

**ІВАНО-ФРАНКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ НАФТИ І ГАЗУ**

На правах рукопису

Скріпка Олександр Анатолійович



УДК 681.3.06+681.518.54.621.5

**КОНТРОЛЬ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ВІДЦЕНТРОВИХ НАГНІТАЧІВ
ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ НА ПРИНЦИПАХ
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Спеціальність 05.11.13 – Методи і прилади контролю та визначення
складу речовин

**Дисертація на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук**

Науковий керівник:
*доктор технічних наук,
професор Горбійчук М. І.*

Івано-Франківськ

2007

Д 301

ЗМІСТ

Вступ		5
 Розділ 1		
	Аналіз методів і технічних засобів контролю технічного стану відцентрових нагнітачів газоперекачувальних агрегатів.....	10
1.1	Застосування методів технічної діагностики для визначення технічного стану газоперекачувальних агрегатів з відцентровими нагнітачами.....	10
1.2	Аналіз основних несправностей та їх вплив на роботу газоперекачувальних агрегатів.....	14
1.3	Аналіз існуючих методів визначення технічного стану відцентрових нагнітачів.....	17
1.4	Аналіз існуючих автоматичних систем керування газоперекачувальними агрегатами	40
1.5	Вибір і обґрунтування напрямку дослідження.....	44
 Розділ 2		
	Формування діагностичних ознак технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу.....	46
2.1	Теоретичні аспекти формування діагностичних ознак технічного стану відцентрових нагнітачів газоперекачувальних агрегатів	46
2.2	Методика проведення експериментальних досліджень	50
2.3	Аналіз параметрів газового середовища, які впливають на процес технічної діагностики відцентрових нагнітачів.....	53
2.3.1	Густина природного газу.....	54
2.3.2	Коефіцієнт стисливості природного газу.....	59
2.3.3	Інші параметри природного газу.....	60
2.4	Апроксимація статичних характеристик нагнітача з використанням нейромереж.....	60

2.5	Метод формування діагностичних ознак.....	70
	Висновки до розділу.....	79
	Розділ 3	
	Метод визначення технічного стану нагнітачів природного газу.....	80
3.1	Задача розпізнавання технічного стану нагнітача природного газу.....	80
3.2	Аналіз методів розпізнавання образів.....	82
3.3	Кластеризація діагностичних ознак нагнітачів природного газу.....	89
3.4	Метод оцінки технічного стану нагнітачів природного газу за допомогою нейромережових технологій.....	95
	Висновки до розділу.....	107
	Розділ 4	
	Параметрична діагностика відцентрового нагнітача природного газу.....	108
4.1	Діагностична модель відцентрового нагнітача природного газу.....	108
4.2	Ідентифікація діагностичних ознак нагнітача природного газу.....	115
4.2.1	Постановка задачі.....	115
4.2.2	Ідентифікація діагностичних параметрів.....	120
4.2.3	Синтез алгоритму ідентифікації діагностичних ознак.....	124
4.3	Діагностування роботи відцентрового нагнітача за допомогою нейромереж.....	124
	Висновки до розділу.....	133
	Розділ 5	
	Комп'ютерна система діагностування роботи відцентрових нагнітачів природного газу	134

5.1	Структура базової автоматичної системи керування	134
5.2	Апаратне забезпечення автоматичної системи керування.	136
5.3	Програмне забезпечення системи керування.....	141
5.3.1	Аналіз програмного забезпечення верхнього рівня системи.....	141
5.3.2	Аналіз існуючих SCADA систем.....	143
5.4	Програмне забезпечення автоматизованого робочого місця діагностування нагнітачів природного газу.....	145
5.5	Інтерфейс комп'ютерної системи.....	150
5.5.1	Головне вікно програми.....	150
5.5.2	Робоча область програми.....	154
5.5.3	Консоль.....	156
5.5.4	Об'єкти.....	156
	Висновки до розділу.....	168
	Висновки	169
	Список використаних джерел	171
	Додатки	183

ВСТУП

Актуальність теми. Україна має одну з найбільших у Європі газотранспортну систему, яка протягом багатьох десятиліть транспортує природний газ внутрішнім споживачам, а також у 15 країн Центральної та Східної Європи. Саме через Україну в Європу транспортується понад 90% експортних обсягів російського газу, що складає 119 – 130 млрд. куб. м за рік [1].

До складу газотранспортної системи входять магістральні газопроводи, які з'єднані з 13 підземними сховищами газу і мають протяжність близько 37 тис. км, 71 компресорна станція (108 компресорних цехів) та 1450 газорозподільчих станцій. Загальна кількість газоперекачувальних агрегатів (ГПА) становить 692 одиниці, у тому числі 438 з газотурбінним приводом (ГГПА), 158 з електроприводом (ЕГПА) та 96 газомотокомпресорів.

Підвищення надійності експлуатації газоперекачувальних агрегатів на компресорних станціях і, як наслідок, зменшення витрат на їх обслуговування та ремонт є однією з найважливіших задач у забезпеченні ефективної роботи газотранспортної системи. Вирішення цієї задачі полягає в розробці методів та засобів технічної діагностики як самого ГПА в цілому, так і його окремих елементів і систем.

Тому тема дисертаційної роботи, яка передбачає дослідження у напрямку створення методу оцінки технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу і на цій основі розроблення методу їх діагностування є *актуальною*.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дослідження, що викладені у дисертації, зроблені у рамках держбюджетних робіт “Синтез комп'ютерних систем і мереж для об'єктів нафтогазового комплексу” і “Комп'ютерні системи для діагностування технічних засобів, біологічних об'єктів та управління технологічними процесами”, які виконувались в Івано-Франківському національному технічному університеті нафти і газу.

Мета роботи. Розробка методу контролю технічного стану відцентрових нагнітачів (ВН) природного газу та їх діагностики для підвищення ефективності роботи ВН, що виражається у переході від планового обслуговування до обслуговування за їх фактичним технічним станом.

Відповідно до поставленої мети **задачі дослідження** є такими:

- виконати аналіз методів і технічних засобів контролю технічного стану відцентрових нагнітачів (ВН) природного газу для обґрунтування і вибору напрямку досліджень;
- обґрунтувати вибір основних показників роботи ВН і на цій основі із застосуванням нейромережових технологій сформувавши діагностичні ознаки для ВН природного газу;
- на основі аналізу методів розпізнавання образів та імітаційного моделювання розробити ефективний алгоритм розпізнавання технічного стану ВН природного газу;
- розробити діагностичну модель ВН природного газу, синтезувати алгоритм ідентифікації діагностичних ознак і на цій основі розробити метод поетапного діагностування їх технічного стану;
- створити програмне забезпечення комп'ютерної системи діагностування роботи відцентрових нагнітачів природного газу.

Об'єкти дослідження. Технічний стан відцентрових нагнітачів природного газу.

Предмет дослідження. Методи та алгоритми контролю технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу та їх поетапне діагностування.

Методи дослідження. Вирішення поставлених задач досягнуто шляхом використання методів теорії подібності, математичного моделювання, методів ідентифікації, теорії нейронних мереж та розпізнавання образів, імітаційного та комп'ютерного моделювання за допомогою сучасного програмного забезпечення.

Наукова новизна отриманих результатів. У дисертації розроблений метод поетапної діагностики ВН природного газу, що забезпечує перехід від системи планового обслуговування до обслуговування за технічним станом.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у наступному:

- вперше на основі нейромережових технологій сформовані діагностичні ознаки роботи відцентрових нагнітачів, що дозволило реалізувати метод поетапної діагностики ВН природного газу;
- на основі методів розпізнавання образів і імітаційного моделювання вперше розроблено метод розпізнавання технічного стану ВН природного газу, ефективність якого підтверджена промисловими даними і вірогідність якого становить 0,975;
- удосконалено діагностичну математичну модель ВН природного газу, в якій, на відміну від існуючих, враховані втрати на тертя і протічки газу, що підвищує її точність та ефективність;
- вперше розроблений ефективний алгоритм ідентифікації діагностичних ознак, який дає можливість визначити зміни геометричних розмірів робочого колеса ВН природного газу;
- на основі нейромережових технологій вперше розроблений поетапний метод діагностування роботи ВН, що дає можливість ефективніше використовувати обчислювальні ресурси системи діагностування.

Практичне значення отриманих результатів визначається одержанням і створенням на основі теоретичних результатів роботи:

- методу визначення діагностичних ознак технічного стану ВН, який ґрунтується на інформації про поточні технологічні параметри і про зведені характеристики ВН природного газу;
- алгоритму ідентифікації діагностичних ознак на базі створеної математичної моделі роботи ВН природного газу;
- методу поетапного діагностування роботи ВН природного газу з використанням нейромережових технологій, що економить обчислювальні ресурси системи діагностування;

- алгоритмів і програмного забезпечення комп'ютерної системи діагностування, які дають можливість використовувати існуючі технічні засоби систем контролю і управління компресорних станцій.

Вірогідність результатів зумовлена як теоретичними, так і експериментальними дослідженнями, які базуються на нейромережових технологіях, теорії подібності, математичному та імітаційному моделюванні, методах ідентифікації і розпізнавання образів з широким використанням сучасних програмних продуктів та обчислювальних засобів.

Особистий внесок здобувача. Наукові положення, висновки і рекомендації, що наведені у дисертації і виносяться на захист, отримані у період з 2002 по 2006 рр. і узагальнені під час оформлення дисертації. Основна частина теоретичних і експериментальних досліджень, висновки та рекомендації виконані автором самостійно. Проаналізовані методи і технічні засоби діагностування технічного стану газоперекачувальних агрегатів і сформовані задачі та вибрані напрямки досліджень. Запропоновані критерії діагностування технічних станів ВН природного газу з використанням поточної інформації про технологічні параметри та зведених характеристик ВН і на цій основі розроблений метод визначення технічних станів ВН з використанням нейромережових технологій. У рамках ідеології поетапного діагностування розроблена математична діагностична модель, параметри якої залежать від геометричних розмірів робочих лопаток, та алгоритми ідентифікації параметрів діагностичної моделі. Розроблений метод поетапної діагностики та його програмне забезпечення з використанням існуючих засобів контролю і управління роботою компресорних станцій.

Апробація результатів дисертації. Основні положення дисертаційної роботи обговорювались на науково-технічних конференціях професорсько-викладацького складу ІФНТУНГ (2002 – 2005 рр.); на наукових семінарах кафедри комп'ютерних систем і мереж; на четвертій науково-технічній конференції “Приладобудування 2005: Стан і перспективи”, м. Київ (26 – 27 квітня 2005 р.); на 12-ій Міжнародній міжвузівській школі-семінарі “Методи і

квітня 2005 р.); на 12-ій Міжнародній міжвузівській школі-семінарі “Методи і засоби технічної діагностики”, м. Івано-Франківськ (10 – 14 жовтня 2005 р.); на 12-ій Міжнародній конференції по керуванню “Автоматика-2006”, м. Вінниця (23 – 28 вересня 2006 р.); на шостій науково-технічній конференції “Приладобудування 2007: Стан і перспективи”, м. Київ (24 – 25 квітня 2007 р.).

Публікації. Результати роботи висвітлені у 10 наукових працях, в тому числі у 6 статтях в журналах, затверджених ВАК України.

Структура дисертації. Дисертація складається із вступу, п’яти розділів, переліку використаних джерел із 121 найменування та 14 додатків і викладена на 222 сторінках. Робота проілюстрована 60 рисунками, включає 9 таблиць і додатки на 40 сторінках.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ МЕТОДІВ І ТЕХНІЧНИХ ЗАСОБІВ КОНТРОЛЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ВІДЦЕНТРОВИХ НАГНІТАЧІВ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ

1.1 Застосування методів технічної діагностики для визначення технічного стану газоперекачувальних агрегатів з відцентровими нагнітачами

Для забезпечення процесу перекачування природного газу системою магістральних газопроводів використовують ГПА, які конструктивно складаються з приводу та нагнітача. Найчастіше на магістральних газопроводах застосовують відцентрові компресори, які характеризуються високою продуктивністю. Енергетичними приводами до нагнітача служать газотурбінні установки або електроприводи.

Відцентровий нагнітач (ВН) – це агрегат, який у складі ГПА виконує корисну роботу по перекачуванню природного газу. У ньому механічна енергія робочого колеса, одержувана від газової турбіни, перетворюється в кінетичну та потенційну енергію газового потоку, що транспортується по газопроводу.

Технічна діагностика – це галузь знань, яка досліджує технічні стани об'єктів діагностування і прояви технічних станів, розробляє методи їх визначення, а також принципи побудови і організацію дослідження системи діагностування [2]. Під технічним станом розуміють сукупність властивостей ВН ГПА, які змінюються в процесах проектування, виробництва, доведення, модернізації та експлуатації, яка в певний момент часу може бути охарактеризована показниками, що прогнозуються на початковому етапі проектування і встановлені нормативно – технічною документацією на ВН, в якій сформульовано номенклатуру і допустимі межі кількісних і якісних

характеристик властивостей, що визначають справність, працездатність і правильне функціонування агрегатів.

Впровадження методів і засобів діагностування і прогнозування технічного стану на всіх етапах життєвого циклу ВН (передпроектне прогнозування, передексплуатаційне прогнозування, в процесі функціонального використання, технічного обслуговування і ремонту) дозволить [2]:

- забезпечити поетапний і безперервний контроль процесу створення ВН на всіх стадіях розробки, що забезпечить відповідність паспортних вихідних показників агрегатів світовому рівню на період їх серійного виробництва;

- перейти від традиційної системи планово – попереджувальних ремонтів до ремонтів по фактичному стану, що дозволить скоротити витрати на ремонт;

- підвищити стабільність значень вихідних показників ефективності ВН в міжремонтний період шляхом проведення своєчасних заходів по усуненню виявлених на працюючому агрегаті несправностей;

- перейти до управління технологічним процесом транспортування газу з врахуванням фактичного стану ВН, що підвищить ефективність функціонування ГТС в цілому;

- підвищити коефіцієнт використання ГПА з ВН.

Створенню теорії технічної діагностики присвячено роботи [3 - 7], в яких сформульовані основні задачі ТД та шляхи їх вирішення. Основні задачі, які вирішує ТД:

- діагноз – оцінка технічного стану об'єкту за сукупністю контрольованих параметрів;

- генезис – пошук причин відмов і локалізація несправностей;

- прогнозування технічного стану об'єкту і визначення необхідних заходів для підтримання його працездатності.

Надійність експлуатації багато в чому визначається досконалістю системи обслуговування, яка в свою чергу залежить як від системи проведення планово – попереджувальних ремонтів і рівня кваліфікації обслуговуючого персоналу, так і від систем контролю працездатності обладнання. Остання визначається рівнем систем технічної діагностики, які використовуються для визначення технічного стану працюючого ВН.

Нещодавно задача надійної експлуатації ГПА зводилася до попередження відмов і підтриманні технічного стану агрегату шляхом проведення комплексу заходів згідно розроблених графіків планово – попереджувальних ремонтів. Такий підхід має два основні недоліки:

- ГПА може бути виведений в ремонт у справному стані при досягненні терміну чергового ремонту;
- дефекти вузлів ГПА розвиваються стрімко в міжремонтний період, що приводить до його виходу з ладу і в подальшому до ремонтно – відновлюваних робіт.

І перший і другий випадки є небажаними, т. я. пов'язані зі значними грошовими витратами в першому випадку від простою агрегату, а в іншому – від необхідності проведення позапланових ремонтних робіт.

На даний момент намагаються використовувати більш раціональну форму експлуатації ГПА – обслуговування за станом. Це стало можливим внаслідок розробки і впровадження автоматизованих систем контролю (АСК), зокрема, підсиленню діагностичної функції контролю з використанням різних вимірювальних засобів і розвитком комп'ютерних технологій.

Рівень складності технічних об'єктів в галузі транспортування природного газу випереджає рівень якості і надійності елементів, на базі яких створені самі об'єкти, і за тривалістю функціонування вони не задовольняють поставленим вимогам, що в свою чергу викликає необхідність виконання профілактичних робіт з відновлення працездатності, час і обсяг яких потрібно визначити.

Підвищення експлуатаційної надійності ВН ГПА можливо, зокрема, за рахунок прогнозування технічного стану обладнання, що забезпечує в подальшому його раціональне використання і дозволяє уникнути аварійних відмов обладнання, збільшити міжремонтні періоди і скоротити час і обсяги ремонтних робіт на основі оптимального планування профілактичного обслуговування [8].

В загальному випадку, для розробки АСК ТС об'єкта необхідно виконати наступні процедури [9]:

- розробити класифікацію станів об'єкту діагностування;
- обґрунтувати обрані критерії оцінки ТС;
- вибрати метод математичного опису ВН як об'єкта діагностування;
- обґрунтувати обрані методи діагностики та способи виявлення несправностей.

Відцентровий нагнітач як функціональна одиниця характеризується сукупністю суттєвих ознак, що відображають особливості його конструкції і особливості функціонування елементів у складі вузла, системи і агрегату в цілому. Зміни, які відбуваються в структурних елементах, їх взаємозв'язках і функціонуванні, що зумовлені в загальному випадку нескінченною множиною зовнішніх змінних в часі впливів як в процесі експлуатації, так і ремонту, визначають наявність відповідних роздільних множин станів, які характерні для процесу використання ВН за призначенням.

Вибір діагностичних ознак (ДО) для визначення несправності виконується на основі методів моделювання робочих процесів, що протікають в об'єктах з урахуванням первинних несправностей, а також методів факторного експерименту [2, 5, 10 - 12]. Точність та достовірність процесу діагностування у значній мірі залежить від правильності вибору діагностичних ознак, можливості застосування АСК ТС та рівня їх оснащення засобами вимірювальної техніки, а також від правильності вибору методу діагностування і алгоритму визначення ТС ВН.

Більшість досліджень присвячено розробці методів ТД на етапах проектування і виробництва, в них використовують методи статистичної обробки результатів натурних випробувань для обладнання, що виготовляється серійно [3, 12, 13]. Методи планування експерименту та фізичного або натурального моделювання для складного коштовного обладнання розглянуто в роботі [14], методи математичного моделювання наведені в роботах [2, 9, 15, 16 - 20].

Досвід експлуатації і діагностування ВН показав, що основними критеріями оцінки систем повинні бути достовірність, ефективність і глибина діагностування [21].

Використання автоматизованих систем контролю технологічного стану ГПА значно підвищує надійність і довговічність їх експлуатації, дозволяє зменшити кількість позапланових та аварійних зупинок ГПА, що забезпечує ефективну роботу газотранспортної системи.

1.2 Аналіз основних несправностей та їх вплив на роботу газоперекачувальних агрегатів

Поява несправностей в елементах ГПА, які з часом призводять до відмов обладнання, проявляється в погіршенні техніко – економічних показників роботи – потужності, коефіцієнта корисної дії, витрати паливного газу, а також диференціальних робочих параметрів термогазодинамічних процесів. Як показують дослідження [17, 22, 23, 24], збільшення зазорів в турбіні знижує потужність ГПА на 8 %, відкладення в осьовому компресорі – на 5 %, витоки в ущільненнях і забруднення вхідного тракту – на 1,5 %.

Що стосується відцентрових нагнітачів, то найбільш частими несправностями, що виникають в процесі експлуатації, є збільшення шпарин в лабіринтному ущільненні, протічки газу через ущільнення, ерозійний підріз

корінної частини лопаток робочого колеса нагнітача та інші види ерозійного зносу лопаткового апарату.

Виникнення відмов, як правило, пов'язане з первинними несправностями конструкторського або експлуатаційного характеру і поступовим накопиченням змін, що викликають в певний момент релаксацію, яку технічний персонал сприймає як миттєве пошкодження [5, 6, 7, 25].

Теорія надійності розглядає різні несправності як випадкові події [7, 24, 26], які викликають раптові відмови. Раптові відмови є наслідком миттєвої зміни умов експлуатації, що призводять до пошкодження вузлів і частин ГПА.

Дефекти, які виникають в ВН ГПА можна класифікувати наступним чином [27]:

- за розташуванням відносно поверхні деталі, що досліджується: поверхневі, підповерхневі та внутрішні. Поверхневі мають розкриття на поверхні деталі, підповерхневі знаходяться на глибині до 2 мм від поверхні, внутрішні – на глибині понад 2 мм;

- за формою: плоскісні та об'ємні. У плоскісних дефектів один з розмірів значно менше двох інших (тріщини, розшарування т. п.). До об'ємних відносять дефекти, розміри яких по трьом взаємно перпендикулярним вісям є співрозмірними, а сам дефект має певний об'єм;

- за причинами виникнення: конструкторські, технологічні та експлуатаційні. Конструкторські дефекти виникають в результаті помилок конструкторів. В більшості випадків ці дефекти виражаються у вигляді “усталосних”.

В роботі [2] несправності класифікують наступним чином:

- несправності, які впливають на надійність;
- несправності, які впливають на ефективність функціонування агрегату.

Несправності першого типу призводять до відмов, що викликають, як правило, вторинні руйнування елементів конструкції ГПА таких як робочі лопатки компресорів і турбін, диски турбін, камера згорання, підшипники, зубчасті колеса кінематичних з'єднань та ущільнення “масло – газ”. Ці несправності проявляються в зміні наступних параметрів ГПА: частота обертання, витрата паливного газу, температура перед турбіною, температура після турбіни, тиск паливного газу, температура масла на виході підшипників, температура корпусів підшипників, тиск масла, перепад тиску “масло – газ”, витрата масла, шум, вібрація та інші. Наприклад, руйнування лопаток викликає зменшення частоти обертання турбіни, збільшення витрати паливного газу, підвищення температури до та після турбіни, зростання шуму та вібрації. Це означає, що в принципі є можливість застосувати методи параметричної та віброакустичної діагностики для виявлення даної несправності. Проте, таким чином ми здатні лише в окремих випадках виявити передвідмовні стани лопаток, які вже характеризуються частковим руйнуванням. На початковому етапі виявити такі несправності можливо лише на розібраному агрегаті за допомогою бороскопів та ендоскопів.

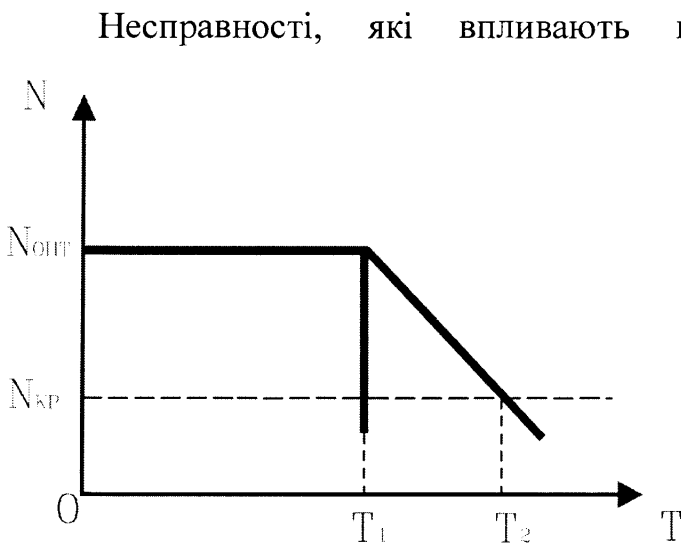


Рисунок 1.1 – Графік процесу розвитку несправності в часі

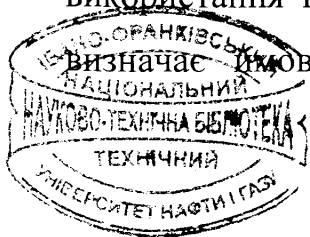
лопаток, вібрацію, перекіс або розцентровку ротора, дефекти підшипників, ерозію та забруднення проточної частини, забруднення фільтрів очистки повітря та газу і т.п.

Процес розвитку несправності в часі зображено на рис.1.1. Нехай маємо деякий параметр N , який контролюється. З аналізу рисунку маємо, що в період часу $[0; T_1]$ значення параметру $N = N_{opt}$, т. т. значення параметру є оптимальним і несправності немає. В подальшому розвиток несправності може йти двома шляхами. В першому випадку відбувається раптове досягнення в момент часу T_1 критичного значення параметру $N = N_{кр}$, після якого настають незворотні процеси руйнування деталей агрегату. Такі несправності не підлягають виявленню.

З точки зору процесу діагностування цікавість представляє другий тип несправностей, коли має місце поступовий їх розвиток в період часу $[T_1; T_2]$. Саме в цей проміжок часу, коли відбувається зміна значення параметру від N_{opt} до $N_{кр}$ необхідно виявити та ідентифікувати несправність, а також прийняти рішення щодо подальших дій з метою недопущення аварійної ситуації в роботі ГПА.

1.3 Аналіз існуючих методів визначення технічного стану відцентрових нагнітачів

Розвиток методів ТД на стадії експлуатації пов'язаний з труднощами по збиранню і аналізу інформації про відмови обладнання. Методи вирішення задач ТД ГПА є загальними для всіх типів агрегатів, але ефективність кожного з них визначається на основі результатів використання на конкретному типі ГПА в експлуатації, що в свою чергу визначає ймовірність впровадження комплексу методів, які найбільше



задовольняють особливостям самого агрегату як об'єкту діагностування і умовам його експлуатації.

Значний вклад в розвиток методів технічної діагностики обладнання нафтогазового комплексу внесли С.П. Зарицький, Є.А. Ігуменцев, В.Г. Дубинський, В.А. Щуровський, Л.С. Цегельников, Б.П. Поршаков, В.А. Іванов, В.Я. Грудз, А.П. Толстов, С.А. Саприкін, В.Г. Соляник, Л.М. Заміховський, Б.С. Ільченко, В.І. Ізбаш, О.Р. Білоброва, Є.А. Петросянц, Р.Н. Бікчентай та інші.

Оцінка фактичного стану і прогноз його зміни в часі, прийняття рішень щодо заходів з метою запобігання виникнення аварійних ситуацій, виконуються за допомогою спеціальних методичних вказівок та інструкцій. Одним з таких документів є регламент [28], який передбачає вирішення трьох рівнів діагностичної задачі:

- перший рівень - контроль за технічним станом обладнання. Діагноз встановлюється при співставленні вимірних діагностичних параметрів з рекомендованими оцінками, які характеризують той чи інший технічний стан об'єкту вимірювань;

- другий рівень – визначення технічного стану елементів і вузлів обладнання. На цьому рівні основна задача діагностики зводиться до виявлення дефектів і несправностей, а також причин, що призвели до зміни технічного стану об'єкту діагностування;

- третій рівень - прогнозування технічного стану обладнання, його елементів та вузлів. Основна задача – визначення оптимальних режимів експлуатації з урахуванням фактичного технічного стану.

Даний документ встановлює наступні основні напрямки технічного діагностування обладнання працюючих ГПА:

- віброакустична діагностика;
- параметрична діагностика по термогазодинамічних параметрах проточної частини ГТУ та ВН;

- діагностика по аналізу масла, що дозволяє визначати стан деталей і вузлів агрегату, які контактують з маслом.

Використання методів вібраційної діагностики дозволяє [29] виявити дефекти і поломки таких частин ГПА, як:

- підшипники ГТУ та ВН;
- ротори ГПА;
- опірні системи ГПА;
- корпусні деталі ГПА.

Питанням вібраційної діагностики ГПА присвячено роботи [30 - 47]. В них досліджені теоретичні аспекти створення методів вібродіагностики, визначені вимоги до технічного забезпечення засобів вимірювання, розглянуті принципи побудови вібровимірювальної апаратури, організаційні та методичні принципи розвитку діагностування; розроблені регламенти вимірювань і діагностування ГПА; розглянуті математичні і фізичні основи побудови моделей і алгоритмів діагностування і прогнозування технічного стану; розглянуті питання вібраційної надійності і т. п.

При використанні вібраційної діагностики параметром контролю є інтенсивність вібрації, а саме – загальний рівень середньоквадратичного значення віброшвидкості V_e , яку вимірюють у визначених місцях [35]:

$$V_e = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T V^2(t) dt},$$

де T – час усереднення, с;

$V(t)$ – зміна віброшвидкості в часі, мм/с.

Для розрахунку нормальних значень рівнів віброшвидкості використовують наступну імовірнісну формулу [28]:

$$V^H_e = \bar{V}_e - 0.5\sigma(V_e),$$

де \bar{V}_e – математичне сподівання рівня віброшвидкості в заданому діапазоні, мм/с;

$\sigma(V_e)$ – середньоквадратичне відхилення рівня віброшвидкості, мм/с.

Для оцінки інтенсивності вібрації використовують якісні оцінки типу “Відмінно”, “Добре”, “Допустимо”, “Вимагає прийняття мір” та “Недопустимо”. Точки контролю визначаються згідно [28], для кожного агрегату в кожній точці складено таблицю значень якісних оцінок. Області “Відмінно” і “Добре” передбачені для оцінки якості ремонту та характеризують збирання вузлів у повній відповідності до ТУ. Експлуатація агрегату з вібрацією вузлів, яка не перевищує значення “Допустимо” характеризується мінімальною імовірністю появи дефекту в міжремонтний період експлуатації. При рівні вібрації “Вимагає прийняття мір” експлуатація агрегату можлива, але існує підвищена імовірність виходу агрегата з ладу. З рівнем вібрації “Недопустимо” експлуатація агрегату забороняється. Оцінка вібраційного стану агрегату в цілому визначається найгіршою якісною оцінкою вібраційного стану одного з його вузлів.

В документі [36] надано методику діагностування ГПА-10 та ГПА-10-01 по вібраційному стану. Для зручності використання в документі для кожної точки контролю наведено “опорні маски” вібраційного спектру агрегата, що являють собою графіки зміни V_e на різних частотах з розбивкою на області “Відмінно”, “Добре”, “Задовільно” та “Незадовільно”. Згідно запропонованої методики вимірний вібросигнал розкладається в ряд Фур’є за допомогою ПЕОМ (аналізатор спектру), в результаті чого отримують вібраційний спектр. Отримані спектри порівнюють з відповідними опорними масками для кожної контрольної точки, визначаючи при цьому піки вібрації в спектрі. В додатках документу [36] наведені таблиці, які дозволяють ідентифікувати вид дефекту шляхом аналізу рівня вібраційних спектрів на певних частотах.

Такі норми розроблялись головним чином емпіричним способом, на основі досвіду експлуатації, аналізу роботи агрегатів з підвищеним рівнем вібрації, вібродосліджень, ремонту і дефектації ГПА на КС [37].

В роботах [38, 39] автори пропонують використовувати новий підхід до нормування загального рівня віброшвидкості за статистичними даними

вібраційного дослідження великого парку ГПА з використанням методів теорії ймовірності, що дає можливість теоретичного обґрунтування існуючих норм вібрації і розробки нових, більш прогресивних конструкторських рішень. Пропонується використовувати наступний вираз:

$$V_e^H = 2\sqrt{M(V^2)},$$

де $M(V^2)$ - математичне очікування квадрату віброшвидкості.

В роботі [41] розроблено універсальну методологію побудови діагностичних ознак дефектів вузлів ГПА по параметрах їх вібрації і на її основі вирішено задачу побудови діагностичної моделі нагнітача. Як вихідна інформація в процесах навчання розпізнавання дефектів і, власне, їх ідентифікації використовується вібраційний сигнал, вимірний в трьох ортогональних напрямках. Точки контролю визначаються згідно [42]. Інтенсивність вібрації характеризує коефіцієнт k , який визначається як відношення вимірної віброшвидкості V до нормативної встановленої $|V|$. База даних для практичних розрахунків діагностичних ознак формувалася як статистика $\{k_i, T_i\}$ значень k_i з прив'язкою до конкретного дефекту і відповідному часу напрацювання T_i від останнього капітального ремонту. Стратегія обробки статистик вібраційних відгуків дефектів G_i зводиться до агрегування статистик $\{k_i, T_i\}$ з кроком ΔT і усередненню величин $\{k_i, T_i\}$ по кожному з отриманих блоків агрегування. Степінь розвитку дефекту визначають за формулою:

$$v_i = \max_j \max_\alpha \frac{k_j^\alpha - k_0^{\alpha j}}{1 - k_0^{\alpha j}},$$

де k_j^α - вимірний вібраційний відгук дефекту в j - й контрольній точці,
 $j = 1, 2, \dots, n$;
 α - ортогональна складова коефіцієнта k_j , $\alpha = 1, 2, 3$.

Для визначення технічного стану вузла ГПА використовують функцію

$$f(\Delta T, v, C) = \frac{\Delta T}{T_{PEC} (1 - e^{-1})} \left(1 - \frac{1}{1 - e^{1-v}} \right),$$

де C - постійна, яка визначається згідно виразу

$$C = \frac{1}{T_{PEC} (1 - e^{-1})};$$

T_{PEC} - максимально можливий ресурс роботи ГПА, год.

Автор вказує, що похибка даного методу у значній мірі залежить від статистичної похибки процедури вимірювання віброшвидкості.

Розроблено метод діагностування ГПА, заснований на експоненціальному характері тренду його віброакустичного стану у випадку виникнення несправності [43]. Пропонується робити висновки про технічний стан ГПА на основі не останнього розрахунку ТС, а його тренду, т. т. за даними декількох розрахунків, виконаних в минулому. Суть методу в тому, що на ранніх стадіях розвитку дефекту тренд віброакустичних характеристик має лінійний характер, що ускладнює задачу його виявлення. Автор доводить, що рішення щодо подальших дій необхідно приймати при зміні характеру тренду на експоненціальний, коли зміна параметру $x(t)$ описується виразом:

$$x(t) = A + B e^{Ct}.$$

Для розв'язку даного рівняння відносно C необхідно виміряти значення параметру $x(t)$ в моменти часу $t_1 < t_2 < t_3$ і вилучити проміжні змінні, отримаємо:

$$f(C) = \frac{e^{C(t_3-t_2)} - 1}{1 - e^{-C(t_2-t_1)}}.$$

Тоді, якщо відомо значення C_0 , яке відповідає граничному рівню, то при $C > C_0$ констатують наявність експоненціального тренду параметру $x(t)$.

Багато уваги в публікаціях також приділяється вибору точок контролю вібрації на ГПА. Зокрема в статтях Заміховського Л.М. та Іванишина В.П.

[45, 46, 47] розроблено нову стратегію оптимального розташування вібродавачів на корпусі ГПА. Автори провели ряд експериментальних досліджень з метою виявлення точок, які несуть найбільш повну інформацію про стан агрегату. Запропонована стратегія дозволила розробити стаціонарну систему контролю вібраційного стану ГПА з трубопровідною обв'язкою, використання якої може вдосконалити процес обробки інформації про вібраційний стан об'єкту шляхом фільтрації сигналів від випадкових шумів і їх розклад на низько та високочастотну складові на основі wavelet – перетворення. Така система дає змогу в реальному часі проводити аналіз вібраційного сигналу. Алгоритм Mallat, який автори пропонують застосовувати, реалізовано в програмному пакеті Matlab.

Програма комплексного обстеження надземного технологічного обладнання КС наведена в [48]. В документі наведено перелік обладнання, яке підлягає обстеженню, обсяг, види та терміни виконання необхідних діагностичних робіт, а також вимоги щодо оформлення звіту. В додатках містяться схеми розташувань вимірювальних приладів для ГПА різного типу та форми протоколів вібраційного та еколого – технічного обстеження ГПА. Недоліком даного документу є відсутність в ньому переліку засобів вимірювальної техніки, яка використовується під час проведення робіт, а також методик виконання розрахунків техніко – екологічних показників роботи агрегату.

В роботах [31, 49 - 56] багато уваги приділяється аналізу існуючих та розробці нових приладів, комплексів та систем оперативної вібродіагностики ГПА на КС. Проте, точність вібраційних методів не завжди задовольняє вимогам, що висуваються до систем контролю та діагностування ГПА. Це пояснюється тим фактом, що кожен ГПА має свій власний рівень вібрації, який може суттєво відрізнитися від прийнятих за базові для даного типу, крім того, рівень вібрації у великій мірі залежить від ступені завантаження ГПА (навантаження на агрегат), коливні сили, що виникають в проточній частині агрегату, викликають вібрацію на субгармоніках лопаткових частот та інші

фактори ускладнюють виявлення дефектів на початковій стадії. Процес виявлення та ідентифікації дефекту ускладнюється ще більше в разі виникнення декількох дефектів ГПА одночасно. Крім того, підтвердити або спростувати діагноз, отриманий методами вібродіагностики, можливо лише за допомогою методів параметричної діагностики [57]. Тому на разі доцільніше поєднувати методи вібраційної діагностики з іншими.

Методи параметричної діагностики по термогазодинамічних параметрах отримали найширше використання для визначення технічного стану газоперекачуючих агрегатів. Параметричний контроль передбачає оцінку ефективності функціонування ГПА за зміною їх основних вихідних показників, що зумовлено інтегральним впливом усієї номенклатури несправностей, характерних для відповідної сукупності структурних елементів ГПА, що визначають той чи інший показник [2]. В такій постановці вихідний показник в приведеному виді являється діагностичною ознакою технічного стану частини ГПА, його вузла або системи, а його зміна – симптомом розвитку групи несправностей. Конструктивно ГПА складається з двох основних частин: нагнітач та привід нагнітача. В нашому випадку розглядається ГПА, т. т. агрегат складається з газотурбінної установки та відцентрового нагнітача. Для кожної з цих складових ГПА розроблено свої методи параметричної діагностики технічного стану. В подальшому будуть розглядатися лише методи, які стосуються діагностування технічного стану ВН.

Для організації параметричного контролю необхідно мати відповідні методики і моделі, що забезпечують можливість визначення діагностичних ознак. При цьому перевагу слід надавати індивідуальним моделям, які відносяться до конкретного ГПА і забезпечують більш точну оцінку технічного стану.

Загальні принципи побудови математичних діагностичних моделей ГПА висвітлено в роботі [2], де автор наголошує, що незалежно від стадії життєвого циклу ГПА множину його станів можливо розділити на

підмножини, які характеризують справні M_1 , працездатні M_2 та несправні M_3 стани:

$$M_{\Sigma} = M_1 + M_2 + M_3, \quad (1.1)$$

де $M_1 \subset M_{\Sigma}$, $M_2 \subset M_{\Sigma}$, $M_3 \subset M_{\Sigma}$.

Розпізнавання технічних станів в процесі діагностування, прогнозування їх змін в межах підмножин і часу переходу з однієї підмножини в іншу можливо, якщо є опис простору станів, т. т. відома деяка функція $\Phi(X)$, де X – це сукупність вихідних (визначаючих) параметрів ГПА. Очевидно, що дана функція не є однорідною і її можна представити у вигляді компонентів:

$$\Phi(X) = \sum \Phi_i(X), \quad i = \overline{1, n}.$$

Функція $\Phi(X)$, яка описує простір станів об'єкту, повинна бути неперервною і диференційованою, компоненти (класи) якої можливо розкласти в ряд Тейлора по всій сукупності аргументів:

$$\Phi_i(X_B + \Delta X) = \Phi_i(X_B) + \sum \frac{\partial \Phi_i}{\partial X_j} \Delta X_j + \frac{1}{2!} \sum \sum \frac{\partial^2 \Phi_i}{\partial X_j \partial X_k} \Delta X_j \Delta X_k + \dots, \quad (1.2)$$

де $\Phi_i(X_B)$ – функція, що характеризує вихідний стан ГПА;

X_B – сукупність параметрів, що визначають вихідний стан ГПА.

Так як стан ГПА змінний в часі, то і функція стану залежить від часу τ у виразі (1.2) $\Delta X_j = f(\tau)$ та $\Delta X_k = f(\tau)$. Однак, процеси, що протікають в ГПА носять як зворотній так і незворотній характер, тому необхідно зауважити, що

$$\Delta X(\tau) = \Delta X_p(\tau) + \Delta X_c(\tau) + \Delta X_T(\tau), \quad (1.3)$$

де ΔX_p – компонент, який виражає вплив режимів роботи і зовнішніх умов;

ΔX_c – компонент, який виражає вплив випадкових факторів;

ΔX_T – компонент, який виражає вплив технічного стану ГПА.

З урахуванням (1.3) вираз (1.2) набуде такого вигляду:

$$\Phi_{iT}(X_B + \Delta X_T(\tau)) = \Phi_{iT}(X_B) + \sum \frac{\partial \Phi_{iT}}{\partial X_j} \Delta X_{jT}(\tau) + \frac{1}{2!} \sum \sum \frac{\partial^2 \Phi_{iT}}{\partial X_j \partial X_k} \Delta X_{jT}(\tau) \Delta X_{kT}(\tau).$$

Останній вираз є діагностичною моделлю для ГПА. Зауважимо, що у випадку використання опису вихідного стану ГПА у її складі, модель буде дійсна лише для заданого типу ГПА (індивідуальна модель). Однак, використання таких моделей вимагає проведення спеціальних базових випробувань кожного ГПА в експлуатаційних умовах для отримання його еталонних характеристик, що не завжди є можливим в умовах компресорних станцій. Тому на першому етапі виправданим є використання узагальнених моделей, які є універсальними для однотипних ГПА. В таких моделях використовують середньостатистичні еталонні характеристики:

$$\Phi_{iT}(X_B + \Delta X_T(\tau)) = \sum \frac{\partial \Phi_{iT}}{\partial X_j} \Delta X_{jT}(\tau) + \frac{1}{2!} \sum \sum \frac{\partial^2 \Phi_{iT}}{\partial X_j \partial X_k} \Delta X_{jT}(\tau) \Delta X_{kT}(\tau).$$

Описаний вище принцип можливо застосувати для побудови діагностичної моделі ВН. Але, недоліком використання таких діагностичних моделей є неможливість точного опису динамічних процесів в агрегаті, внаслідок чого моделі створюються з використанням певних припущень і обмежень, що в свою чергу знижує точність та достовірність процесу діагностування технічного стану ВН.

В роботі [2] С.П. Зарицький відмітив, що найбільш складним для ВН є процедура діагностування його газоповітряного тракту. Основними несправностями тут є ерозія, пошкодження лопаток або витік газу через ущільнення. Для діагностування пропонується використовувати витратно – напірні характеристики та характеристики економічності, які обчислюють за наступними виразами:

$$\eta_{AI} = f\left(\frac{V_{1H}}{n_H}\right),$$

$$\frac{H_{AI}}{n_H^2} = f\left(\frac{V_{1H}}{n_H}\right),$$

$$\frac{H}{n_H^2} = f\left(\frac{V_{1H}}{n_H}\right),$$

де η_{AD} - адіабатичний ККД нагнітача;

H_{AD}, H - адіабатичний і повний напори нагнітача;

V_{1H} - об'ємна витрата газу через нагнітач, м³/с;

n_H - частота обертів валу нагнітача, об/хв.

При цьому η_{AD} є діагностичною ознакою технічного стану газоповітряного тракту ВН в цілому, H_{AD}/n_H^2 - ознакою ерозії, а H/n_H^2 - ознакою несправності ущільнення. Математична модель газоповітряного тракту ВН має вид:

$$\delta \frac{H_{AD}}{n_H^2} = \pm \delta T_{1H} \mu a_2 \delta P_{1H} \pm a_2 \delta P_{2H} \mu \delta \rho \pm \delta Z \pm a_3 \delta K \mu 2 \delta n_H,$$

$$\delta \eta_{AD} = \pm a_1 \delta T_{1H} \mu a_1 \delta T_{2H} \mu a_2 \delta P_{1H} \pm a_2 \delta P_{2H} \pm \left(a_3 + \frac{1}{K-1} \right) \delta K,$$

$$\delta \frac{H}{n_H^2} = \mu (a_1 - 1) \delta T_{1H} \pm a_1 \delta T_{2H} \mu \delta \rho \pm \delta Z \mu \left(\frac{1}{K-1} \right) \delta K \mu 2 \delta n_H,$$

де ρ - густина газу за стандартних умов, кг/м³;

T_{1H}, P_{1H} - температура та тиск газу на вході в нагнітач;

T_{2H}, P_{2H} - температура та тиск газу на виході нагнітача;

K - коефіцієнт ізоентропи;

Z - коефіцієнт стисливості.

