етапі збираються вихідні дані, необхідні для подальшого аналізу вібрації, що, по суті, є етапом збору інформації.

2. Первинна обробка сигналів здійснюється за допомогою вимірювальних приладів. Це дає змогу провести початковий аналіз, відбираючи важливі дані та відсіюючи несуттєві.

3. Оцінка технічного стану конструкції є ключовою фазою, на якій експериментальні дані порівнюються з еталонними показниками. Такий аналіз

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						27
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

дозволяє встановити поточний стан системи та, у разі потреби, негайно вжити необхідних заходів.

При дослідженні вібрацій у широкому частотному діапазоні датчик передає сигнали, які містять усі складові спектру коливань, що сприймаються приладом. Він реєструє не лише частоти проходження сигналів, а й модуляції амплітуд. Це дозволяє з високою точністю виявити наявність дефекту або несправності, а також простежити інтенсивність їх розвитку протягом певного часу.

Для визначення зношеного компонента необхідно сегрегувати вібраційні сигнали, які генеруються кожним елементом агрегату. Кожна деталь має притаманну їй дискретну частоту вібрацій, амплітуда яких корелює зі ступенем деградації дефекту. На віброграмі амплітуда проявляється у вигляді піка, котрий перевищує рівень «білого шуму» (спектральний аналіз в обвідній формі) або як окремі імпульси (при лінійному спектральному відображенні). Збільшення цих піків або імпульсів у послідовних спектрах із плином часу свідчить про прогресію дефекту.

Процедури дешифрування віброграм, і, відповідно, локалізації та оцінки рівня розвитку несправності, ґрунтуються здебільшого на зіставленні емпірично або аналітично отриманих графічних зображень вібраційних спектрів із коливаннями, зафіксованими під час діагностичного обстеження об'єкта [14]. Разом з тим, спостерігаються істотні складнощі у тлумаченні вібраційних спектрів за умови взаємопов'язаних відмов, коли ідентифікація вихідної причини однієї з них становить значну проблему.

Тому актуальним є розроблення нових методів, які дозволяють розпізнавати за спектрами вібрації важко розрізнянні несправності.

У параметричній діагностиці виявлення дефектів та несправностей у проточній частині відцентрового компресора (або осьового компресора чи турбіни) не може базуватися винятково на даних вібродіагностики. Хоча вібродіагностика надає приблизно 60% достовірної інформації про стан газоповітряного тракту, цього недостатньо.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						28
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Для своєчасного отримання повної інформації про стан проточної частини та характер газового потоку, потрібно оцінювати поточні параметри газового потоку. Відхилення цих параметрів від встановлених норм може призвести до поломки вузлів та агрегатів компресора. Тому раннє виявлення небезпечних режимів є критично важливим, адже це дозволить запобігти збоям та уникнути аварійних ситуацій.

Визначення технічного стану газового тракту відцентрового нагнітача компресорної установки (або ж осьового компресора з газотурбінним приводом) здійснюється за допомогою методів функціонального діагностування. Вони базуються на аналізі відхилень основних вимірюваних робочих параметрів (ознак) — це називають прямим методом аналізу.

Якщо ж деякі діагностичні параметри неможливо виміряти безпосередньо, їхні значення розраховуються шляхом математичної обробки інших вимірюваних параметрів, що пов'язані з ними фізичними та математичними залежностями. При цьому враховуються можливі похибки вимірювальних систем та методів — це непрямий метод аналізу. Цей підхід дозволяє виявляти лише ті несправності, які спричиняють зміни термогазодинамічних параметрів (таких як тиск, температура, витрата газу) відносно середніх значень, встановлених технічною документацією.

Головна складність моніторингу технічного стану проточного тракту відцентрового нагнітача зумовлена проблематикою математичного моделювання або прецизійної кількісної оцінки внутрішніх процесів пристрою. Це утруднює оперативне та достовірне формування діагнозу.

Параметрична діагностика, згідно з [5,9], полягає у:

- Невпинний або циклічний контроль актуальних показників газового потоку, а також стану проточного тракту.
- Порівняння отриманих відомостей зі стандартними показниками.
- Встановлення кількісних та якісних характеристик відхилень, беручи до уваги потенційні неточності вимірювань.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						29
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- Оповіщення експлуатаційного персоналу компресорного агрегату про наближення функціонального режиму системи до критичних меж (значно раніше спрацювання аварійних систем) або про появу небажаних аномалій у газовому тракті.

Слід підкреслити, що, попри всі труднощі, пов'язані з розробкою методик параметричної діагностики та проведенням розрахунків за створеними математичними моделями, цей метод оцінки технічного стану проточної частини газотурбінної установки та нагнітача, згідно з результатами експериментальних перевірок, демонструє високоякісний результат.

1.5 Штучні нейронні мережі в діагностиці технічного стану ГПА

Одним із перспективних напрямків для діагностики технічного стану газоперекачувальних агрегатів (ГПА) з метою вибору оптимальних режимів їх експлуатації є використання нейронних мереж [15].

Нейронні мережі ефективно розв'язують такі завдання діагностики, як робота з неповними та зашумленими вхідними даними, забезпечуючи при цьому миттєву реакцію. Завдяки їхньому застосуванню вдається суттєво зменшити кількість вимірюваних параметрів, що, своєю чергою, дозволяє скоротити число необхідних датчиків [16].

Побудова діагностичних алгоритмів для ГПА на основі сучасних інформаційних технологій, включаючи штучні нейронні мережі, часто вимагає значних обчислювальних ресурсів. Тому нерідко використовуються спрощені алгоритми, які є менш витратними в реалізації, хоча їхні витрати не завжди є мінімальними.

Інтуїтивні методи розробки діагностичних алгоритмів не гарантують отримання об'єктивного висновку про справжній технічний стан об'єкта. Це підкреслює необхідність створення формальних методів для побудови алгоритмів діагностування технічного стану обладнання. Це особливо важливо для складних систем, що складаються з десятків, сотень і навіть тисяч

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						30
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

функціонально та конструктивно взаємопов'язаних компонентів. Виявлення та усунення несправностей у таких об'єктах інтуїтивними методами може займати багато годин. Застосування ж формальних методів, крім того, дає змогу автоматизувати процеси побудови діагностичних алгоритмів за допомогою обчислювальних засобів.

Ефективність діагностичних процесів визначається не лише якістю самих алгоритмів, але й, не меншою мірою, якістю технічних засобів для їх реалізації. Ці засоби можуть бути апаратними чи програмними, зовнішніми чи вбудованими, працювати в ручному, автоматизованому або повністю автоматичному режимах, а також бути спеціалізованими чи універсальними.

Збір даних про стан об'єкта діагностування — ГПА вимагає застосування надійних зовнішніх та вбудованих апаратних засобів. Вони повинні забезпечувати високу точність вимірювань, автоматичну обробку та документування даних. Це гарантує достовірність результатів діагностики, мінімізує вплив суб'єктивних факторів та спрощує статистичну обробку отриманих результатів.

В даний час у більшості випадків проектування складних об'єктів ведеться без належного врахування систем їх діагностування тобто того, як вони будуть перевірятися та налагоджуватися в умовах виробництва або ремонту, як буде організовано перевірку працездатності, правильності функціонування та пошук дефектів в умовах їхньої експлуатації чи зберігання.

Поява мікропроцесорної техніки радикально змінила підхід до побудови як систем діагностування, так і методів та алгоритмів діагностування. Стало можливим зберігати дані про результати діагностування на будь-якому етапі життєвого циклу обладнання, створювати складні моделі, що спрощують процедури діагностування, виконувати більш широке коло завдань, що охоплює і прогностику, і генезу.

Процес діагностування може бути інтерпретований як особливий управлінський процес, орієнтований на встановлення технічної кондиції об'єкта. Ця концепція цілком узгоджується з сучасним трактуванням управління як

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						31
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

спрямованого впливу на об'єкт керування. Більше того, це однозначно визначає сферу досліджень та функції технічної діагностики в контексті загальної теорії управління.

Ще однією стороною описуваного процесу є одержання інформації. Зазвичай передбачається два підходи. У першому випадку використовуються спеціально встановлювані датчики, орієнтовані лише на виконання процедур діагностування. У другому використовуються датчики, які є невід'ємною частиною об'єкта, що діагностується, та інших датчиків у системі не передбачено. При цьому не обов'язково, що ці датчики дадуть той обсяг інформації, який закладається у методі діагностування. У цьому випадку доводиться використовувати методи відновлення необхідної інформації, вдаючись до допомоги теорії ідентифікації.

Інформаційні системи, що з'явилися останнім часом, які використовують у своєму складі мікропроцесорну техніку, накладають відбиток на вирішення завдань щодо забезпечення якості. Стає актуальним перехід від обслуговування обладнання за регламентом до обслуговування за станом. В останньому випадку є можливість відстежувати стан об'єкта безперервно, накопичуючи дані про стан об'єкта, що, у свою чергу, дає можливість скласти прогноз про стан на найближчу та віддалену перспективу.

Підвищення якості технічних систем, яке вирішується на основі методів комп'ютерної діагностики в сукупності з розвитком методів штучного інтелекту, пов'язане з розробкою нових підходів, що враховують особливості сучасного обладнання та технології (рис. 1.3). Тому вивчення та використання нейронних мереж, нечіткої логіки як засобу штучного інтелекту при вирішенні задач діагностики є дуже ефективними.