Значення коефіцієнтів a_i для відповідних типів нагнітачів наведені в таблиці. Процес розпізнавання несправності пов'язаний з порівнянням між собою накопичених відхилень діагностичних ознак технічного стану газового тракту в часі і визначення трендів ДО.

Аналогічний підхід до визначення технічного стану проточної частини ВН описаний в роботах [58, 59], де як діагностичні ознаки також використовують відхилення поточних значень політропічного ККД та внутрішньої потужності нагнітача від базових, обчислених шляхом

апроксимації зведених характеристик. В роботах описано методи визначення висоти ерозійного підрізу лопаток робочого колеса та перетічок газу через збільшені шпарини в лабіринтному ущільненні. Такий підхід дозволяє визначити загальну оцінку стану агрегату, а також ідентифікувати такі несправності як ерозія проточної частини і витікання газу через ущільнення.

Методи визначення технічного стану ВН наведені в статтях [41, 60 - 66]. Зокрема, в [41] інтегральна оцінка технічного стану визначається шляхом порівняння експлуатаційного значення політропічного ККД з його еталонним значенням на подібному режимі роботи ($Q_H = const$). Політропічний ККД визначають за формулою:

$$\eta_{пол} = \left(\frac{K-1}{K} \right) \frac{\lg \left(\frac{P_{2H}}{P_{1H}} \right)}{\lg \left(\frac{T_{2H}}{T_{1H}} \right)},$$

де K - показник ізоентропи;

P_{1H}, P_{2H} - відповідно, тиск газу на вході та виході ВН;

T_{1H}, T_{2H} - відповідно, температура на вході та виході ВН.

Коефіцієнт технічного стану ВН знаходять як відношення розрахованого значення політропічного ККД до еталонного:

$$K_\eta = \frac{\eta_{пол}}{\eta_{полE}}.$$

Відхилення K_η від одиниці свідчить про погіршення в процесі експлуатації характеристик ВН за рахунок збільшення внутрішніх втрат в проточній частині. Недоліком такого методу є отримання лише якісної оцінки стану агрегату, що не дає можливості визначити аварійний вузол, а також ідентифікувати вид несправності.

Метод визначення параметрів фактичного режиму і показників технічного стану ВН в умовах відсутності вхідної інформації про продуктивність агрегату і похибки штатних засобів вимірювання описаний в [60]. Даний метод реалізовано в роботах [61, 62], де розроблено модельно

програмний комплекс для оперативної діагностики функціонально – технічного стану ВН в нормальних умовах експлуатації, який призначений для отримання значень параметрів фактичного режиму роботи ВН, параметрів і показників, які характеризують фактичний технічний стан агрегату. В даному випадку використовують як ДО залежності ступеню підвищення тиску, внутрішньої потужності та ККД нагнітача від продуктивності. Перевагою даного методу є визначення продуктивності ВН на основі залежностей та співвідношень, що відображають зв'язок параметрів потоку газу з конструктивними характеристиками проточної частини. Такий підхід на думку авторів дає змогу підвищити точність знаходження витрати компримованого газу. Проте, дана методика не містить алгоритму визначення дефекту ВН, а тому не може бути використана для ідентифікації типу несправності, а лише вказує на зміну технічного стану нагнітача.

В [63, 64] побудовано математичну модель роботи ВН на нерозрахункових режимах та розроблено метод ідентифікації робочих характеристик. Автори провели дослідження 250 – ти нагнітачів. Математична модель подана у вигляді системи рівнянь:

$$\varphi = q\varphi_0 + K_\psi(q),$$

$$K_\psi(q) = -0.667q^2 + 0.550q + 0.117,$$

$$\eta = \frac{\psi}{q\left(\frac{\psi_0}{\eta_{\max}}\right) + K_\eta(q)},$$

$$K_\eta(q) = A(1 - q),$$

$$A = (1.8 - \eta_{\max}),$$

де φ - витрата природного газу через ВН;

$q = \varphi / \varphi_0$ - параметр витрати;

$\psi = q\psi_0 + K_\psi(q)$ - коефіцієнт напору ВН;

A - коефіцієнт пропорційності;

$\varphi_0, \psi_0, \eta_{\max}$ - оптимальні параметри роботи ВН.

Отже, діагностичними ознаками в даному випадку є коефіцієнт напору та ККД ВН, які змінюються внаслідок виникнення дефектів робочого колеса чи проточної частини ГПА. За відхиленнями даних ДО від оптимальних значень роблять висновок про технічний стан агрегату. Наведений вище метод також дає лише якісну оцінку стану ВН.

Робота [65] присвячена розробці методу параметричного діагностування ВН за зміною його реальних газодинамічних характеристик (ступеню підвищення тиску, індикаторної потужності та політропного ККД). Аналітичну характеристику нагнітача, що описує газодинамічний процес у викидній лінії з врахуванням сил інерції та тертя, записують у вигляді двочлена:

$$\varepsilon^2 = a - b Q_B^2,$$

де ε - ступінь підвищення тиску;

Q_B - об'ємна продуктивність ВН за умови входу;

a, b - сталі коефіцієнти, що підлягають визначенню.

Така модель, на думку авторів, має невелику кількість ДО з одного боку, і достатню інформативність з іншого. Єдиною складністю є визначення продуктивності окремого нагнітача в умовах КС. Стан ВН визначають за характером тренду діагностичних ознак.

Автори статті [66] пропонують визначати стан нагнітачів шляхом визначення політропічного ККД, внутрішньої потужності та продуктивності.

$$\eta_{пол} = \frac{\lg(P_2' / P_1)}{\lg((Z_2' T_2) / (Z_1 T_1))} \cdot \frac{\lg((Z_2' T_2) / (Z_1 T_1))}{\lg(P_2' / P_1)},$$

де P_2' та Z_2' - кінцеві тиск та коефіцієнт стисливості газу під час адіабатичного стискування газу з початковим тиском P_1 і температурою T_1 до досягнення температури T_2 .

$$N_i = \frac{RK}{K-1} Z_1 (T_2 - T_1) G,$$

де $G = G(\varepsilon, \eta_{\text{пол}}, n, \rho)$ - масова продуктивність нагнітача, надана у вигляді регресії.

R - газова постійна, кДж/(кг К);

K - показник ізоентропи.

Наведені вище методики діагностики технічного стану ВН мають ті ж недоліки, що і попередні.

Математичну модель нагнітача природного газу, яка дозволяє виявляти тип несправності проточної частини, отримали автори монографії [67]. Математичну діагностичну модель ВН запропоновано у вигляді:

$$\left(\frac{z_1 \varepsilon}{z_2} \right)^{\frac{m-1}{m}} = 1 + \frac{\omega^2}{z_1 R T_1} X_0 - \frac{Q_1 \omega}{z_1 R T_1} \left(X_2 \varepsilon^{\frac{1}{m}} - X_1 \right),$$

де z_1, z_2 - коефіцієнти стисливості газу, відповідно, за умов входу і виходу;

ε - ступінь підвищення тиску газу;

ω - кутова швидкість обертання колеса нагнітача, рад/с;

R - газова постійна, кДж/(кг К);

Q_1 - об'ємна витрата газу, приведена до умов всмоктування, м³/с;

T_1 - температура газу на вході в нагнітач, °К;

m - показник політропи.

Величини X , X_1 і X_2 , що входять в формулу, обчислюються у відповідності з таким співвідношенням:

$$X_0 = \frac{D_2^2 - D_1^2}{2};$$

$$X_i = \frac{D_i}{\pi D_i^2 - r \delta_i b_i} \text{ctg} \beta_i, \quad i = 1, 2,$$

де D_1, D_2 - внутрішній і зовнішній діаметри колеса нагнітача, мм;

β_1, β_2 - кут нахилу лопаток на вході і виході колеса, град.;

δ_1, δ_2 - товщина лопаток на вході і виході нагнітача, мм;

b_1, b_2 - товщина відцентрового колеса на вході і на виході, мм;

r - кількість лопаток.

Автори пропонують на протязі однієї доби за дев'ятьма замірами визначати параметри X , X_1 і X_2 та усереднювати. Для кожної діагностичної ознаки обчислюється довірчий інтервал при степені надійності 0,95. Зміна діагностичної ознаки приводить до виходу її за межі довірливого інтервалу, що може свідчити про виникнення несправності. Єдиним недоліком даного методу є те, що при побудові діагностичної моделі ВН не брали до уваги втрати на тертя та протічки газу, що могло б підвищити точність діагностування.

В зарубіжних публікаціях [68 - 70] висвітлено методи побудови діагностичних моделей газоперекачуючих агрегатів з використанням методів параметричної діагностики. Зокрема, як діагностичні параметри пропонується використовувати ефективність та втрати тиску [68]:

$$d_{\eta} = \frac{\eta_a}{\eta_E},$$

де η_a - реальне значення к. к. д. агрегату;

η_E - очікуване значення к. к. д. агрегату.

$$d_{\Delta p} = \frac{\Delta p_a}{\Delta p_E},$$

Δp_a та Δp_E - відповідно, реальне і очікуване значення втрати тиску в агрегаті, кПа.

Для визначення значення очікуваного к. к. д. використовують вираз:

$$\eta_E = \frac{P_E}{q_{mf} (q_i + h_f)},$$

де P_E - очікувана потужність агрегату, МВт;

q_i - значення нижчої теплоти згорання палива кДж/кг;

q_{mf} - можлива продуктивність агрегату кг/с;

h_f - значення ентальпії палива, кДж/кг.

Для діагностування таких дефектів ВН ГПА як забруднення вхідного фільтру в статті [70] пропонується використовувати такі діагностичні ознаки, як масова продуктивність, частота обертів та зростання тиску. Обчислюють ці параметри за наступними формулами:

$$\Phi = \frac{m \sqrt{RT_0}}{p_0} \left(\frac{m \sqrt{RT_0}}{p_0} \right)_{design}^{-1},$$

$$N = \frac{n}{\sqrt{RT_0}} \left(\frac{n}{\sqrt{RT_0}} \right)_{design}^{-1},$$

$$\Pi = \frac{p_2}{p_0} \left(\frac{p_2}{p_0} \right)_{design}^{-1},$$

- де m – масова продуктивність ВН, кг/с;
 p_0 та T_0 – тиск та температура газу перед ВН;
 p_2 та T_2 – тиск та температура газу після ВН;
 R – газова постійна, кДж/(кг К);
 n – частота обертання робочого колеса, об/хв.

Напис *design* означає, що дане співвідношення параметрів визначається для нового (відремонтованого) ВН і є базовим. В алгоритмі автори закладають граничні значення Φ , N та Π , при досягненні яких фільтр на вході агрегату повинен бути прочищений або замінений.

Наразі фахівці ДК “Укртрансгаз” для визначення технічного стану ВН користуються СОУ 60.3-30019801-011:2004 [71]. Згідно цього документу основними показниками, які характеризують роботу нагнітачів є:

- ступінь підвищення тиску газу в нагнітачі;
- об’ємний показник політропи;
- питомі політропічна і внутрішня робота;
- політропічний ККД нагнітача;
- продуктивність нагнітача;
- внутрішня потужність нагнітача.

Ступінь підвищення тиску газу в нагнітачі визначають за формулою [71]:

$$\varepsilon = \frac{P_{2a}}{P_{1a}},$$

де P_{1a} та P_{2a} - значення абсолютних тисків на вході і виході ВН, МПа.

Політропічний ККД нагнітача розраховується як відношення питомої політропічної роботи над газом до питомої внутрішньої роботи над газом [71].

$$\eta_n = \frac{l_n}{l_i},$$

де
$$l_n = \frac{n_v}{n_v - 1} z_{1H} R T_{1H} (\varepsilon^{(n_v-1)n_v} - 1);$$

n_v - об'ємний показник політропи;

z_{1H} - коефіцієнт стисливості газу на вході в нагнітач;

T_{1H} - температура газу на вході в нагнітач, °К;

R - газова постійна кДж/(кг К);

$l_i = i_{2H} - i_{1H}$, i_{1H} , i_{2H} - питома ентальпія газу на вході і виході ВН, кДж/кг.

Питому ентальпію природного газу визначають за формулою:

$$i = i_0 - R T_{KP} \delta i,$$

де $i_0 = (2.6R + 0.149)(t + 273) + 1.225^{-3} (t + 273)^2$ - питома ентальпія ідеального газу, кДж/кг;

$$\delta i = \tau \left(c \frac{\pi}{Z \tau} + d \left(\frac{\pi}{Z \tau} \right)^2 - Z + 1 \right) - \text{поправка до наведення питомої}$$

ентальпії, що враховує відхилення реального газу від ідеального.

$$c = \frac{0.3468}{\tau} + \frac{0.3564}{\tau^3}, \quad d = \frac{1}{2} \left(\frac{0.0273}{\tau} - \frac{0.117}{\tau^3} \right), \quad \tau = \frac{T}{T_{KP}}, \quad \pi = \frac{P}{P_{KP}}.$$

Показник політропного процесу стискування природного газу у ВН визначають за співвідношенням [71]:

$$\frac{n_v}{n_v - 1} = \frac{\ln(\varepsilon)}{\ln(Z_2 T_2 / Z_1 T_1)},$$

де Z_1 та Z_2 – коефіцієнти стисливості газу на вході і виході ВН;
 T_1 та T_2 – відповідно, значення температури газу на вході та виході
 ВН, °К.

Продуктивність нагнітача розраховується за відомими значеннями перепаду тиску на конфузори, густини газу та коефіцієнта продуктивності конфузора нагнітача [71]:

$$Q = A_K \sqrt{\frac{\Delta P}{\rho_{1H}}},$$

де величина коефіцієнта продуктивності конфузора обчислюється як:

$$A_K = \frac{10^3 Q_{KC} \rho_0}{60 \sqrt{\rho_{1H} \sum_{i=1}^s \sqrt{\Delta P_i}}},$$

де Q_{KC} - комерційна продуктивність компресорного цеху (станції), тис. м³/год;
 S - кількість паралельно працюючих агрегатів;
 ΔP - перепад тиску на конфузори, кПа;
 ρ_{1H} - густина газу на вході в нагнітач, кг/м³.

Для деяких ВН коефіцієнт A_K наведений у технічній документації.

Для розрахунку внутрішньої потужності нагнітача (МВт) користуються виразом [71]:

$$N_i = l_i Q \frac{\rho_{1H}}{60}.$$

Таким чином, можна зробити висновок, що для визначення технічного стану ВН необхідно контролювати такі параметри, як тиск та температура на вході та виході агрегату, швидкість обертання робочого колеса, комерційна продуктивність та параметри природного газу (густина, компонентний склад, нижча теплота згорання, тощо). На основі аналізу вказаних параметрів за допомогою спеціально розроблених алгоритмів ідентифікації визначають вид

несправності та приймають рішення щодо подальших дій. Основні технологічні параметри контролюються стаціонарними інформаційними системами реального часу, які широко використовуються на КС ДК “Укртрансгаз”. Параметри природного газу отримують за результатами аналізів у ВХАЛ ЛВУМГ.

Аналіз масла в системі змащування ГПА дозволяє визначити інтенсивність зносу окремих деталей за кількістю елементів зносу, а також в окремих випадках можливо навіть ідентифікувати ці деталі за типом матеріалу [72]. Найбільшого поширення набули два методи [73, 74]:

- відбір проби масла з системи та проведення спектрального аналізу. Такий аналіз можна виконати безпосередньо на КС обслуговуючим персоналом за допомогою портативних засобів. В такому разі отриманої інформації буде досить для виявлення наявності дефекту. З метою ідентифікації дефектної деталі необхідно виконати більш складні дослідження в лабораторних умовах діагностичних центрів. В такому випадку отримують більш повну інформацію про стан вузлів тертя ГПА, але втрачається оперативність.

- використання давачів, на яких випадають продукти зносу деталей. Такі давачі встановлюють в маслопроводах, картерах або безпосередньо біля вузлів тертя та підключають до приладу, який здатний встановити точну кількість як феромагнітних частинок зносу так і частинок кольорових металів, що знаходяться в робочому об’ємі давача. Для даного методу було розроблено автоматизовану систему контролю кількості та складу продуктів зносу в маслі, дослідна експлуатація якої довела ефективність такого методу.

Проте, на практиці використання методів аналізу масла в системах діагностики ГПА носить доповнюючий характер в системах, які побудовані на методах вібраційної та параметричної діагностики.

Багато науковців як вітчизняних, так і закордонних займаються розробкою діагностичних моделей ГПА на базі теорії нейромереж. Перевагою нейромереж є їх здатність моделювати процеси, які мають

нелінійність, комплексність, невизначеність, шум і т. п., а також здатність до навчання та адаптації в процесі роботи.

В ряді закордонних публікацій розглянуто питання застосування нейромереж для діагностування технічного стану газоперекачуючих агрегатів [75 - 81].

Цікавим є спроба поєднання теорії нейромереж та нечіткої логіки, описана в роботі [76]. Автори пропонують застосовувати для технічної діагностики фази – нейро мережі (Fuzzy – Neuro Networks), в яких нечіткі моделі Мамдані або Сугено (набір правил – продукцій) моделюються за допомогою нейромереж. За допомогою даної методики зручно вирішувати задачу ідентифікації та класифікації дефектів. Проте, не дивлячись на зручність і відносну простоту реалізації, дана методика вимагає великого обсягу апріорної інформації для побудови бази знань та алгоритму функціонування у вигляді правил – продукцій.

Для розв'язку задачі класифікації дефектів агрегату застосовують також динамічні нейромережі [77]. Автори використовували нелінійну модель ГПА, імітуючи на ній дефекти типу: дефект вхідної засувки, дефект лопаток турбіни високого тиску, дефект лопаток нагнітача. Моделювали п'ять станів: новий, 25% ресурсу, 50% ресурсу, 75% ресурсу та 100% ресурсу (кінець міжремонтного періоду) на фоні симуляції неточності вимірювань, якості виготовлення двигуна та зміни температури навколишнього середовища. Параметрами контролю автори вибрали: кут відкриття вхідної засувки, витрата газу через агрегат, швидкість обертання ротору, тиск на виході нагнітача, тиск на виході турбіни, температура та тиск на вході нагнітача, температура на виході ТВТ та ТНТ. Проте, алгоритм навчання нейромережі та конкретні значення параметрів імітаційного моделювання не наведені. Автори вказують, що тестування такого типу мереж показало, що вони мають похибку при розв'язку задачі класифікації до 8 %. Така точність не відповідає сучасним вимогам щодо діагностування технічних станів ГПА.

В роботі [78] авторами виконано порівняльний аналіз нейромереж типів MLP, LVQ та RBF для діагностики процесу руйнування лопаток турбіни. Всі перераховані нейромережі належать до нейромереж зі зворотнім зв'язком, але мають різні структури і алгоритми навчання. Досліджували справний агрегат шляхом вимірювання тиску газу на лопатках ротора, а також вібрацію корпусу біля цих лопаток та чотири однотипні агрегати з різними дефектами. Таким чином за отриманими результатами вимірювань нейромережа повинна була віднести несправність (у разі її виявлення) до одного з 5 – ти класів (справний, дефект 1, дефект 2, ..., дефект 4), т. т. ідентифікувати несправність. На думку авторів за результатами тестування жодна з нейромереж не задовольняє вимогам щодо точності та швидкодії. Тому було запропоновано багатомережеву структуру, яка є комбінацією LVQ та RBF нейромереж, структура якої зображена нижче (рис. 1.2).

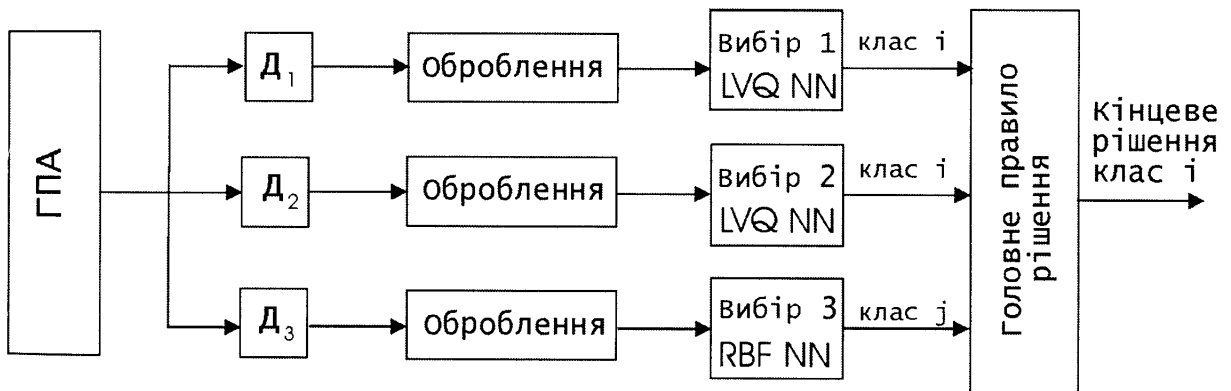


Рисунок 1.2 – Багатомережева структура

На рисунку D_i – вимірювальні перетворювачі, вихідний сигнал з яких надходить на блок оброблення і в подальшому на вхід нейромережі (D_1 – давач вібрації, D_2 – давач осьового зміщення ротору, D_3 – давач рівня шуму). Відповідно, для давачів D_1 та D_2 використовують LVQ нейромережі, а для давача D_3 – RBF нейромережу. Автори статті вказують, що за результатами тестування спроектована багатомережева структура безпомилково визначила усі технічні стани об'єкту.

В роботі [79] розроблено методику прогнозування технічного стану ГПА за допомогою нейромережі типу DL – EBF (Dynamically Linked Ellipsoidal Basis Function), яка є модифікацією RBF мережі. На думку авторів така мережа має здатність прогнозувати шляхом визначення кількості геометричних співвідношень різних класів дефектів та нормальних станів, поданих у вигляді базових одиниць або кластерів базових одиниць. Мережу навчають за допомогою алгоритму TREPAN. Проте, в статті не наводиться структура спроектованої нейромережі, а також в досить загальних рисах подано опис алгоритму TREPAN.

Використання нейромережі типу BPN (Back Propagation Neural Network) з одним прихованим шаром пропонується в роботі [80]. У прихованому шарі нейрони мають сигмоїдальну функцію активації, а у вихідному – лінійну. Параметри контролю: потужність на валу, витрата палива, тиск та температура на виході ВН, тиск та температура на виході турбіни та температура на виході силової турбіни. Вихід нейромережі – степінь деградації пропускної здатності та ефективності компресора. Для навчання мережі використовували 40 зразків комбінацій показів приладів, для тестування – 15. Автори максимально спростили структуру нейромережі, використавши в прихованому шарі лише один нейрон, тоді як у вхідному та вихідному шарах – сім та шість, відповідно. Результати тестування показали здатність нейромережі виявляти одиничні типи дефектів такі як забруднення компресора, ерозія турбіни компресора та ерозія силової турбіни.

Стаття [81] присвячена опису використання нейромереж типу MLP для діагностування сучасних газоперекачуючих агрегатів. Автори пропонують контролювати наступні параметри: температура навколишнього середовища, кут відкриття вхідної засувки, масова продуктивність ВН, тиски до та після ВН, температура після ВН, масова витрата паливного газу, падіння тиску в камері згорання, тиск та температура на виході турбіни, вихідна потужність. Нейромережа має 28 виходів для представлення результатів в бінарному

вигляді (7 x 4). В прихованому шарі знаходяться 27 нейронів. Отримана нейромережа є зручною для використання людиною – оператором, т. я. вихідний бінарний код обробляється і візуалізується на цифровому індикаторі у вигляді номеру дефекту. За результатами тестування мережа показала 100 % точність визначення виду дефекту.

Отже, аналізуючи подану вище інформацію, можна зробити висновок, що для виявлення дефекту ВН доцільно використовувати методи параметричної діагностики, перевагою яких є можливість застосовувати діагностичні математичні моделі. Коефіцієнти таких моделей використовуються як діагностичні ознаки технічного стану агрегату в цілому або окремих його частин. Проблемою є визначення типу дефекту, процес ідентифікації. Для вирішення задач такого типу використовують нейромережеві структури, які чудово зарекомендували себе як класифікатори.

1.4 Аналіз існуючих автоматичних систем керування газоперекачувальними агрегатами

В попередньому розділі показано, що для забезпечення процесу діагностування технічного стану ГПА оптимальним є використання методів параметричної діагностики в поєднанні з теорією нейронних мереж. Таке поєднання забезпечить можливість класифікувати технічний стан агрегату та виявити і ідентифікувати дефекти в разі їх виникнення.

Системи діагностики технічного стану ГПА доцільно розробляти на базі існуючих штатних систем автоматичного керування ГПА (САК ГПА), якими обладнано газоперекачувальні агрегати на КС ДК “Укртрансгаз”.

Згідно СОУ 60.3-30019801-004:2004 САК ГПА – це система, призначена для автоматичного (або за командою оператора) керування

процесами пуску, зупинки, зміни і підтримки (у тому числі регулювання) режиму роботи ГПА, автоматичного захисту, сигналізації, збору, обробки, аналізу, подання інформації. Об'єктами контролю та керування САК ГПА є основне і допоміжне обладнання газоперекачувального агрегату.

Функціонально САК ГПА ділиться на два рівні – верхній і нижній [82]:

- верхній рівень – операторський – являє собою автоматизоване робоче місце змінного інженера;

- нижній рівень – агрегатний – складається з контролерів та інших технічних засобів для виконання алгоритмів роботи ГПА у всіх режимах функціонування.

САК ГПА повинна забезпечувати інформаційну функцію, а саме:

- вимірювання та контроль параметрів і стану технічного обладнання ГПА з відображенням технологічної інформації;

- індикація поточних значень основних вимірюваних та розрахункових параметрів;

- виявлення, сигналізація, відображення та реєстрація відхилень параметрів від установлених меж;

- обчислення та аналіз техніко – економічних показників роботи ГПА (ступінь підвищення тиску газу, ефективна та споживча потужність, коефіцієнт корисної дії нагнітача та двигуна, напрацювання нагнітача та двигуна, область допустимих режимів роботи ГПА, витрата паливного та пускового газу, втрати газу на стравлення, тощо);

- перевірка достовірності інформаційних каналів;

- автоматична реєстрація команд оператора;

- формування команд змінному інженеру щодо режиму роботи ГПА;

- формування та зберігання архівів аналогових параметрів ГПА та відображення їх у вигляді трендів;

- сигналізація та оперативне відображення наближення робочої точки ГПА до зони помпажу;

- формування, зберігання та друк обліково – звітних документів;

- автоматичний облік технічного ресурсу ГПА та допоміжних систем ГПА;

- світлова та звукова сигналізація.

Основними вітчизняними виробниками САК ГПА, які експлуатуються на об'єктах ДК “Укртрансгаз”, являються ТОВ НВП “Уніконт”, СФ “ІНЕК”, ТОВ НВП “Нова техніка”, НПП “Укргазгеоавтоматика” та НДПАСУтрансгаз.

ТОВ НВП “Уніконт” (в минулому КП “НВО Квантор”) виробляє мікропроцесорні САК ГПА на базі комплексу програмно – технічних засобів (КПТЗ) “Уніконт” для ГПА-Ц-6,3 з двигунами Д-336-2. Проте, дослідна експлуатація таких САК ГПА на станції підземного зберігання газу (СПЗГ) “Дашава” показала, що КПТЗ “Уніконт” та давачева апаратура “Квант” недостатньо надійні [83].

СФ “ІНЕК” має найбільшу номенклатуру САК ГПА, крім того, саме систем її виробництва встановлено найбільше на об'єктах ДК “Укртрансгаз”. Базою для побудови САК ГПА є ПЛК Micro PC виробництва компанії “Octagon Systems” (США) та аналогові і дискретні елементи фірм Analog Deviees і Grayhill, а також ПЛК Series 30, 90-70 компанії “GE Fanuc Automation” (США). Останні розроблені на базі процесора Intel 80486DX4. САК ГПУ–10–01 з двигунами типу ДР 59 експлуатується на КС “Новопсков” в КЦ “Волна”, САК ГПА-Ц-6,3 з двигунами типу ДТ 71П експлуатується на КС “Куп'янськ” та КС “Диканька” а також на КС “Луганська” з двигунами типу Д-336-2, САК ГТ-750-6 експлуатується на КС “Лубни” [84]. Аналіз роботи наведених вище САК ГПА показав їх високу надійність.

ТОВ НВП “Нова техніка” розробляє САК ГПА серії САТ виключно на базі ПЛК “GE Fanuc Automation”. Розробки фірми орієнтовані на ГПА з газотурбінними двигунами суднового типу (ДТ 71П, ДН 70Л та ДГ 90Л). САК ГПА-САТ-01 експлуатується на КС “Бердичів” та “Красилів”, САК ГПА-Ц-6,3С з двигуном ДТ 71П-САТ-03 на КС “Ужгород”, САК ГПА-10МН70.01 з двигуном ДН 70Л-САТ-02 на КС “Кіровоградська” та “Ромни”,

САК ГПА типу САТ-04 (ГПА-Ц-6,3 з двигуном ДГ-90 та ГПУ-16 з двигуном ДР-59) на КС “Долина” та “Ромни”, САК ГПА САГ-05 (ГТК-10-01 з двигуном ДР-59) на КС “Воловець”, САК ГПА САТ-06 (ГТК-10І з двигуном МС 3002) на КС “Бар” і “Гайсин”. САК ГПА розробки ТОВ НВП “Нова техніка” характеризуються високим ступенем надійності та максимально зручні в експлуатації та обслуговуванні [83].

ЗФ ВАТ “Важпромелектропроект” розробляє САК ГПА на основі універсального ПЛК Micro PC виробництва компанії “Octagon Systems” та модулів “Devises” та “Grayhill”, які орієнтовані на ГПА з газотурбінними двигунами авіаційного типу (Д-336-2, АІ-336-2-8 та АІ-336-2-10). САК ГПА-Ц-6,3 з двигуном АІ-336-2-8 встановлено на СПЗГ “Кегичівська” також САК ГТК-10І з двигуном АІ-336-2-10 впроваджено на КС “Новопсков” КЦ “Союз”. Недоліком таких САК ГПА є відсутність підсистеми антипомпажного регулювання [83].

НПП “Укргазгеоавтоматика” пропонує САК ГПА на базі ПЛК “GE Fanuc Automation”. САК ГПА-Ц-6,3 з двигуном ДТ 71П розробки даної фірми встановлено на КС “Куп’янськ”, САК ГТК-10-4 на КС “Задніпровська” та КС “Південнобугська” [85].

Аналіз наведеного вище показав, що найбільше використання на КС ДК “Укртрансгаз” отримали САК ГПА розробки СФ “ІНЕК” та ТОВ НВП “Нова техніка” на базі ПЛК “GE Fanuc Automation”. Зокрема САК ГПА – САТ виробництва ТОВ НВП “Нова техніка” забезпечують виконання наступних функцій:

- керування режимами роботи ГПА (Пуск; керування роботою ГПА; Нормальна, Аварійна та Термінова зупинка);
- автоматичний захист на всіх режимах роботи;
- автоматичне регулювання подачі паливного газу;
- антипомпажне регулювання;

- вимірювання технологічних параметрів ГПА, створення архівів даних, побудова трендів та представлення інформації змінному інженеру на екрані монітора;

- обчислення техніко – економічних показників роботи агрегату;

- забезпечення підготовки даних (аналогових і цифрових сигналів) для передачі їх через двохпровідну шину даних на робочу станцію збору і обробки даних інформації КЦ.

Крім того, система забезпечує самотестування і самодіагностику ПЛК, контроль справності датчиків, відображення мнемосхем і текучих значень технологічних параметрів і ретроспективних значень параметрів, а також має додатковий ПЛК для резервування аварійного захисту. Гарантійний термін експлуатації 12 років.

На основі САК ГПА такого типу можливо реалізувати комп'ютерну діагностичну систему шляхом інтегрування спеціально розробленого програмного забезпечення в існуюче. Таким чином отримуємо значну економію коштів за рахунок використання нижнього рівня САК ГПА, яка включає в себе систему вимірювальних перетворювачів, шин передачі даних, інтерфейсів, контролерів та іншого обладнання.

1.5 Вибір і обґрунтування напрямку дослідження

В останній час для забезпечення надійної роботи ВН ГПА широко використовують методи технічної діагностики, що дозволяє експлуатувати агрегати за їх фактичним станом. Існуючі методи технічної діагностики можна розділити на дві групи – вібраційна і параметрична діагностика. Найбільшого поширення набула вібродіагностика і, як наслідок, питанням вібродіагностики присвячено значне число робіт. В них досліджені теоретичні аспекти створення методів діагностики, визначені вимоги до

технічного забезпечення засобів вимірювання, розглянуті принципи побудови вібровимірювальної апаратури та ін. Методи діагностики дають, як правило, лише інтегральні оцінки технічного стану типу “добре”, “задовільно”, “незадовільно”. При цьому лишається відкритим питання про стан окремого вузла. Крім того, у більшості випадків комплексна діагностика проводиться періодично, а це не забезпечує неперервний контроль за технічним станом ВН. Тому в останній час інтенсивно ведуться роботи у напрямку розробки методів параметричної діагностики, яка дає можливість неперервно контролювати технічний стан окремих вузлів ВН за діагностичними ознаками, які формуються як відхилення певних технологічних параметрів від їх значень, які характерні для нових агрегатів (або після ремонту). За сукупністю таких діагностичних ознак необхідно розпізнати технічний стан нагнітача. Ця задача є задачею розпізнавання образів і намітилась тенденція застосовування нейромереж для її розв’язку. Методи параметричної діагностики, як і методи вібродіагностики, дають лише якісну оцінку технічного стану того чи іншого вузла, не вказують на конкретну несправність. Вирішити останню проблему можливо, якщо мати діагностичну модель, яка у формалізованій формі встановлює залежності між окремими дефектами і певними технологічними параметрами вузла ВН. Це досить складна наукова задача і лише окремі публікації присвячені її вирішенню.

Перспективним є поетапний підхід, коли на першому етапі визначають технічний стан ВН, а потім переходять до другого етапу. При цьому другий етап включається тоді, коли нагнітач знаходиться у стані, який близький до несправного.

Оскільки остання задача невирішена, то напрямком досліджень є розробка на базі теорії нейромереж методу визначення станів ВН та створення діагностичної моделі, яка повинна враховувати зміну геометричних розмірів робочого колеса, і, як результат, на цій основі створення методу поетапного діагностування технічного стану ВН.

РОЗДІЛ 2

ФОРМУВАННЯ ДІАГНОСТИЧНИХ ОЗНАК ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ВІДЦЕНТРОВИХ НАГНІТАЧІВ ПРИРОДНОГО ГАЗУ

2.1 Теоретичні аспекти формування діагностичних ознак технічного стану відцентрових нагнітачів газоперекачувальних агрегатів

При моделюванні роботи нагнітачів велике значення має теорія подібності. В загальному випадку процес стискування газу є настільки складним, що навіть, якщо сформулювати всі вимоги до подібності, то однак було б неможливо їм задовольнити і, як наслідок, ніякої практичної цінності така теорія подібності не мала б. В монографії Ріса В. Ф. [86] перераховано основні обмеження, які дозволяють звузити задачу і отримати метод подібності, який можна застосувати на практиці.

1. Процес стискування проходить без теплообміну з навколишнім середовищем.
2. Виключається можливість потрапляння крапельної вологи при всмоктуванні.
3. Розглядаються лише стаціонарні або квазістаціонарні течії в проточній частині.
4. Початкова швидкість і турбулентність потоку, який заходить в ГПА, не має суттєвого впливу.
5. Стискуване середовище є ідеальним газом з постійними ізобарною та ізохорною теплоємностями.

На основі теорії подібності та розмірності Ріс В.Ф. виділив групу суттєвих параметрів, із яких можна скласти п'ять безрозмірних комбінацій. Детальний аналіз впливу таких безрозмірних комбінацій на течію газу в нагнітачі показав, що тільки два із них

$$\varphi = \frac{4Q}{\pi D^2 u}$$

і

$$M = \frac{u}{\sqrt{gzRT}},$$

де Q - об'ємна витрата газу, приведена до умов всмоктування;

D - діаметр робочих лопаток нагнітача;

u - колова швидкість робочого колеса;

z - коефіцієнт стисливості газу;

R - газова постійна;

T - температура за абсолютною шкалою, є визначальними.

Оскільки $u = \pi Dn$, то

$$\varphi = \frac{4Q}{\pi^2 D^3 n}$$

і

$$M = \frac{\pi Dn}{\sqrt{gzRT}}.$$

Безрозмірні комплекси φ і M подамо в такому вигляді:

$$\varphi = a_\varphi \varphi',$$

$$M = a_M M',$$

де $a_\varphi = \left(\frac{2}{\pi D}\right)^2$; $a_M = \pi D^2$. Тоді $\varphi' = \frac{Q}{Dn}$ і $M' = \frac{n}{D\sqrt{gzRT}}$.

Якщо взяти певний “опорний” режим, якому відповідають значення Q_0 , n_0 , T_0 , z_0 і R_0 , то $\varphi_0 = a_\varphi \varphi'_0$, а $M_0 = a_M M'_0$. Обчислимо відношення

$x = \frac{\varphi}{\varphi_0} = \frac{\varphi'}{\varphi'_0}$ і $y = \frac{M}{M_0} = \frac{M'}{M'_0}$. Враховуючи значення відповідних величин,

отримаємо

$$x = \frac{Qn_0}{Q_0 n}, \quad (2.1)$$

$$y = \frac{n}{n_0} \sqrt{\frac{z_0 R_0 T_0}{zRT}}. \quad (2.2)$$

Отже, x і y можна розглядати як певні безрозмірні комплекси, що характеризують роботу нагнітача. Якщо прийняти, що $Q_0=1\text{м}^3/\text{с}$, то $x = Q \frac{n_0}{n}$.

Величину x називають приведеною витратою, а y , за аналогією, приведеною частотою обертання.

Роботу нагнітача досить повно характеризують три показники: ступінь підвищення тиску ε , політропний коефіцієнт корисної дії $\eta_{пол}$ і внутрішня потужність N_i , тобто [88]:

$$\varepsilon = f_\varepsilon(x, y), \quad (2.3)$$

$$\eta_{пол} = f_\eta(x), \quad (2.4)$$

$$\frac{N_i}{\rho_\varepsilon} \left(\frac{n_0}{n} \right)^3 = f_N(x), \quad (2.5)$$

де ρ_ε - густина газу, приведена до умов всмоктування.

Залежності $f_\varepsilon(x, y)$, $f_\eta(x)$ і $f_N(x)$ - це паспортні характеристики нагнітачів, які надаються у вигляді графіків заводами-виготовлювачами.

Несправності, які впливають на ефективність функціонування газоперекачувального агрегату, проявляються через зміну технологічних параметрів та показників роботи ГПА. Наприклад, несправності проточних частин проявляються в зміні [2] тиску та температури вихідного потоку газу, політропного коефіцієнта корисної дії, ступеню підвищення тиску, витрати повітря через компресор, зміні обертів ротора нагнітача, а також в зміні рівня шуму та вібрації. Вказані зміни можуть бути оцінені лише тоді, коли відомі деякі “базові” значення технологічних параметрів та показників, які зафіксовані для нового ГПА.

Сучасні ГПА оснащені інформаційно-вимірювальними системами, які, серед інших, вимірюють об’ємну витрату газу Q , температуру газу на вході T_1 і на виході T_2 нагнітача, число обертів робочого колеса n , тиск на вході в нагнітач P_1 та на виході із нагнітача P_2 . В такому разі можна обчислити такі

базові показники, як ступінь підвищення тиску газу ε^* , температуру T_2^* та внутрішню потужність N_i^* .

Для обчислення ε^* необхідно знайти величини $x = Q \frac{n_0}{n}$ та $y = \frac{n}{n_0} \sqrt{\frac{z_0 R_0 T_0}{z R T_1}}$. Потім, використовуючи залежність $f_\varepsilon(x, y)$, знаходимо ε^* .

Обчислення температури T_2^* здійснюється за формулою [86]

$$T_2^* = T_1 \varepsilon^{*1/\sigma}, \quad (2.6)$$

де $\sigma = \eta_{пол} \frac{k}{k-1}$, де k – показник адіабати.

Політропний коефіцієнт корисної дії $\eta_{пол}$ обчислюється за відомим значенням x з використанням залежності (2.4).

Внутрішню потужність N_i^* обчислимо, використовуючи формулу (2.5).

Якщо відомі значення x , n і ρ_ε , то

$$N_i^* = \rho_\varepsilon \left(\frac{n}{n_0} \right)^3 f_N(x). \quad (2.7)$$

Для автоматизованого обчислення базових значень величин ε^* , T_2^* і N_i^* (без використання графіків) необхідно певним чином апроксимувати залежності $f_\varepsilon(x, y)$, $f_\eta(x)$ і $f_N(x)$. Аналіз різних способів апроксимації [89] показав, що найбільшій уваги заслуговує спосіб функціонального наближення до $f_\varepsilon(x, y)$, $f_\eta(x)$ і $f_N(x)$ за допомогою нейромереж.

2.2 Методика проведення експериментальних досліджень

Метою проведення експериментальних досліджень було отримання значень основних технологічних параметрів, які беруть участь у формуванні діагностичних ознак. Аналіз літературних джерел і зведених характеристик нагнітачів природного газу дав можливість виділити наступні технологічні параметри – тиск і температуру газу на вході і виході нагнітача, витрату газу через нагнітач, швидкість обертання робочого колеса, а також параметри, які характеризують стан газу, що компримується.

Експериментальні дослідження проводились в умовах Богородчанського лінійного виробничого управління магістральних газопроводів. Як базовий був вибраний нагнітач природного газу PCL – 804 – 2 виробництва фірми Нуово-Піньоне (Італія). Основні технічні характеристики нагнітача наведені у табл. 2.1.

Таблиця 2.1

Основні параметри нагнітача природного газу PCL-804-2

№ п. п.	Назва показників	Од. виміру	PCL-804-2
1.	Назва КС	-	Богородчани-2
2.	Тип приводу	-	ГТК-25І (MS-5002)
3.	Кількість нагнітачів	шт.	6
4.	Завод-виготовлювач	-	Нуово-Піньоне Італія
5.	Продуктивність при 20 ⁰ С і 760 мм. рт. ст.	млн. нм ³ добу	42.7
7.	Тиск газу на вході	МПа	5,14
8.	Тиск газу на виході	МПа	7,6
9.	Степінь стиснення	-	1.48
10.	Температура газу на вході в нагнітач	°С	15
11.	Температура газу на виході з нагнітача	°С	50
12.	Число коліс	шт.	2

Вимірювання і реєстрація технологічних параметрів нагнітача здійснювалось за допомогою штатних технічних засобів, якими оснащена компресорна станція Богородчани-2. На рис. 2.1 показана схема КС з приладами, які використовувались для вимірювання витрати газового потоку (6), тиску і температури (1, 3) на вході та на виході (2, 4) ВН природного газу, а також числа обертів нагнітача (5).

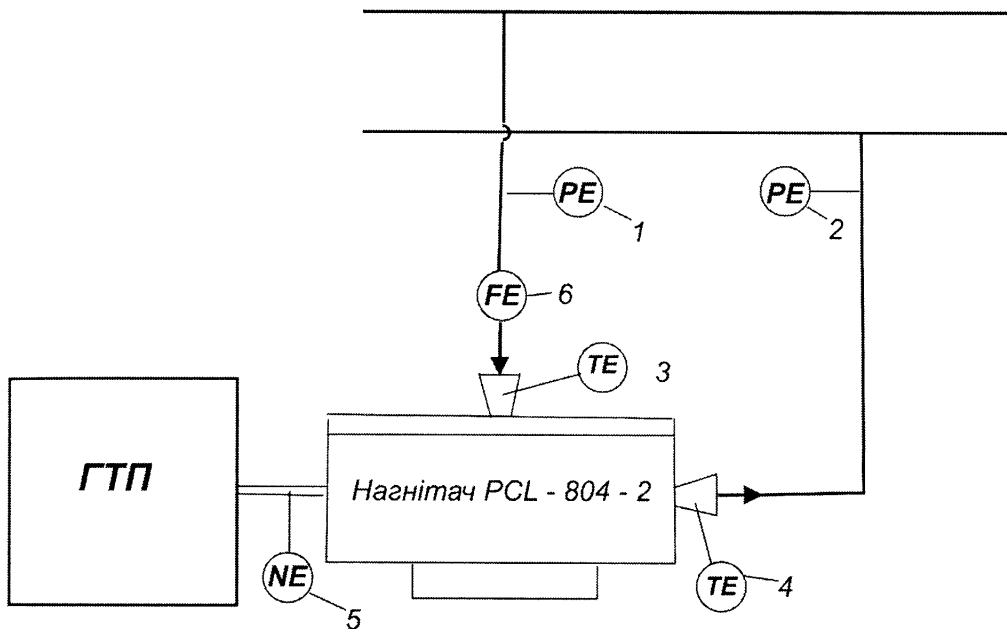


Рисунок 2.1 – Схема ВН природного газу з вимірювальними приладами

У табл. 2.2 приведені основні характеристики приладів, які використовувались при промислових дослідженнях.