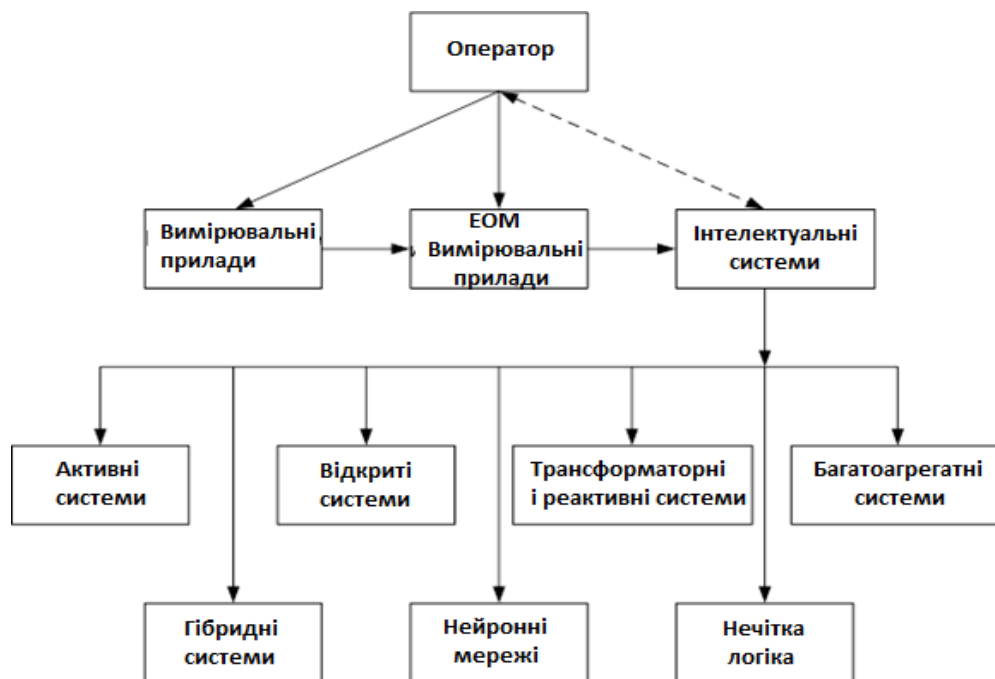


Рисунок 1.3 - До використання інтелектуальних систем для діагностування технічного стану ГПА

При діагностуванні електромеханічних систем інформація з різних контрольних точок надходить у пристрій діагностики, де відбувається аналіз отриманої інформації та оцінюється технічний стан обладнання. Чим більше контрольних точок, тим більше достовірну та об'єктивну інформацію можна отримати про процеси, що відбуваються всередині об'єкта. Але не завжди вся інформація є доступною. Найчастіше потрібне спостереження зміни окремих параметрів, якими визначається несправність об'єкта чи готовність до подальшої роботи.

Найбільшою популярністю під час вирішення завдань діагностики користуються інтелектуальні системи. Важливими особливостями ІС є здатність аналізу та пояснення своїх дій та знань, набуття нових знань та зміна відповідно до них своєї поведінки, забезпечення взаємозв'язку між оператором, ЕОМ та об'єктом. На зміну численним вимірювальним приладам прийшли нові комп'ютерні технології, наслідком розвитку яких є поява нечіткої логіки та нейронних мереж (НС), їх поєднання а також використання різноманітних перетворень при обробці результатів вимірювання технологічних параметрів ГПА та віброакустичних процесів, що генеруються в процесі його роботи.

Сьогодні, завдяки застосуванню передових методів обробки сигналів та підходів штучного інтелекту в галузі діагностики та прогнозування відмов, інтелектуальна діагностика дефектів, здатна навчатися на основі необроблених даних, привернула значну увагу та досягла значного прогресу в останні роки, попит на яку швидко зростає [17].

Інтелектуальні діагностичні підходи на основі даних зазвичай включають алгоритми машинного навчання та обчислювального інтелекту, які здатні вивчати зв'язок між сенсорними даними (входами) та станами системи (виходами), а також розрізняти потенційні відмови об'єктів діагностування.

Метод інтелектуальної діагностики дефектів (відмов) зазвичай включає три основні кроки: 1 - збір даних, 2 - вилучення ознак, 3 - ідентифікацію дефектів.

Враховуючи, що надлишок діагностичної інформації так дискримінаційна здатність моделі можуть суттєво впливати на кінцеві результати розпізнавання дефектів при розробці методів діагностування науковці, в основному, зосереджуються на двох останніх кроках для підвищення діагностичної ефективності своїх моделей. В останні роки було проведено велику кількість досліджень щодо інтелектуальної діагностики дефектів обертових машин, до яких відносяться агрегати ГПА та його елементи (підшипники).

Для завдань класифікації різні інтелектуальні алгоритми, засновані на різних парадигмах навчання, мають потенціал для досягнення достатньої точності діагностування, і значна кількість моделей машинного навчання була використана для інтелектуальної діагностики дефектів. Так, в [18] розробили нову екстремальну навчальну машину (ELM) для діагностики дефектів підшипників кочення, де параметри моделі були оптимізовані за допомогою алгоритму гравітаційного пошуку з дійсними значеннями. Важливі ознаки були вибрані з набору складених ознак за допомогою алгоритму гравітаційного пошуку з двійковими значеннями, і результати показали, що запропонований ними метод досяг значно високої точності класифікації порівняно з традиційними методами. В [19] запропонували уточнену узагальнену багатомасштабну ентропію, яка була поєднана з методом опорних векторів

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						34
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

(SVM) для комплексної оцінки втоми та діагностики дефектів лопатей відцентрового вентилятора. Вчені [20] провели дослідження діагностики несправностей тріщини лопатки відцентрового насоса на основі аналізу головних компонент (PCA) та гаусової змішаної моделі (GMM), а алгоритм максимізації очікувань (EM) був використаний для забезпечення збіжності інтелектуальної моделі під час процесу навчання. У посиланні [21] було використано нову перспективну модель ансамблевого навчання, XGBoost, для об'єднання ознак на основі глибокого навчання та емпіричних ознак для діагностики несправностей підшипників кочення, що дозволило підтримувати надійну продуктивність на наборах даних навіть з різними рівнями шуму.

Слід зазначити, що хоча застосування машинного навчання процвітало протягом останнього десятиліття в інтелектуальній діагностиці дефектів механічного обладнання, використання методів діагностики на основі даних для FDD відцентрових компресорів було відносно обмеженим. Так, в [22] запропонували модель раннього попередження для всього відцентрового компресорного агрегату на основі DNN та прихованої марковської моделі (HMM), яка продемонструвала кращу точність та надійну здатність до узагальнення. У посиланні [23] автори представили байєсівську вейвлет-методологію PCA для діагностики пошкоджень компресора, яка могла б впоратися з невизначеністю під час процесу діагностики. В [24] розробили нову модель CNN під назвою OrbitNet для автоматичної діагностики дефектів турбомашин, ефективність та доцільність якої були повністю продемонстровані. В [25] запропонували метод діагностики дефектів, заснований на навчанні з передачею векторів ознак вібраційного сигналу, де для сприяння вилученню ознак використовувалося вейвлет-паketне перетворення, а для оцінки ознак несправності – алгоритм ReliefF, а метод зважених k-найближчих сусідів (WKNN) – як класифікатор для розпізнавання картини відмов. Запропонований ними підхід був успішно застосований для інтелектуальної діагностики компресорного обладнання.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						35
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Стосовно використання сигналу вібрації для виявлення діагностичних ознак дефектів елементів ГПА, зокрема його початкового помпажу, слід зауважити: по-перше, сигнал вібрації підшипника нечутливий до помпажів компресора на ранній стадії, і сигнал може зазнавати різноманітних перешкод, як внутрішніх, так і зовнішніх, що означає, що важко виділити специфічні характеристики, безпосередньо пов'язані з початковими помпажами, з сигналів вібрації підшипника. Іншими словами, витягнуті ознаки можуть містити нечутливу та непотрібну інформацію для завдань FDD, а надлишкова та заплутана частина ознак може негативно вплинути на точність діагностики несправностей та обчислювальну ефективність. Можна подумати про вилучення багатодомених ознак з вихідних сигналів вібрації, а потім зменшення їх розмірності для об'єднання ознак. Однак, виконуючи цю стратегію, часто не враховують серйозно питання зіставлення інформації. Тому неналежне зменшення розмірності та об'єднання ознак може призвести до втрати ключової інформації та несуттєвої надлишковості інформації, що може суттєво вплинути на подальшу ідентифікацію дефектів. Більше того, багато традиційних моделей машинного навчання (навіть багато найсучасніших моделей класифікації) часто мають тенденцію до надмірного наближення до практичних застосувань, де вибірки є багатовимірними та нелінійно роздільними, і надзвичайно важко впоратися зі складними задачами класифікації за умов частково обмеженої вибірки, різних робочих умов та сильного фонового шуму.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						36
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2. РОЗРОБКА АЛГОРИТМІЧНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО УПРАВЛІННЯ ГПА З ВРАХУВАННЯ ЙОГО ТЕХНІЧНОГО СТАНУ НА БАЗІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

2.1 Штучні нейронні мережі. Вихідні положення.

На основі проведеного в розд.1.4 застосуємо штучні нейронні мережі для діагностування к інтегрованого інструменту діагностики ГПА, здатного кількісно оцінити дефекти компонентів і, зокрема датчиків його основного агрегату - газотурбінної установки (ГТУ). Як було відмічено в розд. 1.2 для зменшення будь-якого негативного впливу на ГТУ під час експлуатації широко використовуються системи діагностики дефектів, відмов і моніторингу стану зокрема, це синхронізована концепція збору даних, аналізу і розробки схеми дій, що дозволить точно контролювати, виявляти, ізолювати і кількісно оцінювати величину дефектів (відмов) за допомогою вихідних результатів. Останнє дає можливість врахувати отримані результати при налаштуванні режимів роботи САУ ГПА. Результати діагностування дають уявлення про стан компонентів ГТУ, виявляючи можливі несправності або збої в роботі систем контролю та АСУ, зокрема датчиків.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) є одним з таких інструментів на основі штучного інтелекту, який вважається придатним для моніторингу стану підсистем газотурбінних електростанцій (ГТ) [26]. Штучна нейронна мережа (ШНМ) може вивчати закономірності за допомогою відповідного адаптивного навчання. Завдяки цій властивості вона добре підходить для моделювання нелінійних і складних процесів моніторингу стану ГТУ.