Таблиця 2.2

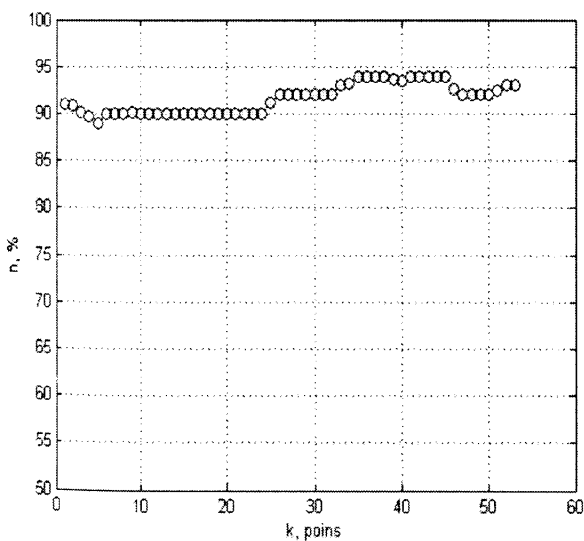
Основні характеристики приладів при проведенні експериментальних досліджень (КС – Богородчани-2)

№ п. п	Назва вимірюваного параметру	Тип приладу	Діапазон вимірювань	Клас точності
1	Тиск газу на вході ВН	Давачі фірми Honeywell	0-80 кг/см ²	0,5
2	Тиск газу на виході ВН	Давачі фірми Honeywell	0-80 кг/см ²	0,5

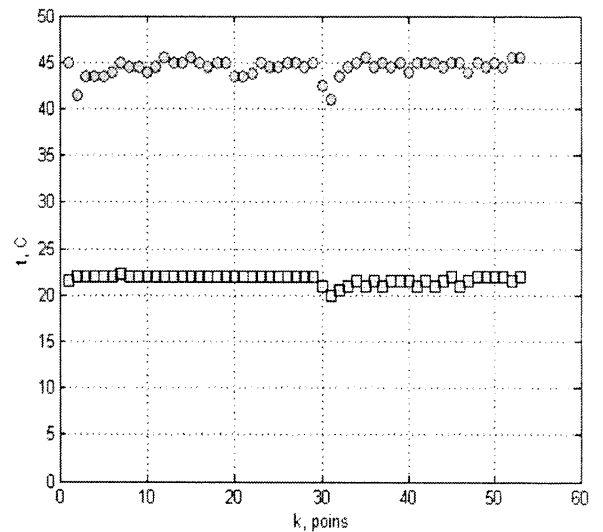
Продовження табл. 2.2

№ п. п	Назва вимірюваного параметру	Тип приладу	Діапазон вимірювань	Клас точності
3	Температура газу на вході ВН	Давачі фірми Honeywell	0-60 °С	0,5
4	Температура газу на виході ВН	Давачі фірми Honeywell	0-60 °С	0,5
5	Оберти валу ВН	Фірма Дженерел електронік	0-8000 об/хв	0,5
6	Продуктивність ВН	Давачі фірми Honeywell	16,5 млн. м ³ /добу	0,5

На рис 2.2 і 2.3 показані графіки зміни технологічних параметрів, які фіксувались під час експериментального дослідження.



а)



б)

Рисунок 2.2 – Графіки змін частоти обертання (а) і температури на вході та виході ВН природного газу (б)

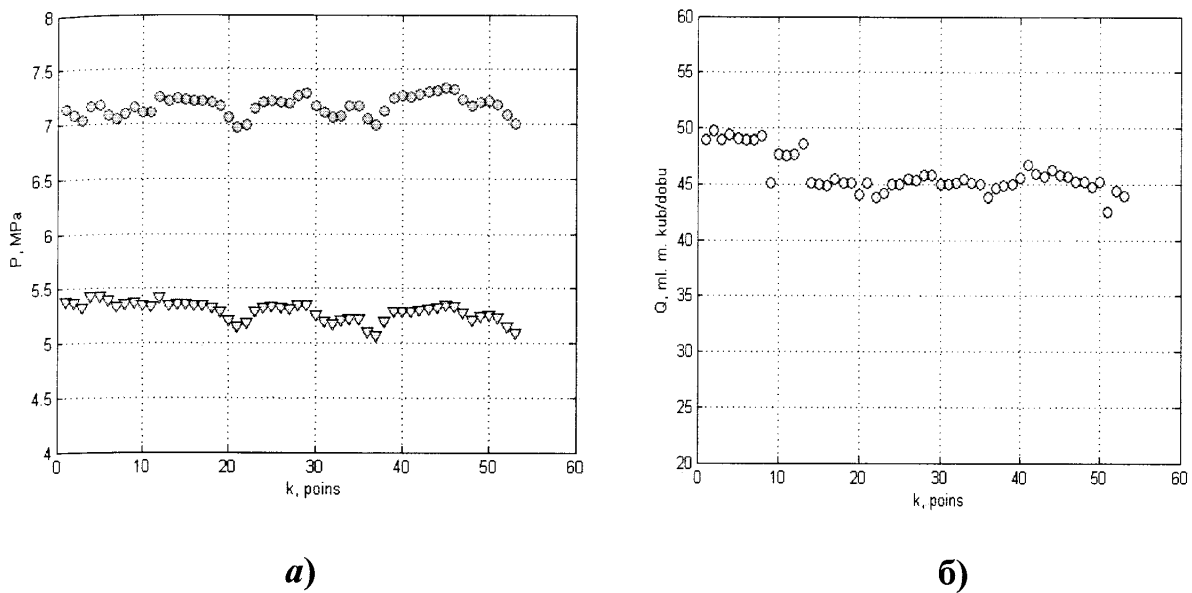


Рисунок 2.3 – Графіки змін тиску на вході та виході ВН (а) і витрати газу через нагнітач (б)

2.3 Аналіз параметрів газового середовища, які впливають на процес технічної діагностики відцентрових нагнітачів

Одним з технологічних параметрів, які необхідно вимірювати в процесі діагностики технічного стану ГПА, є витрата (продуктивність) через нагнітач, яку приводять до нормальних умов. Для виконання останньої дії необхідно мати інформацію про значення таких параметрів природного газу як густина, відносна густина, вміст азоту та оксиду вуглецю, а також коефіцієнт стисливості. Розглянемо ці параметри детальніше.

Хімічний склад газу визначався шляхом аналізу проб газу. За даними хімічного аналізу були визначені основні параметри газу: густина газу ρ та відносна густина газу Δ за нормальних умов ($P_0=0,101325$ МПа, $T_0=293,15$ °K), газова постійна R та коефіцієнт стислості z .

2.3.1 Густина природного газу. Як приклад в додатку А показано результат хроматографічного аналізу природного газу, що подається до Богородчанського ЛВУМГ. За результатами такого аналізу визначені густина газу ρ та відносна густина газу Δ за повітрям при нормальних умовах. Періодичність відбору проб газу складає приблизно 10 діб. Тому виникла задача про можливість використання середніх значень ρ і Δ в розрахунках параметрів газу.

Для вирішення поставленої задачі були проаналізовані дані, які отримані на протязі 2004 р. Із графіка зміни густини ρ в часі (додаток Б) видно, що дані мають певний тренд.

Найбільш поширеним методом [90] виявлення тренду є апроксимація даних багаточленом невисокого порядку за допомогою методу найменших квадратів.

Якщо заданий поліном порядку n

$$y = a_0 + a_1 u + a_2 u^2 + \dots + a_n u^n \quad (2.8)$$

і маємо N даних ($N \geq n$), то параметри апроксимуючого полінома обчислюють шляхом мінімізації квадрату різниць заданої послідовності $\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_N$ і значень багаточлена, які обчислені при $u = u^{(1)}, u = u^{(2)}, \dots, u = u^{(N)}$. Ці значення позначимо через y_1, y_2, \dots, y_N . Тоді мінімізація виразу

$$Y(\bar{a}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - y_i)^2 \quad (2.9)$$

дає можливість визначити параметри a_0, a_1, \dots, a_n поліному (2.8). Слід зауважити, що в результаті мінімізації $Y(a)$ отримують не дійсні значення параметрів полінома (2.9), а його оцінки, які є випадковими величинами. Це пояснюється обмеженням числом даних, які отримані в рамках експериментального дослідження.

Мінімізація виразу (2.8) приводить до такого результату [90]:

$$\bar{a} = CF^T \tilde{Y}, \quad (2.10)$$

де $\bar{a}^T = (a_0, a_1, \dots, a_n)$ – вектор оцінок параметрів полінома (2.8);

C – дисперсійна матриця;

$$F = \begin{bmatrix} 1 & u^{(1)} & u^{(1)2} & \dots & u^{(1)n} \\ 1 & u^{(2)} & u^{(2)2} & \dots & u^{(2)n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & u^{(N)} & u^{(N)2} & \dots & u^{(N)n} \end{bmatrix} - \text{матриця розміром } N \times (n+1);$$

$\tilde{Y}^T = (\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_N)$ – вектор даних.

Дисперсійна матриця C обчислюється за такою формулою:

$$C = M^{-1},$$

де $M = F^T F$ – матриця Фішера.

В нашому випадку був вибраний поліном першого порядку ($n=1$):

$$y = a_0 + a_1 u, \quad (2.11)$$

де u – має зміст часу t , а y – це густина газу.

Результати обчислень (див. додаток Б) дали такі значення для шуканих параметрів полінома (2.11): $a_0 = 0,679$, $a_1 = 5,701 \cdot 10^{-6}$.

Значення коефіцієнта a_1 близьке до нуля і можна поставити запитання: чи дійсно $a_1 = 0$ і його відмінність від нуля є випадковою, чи в дійсності вихідні дані мають тренд?

Висунемо гіпотезу $H_0: a_1 = 0$ і альтернативну їй гіпотезу $H_1: a_1 \neq 0$.

Введемо безрозмірну t – статистичну Стьюдента

$$t = \frac{a_1 - \mu_0}{S_{a_1}},$$

де $\mu_0 = M[a_1]$ – математичне сподівання випадкової величини a_1 ;

$S_{a_1}^2$ – оцінка дисперсії випадкової величини a_1 .

Дисперсія $S_{a_1}^2$ обчислюється за формулою [90]:

$$S_{a_1}^2 = (c_{1,1}) S_y^2,$$

де $c_{1,1}$ – діагональний елемент дисперсійної матриці C ;

$$S_y^2 = \frac{1}{N-2} \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{y}_j - y_j)^2 - \text{дисперсія вихідної величини.}$$

Якщо виконується умова [90] $|a_1| < t_{1-\alpha/2} S_{a_1}$, то гіпотеза H_0 приймається.

В додатку Б наведені результати обчислень, які показують, що має місце альтернативна гіпотеза H_1 , не дивлячись на те, що значення a_1 близьке до нуля. Тут можуть мати місце два випадки.

По-перше, може мати місце помилка другого типу, коли гіпотеза H_0 відкидається хоч насправді вона є вірною. Такі помилки виникають тоді, коли об'єм вибірки обмежений. Нехай β ймовірність помилки другого типу. Тоді при будь-якому розмірі вибірки N ймовірність помилки першого типу можна зробити досить малою за рахунок зменшення рівня довіри α . Але при цьому зростає ймовірність β помилки другого типу. Єдиний спосіб одночасно зменшити α і β полягає у збільшенні розміру вибірки N [90].

По-друге, на протязі вказаного проміжку часу дійсно мав місце тренд і густина газу в середньому збільшувалась. Але таке збільшення є незначним і ним можна знехтувати. Для оцінки можливих діапазонів зміни ρ в часі побудуємо довірливий інтервал для лінії регресії (2.11).

Верхню і нижню межі довірливого інтервалу обчислюємо за формулами [91]:

$$U_i = Y_i + t_{1-\alpha/2} S_i, \quad (2.12)$$

$$L_i = Y_i - t_{1-\alpha/2} S_i, \quad (2.13)$$

де
$$S_i^2 = S_y^2 \left[\frac{1}{N} + \frac{(t_i - t_c)^2}{\sum_{j=0}^{N-1} (t_j - t_c)^2} \right]; \quad t_c = \frac{1}{N} \cdot \sum_{j=0}^{N-1} t_j.$$

Довірливі інтервали нанесені на графік (див. додаток Б)

Оцінимо діапазон зміни густини ρ .

$$\text{Нижня межа: } U_0 - L_0 = 1.021 \cdot 10^{-3}.$$

$$\text{Верхня межа: } U_N - L_N = 1.008 \cdot 10^{-3}$$

Проведений аналіз даних показує, що тренд густини газу незначний і можна вважати, що математичне сподівання

$$m_\rho = M[\rho]$$

є незмінним в часі.

Оскільки практично обчислюється не m_ρ , а його точкова оцінка \hat{m}_ρ , яка є випадковою величиною, то слід оцінити близькості \hat{m}_ρ до його дійсного значення m_ρ . Така оцінка здійснюється шляхом побудови довірливого інтервалу для \hat{m}_ρ .

Якщо

$$t = \frac{\hat{m}_\rho - m_\rho}{S},$$

де S – оцінка дисперсії випадкової величини ρ .

Тоді довірливий інтервал обчислюється за такою формулою:

$$\hat{m}_\rho - t_{1-\alpha/2} \cdot \frac{S}{\sqrt{N}} \leq m_\rho < \hat{m}_\rho + t_{1-\alpha/2} \cdot \frac{S}{\sqrt{N}}$$

Величини \hat{m}_ρ і S^2 знаходять із таких співвідношень:

$$\begin{aligned} \hat{m}_\rho &= \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \rho_j, \\ S_\rho^2 &= \frac{1}{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\rho_j - \hat{m}_\rho)^2. \end{aligned} \quad (2.14)$$

В результаті обчислень (див. додаток Б) маємо:

- верхня межа довірливого інтервалу: $U=0,68$;
- нижня межа довірливого інтервалу: $L=0,679$;
- відносна ширина довірливого інтервалу:

$$\delta = \frac{U - L}{\hat{m}_\rho} \cdot 100\% = 0,094.$$

Тепер оцінимо дисперсію випадкової величини за формулою (2.14) і довірливий інтервал [91]

$$\frac{NS_\rho^2}{X_{N;1-\alpha/2}^2} \leq \sigma_\rho^2 < \frac{NS_\rho^2}{X_{N;\alpha/2}^2}. \quad (2.15)$$

Обчислення за наведеними формулами дали такі результати:

$$S_{\rho}^2 = 6,453 \cdot 10^{-7}, (\text{кг}/\text{м}^3)^2;$$

$$4,002 \cdot 10^{-7} \leq \sigma_{\rho}^2 < 1,212 \cdot 10^{-6}.$$

Останнє співвідношення означає, що з $P=1-a$ ймовірністю дійсне значення дисперсії σ_{ρ}^2 буде лежати в діапазоні $\sigma_{\rho}^2 \in [4,002 \cdot 10^{-7}; 1,212 \cdot 10^{-6}]$.

Таким чином, проведені дослідження дають можливість в розрахунках користуватись середнім значенням густини газу. При цьому: оцінка середнього значення густини газу $\hat{m}_{\rho} = 0,679, \text{кг}/\text{м}^3$ (при $P_H = 0,101325 \text{ МПа}$, $T_H = 293,15 \text{ К}$); оцінка дисперсії $S_{\rho}^2 = 6,453 \cdot 10^{-7}, (\text{кг}/\text{м}^3)^2$.

Природний газ є реальним газом і його поведінка підкоряється рівнянню стану, яке має такий вид:

$$PV = zmRT, \quad (2.16)$$

де z – коефіцієнт стисливості газу;

P – абсолютний тиск;

V – об'єм, який займає газ;

R – газова постійна;

T – температура газу в $^{\circ}\text{К}$;

m – маса газу.

Для нормальних умов $z = 1$ і

$$P_H V_H = m_H R T_H. \quad (2.17)$$

Рівняння (2.16) і (2.17) дають можливість визначити густину газу для умов, які відмінні від нормальних.

Поділимо рівняння (2.16) на (2.17) і врахуємо, що $\rho = m/V$, а $\rho_H = m_H/V_H$, тоді

$$\rho = \frac{\rho_H}{z} \cdot \frac{P}{P_H} \cdot \frac{T_H}{T}.$$

2.3.2 Коефіцієнт стисливості природного газу. Є два способи обчислення коефіцієнта стисливості газу: за допомогою номограм та аналітичний на базі емпіричних залежностей.

Обчислення коефіцієнта стисливості газу за допомогою номограм [92] має порівняно невисоку точність і даний метод непридатний для розв'язку відповідних задач газової динаміки за допомогою ЕОМ.

Серед емпіричних залежностей, за якими аналітично обчислюють коефіцієнт стисливості z , слід відмітити [93, 94] такі:

$$z(P, T, \Delta) = (-0.457 \cdot 10^{-2} \Delta + 0.626 \cdot 10^{-3})(P - 6) + 0.982, \text{ при } T < 298 \text{ } ^\circ\text{K};$$

$$z(P, T, \Delta) = (-0.345 \cdot 10^{-2} \Delta + 0.446 \cdot 10^{-3})(P - 6) + 0.985,$$

$$\text{при } 298 \leq T < 323 \text{ } ^\circ\text{K}; \quad (2.18)$$

$$z(P, T, \Delta) = (-0.125 \cdot 10^{-2} \Delta + 0.461 \cdot 10^{-3})(P - 6) + 0.992, \text{ при } T \geq 323 \text{ } ^\circ\text{K};$$

$$z(P, T, \Delta) = 1 - ((P - 6)(0.345 \cdot 10^{-2} \Delta - 0.446 \cdot 10^{-3}) + 0.015) \cdot (1.3 - 0.0144(T - 283.2)), \quad (2.19)$$

де P – тиск газу, ата.

Сучасні методики розрахунку коефіцієнта стисливості газу, наведені в ГОСТ 30319. 2-96 (NX19мод., GERG91мод., ВНИЦ СМВ), охоплюють діапазон від 0 до 12 МПа [93].

Для робочих інтервалів тисків і температур досить точною є формула обчислення коефіцієнта стисливості газу у відповідності з РД 50-213-80. За цією формулою

$$z = \left(1 + \frac{1.32 \cdot 10^{-3}}{T_c^{3.25}} \right)^2 \cdot \frac{P_c}{B_1/B_2 - B_2 + Q_2/3}, \quad (2.20)$$

де $P_c = 0.6714P_{np}$; $T_c = 0.71892T_{np}$;

P_{np} і T_{np} – приведені тиск і температура [95].

Коефіцієнти B_1 , B_2 і Q_2 обчислюються у відповідності з РД-50-213-80.

2.3.3 Інші параметри природного газу. При подальших розрахунках нам будуть необхідні інші параметри газу: постійна стала газу R , показник політропи m і показник адіабати k .

Газову постійну будемо обчислювати за формулою [86]

$$R = 0.283 / \Delta, \quad (2.21)$$

де R має розмірність, $\text{кДж}/(\text{кг} \cdot ^\circ\text{K})$;

Δ – відносна густина газу, яка обчислюється у відповідності із співвідношенням:

$$\Delta = \rho_H / \rho_{np}, \quad (2.22)$$

ρ_{np} – густина повітря за нормальних умов ($\rho_{np} = 1,206 \text{ кг/м}^3$).

Показник політропи [86]

$$m = \frac{\lg(P_K / P_H)}{\lg(z_H T_H P_K) / (z_K T_K P_H)}, \quad (2.23)$$

де “ n ” і “ k ” – відповідно індекси, які означають початкове і кінцеве значення фізичних величин.

Показник адіабати обчислюється у відповідності з ГОСТ 30319. 1-96

$$k = \left[384 \cdot (1 - X_a) \cdot \left(\frac{P}{T} \right)^{0.8} + 26.4 X_a \right], \quad (2.24)$$

де X_a – мольні частки азоту, в частках одиниці;

P – тиск газу, атм.

2.4 Апроксимація статичних характеристик нагнітача з використанням нейромереж

В загальному випадку сформовану задачу апроксимації можна звести до реалізації деякого складного функціонального багатомірного перетворення [96]. В результаті відображення $U \rightarrow Y$ необхідно забезпечити формування адекватних вихідних сигналів у відповідності із всіма

прикладом навчальної вибірки і зі всіма можливими вхідними сигналами, які не ввійшли до навчальної вибірки. Друга умова значно ускладнює формування навчальної вибірки. В загальному випадку ця задача не розв'язана, але в кожному конкретному випадку можна знайти її часткове вирішення.

Для вирішення будь – якої задачі з використанням штучної нейронної мережі слід перш за все спроектувати структуру мережі адекватно до поставленої задачі. Це передбачає вибір кількості шарів і нейронів в кожному шарі, а також визначення необхідних зв'язків між шарами.

Підбір кількості нейронів у вхідному шарі зумовлений розмірністю вхідного вектора. Подібна ситуація і з вихідним шаром, в якому кількість нейронів приймається рівною розмірності вихідного вектора. Серйозною проблемою залишається вибір кількості внутрішніх (прихованих) шарів і кількості нейронів в кожному з них. Теоретичне вирішення цієї задачі з точки зору умови достатності було запропоновано в [97]. Так для оцінки числа нейронів в прихованому шарі однорідної нейронної мережі можна використати формулу для оцінки необхідної кількості синоптичних ваг L_w (в багат шаровій мережі з сигмоїдальними функціями активації):

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m,$$

де n - розмірність вхідного сигналу;

m - розмірність вихідного сигналу;

N - кількість елементів навчальної вибірки.

Оцінивши необхідну кількість ваг, можливо розрахувати число нейронів в прихованих шарах. Наприклад, число нейронів двошарової мережі складе

$$L = \frac{L_w}{n + m}.$$

В основі розв'язку задачі функціонального наближення лежить теорема Хехт-Нільсена, яка доводить можливість апроксимації експериментальних даних функцією багатьох змінних достатньо загального вигляду за допомогою двошарової нейромережі з прямими повними зв'язками. Така мережа має n нейронів у вхідному шарі, $2n + 1$ нейрон в прихованому шарі з наперед відомими функціями активації (наприклад, сигмоїдальними) і m нейронів у вихідному шарі з невідомими функціями активації.

Ця теорема є неконструктивною, оскільки вона визначає тільки представлення будь-якої багатовимірної функції кількох змінних за допомогою нейромережі фіксованого розміру. Невідомими залишаються характеристики функції активації прихованого шару та вид функції активації нейронів вихідного шару.

На практиці вимоги теореми Хехт-Нільсена до функцій активації задовольняють наступним чином. В нейронах прихованого шару використовують сигмоїдальні функції, а для нейронів вихідного шару вибирають лінійні функції активації. В процесі навчання індивідуально для кожного нейрона визначають його параметри.

На рисунку 2.4 показана нейромережа для ідентифікації статичних характеристик багатовимірного об'єкта. Основною складовою нейромережі є нейрон, який має таку математичну модель:

$$n_j^{(i)} = \sum_{r=1}^{S_i} w_{j,r}^{(i)} \cdot n_r^{(i-1)} + b_j^{(i)}, \quad j = \overline{1, S_i}, \quad (2.25)$$

де $w_{j,r}^{(i)}$ – вага (weight) синапса;

S_i – кількість нейронів в i -тому шарі;

$n_r^{(i-1)}$ – вхідний сигнал r -го нейрона;

$b_j^{(i)}$ – значення зміщення (bias).

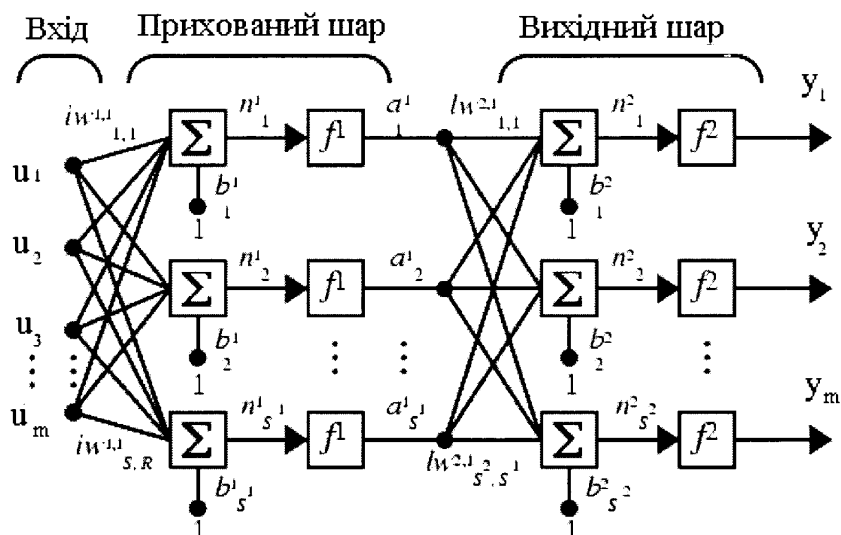


Рисунок 2.4 – Нейромережа ідентифікації багатовимірного об'єкта

Зміщення $b_j^{(i)}$ подібне до ваги синапса $w_{j,r}^{(i)}$, але має одиничний вхідний сигнал (рис. 2.4).

Рівняння (2.25) можна об'єднати в одне векторно-матричне:

$$\bar{n}^{(i)} = W^{(i)} \bar{n}^{(i-1)} + \bar{b}^{(i)}, \quad (2.26)$$

де $W^{(i)}$ – матриця ваг синапсів розміром $S_i \times S_{i-1}$.

Сигнал $n_j^{(i)}$ j -го нейрона перетворюється функцією активації $f_j^{(i)}$ у вихідний сигнал нейрона $a_j^{(i)} = f_j^{(i)}(n_j^{(i)})$, або у векторній формі $\bar{a}^{(i)} = \bar{f}^{(i)}(\bar{n}^{(i)})$.

Якщо врахувати рівняння (2.26), то

$$\bar{a}^{(i)} = \bar{f}^{(i)}(W^{(i)} \bar{n}^{(i-1)} + \bar{b}^{(i)}). \quad (2.27)$$

Рівняння (2.27) є математичною моделлю i -го шару нейромережі.

При створенні архітектури нейромережі розрізняють вагові вхідні матриці і вагові матриці шару, що є з'єднувальною ланкою між двома шарами. Для вхідних матриць використовують позначення $IW^{(l,l)}$, а для матриць шару – $LW^{(i,i-1)}$, де i – номер шару, а $i-1$ – номер векторного входу для i -го шару.

Використовуюючи прийнятну систему позначень, нейронну мережу можна подати у спрощеному вигляді (рис. 2.5), який значно полегшує синтез багат шарових нейромереж.

Математична модель нейромережі, що показана на рис. 2.5, може бути описана такою системою рівнянь:

$$\bar{a} = \bar{f}^{(1)}\left(IW^{(1,1)}\bar{p}^{(1)} + b^{(1)}\right), \quad (2.28)$$

$$\bar{y} = \bar{a}^{(2)} = \bar{f}^{(2)}\left(LW^{(2,1)}\bar{a}^{(1)} + \bar{b}^{(2)}\right). \quad (2.29)$$

Якщо із рівнянь (2.28) і (2.29) вилучити проміжну змінну, то отримуємо рівняння, яке апроксимує функціональне перетворення $U \rightarrow Y$

$$\bar{y} = \bar{f}^{(2)}\left(LW^{(2,1)}\bar{f}^{(1)}\left(IW^{(1,1)}\bar{u} + b^{(1)}\right) + \bar{b}^{(2)}\right). \quad (2.30)$$

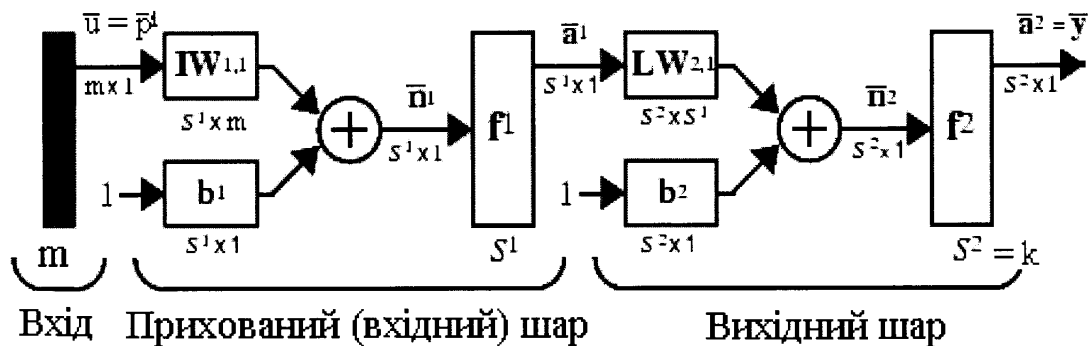


Рисунок 2.5 – Спрощена схема нейромережі

Вихідними функціями активації $f_j^{(2)}$, $j = \overline{1, k}$ є лінійна функція, яка, наприклад, в системі MatLAB позначається як *purelin*, тобто

$$\bar{y} = \text{purelin}\left(LW^{(2,1)}\bar{a}^{(1)} + \bar{b}^{(2)}\right).$$

Функції активації $f_j^{(1)}$, $j = \overline{1, S_1}$ вибирають як сигмоїдальну, вихід якої змінюється в межах $[-1; 1]$. В системі MatLAB вона позначається як *tansig*. Наприклад, якщо використовувати функцію *tansig*, то рівняння (2.28) набуде такого вигляду:

$$\bar{a} = \tan \operatorname{sig}\left(IW^{(1,1)}\bar{p} + b^{(1)}\right).$$

Тепер математична модель нейромережі в термінах системи MatLAB буде такою:

$$\bar{y} = \operatorname{purelin}\left(LW^{(2,1)} \cdot \tan \operatorname{sig}\left(IW^{(1,1)}\bar{u} + \bar{b}^{(1)}\right) + \bar{b}^{(2)}\right). \quad (2.31)$$

Основна ідея щодо нейромереж полягає в тому, що параметри $w_{j,r}^{(i)}$ і $b_j^{(i)}$ необхідно відрегулювати так, щоб мережа із заданою точністю апроксимувала функціональне перетворення $U \rightarrow Y$. Це досягається шляхом навчання нейромережі.

Для навчання нейромережі-апроксиматора (2.31) застосовують алгоритм зворотного поширення похибки (back propagation) [96]. Це ітеративний градієнтний алгоритм, який використовується з метою мінімізації середньоквадратичного відхилення виходу мережі від бажаного значення в багатошарових нейронних мережах.

В алгоритмі зворотного поширення похибки обчислюється вектор градієнта поверхні похибки, що приводить до різних обчислювальних схем, таких як метод спряжених градієнтів, метод Ньютона, Левенберга-Маркуардта та ін [98].

Одна із проблем, що може виникнути під час навчання нейромережі – це несприйняття. Суть цієї проблеми в тому, що мережа може бути досить добре навчена на навчальній послідовності, тобто середньоквадратичне відхилення між виходом мережі і експериментальними даними має дуже мале значення, але, коли представлені нові дані, що не входять до навчальної послідовності, похибка стає великою. Один із способів усунення

несприйняття – це збільшення розмірності нейромережі. Інший спосіб – це регуляризація, коли мінімізується функція

$$E = \gamma \cdot e + (1 - \gamma)e_w, \quad (2.32)$$

де
$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\tilde{y}_i - y_i)^2; \quad e_w = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2;$$

\tilde{y}_i – експериментальні значення вихідних величин об'єкта;

y_i – вихід нейромережі;

N – довжина навчальної послідовності;

w_j – ваги нейрона;

γ – параметр налаштування, $\gamma \in [0;1]$.

Дослідження показали, що регуляризація значно зменшує несприйняття мережі, але при цьому зростають затрати часу на її навчання.

З точки зору усунення несприйняття більш ефективними є радіальні мережі, які, на відміну від мереж зі зворотним поширенням, вимагають більшої кількості нейронів [97, 98].

Основою радіальних мереж є функція *radbas* (Radial Basis Neuron)

$$radbas(n) = \exp(-n^2). \quad (2.33)$$

Модель нейрона радіальної мережі показана на рис. 2.6.

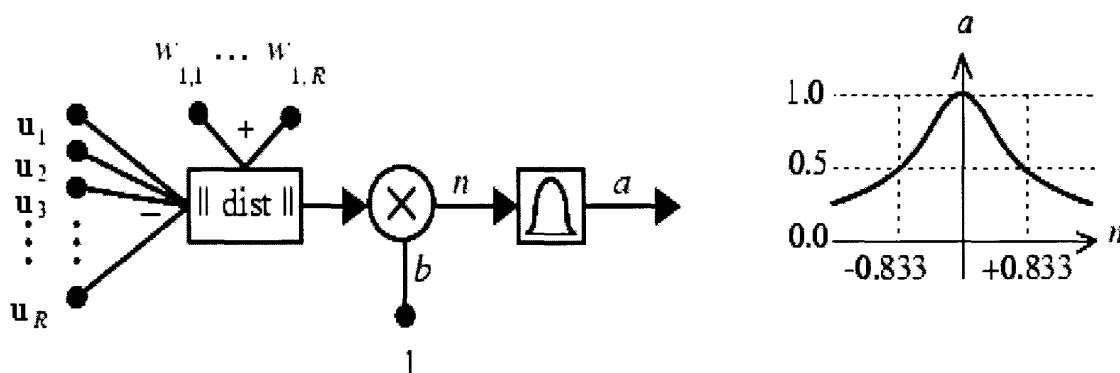


Рисунок 2.6 – Модель нейрона радіальної мережі та графік функції

radbas(n)

Сигнал n є добутком величини $w\bar{u}$ на мережне зміщення, де $w = [w_{1,1} w_{1,2} \dots w_{1,k}]$ – матриця-рядок ваг нейрона; \bar{u} – вектор значень вхідної величини u .
Отже,

$$n = \text{radbas}(\|w\bar{u}\| \cdot b), \quad (2.34)$$

де $\|dist\|$ (рис. 2.6) означає добуток матриці-рядка w на вектор \bar{u} .

Функція $\text{radbas}(n)$ має одиницю, коли її вхід – нуль, тобто нейрон працює як детектор, що видає одиницю кожного разу, коли вектори $\bar{d} = w^T$ і \bar{u} ортогональні.

Радіальна мережа для апроксимації результатів експерименту показана на рис. 2.7. Вона складається із двох шарів – прихованого і вихідного. Виходом прихованого шару є величина $\bar{a}^{(1)}$, яка генерується функцією radbas

$$\bar{a}^{(1)} = \text{radbas}(\|IW^{(1,1)} \cdot \bar{u}\| \cdot \bar{b}^{(1)}), \quad (2.35)$$

де через $\|\cdot\|$ позначено функцію $\|dist\|$. Вектор зміщення $\bar{b}^{(1)}$ і вихід $\|dist\|$ поелементно перемножуються, так, що на виході першого шару отримуємо вектор $\bar{a}^{(1)}$.

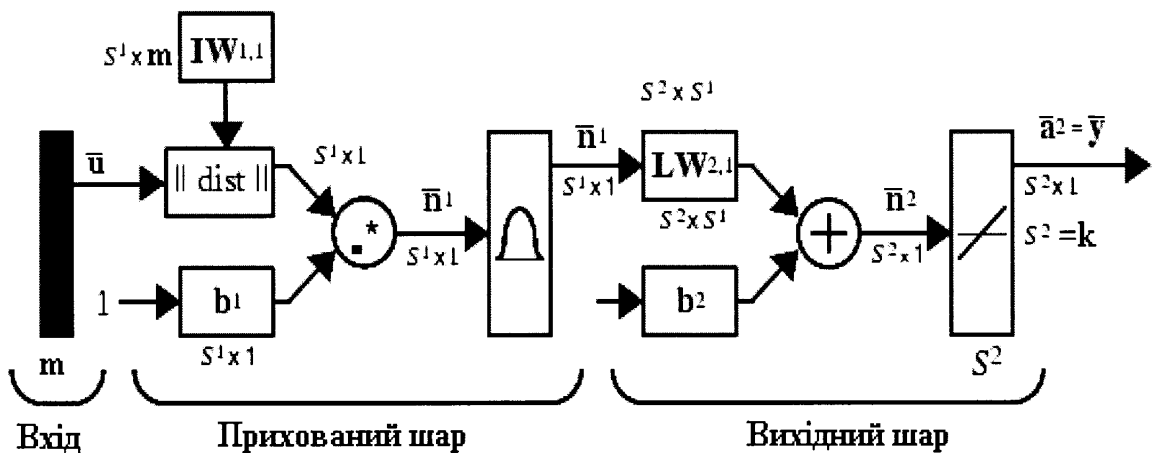


Рисунок 2.7 – Радіальна нейромережа ідентифікації багатовимірного об'єкта

На виході другого шару (вихідного) як функцію активації взято лінійну функцію – $purelin(\bar{n}^{(2)})$, тобто

$$\bar{y} = purelin\left(LW^{(2,1)}\bar{a}^{(1)} + b^{(2)}\right). \quad (2.36)$$

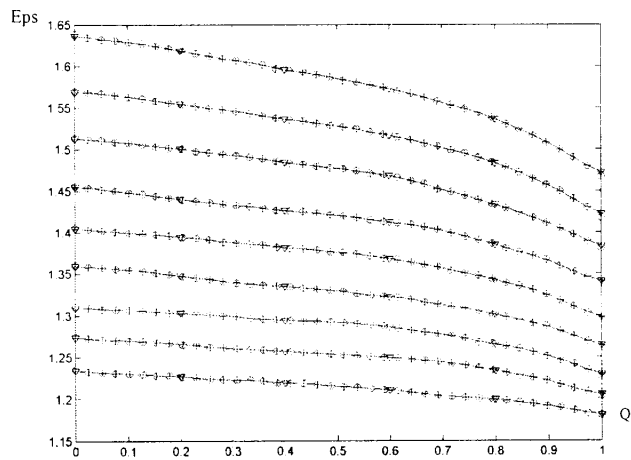
В роботі [89] проаналізовані можливості різних нейромереж як апроксиматорів статичних характеристик нагнітачів природного газу. За основу такого аналізу було взято точність відтворення нейромережею статичної характеристики нагнітача. Проведений аналіз нейромереж з врахуванням несприйняття нейромережі, тобто мережа навчалась на заданих вузлах апроксимації, а потім обчислювались значення показників ε^* , T_2^* і N_i^* у вузлах, які не співпадають з навчальними вузлами. У результаті такого аналізу виявлено, що найкращою є узагальнена регресійна нейромережа, яка належить до класу радіальних нейромереж.

Як приклад, були взяті статичні характеристики нагнітача PCL – 804 – 2. Для їх апроксимації [99] використовувалась нейромережева структура GRNN із пакету MatLab. Вона подібна до радіальної нейромережі (рис. 2.7), але має інший вихідний шар, в якому функцію $\|dist\|$ замінено на **nprod**-блок (Додатки В, Г, Д). Результати роботи нейромережі відтворені на рис. 2.8 та в табл. 2.3.

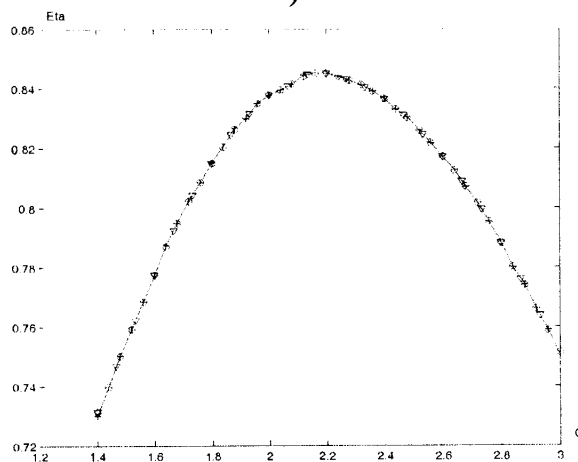
Таблиця 2.3

Оцінка точності апроксимації статичних характеристик нагнітача за допомогою нейромереж

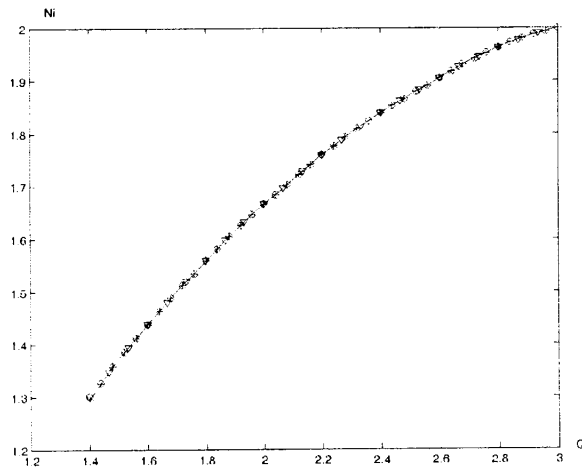
Залежність	Похибка апроксимації	
	середня, %	максимальна, %
$\varepsilon = f_\varepsilon(x, y)$	0,0227	0,03185
$\eta_{пол} = f_\eta(x)$	0,0253	0,0473
$\frac{N_i}{\rho_\varepsilon} \left(\frac{n_0}{n}\right)^3 = f_N(x)$	0,0244	0,058



а)



б)



в)

Рисунок 2.8 – Апроксимація статичних характеристик нагнітача PCL – 804 – 2 за допомогою неймереж

[а) – залежність $\varepsilon = f_{\varepsilon}(x, y)$; б) - $\eta_{пол} = f_{\eta}(x)$; в) - $\frac{N_i}{\rho_{\sigma}} \left(\frac{n_0}{n} \right)^3 = f_N(x)$].

Несприйняття мережі у значній мірі залежить від масштабу величин, які визначають статичні характеристики нагнітача. Тому параметри нагнітача, такі як приведена витрата, приведене число обертів та потужність, приведені до безрозмірних одиниць.

На рис. 2.8 знаком “+” відмічені значення відповідних ординат у вузлах апроксимації, знаком “o” – результати симуляції мережі, а “Δ” – дані тестування мережі. Отримані результати свідчать про високу точність апроксимації мережею статичних характеристик нагнітача та про відсутність такого негативного явища як несприйняття.

2.5 Метод формування діагностичних ознак

В процесі експлуатації газоперекачувальних агрегатів природного газу відбувається зміна їх технічного стану під дією експлуатаційних факторів. Вплив таких факторів визначається, серед іншого [32], режимами роботи, властивостями робочого середовища, впливом оточуючої атмосфери, а також якістю і своєчасністю проведення ремонтних робіт, виконанням обслуговуючим персоналом правил технічної експлуатації. Вплив конструктивно - виробничих та експлуатаційних факторів на показники роботи ГПА носить випадковий характер і проявляється у їх відхиленні від паспортних даних. Відхилення основних показників роботи ГПА від їх паспортних значень можна використовувати як діагностичні ознаки [32] технічного стану ГПА.