ANN-модель використовує подібну до людського нейрона концепцію для відтворення зв'язку між входами та виходами лінійних та нелінійних систем [27]. Це набір математичних моделей у вигляді багатовимірних поліномів, що імітують нейронну структуру людського мозку. Складається з декількох наборів взаємопов'язаних штучних нейронів з лінійними або нелінійними передатними

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						37
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

функціями і добре здатна передбачати нелінійну поведінку системи. Він вивчає цей взаємозв'язок за допомогою декількох адаптивних ітераційних процесів (навчання). Отже, їх можна використовувати для прогнозування дефектів як вузлів і елементів ГПА, так і датчиків при належному навчанні. Процес навчання мережі передбачає постійне коригування вагових коефіцієнтів між нейронами до тих пір, поки функція помилки не буде мінімізована; тобто навчання мережі припиняється, коли цільова функція, яка визначає помилку, зменшується до бажаного рівня [28].

Модель ШНМ для системи діагностики ГТУ трактується як серія зважених входів до блоку обробки, який підсумовує входи і вирішує, чи є сума більшою за пороговий рівень, як показано на рис. 2.1.

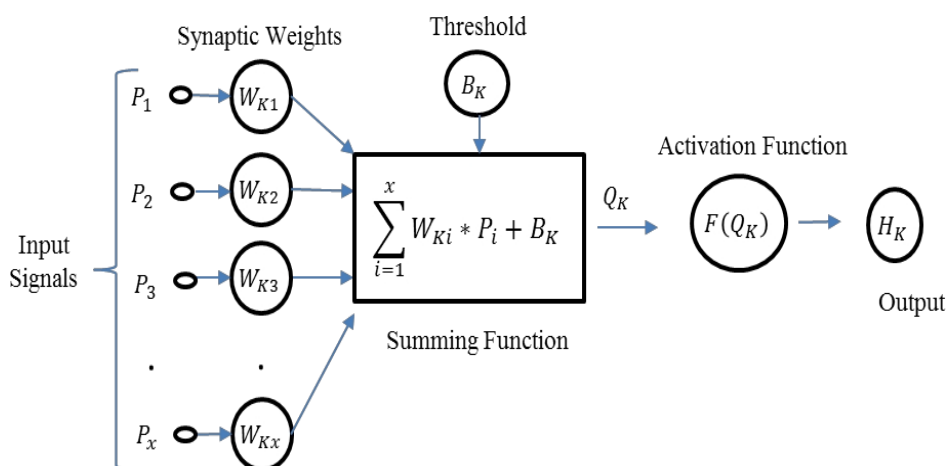


Рисунок 2.1 - Діагностична модель штучної нейронної мережі

$$Q_k = \sum_{i=1}^x W_{ki} P_i + B_k \quad (2.1)$$

$$H_k = f(Q_k) \quad (2.2)$$

Скалярні вхідні дані, отримані з моделі двигуна, представлені як P_i , передаються через синапси, які множать їхню силу на скалярну вагу W_{ki} , щоб отримати скалярний добуток ($W_{ki} P_i$). Коли до системи додається зсув $B_{(k)}$, аргумент створює скалярну функцію підсумовування (Q_k). Ця функція

підсумовування стає аргументом функції активації f , також відома як передавальна функція, що визначає характеристики ШНМ.

ANN навчається на даних, зібраних під час чистої базової лінії та несправної роботи двигуна ГТ. Будь-яка обґрунтована різниця між прогнозами, зробленими навчальною системою, та фактичними виміряними значеннями параметрів на установці є ознакою несправності або деградації компонента або приладів.

Кількість нейронів та шарів у моделі ШНМ залежить від ступеня складності динаміки системи. Продуктивність мережі покращується шляхом інформування про її задані вихідні дані за допомогою петлі зворотного зв'язку, яка складається з передавальної функції. Петля зворотного зв'язку використовується для коригування параметрів мережі з метою покращення прогнозування виходу системи відносно бажаної мети.

Процес навчання в ШНМ може бути керованим або некерованим, залежно від того, чи задається цільовий вихід протягом періоду навчання. У контрольованому випадку вхідні та вихідні дані зазвичай зіставляються, тоді як при неконтрольованому навчанні мережа кластеризує схожі набори вхідних даних.

2.2 Дефекти компонентів і давача газотурбінної установки

Одновальна ГТУ складаються з компресора, камери згоряння і турбіни. Коли газові турбіни зношуються в результаті забруднення або ерозії, ефект проявляється в зниженні ефективності компонентів газової турбіни та зменшенні масової пропускної здатності. Враховуючи відсутність статистичних даних по дефектах елементів ГТУ провели їх моделювання шляхом імплантації дефектів на адаптивну модель еталонної установки.

Взаємозв'язок між реальними і змодельованими дефектами реалізується шляхом встановлення певних співвідношень між ефективністю елементів ГТУ і масовою пропускною здатністю, які є репрезентативним ефектом забруднення компресора і ерозії турбіни.

Рівень дефектів, що для компресора та турбіни, показано в табл. 1. Це

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						39
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

реалізовано в симуляторі шляхом зменшення ефективності та пропускної здатності компонентів з кроком 0,5%. Для турбіни пропускна здатність була імплементована з несправністю шляхом її збільшення для представлення ерозії турбіни.

Таблиця 1 Несправності компресора та турбіни

	Рівень дефекту (несправність) (%)
Пропускна здатність компресора Γ_c	0.5
Ізотропний ККД компресора (η_c)	Від 0.5 до (-6)
Пропускна здатність турбіни Γ_t	Від 0.5 до (+6)
Ізотропний ККД турбіни (η_t)	Від 0,5 до (-6)
Комбінований	Від 0,5 до (± 4)

Ефективність роботи ГТУ залежать від точних і надійних показань датчиків для цілей управління та моніторингу двигуна. Коли датчики виходять з ладу через з ряду причин, помилки вимірювання контрольованих технологічних параметрів ГТУ стають неминучими під час роботи газової турбіни, що може призвести до неоптимальної роботи ГПА. Таким чином, оперативне виявлення дефектів датчиків є важливим для функціональності та доступності ГТУ.

В роботі дефекти датчиків були внесені в адаптивну модель ГТУ з метою застосування мережі ANNDS для виявлення, класифікації та кількісної оцінки величини внесених дефектів. Шість вибраних вимірювальних наборів були зашумлені з використанням рівняння (2.3)

$$FS = Sb + \Delta Sb, \quad (2.3)$$

Де FS - помилка вимірювання, Sb - базова лінія вимірювання без шуму, а ΔSb - рівень шуму або введеного зсуву.

Рівень змодельованих дефектів та діапазон неповторюваності датчиків, для якого вони можуть вважатися такими, що дають помилкові показання, показано в Таблиці 2

Таблиця 2 Характеристики дефектів датчика

	Описи	Діапазон неповторюваності	Рівень несправностей (%)
P3	Тиск нагнітання компресора	± 0.5	$\pm(1to 7)$
T3	Температура на виході з компресора	± 1	$\pm(1.2to 7)$
FF	Витрата палива	± 0.5	$\pm(1to 5)$
P7	Тиск на виході з турбіни	± 0.5	$\pm(1to 7)$
T7	Температура на виході з турбіни	± 1	$\pm(1.2to 7)$
PCN	Швидкість обертання валу	± 0.1	$\pm(0.2to 3)$

Для того, щоб оцінити стан змодельованої ГТУ і встановити діагноз щодо виявлених дефектів необхідно мати дані, які пов'язують вимірювання газового тракту двигуна з незалежними параметрами продуктивності при номінальному стані і кількості дефектів, що охоплюють всі можливі варіанти, які можуть мати місце.

Вище було відмічено, що через відсутність реальних даних по ГТУ в режимі реального часу, скористаємося моделлю роботи газової турбіни для отримання необхідних даних з метою застосування в системі діагностики на основі штучних нейронних мереж (ANNDS).

При вирішенні поставленої задачі – оцінки комплексної діагностики стану елементів (давачів) ГТУ з використанням ANNDS потрібно:

- здійснити адаптивне термодинамічне моделювання еталонного газотурбінного двигуна;
- провести оптимальний підбір в и м і р ю в а л ь н и х комплектів з метою визначення оптимальних комбінацій, які будуть ефективними для діагностики бажаних дефектів;
- внести дефекти в модель двигуна і генерувати дані для покриття всіх можливих матриць дефектів в роботі компресора, турбіни і датчиків;
- розробити ANN-діагностичну структури потоку даних;

- провести навчання, тестування та аналіз ефективності мережі.

При проведенні дослідження всі мережі навчалися за допомогою керованого навчання. Навчання ШНМ проводилося в інструментарії нейронних мереж MATLAB.

2.3 Проведення збору наборів даних для навчання штучних нейронних мереж

Метою збору даних є отримання параметрів роботи, які представляють всі класи дефектів, що аналізуються, через датчики по всьому газовому тракту двигуна і перетворення отриманих даних у формати, які були б корисні для системи діагностування. Правильний вибір наборів вхідних параметрів для точного прогнозування наборів вихідних параметрів є особливо важливим для будь-якої системи діагностування на базі ШНМ. Отримання правильних наборів вимірювальних параметрів було досягнуто шляхом спостереження за чутливістю вимірювальних параметрів до змін показників працездатності компонентів (пропускної здатності та ККД). Параметри вимірювання з високою чутливістю є бажаними, оскільки вони є легкими індикаторами погіршення стану і не так легко піддаються впливу шуму або невизначеності.

На рис. 2.2 показано розташування датчиків, вибраних для збору реальних і дефектних даних, які будуть використані для діагностування ГТУ.

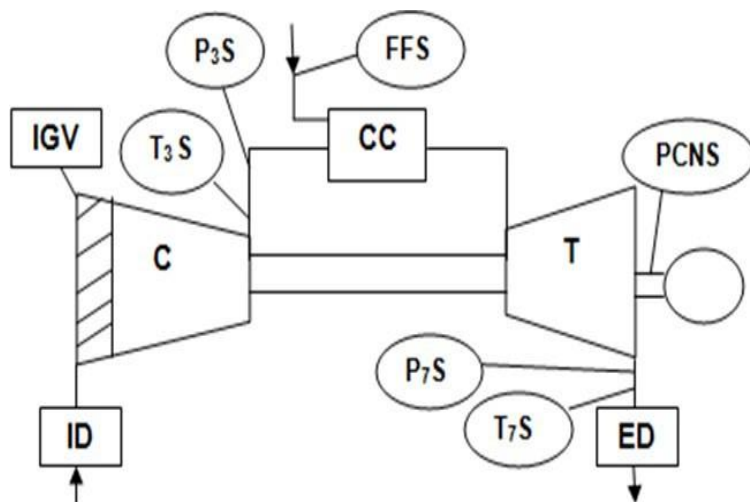


Рисунок 2.2 – Місця розташування датчиків на корпусі ГТУ

Таблиця 2.3 Розподіл оброблених даних

	Кількість зразків шаблонів
Чистий	1000
Компресор	4320
Турбіна	4320
Компресор і турбіна	8192
Датчики	7176
Всього	25008

2.4 Опис системи діагностування дефектів ANN

Концепція ANNDS полягає в розпізнаванні сигнатури дефекту, якщо вона існує в межах вимірюваних параметрів двигуна. Якщо ознака дефекту розпізнана, система повинна бути в змозі визначити, до якого елемента ГТУ або датчика вона відноситься. Після того, як елемент або датчик ідентифіковано, система діагностування повинна дати кількісну оцінку, надаючи прогноз щодо рівня дефекту.

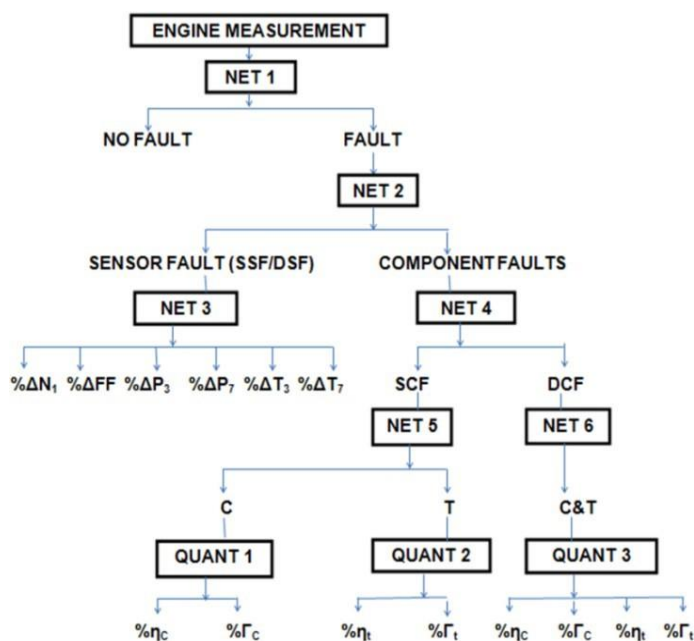


Рисунок 2.3 - Вкладена структура ANNDS для GT-PG9171ER

Діагностична структура ШНМ, яка була використана, наведена на рис. 2.3. Використання єдиної мережевої структури було б нереальним через кількість цілей та розмір бібліотеки даних, необхідних для цього аналізу. Тому було використано вкладену структуру [29], так що кожній мережі призначено цільову функцію, що робить діагностичний інструмент дуже ефективним. У першу мережу, позначену як NET1, подаються всі нормалізовані дані, згенеровані як для елементів ГТУ, так і датчиків, де вони класифікуються як «справні або дефектні» дані. Всі шаблони, визначені як дефектні, подаються в мережу NET2, тоді як дані «справні» не потребують подальших діагностичних дій. Це означає, що вхідні дані відповідають необхідному вихідному порозу чистих даних. У NET2 виявлені вхідні дані класифікуються як дефекти датчиків або елементів. У разі дефекту датчика дані подаються на NET3 для кількісної оцінки.

Відхилення кількісних даних від чистих даних вказує на величину зсуву або шуму, присутнього в кожному датчику. З іншого боку, дані, класифіковані як компонентні дефекти в NET2, подаються на NET4. У NET4 шаблони даних складаються з одно- та двокомпонентних дефектів.

Цільова функція NET4 - класифікувати дефекти і передати їх до NET5 або NET6. Однокомпонентні дефекти виявляються NET5, де шаблони ізолюються як дефекти компресора або турбіни. Успішно ізольовані дефекти елементів передаються на QUANT1 і QUANT2 для кількісної оцінки відхилення від базової лінії шляхом визначення змін в ефективності компонентів і деградації пропускної здатності.

Аналогічно, NET 6 передає двокомпонентні дефекти на QUANT3 для подальшої кількісної оцінки відхилення.

Основною вимогою до кожної з визначених мереж є адекватна здатність представлення дефектів, пропорційна кількості обраних параметрів, та наявність достатньої кількості навчальних даних, які покривають всі очікувані діапазони роботи мережі.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						45
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

2.5 Архітектура, навчання і алгоритм мережі та її продуктивність

Архітектура мережі визначає структуру, в якій організовані нейрони мережі. Для дослідження було використано архітектуру багат шарового прямого поширення (MLFFBP) для діагностування дефектів компонентів та архітектуру автоматичної асоціативної нейронної мережі прямого поширення (AAFFNN) для діагностування дефектів датчиків. Під час навчання MLFFBP вхідні дані передаються через мережу, шар за шаром, і за допомогою функції активації обчислюється набір вихідних даних. Обчислені вихідні дані порівнюються з цільовими вихідними значеннями. Похибка від цього порівняння прогнозованого (розрахованого) та цільового виходу є зворотним зв'язком для мережі, який спонукає до динамічного коригування ваги та зміщення з метою зменшення рівня похибки. Цей ітераційний процес триває до тих пір, поки не буде досягнуто мінімально прийнятної рівня помилки, що означає, що вихідна реакція буде ближчою до цільового набору. Кожна ітерація всього набору даних називається Епохою. Динамічне налаштування синаптичної ваги коригується за допомогою (2.5). Кількість шарів і вихідних вузлів, що використовуються в цій роботі, встановлюється на основі завдання, яке має виконувати кожна мережа в структурі ANNDS.

$$\Delta W_{ij}(n)^{(m)} = \eta \times d_j(n) \times y_i(n) + \alpha \Delta W_{ij}(n)^{(m-1)}, \quad (2.5)$$

де $\Delta W_{ij}(n)$ - вагова корекція, η - параметр швидкості навчання, $y_j(n)$ - вхідний сигнал j вузла. $\delta_j(n)$ - локальний градієнт, α - коефіцієнт імпульсу і m - кількість ітерацій.

Головною відмінною рисою AAFFNN є те, що він містить шар вузького місця, який має нелінійну передавальну функцію, а вхідні та вихідні значення є однаковими. Вся фільтрація шуму досягається на ділянці відображення (між входом і шаром вузького місця). Після того, як внутрішні стани визначені в процесі відображення, виконується частина демарпінгу, за якою слідує декодування вузлів вузького місця у вихідні шари

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
						46
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Матриця плутанини (МП) - показує кількість паттернів, класифікованих точно (РСА), і кількість паттернів, класифікованих неточно (РСІ). Представлено у відсотках.

Регресія - показує, наскільки близько вихідні дані мережі відповідають цільовим вихідним даним. Значення регресії, близьке до 1, виправдовує навчання мережі.

Стандартне відхилення (σ) - використовується для оцінки розподілу помилок прогнозування в кількісних мережах, тобто різниці між цільовими та прогнозованими значеннями.

2.6 Дослідження розробленої штучної нейронної мережі для діагностування елементів і давачів ГПА

Проведемо аналіз того, як кожна мережа тренується, щоб задовольнити вимоги ANNDS. Так, мережі NET1, NET2, NET4, NET5, NET6 - призначені для класифікації, а мережі NET 3, QUANT1, QUANT2, QUANT3 - для кількісної оцінки дефектів.

Мережа NET1. Мета цієї мережі полягала в тому, щоб точно класифікувати всі дані вимірювань двигуна на дефектні та «без дефектні». Ця мережа була навчена на 25008 даних з 6 наборів вимірювань, що включали як дефектні, так і вірні дані, як показано в табл. 2.3. Цільовий вихід для цієї мережі було задано як двійковий (0, 1). Коли немає «дефектів», цільовий вихід стає "0", а коли є дефект, вихід встановлюється як "1". Після 220 ітерацій (Epoch) навчання, валідації та тестування з використанням різних архітектур (наприклад, 6-15-1), найкраща ефективність класифікації збіглася з найменшим MSE 0,0075, здатністю до узагальнюючої класифікації 99% (шаблон класифіковано точно) і 1% невірно класифіковано. З 99% правильно класифікованих шаблонів NET1 виявив 95,7% (23923) як помилкові і 3,3% (837) як чисті ("без помилок"), як показано в табл. 2.3.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		48

Результати тестування мережі показані на рисунках 2.4-2.6, які продемонстрували її здатність обробляти великі обсяги даних за наявності шуму і при цьому задовольняти поставленим завданням.