Діагностичні ознаки технічного стану відцентрового нагнітача природного газу формуються на основі інформації про базові значення величин ε^* , T_2^* N_i^* та про їх поточні значення ε , T_2 і N_i як відносна зміна технологічних параметрів ε , T_2 і N_i [100, 101]:

$$\Delta\varepsilon = \frac{\varepsilon - \varepsilon^*}{\varepsilon^*}, \quad (2.37)$$

$$\Delta T_2 = \frac{T_2 - T_2^*}{T_2^*}, \quad (2.38)$$

$$\Delta N_i = \frac{N_i - N_i^*}{N_i^*}. \quad (2.39)$$

Базові значення технологічних параметрів обчислені для нагнітача PCL-804-2, який встановлений на компресорній станції КС-39 “Уренгой – Помари – Ужгород” Богородчанського ЛВУМГ. Були взяті дані про число обертів нагнітача n , об/хв., температуру газу на вході в нагнітач T_1 °С, ступінь підвищення тиску ε , тиск на вході в нагнітач P_n , кгс/см² і про продуктивність нагнітача q , млн. м³/добу за період з 1. 01. 2003 р. по 23. 02. 2004 р. Продуктивність нагнітача була приведена до умов всмоктування за формулою

$$Q = 696.679qz \frac{T_1 + 273.15}{P_n (T_{n0} + 273.15)}, \text{ м}^3 / \text{хв},$$

де T_0 - температура, що відповідає нормальним умовам $T_{n0} = 20$ °С.

Тоді приведена продуктивність нагнітача обчислювалась за формулою

$$x = Q \frac{n_0}{n}, \quad (2.40)$$

де $n_0 = 4460, c^{-1}$, а

$$y = \frac{n}{n_0} \sqrt{\frac{z_0 R_0 T_0}{zRT}}, \quad (2.41)$$

де $x = Q_{np}$; $y = \left[\frac{n}{n_0} \right]_{36}$; $z_0 = 0.9$; $R_0 = 52 \text{ кгс} \cdot \text{м} / (\text{кг} \cdot \text{°K})$, $T_0 = 288$ °K.

За допомогою нейромережевої структури GRNN підраховані базові значення ступеню підвищення тиску газу ε^* і температури T_2^* на виході нагнітача за формулою (2.6), їх графіки відтворені на рис. 2.9 і 2.10. На ці ж

рисунки нанесені графіки ε і T_2 , які отримані як результат роботи нагнітача PCL-804-2.

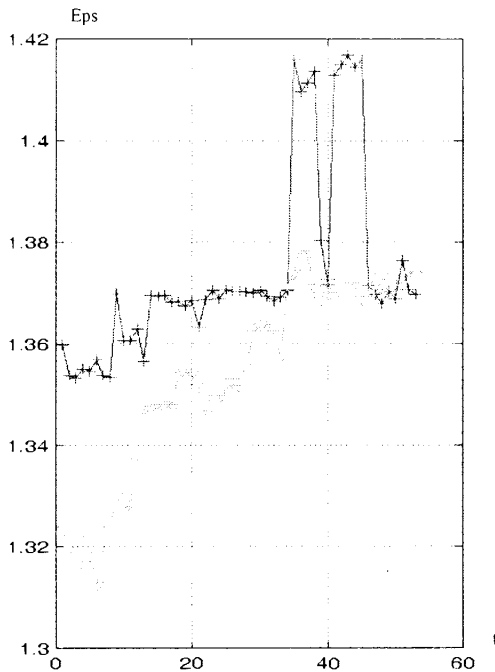


Рисунок 2.9 – Зміна ступеню підвищення тиску газу

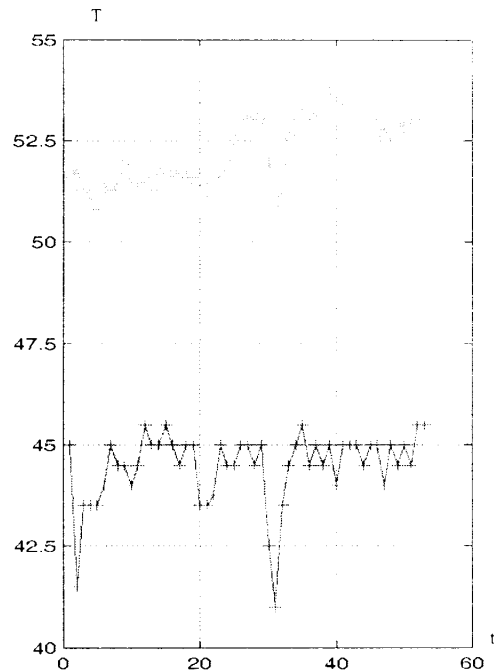


Рисунок 2.10 – Зміна температури газу на виході із нагнітача

На рисунках прийняті такі позначення: знаком "+" - помічені базові значення ε^* і T_2^* , а "∇" – дані про ε і T_2 , які отримані експериментальним шляхом. На осі абсцис час t в безрозмірних одиницях. Аналіз рис. 2.9 показує, що є аномальні значення ε^* в інтервалі $t \in [35; 45]$. Для з'ясування причин такого явища була побудована регресійна модель залежності (2.3) у такому вигляді:

$$\varepsilon = \bar{a}^T \bar{f}_\varepsilon(\bar{u}), \quad (2.42)$$

де \bar{a} - вектор параметрів моделі;

$\bar{f}(\bar{u})$ - вектор-функція, компоненти якої система функцій, на яких будується регресійна модель;

\bar{u} - вектор вхідних величин регресійної моделі ($\bar{u}^T = (Q_{np}, n_{np})$).

Була вибрана така система функцій:

$$\bar{f}_\varepsilon^T(\bar{u}) = (1, Q_{np} n_{np}^2, Q_{np} n_{np}, Q_{np}^2 n_{np}, n_{np}^3, n_{np}^2, n_{np}, Q_{np}^3, Q_{np}^2, Q_{np}). \quad (2.43)$$

Параметри регресійної моделі (2.42) обчислювались за формулою [102]

$$\bar{a} = CF^T \tilde{E}, \quad (2.44)$$

де $C = M^{-1}$ - дисперсійна матриця;

$M = F^T F$ - матриця Фішера;

$$F = \begin{bmatrix} \bar{f}_\varepsilon^T(\bar{u}^{(0)}) \\ \bar{f}_\varepsilon^T(\bar{u}^{(1)}) \\ \bar{f}_\varepsilon^T(\bar{u}^{(N)}) \end{bmatrix} - \text{матриця значень } \bar{f}(\bar{u}^{(i)}), i = \overline{0, N};$$

$\bar{f}(\bar{u}^{(i)})$ - визначає значення системи функцій (2.43) для пар $\bar{u}^{(i)}$.

$$\tilde{E}^T = (\varepsilon^{(0)}, \varepsilon^{(1)}, \dots, \varepsilon^{(i)}, \dots, \varepsilon^{(N)});$$

N - кількість пар $\bar{u}^{(i)}$.

Характеристика нагнітача PCL – 804 – 2 $\varepsilon = f_\varepsilon(Q_{np}, n_{np})$, яка взята із [88], побудована у вигляді ліній рівнів $n_{np} = const$. Кількість рівнів дорівнює дев'яти (від 0,7 до 1,1), а інтервал розбиття Q_{np} для кожного рівня складав від 350 до 740 з кроком – 10, так, що загальне число пар $\bar{u}^{(i)}$ дорівнювало $N + 1 = 9 \cdot 40 = 360$. Відповідно, матриця F мала розмір 360×10 .

Для регресійної моделі (2.42) з системою функцій (2.43) отримані такі значення параметрів моделі (2.42):

$$a^T = (1.6403, -3.61739 \cdot 10^{-4}, 1.32214 \cdot 10^{-3}, -1.21674 \cdot 10^{-6}, -0.06734, 1.01075, -0.74958, -2.7664 \cdot 10^{-9}, 4.96877 \cdot 10^{-6}, -2.86388 \cdot 10^{-3}).$$

Базові значення ступеню підвищення тиску газу, що обчислені у відповідності з моделлю (2.42) за результатами значень Q_{np}, n_{np} , які отримані в процесі експлуатації нагнітача PCL – 804 – 2, наведені на рис. 2.11.

Аналіз рис. 2.11 показує, що регресійна модель не дає аномальних значень ε^* , хоча вона забезпечує дещо меншу точність апроксимації в порівнянні з узагальненою регресійною мережею. Це пояснюється тим, що

мережа добре навчена за значеннями Q_{np} і в силу того, що кількість рівнів для n_{np} обмежена, погано навчена відносно n_{np} . Звідси можна зробити висновок, що замість нейромережевої структура GRNN слід використовувати регресійну модель (2.42).

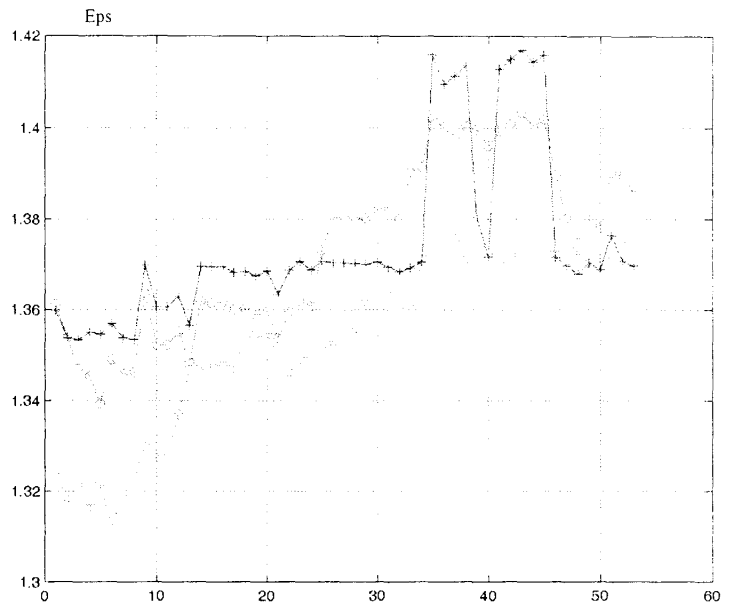


Рисунок 2.11 - Зміна ступеню підвищення тиску газу

Аналогічний аналіз здійснимо і для залежності (2.5). Залежність політропного коефіцієнта корисної дії від приведеної продуктивності нагнітача, яка задана у вигляді графіка [88], була переведена в табличні дані. Інтервал розбиття змінної Q_{np} , як і в попередньому випадку, складав від 350 до 740 з кроком 10; загальна кількість значень $Q_{np,i}$, $i = \overline{0, N}$ склала $N+1=40$. Була вибрана така система функцій для регресійної моделі

$$\bar{f}_\eta^T = (1, Q_{np}, Q_{np}^2, Q_{np}^3, Q_{np}^4),$$

яка апроксимує залежність (2.4), тобто

$$\eta = \bar{a}_\eta^T \bar{f}_\eta(Q_{np}). \quad (2.45)$$

Значення коефіцієнтів регресійної моделі (2.45) обчислювалось за формулою, яка аналогічна формулі (2.44)

$$\bar{a}_\eta = CF^T \tilde{H}, \quad (2.46)$$

але тепер $F = \begin{bmatrix} \bar{f}_\eta^T(Q_{np}^{(0)}) \\ \bar{f}_\eta^T(Q_{np}^{(1)}) \\ \bar{f}_\eta^T(Q_{np}^{(N)}) \end{bmatrix}$ і $\tilde{H}^T = (\eta^{(0)}, \eta^{(1)}, \dots, \eta^{(i)}, \dots, \eta^{(N)})$.

Обчислення, здійсненні за формулою (2.46), дали такі результати:

$$a_\eta^T = (2.15618 \cdot 10^{-5}, 2.76226 \cdot 10^{-3}, -1.02106 \cdot 10^{-6}, -3.37867 \cdot 10^{-9}, 2.14693 \cdot 10^{-9}).$$

Базові значення політропного коефіцієнта корисної дії, які обчислені у відповідності з регресійною моделлю (2.46) і за допомогою узагальненої регресійної нейромережі, використовувались для обчислення температури T_2 на виході нагнітача за формулою (2.6). Значення T_2 , для обчислення яких використовувались значення η , що знайдені двома способами, відтворені у вигляді графіків (рис. 2.12). На цей же рисунок нанесені значення температури T_2 на виході нагнітача, які отримані в результаті вимірювання T_2 в умовах експлуатації нагнітача PCL-408-2.

На рис. 2.12 значком “+” позначені виміряні значення температури T_2 , значком “*” – значення T_2 , що обчислені з використанням регресійної моделі (2.46), а значком “∇” - T_2 , для обчислення яких використовувалась нейромережева структура GRNN.

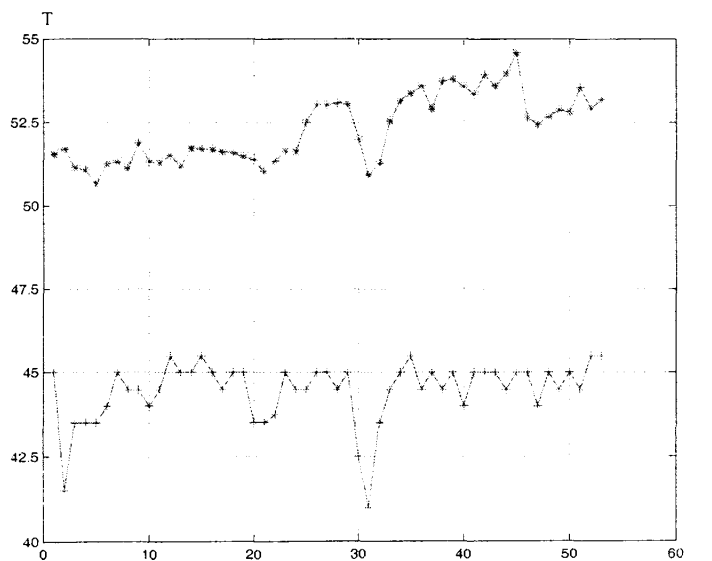


Рисунок 2.12 – Зміна температури на виході нагнітача

Аналіз отриманих результатів показує, що спостерігається висока степінь співпадіння значень T_2 , які обчислені відповідно з використанням моделі (2.46) і нейромережі. Це пояснюється тим, що узагальнена регресійна мережа добре навчена на табличних значеннях $Q_{np,i}$ і η_i , де $i = \overline{0, N}$.

Таким чином, для обчислення базових значень температури T_2 на виході нагнітача доцільнішим є використання узагальненої регресійної мережі, яка має ту перевагу над регресійною моделлю (2.46), що відповідає необхідність у виборі системи функцій $\bar{f}_\eta(Q_{np})$ і обчисленні коефіцієнтів у відповідності з матричним рівнянням (2.45). Крім того, нейромережа забезпечує вищу точність апроксимації – 0,05 % проти 0,39 % для регресійної моделі.

Визначення внутрішньої потужності нагнітача будемо вести за зведеними характеристиками нагнітача, використовуючи виміряні значення коефіцієнта підвищення тиску газу ε та швидкість обертання колеса нагнітача n . Значення цих величин підставляємо в рівняння (2.42), із якого знаходимо Q_{np} . Знайдене значення Q_{np} подаємо на вхід узагальненої регресійної нейромережі. На виході нейромережі отримуємо функцію $f_N(Q_{np})$, яка використовується для обчислення внутрішньої потужності нагнітача за формулою

$$N_i = \rho_\varepsilon \left(\frac{n}{n_0} \right)^3 f_N(Q_{np}), \quad (2.47)$$

де ρ_ε - густина газу за умов всмоктування.

На рис. 2.13 показана принципова схема [102, 103] формування діагностичних ознак нагнітача.

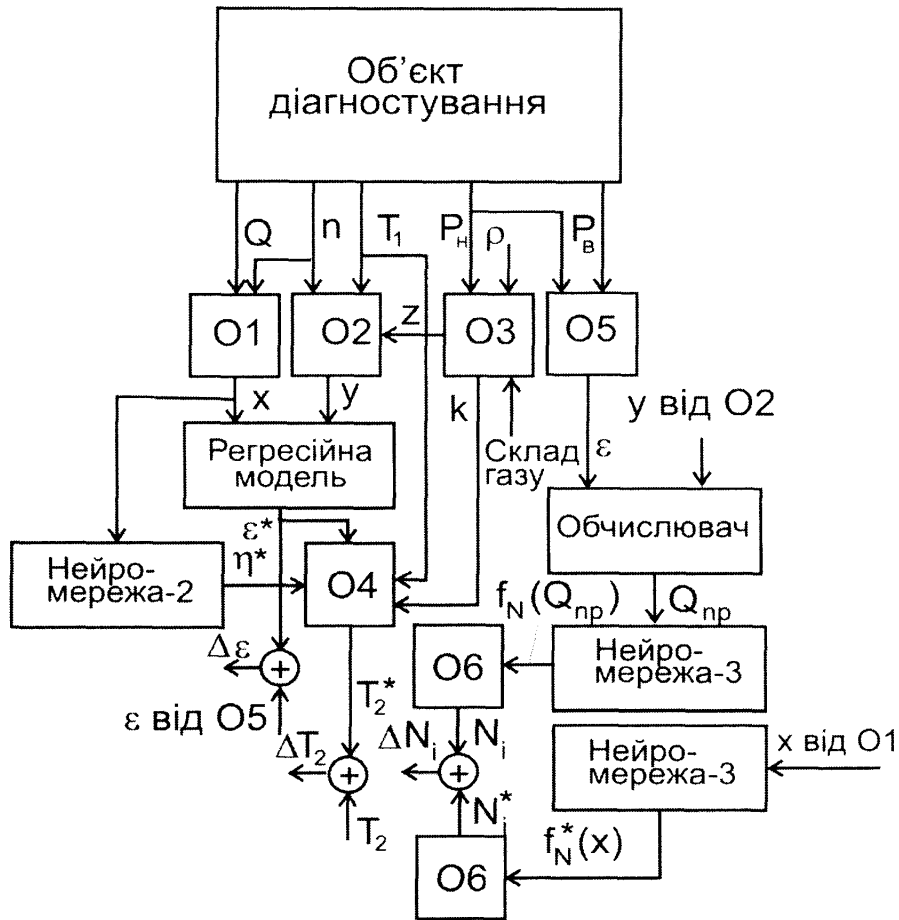


Рисунок 2.13 – Принципова схема формування діагностичних ознак технічного стану ВН

Спочатку обчислюються базові значення – ступінь підвищення тиску газу ϵ^* , політропний коефіцієнт корисної дії ВН η^* і температура газу на виході нагнітача T_2^* за допомогою чотирьох обчислювачів O1, O2, O3 і O4, регресійної моделі та двох узагальнених регресійних нейромереж – “Нейромережа-2”, “Нейромережа-3”. На вхід обчислювачів O1 і O2 поступають значення технологічних параметрів - продуктивності ВН Q , частоти обертання n і температури газу на вході ВН T_1 .

Показники, які характеризують роботу ВН - ступінь підвищення тиску ϵ , політропний коефіцієнт корисної дії $\eta_{пол}$ і внутрішня потужність N_i , визначають формулами (2.3) – (2.5). Оскільки в формулу (2.41) входить коефіцієнт стисливості газу z , то для обчислення величини y служить

обчислювач ОЗ, де крім z , обчислюється і показник адіабати k . На вхід обчислювача ОЗ подаються такі величини, як тиск на вході в нагнітач P_n , густина газу ρ , приведена до стандартних умов, та склад газу. Останні два показники визначаються за результатами лабораторних аналізів, які здійснюють періодично через кожні десять днів з наступним усередненням на протязі року. За поточними значеннями x і y регресійна модель визначає базове значення ступені підвищення тиску газу ε^* . Навчена "Нейромережа-2", використовуючи обчислене раніше значення x , знаходить величину η^* . На вхід обчислювача О4 поступають величини ε^* , η^* , T_1 і k . Виходом обчислювача О4 є температура газу T_2^* .

Визначення внутрішньої потужності нагнітача будемо вести за зведеними характеристиками нагнітача, використовуючи виміряні значення ступеню підвищення тиску газу ε та швидкості обертання ротора нагнітача n . Значення цих величин поступають на вхід регресійної моделі, на виході якої отримаємо $Q_{np} = x$. Це значення x поступає на вхід "Нейромережі -3". Попередньо навчена мережа обчислює значення внутрішньої потужності N_i у відповідності з формулою (2.5). Для обчислення базового значення N_i^* також використовується "Нейромережа-3", але на її вхід вже подається величина x від обчислювача О1. В результаті отримуємо функцію $f_N^*(x)$, яка використовується для обчислення N_i^* за формулою (2.7), в якій $f_N(Q_{np})$ замінено на $f_N^*(x)$.

Висновки до розділу

1. Показано, що зведені характеристики нагнітачів природного газу, які ґрунтуються на теорії подібності, можуть служити основою для формування діагностичних ознак технічного стану ВН.

2. Аналіз промислових даних за один рік показує, що тренд густини газу незначний і можна вважати, що математичне сподівання є незмінним у часі, і в практичних розрахунках можна користуватись середнім значенням густини газу.

3. Зроблений вибір способу обчислення основних параметрів газового потоку – коефіцієнта стисливості, газової постійної, показників політропи і адіабати, що дає можливість мінімізувати похибки обчислень параметрів газових потоків природного газу.

4. Сформовані діагностичні ознаки станів нагнітачів природного газу як відносні відхилення ступеню підвищення тиску газу, внутрішньої потужності та температури на виході нагнітача, які можна визначити шляхом апроксимації зведених характеристик нагнітача і за результатами поточних вимірювань технологічних параметрів. Застосування нейромережевих технологій дало можливість зменшити похибки обчислень діагностичних ознак в порівнянні з іншими методами. Максимальна похибка склала 0,06 %.

5. Запропонована принципова схема формування діагностичних ознак нагнітача природного газу дає можливість розробити ефективні алгоритми його поетапного діагностування.

РОЗДІЛ 3

МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ НАГНІТАЧІВ ПРИРОДНОГО ГАЗУ

3.1 Задача розпізнавання технічного стану нагнітача природного газу

Задача визначення технічного стану нагнітачів природного газу відноситься до класу задач розпізнавання образів.

Технічний стан ВН характеризується як справний, працездатний або непридатний. Кожний із цих станів можна розглядати як деякий клас об'єктів. Позначимо їх через Ω_1 , Ω_2 і Ω_3 . Для того, щоб об'єкти можна було б правильно класифікувати, необхідно мати так звані прецеденти, тобто об'єкти (образи), правильна класифікація яких відома. Ідея прийняття рішень на основі прецедентів є фундаментальною в теорії розпізнавання образів.

Отже, задача розпізнавання образів – це процес, який дозволяє віднести той чи інший об'єкт до певного класу за умови, що класи наперед визначені (відомі прецеденти).

В загальному випадку задачу розпізнавання можна сформулювати у такий спосіб [104]: існує множина Ω об'єктів розпізнавання (простір образів) - $\bar{\omega} \in \Omega$, де $\bar{\omega}$ - об'єкт розпізнавання. За допомогою індикаторної функції $g(\bar{\omega})$, яка невідома спостерігачу, простір образів розбивається на m класів, які не перетинаються між собою - $\Omega_1 \cap \Omega_2 \cap \dots \cap \Omega_m = \emptyset$, де \emptyset - пуста множина.

Кожний об'єкт характеризується набором ознак, які можна виміряти інструментально і які утворюють простір спостережень X . Це означає, що існує функція $x(\omega)$, яка ставить у відповідність кожному об'єкту $\bar{\omega}$ точку $x(\bar{\omega})$ у просторі ознак. Кожній точці $x(\bar{\omega})$ можна поставити у відповідність вектор $\bar{x}(\bar{\omega})$ у просторі X . В просторі ознак є множина точок $K_i \in X$, $i = \overline{1, m}$, які презентують образи даного класу. Множини точок K_i є такими, що не перетинаються.

Нехай $x_j = x(\bar{\omega}_j)$, $j = \overline{1, N}$ - доступна спостерігачу інформація про функції $g(\bar{\omega})$ і $x(\bar{\omega})$, але самі ці функції невідомі. За результатами спостережень x_j можна побудувати оцінку $\hat{g}(x) = \hat{g}(x(\bar{\omega}))$ функції $g(x)$. Функція $\hat{g}(x)$ носить назву правила розбиття.

Задача розпізнавання образів полягає в тому, щоб побудувати таке правило розбиття, яке давало б можливість здійснювати операцію розпізнавання образів з мінімальною кількістю помилок.

Якість правила розбиття оцінюють за частотою правильних рішень. У тому випадку, коли простір Ω наділений певною імовірнісною мірою, тоді вираз, що характеризує якість правила розбиття, можна записати у такому вигляді:

$$\min : P\{\hat{g}(x(\bar{\omega})) \neq g(x)\}. \quad (3.1)$$

Стосовно задачі, що розглядається, множина Ω об'єктів розпізнавання - це сукупність всіх можливих технічних станів ВН. Конкретний об'єкт розпізнавання $\bar{\omega}$ визначається як технічний стан, який існує на момент спостереження. Теоретично об'єкти спостереження утворюють континуум. У тому випадку, коли спостереження проводяться у фіксовані моменти часу і на кінцевому відрізку часу, кількість об'єктів спостереження є кінцевою множиною. Невідома індикаторна функція $g(\bar{\omega})$ розбиває простір образів на $m = 3$ класи. Оскільки ми розглядаємо задачу діагностування, то кожний об'єкт характеризується набором діагностичних ознак. Таких ознак є три - $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN . Вони утворюють простір X діагностичних ознак. Координатами такого простору є величини $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN . Значення $\Delta\varepsilon_j$, ΔT_{2j} і ΔN_j у просторі діагностичних ознак утворюють множини точок $K_j \in X$, які презентують три стани ВН - Ω_1 , Ω_2 і Ω_3 .

Таким чином, задачу розпізнавання технічного стану ВН сформулюємо як задачу побудови правила розбиття за результатами спостережень $\Delta\varepsilon_j$, ΔT_{2j} і ΔN_j , $j = \overline{1, N}$. Для вирішення поставленої задачі необхідно мати

прецеденти, які можна сформулювати на основі спостережень за роботою ВН на протязі тривалого часу. У результаті отримуємо об'єкт класифікації, який буде зразком при розв'язку задачі класифікації технічного стану ВН природного газу.

3.2 Аналіз методів розпізнавання образів

У залежності від наявної прецедентної інформації методи розпізнавання образів можна розділити на навчання з учителем і на навчання без учителя. У першому випадку допускають, що відома множина векторів ознак, яка отримана для певного набору образів, і відома правильна класифікація таких образів у вигляді класів, тоді за отриманими спостереженнями необхідно віднести новий об'єкт до певного класу. У тому випадку, коли правильна класифікація образів невідома, виникає задача розділення цих образів на класи за подібністю відповідних векторів ознак. Ця задача носить ще назву задачі кластеризації.

За математичними моделями, які використовують для розв'язку задач розпізнавання образів, розрізняють методи, що виходять із статистичної природи спостережень, та методи, які засновані на нейромережевих технологіях.

До першої групи методів відносять байєсовський метод та метод мінімального середнього ризику [105].

Байєсовський метод ґрунтується на статистичній природі спостережень. За основу беруть допущення про існування імовірнісної міри на просторі образів, яка може бути відома або невідома. У такому випадку допускають, що вона може бути оцінена. Мета в тому, щоб синтезувати такий класифікатор (правило розбиття), який буде правильно визначати найвірогідніший клас для пробного образу.

Отже, маємо наступну задачу. Задано M класів $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_M$, а також імовірність того, що невідомий образ, поданий вектором ознак \bar{x} , належить класу $\Omega_i, i = \overline{1, M}$, тобто задана імовірність $P(\Omega_i|\bar{x})$, яка носить назву апостеріорної. У випадку двох класів Ω_1 і Ω_2 об'єкт відносять до того класу, для якого апостеріорна імовірність є більшою. Це означає, якщо $P(\Omega_1|\bar{x}) > P(\Omega_2|\bar{x})$, то \bar{x} класифікується в Ω_1 , у протилежному випадку в Ω_2 . Таким чином, синтез класифікатора зводиться до обчислення апостеріорних імовірностей $P(\Omega_i|\bar{x}), i = 1, 2$, які не важко знайти на основі відомої формули Байєса

$$P(\Omega_i|\bar{x}) = \frac{p(\bar{x}|\Omega_i)P(\Omega_i)}{p(\bar{x})}, \quad (3.2)$$

де $p(\bar{x}|\Omega_i)$ - густина розподілу ознак в i -тому класі;

$P(\Omega_i)$ - апіорна імовірність настання події Ω_i (образ буде належати класу Ω_i з імовірністю $P(\Omega_i)$);

$p(\bar{x})$ - густина розподілу вектора ознак на просторі ознак.

Таким чином, задача синтезу класифікатора звелася до визначення апіорних імовірностей класів Ω_1 і Ω_2 .

Можна показати [105, 106], що байєсовський класифікатор є оптимальним по відношенню до ймовірності похибки класифікації.

Недоліком цього методу є те, що необхідно постулювати як існування апіорного розподілу для кожного класу Ω_i , так і знання його форми.

Суть методу мінімального середнього ризику полягає у тому, що з похибкою класифікації пов'язаний штраф λ_{ki} , який є втратами через те, що об'єкт із класу Ω_k був прийнятий за об'єкт із класу Ω_i . З похибками класифікації пов'язана матриця втрат Λ з елементами λ_{ki} . Знаючи елементи λ_{ki} матриці Λ , можна [106] обчислити ризик при класифікації об'єкта класу Ω_k

$$r_k = \sum_{i=1}^M \lambda_{ki} \int_{R_i} p(x|\Omega_k) dx, \quad (3.3)$$

де R_i - області переваги (предпочтения) класів.

Тоді загальний середній ризик

$$r = \sum_{k=1}^M r_k P(\Omega_k), \quad (3.4)$$

де r_k - виражається формулою (3.3).

Мінімізуючи вираз (3.4), можна прийти до висновку, що $x \in R_i$, якщо

$l_i < l_j$, при $i \neq j$, де $l_i = \sum_{k=1}^M \lambda_{ki} p(x|\Omega_k) P(\Omega_k)$, $l_j = \sum_{k=1}^M \lambda_{kj} p(x|\Omega_k) P(\Omega_k)$, тобто образ $\bar{\omega}_i$ буде з мінімальним середнім ризиком віднесений до класу Ω_i , якщо буде мати місце умова $l_i < l_j$.

Метод мінімального середнього ризику за M класами має обмежену зверху ймовірність похибки класифікації [106]

$$P_e = \frac{M-1}{M},$$

яка може бути значною при малому числі класів, наприклад, при $M = 2$ будемо мати $P_e = 0,5$. Із збільшенням значення M , ймовірність правильної класифікації зростає.

Аналіз формули (3.4) показує, що як і при байєсовському підході, вирішення задачі класифікації методом мінімального середнього ризику вимагає знання апіорних розподілів $P(\Omega_k)$ і густин розподілів $p(x|\Omega_k)$, а ця інформація є доступною лише в обмежених випадках.

Ідея нейромережевого підходу ґрунтується на побудові роздільної гіперповерхні між класами образів. Слід зауважити, що такі поверхні можна також побудувати, виходячи із байєсовського підходу і методу мінімального середнього ризику, коли відома функція щільності розподілу $p(x|\Omega_k)$. Задача має аналітичний розв'язок у тому випадку, коли функція $p(x|\Omega_k)$ має нормальний закон розподілу.

Математична модель нейронної мережі, яка визначається її структурою, задає роздільну гіперповерхню між класами образів. Основним елементом нейронної мережі є нейрон, структура якого показана на рис. 3.1.

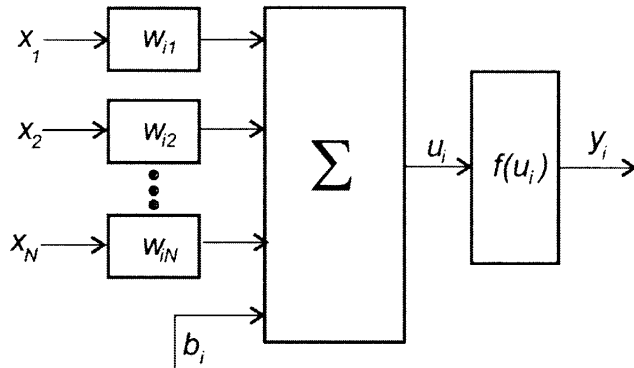


Рисунок 3.1 – Структура i -го нейрона

Вхідні сигнали x_1, x_2, \dots, x_N поступають на синапси, на виході яких отримуємо сигнали, помножені на вагові коефіцієнти (ваги синапсу) w_{ij} . Суматор виконує функцію додавання сигналів, які поступають по синоптичним зв'язкам від інших нейронів і зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує функцію, аргументом якої є вихідний сигнал суматора u_i . Сигнал u_i за допомогою функції активації $f(u_i)$ перетворюється у вихідний сигнал нейрона y_i .

Математична модель нейрона задається співвідношеннями

$$u_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j + b_i,$$

$$y_i = f(u_i),$$

де b_i - сигнал зміщення.

Вагові коефіцієнти w_{ij} підбирають за результатами навчання мережі. В залежності від способу навчання і виду функції активації нейрони розділяють [107] на перцептрони, інстар і оутстар Гроссберга, нейрони типу WTA (Winner Takes All - переможець отримує все) і нейрони Хебба.

У персептронах і нейронах типу Адалайн застосовують стрибкоподібну функція активації, у результаті чого вихідний сигнал нейрона може приймати тільки два значення – 1 або 0 у відповідності з правилом

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{при } u_i \geq 0, \\ 0 & \text{при } u_i < 0. \end{cases} \quad (3.5)$$

Інстар і оутстар Гроссберга частіше за все мають лінійну функцію активації і тоді $y_i = u_i$.

Нейрони типу WTA вихідний сигнал суматора розраховують за формулою

$$u_i = \sum_{j=0}^N w_{ij} x_j.$$

Група нейронів, що конкурують між собою, отримує одні і ті самі вхідні сигнали x_j . Фактичні значення вагових коефіцієнтів w_{ij} i – го нейрона можуть бути різні, тому сумарні сигнали окремих нейронів будуть мати неоднакові виходи. За результатами порівняння цих сигналів переможцем признається той нейрон, у якого u_i виявилось максимальним. Нейрон-переможець виробляє на своєму виході сигнал рівний одиниці, а інші (переможені) нейрони переходять у нульовий стан.

Функцію активації у нейронах Хебба частіше за все вибирають у вигляді (3.5).

Властивості функції активації, особливо її неперервність, є вирішальними при виборі методу навчання. Тому функції активації стрибкоподібної форми (3.5) часто апроксимують формулою

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta u}}.$$

Коефіцієнт β вибирається користувачем. При малих значеннях β функція активації є досить пологою, із збільшенням β крутизна функції $f(u)$ наростає. При $\beta \rightarrow \infty$ сигмоїдальна функція $f(u)$ перетворюється у стрибкоподібну функцію активації (3.5).

Іншим важливим фактором є вибір методу навчання мережі. Тут можна виділити два підходи: навчання з учителем і навчання без учителя.

При навчанні з учителем допускається, що крім вхідних сигналів x_i , які можна подати як компоненти вектора \bar{x} , відомі також і очікувані вихідні сигнали d_i нейронної мережі (вектор \bar{d}). У цьому випадку математично процес навчання можна описати наступним чином. У процесі функціонування нейронна мережа формує вихідний сигнал y у відповідності із вхідним вектором x , які реалізують роздільну гіперповерхню $\hat{g}(x)$ між класами. Якщо топологія мережі відома, то вид функції $\hat{g}(x)$ визначається значенням синоптичних ваг w_{ij} і зміщень $w_{i0} = b_i$. Нехай розв'язком задачі розпізнавання образів є функція $g(x)$, її значення задано параметрами вхідних - вихідних даних $(x^{(k)}, y^{(k)})$, $k = \overline{1, s}$, для яких $y = g(x)$. Тоді вихід мережі буде $d = \hat{g}(x)$. Навчання мережі полягає у синтезі функції $\hat{g}(x)$, яка була б близькою до $g(x)$. За міру близькості, як правило, вибирають евклідову метрику виду

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^s \sum_{i=1}^{S_M} (y_i^{(k)} - d_i^{(k)})^2, \quad (3.6)$$

де S_M - кількість вихідних нейронів мережі;

s - кількість шарів нейромережі.

При виборі функції (3.6) задача навчання мережі зводиться до пошуку мінімуму функції (3.6) відносно синоптичних ваг w_{ij} . Алгоритми, які мінімізують $E(w)$, носять назву алгоритмів зворотного поширення похибки [107].

У випадку навчання без учителя підбір вагових коефіцієнтів проводиться або на основі конкуренції нейронів між собою (переможець отримує все), або з врахуванням кореляції сигналів навчання і вихідних сигналів (навчання за Хеббом).

Навчання нейронів типу WTA здійснюється з використанням нормалізованих вхідних векторів x . На початковому етапі випадковим чином вибирають вагові коефіцієнти w_{ij} кожного нейрона, які нормалізовані відносно одиниці. Після подачі нормалізованого вхідного сигналу x визначається переможець першого етапу. Нейрон-переможець етапу переходить у стан 1, що дозволяє йому провести уточнення його вагових коефіцієнтів за правилом Гросберга

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(x_j - w_{ij}(t)),$$

де η - коефіцієнт навчання.

Навчання нейрона за правилом Хебба здійснюється як з учителем, так і без нього. У випадку навчання без учителя вага w_{ij} нейрона змінюється пропорційно добутку його вхідного і вихідного сигналів

$$\Delta w_{ij} = \eta x_j y_i.$$

При навчанні з учителем замість вихідного сигналу використовується очікувана від цього нейрону реакція d_i . У цьому випадку правило Хебба буде мати такий вигляд:

$$\Delta w_{ij} = \eta x_j d_i.$$

Тоді

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}.$$

Оскільки у кожному циклі навчання до поточного значення вагового коефіцієнту додається його приріст, то це приводить до великих значень вагових коефіцієнтів, що може зробити процес навчання нестійким. Один із способів стабілізації процесу [107] - це зменшення майбутнього значення $w_{ij}(t+1)$ вагового коефіцієнта, що досягається введенням коефіцієнта “забування” γ . При цьому остання формула буде такою:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t)(1 - \gamma) + \Delta w_{ij}.$$

Значення коефіцієнта забування вибирається, як правило, із діапазону - $\gamma \in [0; 1]$.

Таким чином, наведений аналіз методів розпізнавання образів показав, що методи, які засновані на стохастичній природі спостережень для своєї реалізації вимагають апіорної інформації про статистичні властивості вхідних сигналів. Така інформація доступна лише в окремих випадках. На відміну від першого методу підхід, який ґрунтується на нейромережевій технології, дає можливість розв'язати задачу класифікації, використовуючи лише апостеріорну інформацію, яку отримують у результаті спостережень за об'єктом діагностування.

3.3 Кластеризація діагностичних ознак нагнітачів природного газу

Оцінку технічного стану відцентрового нагнітача (додаток Е) будемо здійснювати за допомогою діагностичних ознак, які обчислюються за формулами (2.37) – (2.39). Графік їх зміни показаний на рис. 3.2, який побудований в координатах $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN_i . Із графіка видно, що характер зміни діагностичних ознак $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN_i носить випадковий характер, і важко зробити певні висновки відносно технічного стану нагнітача. Тому доцільно для дослідження властивостей даних про діагностичні ознаки здійснити їх кластеризацію [108]. За допомогою кластеризації отримані дані можна розбити на декілька компактних областей. Кластеризація дає можливість подати неоднорідні дані в кращому наочному вигляді і в подальшому досліджувати властивості таких кластерів.

Кластеризація і розбиття на класи дві близькі задачі – різниця між ними полягає в тому, що в першому випадку кількість класів невідома, а в другому – число класів наперед задано. З огляду на це, задачу кластеризації можна розглядати як частковий випадок задачі класифікації (і навпаки).

Класифікація передбачає розбиття набору даних (об'єктів) на декілька компактних областей (класів), число яких в загальному випадку невідоме.

Під об'єктом ми будемо розуміти стовпець матриці M_0 , яка утворена із діагностичних ознак $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN_i . Рядки такої матриці - це значення $\Delta\varepsilon^{(i)}$, $\Delta T_2^{(i)}$ і $\Delta N_i^{(i)}$, які отримані в результаті i -го вимірювання (обчислення) одного із показників $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 або ΔN_i .

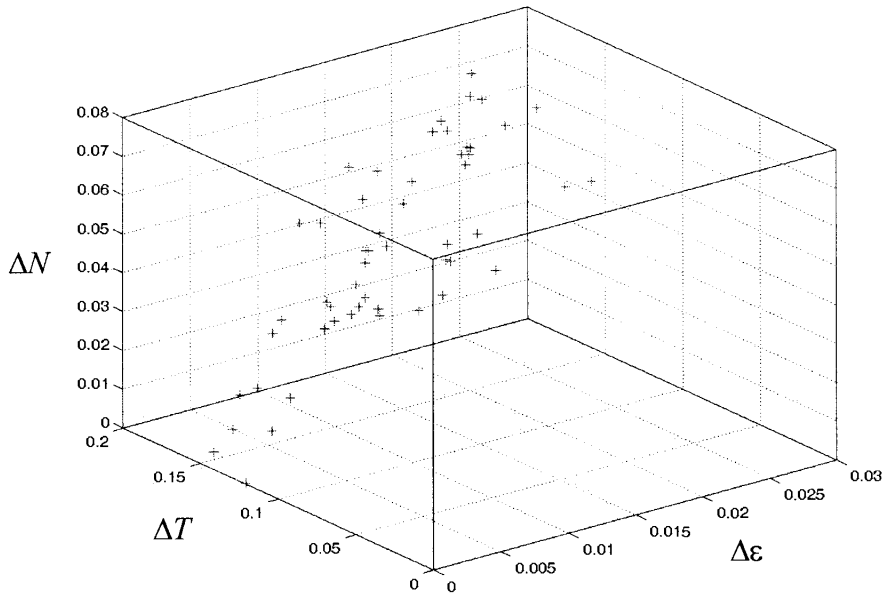


Рисунок 3.2 – Графік зміни діагностичних ознак

Віднесення даного об'єкта до певного класу здійснюється шляхом порівняння його з типовими елементами різних класів і вибору найближчого. Якщо число класів визначено наперед, то задачу класифікації можна сформулювати наступним чином [105]. Нехай $\{x^p\}$ - вектори значень ознак для об'єктів, що розглядаються. З кожним класом зв'язаний його типовий об'єкт, який називають ядром класу. Необхідно визначити набір із M ядер $\{a^M\}$ і здійснити розбиття $\{x^p\}$ на класи. Для вирішення поставленої задачі в просторі векторів $\{x^p\}$ повинна бути визначена міра близькості $\omega_a(x, a)$ між об'єктами x^i і a^j . Тоді розв'язок поставленої задачі ґрунтується на мінімізації критерію

$$q = \sum_{i=1}^M D_i, \quad (3.7)$$

де для кожного (i -го) кластера D_i - сума віддалей від належних йому точок вибірки до ядра класу:

$$D_i = \sum_{x^p \in \Gamma_i} \omega_d(x^p, a^i).$$

Мінімум q береться за всіма можливими положеннями ядер a^j і всіма класами

$$\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_M.$$

Якщо число класів наперед невідоме (задача кластеризації), то використовують критерій їх злиття: класи Ω_i і Ω_k об'єднують, якщо їх ядра ближче, ніж середні віддалі від елемента кластера до ядра в одному із них.

Мережеві алгоритми класифікації без вчителя будуються на основі методу динамічних ядер, суть якого полягає в наступному. Вибірка векторів даних $\{x^p\}$ утворює простір векторів, який позначимо через R . Кожному класу відповідає певне ядро a (рис. 3.3). Кожному ядру у відповідність можна поставити вектор, сукупність яких утворює простір A . Для кожних $x \in R$ і $a \in A$ визначена міра близькості (наприклад, евклідова). Необхідно знайти набір a_1, a_2, \dots, a_M і розбиття $\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_M$, що мінімізує

(3.7).