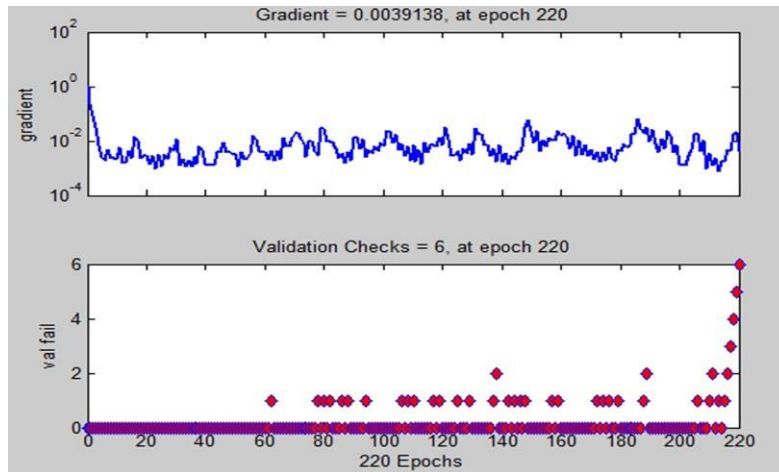


Рисунок 2.4 - Стан навчання мережі NET1

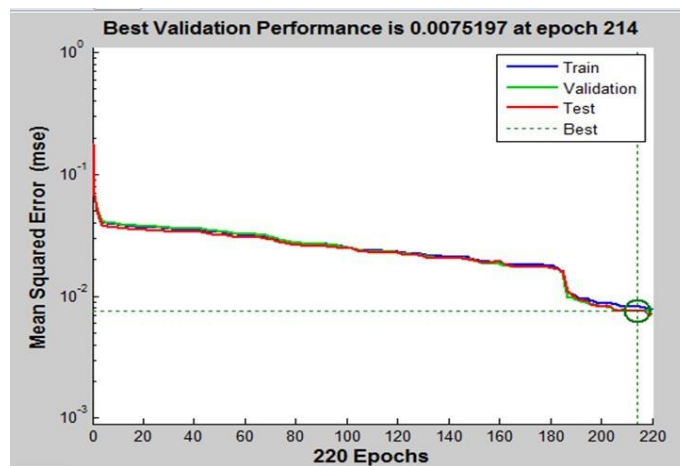


Рисунок 2.5 Перевірка мережі NET1

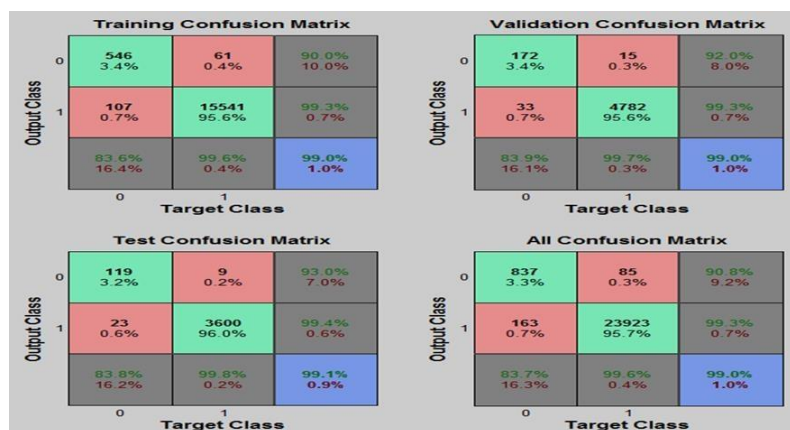


Рисунок 2.6 - PCA NET 1

Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Мережа NET2. Встановлений шаблон дефектів з NET1 передається в цю мережу, де ізоляція шаблону дефекту класифікується як дефект датчика або елемента ГТУ. Для навчання, валідації та тестування цієї мережі було використано 24008 зразків. Цільовий вихід був встановлений на рівні (1 0) для дефектних компонентів і (0 1) для дефектного датчика. Подібно до NET1, для зіставлення вхідних даних з цільовим виходом було використано правило навчання з масштабованим спряженим градієнтом. Результат тестування мережі після 221 навчальної ітерації показано на рис. 2.7-2.10. 97,5% були класифіковані точно, з них 29,9% (7168) - дефекти датчиків, 67,7% (16232) – дефекти елементів ГТУ і 2,5% (608) не були розпізнані (неправильно класифіковані) в жодному класі дефектів.

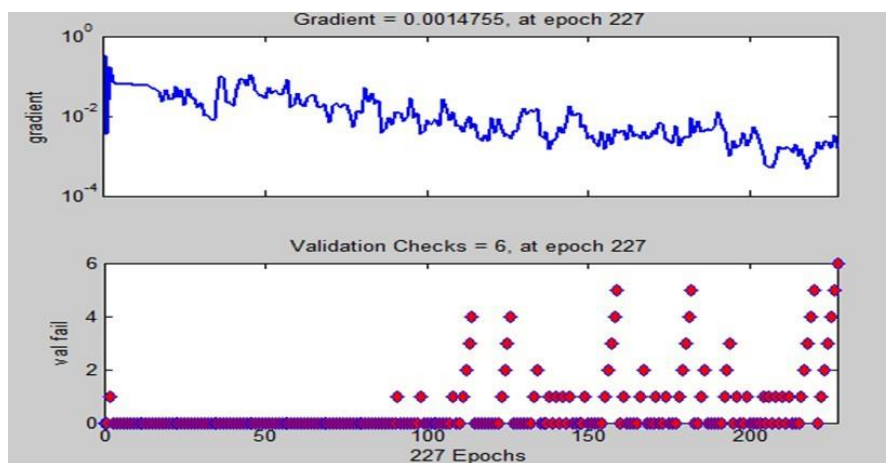


Рисунок 2.7 - Стан навчання мережі NET2

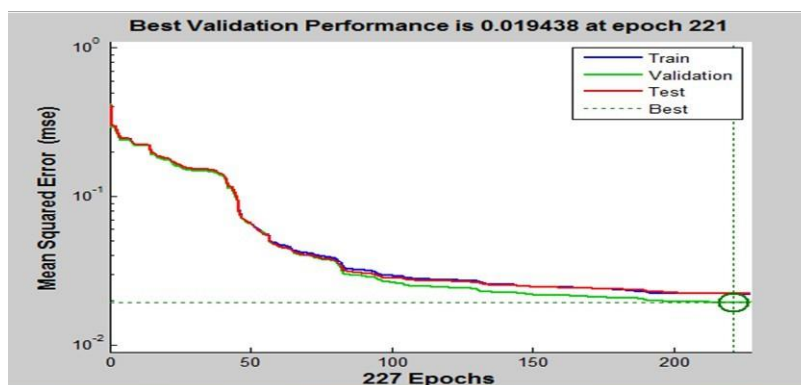


Рисунок 2.8 - Перевірка мережі NET2

Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

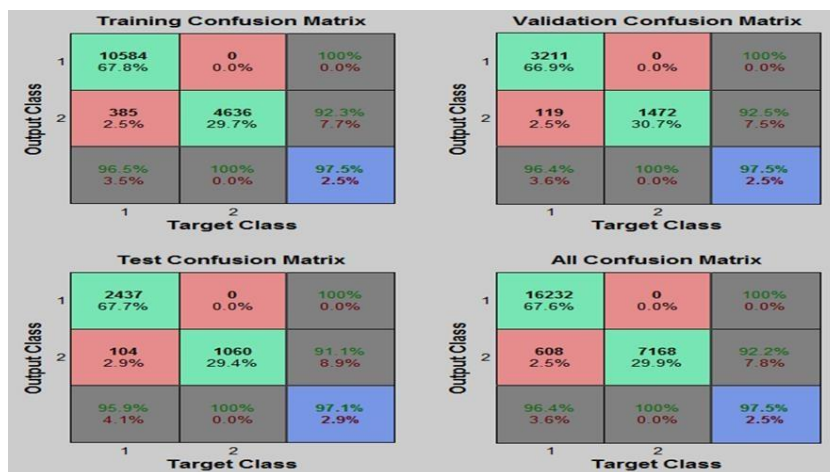


Рисунок 2.8 - PCA для NET2

Мережа NET3. Вище було відмічено, що ця мережа ізолює несправності датчиків і кількісно оцінює кількість даних від кожного датчика, який було визнано несправним і який знаходиться в межах його порогового значення. Для навчання цієї мережі було використано AANN з правилом навчання Лавенберга-Марквардта. Кількість вузлів для вхідного та вихідного шарів визначалася розміром вхідного вектора. Таким чином, 6 вузлів (нейронів), що представляють вибрані набори вимірювань, було використано як вхідні та цільові параметри. Визначення відповідної кількості вузлів для прихованого шару було непростим завданням, оскільки замала кількість вузлів означає, що мережа не зможе належним чином ідентифікувати нелінійні кореляції між вхідними та вихідними параметрами, а також між цільовими параметрами значення, приховані вузли та вихідні дані.

Занадто багато вузлів також може призвести до "перевантаження" мережі. Однак, після кількох випробувань, було обрано архітектуру 6-15-3-15-6, яка забезпечує найкращі показники ізоляції та мінімальну похибку. Загалом для навчання та тестування було використано 7176 вимірювань несправних датчиків. Першим кроком було виокремлення дефектів кожного окремого датчика (P3, T3, FF, P7, T7, PCN) з набору. Це вимагало від NET3 виконання завдання класифікації. Результати показали, що 83% були точно класифіковані, а 17% були класифіковані неправильно з середньоквадратичним відхиленням (MSE) $3,2 * 10^{-8}$.

Наступним кроком є кількісна оцінка помилкових даних датчика. Для цього було встановлено два пороги для різниці між вхідним та вихідним вектором. Коли MSE знаходиться між першим і другим порогом, сума похибок зважується на неповторюваність вимірювання і порівнюється.

Якщо похибка більша за поріг, то більше відношення похибки до неповторюваності ізолює похибку датчика. Цільовий вихід був встановлений на значеннях, отриманих, коли двигун не мав шуму або зсуву. Отже, продуктивність оцінюється на основі відсотка виходів, які були встановлені в межах рівня шуму.

Цей процес було повторено для всіх датчиків. Щоб уникнути повторень, у таблиці наведено лише результат для датчика T7. Зразки, імплантовані з помилкою, повинні виходити за межі порогу помилки $\pm 1,0\%$, але в межах рівня помилки імплантації, як показано в табл. 2. 2. Результати показують, що в середньому 93,6% даних вийшли за межі порогу помилки, що свідчить про дефект датчика даних. Правильно виявлені, але такі, що мають бути в межах рівня помилки, були невірно підраховано.

Мережа NET4. Цю мережу було навчено ізолювати типи несправностей компонентів, як описано в розділі 3.2. Для навчання, валідації та тестування було використано 16832 зразки. В якості цільового виходу було встановлено два вихідні вузли, представлені як (1 0) для однокомпонентних дефектів (SCF) і (0 1) для двокомпонентних дефектів (DCF). Як і в попередньому обговоренні, архітектура 6-18-2 продемонструвала найкращу ефективність навчання: 45,6% вхідних сигналів було точно класифіковано як SCF, 45,9% - як DCF і 8,5% - як неправильно класифіковані з MSE 0,0606. Результати узагальнення підтверджують здатність мережі ізолювати несправності компонентів, як показано на рис. 2.9-2.11.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		52

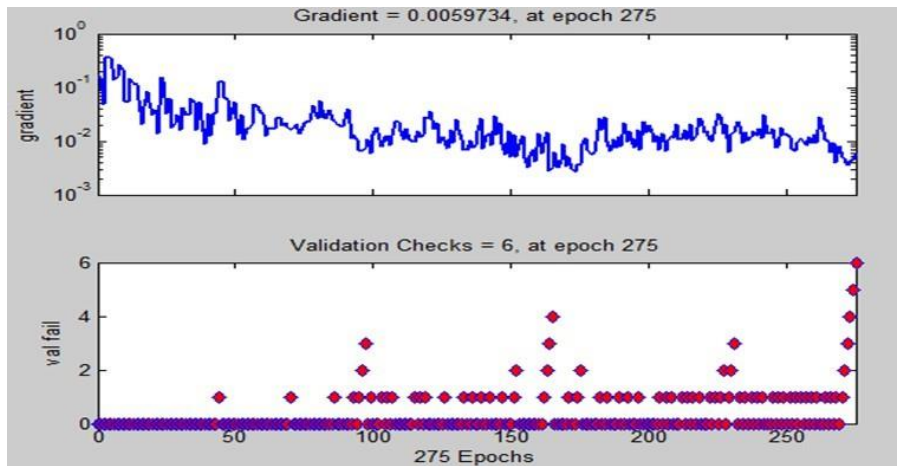


Рисунок 2.9 - Стан навчання мережі NET4

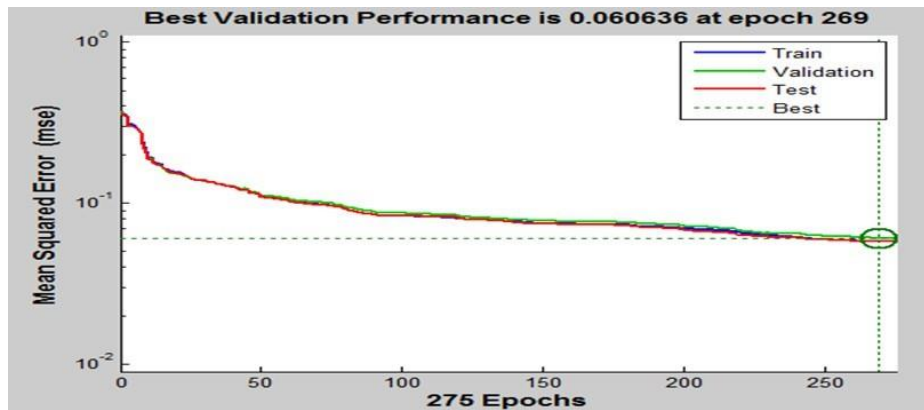


Рисунок 2.10 - Перевірка мережі NET4

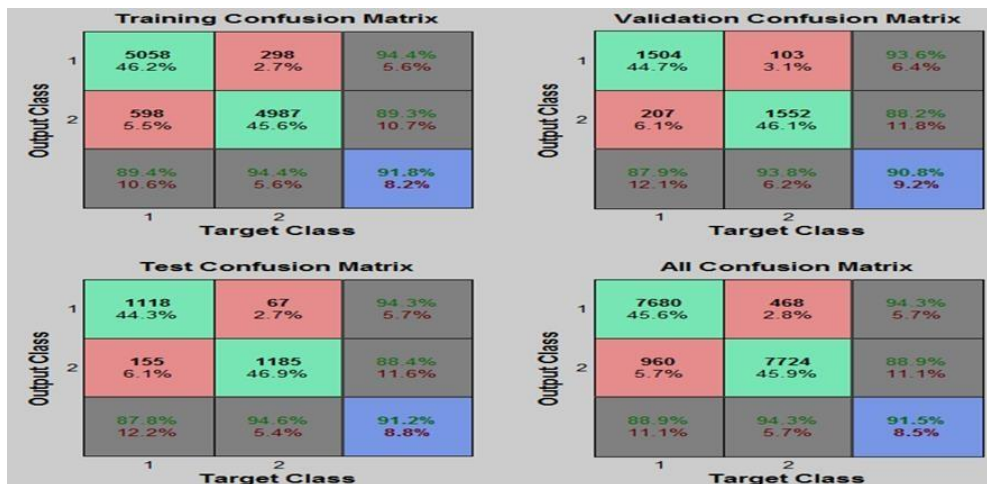


Рисунок 2.11 - РСА для NET4

Мережі NET5 та NET6. Обидві мережі були навчені за допомогою правила спряженого градієнтного навчання. Для NET5 цільовий вихід був встановлений так само, як і для NET4, але в цьому випадку (1 0) для дефектів компресора і (0 1) для несправності турбіни. Результати роботи NET5 показали 37,6% PCA для дефектів компресора, 41,7% для дефектів турбіни і 20,7% невірно класифікованих з MSE 0,1251. NET6 була розроблена для розпізнавання DCF з цільовим виходом (1 0), де 1 - дефектний DCF, а 0 – «справний DCF». Дані з обох мереж далі подаються в мережу QUANT для кількісної оцінки дефектів. Результати NET5 і NET6 показані в табл.2.4

Таблиця 2.4 Ефективність класифікаційної мережі

	Мережа	Вибрана архітектура	Продуктивність			
			PCA (%)		MSE	RMSE
			NF	F		
			3.3	95.7		
1	NET 1	6-15-1			0.0075	0.0885
2	NET 2	6-15-2	SF	CF	0.0194	0.1465
			29.9	67.8		
3	NET4	6-18-2	SCF	DCF	0.0587	0.2422
			45.6	45.9		
4	NET 5	6-10-2	C	T	0.1252	0.3537
			37.6	41.7		
5	NET 6	6-10-2	100	-	0	0

QUANT1, QUANT2 & QUANT3. Мета цих мереж для кількісної оцінки дефектів полягає в тому, щоб мати можливість наближено оцінити вихід на основі набору отриманих даних. Мережі були навчені виявляти та оцінювати величину погіршення стану дефектного компонента (компонентів) з точки зору деградації ізоентропійної ефективності та пропускної здатності.

Мережа QUANT1 призначена для кількісної оцінки дефектів компресорів, QUANT2 - для дефектів турбін, а QUANT3 - для двокomпонентних дефектів.

Процеси цих мереж подібні, тому, щоб уникнути повторень, мережа QUANT1 описана разом з іншими мережами QUANT, а результати представлені відповідно до цільової функції кожної мережі. Для навчання кожної мережі використовувався "*nftool*" MATLAB з алгоритмом FFBR та алгоритмом Левенберга-Марквардта. Як і в попередніх обговореннях, для кожної мережі QUANT було випробувано різні архітектури, щоб отримати найкращу продуктивність мережі. Кожен цільовий вихід QUANT також відповідає рівню погіршення стану компонента(ів) з точки зору зміни ізоентропійної ефективності та пропускної здатності, що охоплює весь діапазон імплантованого погіршення стану, як описано в табл. 2. 1.

Оцінка кожної мережі QUANT була отримана за допомогою статистичних кореляцій між отриманим виходом мережі та цільовим виходом. Відносна похибка, яка дає нормалізовану різницю між обома згаданими результатами, була розрахована для ізоентропійної ефективності та пропускної здатності відповідно. Також було розраховано середнє значення і стандартне відхилення відносних похибок для кожного погіршення продуктивності (η і Γ), і встановлено пряме порівняння між ізотропною ефективністю і пропускною здатністю шляхом отримання відсоткової відносної похибки, як показано на рисунках 14 і 15.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		55

Отримане значення стандартного відхилення було використано для визначення кількості даних, які знаходяться в межах 1σ , 2σ та 3σ середньої похибки. Оцінки з найменшими стандартними відхиленнями вважаються сприятливими для прогнозування величини зносу компонента.

Результати QUANT1, представлені в таблиці 5 після тестування різних архітектур, показують, що архітектура 6-18-2 мала найменше стандартне відхилення і передбачила близько 95% даних з точністю до 2σ як для ефективності, так і для пропускної здатності. Побудова гістограми відсоткової відносної похибки для ефективності та пропускної здатності мережі, як показано на рисунках 14 і 15, показуючи, скільки даних лежить близько до середньої похибки. На гістограмі це представлено значеннями, близькими до нульової відмітки.