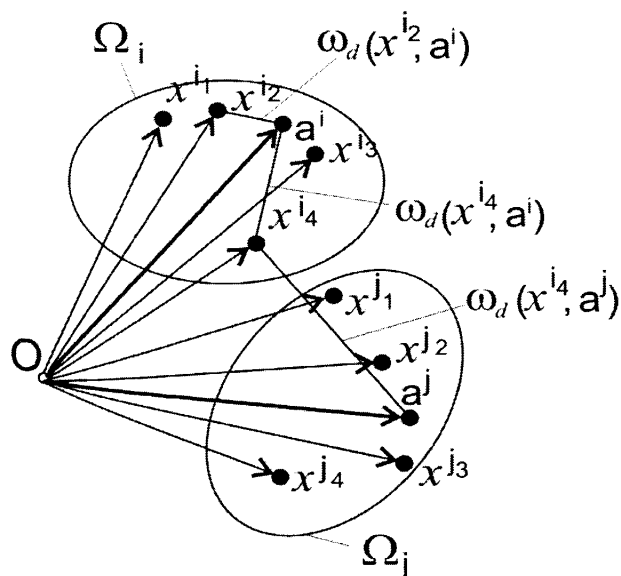


Рисунок 3.3 – Розбиття об'єктів на класи

Алгоритм класифікації складається із послідовних кроків, кожний із яких розбивається на два етапи.

Перший етап – для фіксованого набору ядер a_1, a_2, \dots, a_M шукають розбиття $\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_M$, яке мінімізує значення критерію якості q ; воно визначається за правилом, $x \in \Omega_i$, якщо $\omega_d(x, a_i) < \omega_d(x, a_j)$

при $i \neq j$ (рис. 3.3). У тому випадку, коли для x мінімум $\omega_d(x, a)$ досягається при декількох значеннях i , вибір між ними може бути зроблений довільним.

Другий етап – для кожного Ω_i ($i = \overline{1, M}$), яке отримане на першому етапі, шукають $a_i \in A$, яке мінімізує кожний доданок в критерії якості (3.7) для заданого i . Початкові значення a_1, a_2, \dots, a_M , $\{x^p\} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_M$ вибираються довільно або за певним евристичним правилом.

Якщо в нейромережі кожному ядру a_i відповідає певний елемент, який за вхідним сигналом x обчислює функцію $\omega_d(x, a)$. Тоді правило для класифікації інтерпретується так: “переможець отримує все”. Це означає, що елемент x належить класу Ω_i , якщо вихідний сигнал i -го елементу найменший серед всіх інших.

В описаному алгоритмі єдина складність – пошук ядра в класі на другому етапі пошуку, тобто у виборі $a \in A$, яке мінімізує D_i в (3.7). Тому в більшості випадках вибирають таку міру близькості $\omega_d(x, a)$, щоб значення $a \in A$ легко можна було б знайти шляхом мінімізації D_i для даного Ω_i .

В найпростішому випадку простір ядер A співпадає з простором векторів x , а міра близькості $\omega_d(x, a)$ - квадрат евклідового простору. Тоді ядро a_i , що мінімізує D_i є центр тяжіння класу Ω_i [105]

$$a_i = \frac{1}{M_i} \sum_{x \in \Omega_i} x, \quad (3.8)$$

де M_i - кількість об'єктів в Ω_i .

У тому випадку, коли ядро класу визначається за формулою (3.8), а правило рішення має в своїй основі порівняння вихідних сигналів лінійних адаптивних суматорів (синапсів), нейронну мережу, яка реалізує метод динамічних ядер, називають мережею Кохонена.

Алгоритм Кохонена передбачає підлаштування ваг нейрона на основі їх значень на попередній ітерації

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \alpha(y_i^{(s-1)} - w_{ij}(t-1)), \quad (3.9)$$

де α - коефіцієнт налаштування ваг нейрона;
 t - номер ітерації.

Із виразу (3.9) випливає, що навчання мережі Кохонена зводиться до мінімізації різниці між вхідними сигналами нейрону, які поступають з виходів нейронів попереднього шару $y_i^{(s-1)}$, і ваговими коефіцієнтами його синапсів w_{ij} . Отже, суть алгоритму навчання у тому, що із всього шару вибирається нейрон, значення синапсів якого максимально подібні до вхідного образу (вектора даних), і підлаштування ваг за формулою (3.9) здійснюється тільки для нього. Ця, так звана акредитація, може супроводжуватись гальмуванням всіх інших нейронів мережі і переходом вибраного нейрону в стан насичення. Вибір такого нейрону здійснюється на основі величини d_j , якою може служити віддаль між векторами $\bar{y}^{(s-1)}$ і \bar{w} в r -вимірному евклідовому просторі:

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^r (y_i^{(s-1)} - w_{ij})^2}, \quad (3.10)$$

де j - індекс нейрону в шарі s ;
 i - індекс суми по нейронам шару $s-1$.

У мережі Кохонена перемагає нейрон з мінімальним значенням величини d_j .

На рис. 3.4 показана архітектура мережі Кохонена. Блок $|ndist|$ формує

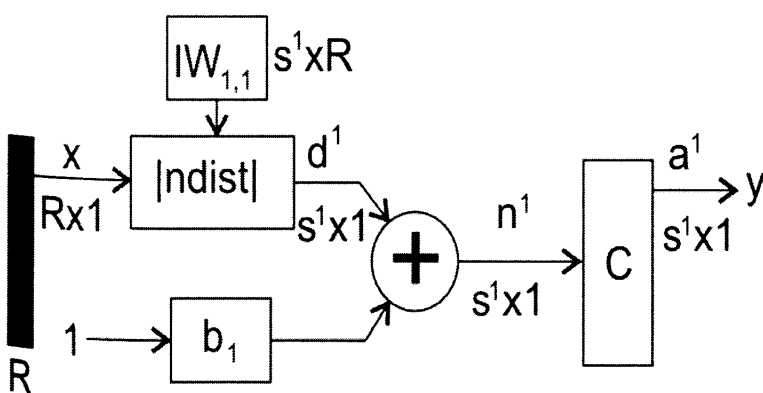


Рисунок 3.4 – Архітектура мережі Кохонена

s^1 - вимірний вектор шляхом обчислення евклідової норми, взятої зі знаком мінус, у відповідності з формулою (3.9). Оскільки мережа Кохонена має тільки один шар, то в формулі (3.9) $\bar{y}^{(s-1)}$ слід замінити на x_i . Вектор d^1 обчислюється за

формулою (3.10) за допомогою блоку $|ndist|$, який обчислює евклідову норму зі знаком “мінус”. До вектора d^1 додається зсув b^1 . Вихід мережі a^1 формується функцією перетворення типу S (radbas-функція).

Рис. 3.5 відтворює результати кластеризації даних, які зображені на рис. 3.2. В додатку Е наведено програму для кластеризації діагностичних ознак ВН.

Кластеризація діагностичних ознак $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN_i дала можливість зменшити об’єм вхідної інформації [108], яка підлягає аналізу із збереженням топологічного порядку їх розташування. Це полегшує класифікацію технічних станів нагнітача. Оскільки стан нагнітача характеризується відносним відхиленням технологічних параметрів від своїх базових значень, то чим більшого значення набувають величини $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN_i , тим гірший технічний стан нагнітача.

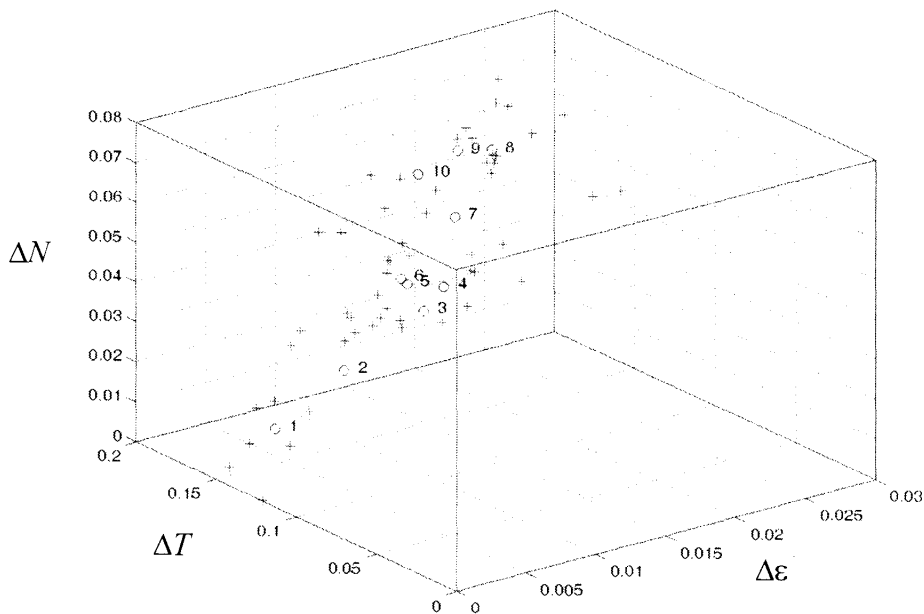


Рисунок 3.5 – Кластеризація діагностичних ознак

3.4 Метод оцінки технічного стану нагнітачів природного газу за допомогою нейромережових технологій

Зміни, що відбуваються в структурних елементах нагнітачів, в їх зв'язках і функціонуванні, зумовлені впливом значного числа зовнішніх параметрів і умов експлуатації, що і визначають наявність відповідних множин станів. Життєвий цикл нагнітача можна охарактеризувати трьома станами [2], які відповідають множинам, що характеризують справний Ω_1 , працездатний Ω_2 і непридатний Ω_3 стани

$$\Omega_{\Sigma} = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \Omega_3.$$

Розпізнавання станів в процесі діагностування можна здійснити за допомогою нейронних мереж, найпростішими серед яких є персептрони.

Вперше нейронна модель, яка дістала назву персептрон, була запропонована Маккалохом і Піттсом в 1943 році (рис. 3.6). Кожний вхідний сигнал нейрона x_i перемножується на вагу w_i , а суматор додає зважені входи, так що

$$u = \sum_{i=1}^h x_i w_i.$$

Якщо сума u більше заданого порогового значення, то вихід u приймає значення одиниці, в протилежному випадку – нуль. Нейрони з'єднують між собою у вигляді шару за допомогою вагових коефіцієнтів з певним числом ходів, число яких, в принципі, необмежене. Отже, на виходах мережі формуються сигнали

$$y_j = f(u_j),$$

де $f(u_j)$ - функція активації;

$$f(u_j) = \sum_{i=1}^h x_i w_{ij}.$$

Вагові коефіцієнти синапсів одного шару нейронів утворюють вагову матрицю W , в якій кожний ваговий коефіцієнт w_{ij} визначає величину i -го синаптичного зв'язку j -го нейрона.

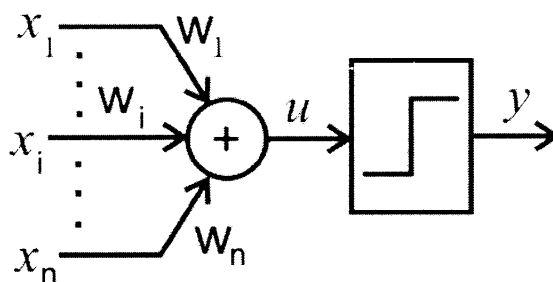


Рисунок 3.6 – Персептронний нейрон

Таким чином, процеси, які протікають в нейронній мережі можуть бути описані матричним рівнянням

$$U = F(xW),$$

де x і U - відповідно, вхідний і вихідний вектори (тут під вектором розуміють вектор-лінійку);

$F(U)$ - активаційна функція, яка застосовується поелементно до компонентів вектору $U = xW$.

Робота персептрона зводиться до класифікації вхідних сигналів в n - вимірному просторі за певним числом класів. З математичної точки зору це відбувається шляхом розбиття n - вимірного простору гіперплощинами. В результаті отримуємо області розбиття, число яких не перевершує 2^M , де M - число виходів персептрона. Слід відмітити, що не всі класи можуть бути розділені. Наприклад, за допомогою одношарового персептрона неможливо класифікувати сигнали, які генерує логічний елемент “Додавання за модулем 2” [107].

Функції, які генерують сигнали, що не розділяються на класи персептроном, називають лінійно нероздільними.

Проблему лінійної нероздільності здатні вирішувати нейронні мережі зустрічного поширення (LVQ-мережі), які складаються із вхідного шару нейронів і шарів нейронів Кохонена і Гроссберга. Нейромережа Гроссберга відрізняється від нейромережі Кохонена лише активаційною функцією, яка в мережі Гроссберга є лінійною.

На рис. 3.7 показана архітектура LVQ-мережі. Нейрони вхідного шару служать для передачі вхідних сигналів на всі нейрони шару Кохонена з відповідними ваговими коефіцієнтами.

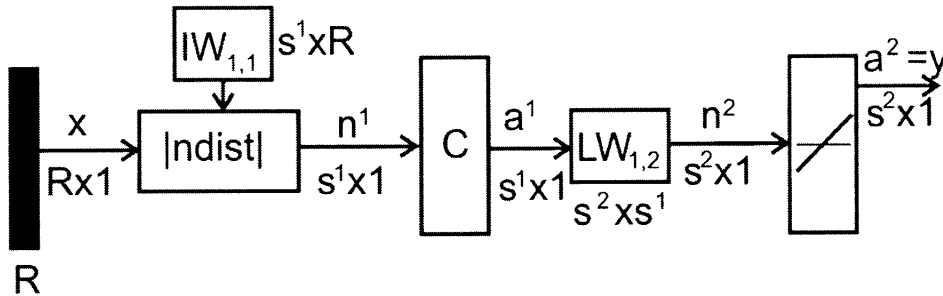


Рисунок 3.7 – Архітектура LVQ-мережі

Вагові коефіцієнти входів нейрона шару Кохонена утворюють матрицю $IW_{1,1}$. Кожний нейрон шару Кохонена з'єднаний з кожним нейроном із шару Гроссберга через вагові коефіцієнти матриці $LW_{1,2}$. Нейрони шару Кохонена реалізують функцію $|ndist|$ (за версією MatLab), так що

$$n_i^1 = |{}_iIW_{1,1} - x|,$$

де через ${}_iIW_{1,1}$ - позначений i -тий рядок матриці $IW_{1,1}$. Вектор n^1 поступає на елемент C , який реалізує *compet*-функцію – порогове сумування входів n^1 . В результаті такої операції на виході шару Кохонена маємо вектор

$$a^1 = \text{compet}(n^1).$$

Нейрон шару Кохонена з максимальним значенням зваженої суми (на заданий вхідний вектор) є “переможцем”. На його виході формується логічна одиниця, а на інших виходах – нуль.

Виходи шару Кохонена подаються на входи нейронів шару Гроссберга, де кожне значення синапсу коректується лише в тому випадку, коли він з'єднаний з нейроном Кохонена, що має ненульовий вихід. Сигнал на виході LVQ-мережі визначається як лінійна комбінація вагових коефіцієнтів матриці $LW_{1,2}$ і компонентів вектора a^1 , тобто

$$a^2 = \text{purelin}(LW_{1,2}a^1).$$

Сучасні газоперекачувальні агрегати – апарати довготривалої експлуатації. Тому збір експериментального матеріалу, який послужив би основою для навчання нейромереж з метою ідентифікації технічного стану ВН, вимагає значних затрат часу. Процес навчання моделі і перевірку запропонованого методу діагностування можна значно пришвидшити, якщо скористатись технологією імітаційного моделювання [109]. Остання передбачає створення імітаційної моделі, яка є формальним описом логіки функціонування нагнітача природного газу, враховуючи найсуттєвіші причинно-наслідкові зв'язки, і яка забезпечує проведення статистичних експериментів. При цьому повинні бути враховані дві важливі обставини [110]:

а) взаємозв'язок між окремими елементами системи (нагнітача), а також між деякими величинами (параметрами) може бути подано у вигляді певних аналітичних залежностей;

б) модель можна вважати ефективною тільки у тому випадку, коли в ній відтворені лише ті властивості, які впливають на значення вибраного показника ефективності функціонування реальної системи.

Оцінка технічного стану ВН здійснюється за трьома показниками [101, 102, 103], які обчислюються за формулами (2.37) – (2.39), а “базові” значення відповідних величин - за формулами (2.3) – (2.5).

Зведені витрату x і швидкість обертання ротора нагнітача y знаходять у відповідності із співвідношеннями (2.1) і (2.2).

Базове значення температури на виході нагнітача обчислюють, використовуючи вираз

$$T_2^* = T_1 \varepsilon^{*1/\sigma}, \quad (3.11)$$

де $\sigma = \eta_{\text{пол}} \frac{k}{k-1}$, де k – показник адіабати;

T_1 - температура газу при вході у нагнітач.

Політропний коефіцієнт корисної дії $\eta_{\text{пол}}$, який входить у формулу (3.11) можна знайти за паспортною характеристика нагнітача $f_\eta(x)$.

Для обчислення базових значень величин N^* і T_2^* характеристики $f_\eta(x)$ і $f_N(x)$ апроксимувались поліномами третього степеня

$$Y^{(i)} = a_0^{(i)} + a_1^{(i)}x + a_2^{(i)}x^2 + a_3^{(i)}x^3, \quad i = 1, 2, \quad (3.12)$$

де $Y^{(1)} = f_N(x)$, $Y^{(2)} = f_\eta(x)$.

Ординати функцій $f_\eta(x)$ і $f_N(x)$ визначались за графіками зведених характеристик нагнітача. Як приклад був вибраний нагнітач PCL-804-2, який встановлений на компресорній станції КС-39 “Уренгой – Помари – Ужгород” Богородчанського лінійного управління магістральних газопроводів. Для цього нагнітача методом найменших квадратів визначені коефіцієнти $a_j^{(i)}$, $j = \overline{0, 3}$. Базове значення ступеню підвищення тиску газу ε^* є функцією двох змінних x і y . Для залежності (2.3) наводять сімейство статичних характеристик, які представляють собою лінії рівня при $y = const$. Апроксимація залежності (2.3) здійснювалась поліноміальним виразом такого типу:

$$e(x, y) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + a_4y + a_5y^2 + a_6y^3 + a_7xy + a_8x^2y + a_9xy^2. \quad (3.13)$$

Допускалось, що в процесі експлуатації ВН відбувалось зміщення статичних характеристик, яке моделювалось такими залежностями:

$$\tilde{a}_j = (1 - m_i)a_j,$$

де a_j - коефіцієнти функціональних залежностей (3.12) і (3.13);

m_i - варіації коефіцієнтів.

За даними Бикова Г. О. [64] відхилення робочих характеристик спрацьованих ВН від паспортних досягають 17 %, за даними Ільченко Б.С. – до 10-20 %, а відхилення в межах 5 % можуть бути викликані похибками засобів вимірювання, тому ними можна знехтувати [61]. Отже, значення m_i вибирались із множини – (0; 0,12; 0,2). Тобто, при відхиленні ДО в межах 12 % ВН вважається справним, від 12 до 20 % працездатним, а понад 20 % - непридатним. На величини, які беруть участь у формуванні діагностичних ознак, накладається адитивна складова, яка зумовлена похибками

вимірювань витрати, температури, тиску, густини газу і впливом зовнішнього середовища. Ця складова імітувалась випадковою величиною, що розподілена за нормальним законом з нульовим математичним сподіванням і дисперсією

$$\sigma_k^2 = \left(\frac{\Sigma_k}{S_{k,ном}} \right)^2, \quad (3.14)$$

де Σ_k^2 - дисперсія k -ої складової ($k = 1, 2, 3$), яка є розмірною величиною;
 $S_{k,ном}$ - нормувальне значення k -ої величини, яка бере участь у формуванні відповідної діагностичної ознаки.

Дослідимо вплив факторів, які зумовлені похибками вимірювань технологічних параметрів, на відхилення значень діагностичних ознак від їх дійсних значень.

Для визначення діагностичної ознаки $\Delta\varepsilon$ необхідно виміряти тиски на вході P_1 і виході P_2 ВН. Тому

$$\delta\varepsilon = \left(\frac{\partial\Phi(P_1, P_2)}{\partial P_1} \right)_0 \delta P_1 + \left(\frac{\partial\Phi(P_1, P_2)}{\partial P_2} \right)_0 \delta P_2, \quad (3.15)$$

де $\Phi(P_1, P_2) = \frac{P_2}{P_1}$; $\delta\varepsilon$ - абсолютна похибка вимірювання (обчислення) ступені підвищення тиску газу; $\delta P_1, \delta P_2$ - абсолютні похибки вимірювання тисків на вході і виході нагнітача.

Індекс "0" біля круглих дужок у формулі (3.15) означає, що обчислення частинних похідних здійснюється при тисках, що дорівнюють їх результатам вимірювань [111].

Рівняння (3.15) приведемо до безрозмірного вигляду

$$\frac{\delta\varepsilon}{\varepsilon_0} = C_1 \frac{\delta P_1}{P_{10}} + C_2 \frac{\delta P_2}{P_{20}}, \quad (3.16)$$

де $C_i = \left(\frac{\partial\Phi(P_1, P_2)}{\partial P_i} \right)_0 \cdot \frac{P_{i0}}{\varepsilon_0}$, $i=1, 2$;

$\varepsilon_0, P_{10}, P_{20}$ - деякі "базові" величини.

Якщо базовими вибрати нормувальні значення величин: $\varepsilon_n = \varepsilon_0$, $P_{in} = P_{i0}$, то отримаємо зведені похибки [111]

$$\gamma_\varepsilon = \frac{\delta\varepsilon}{\varepsilon_n}; \gamma_{P_i} = \frac{\delta P_i}{P_{in}}, i = 1, 2.$$

Використовуючи формулу (3.16), знайдемо дисперсію $\sigma_1 = \sigma_\varepsilon$. Оскільки похибки вимірювань тисків P_1 і P_2 є випадковими і незалежними величинами, то

$$\sigma_\varepsilon^2 = C_1^2 \sigma_{P_1}^2 + C_2^2 \sigma_{P_2}^2, \quad (3.17)$$

де $\sigma_\varepsilon^2 = D[\gamma_\varepsilon]$; $\sigma_{P_i}^2 = D[\gamma_{P_i}]$, $i = 1, 2$.

Оцінимо значення σ_ε^2 . Оскільки при імітаційному моделюванні ε змінювалось в широких межах, то при обчисленні числових значень часткових похідних у формулі (3.17) доцільно взяти P_{in} , $i = 1, 2$ (P_{in} - нормувальне значення тиску) замість P_i . Це дасть можливість оцінити верхню межу $\sigma_\varepsilon^{(sup)}$. Такий підхід до оцінювання σ_ε не вплине на загальні висновки щодо здатності нейромережі розпізнавати технічний стан нагнітачів, оскільки реальні значення σ_ε не будуть перевищувати $\sigma_\varepsilon^{(sup)}$.

Для вимірювання тисків на вході і виході ВН PCL – 804 – 2 застосовувались пристрої фірми Honeywell з діапазоном 0 – 8 МПа і класом точності 0,5. Були вибрані такі значення величин $P_{1n} = 5,6$ МПа, $P_{2n} = 7,5$ МПа. Обчислимо

$$\left(\frac{\partial \Phi(P_1, P_2)}{\partial P_1} \right)_0 = \left(\frac{\partial \Phi(P_1 / P_2)}{\partial P_1} \right)_0 = - \frac{P_{2n}}{P_{1n}^2} = -0,281,$$

$$\left(\frac{\partial \Phi(P_1, P_2)}{\partial P_2} \right)_0 = \left(\frac{\partial \Phi(P_1 / P_2)}{\partial P_2} \right)_0 = \frac{1}{P_{1n}} = 0,192.$$

Отже, $-C_1 = C_2 = 0,988$.

Клас точності приладу визначає граничну зведену похибку γ_{cp} . Тому дисперсія кожної складової похибки $\sigma_{P_1}^2$ і $\sigma_{P_2}^2$ дорівнює [111]

$$\sigma_{P_i}^2 = \left(\frac{\gamma_{P_i, p}}{3 \cdot 100} \right)^2, \quad i = 1, 2. \quad (3.18)$$

У відповідності з формулою (3.18) для значення $\gamma_{P_i, p} = 0,5 \%$ маємо $\sigma_{P_i} = 1,667 \cdot 10^{-3}$. Оскільки для ВН PCL – 804 – 2 $\varepsilon_{ii} = 1,48$, то, виходячи із (3.17), знайдемо, що $\Sigma_{\varepsilon} = 3,445 \cdot 10^{-3}$.

Температура T_2 , яка бере участь у формуванні діагностичної ознаки ΔT_2 , вимірюється безпосередньо. Тому за аналогією з формулою (3.18) можна записати

$$\sigma_{T_2}^2 = \left(\frac{\gamma_{T_2, p}}{3 \cdot 100} \right)^2. \quad (3.19)$$

У відповідності з формулою (3.18), для пристроїв вимірювання температури фірми Honeywell з класом точності 0,5 знаходимо $\sigma_{T_2} = 1,667 \cdot 10^{-3}$ або, використовуючи співвідношення (3.14), знайдемо $\Sigma_{T_2} = \sigma_{T_2} T_{2u}$. При $T_{2u} = 76^\circ \text{C}$ матимемо $\Sigma_{T_2} = 0,127^\circ \text{C}$.

Третя діагностична ознака ΔN формується шляхом обчислення $x = Q_{np}$ за вимірними значеннями витрати Q і швидкості обертання n ротора ВН за формулою (2.1). Тому

$$\delta x = \left(\frac{\partial \Phi(Q, n)}{\partial Q} \right)_0 \delta Q + \left(\frac{\partial \Phi(Q, n)}{\partial n} \right)_0 \delta n. \quad (3.20)$$

За значенням x у відповідності з виразом (2.5) знаходимо

$$N = \rho_c \left(\frac{n}{n_0} \right)^3 f_N(x). \quad (3.21)$$

Використовуючи формулу (3.21), знайдемо

$$\delta N = \left(\frac{\partial \Phi(\rho_c, n, x)}{\partial \rho_c} \right)_0 \delta \rho_c + \left(\frac{\partial \Phi(\rho_c, n, x)}{\partial n} \right)_0 \delta n + \left(\frac{\partial \Phi(\rho_c, n, x)}{\partial x} \right)_0 \delta x, \quad (3.22)$$

або

$$\delta N = \left(\frac{n_{\bar{\sigma}}}{n_0}\right)^3 f_N(x_{\bar{\sigma}}) \delta \rho + 3 \frac{\rho_c}{n_0} \left(\frac{n_{\bar{\sigma}}}{n_0}\right)^2 f_N(x_{\bar{\sigma}}) \delta n + \rho_c \left(\frac{n_{\bar{\sigma}}}{n_0}\right)^3 \left(\frac{\partial f_N(x)}{\partial x}\right)_0 \delta x, \quad (3.23)$$

де \bar{x} - обчислюється за формулою (3.20);

$f_N(x)$ - апроксимаційний поліном (3.12).

Густина природного газу, яка входить у формулу (3.23), обчислювалася як середнє значення замірів на протязі одного року. Були отримані такі значення (за нормальних умов): $\rho_c = 0,679 \text{ кг/м}^3$, $\Sigma_{\rho}^2 = 8,033 \cdot 10^{-4} (\text{кг/м}^3)^2$.

Швидкість обертання вала ВН вимірюється за допомогою пристроїв фірми Дженерел електроник, а для вимірювання витрати газу через нагнітач слід застосовувати витратоміри типу Флоутек. Клас точності названих пристроїв – 0,5. Для нагнітача PCL – 804 – 2 мають місце такі нормувальні значення величин технологічних параметрів: витрата природного газу, що приведена до нормальних умов- $Q_n = 60 \text{ м}^3/\text{с}$; швидкість обертання вала нагнітача - $n_n = 85 \text{ с}^{-1}$.

Обчислимо δx у відповідності з формулою (3.20). Оскільки x визначається співвідношенням (2.1), то

$$\delta x = \frac{n_0}{n_n} \delta Q - Q_n \frac{n_0}{n_n} \cdot \frac{\delta n}{n_n},$$

або в безрозмірному вигляді

$$\gamma_x = \frac{n_0}{n_n} (\gamma_Q - \gamma_n).$$

Переходячи до дисперсій, отримаємо

$$\sigma_x^2 = \left(\frac{n_0}{n_n}\right)^2 (\sigma_Q^2 + \sigma_n^2).$$

Рівняння (3.23) запишемо в безрозмірній формі, замінивши попередньо базові значення відповідних величин на їх нормувальні значення. В результаті будемо мати

$$\gamma_N = \gamma_{\rho} + 3\gamma_n + \frac{Q_n}{f_N(x_n)} \left(\frac{\partial f_N(x)}{\partial x}\right)_0 \gamma_x,$$

де γ . - значення зведених похибок.

Останній вираз дає змогу визначити

$$\sigma_N^2 = \sigma_\rho^2 + 9\sigma_n^2 + \left(\frac{x_n}{f_N(x_n)} \left(\frac{\partial f_N(x)}{\partial x} \right)_0 \right)^2 \sigma_x^2, \quad (3.24)$$

де $\sigma^2 = D[\gamma.]$.

Виходячи із заявленого класу точності для пристроїв вимірювання витрати і швидкості обертання ротора ВН, визначимо σ_n^2 і σ_ρ^2 за формулами, які аналогічні формулі (3.18). Маємо $\sigma_n = \sigma_\rho = 1,667 \cdot 10^{-3}$. Отже, $\sigma_x = 2,593 \cdot 10^{-3}$.

Обчислимо тепер σ_N^2 . Для цього подамо дисперсію густини газу в безрозмірній формі - $\sigma_\rho^2 = \frac{\Sigma_\rho^2}{m_\rho^2}$. Коефіцієнти залежності (3.12), знайдені МНК-методом, мають такі значення: $a_0 = -0,15363$, $a_1 = 1,3757$, $a_2 = -0,26062$, $a_3 = 0,013901$.

Таким чином, були вибрані такі значення σ_k : $\sigma_\varepsilon = 0,233 \cdot 10^{-3}$; $\sigma_{T_2} = 0,167 \cdot 10^{-3}$. Тоді за формулою (3.24) знайдемо, що $\sigma_N = 1,171 \cdot 10^{-3}$. Розрахунковим шляхом встановлено, що внутрішня потужність ВН - $N = 1,284 \cdot 10^4$ кВт. Тому $\Sigma_N = 540,424$ кВт.

Для імітації роботи LVQ-нейромережі [108] генерувались діагностичні ознаки у відповідності з формулами (2.37) – (2.39), в яких $\varepsilon = \hat{\varepsilon} + e_\varepsilon$, $T_2 = \hat{T}_2 + e_{T_2}$, $N = \hat{N} + e_N$, де $\hat{\varepsilon}$, \hat{T}_2 , \hat{N} - значення ступеню підвищення тиску газу, температури на виході нагнітача та його потужності, які обчислюються за формулами (2.7), (3.11) – (3.13). Адитивні шуми e_ε , e_{T_2} , e_N , які породжені похибками вимірювання, імітувались як випадкові числа, що мають нормальний закон розподілу з нульовими математичними сподіваннями і дисперсіями σ_ε^2 , $\sigma_{T_2}^2$, σ_N^2 . Для кожної діагностичної ознаки $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN була сформована вибірка із 120 значень, яка імітувала справний Ω_1 ,

працездатний Ω_2 і непридатний Ω_3 стани ВН і яка використовувалась для навчання LVQ-нейромережі.

Після навчання мережа тестувалась шляхом багатократної прогонки імітаційної моделі. Було реалізовано сто прогонів імітаційної моделі. При цьому визначався процент правильного віднесення нейромережею до відповідного класу діагностичної ознаки. Було вибрано три класи – перший клас Ω_1 , другий клас Ω_2 , третій клас Ω_3 . Результат роботи нейромережі ілюструє рис. 3.8 (реалізація одного прогону).

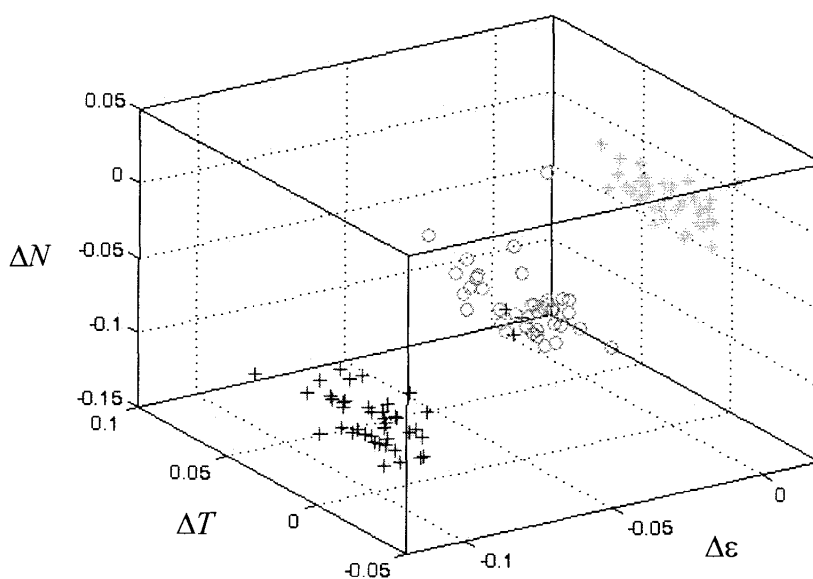


Рисунок 3.8 – Класифікація станів об'єкта діагностування:

+ - перший клас; o - другий клас; * - третій клас

Із рисунка видно, що нейромережа успішно впоралася з класифікацією стану ВН. Після ста прогонів імітаційної моделі до першого класу було віднесено 100 % діагностичних ознак, до другого - 99,75 %, а до третього – 100 %. Отримані результати свідчать про високу ефективність запропонованого методу діагностування технічного стану ВН природного газу.

Опробування запропонованої методики визначення технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу (додаток Ж) здійснювалась на

основі даних, які отримані при експлуатації нагнітача PCL – 804 – 2. Використовувалась навчена на імітаційному прикладі LVQ-мережа. Результат роботи нейромережі відтворює рис. 3.9, із якого видно, що нейромережа віднесла технічний стан ВН до першого класу і лише у трьох випадках із 120 стан нагнітача був визначений як працездатний (клас Ω_2).

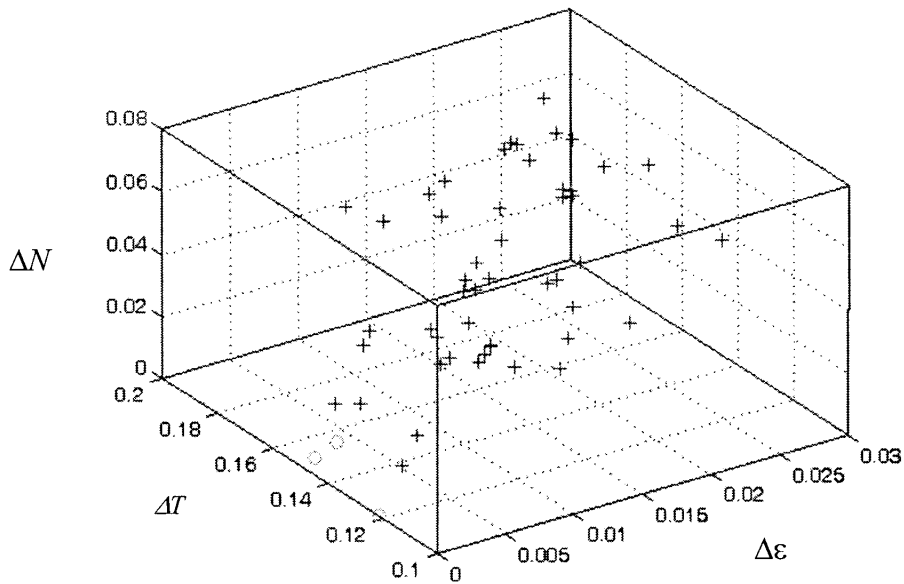


Рисунок 3.9 – Результат роботи нейромережі із визначення технічного стану ВН природного газу

Таким чином, на основі нейромережових технологій з використанням імітаційного моделювання показана можливість розпізнавання одного із трьох технічних станів, в яких може знаходитись відцентровий нагнітач природного газу. Цей висновок підтверджений промисловими даними, які отримані при експлуатації нагнітача PCL – 804 – 2 в умовах компресорної станції Богородчанського лінійного виробничого управління магістральних газопроводів.

Висновки до розділу

1. Показано, що задача розпізнавання технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу відноситься до ширшого класу задач – розпізнавання образів, що дало можливість зробити порівняльний аналіз різних підходів до розв’язання такого класу задач і показати, що нейромережеві технології дають можливість розробити ефективніші алгоритми їх розв’язку в порівнянні з статистичними методами, які, як правило, для своєї реалізації вимагають апріорної інформації про статистичні характеристики технологічних параметрів.

2. Розроблено метод розпізнавання технічного стану нагнітачів природного газу, який ґрунтується на використанні LVQ-мереж, що підвищує вірогідність процесу розпізнавання одного із трьох технічних станів ВН.

3. Доведено, що збір експериментального матеріалу, який послужив би основою для навчання нейромереж з метою ідентифікації технічного стану ВН, вимагає значних затрат часу. Процес навчання моделі і перевірку запропонованого методу діагностування можна значно пришвидшити, якщо скористатись технологією імітаційного моделювання.

4. Імітаційне моделювання показало, що використання нейромережевих технологій дає можливість розділити технічний стан ВН на три класи з вірогідністю не гірше ніж 0,997.

5. Обґрунтовано, що при достатньому об’ємі експериментального матеріалу можна ефективно розв’язувати задачу кластеризації, що відкриває можливості для об’єктивнішого розділення технічного стану на певну кількість класів.

6. Ефективність запропонованого методу розпізнавання технічного стану ВН підтверджена результатами промислових даних, які отримані при експлуатації ВН PCL – 804 – 2 в умовах Богородчанського ЛВУМГ.

РОЗДІЛ 4

ПАРАМЕТРИЧНА ДІАГНОСТИКА ВІДЦЕНТРОВОГО НАГНІТАЧА ПРИРОДНОГО ГАЗУ

4.1 Діагностична модель відцентрового нагнітача природного газу

Метод діагностування роботи ВН розбитий на два етапи. На першому етапі визначається технічний стан ВН – справний Ω_1 , працездатний Ω_2 або непридатний Ω_3 . Коли нагнітач знаходиться у стані Ω_2 , тоді настає другий етап – параметричної діагностики.

Ідея параметричної діагностики ґрунтується на математичному описі роботи відцентрового нагнітача, в якому деякі коефіцієнти виключно залежать від геометричних розмірів робочого колеса. Цей підхід частково реалізований в роботі [67], де, виходячи із рівняння енергетичного балансу, отримана діагностична модель. При створенні такої моделі знехтувані втрати на протічки газу і тертя дисків. Врахування цих втрат є “важливою задачею, без розв’язку якої неможливо скористатися напором за Ейлером” [86].

Запишемо рівняння енергетичного балансу, допускаючи, що на протязі всього руху газу через нагнітач теплообмін з навколишнім середовищем відсутній. Тоді

$$Q_2 P_2 = Q_1 P_1 + M^{(n)} g h, \quad (4.1)$$

де $Q_i, i = 1, 2$ - об’ємна продуктивність нагнітача;

$P_i, i = 1, 2$ - тиск природного газу;

$M^{(n)}$ - масова продуктивність нагнітача;

h - повний напір нагнітача.

Індекс “1” вказує на технологічні параметри, які характеризують умови всмоктування, а індекс “2” відноситься до технологічних параметрів, які характеризують умови нагнітання.

Враховуючи те, що $M_1^{(n)} = Q_1 \rho_1$ і $M_2^{(n)} = Q_2 \rho_2$, а $M_1^{(p)} = M_2^{(n)} = M^{(n)}$ рівняння (4.1) набуде такого вигляду:

$$P_2 = k_v P_1 + \rho_2 gh, \quad (4.2)$$

де $k_v = \frac{\rho_2}{\rho_1}$ - поправка на стискування газу [86];

$\rho_i, i = 1, 2$ - густина газу.

Оскільки $Q_1 \rho_1 = Q_2 \rho_2$, то

$$\frac{Q_1}{Q_2} = \frac{\rho_2}{\rho_1} = k_v.$$

Підставляючи значення k_v в рівняння (4.2), отримуємо

$$\frac{P_2}{P_1} = \frac{Q_1}{Q_2} + \frac{\rho_2}{\rho_1} gh.$$

Із рівності $Q_1 \rho_1 = Q_2 \rho_2$ визначимо:

$$\rho_2 = \rho_1 \frac{Q_1}{Q_2} = \rho_1 k_v.$$

Отже,

$$\varepsilon = k_v \left(1 + \frac{\rho_1}{P_1} gh \right). \quad (4.3)$$

Із рівняння стану природного газу, яке запишемо до умов всмоктування

$$\frac{P_1}{\rho_1} = z_1 RT_1,$$

де z_1 - коефіцієнт стисливості газу;

R - газова постійна;

T_1 - температура газу на вході в нагнітач в градусах Кельвіна,

визначимо

$$\frac{\rho_1}{P_1} = \frac{1}{z_1 RT_1}.$$

Останній результат дає можливість формулу (4.3) записати в такому вигляді:

$$\varepsilon = k_v \left(1 + \frac{1}{z_1 R T_1} g h \right). \quad (4.4)$$

У відповідності з формулою Ейлера робота, що витрачається на переміщення одного кілограму газу через нагнітач [86] дорівнює:

$$h_e g = \varphi_{u_2} u_2^2 - \varphi_{u_1} u_1^2, \quad (4.5)$$

де $\varphi_{u_i} = \frac{c_{ui}}{u_i}$; c_{ui} , u_i - відповідно, модуль тангенційної швидкості та тангенційна складова абсолютної швидкості.

Величина h_e не враховує, між іншим, протікання газу через ущільнення в кількості $\frac{M_{np}}{M^{(H)}}$, що збільшує роботу стискування [86] до $\left(1 + \frac{M_{np}}{M^{(H)}} \right) h_e g$, а також втрати на тертя бічних поверхонь колеса в середовищі газу. Якщо ці втрати для даного нагнітача складають N_{TP} , Вт, то повна робота, яка тратиться на стискування одного кілограма газу

$$hg = \left(1 + \frac{M_{np}}{M^{(H)}} \right) h_e g + \frac{N_{TP}}{M^{(H)}}. \quad (4.6)$$

Втрати на протікання газу через ущільнення розраховують за формулою Стодоли. Якщо D_s - діаметр ущільнення, s - радіальний зазор, Z_s - кількість ущільнень, ΔP - перепад тиску, а ρ_c - середня густина газу в ущільненні, то

$$M_{np} = \alpha \pi s D_s \rho_c \sqrt{\frac{2 \Delta P}{Z_s \rho_c}}, \quad (4.7)$$

де α - коефіцієнт витрати, який залежить від конструкції ущільнення.

Відношення величин $\frac{\Delta P}{\rho_c}$ розраховують за формулою Степанова [112]

$$\frac{\Delta P}{\rho_c} = \frac{3}{4} \cdot \frac{u_2^2 - u_1^2}{2}. \quad (4.8)$$

Тангенційні складові абсолютних швидкостей u_1 і u_2 газу на вході ($i=1$) і виході ($i=2$) нагнітача виразимо через конструктивні параметри колеса

$$u_i = \omega R_i, \quad (4.9)$$

де ω - кутова швидкість колеса нагнітача;

R_i - внутрішній ($i=1$) та зовнішній ($i=2$) радіуси робочого колеса.

З врахуванням співвідношень (4.8) і (4.9), формула (4.7) набуде такого вигляду:

$$M_{np} = 0.5\alpha\pi s D_s \rho_c \omega \sqrt{\frac{3}{Z_s} (R_2^2 - R_1^2)}.$$

Введемо таке позначення: $K_{np} = 0.5\alpha\pi s D_s \sqrt{\frac{3}{Z_s} (R_2^2 - R_1^2)}$. Тоді

$$M_{np} = K_{np} \rho_c \omega. \quad (4.10)$$

Оскільки значення коефіцієнта витрати α визначається лише конструкцією колеса [86], то коефіцієнт K_{np} залежить тільки від його геометричних параметрів.

Якщо значення M_{np} , яке виражається формулою (4.10), підставити у

вираз $\left(1 + \frac{M_{np}}{M^{(n)}}\right) h_e g$, то отримаємо

$$\left(1 + \frac{M_{np}}{M^{(n)}}\right) h_e g = \left(1 + \frac{K_{np} \rho_c \omega}{M^{(n)}}\right) h_e g.$$

Враховуючи те, що $M = Q_1 \rho_1$, маємо

$$\left(1 + \frac{M_{np}}{M^{(n)}}\right) h_e g = \left(1 + \frac{K_{np} \rho_c \omega}{Q_1 \rho_1}\right) h_e g.$$

З достатньою для практики точністю можна прийняти [86], що $\frac{\rho_c}{\rho_1} = k_v$. Тому

$$\left(1 + \frac{M_{np}}{M^{(n)}}\right) h_e g = \left(1 + K_{np} \frac{k_v}{q}\right) h_e g, \quad (4.11)$$

де $q = \frac{Q}{\omega}$ - об'ємна витрата газу через нагнітач при повороті його на один радіан.

Втрати на тертя можна обчислити на основі формул Степанова і Пфлейдерера [112, 113]:

$$N_{TP} = k_T \rho_2 D_2^2 u_2^3,$$

де k_T - постійний коефіцієнт, значення якого зумовлено технологією обробки лопаток колеса нагнітача.

Якщо значення u_2 , яке обчислюється за формулою (4.9), підставити в останнє рівняння, то отримаємо

$$N_{TP} = K_T \rho_2 \omega^3,$$

де $K_T = k_T \frac{D_2^5}{8}$.

Оскільки $M^{(H)} = Q_1 \rho_1$, то

$$\frac{N_{TP}}{M^{(H)}} = K_T \frac{k_v}{q} \omega^2. \quad (4.12)$$

Підставляючи значення $\left(1 + \frac{M_{np}}{M^{(H)}}\right) h_e g$ і $\frac{N_{TP}}{M^{(H)}}$, які визначаються формулами (4.11) і (4.12), в (4.6), отримаємо

$$hg = \left(1 + K_{np} \frac{k_v}{q}\right) h_e g + K_T \frac{k_v}{q} \omega^2. \quad (4.13)$$

Тепер зосередимо свою увагу на величині $h_e g$, значення якої визначається за формулою (4.5). Для обчислення функцій φ_{ui} скористаємося формулою Пфлейдерера [113]

$$\varphi_{ui} = \mu(1 - \varphi_{ri} \operatorname{ctg} \beta_i).$$

В останній формулі $\varphi_{r1} = \frac{Q_1}{F_1 u_1}$, $\varphi_{r2} = \frac{Q_1}{F_2 u_2 k_v}$, де $F_i = \pi D_i b_i \tau_i$,

$\tau_i = 1 - \frac{z_{si} \delta_m}{\pi D_i \sin \beta_i}$, b_i - ширина лопаток колеса; z_{si} - число лопаток колеса; δ_m

- середня товщина лопаток; μ - поправка на кінцеве число лопаток; β_i - вхідний ($i = 1$) і вихідний ($i = 2$) лопаткові кути робочого колеса.

Отже,

$$h_e g = \mu \left(u_2^2 - u_1^2 - Q_1 \left(\frac{u_2 \operatorname{ctg} \beta_2}{F_2 k_v} - \frac{u_1 \operatorname{ctg} \beta_1}{F_1} \right) \right).$$

Якщо врахувати значення u_i , то

$$h_e g = \omega^2 \left(X_0 - q \left(\frac{X_2}{k_v} - X_1 \right) \right), \quad (4.14)$$

де $X_0 = \mu (R_2^2 - R_1^2)$;

$$X_i = \mu \frac{R_i \operatorname{ctg} \beta_i}{F_i}, \quad i=1, 2.$$

Поправочний коефіцієнт μ Пфлейдерер рекомендує обчислювати за такою формулою:

$$\mu = \frac{1}{1 + \frac{a + 1,2 \sin \beta_2}{z_{s2} \left(1 - \left(\frac{D_1}{D_2} \right)^2 \right)}}$$

де a - постійна величина.

Тепер можемо записати формулу для обчислення повної роботи, яка тратиться на стискування одного кілограма газу. Для цього у вираз (4.13) підставимо значення $h_e g$, яке визначається формулою (4.14). В результаті отримаємо

$$hg = \omega^2 \left[\left(1 + K_{np} \frac{k_v}{q} \right) \left(X_0 - q \left(\frac{X_2}{k_v} - X_1 \right) \right) + K_T \frac{k_v}{q} \right].$$

Останній вираз дає можливість формулу (4.4) записати в такому вигляді:

$$\varepsilon = k_v \left(1 + \frac{\omega^2}{z_1 R T_1} \left[\left(1 + K_{np} \frac{k_v}{q} \right) \left(X_0 - q \left(\frac{X_2}{k_v} - X_1 \right) \right) + K_T \frac{k_v}{q} \right] \right). \quad (4.15)$$

Виразимо величину k_v через технологічні параметри нагнітача. Для цього скористаємося рівнянням стану природного газу. Якщо це рівняння записати для умов всмоктування і для умов нагнітання, потім із першого рівняння визначити ρ_1 , а із другого - ρ_2 , то зможемо визначити k_v як відношення ρ_2 до ρ_1 . Отже,

$$k_v = \frac{z_1}{z_2} \cdot \frac{P_2}{P_1} \cdot \frac{T_1}{T_2}.$$

Оскільки має місце співвідношення

$$\frac{T_1}{T_2} = \left(\frac{P_1}{P_2} \right)^{\frac{m-1}{m}},$$

то

$$k_v = z \varepsilon^{\frac{1}{m}}, \quad (4.16)$$

де m - показник політропи; $z = \frac{z_1}{z_2}$.

Рівняння (4.15) можна спростити, якщо скористатися зведеними технологічними параметрами. Об'ємну продуктивність при умовах всмоктування замінюють зведеною продуктивністю

$$Q_{\Pi} = Q_1 \frac{n_n}{n},$$

а частоту обертання робочого колеса n замінюють на зведену частоту

$$n_{\Pi} = \frac{n}{n_n} \sqrt{\frac{A_0}{z_1 R T_1}},$$

де n_n - номінальна частота обертання робочого колеса;

$$A_0 = z_0 R_0 T_0;$$

z_0, R_0, T_0 - параметри зведення.

Оскільки $\omega = 2\pi n$, то в двох останніх рівняннях можна замінити

відношення $\frac{n}{n_n}$ на $\frac{\omega}{\omega_n}$. Тому $q = \frac{Q_1}{\omega} = \frac{Q_{\Pi}}{\omega_n}$ і $\omega = n_{\Pi} \omega_n \sqrt{\frac{z_1 R T_1}{A_0}}$.

Якщо тепер в рівняння (4.15) підставити значення ω , то отримаємо [114]

$$\left(\frac{\varepsilon}{k_v} - 1\right)A = n_{II}^2 \left(\left(1 + K_{np} \frac{k_v}{q}\right) \left(X_0 - q \left(\frac{X_2}{k_v} - X_1 \right) \right) + K_T \frac{k_v}{q} \right), \quad (4.17)$$

де $A = \frac{A_0}{\omega_n^2}$.

Аналіз отриманих результатів показує, що величини K_T , K_{np} , X_0 , X_1 і X_2 визначаються через характеристики відцентрового нагнітача. З огляду на те, що ці параметри через рівняння (4.17) зв'язані з технологічними параметрами роботи нагнітача, їх можна вважати діагностичними ознаками, а співвідношення (4.17) діагностичною моделлю відцентрового нагнітача природного газу.

Якщо знехтувати втратами на тертя і протікання газу через ущільнення, то в рівнянні (4.17) K_T і K_{np} набудуть нульового значення. В результаті рівняння (4.17) спроститься і набуде такого вигляду:

$$\left(\frac{\varepsilon}{k_v} - 1\right)A = n_{II}^2 \left(X_0 - q \left(\frac{X_2}{k_v} - X_1 \right) \right). \quad (4.18)$$

Відмітимо, що автори роботи [67] отримали діагностичну модель, яка відрізняється від (4.18) лише деякими коефіцієнтами, хоча, в цілому, структура діагностичної моделі зберігається.

4.2 Ідентифікація діагностичних ознак нагнітача природного газу

4.2.1 Постановка задачі. В роботі [67] запропонована діагностична модель відцентрованого нагнітача природного газу, яка має такий вигляд:

$$\left(\frac{z_1 \varepsilon}{z_2}\right)^{\frac{m-1}{m}} = 1 + \frac{\omega^2}{z_1 R T_1} X_0 - \frac{Q_1 \omega}{z_1 R T_1} \left(X_2 \varepsilon^{\frac{1}{m}} - X_1 \right), \quad (4.19)$$

де z_1, z_2 - коефіцієнти стисливості газу, відповідно, за умов входу і виходу;
 ε - ступінь підвищення тиску газу;
 ω - кутова швидкість обертання колеса нагнітача;
 R - газова постійна;
 Q_1 - об'ємна витрата газу, приведена до умов всмоктування;
 T_1 - температура газу на вході в нагнітач;
 m - показник політропи.

Величини X , X_1 і X_2 , що входять в формулу (4.19), обчислюються у відповідності з таким співвідношенням:

$$X_0 = \frac{D_2^2 - D_1^2}{2}, \quad (4.20)$$

$$X_i = \frac{D_i}{\pi D_i^2 - r \delta_i b_i} \operatorname{ctg} \beta_i, \quad i = 1, 2, \quad (4.21)$$

де D_1, D_2 - внутрішній і зовнішній діаметри колеса нагнітача;
 β_1, β_2 - кут нахилу лопаток на вході і виході колеса;
 δ_1, δ_2 - товщина лопаток на вході і виході нагнітача;
 b_1, b_2 - товщина відцентрового колеса на вході і на виході;
 r - кількість лопаток.

Оскільки величини X , X_1 і X_2 визначаються виключно конструктивними параметрами нагнітача і зв'язані з технологічними параметрами через рівняння (4.19), то їх прийнято за діагностичні ознаки [67].

Для визначення технічного стану відцентрового нагнітача в [67] запропонована така методика. На протязі однієї доби за дев'ятьма замірами визначались параметри X , X_1 і X_2 , що входять в модель (4.19). Результати усереднювались і для кожної діагностичної ознаки обчислювався довірчий інтервал при степені надійності 0,95. Зміна діагностичної ознаки приводить

до виходу її за межі довірливого інтервалу, що, на думку авторів роботи, вказує на зміну геометричних розмірів елементів ротора відцентрового нагнітача.

Проаналізуємо запропоновану методику. Відомо, що довірливий інтервал визначається за допомогою наступної формули [91]:

$$\bar{X} - t_{1-\alpha/2} s_{\bar{X}} \leq \mu_X < \bar{X} + t_{1-\alpha/2} s_{\bar{X}},$$

де \bar{X} - оцінка математичного сподівання випадкової величини X ;

$t_{1-\alpha/2}$ - t -статистика Стюдента;

$s_{\bar{X}}$ - оцінка дисперсії випадкової величини;

μ_X - математичне сподівання випадкової величини X .

Із останньої формули випливає, що ширина довірливого інтервалу залежить від потужності вибірки величини X , від її закону розподілу та від вибраної довірливої ймовірності $1-\alpha$. Остання величина носить суб'єктивний характер і немає формалізованих правил її вибору.

Таким чином, вихід діагностичної ознаки за довірливий інтервал може бути викликаний не тільки зміною технічного стану відцентрового нагнітача, але й цілим рядом інших факторів, таких як потужність вибірки, закон розподілу випадкової величини X і вибраною ймовірністю $1-\alpha$.

Іншою причиною виходу випадкової величини за довірливий інтервал може бути некоректність поставленої задачі, яка впливає із способу визначення діагностичних ознак моделі (4.19).

Рівняння (4.19) перепишемо в такій формі:

$$\frac{\omega^2}{z_1 RT_1} X_0 + \frac{Q_1 \omega}{z_1 RT_1} X_1 - \frac{Q_1 \omega}{z_1 RT_1} \varepsilon^{\frac{1}{m}} X_2 = \left(\frac{z_1 \varepsilon}{z_2} \right)^{\frac{m-1}{m}} - 1. \quad (4.22)$$

Якщо ввести позначення $a_X = \frac{\omega^2}{z_1 RT_1}$, $a_{X_1} = \frac{Q_1 \omega}{z_1 RT_1}$, $a_{X_2} = \frac{Q_1 \omega}{z_1 RT_1} \varepsilon^{\frac{1}{m}}$ і

$b_z = \left(\frac{z_1 \varepsilon}{z_2} \right)^{\frac{m-1}{m}} - 1$, то отримаємо рівняння

$$a_x X_0 + a_{x_1} X_1 + a_{x_2} X_2 = b_z,$$

яке є лінійним відносно шуканих величин X_0 , X_1 і X_2 .

Для технологічних параметрів, значення яких різні в трьох точках, можемо обчислити коефіцієнти $a_x^{(i)}$, $a_{x_1}^{(i)}$, $a_{x_2}^{(i)}$ і $b_z^{(i)}$, $i = 1, 2, 3$. Тоді складемо наступне матричне рівняння:

$$A\bar{x} = \bar{b}, \quad (4.23)$$

$$\text{де } A = \begin{bmatrix} a_x^{(1)} & a_{x_1}^{(1)} & a_{x_2}^{(1)} \\ a_x^{(2)} & a_{x_1}^{(2)} & a_{x_2}^{(2)} \\ a_x^{(3)} & a_{x_1}^{(3)} & a_{x_2}^{(3)} \end{bmatrix}, \bar{b} = \begin{bmatrix} b_z^{(1)} \\ b_z^{(2)} \\ b_z^{(3)} \end{bmatrix}, \bar{x} = \begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \\ X_2 \end{bmatrix}.$$

Якщо б технологічні параметри вимірювались точно, то діагностичні ознаки просто визначались би як розв'язок матричного рівняння (4.23):

$$\bar{x} = A^{-1}\bar{b}. \quad (4.24)$$

Насправді технологічні параметри, які входять в рівняння (4.22), вимірюються з певною похибкою, що приводить до адитивної складової в значеннях елементів матриці A і в значеннях компонентів векторів \bar{x} і \bar{b} . Тобто

$$(A + \Delta A)(\bar{x} + \Delta \bar{x}) = \bar{b} + \Delta \bar{b}.$$

Якщо розкрити дужки і врахувати рівняння (4.23), то отримаємо

$$A\Delta \bar{x} + \Delta A\bar{x} + \Delta A\Delta \bar{x} = \Delta \bar{b}. \quad (4.25)$$

Як правило, похибки вимірювань технологічних параметрів такі, що можна знехтувати доданком $\Delta A\Delta \bar{x}$ в рівнянні (4.25). Тоді

$$A\Delta \bar{x} + \Delta A\bar{x} = \Delta \bar{b}.$$

Із останнього співвідношення знаходимо, що

$$\Delta \bar{x} = A^{-1}(\Delta \bar{b} - \Delta A\bar{x}). \quad (4.26)$$

Формула (4.26) визначає похибку обчислень діагностичних ознак при наявності похибок вимірювань технологічних параметрів. Оцінимо відносні похибки діагностичних ознак X , X_1 і X_2 , які виникають, коли технологічні параметри вимірюються з певними похибками.

Має місце таке співвідношення:

$$|\Delta\bar{x}| \leq |A^{-1}| \left(|\Delta\bar{b}| + |\Delta A| \cdot |\bar{x}| \right), \quad (4.27)$$

де $|\bullet|$ - відповідні норми векторів і матриць.

Для якісної оцінки похибки $\Delta\bar{x}$ вводиться поняття обумовленості матриці [115]

$$\tau_0 = \frac{|\bar{b}|}{|\bar{x}|} \cdot \frac{|\Delta\bar{x}|}{|\Delta\bar{b}|}. \quad (4.28)$$

Нехай \bar{x}_0 - розв'язок рівняння (4.23) для випадку, коли технологічні параметри вимірюються точно, а \bar{x}_* - розв'язок цього ж рівняння, але для випадку, коли технологічні параметри вимірюються з похибками. Тоді $A(\bar{x}_* - \bar{x}_0) = \bar{b}_* - \bar{b}_0$, або $A\Delta\bar{x} = \Delta\bar{b}$. Звідси $\Delta\bar{x} = A^{-1}\Delta\bar{b}$ і, відповідно, $|\Delta\bar{x}| = |A^{-1}| \cdot |\Delta\bar{b}|$. Підставляючи $|\Delta\bar{x}|$ в (4.28), приходимо до висновку, що

$$\tau_0 = \frac{|\bar{b}|}{|\bar{x}_0|} \cdot |A^{-1}|.$$

Рівняння (4.26) запишемо у такому вигляді:

$$\frac{|\Delta\bar{x}|}{|\bar{x}_0|} \leq \frac{|A^{-1}|}{|\bar{x}_0|} \left(\frac{|\Delta\bar{b}|}{|\bar{x}_0|} + |\Delta A| \right).$$

Оскільки $|A^{-1}| = \tau_0 \frac{|\bar{x}_0|}{|\bar{b}|}$, то

$$\frac{|\Delta\bar{x}|}{|\bar{x}_0|} \leq \frac{\tau_0}{|\bar{b}|} \left(\frac{|\Delta\bar{b}|}{|\bar{x}_0|} + |\Delta A| \right).$$

Таким чином, відносна похибка обчислення діагностичних ознак визначається, в основному, обумовленістю τ_0 матриці A . Якщо матриця A погано обумовлена (велике значення величини τ_0), то відносна похибка

обчислення діагностичних ознак буде значною навіть тоді, коли значення

величин $\frac{|\Delta \bar{b}|}{|\bar{x}_0|}$ і $|\Delta A|$ невеликі.

Для практичної оцінки точності обчислення вектора діагностичних ознак \bar{x}_0 можна скористатись співвідношенням [115]

$$|A^{-1}| \geq \frac{1}{\min|\lambda_A|},$$

де $\min|\lambda_A|$ - найменше значення (за модулем) власного числа матриці A .

Отже, маємо дещо завищену оцінку відносної похибки $\frac{|\Delta \bar{x}|}{|\bar{x}_0|}$, тобто

$$\frac{|\Delta \bar{x}|}{|\bar{x}_0|} \leq \frac{1}{|\bar{x}_0| \min|\lambda_A|} \left(\frac{|\Delta \bar{b}|}{|\bar{x}_0|} + |\Delta A| \right). \quad (4.29)$$

При малому значенні величини $\frac{|\Delta \bar{b}|}{|\bar{x}_0|}$ формула (4.29) спрощується і

набуває такого вигляду:

$$\frac{|\Delta \bar{x}|}{|\bar{x}_0|} \leq \frac{|\Delta A|}{|\bar{x}_0| \min|\lambda_A|}.$$

Аналіз отриманих результатів показує, що для оцінки похибки обчислення діагностичних ознак, коли технологічні параметри обчислюються неточно, необхідно знайти $\min|\lambda_A|$ і якщо $\min|\lambda_A| \ll 1$, то задача обчислення значень діагностичних ознак за формулою (4.24) є некоректною.

4.2.2 Ідентифікація діагностичних параметрів. Модель (4.1) не враховує втрати на протічки газу і тертя дисків. Врахування таких втрат є “важливою задачею, без розв’язку якої неможливо скористатися напором за Ейлером” [86]. Якщо врахувати ці втрати, то отримаємо [114] наступну діагностичну модель відцентрового нагнітача:

$$\left(\frac{\varepsilon}{k_v} - 1\right)A = n_{II}^2 \left(\left(1 + K_{np} \frac{k_v}{q}\right) \left(X_0 - q \left(\frac{X_2}{k_v} - X_1\right)\right) + K_T \frac{k_v}{q} \right). \quad (4.30)$$

Величина k_v , що входить в рівняння (4.30), обчислюється за такою формулою:

$$k_v = \frac{\varepsilon}{z\tau}. \quad (4.31)$$

Можна запропонувати той же спосіб визначення параметрів моделі (4.11), що і для моделі (4.1), який буде мати ті ж недоліки. Альтернативним способом обчислення значень діагностичних ознак може бути алгоритм, в основі якого лежить метод найменших квадратів (МНК-метод).

Із рівняння (4.11) знайдемо величину

$$k_v = \frac{r_1}{2r_0} + \sqrt{0.25 \left(\frac{r_1}{r_0}\right)^2 + \frac{r_2}{r_0}},$$

де $r_0 = \frac{X_3}{q} + X_4$, $r_1 = (z\tau - 1) \frac{A}{n_{II}^2} - X_0 + K_{np} X_2 - q X_1$, $r_2 = q X_2$;

$$X_3 = K_T + K_{np} X_0, \quad X_4 = K_{np} X_1.$$

Враховуючи значення k_v , яке обчислюється за формулою (4.31), отримаємо

$$\varepsilon = z\tau \left(\frac{r_1}{2r_0} + \sqrt{0.25 \left(\frac{r_1}{r_0}\right)^2 + \frac{r_2}{r_0}} \right). \quad (4.32)$$

Рівняння (4.32) є нелінійним відносно параметрів діагностичної моделі. Тому для ідентифікації її параметрів доцільно застосувати нелінійний МНК-метод, суть якого полягає в тому, що мінімізується функціонал [116]

$$J(\bar{x}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2(\bar{x}), \quad (4.33)$$

де $\bar{x}^T = (X_0, X_1, X_2, X_3, X_4)$ - вектор параметрів моделі (4.32);

$e_j(\bar{x}) = \varepsilon(\bar{x}, \bar{u}^{(j)}) - E_j$ - функція нев'язки;

$\varepsilon(\bar{x}, \bar{u}^{(j)})$ - ступінь підвищення тиску газу, обчислена за формулою (4.32);

E_j - ступінь підвищення тиску газу, що виміряна на об'єкті;

$\bar{u}^T = (q, n_{II})$ - вектор технологічних параметрів.

Множник "1/2" введений в (4.33) для того, щоб компенсувати "2", яка виникає при диференціюванні.

Для мінімізації функціоналу (4.33) є доцільним використання спеціальних алгоритмів, що зумовлене особливою структурою градієнта функції $J(\bar{x})$ і матриці других похідних (матриці Гессе).

Знайдемо градієнт функції (4.33)

$$\frac{\partial J(\bar{x})}{\partial \bar{x}} = \nabla J(\bar{x}) = \sum_{j=1}^{N_c} \frac{\partial e_j(\bar{x})}{\partial \bar{x}} e_j(\bar{x}),$$

або в матричній формі

$$\nabla J(\bar{x}) = J_a^T(\bar{x}) \bar{e}(\bar{x}), \quad (4.34)$$

де

$$J_a(\bar{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(\bar{x})}{\partial X_0} & \frac{\partial e_1(\bar{x})}{\partial X_1} & \frac{\partial e_1(\bar{x})}{\partial X_2} & \frac{\partial e_1(\bar{x})}{\partial X_3} & \frac{\partial e_1(\bar{x})}{\partial X_4} \\ \frac{\partial e_2(\bar{x})}{\partial X_0} & \frac{\partial e_2(\bar{x})}{\partial X_1} & \frac{\partial e_2(\bar{x})}{\partial X_2} & \frac{\partial e_2(\bar{x})}{\partial X_3} & \frac{\partial e_2(\bar{x})}{\partial X_4} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial e_N(\bar{x})}{\partial X_0} & \frac{\partial e_N(\bar{x})}{\partial X_1} & \frac{\partial e_N(\bar{x})}{\partial X_2} & \frac{\partial e_N(\bar{x})}{\partial X_3} & \frac{\partial e_N(\bar{x})}{\partial X_4} \end{bmatrix}$$

матриця Якобі.

Відповідно, матриця Гессе буде такою:

$$H_j(\bar{X}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_0^2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_0 \partial X_1} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_0 \partial X_2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_0 \partial X_3} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_0 \partial X_4} \\ \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_1 \partial X_0} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_1^2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_1 \partial X_2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_1 \partial X_3} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_1 \partial X_4} \\ \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_2 \partial X_0} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_2 \partial X_1} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_2^2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_2 \partial X_3} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_2 \partial X_4} \\ \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_3 \partial X_0} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_3 \partial X_1} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_3 \partial X_2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_3^2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_3 \partial X_4} \\ \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_4 \partial X_0} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_4 \partial X_1} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_4 \partial X_2} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_4 \partial X_3} & \frac{\partial^2 e_j(\bar{x})}{\partial X_4^2} \end{bmatrix},$$

$$H(\bar{x}) = J_a^T(\bar{x}) \cdot J_a(\bar{x}) + S_y(\bar{x}), \quad (4.35)$$

де
$$S_y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^N e_j(\bar{x}) H_j(\bar{x}),$$

Для достатньо “привабливого” початкового наближення, коли різниця між дійсним значенням параметру моделі $x_i^{(d)}$ і його наближенням $x_i^{(0)}$ невелика, складова $J_a^T(\bar{x})J_a(\bar{x})$ в (4.34) є домінуючою, і матриця Гессе

$$H(\bar{x}) = J_a^T(\bar{x})J_a(\bar{x}), \quad (4.36)$$

виражається лише через перші похідні функції $J(\bar{x})$ [116].

В тому випадку, коли найбільше значення нев’язки $\max: |e_j(\bar{x})|$ велике, переваги спеціальних методів над універсальними щезають.

В загальному вигляді ітераційна процедура визначення параметрів нелінійної діагностичної моделі визначається співвідношенням [116]

$$\bar{x}^{(k+1)} = \bar{x}^{(k)} - \lambda_k \left(\left(J_a^T(\bar{x}_k^{(k)}) J_a(\bar{x}_k^{(k)}) \right) + g_k I \right)^{-1} J_a^T(\bar{x}_k^{(k)}) \bar{e}(\bar{x}_k^{(k)}), \quad (4.37)$$

де λ_k і g_k – додатні константи, параметри алгоритму.

В тому випадку, коли $\lambda_k = 1$ і $g_k = 0$, отримуємо алгоритм Гауса-Ньютона.

Якщо $g_k = 1$, то алгоритм (4.37) носить назву алгоритму Левенберга-Марквардта [116].

Коли норма $|S_y(\bar{x})|$ наближається до нуля і матриця $J_a(\bar{x})$ має повний стовпцевий ранг матриці, напрямок Гауса-Ньютона практично співпадає з ньютонівським, що забезпечує високу збіжність алгоритму [116].

Задача значно ускладнюється, коли матриця $J_a(\bar{x})$ має дефект рангу, тоді напрямок пошуку визначається неоднозначно. Альтернативою цьому є алгоритм Левенберга-Марквардта, в якому монотонне зменшення функції $J(\bar{x})$ досягається за рахунок вибору “привабливих” g_k . При $g_k = 0$ напрямок пошуку буде відповідати напрямку Гауса-Ньютона, а коли $g_k \rightarrow \infty$, то напрямок пошуку гранично наближається до напрямку антиградієнту [116].

Отже, необхідний напрямок пошуку завжди можна забезпечити, вибравши g_k досить великим.

4.2.3 Синтез алгоритму ідентифікації діагностичних ознак.

“Прямолінійний” спосіб визначення параметрів моделі у відповідності з рекурентною процедурою (4.37) має один суттєвий недолік: оскільки число обумовленості матриці $J_a^T(\bar{x})J_a(\bar{x})$ може бути значним навіть при непогано обумовленій матриці $J_a(\bar{x})$. Це пояснюється тим [116], що число обумовленості добутку матриць $J_a^T(\bar{x})J_a(\bar{x})$ дорівнює квадрату числа обумовленості матриці $J_a(\bar{x})$.

Відомо, що погана обумовленість матриці $J_a^T(\bar{x})J_a(\bar{x})$ приводить до некоректно поставленої задачі (4.33). Одним із ефективних способів зняття некоректності (регуляризації) задачі (4.33) є використання сингулярного розкладу матриці $J_a(\bar{x})$.

При використанні алгоритму Гауса-Ньютона ітераційну процедуру (4.37) можна подати в такому вигляді

$$\bar{x}^{(k+1)} = \bar{x}^{(k)} + \bar{P}_k, \quad (4.38)$$

де \bar{P}_k – вектор, який визначає напрямок пошуку.

Напрямок пошуку \bar{P}_k будемо шукати як розв’язок проміжної [116] задачі

$$\min: \frac{1}{2} |J_a(\bar{x})\bar{P} + \bar{e}(\bar{x})|^2. \quad (4.39)$$

Для розв’язку задачі (4.39) подамо матрицю $J_a(\bar{x})$ через її сингулярний розклад [117]:

$$J_a(\bar{x}) = LRQ^T, \quad (4.40)$$

де L і Q – квадратні ортогональні матриці розміром $N \times N$ і $K \times K$;

K – кількість параметрів моделі (4.32);

R – діагональна $N \times K$ матриця, для якої $r_{ij} = 0$ при $i \neq j$ і $r_{ii} = r_i \geq 0$;

r_i – сингулярні числа.

Розглянемо замість (4.39) тотожну їй задачу [117]

$$\min |J_a(\bar{x})\bar{P} + \bar{e}(\bar{x})|. \quad (4.41)$$

Нехай $\bar{Z}_x = J_a(\bar{x})\bar{P} + \bar{e}(\bar{x})$. Помножимо останню рівність на L^T

$$L^T \bar{Z}_x = L^T J_a(\bar{x})\bar{P} + L^T \bar{e}(\bar{x}).$$

Оскільки ортогональне перетворення вектора не змінює його довжини [117], то $|L^T \bar{Z}_x| = |\bar{Z}_x|$ і $|\bar{Z}_x| = |L^T J_a(\bar{x})\bar{P} + L^T \bar{e}(\bar{x})|$.

В останньому виразі замінимо $J_a(\bar{x})$ його сингулярним розкладом (4.40) і врахуємо ту обставину, що $L^T L = I$, де I – одинична матриця. Отже,

$$|\bar{Z}_x| = |RQ^T \bar{P} + L^T \bar{e}(\bar{x})|.$$

Введемо такі $\bar{y}_Q = Q^T \bar{P}$ і $\bar{g}_L = L^T \bar{e}(\bar{x})$ вектори. Тоді

$$|\bar{Z}_x| = |R\bar{y}_Q + \bar{g}_L|.$$

Враховуючи тотожність задач (4.39) і (4.41), запишемо

$$\min: \frac{1}{2} |R\bar{y}_Q + \bar{g}_L|^2. \quad (4.42)$$

Тепер розв'язком задачі (4.42) буде вектор \bar{y}_Q , для знаходження якого величину, що знаходиться за знаком “*min*”, подамо у такому вигляді:

$$J(\bar{y}_Q) = \frac{1}{2} (R\bar{y}_Q + \bar{g}_L)^T (R\bar{y}_Q + \bar{g}_L).$$

Матрицю R і вектор \bar{g}_L розіб'ємо на два блоки: $R = \begin{bmatrix} R_1 \\ 0 \end{bmatrix}$, $\bar{g}_L = \begin{bmatrix} \bar{g}_{L,1} \\ \bar{g}_{L,2} \end{bmatrix}$,

де R_1 – квадратна діагональна $K \times K$ – матриця;

$\bar{g}_{L,1}$ – K – вимірний, $\bar{g}_{L,2}$ – $N-K$ – вимірний вектори. Тоді

$$J(\bar{y}_Q) = \frac{1}{2} (\bar{y}_Q^T R_1^T R_1 \bar{y}_Q + 2 \bar{g}_{L,1}^T R_1 \bar{y}_Q + \bar{g}_{L,1}^T \bar{g}_{L,1} + \bar{g}_{L,2}^T \bar{g}_{L,2}).$$

Із необхідних умов існування мінімуму функції $J(\bar{y}_Q)$ за змінною \bar{y}_Q

випливає

$$R_1 \bar{y}_Q + \bar{g}_{L,1} = 0,$$

що дає можливість знайти

$$\bar{y}_Q = -R_1^{-1} \bar{g}_{L,1}. \quad (4.43)$$

Напрямок пошуку \bar{P} знайдемо, враховуючи співвідношення $\bar{y}_Q = Q^T \bar{P}$.

Помноживши останню рівність на матрицю Q , маємо

$$\bar{P} = Q \bar{y}_Q. \quad (4.44)$$

Отримані результати дають можливість синтезувати алгоритм обчислення параметрів нелінійної діагностичної моделі (4.32) з використанням методу Гауса-Ньютона (додаток К).

Sp1. Вибрати початкове наближення $\bar{x}^{(0)}$ і перевірити умову зупину, якщо вона виконується, то $\bar{x}^{(0)}$ буде розв'язком задачі; інакше перейти до *Sp2*.

Sp2. Сформувати матрицю $J_a(\bar{x}^{(k)})$.

Sp3. Виконати сингулярний розклад матриці $J_a(\bar{x}^{(k)})$ і знайти $L^{(k)}$, $Q^{(k)}$ і $R^{(k)}$.

Sp4. Обчислити вектор $g_{L,1}^{(k)}$ і матрицю $R_1^{(k)}$.

Sp5. Обчислити вектор $\bar{y}_Q^{(k)}$ у відповідності з формулою (4.43) і визначити напрямок \bar{P}_k , використавши співвідношення (4.44).

Sp6. Виконати перехід із точки $\bar{x}^{(k)}$ в точку $\bar{x}^{(k+1)}$ згідно формули (4.38).

Sp7. Якщо правило зупину виконується, то розв'язком задачі (4.33) взяти вектор параметрів $\bar{x}^{(k+1)}$; інакше замінити k на $k+1$, $\bar{x}^{(k)}$ на $\bar{x}^{(k+1)}$ і перейти до *Sp2*.

Правило зупину визначимо із співвідношення (4.34), у відповідності з $\nabla J(\bar{x}^{(k+1)}) \approx 0$, коли $\bar{e}(\bar{x}^{(k+1)}) \approx 0$. Останню вимогу зручніше сформулювати у вигляді:

$$|\bar{e}(\bar{x}^{(k+1)})| \leq \varepsilon_x,$$

де $\varepsilon_x > 0$ – величина, що визначає точність розв'язку задачі.

Практична реалізація розробленого алгоритму показала, що перехід від значення $\bar{x}^{(k)}$ до значення $\bar{x}^{(k+1)}$ доцільно здійснювати не у відповідності з (4.38), а, виходячи із такого правила:

$$\bar{x}^{(k+1)} = \bar{x}^{(k)} + \lambda_k \bar{p}_k,$$

де λ_k - довжина кроку на k -ій ітерації;

$$\bar{p}_k = \frac{\bar{P}_k}{|\bar{P}_k|} - \text{нормований напрямок кроку.}$$

Якість процедури вибору кроку в методі Гауса-Ньютона оцінюється тим, яку зміну функції вона забезпечує на кожній ітерації. Зокрема, для збіжності алгоритму необхідно, щоб крок приводив до суттєвого зменшення функціоналу (4.33). Цій вимозі можна задовільнити, якщо довжину кроку на кожній ітерації вибирати із умови мінімуму функціоналу (4.33) за змінною λ , тобто

$$\lambda_k = \min_{\lambda} : J(\bar{x}^{(k)} + \lambda \bar{p}_k). \quad (4.45)$$

Для розв'язку задачі (4.45) можна скористатись одним із числових методів, наприклад, методом золотого перерізу з квадратичною інтерполяцією.

Роботоздатність запропонованого алгоритму перевірена на промислових даних [118], які отримані в умовах експлуатації компресорного агрегату з нагнітачем PCL-804-2 у Богородчанському ЛВУМГ. Результати роботи алгоритму відтворює рис. 4.1. Для оцінки точності апроксимації результатів експерименту діагностичною моделлю (4.32) обчислювалась величина

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (\varepsilon(\bar{x}, \bar{u}^{(j)}) - E)^2}.$$

В умовах експериментального дослідження отримані наступні значення коефіцієнтів діагностичної моделі: $X_0 = 0,025559$, $X_1 = 6,3205$, $X_2 = 6,0393$, $X_3 = 12,423$, $X_4 = 0,39128$, а величина похибки склала $\sigma_x = 0,01093$.

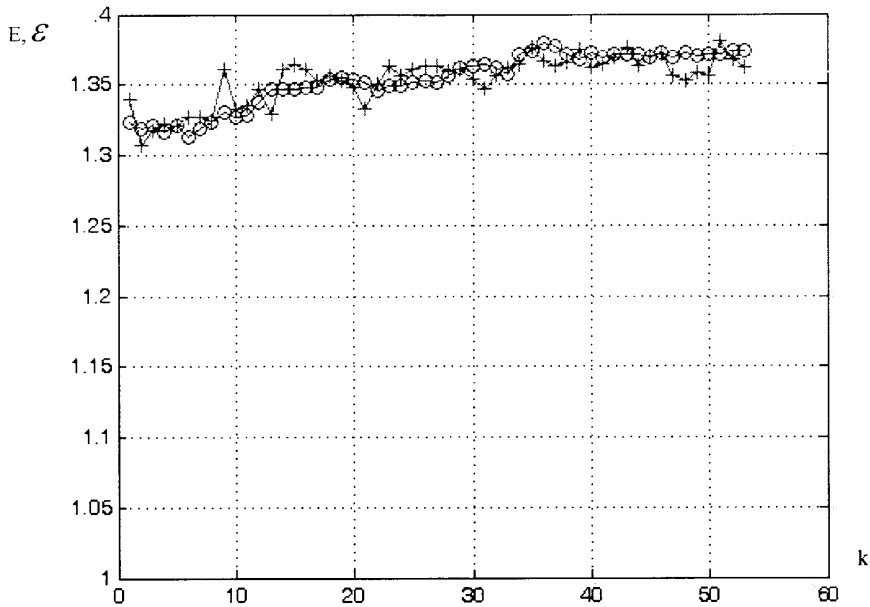


Рисунок 4.1 – Експериментальні і розрахункові значення ступеню підвищення тиску ε (+ - експеримент; O- розрахунок)

Отримана оцінка середньоквадратичного відхилення свідчить про задовільну апроксимацію експериментальних даних моделлю (4.32). Відмітимо, що дані про технологічні параметри, які характеризують роботу компресорного агрегату взяті із журналу диспетчера, а дані про витрату фіксувались для всієї компресорної станції, яка має у своєму складі однотипні нагнітачі. Витрата через окремий нагнітач обчислювалась як середнє арифметичне. Крім того, записи у журналі можуть мати суб'єктивні помилки. Тому точність апроксимації можна підвищити, якщо для збору інформації використовувати автоматизовану вимірювальну систему, яка включала б у свій склад пристрої вимірювання витрати через кожний нагнітач.

4.3 Діагностування роботи відцентрового нагнітача за допомогою нейромереж

Застосування методів параметричної діагностики дає можливість вчасно виявити несправності, які виникають в умовах роботи компресорних агрегатів, що в кінцевому підсумку приводить до зменшення числа аварій, підвищення надійності і продуктивності компресорних станцій. Перехід відцентрового нагнітача із одного стану в інший зумовлено цілим рядом причин, які визначаються як фізико-хімічними процесами, що відбуваються в ГПА, так і суб'єктивними факторами, наприклад, недоробками конструкції чи порушенням правил технічної експлуатації. При цьому відбувається відхилення діагностичних ознак від початкових значень, які характерні для справного агрегату. Для кожного стану агрегату, для кожної несправності характерним є певний набір значень діагностичних ознак, які утворюють деякий вектор \bar{x} . Якщо з кожною несправністю асоційований певний вектор \bar{x} , то задачею діагностування є віднесення вектора діагностичних ознак до певного класу, кожний із яких визначає ту чи іншу несправність. Схема виявлення несправностей у відцентровому нагнітачі показана на рис. 4.2.

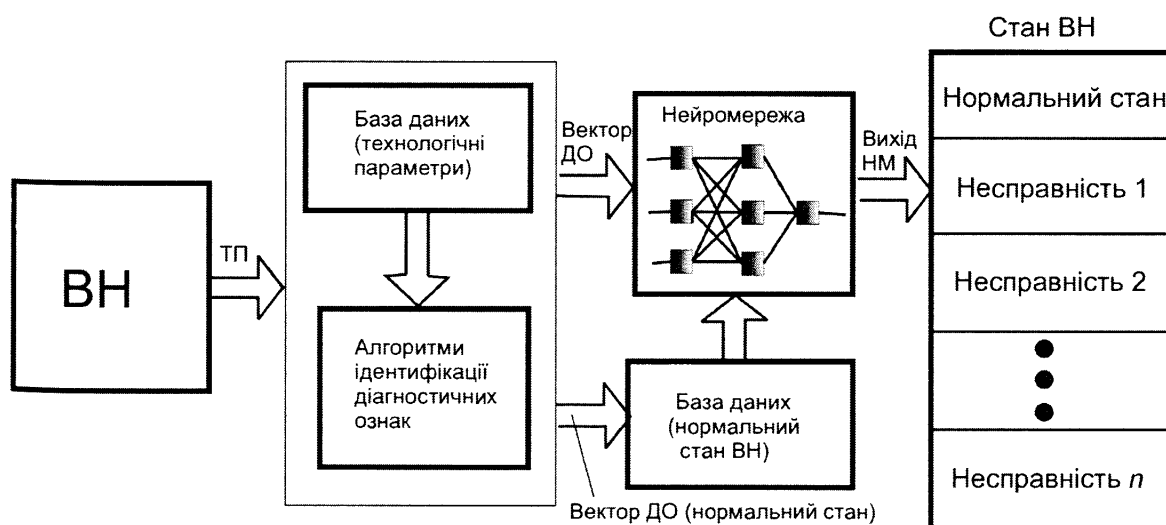


Рисунок 4.2 – Схема застосування нейромережі для виявлення несправностей у відцентровому нагнітачі

Технологічні параметри про стан відцентрового нагнітача, які визначені формулою (4.17), утворюють базу даних. Використовуючи дані бази даних, алгоритм ідентифікації визначає діагностичні ознаки. Діагностичні ознаки про нормальний стан відцентрового нагнітача заносяться в базу даних, яка використовується для навчання мережі. Поточний стан відцентрового нагнітача характеризує вектор діагностичних ознак, який поступає на вхід нейромережі. Навчена нейромережа в разі відхилення діагностичних ознак від тих значень, які занесені в базу даних, виявляє відповідну несправність відцентрового нагнітача.

Таким чином, задача виявлення несправностей відцентрового нагнітача є типовою задачею класифікації, коли за набором певних характеристик (діагностичних ознак), певний об'єкт (несправність) необхідно віднести до того чи іншого класу (несправність 1, несправність 2, ..., несправність n). Подібні задачі ефективно вирішуються за допомогою нейромереж. Подібна задача розглянута нами раніше і було виявлено, що ефективним засобом класифікації є нейронна мережа зустрічного поширення або LVQ-network (Learning Vector Quantization Network).

Робота LVQ-network опробувана на імітаційному прикладі (додаток Л). Згенерований вектор діагностичних ознак \bar{X} , кожна компонента якого мала нормальний закон розподілу з математичним сподіванням $m_x^{(i)} = x_i(1 + \delta)$ і середньоквадратичним відхиленням $\sigma_x^{(i)} = \alpha x_i$. Були вибрані такі значення: $\bar{x}^T = (0.025559, 6.3205, 6.0393, 12.423, 0.39128)$, $\delta = \{0; 0,2; 0,4\}$, $\alpha = 0.01$. Результат імітаційного моделювання відтворює табл. 4.1. Для навчання нейромережі було пред'явлено п'ятнадцять векторів $\bar{x}^{(1)} \dots \bar{x}^{(15)}$, відповідно яким назначені три класи 1, 2 і 3 (табл. 4.1) по п'ять векторів у кожному класі. Належність кожного із векторів $\bar{x}^{(i)}$ до відповідного класу характеризується вектором $T_c^T = (1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 2\ 2\ 2\ 2\ 2\ 3\ 3\ 3\ 3\ 3)$.