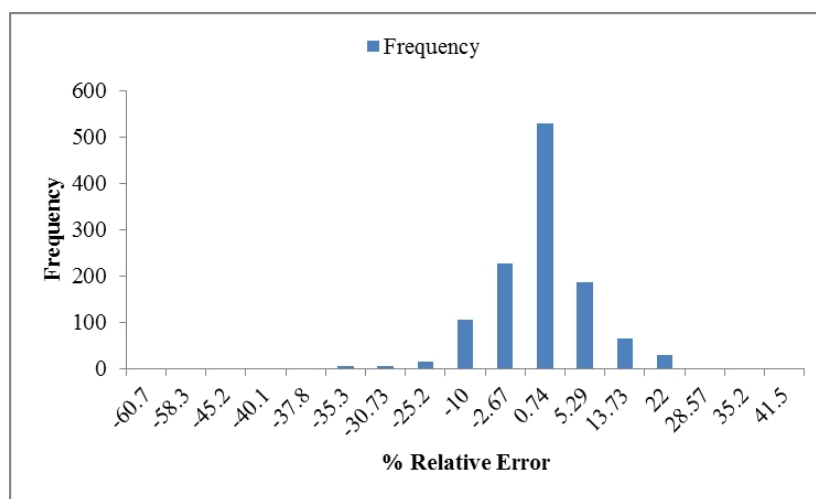


Рисунок 2.14 - Гістограма відносної похибки для мережі QUANT 1 (6-18-2) при прогнозуванні пропускної здатності

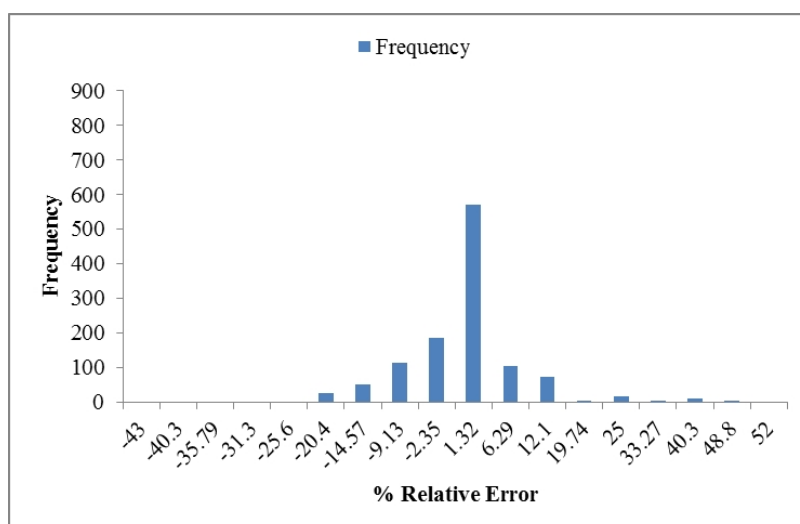


Рисунок 2.15 - Гістограма відносної похибки для мережі QUANT1 (6-18-2), що прогнозує ізентропійну ефективність

Видно, що мережа QUANT1 показує краще передбачення пропускної здатності, ніж ізентропійний ККД, через випадки з великою відносною похибкою апроксимації для ізентропійного ККД.

Узагальнені результати ANNDS представлені в Таблиці 4 і Таблиці 5,

Таблиця 4.5 Ефективність мережі кількісної оцінки

	Мережа	Вибрана архітектура	Продуктивність	
			MSE	RMSE
1	NET 3 Isolate	6-15-3-15-6	4×10^{-8}	0.0002
2	NET3 T ₇	6-15-3-15-6	0.0475	0.2141
3	QUANT1	6-18-2	0.0145	0.1207
4	QUANT2	6-15-2	0.0082	0.0906
5	QUANT3	6-15-4	0.0368	0.1919

які показують продуктивність мереж класифікації та мереж кількісної оцінки. NET 1, NET 2, NET 4, NET 5 і NET 6 є класифікаційними мережами, а QUANT1, 2, 3 і NET 3 - кількісними мережами.

Мережі класифікації відіграють важливу роль у вкладених ANNDS, якщо класифікація не дає задовільного результату; стає важко отримати значущу кількісну оцінку рівня несправності. Класифікаційні мережі були оцінені за показником успішності розпізнавання та ізоляції зразків шаблонів. На рис. 2.15 показано, що мережа класифікації досягла точності понад 75%. NET 5 показала найнижчі результати, що пов'язано з труднощами оцінки серйозності несправності, коли більше одного компонента деградує з подібною величиною сигнатури несправності. Кількісні мережі оцінювалися не на основі PCA, а на основі стандартних помилок, і порівняння їх продуктивності показано на рис.2.16.

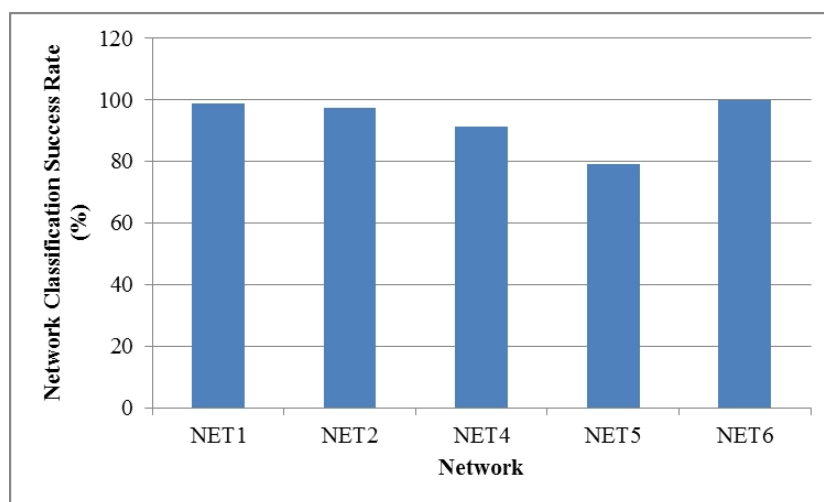


Рисунок 2.15 - Здатність класифікаційної мережі до узагальнення

Прогнозування діагнозу представлено з 2σ довірчим інтервалом, який було обчислено на основі великої кількості валідаційних вибірок за період навчання. Менша помилка 2σ означає, що мережа може передбачити більше точно, тоді як велика 2σ похибка означає, що довірчий інтервал цього прогнозу буде розкиданим, а отже, погана оцінка мережі. Результат показує, що пропускна здатність має кращі прогнози з мінімальним стандартом відхилення від середньої похибки, ніж ізентропійна ефективність більшості кількісних мереж. Це було оцінено з використанням 2 стандартних відхилень (2σ) відносної похибки між виходом мережі та цільовим виходом як представлені на рис. 2.16.

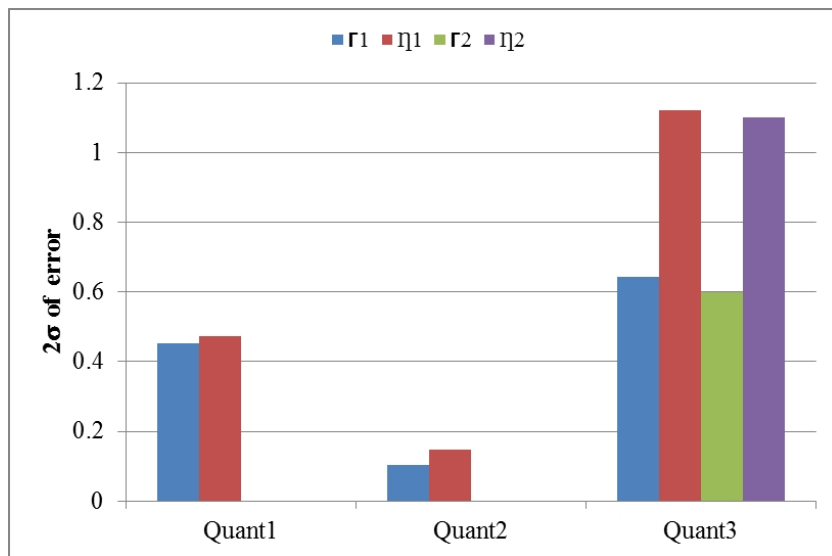


Рисунок 2.16 - Здатність мережі кількісної оцінки до узагальнення з використанням 2σ помилки прогнозування

Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

Результати також показують, що кількісна оцінка однокомпонентних несправностей є більш точною, ніж двокомпонентних. Це пояснюється тим, що продуктивність ШНМ залежить від складності проблеми. QUANT2 показав найкращі результати з найменшою стандартною похибкою.

Результати з NET3 для ізоляції та оцінки несправностей датчика, які лежать між пороговим рівнем шуму $\pm 1,0\%$ і рівень несправності, встановлений для T_7 , також був дуже задовільним. NET 3 виконала дві задачі: вона була навчена відокремлювати несправності одного датчика від дефектів двох датчиків, а пізніше була навчена оцінювати несправності одного датчика, використовуючи T_7 в якості прикладу. Під час аналізу результатів оцінювання також використовували два стандартних відхилення (2σ).

Вимірювання, які виходили за межі порогового значення, були отримані з відхиленням, що свідчить про несправність датчика.

Загальна продуктивність вкладеної структури залежала від комбінаторних можливостей кожної окремої мережі. На якість результатів діагностики впливає якість даних, отриманих з моделі двигуна. З цією метою використання PUTHIA було корисним інструментом для моделювання дефектів, автоматичної взаємодії з даними про компоненти та варіацій несправних зразків, необхідних для цілей діагностики моделі двигуна. Це було досягнуто шляхом імплантації дефектів компонентів і датчиків, що представляють погіршення ефективності, пропускну здатності і похибки приладів.

Несправності компонентів, імплантовані в модель, варіювалися від -0,5% до -6,0% для ККД і від 0,5% до 6,0% для пропускну здатності. Було змодельовано три класи дефектів компонентів, і загалом було оброблено 25008 даних для діагностичних цілей навчання, валідації та тестування мережі.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		60

Результати узагальнюючої здатності класифікації та кількісної оцінки ANNDS показали високий рівень успішності (понад 80%) для NET1, NET2, NET4 та NET6. Прогнозування Quant1 також продемонструвало здатність до точного кількісного визначення з даними, що потрапляють в діапазон (-0,5% - (-6,0%)) імплантованої несправності.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		61

ВИСНОВКИ

Під час виконання бакалаврської роботи було отримано наступні результати дослідження:

1. Проведено аналіз сучасного стану управління газоперекачувальними агрегатами та ідентифікації і діагностування їх технічного стану, а саме:

- здійснено опис конструкції газоперекачувальних агрегатів, розглянуто призначення допоміжного обладнання та технологічний процес компримування газу за допомогою ГПА

- проаналізовано вплив технічного стану вузлів і елементів ГПА на ефективність процесу управління та методи діагностування дефектів вузлів і елементів ГПА. При цьому основна увага була зосереджена на застосуванні нейронних мереж в діагностиці технічного стану ГПА та вказана перспективність їх використання.

2. Розроблено алгоритмічне забезпечення САУ ГПА з врахуванням його технічного стану на базі штучних нейронних мереж, яке включає наступне:

- аналіз передумов застосування штучних нейронних мереж при діагностуванні елементів і вузлів ГПА;

- визначення дефектів елементів основного агрегату ГПА – газотурбінної установки (ГТУ) та давача контролю її стану, які були внесені в адаптивну модель ГТУ з метою застосування мережі ANNDS для виявлення, класифікації та кількісної оцінки величини внесених дефектів;

- визначена процедура збору даних на моделі ГТУ для формування набору даних для навчання штучних нейронних мереж;

- описана концепція ANNDS, яка полягає в розпізнаванні сигнатури дефекту, якщо вона існує в межах вимірюваних параметрів двигуна, для чого було використано вкладену структуру так, що кожній із шести мереж призначено цільову функцію, що робить діагностичну мережу ANNDS досить ефективною;

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		62

- розглянута архітектура мережі в якій було використано архітектуру багат шарового прямого поширення (MLFFBP) для діагностування дефектів компонентів та архітектуру автоматичної асоціативної нейронної мережі прямого поширення (AAFFNN) для діагностування дефектів датчиків, відмінною рисою якої є те, що вона що він містить шар вузького місця, який має нелінійну передавальну функцію, а вхідні та вихідні значення є однаковими;

- проведені дослідження розробленої штучної нейронної мережі для діагностування елементів і давачів ГПА, зокрема мереж NET1, NET2, NET4, NET5, NET6, які призначені для класифікації, та мереж NET 3, QUANT1, QUANT2, QUANT3 - для кількісної оцінки дефектів.

Результати узагальнюючої здатності класифікації та кількісної оцінки ANNDS показали високий рівень успішності (понад 80%) для NET1, NET2, NET4 та NET6.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		63

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА

1. Технічна діагностика трубопровідних систем[Текст] / [В.Я.Грудз, Я.В.Грудз, В.В.Костів та ін.]- Івано-Франківськ: Лілея-НВ, 2012. – 512 с.
2. Приймак К.О. Дослідне випробування методології комплексної параметричної ідентифікації фактичних характеристик енергетичного об'єкту [Текст]/ К.О. Приймак, Н.В. Оліневич, О.П. Дащенко.- Енергетика: економіка, технології, екологія, 2015. - № 1. – с.47-54.
3. Заміховський Л.М. Концепція моніторингу технічного стану газоперекачувального обладнання [Текст]/ Л.М. Заміховський, С.О. Саприкін.- Вісник Національного технічного університету «ХПІ»: збірник наукових праць; тематичний випуск: Нові рішення в сучасних технологіях. – НТУ ХПІ. – Харків, 2009. – № 8. – с. 64-68.
4. Сапрыкин С.А. Методы и технические средства вибрационной диагностики газоперекачивающего оборудования [Текст] / С. А. Сапрыкин. - Х., 2009. - 368 с.
5. Загальні особливості методології параметричного визначення фактичних характеристик газоперекачувального агрегату [Текст]/ Г.Б. Варламов, К.О. Приймак, О.Ю. Чередніченко, Л.М. Підзирайло.- Збірник проблеми нафтогазової промисловості: Збірник наукових праць. – Київ. – 2012. – № 10. – с.307- 331.
6. Бесклетный М.Е. Вибрационная диагностика лопаток ГТУ по предельным уровням крутильных колебаний ротора [Текст] / М.Е. Бесклетный, Е.А. Игуменцев.- Проблемы прочности,1981.-№12.-с. 114-117.
7. Старцев В.В. Оценка вибрационного состояния лопаточного аппарата осевого компрессора ГТУ по косвенным признакам [Текст] /
8. В.В. Старцев, В.И. Дерябин, С.М. Власов.- М.,1989.–10с.–Деп. в ВНИИЭГазпроме 26.09.89, N 1195-гз89.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		64

9. Возняк М.П. Діагностування технічного стану нагнітача газоперекачувального агрегату з використанням реальних режимних параметрів його роботи [Текст]/ М. П. Возняк, Т. В. Юрчило.- Науковий вісник ІФНТУНГ. 2012. - № 2(32). - с. 215-221.
10. Павлик В.В. Модернізація реєструючих пристроїв, систем керування на КС (компресорній станції) №39 газопроводу «Уренгой-Помари-Ужгород» Богородчанського ЛВУМГ [Текст] /В.В. Павлик, І.М. Вовк, В.Я.Вигодованок.- НВЖ «Трубопровідний транспорт». - №4(54), листопад-грудень 2008. - с. 21-23.
11. Павлик В.В. Епоха модернізації: модернізація загальностанційної системи керування КС-21 «Союз»; створення інформаційно - вимірювальної системи на КС-7 магістрального газопроводу «К-А-Ч-Б» Богородчанського ЛВУМГ [Текст]/ В.В. Павлик, З.Й. Концур, Б.Ф.Труфан.- НВЖ «Трубопровідний транспорт. - №4(64), липень-серпень 2010. - с. 16-18.
12. Лановий М.Д. Аналіз методів і критеріїв оцінювання технічного стану газоперекачувального агрегату [Текст]/ М.Д. Лановий.- Вісник НАУ, 2010. -№ 2. – с.33-39.
13. Заміховський Л.М. Дослідження вібраційного стану осевого компресора ГПА ГТК 25і фірми «Нуово Піньйоне» [Текст] / Л. М. Заміховський, В. В. Павлик.- Методи і прилади контролю якості.- 2014, № 1(32), с.28-38.
14. Вибрационный контроль технического состояния газотурбинных и газоперекачивающих агрегатов [Текст] / Ю.Н. Васильев, М.Е. Бесклетный, Е.А. Игуменцев, В.Е. Хризстен.- М .: Недра. 1987. - 197 с.
15. Заміховський Л.М. Контроль технічного стану газоперекачувальних агрегатів на базі штучних нейромереж [Текст] / Л.М. Заміховський, В.В. Павлик.- Нафтогазова енергетика - 2017: Міжнародна науково-технічна конференція, Івано-Франківськ, 15-19 травня 2017 р. – с. 317-318.

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		65

16. Головка В.А. Нейронні мережі: навчання, організація і застосування [Текст] / В.А. Головка.– М.: Радіотехніка, 2001.- 256 с.
17. Y.A. Yucesan, A. Dourado, F.A.C. Viana, A survey of modeling for prognosis and health management of industrial equipment, *Adv. Eng. Inf.* 50 (2021), 101404, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101404>.
18. S. Shen, H. Lu, M. Sadoughi, C. Hu, V. Nemani, A. Thelen, K. Webster, M. Darr, J. Sidon, S. Kenny, A physics-informed deep learning approach for bearing fault detection, *Eng. Appl. Artif. Intel.* 103 (2021), 104295, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104295>.
19. X. Xie, W. Chen, B. Chen, J. Cheng, L. Tan, Comprehensive fatigue estimation and fault diagnosis based on Refined Generalized Multi-Scale Entropy method of centrifugal fan blades, *Measurement* 166 (2020), 108224, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108224>.
20. Y. Wei, Y. Yang, M. Xu, W. Huang, Intelligent fault diagnosis of planetary gearbox based on refined composite hierarchical fuzzy entropy and random forest, *ISA Trans.* 109 (2021) 340–351, <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.10.028>.
21. J. Xie, Z. Li, Z. Zhou, S. Liu, A novel bearing fault classification method based on XGBoost: the fusion of deep learning-based features and empirical features, *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 70 (2021) 1–9, <https://doi.org/10.1109/TIM.2020.3042315>
22. D. Gao, Y. Zhu, Z. Ren, K. Yan, W. Kang, A novel weak fault diagnosis method for rolling bearings based on LSTM considering quasi-periodicity, *Knowl Based Syst.* 231 (2021), 107413, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107413>.
23. J. Qiu, W. Liang, L. Zhang, X. Yu, M. Zhang, The early-warning model of equipment chain in gas pipeline based on DNN-HMM, *J. Nat. Gas Sci. Eng.* 27 (2015) 1710–1722, <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2015.10.036>.

- 24.S. Xu, X. Jiang, J. Huang, S. Yang, X. Wang, Bayesian wavelet PCA methodology for turbomachinery damage diagnosis under uncertainty, Mech. Syst. Sig. Process. 80 (2016) 1–18, <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2016.04.031>.
- 25.X. Jiang, S. Yang, F. Wang, S. Xu, X. Wang, X. Cheng, OrbitNet: a new CNN model for automatic fault diagnostics of turbomachines, Appl. Soft Comput. 110 (2021), 107702, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107702>.
- 26.Volponi AJ. Gas Turbine Engine Health Management: Past, Present, and Future Trends. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power. 2014; 136(5): 51201. Available at: DOI:10.1115/1.4026126
- 27.Stamatis A., Mathioudakis K., Papailiou K. Optimal Measurements and Health Indices Selection for Gas Turbine Performance Status and Fault Diagnosis. ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power. 1992; 114: 209–216. Available at: DOI:10.1115/91-GT-294
- 28.Ogaji SOT., Singh R. Advance Engine Diagnostics Using Artificial Neural Networks. Applied Soft Computing. 2003; 3: 259–271. Available at: DOI:10.1016/s1568-4946(03)00038-3
- 29.Ogaji SOT., Singh R. Advance Engine Diagnostics Using Artificial Neural Networks. Applied Soft Computing. 2003; 3: 259–271. Available at: DOI:10.1016/s1568-4946(03)00038-3

					КБР. СІ – 01 .00.00.000 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		67