Діагностичні ознаки і їх віднесення до класів

Діагностичні ознаки					Клас
X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	
0,025448	6,2152	6,0469	12,459	0,38679	1
0,025863	6,3957	6,037	12,464	0,39196	1
0,025511	6,3664	6,0038	12,694	0,39075	1
0,025588	6,3879	6,0429	12,411	0,38802	1
0,025634	6,236	6,0824	12,625	0,38857	1
0,03089	7,6639	7,1509	14,729	0,47177	2
0,030569	7,6282	7,2964	14,996	0,47458	2
0,030842	7,6599	7,1745	14,905	0,46892	2
0,030261	7,6009	7,1834	15,083	0,46639	2
0,030806	7,5985	7,1915	14,638	0,4693	2
0,035524	8,8875	8,4857	17,602	0,55011	3
0,035618	8,8727	8,3941	17,39	0,5476	3
0,035783	8,8286	8,5212	17,159	0,54947	3
0,036012	8,8949	8,4899	17,397	0,55044	3
0,035926	8,8325	8,4322	17,355	0,54202	3

Результат навчання нейромережі відтворює рис. 4.3.

```
>> Y=sim(net,P)
```

```
Y =
```

```
1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1 1
```

Рисунок 4.3 – Результат тестування LVQ-network

Як видно із результатів тестування, класифікація станів відцентрового нагнітача за заданими значеннями векторів $\bar{x}^{(i)}$ виконана точно: вектори $\bar{x}^{(1)}, \dots, x^{(5)}$ віднесені до першого класу; $\bar{x}^{(6)}, \dots, x^{(10)}$ - до другого і $\bar{x}^{(11)}, \dots, x^{(15)}$ - до третього класів. Потім нейромережі був пред'явлений вектор діагностичних ознак $\bar{x}^T = (0,025436 \ 6,3355 \ 6,0773 \ 12,782 \ 0,38853)$, компоненти якого мали нормальний закон розподілу з параметрами $m_X^{(i)} = x_i(1 + \delta)$ і $\sigma_X^{(i)} = \alpha x_i$, де $\delta = 0$ і $\alpha = 0,02$. Результат класифікації показаний на рис. 4.4.

```
>> Y1=sim(net,PL')
```

```
Y1 =
```

```
1
```

```
0
```

```
0
```

Рисунок 4.4 – Результат роботи навченої LVQ-network

Як слід було очікувати, нейромережа віднесла пред'явлений їй вектор \bar{x} до першого класу. Таким чином, для запропонованої моделі розроблений алгоритм ідентифікації діагностичних ознак, який апробований на промислових даних, що дало можливість встановити ефективність алгоритму ідентифікації та розробити метод і алгоритми розпізнавання технічного стану компресорного агрегату на основі ідентифікації параметрів діагностичної моделі.

Висновки до розділу

1. Вперше задача діагностики ВН природного газу сформульована як поетапна процедура: на першому етапі визначають в якому із трьох станів знаходиться ВН і, якщо цей стан ідентифікований як працездатний (Ω_2), то переходять до другого етапу – параметричної діагностики, що дає можливість локалізувати дефекти, які виникли у процесі експлуатації ВН, та скоротити об'єм обчислень.

2. Створена діагностична математична модель нагнітача природного газу, яка, на відміну від існуючих, враховує втрати на тертя і протічки природного газу, що підвищує її точність та ефективність.

3. Розроблений метод ідентифікації діагностичних ознак, який ґрунтується на ітераційній процедурі Гауса-Ньютона, де напрямок пошуку визначається шляхом сингулярного розкладу матриці Якобі, що дозволяє створити ефективний алгоритм розв'язку нелінійної МНК-задачі і запобігти некоректної МНК-задачі.

4. Створено програмне забезпечення алгоритму ідентифікації, що дало можливість перевірити його ефективність на даних промислових досліджень і підтвердити його високу збіжність. Алгоритм забезпечує точність, яка виражена через оцінку середньоквадратичного відхилення ступеню підвищення тиску газу і складає 0,0109.

5. Створено метод параметричної діагностики, який ґрунтується на нейромережевій технології (LVQ-мережа) і показано, що при відхиленні параметрів моделі на 20 % і 40 % від їх початкового значення при дисперсії 0,01, навчена мережа впевнено здійснює їх розбиття на три класи – перший клас – немає відхилень; другий клас – відхилення від початкового значення на 20 % і третій клас – відхилення на 40 %.

РОЗДІЛ 5

КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА ДІАГНОСТУВАННЯ РОБОТИ ВІДЦЕНТРОВИХ НАГНІТАЧІВ ПРИРОДНОГО ГАЗУ

5.1 Структура базової автоматичної системи керування

Оскільки Богородчанська компресорна станція (КС) є кущовою і включає в себе три компресорні станції, то базова ієрархічна розподілена система керування (рис.5.1) інтегрує в собі три автоматизовані системи керування (АСК) КС і забезпечує оперативно-диспетчерське керування ними в реальному часі. Система керування Богородчанського ЛВУМГ має чотирерівневу ієрархічну структуру. Перший та другий рівень охоплює компресорні станції (КС-21, КС-39-“УПУ”, КС-39-“Прогрес”). Третій рівень керування відноситься до рівня диспетчера ЛВУМГ, а четвертий охоплює рівень диспетчера УМГ.

Найнижчий рівень системи керування представляє собою мережу контролерів, які виконують функції локального керування компресорними агрегатами (САК ГПА). Вони забезпечують пуск/зупинку агрегатів, режим нормальної експлуатації агрегатів та їх аварійну зупинку в разі вибігу технологічних параметрів за уставки. Контролери формують керуючі дії на виконавчі пристрої системи керування у відповідності до одержаної інформації через вимірні канали тиску, температури, витрати, вібрації тощо, та коригувальних впливів від інженера - технолога КС та диспетчера лінійного виробничого управління магістральними газопроводами (ЛВУМГ).

Другий рівень керування охоплює рівень АСК КС, який включає в себе низку функціонально - орієнтованих автоматизованих робочих місць (АРМ) (на рис. 5.1 показано тільки АРМ змінного інженера технолога КС) для реалізації оперативного керування агрегатами КС на базі інформації, яка концентрується від локальних САК ГПА. Автоматизоване робоче місце змінного інженера призначене для обробки, відображення й збереження в базі даних реального часу інформації про хід технологічного процесу, розрахунку режимів роботи КС та формування звітних документів.

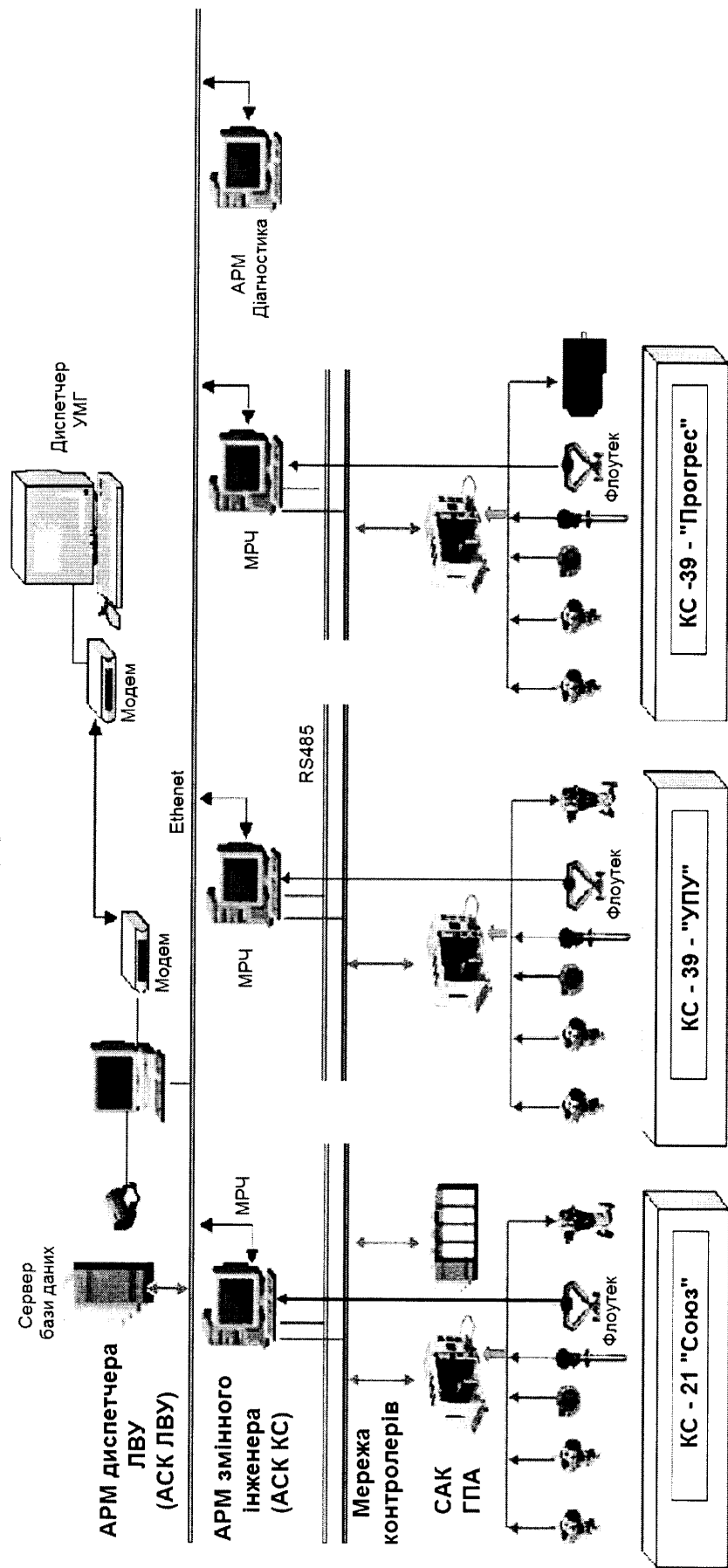


Рисунок 5.1- Структура системи керування та діагностики

Третій рівень системи керування – це рівень оперативного планування диспетчера ЛВУМГ (АСК ЛВУМГ). На цьому рівні концентрується інформація про роботу всіх компресорних станцій, яка необхідна для узагальненого контролю роботи станцій та оперативного планування їх роботи для виконання задачі на перекачку поставленої диспетчером УМГ. На цьому рівні розв'язуються задачі розрахунку техніко-економічних показників роботи КС та оптимізації їхньої роботи на рівні ЛВУМГ. Диспетчер ЛВУМГ на основі проведених розрахунків та з врахуванням завдання від диспетчера УМГ формує завдання на перекачку газу КС ЛВУМГ. Крім того, на цьому рівні розгорнуті АРМ допоміжних об'єктів.

Частина інформації з рівня ЛВУМГ передається диспетчеру УМГ для оперативно - тактичного планування роботи транспортної системи УМГ.

5.2 Апаратне забезпечення автоматичної системи керування

За основу САК ГПА прийняті системи керування серії САТ фірми НВП “Нова техніка”, які реалізовані на програмно-технічних засобах компанії “GE FANUC Automation” і є позитивний досвід їх роботи на КС “Бердичів”, “Кіровоградська”, “Волинська” та “Ужгород”.

Апаратна частина нижнього рівня керування складається з програмованих логічних контролерів (ПЛК) 90-70 і ПЛК 90-30 фірми “GE FANUC”, блоків вводу-виводу сигналів FIELD CONTROL, які зв'язані між собою по мережі “Genius” у межах кожної компресорної станції. Шина “Genius” (локальна мережа) забезпечує обмін інформацією по послідовному каналу між ПЛК, блоками FIELD CONTROL, дисплейною станцією змінного інженера-технолога та іншими АРМ і блоками, які мають відповідні канали або контролери зв'язку.

ПЛК 90-70 та 90-30, що входить до складу системи, призначений для збору та попередньої обробки інформації, яка надходить від первинних давачів об'єкта керування (САК ГПА), та видачі керуючих сигналів на виконавчі

механізми ГПА [120]. Обробка та видача сигналів відбувається згідно пакету прикладних програм, що реалізують вимоги по контролю та управлінню САК ГПА Конструкція ПЛК (рис.5.2) включає в себе корзину, в якій встановлені модулі. Модулі розташовані згідно конфігурації ПЛК, яка задається програмою задається програмою Logimaster 90. Програмується ПЛК 90-70 на мові релейної логіки у середовищі Logimaster 90.

AD1 PS	AD2 CPU	AD3 GBS	AD4 GBC	AD5 HSC	AD6 АЦП	AD7 АЦП (розш)	AD8 ЦАП	AD9 DO	AD10 DO
				4 к	8 к	16 к	4 к	32 к	32 к

Рисунок 5.2-Варіант компоновки контролера ПЛК 90-70

ПЛК 90-70 вміщує модуль живлення PS, модуль процесора CPU, два контролера (ЛІМ) GENIUS, модуль АЦП, модуль розширення АЦП, модуль ЦАП та два модулі дискретного виводу (DO).

На входи АЦП та розширювача АЦП поступають аналогові сигнали (4-20мА) від давачів, які контролюють всі необхідні режимні параметри ГПА. Модуль ЦАП формує уніфіковані сигнали 4-20мА на керування регулюючими клапанами “Woodward” та “Macveld”. Модулі дискретного виводу здійснюють видачу дискретних сигналів на блок вихідних реле для керування виконавчими механізмами ГПА.

Програмовані логічні контролери GE FANUC виконують в системі керування такі функції :

- збір дискретних сигналів по локальній мережі (ЛІМ) GENIUS;
- вимірювання частотних сигналів (модуль HSC);
- збір аналогових сигналів через модулі вводу АЦП та модулі зв'язку з внутрішньою локальною мережею (ЛІМ) GENIUS (рис.5.3);

- обробка зібраних сигналів в процесорі (CPU);
- реалізація основних режимів керування ГПА за допомогою програми, записаної в модуль процесора (CPU);
- видача сигналів керування через модулі дискретного (DO) та аналогового виводів (ЦАП);
- обмін даними між ПЛК та блоком FIELD CONTROL по внутрішній (ЛМ) GENIUS;
- обмін інформацією з пристроєм ПО-03 по зовнішній (ЛМ) GENIUS.

Обмін даними між всіма елементами системи здійснюється через інтерфейсні канали "Genius", які характеризуються наступними параметрами:

- кількість блоків для обміну – до 31;
- тип зв'язку – послідовний (daisy-chain);
- швидкість обміну – до 153,6 біт/с;
- максимальна довжина мережі – до 600 м;
- тип кабелю – BELDEN 9182 (екранована вита пара).
- кодування даних – кожен біт кодується 3 дипульсами;
- приймач – голосуванням 2 з 3-х коректує збої на шині.

Дані можуть передаватись у двох режимах:

- режим "Широкомовлення"(broadcasting – глобальні дані), коли один з контролерів передає інформацію, а всі інші можуть одночасно приймати інформацію. У цьому режимі один контролер може передавати до 128 байт інформації в одній послідовності;

- режим "Дейтаграм" (datagrams) – коли один з контролерів посилає дані іншому контролеру. Кожен контролер передає до 128 байт.

Конфігурація шини "Genius" для комплексу технічних засобів САТ-03 приведена на рис. 5.3. Використовуються дві локальні шини "Genius" :

- "Genius -1" – керуюча;
- "Genius -2" – інформаційна.

ПК- 03А

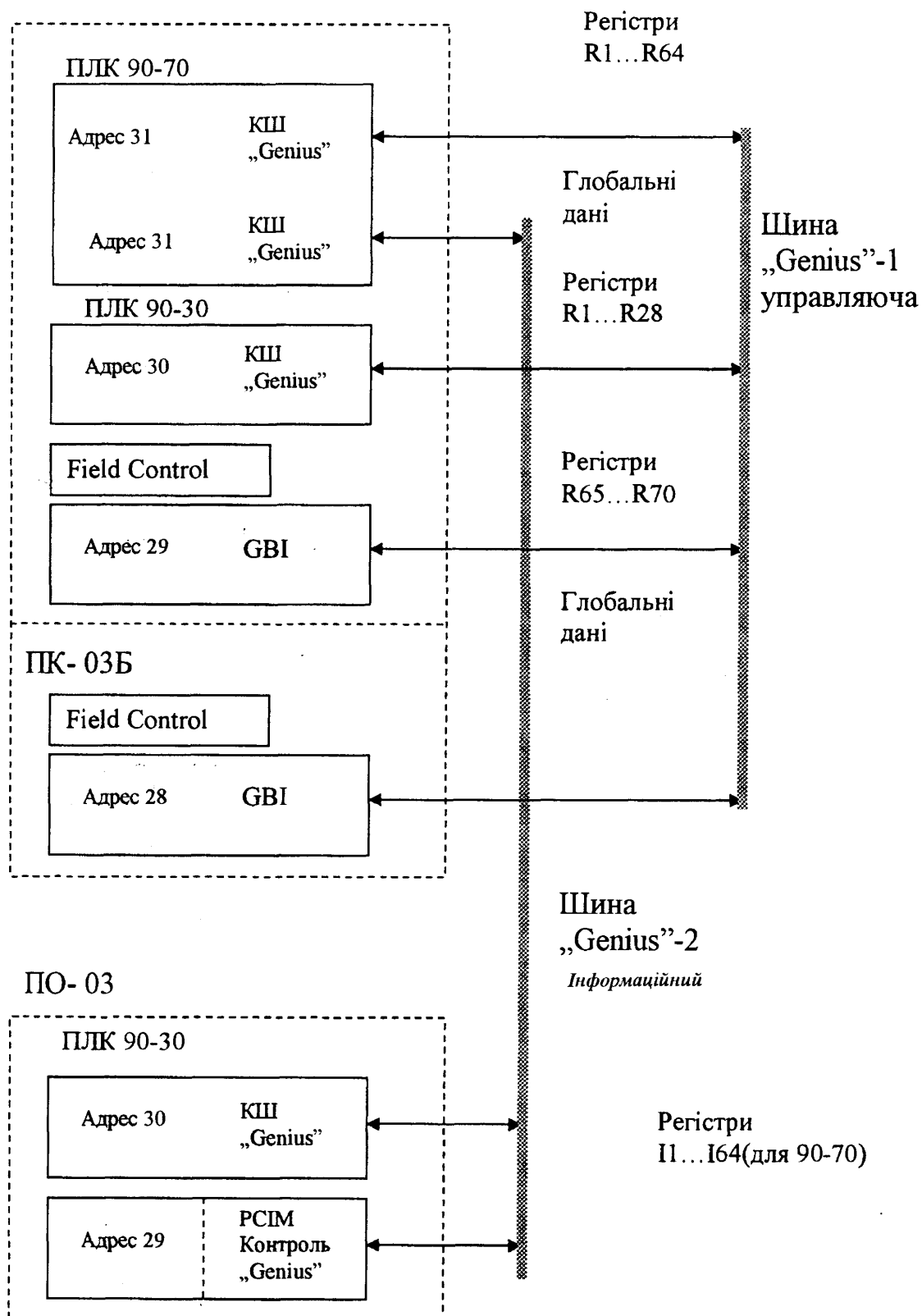


Рисунок 5.3-Організація взаємодії елементів системи по шині „Genius”

Контролери є вільнопрограмованими мікропроцесорними засобами, які програмуються через інтерфейсний канал з персональної ЕОМ або спеціального програматора. Для програмування використовується мова LD (Ladder Diagram)- графічна мова програмування, яка є стандартизованим варіантом класу мов релейно-контактних схем (стандарт ІЕС 1131-3). Розширення функціональних можливостей досягається привнесеними засобами у вигляді функціональних блоків, що згруповані в функціональні групи. Базовими є такі функціональні розділи: таймери, лічильники, комутатори, математичні, алгебраїчні, бітова обробка даних, пересилки даних, конверсія, контроль, розгалуження та передачі даних. Таким чином, програмні можливості по обробці інформації суттєво розширюються і є достатніми для автоматизації і діагностування складних технологічних об'єктів, якими є КС.

Автоматизовані робочі місця інженерно-технічного персоналу КС та АРМ диспетчера ЛВУМГ об'єднані у мережу Ethernet при допомозі відповідного інтерфейсного обладнання та програмного забезпечення. Інформаційний зв'язок диспетчерів ЛВУМГ та УМГ підтримується через стандартні кабельні, традиційні телефонні канали зв'язку чи GSM-каналами з використанням серійних промислових модемів та сервісного програмного забезпечення обміну даними.

Слабким місцем АСК КС застарілого взірця є недосконалі вузли обліку паливного та транспортованого газу, що стримує, зокрема, реалізацію задач діагностування роботи ВН природного газу. Тут слід скористатись досвідом організації вузлів обліку, наприклад, на КС “Тарутине”, де застосовані обчислювачі витрати газу типу ФЛОУТЕК виробництва ТОВ “ДП “Укргазтех” і розгорнуто АРМ обліку газу.

5.3 Програмне забезпечення системи керування

5.3.1 Аналіз програмного забезпечення верхнього рівня системи.

Сучасні системи керування технологічними процесами будуються на базі мікропроцесорної техніки і тому програмне забезпечення присутнє на всіх рівнях АСУ ТП:

- у промислових контролерах і системах телемеханіки;
- в операторських панелях;
- на операторських станціях;
- на серверах тривоги, архівів, документування.

Останнім часом одержують поширення також інтелектуальні давачі, які укомплектовані мікропроцесорами і інструментальним програмним забезпеченням.

Сучасні інструментальні засоби розробки програмного забезпечення АСУ ТП дозволяють користувачу досягти підвищення продуктивності праці за рахунок наступних технологій:

- об'єднання інструментальних засобів і баз даних проекту для промислових контролерів і операторських станцій (інтеграція SCADA і Softlogic);
- розробка розподіленої АСУ як єдиного проекту;
- використання технологій автоматизованої побудови і настроювання бази даних проекту (автопобудова);
- використання універсальних драйверів і інтерфейсів додатків (OPC-серверів);
- використання стандартних мов програмування;
- уніфікація форматів і інтерфейсів (ODBC, Active, HTML);
- використання інтернет-технологій.

Сама система SCADA і Softlogic складається з двох основних частин – інструментального середовища розробки і виконавчих

модулів. Середовище розробки служить для опису проекту, програмування контролера, операторських станцій і створення операторського інтерфейсу. Виконавчі модулі виконують усю поточну роботу, передбачену в проекті, створеному в середовищі розробки: одержання, обробка, архівування і візуалізація даних. Виконавчі модулі можуть бути або інтегрованими, тобто виконувати кілька вище перерахованих функцій, або спеціалізованими і виконувати яку-небудь одну функцію.

Програмне забезпечення рівня SCADA (*Supervisory Control And Data Acquisition*) виконує наступні функції:

1) *Візуалізація* – відображення інформації про процес на мнемосхемах у виді числової інформації, трендах, анімації, Active компонентів і т.д. Мнемосхеми можуть відображатися, так званими, «товстими клієнтами» (спеціальними виконавчими модулями – графічними консолями), чи «тонкими клієнтами» (звичайними браузером без необхідності установки клієнтських частин на вилучених робочих станціях). Також забезпечується одержання керуючих впливів від операторів;

2) *Обмін з контролерами в реальному часі* – одержання інформації від контролерів по послідовному інтерфейсі, мережі Ethernet чи по польових шинах, первинна обробка цих даних, а також пересилання в контролери керуючої інформації;

3) *Архівування* – збереження інформації в спеціальні промислові архіви, основними вимогами до яких є *надійність і швидкодія*;

4) *Документування процесу* – створення звітів за заздалегідь створеними шаблонами з наступною їхньою передачею різними каналами обміну інформації (друк, електронна пошта, веб-сайт);

5) *Одержання і передача інформації в інші програмні пакети* – обмін оперативними й архівними даними зі спеціалізованими програмними продуктами (ПП), або з ПП рівня АСУП;

6) *Неоперативна обробка інформації* – обчислення статистичної інформації, керування повільними процесами;

7) *Керування тривогами* – список тривоги, фільтр подій.

5.3.2 Аналіз існуючих SCADA систем. На даний час для розв'язку типових задач з автоматизації технологічних процесів і для проектування верхнього рівня систем може бути використана велика кількість пакетів інструментального програмного забезпечення (ІПЗ). До основних пакетів ІПЗ можна віднести такі: Ultralogik, Genie, Trace Mode, GraphWorX32, TrendWorX32, AlarmWorX32, KontrolWorX32, Сервери OPC, RT-Kernel. Але треба зазначити, що дані пакети програмного забезпечення можуть суттєво відрізнятися один від одного за багатьма параметрами. Такими параметрами є: основні підтримувані функції інструментального програмного забезпечення по візуалізації контрольованих параметрів, можливості відображення характеру зміни процесів, їхнє архівування, тощо. В табл. 5.1 приведена порівняльна характеристика пакетів інструментального програмного забезпечення для задач, які можуть бути вирішені з їхньою допомогою.

Традиційно до складу SCADA входить редактор мнемосхем (мнемосхема відображає основні вузли виробничого процесу, що підлягають контролю). Такий редактор може мати різні назви, але його функції залишаються незмінними - створення мнемосхеми й умовних зв'язків із джерелами даних. Як правило, цей редактор дозволяє виконувати тестовий запуск створеного сценарію. Однак для повноцінної роботи необхідний також окремий виконавчий модуль. Він є другою найважливішою частиною системи. У той час як редактор мнемосхеми являє собою інструмент розробника, модуль виконання стратегії необхідний замовнику.

Таблиця 5.1

**Порівняльні характеристики деяких інструментальних пакетів,
які використовуються для створення АСУ ТП**

Пакети інструментального ПЗ	Ultralogik	Genie	Trace Mode	GraphWorX32	TrendWorX32	AlarmWorX32	KontrolWorX32	SIMPLICITY	Сервери OPC	RT-Kernel
Виконувані задачі										
Візуалізація контрольованих параметрів		■	■	■				■		
Архівування, відображення зміни перехідних процесів	■	■	■		■			■		
Повідомлення персоналу про аварійні ситуації		■	■			■		■		
Реалізація функцій автоматичного управління на станції верхнього рівня		■	■				■	■		
Сумісність з OPC			■	■	■	■	■	■	■	
Мережева взаємодія між станціями і контролерами	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Робота через Інтернет			■	■	■	■	■	■	■	■
Взаємодія з локальними ПЗО (пристроями зв'язку з об'єктами)	■	■	■				■	■	■	■
Взаємодія з віддаленими ПЗО	■	■	■					■		■
Програмування автономних IBM PC сумісних контролерів	■		■					■		■
Сумісність з МСК-1131.3	■		■					■		

Крім цих найважливіших компонентів, у складі системи поставляється ряд драйверів, що підтримують роботу того чи іншого устаткування.

Раніше, до появи відкритих загальнодоступних стандартів взаємодії пристроїв, створити драйвер для конкретного устаткування могли хіба що розробники цих апаратних засобів. Однак і зараз самостійна розробка драйвера пристрою – досить важке завдання. Через те найпопулярніші пакети поставляються з великим набором драйверів, наданих постачальниками техніки.

Усі програмні компоненти, що складають основу SCADA, поставляються у вигляді *Active-X*-компонентів. На сьогоднішній день палітра елементів виглядає так: *Trend, Digit, Alarm, Flip, Mirro, Move, Filter, Switch, Level, Switch button, Around*. Практично всі ці елементи призначені для виведення визначених технологічних елементів чи створення анімаційних ефектів.

5.4 Програмне забезпечення автоматизованого робочого місця діагностування нагнітачів природного газу

Для реалізації розробленого методу необхідно створити систему діагностування роботи відцентрових нагнітачів природного газу, яка розгорнута у вигляді автоматизованого робочого місця (АРМ) діагностування на базі серійної ПЕОМ, приєднаної до локальної мережі Ethernet (рис. 5.4).

Інформаційною основою системи є база даних роботи ГПА Богородчанської КС. Архіви бази даних та поточна інформація в необхідному форматі та об'ємі поступає до АРМ діагностики для обробки за розробленими алгоритмами поетапного діагностування кожного нагнітача КС і відтворюється у вигляді графіків, таблиць та текстової інформації. Повну візуалізацію результатів діагностики можна розгорнути на платформі АРМ діагностики, а систематизована інформація є доступною на платформах

АРМ диспетчера лінійного виробничого управління та змінних інженерів КС. Вона враховується при плануванні режимів роботи КС та розподілу навантаження між ГПА, а також при плануванні ремонтних робіт.

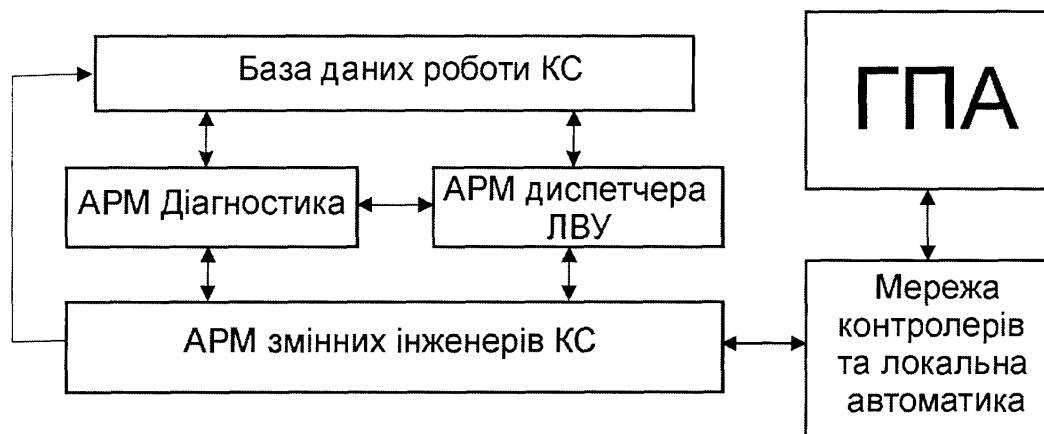


Рисунок 5.4 - Взаємодія АРМ діагностика з технічними засобами управління та автоматика ГПА

Основою АРМ діагностики є програмне забезпечення, яке буде за заданими алгоритмами обробляти дані, отримані з бази даних і відображати їх на дисплеї [121].

Для відображення даних будемо використовувати різного типу та розміру вікна – так звані контролі. Користувач має змогу переміщувати ці вікна та розміщувати їх у зручному для нього порядку.

Після упорядкування вікна повинні залишатися на тому ж місці і після перезапуску програми. Більше того, повинна бути можливість зберігати різноманітні положення вікон, наприклад, для різних користувачів, а потім завантажувати їх за потребою.

Для керування та налаштування контролів виберемо об'єктно орієнтований підхід. Нехай кожен із контролів буде об'єктом, який буде надавати своїм користувачам список методів, або команд, які можна над ним виконати. Усі дії, які будуть відбуватися у системі запишемо у такій формі:

<об'єкт> <команда> <аргумент1> <аргумент2>.

Такі дії оформимо як скрипт, який і вирішує вимогу щодо можливості створення тестів та повтору дій. Для вводу скриптів необхідна консоль та команди меню для створення, збереження, запуску та роботи зі скриптами.

Для спрощення роботи користувача із об'єктами та командами, необхідно розробити візуальну альтернативу скриптам - контекстне меню, яке буде появлятися після right-кліку на об'єкті.

Список необхідних контролів: контроль, який буде виводити числове значення прочитаних даних у заданому користувачем форматі; контролі, що будуть показувати статус об'єкту (вимкнутий / увімкнутий); контролі, що дадуть змогу показувати значення, розгорнуті у часі (у вигляді діаграм); контролі для написання і редагування тексту / скриптів, а також контролі для математичних обчислень.

При виборі інструменту розробки будемо керуватися вимогами до програмного і апаратного забезпечення, а також окремими вимогами до самого компілятора, такі як **переносимість коду та доступність компіляторів для різних платформ**. Оскільки однією із основних умов до програмного забезпечення є переносимість, то очевидно, що компілятори мови програмування повинні бути наявними та доступними для максимальної кількості платформ.

Швидкодія - програма повинна реалізовувати роботу з портами вводу-виводу комп'ютера, опитуючи при цьому декілька пристроїв одночасно.

Мова високого рівня - програмне забезпечення повинне бути багатofункціональним, містити значну кількість різних модулів та інтеракції з користувачем, при чому легко піддаючись розширенню та модифікації. Тому як інструментарій для розробки слід вибрати мову високого рівня.

Сучасним стандартом мов високого рівня для написання швидкого та якісного кросплатформного програмного забезпечення є мови програмування C++ та Java. З них C++ виділяється незначно більшою швидкодією та більшим інструментарієм для роботи з апаратними ресурсами на низькому рівні. Єдиною проблемою, з якою можна зіткнутися при портуванні коду програми на іншу процесорну платформу, може бути відсутність компілятора C++ для даної конфігурації (що у 90% буде справедливо і для мови Java),

тому для написання програмного коду оберемо попередника мови C++ - мову C, компілятори якої існують для більшості систем.

Роблячи вибір в бік мови C, слід пам'ятати, що для реалізації об'єктно-орієнтованого підходу у програмуванні не обов'язково мати у розпорядженні підтримку об'єктно-орієнтованого програмування на рівні компілятора. Об'єктно-орієнтований підхід – це спосіб програмування, а не просто програмування з використанням класів на успадкування.

Оскільки вибраний об'єктно-орієнтований підхід, то основу програми буде складати певна кількість об'єктів та правила взаємодії між ними. Об'єкти будуть містити набір властивостей, як загальних, так і окремих для кожного об'єкта, та взаємодіяти між собою, надсилаючи один одному повідомлення з загально визначеним форматом.

Особливим видом об'єктів будуть контролі – об'єкти, які повинні мати свою графічну репрезентацію, і через які буде проводитися інтеракція з користувачем.

Ядро програми (engine) буде займатись створенням, збереженням та адмініструванням об'єктів, виділяти процесорний час на обробку подій інтерфейсу користувача та інтерфейсу спілкування із портами вводу/виводу. Ядро теж буде об'єктом, який зможе отримувати повідомлення як від інших об'єктів, так і безпосередньо від користувача через консольний інтерфейс.

Після запуску програмою створюється об'єкт ядра, який буде ініціалізувати, створювати та налаштовувати необхідні для роботи об'єкти – об'єкт емуляції мультизадачності (який необхідний для роботи на однозадачних системах), об'єкт консолі, об'єкт роботи з інтерфейсом користувача, тощо. Після ініціалізації програми читається та виконується стартовий скрипт, який повинен створити розміщення контролів по замовчуванню, а програма вступить у головний мультизадачний цикл. На рис. 5.5 показана логічна схема побудови програми, де HAL – від Hardware Abstraction Layer, модуль, призначений для роботи з апаратним забезпеченням на низькому рівні, (обмін даними з портом, тощо).

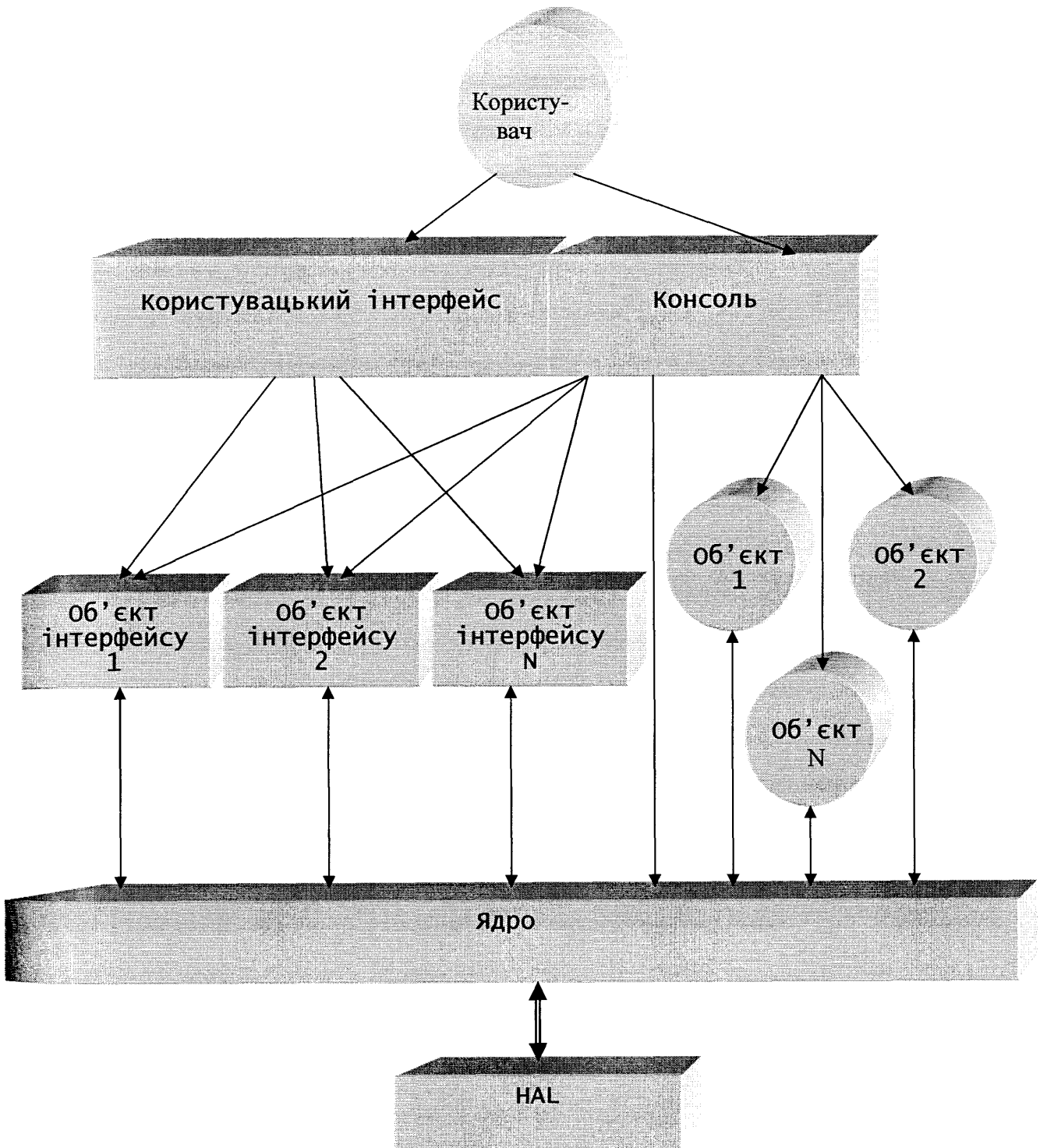


Рисунок 5.5 - Внутрішня будова програми

5.5 Інтерфейс комп'ютерної системи

5.5.1 Головне вікно програми. Відразу після запуску головне робоче вікно програми має вигляд, який показаний на рис. 5.6

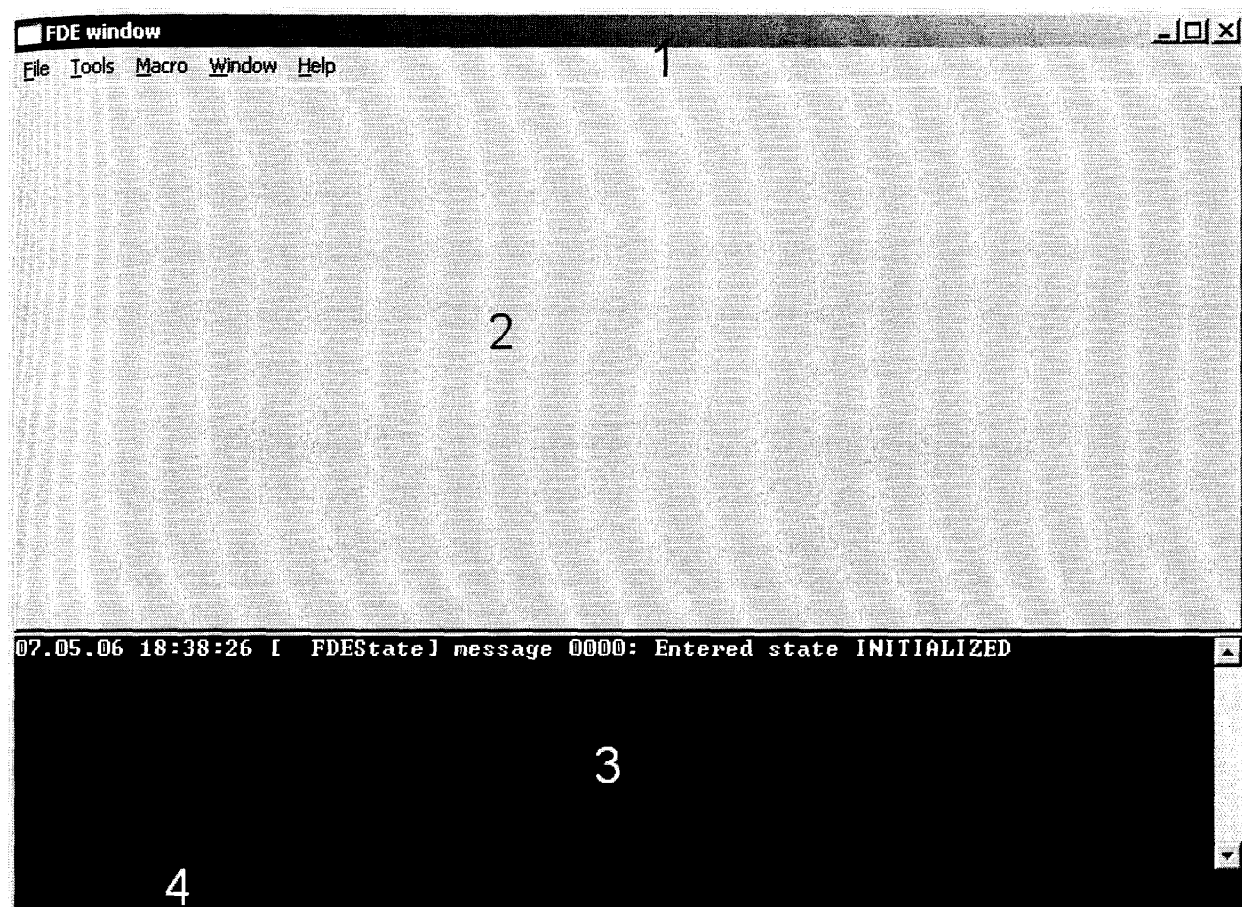


Рисунок 5.6– Вигляд головного робочого вікна програми відразу після запуску

Цифрами 1-4 на рис. 5.6 позначені:

1. Стрічка меню – дозволяє розпочати роботу з програмою, маніпулювати вікнами програми, виконувати скрипти, зберігати/завантажувати налаштування а також створювати макроси;
2. Робоча область програми – тут будуть розміщуватися елементи візуалізації та діагностики;
3. Вікно консолі – тут відображається інформація про відладку, скрипти

та інформація про хід виконання програми;

4. Нижній рядок тексту консолі – слугує для вводу команд та інтеракції користувача з об'єктами системи.

Розглянемо по черзі елементи управління.



Рисунок 5.7 – Вигляд головного меню програми

File→Execute... - дозволяє виконати скрипт мовою FDE. Після вибору команди відкриється діалогове вікно вибору файлу, яке дасть змогу вибору необхідного файлу скрипта. Файли, що містять скрипти мають, як правило, розширення *.fde, рідше - *.lay та *.txt. Файли *.lay – особливий вид скриптів FDE, які зберігають інформацію про об'єкти, створені у ході роботи користувача, їх розміщення та налаштування.

Меню **Tools** слугує для розміщення викликів зовнішніх утиліт.

Macro – меню, призначене для створення, запису, збереження та програвання скриптів у виді макросів – записуючи дії користувача та відтворюючи їх у разі необхідності.

Macro→Play Macro ... - перший пункт цього меню дає змогу відтворення попередньо записаного макросу. Після вибору цього пункту відкриється діалогове вікно, подібне до вікна у п. **File->Execute**, що дасть змогу вибрати необхідний макрос.

Macro→Record Macro – дозволяє створити та записати макрос. Усі дії користувача, виконані між командами **Macro→Record Macro** та **Macro→Finish Recording** будуть записані системою та запропоновані на

перегляд та збереження користувачем після виклику команди **Macro→ Finish Recording**. Статус запису макросу можна перевірити, повторно відкривши меню **Macro** – під час запису макросу пункт меню **Record Macro** буде відмічений галочкою (рис 5.8).



Рисунок 5.8 – Виділений пункт меню

Macro→ Cancel Recording – якщо у ході запису макросу допущена помилка або необхідна відміна, то ця команда дозволяє зупинити та скасувати запис макросу, який розпочався командою **Macro→ Record Macro**.

Macro→ Finish Recording – команда зупиняє запис макросу, розпочатий командою **Macro→ Record Macro**, генерує скрипт мовою fde, що відповідає діям користувача та виводить його користувачу для попереднього перегляду та можливої модифікації (рис. 5.9).

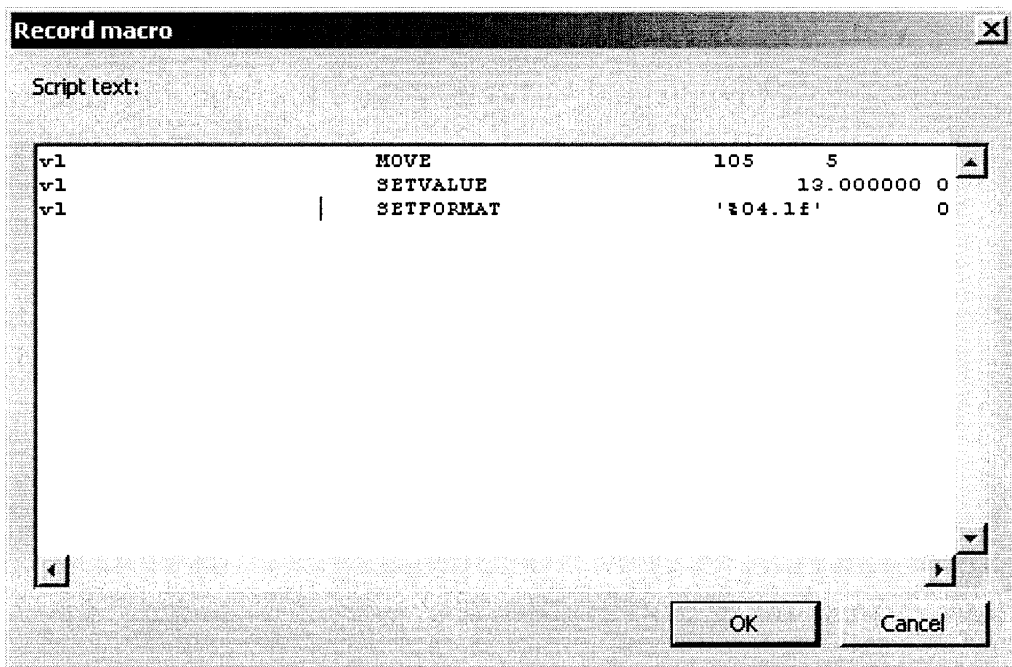


Рисунок 5.9 – Вікно редагування коду записаного макросу

Після перегляду та внесення у разі необхідності змін до коду скрипта,

натиском на кнопку **ОК** можна перейти до діалогового вікна вибору імені файлу, що буде містити скрипт. У разі натискання на кнопку **Cancel** система дасть запит на верифікацію, чи справді ви хочете скасувати зміни та не зберігати записаний скрипт (рис. 5.10).

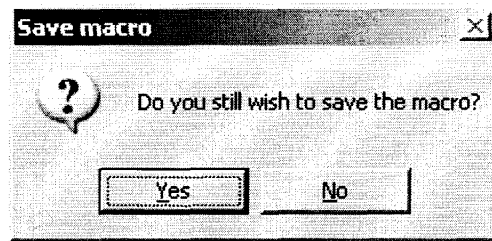


Рисунок 5.10 – Запит системи

Window – це меню використовується для проведення маніпуляцій з віконним інтерфейсом програми.

Window→ New Panel – Основна робота з графічним інтерфейсом програми проводиться у частині 2 головного вікна (див рис. 5.6). Елементи візуалізації та управління програмою розміщуються у цій частині вікна на спеціальних панелях. Панелей може бути декілька, проте як мінімум одна панель необхідна для розміщення елементів візуалізації. Саме тому робота з програмою часто починається саме з цього пункту меню.

Window→ Dockable - використовується для контролю та способом переміщення та приєднання вікон та панелей.

Window→ Save Layout... - дозволяє зберегти поточне розміщення панелей, елементів візуалізації та управління та їх налаштування. Необхідно задати ім'я файлу розміщення. Якщо цей файл буде мати ім'я `autoexec.fde`, то розміщення буде завантажуватися автоматично при кожному запуску програми.

Window→ Load Layout... - дозволяє завантажити розміщення елементів управління, попередньо збережене командою **Window→ Save Layout...**

Window→ Lock Layout – дозволяє зафіксувати вибране положення об'єктів, для запобігання випадкового їх переміщення.

WindowClose All – закриває усі відкриті вікна і панелі.

Help – меню, що дозволяє отримати допомогу по програмі.

Help→ Contents – відкриває допомогу по програмі

Help→ About – відкриває вікно інформації про програму – поточна версія, дата випуску та ліцензійні права

5.5.2 Робоча область програми. Виконання команди меню **Window→ New Panel** створює нову панель у робочій області програми. Панелі – це контейнери для елементів управління. Панелей може бути декілька, у цьому випадку переключення між ними проводиться кліком на назві відповідної панелі у нижній частині робочої області (рис. 5.11).



Рисунок 5.11 – Блок переключення панелей

Панель – це об’єкт системи. Як кожен об’єкт, він має набір методів, якими можна користуватися для керування. Методи об’єкту можна викликати через консоль програми, а можна скористатися візуальним контекстним меню (рис. 5.12), яке викликається натиском правої кнопки миші в будь-якій частині панелі.

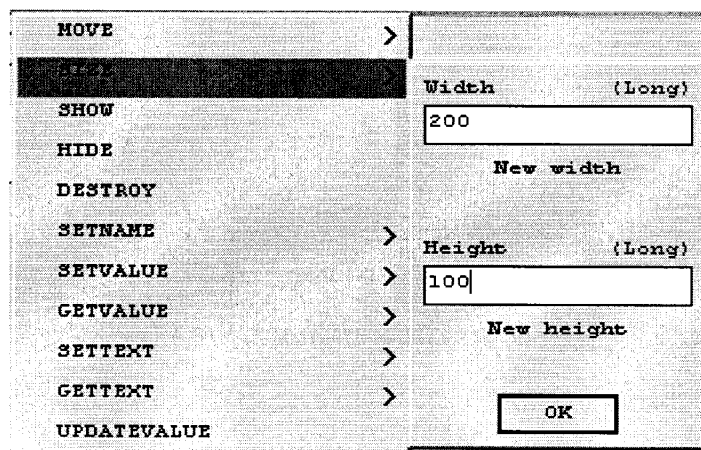


Рисунок 5.12 – Вигляд контекстного меню об’єктів системи

Після налаштування на метод, який потребує одного або більше параметрів (про це свідчить знак “>” справа від назви метода), появляється вікно, яке дає змогу ввести необхідні аргументи. Це розширення контекстних меню є унікальною можливістю FDE.

Створити елемент управління дає можливість метод CREATECONTROL панелі. Аргументи: Name: ім'я нового елемента управління, Type: його тип. Підказку про кількість аргументів, їх назви, призначення та тип можна отримати із самого контекстного меню (рис. 5.13).

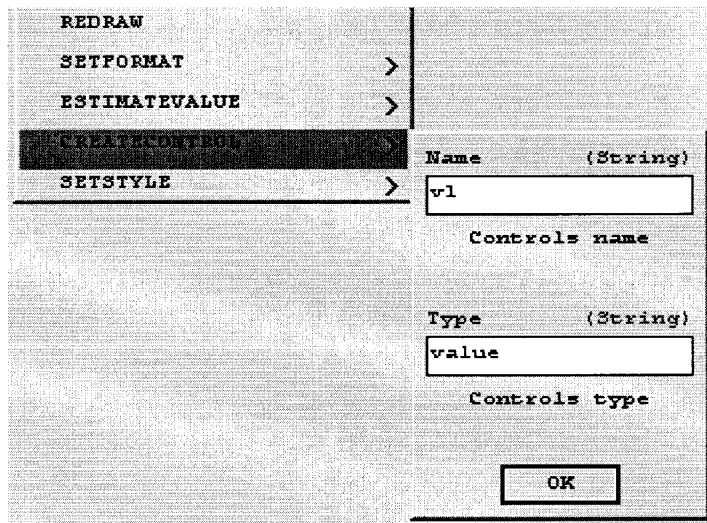


Рисунок 5.13 – Розширене контекстне меню об’єктів

Після виконання цього методу ми отримаємо новий елемент візуалізації типу “value” (рис. 5.14).

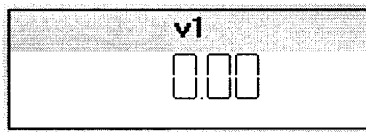


Рисунок 5.14 – Створений об’єкт візуалізації

5.5.3 Консоль. Консоль – це спеціалізоване текстове вікно (рис. 5.15), в яке виводиться відлагоджувальна інформація та відбувається текстовий ввід користувача.

```

s1 SETSTYLE 0 0
s1 SETTEXT 'CanState' 0
s1 SETFORMAT ' 0.00' 0
s1 DELETEALLITEMS 0 0
s1 ADDITEM 'state1' 0
s1 ADDITEM 'state2' 0
s1 ADDITEM 'state3' 0
s1 SETVALUE 1.000 0
s1 SIZE 96 95

s1 redraw

```

Рисунок 5.15 – Вигляд вікна консолі

За допомогою консолі можна звертатись до об'єктів системи. Формат команди:

<назва об'єкта> <метод> [аргумент1] [аргумент2]

Якщо аргумент - текстовий рядок, то його слід помістити в одинарні лапки.

Наприклад: `s1 ADDITEM 'state1' 0`

5.5.4 Об'єкти. Особливий предмет інтересу для користувача як засобу, з якими можна взаємодіяти, складають об'єкти. Об'єкти програми умовно можна розділити на два типи – об'єкти візуалізації та управління, взаємодія з якими може проводитися як через консоль, інтерфейс користувача, так і через системні об'єкти, взаємодія з якими можлива тільки через консоль.

Кожен об'єкт має список методів, які він “виставляє назовні” (від англ. expose – виставляти на показ). Є методи, які загальні для всіх об'єктів (наприклад, DESTROY), так і специфічні для кожного.

Розглянемо методи, загальні для усіх об'єктів (табл. 5.2).

FDE Engine – привід системи. Саме цей інтерфейс проводить створення об'єктів, імітацію багатозадачності, процеси завантаження, виконання скриптів та дає змогу взаємодіяти об'єктам. Усі ці дії відбуваються “за лаштунками”, і користувачу доступна тільки базова функціональність.

Таблиця 5.2

Методи об'єкту “fde”

<i>Назва методу</i>	<i>Опис</i>	<i>Аргумент 1</i>	<i>Аргумент 2</i>
CREATEOBJECT	Створює об'єкт заданого типу	Name (рядок) Назва об'єкту	Type (рядок) Тип об'єкту
SHUTDOWN	Завершує роботу з системою		
EXIT	Див. SHUTDOWN		

Консоль - консоль FDE теж має свій об'єкт для управління. Уся функціональність об'єкту описується базовим набором методів, загальним для всіх об'єктів. Консоль можна закрити, після чого створити знову, користуючись методом CREATECONTROL об'єкту інтерфейсу panel. Назва типу об'єктів консолі – console. Консоль – це об'єкт системи, який може існувати тільки в одному екземплярі. При спробі створити декілька об'єктів консолі, користувач буде повідомлений про помилку (рис. 5.16).

```
08.05.06 11:56:20 [ FDEMain] error 0013: Attempt to create more then one object of type 'Console' name
```

Рисунок 5.16 – Консольне повідомлення про помилку

Ядро та планувальник (Kernel) – об’єкт, який використовується системою для емуляції багатозадачності та ходу програми. Об’єкт не містить методів, видимих для користувача, проте має інтерфейс користувача (рис.5.17), який дозволяє спостерігати за ходом виконання програми.

Kernel [Running]		
Task name	Frequency	Desired
500Hz proc	500.3	500.0
40Hz proc	39.8	40.0
250Hz proc	249.5	250.0

BP Run Pause Step Kill task

Рисунок 5.17 – Вигляд об’єкта ядра

Панель (Panel) – об’єкт, який розміщує на собі елементи інтерфейсу користувача. Створення об’єкту panel можливе через команду **Window→ New Panel** головного меню, а також через консоль. Панелей може бути декілька (рис. 5.18), переключатись між якими можна кліком на назві панелі у нижній частині робочої області програми.



Рисунок 5.18– Область переключення панелей

Основним методом об’єкта “panel “ є CREATECONTROL (табл. 5.3), який дає можливість створювати об’єкти інтерфейсу на поверхні об’єкту “panel”.

Значення (Value) (рис. 5.19). Об’єкт, призначений для відображення значень у числовому форматі. Формат відображення аналогічний формату функції printf(...) мови C. Уся функціональність об’єкту описується

загальними методами.

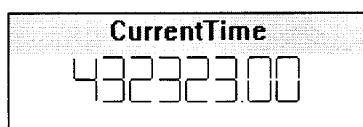


Рисунок 5.19 – Вигляд об’єкту візуалізації Value

Таблиця 5.3

Методи об’єкта «panel»

<i>Назва методу</i>	<i>Опис</i>	<i>Аргумент 1</i>	<i>Аргумент 2</i>
CREATECONTROL	Створює об’єкт заданого типу на поверхні об’єкту “panel”	Name (рядок) Назва об’єкту для створення	Type (рядок) Тип об’єкту

Стан (State) (рис. 5.20) – об’єкт візуалізації для репрезентації стану виконання операцій з обмеженою кількістю станів. Назви станів задаються методами ADDITEM, INSERTITEM та SETITEM базового інтерфейсу. Поточний стан задається методом SETVALUE.

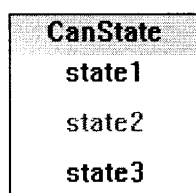


Рисунок 5.20 – Вигляд об’єкту візуалізації State

Перемикач (Switch) (рис. 5.21) – об’єкт, аналогічний об’єкту “Стан”, який може отримувати ввід користувача для зміни статусу.

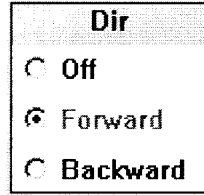


Рисунок 5.21 – Вигляд об’єкту візуалізації Switch

Обчислювач (edit) (рис 5.22) – об’єкт, який складається із поля вводу, що приймає формулу для обчислень від користувача, обчислює її та повертає значення обчислення при виклику GETVALUE методу.



Рисунок 5.22 – Вигляд об’єкту візуалізації Edit

Список допустимих функцій для використання у формулах наведений у додатку М.

Галочка (checkbox) (рис. 5.23) – об’єкт, що може встановлюватись користувачем та системою методом SETVALUE статус ввімкнено (1) та вимкнено (0).



Рисунок 5.23 – Вигляд об’єкту візуалізації Checkbox

Сигнал (Signal) (рис. 5.24) - об'єкт, призначений для відображення стану певного значення у графічній формі. Об'єкт може набувати декількох значень, з різними вказаними користувачем зображеннями (табл. 5.4).



Рисунок 5.24 – Вигляд об'єкту візуалізації Signal

Таблиця 5.4

Методи об'єкту “signal”

<i>Назва методу</i>	<i>Опис</i>	<i>Аргумент 1</i>	<i>Аргумент 2</i>
AUTOSTRETCH	Встановлює чи повинна система автоматично масштабувати зображення	bAutostretch (ціле) 1 – щоб увімкнути автомаштабування, 0 у протилежному разі. Значення по замовчуванню - 1	

Вимір (Gauge) (рис. 5.25) – об'єкт для відображення значень у круговій формі (табл. 5.5).

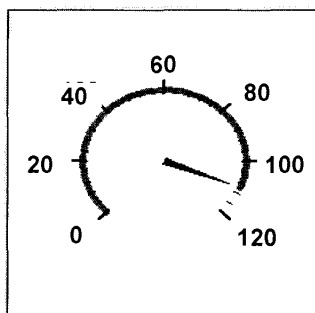


Рисунок 5.25 – Вигляд об’єкту візуалізації Gauge

Таблиця 5.5

Методи об’єкту “Gauge”

<i>Назва методу</i>	<i>Опис</i>	<i>Аргумент 1</i>	<i>Аргумент 2</i>
SETRANGE	Встановлює максимальне та мінімальне значення показників	Min (ціле) Початкове (мінімальне) значення	Max (ціле) Кінцеве (максимальне) значення
SETMARKER _SMALL	Конфігурує відображення малих міток на дисплеї	Marker (ціле) Відстань, через яку будуть відображатися малі мітки. Значення 0 відключає зображення малих міток	
SETMARKER _LARGE	Конфігурує відображення великих міток на дисплеї	Marker (ціле) Відстань, через яку будуть відображатися великі помітки. Значення 0 відключає зображення великих міток	

Діаграма (Diagram) (рис. 5.26) – об’єкт для зображення діаграм для різного роду процесів та графічної репрезентації значень технологічних параметрів на протязі певного періоду часу. Для створення діаграми необхідно скористатися методом `ADDGRAPH`, встановити крок значень методом `STEP_SIZE`, та виконувати методи `MEASUREMENT` та `STEP` для встановлення значень та переходу на наступний відлік.

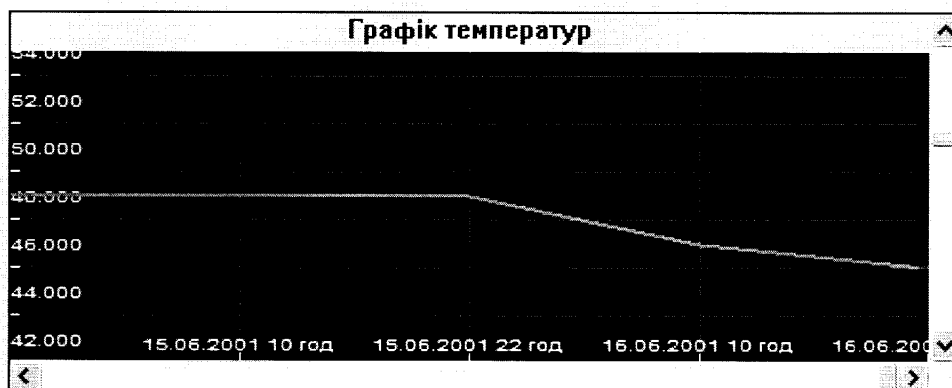


Рисунок 5.26 – Вигляд об’єкту візуалізації Diagram

Запис (Мемо) (рис. 5.27) – об’єкт, який використовується одночасно і як можливість швидкого занотування проміжних даних для користувача, і як місце для скрипта, який може бути виконаний одним кліком.

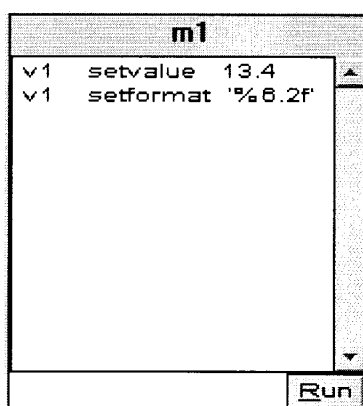


Рисунок 5.27 – Вигляд об’єкту візуалізації Мемо

Перехід (Transition) (рис. 5.28) – об’єкт, який використовується для передачі даних із виходу одного об’єкта на вхід другого. Наприклад, результату обчислення формули, введеної у об’єкт Edit у об’єкт Value.

transition1	
Source	e1
Dest	v1
Timeout, ms	100
<input type="button" value="On"/>	

Рисунок 5.28 – Вигляд об’єкту візуалізації Transition

Порт (PortReader) (рис. 5.29) – об’єкт для читання показників системи через послідовний або паралельний інтерфейс апаратної частини. Після вибору відповідного порту та номеру пристрою, слід задати в мілісекундах частоту оновлення даних у полі Timeout, ms та ввімкнути об’єкт кнопкою On. Значення показників, прочитаних із апаратної частини для обробки та подальшого перетворення можна отримати методом GETVALUE. Загальний вигляд вікна програми показаний на рис. 5.30.

COM1	
Port	COM1
Device	1
Timeout, ms	100
<input type="button" value="On"/>	

Рисунок 5.29 – Вигляд об’єкту візуалізації PortReader

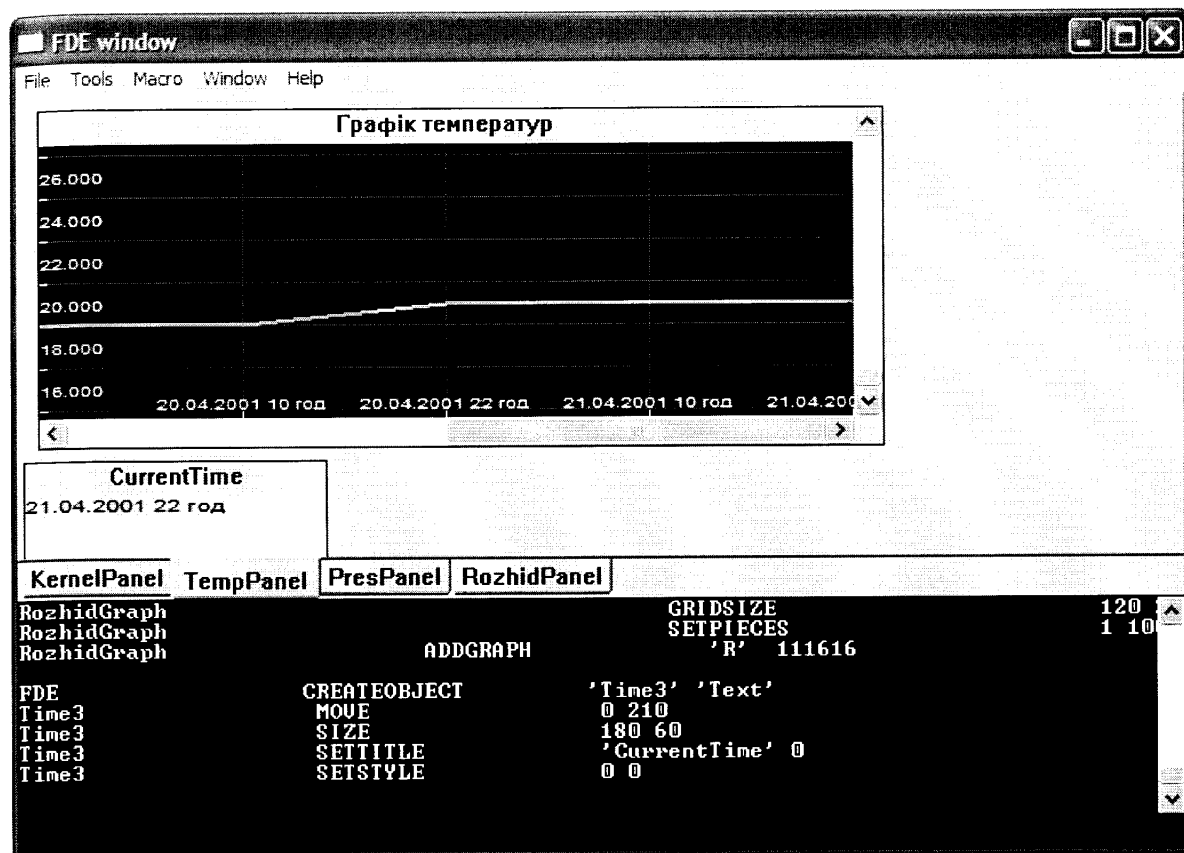


Рисунок 5.30 – Загальний вигляд робочого вікна програми

На рис. 5.31 показана взаємодія блоків програм, які забезпечують поетапну процедуру діагностування ВН природного газу.

База даних формується автоматично і вміщує поточні дані про технологічні параметри – продуктивність нагнітача Q , швидкість обертання робочого колеса ВН n , тиск P_i і температуру T_i на вході і виході ВН, а також дані про густину і хімічний склад природного газу. Ці дані є вихідною інформацією для блока “Формування діагностичних ознак”, де відбувається обчислення $\Delta\varepsilon$, ΔT_2 і ΔN . Навчена LVQ-мережа розрізняє технічний стан об’єкта діагностування. Якщо ВН знаходиться у стані Ω_2 , то виконується другий етап діагностування, який дає можливість визначити зміну геометричних розмірів елементів ротора ВН. У тому випадку, коли ВН знаходиться у стані Ω_3 , включається сигнал “Тривога”, на основі якого оператор зможе прийняти рішення про зупинку ГПА.

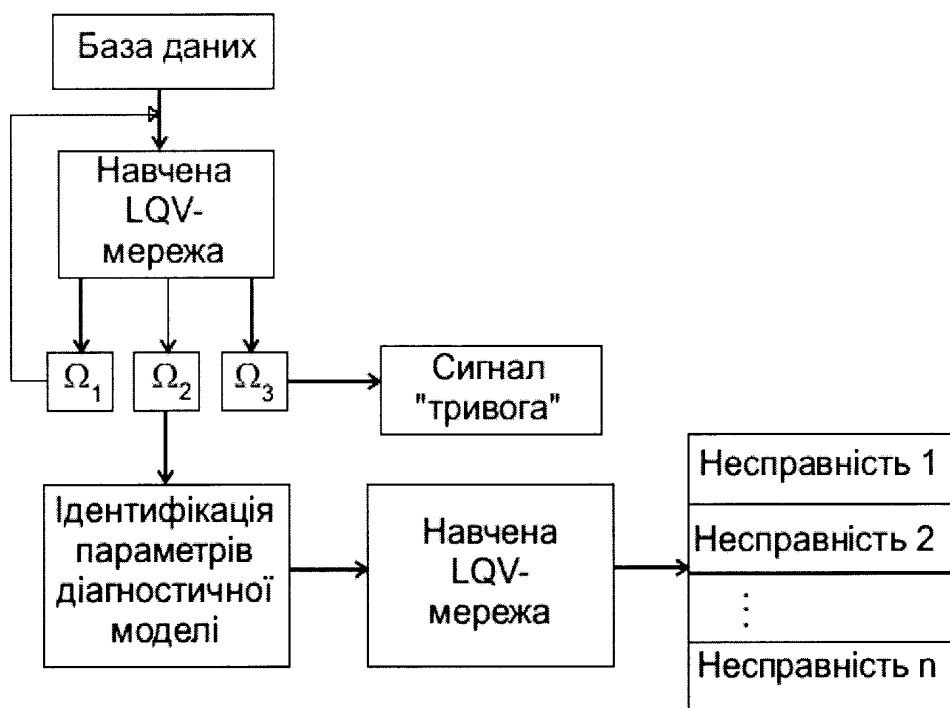


Рисунок 5.31 – Взаємодія блоків програм діагностування роботи ВН природного газу

На рис. 5.32 показаний варіант робочого вікна програми разом з елементами контролю. Об'єкт візуалізації **Gauge** (див. рис. 5.25) проградуєований в одиницях вимірювальних величин. Включення об'єкта візуалізації **Signal** (див. рис. 5.24) свідчить про те, що нагнітач знаходиться в одному із трьох технічних станів. Абсолютні значення технологічних параметрів відображаються об'єктами контролю типу **“Value”** (див. рис. 5.14).

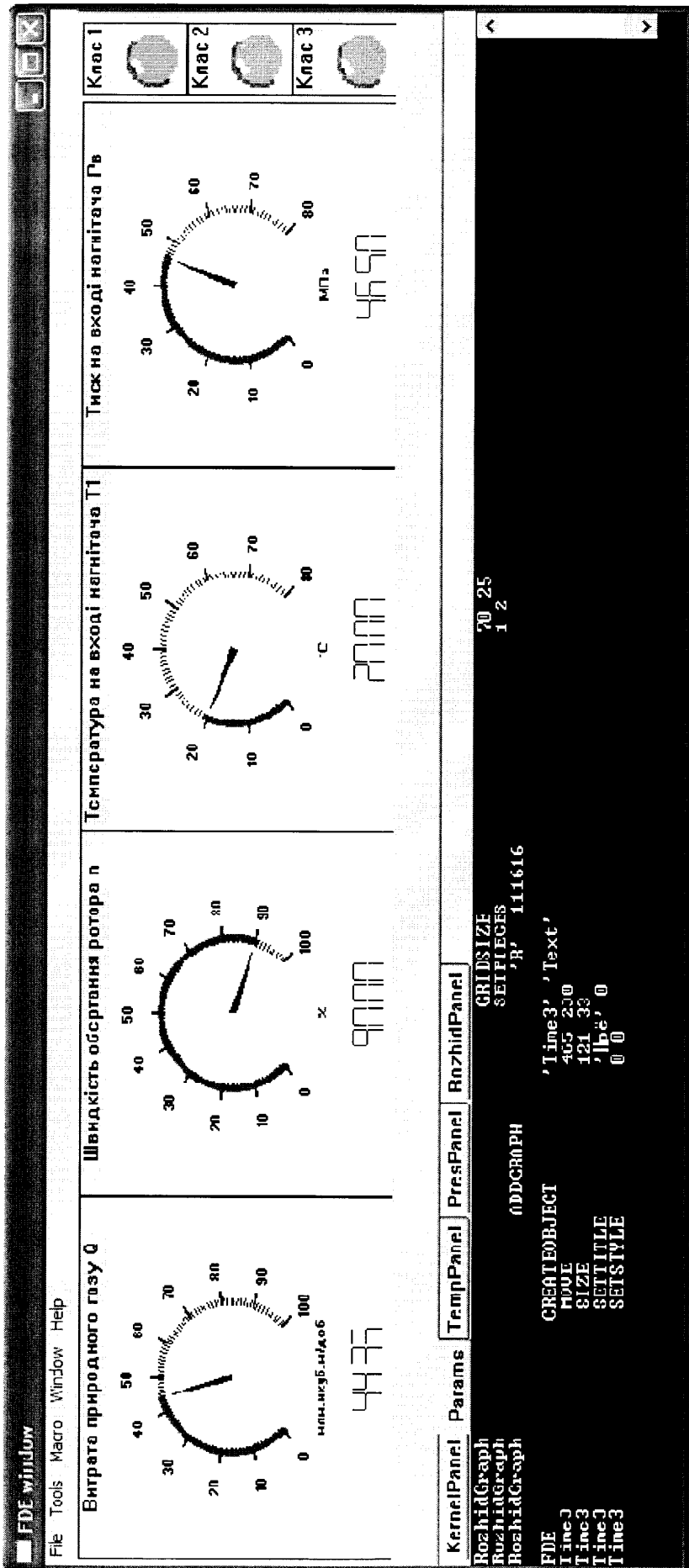


Рисунок 5.32 – Один із варіантів робочого вікна із об'єктами візуалізації

Висновки до розділу

1. Запропонована структура комп'ютерної системи, яка забезпечує апаратну підтримку задачі поетапного діагностування роботи ВН природного газу і інтегрована в існуючі системи керування компресорними станціями.

2. Розроблений інтерфейс комп'ютерної системи, який забезпечує взаємодію технічних засобів і програмного забезпечення задачі діагностування роботи ВН.

3. Програмне забезпечення системи апробовано на даних, отриманих при експлуатації компресорної станції Богородчанського ЛВУМГ.

ВИСНОВКИ

У дисертації приведено теоретичне узагальнення і вирішена актуальна науково-технічна задача з розробки нового методу контролю технічного стану ВН природного газу і на цій основі створений алгоритм поетапної діагностики на базі нейромережових технологій, що підвищить ефективність процесу діагностування, зменшить об'єм обчислень та створить передумови для переходу від планового обслуговування до обслуговування за їх фактичним станом.

Основні висновки і результати, що одержані в результаті дослідження, полягають в наступному:

1. На основі проведеного аналізу як вітчизняних, так і зарубіжних літературних джерел встановлено, що для визначення технічного стану ВН найширше використовують методи вібраційної та параметричної діагностики, які дають можливість визначити технічний стан ВН в цілому або окремих його вузлів. Невирішеною є задача поетапної діагностики, яка дає можливість на першому етапі визначити стан нагнітача, а потім, коли нагнітач знаходиться у стані, який близький до непрацездатного, визначити зміну геометричних розмірів робочого колеса.

2. Сформовані діагностичні ознаки станів нагнітачів природного газу як відносні відхилення ступеню підвищення тиску газу, внутрішньої потужності та температури на виході нагнітача, які можна визначити шляхом апроксимації зведених характеристик нагнітача і за результатами поточних вимірювань технологічних параметрів. Застосування нейромережових технологій дало можливість зменшити похибки обчислень діагностичних ознак станів нагнітачів до 0,06 %.

3. Імітаційне моделювання показало, що використання нейромережових технологій дає можливість розділити технічний стан ВН на три класи з вірогідністю не гірше ніж 0,997.

4. Ефективність запропонованого методу розпізнавання технічного стану ВН природного газу підтверджена результатами промислових даних, які отримані при експлуатації ВН PCL – 804 – 2 в умовах Богородчанського лінійного виробничого управління магістральних газопроводів. Показано, що з вірогідністю 0,975 стан ВН можна класифікувати як справний.

5. Вперше задача діагностики ВН природного газу сформульована як поетапна процедура: на першому етапі визначають в якому із трьох станів знаходиться ВН, якщо цей стан ідентифікований як придатний (Ω_2), то переходять до другого етапу – параметричної діагностики, що дає можливість локалізувати дефекти, які виникли у процесі експлуатації ВН, та скоротити об'єм обчислень.

6. Створена діагностична математична модель нагнітача природного газу, яка, на відміну від існуючих, враховує втрати на тертя і протічки природного газу, що підвищує її точність та ефективність. Розроблений метод ідентифікації діагностичних ознак, який ґрунтується на ітераційній процедурі Гауса-Ньютона, де напрямок пошуку визначається шляхом сингулярного розкладу матриці Якобі, що дозволяє створити ефективний алгоритм розв'язку нелінійної МНК-задачі.

7. Створено метод параметричної діагностики, який ґрунтується на нейромережевій технології (LVQ-мережа) і показано, що при відхиленні параметрів моделі на 20 % і 40 % від їх початкового значення при дисперсії 0,01 навчена мережа впевнено здійснює їх розбиття на три класи: перший клас – немає відхилень, другий клас – відхилення від початкового значення на 20 % і третій клас – відхилення на 40 %.

8. Розроблені методи, алгоритми та програмне забезпечення лягли в основу синтезу комп'ютерної системи діагностування, яка базується на існуючій системі контролю та управління процесом компримування природного газу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Розгонюк В.В., Руднік А.А., Коломєєв В.М. та інш. Довідник працівника газотранспортного підприємства. – К.: Росток, 2001 – 1092 с.
2. Зарицкий С.П. Диагностика газоперекачивающих агрегатов с газотурбинным приводом. – М.: Недра, 1986 – 198 с.
3. Биргер И.А. Техническая диагностика. – М.: Машиностроение, 1978. – 239с.
4. Введение в техническую диагностику. / Г.Ф. Верзаков, Н.В. Киншт, В.И. Рабинович, Л.С. Тимонен. – М.: Энергия, 1968. – 224с.
5. Мозгалевский А.В., Гаскаров Д.В. Техническая диагностика. – М.: Высшая школа, 1975. – 207с.
6. Основы технической диагностики. / Под ред. П.П. Пархоменко. – М.: Энергия, 1976. – 463с.
7. Павлов Б.В. Кибернетические методы технического диагноза. – М.: Машиностроение, 1966. – 151с.
8. Иванов Б.С. Управление техническим обслуживанием машин. – М.: Машиностроение, 1978. – 158с.
9. Грудз В.Я., Тымкив Е.М., Яковлев Е.И. Обслуживание газотранспортных систем. – К.: УМКВО, 1991. – 160с.
10. Сиротин Н.Н., Коровкин Ю.М. Техническая диагностика авиационных газотурбинных двигателей. – М.: Машиностроение, 1979. – 271с.
11. Теряев Н.С. Исследование технологических параметров контроля и структуры управления на КС магистральных газопроводов. / Автореф. дис... канд. техн. наук. – М., 1980. – 20 с.
12. Тюрин Ю.А. Некоторые вопросы технической диагностики авиационных двигателей. / Автореф. дис... канд. техн. наук. – Рига, 1970.- 23с.
13. Гаршин М.С. Контроль и диагностика при испытаниях авиадвигателей и гидроагрегатов. – М.: Машиностроение, 1977. – 167с.

14. Тунаков А.П. Оптимизация при доводке и проектировании газотурбинных двигателей. – М.: Машиностроение, 1979. – 184с.
15. Цегельников Л.С. Исследование эксплуатационных показателей газоперекачивающих агрегатов КС магистральных газопроводов вероятностно – статистическими методами. / Автореф. дис... канд. техн. наук. – М., 1977.- 21 с.
16. Щуровский В.А. Исследование эксплуатационных характеристик газоперекачивающих агрегатов с газотурбинным приводом на КС магистральных газопроводов. / Автореф. дис... канд. техн. наук. – М., 1972. – 20 с.
17. Иванов И.А. Исследование и прогнозирование характеристик газоперекачивающих агрегатов с газотурбинным приводом при трубопроводом транспорте газа. / Автореф. дис... канд. техн. наук. – М., 1978.- 22 с.
18. Избаш В.І. Математичне моделювання газодинамічних процесів в осьовому компресорі ГТУ. / Тези доповіді на конф. професорсько – викладацького складу ІФІНГ. – Івано – Франківськ, 1993.
19. Бичаев Б.П. Аналоговые и цифровые модели морских газотурбинных установок. – Л.: Судостроение, 1969. – 191с.
20. Избаш В.І. Розробка методів параметричного діагностування ГПА в умовах КС. / Автореф. дис... канд. техн. наук. – Івано-Франківськ, 1994. – 20 с.
21. Зарицкий С.П. Основные направления работ по разработке и внедрению в отрасли методов, средств и систем технической диагностики газотурбинных установок. // Диагностика оборудования и трубопроводов. – 1995. - №5. – С.3-17.
22. Морозов В.И., Щуровский В.А., Корнеев В.И. О причинах снижения мощности газотурбинных агрегатов в процессе эксплуатации. / Реф. сб. ВНИИЭ Газпром. Сер. Транспорт и хранение газа. – 1971. - №10 – С.13 - 19.

23. Пятахина Т.Т., Сеницын Ю.Н., Щуровский В.А., Ефанов В.И. Влияние эрозии проточной части центробежных нагнетателей на их газодинамические характеристики. / Реф. сб. ВНИИЭ Газпром. Сер. Транспорт и хранение газа. – 1975. - № 6 – С.8 -13.
24. Терентьев А.Н., Седых З.С., Дубинский В.Г. Надежность газоперекачивающих агрегатов с газотурбинным приводом. – М.: Недра, 1979 – 206 с.
25. Технические средства диагностики. Справочник. / Под ред. Клюева В.В. – М.: Машиностроение, 1989. – 672 с.
26. Александров А.В. Надежность систем дальнего газоснабжения. – М.: Недра, 1976.- 320 с.
27. Храпач Г.К. Надежность работы поршневых ГПА. – М.: Недра, 1978. – 192 с.
28. Регламент измерений, необходимых для технической диагностики газоперекачивающих агрегатов, технологических обвязок и общестанционного оборудования компрессорных станций. – М.: ВНИИЭГазпром, 1984. – 45с.
29. Зарицкий С.П., Толстов А.Г. Определение дефектов ГПА средствами вибрационной диагностики. // Тезисы докладов VII Всесоюзной научно-технической конференции: “Создание компрессорных машин и установок”. – Сумы. – 1989.
30. Карасев В.А., Максимов В.П., Сидоренко М.К. Вибрационная диагностика газотурбинных двигателей. – М.: Машиностроение, 1978. – 132 с.
31. Коллакот Р.А. Диагностика повреждений: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 516 с.
32. Генкин Н.Д., Соколова А.Г. Виброакустическая диагностика машин и механизмов. – М.: Машиностроение, 1987. – 283 с.
33. Дубинский В.Г., Комардинкин В.П., Тихонов А.Д., Толстов А.Г., Федоров В.А., Чорний Ю.С. Опыт внедрения на КС методов и технических средств

диагностики ГПА. // Газовая промышленность. Сер. Автоматизация, телемеханизация и связь в газовой промышленности. – М.: ВНИИЭГазпром. – 1988. – Вып. 4. – 35с.

- 34.Зенин В.И. Разработка методов совершенствования технологического обслуживания ГПА магистральных газопроводов. // Автореф. дис... канд. техн. наук. – М.: МИНХиГП. – 1988. – 22 с.
- 35.Нормы вибрации. Оценка интенсивности вибрации газоперекачивающих агрегатов в условия эксплуатации на компрессонных станциях министерства газовой промышленности. – М.: ВНИИЭГазпром, 1985. – 17с.
- 36.Методика вибродиагностики технического состояния газоперекачивающих агрегатов ГПА–10 ГПА–10–01 в условиях эксплуатации на компрессорных станциях газовой промышленности. – К., 1995. – 26с.
- 37.Костин В.И., Радчик И.И., Смирнов В.А. Нормирование вибраций ГПА. // Газовая промышленность. – 1985. - № 11. – С.31-33.
- 38.Игуменцев Е.А., Марчук Я.С., Гетьманенко С.В. Нормирование вибрации газоперекачивающих агрегатов. // Техническая диагностика и неразрушающий контроль. – 2002. - № 3. – С.7-11.
- 39.Игуменцев Е.А., Прокопенко Е.А., Марчук Я.С. Нормирование вибрации газоперекачивающих агрегатов по результатам виброисследований. // Техническая диагностика и неразрушающий контроль. – 2004. - № 2. – С.23-26.
- 40.Сапрыкин С.А., Бойко М.В.. Вибрационные системы диагностики ГПА. // Нефтяная и газовая промышленность. – 1991. - № 1. – С.49-50.
- 41.Толстов А.Г. Методология построения дигностических признакою дефектов ГПА по параметрам вибрации. // Газовая промышленность. – 1991. - № 10. – С.36-37.

42. Методические указания по определению мощности и оценке технического состояния проточной части газоперекачивающих агрегатов с турбоприводом. – М.: ПО „Союзоргэнергогаз”, 1983. – 58 с.
43. Яценко А.И. Диагностирование ГПА по тренду виброакустического состояния. // Нефтяная и газовая промышленность. – 1990. - № 1. – С.40-42.
44. Зарицкий С.П. Диагностирование оборудования КС: состояние и перспективы развития. // Газовая промышленность. – 1991. - № 10. – С.31-33.
45. Заміховський Л.М., Іванишин В.П. Вдосконалення стратегії розміщення вібродавачів на корпусі ГПА при контролі його вібростану. // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2004. – №2. – С. 118-123.
46. Іванишин В.П. Контроль вібраційного стану газоперекачуючих агрегатів. // Автореф. дис... канд. техн. наук. – Івано-Франківськ, 2005. – 20с.
47. Заміховський Л.М., Іванишин В.П. Контроль вібраційного стану газоперекачуючих агрегатів. // Методи та прилади контролю якості. – 2005. - №13. – С. 38-41.
48. СТП 320.30019801.056-2002. Комплексні обстеження надземного механічного технологічного обладнання компресорних станцій магістральних газопроводів. - К.: ДК „Укртрансгаз”, 2002. – 56 с.
49. Соляник В.Г. Дослідно – промислова експлуатація стаціонарної системи вітрозахисту і діагностування ГПА. // Нафтова і газова промисловість. – 1999. - №1. – С. 47-49.
50. Швалев В.М. Методы и средства оперативной вибродиагностики газоперекачивающего оборудования КС. // Сборник по автоматизации. Опыт разработки и внедрения АСУТП объектов нефтяной и газовой промышленности. – Киев. – 1990. – С. 120-125.

51. Заякин В.В., Матвеев А.С., Зюркалов Е.И. Вибрационная диагностика центробежных компрессорных машин. // Нефтяное хозяйство. – 1986. - №8. – С. 45-49.
52. Малаховский Е.И. Непрерывный контроль загрязнения компрессоров газотурбинных установок. // Нафтова і газова промисловість. – 1992. - № 3. – С. 44-45.
53. Исерлис Ю.Э., Малин В. А. Автоматизированная система технической диагностики ГПА. // Газовая промышленность. – 1991. - № 1. – С. 22-23.
54. Добров В.Л., Игуменцев Е.А., Прокопенко Е.А. Программная часть комплекса “SIMON” для защиты и мониторинга технического состояния газоперекачивающего агрегата ГПА-10. // Методи та прилади контролю якості. – 2005. - №15. – С. 55-58.
55. Игуменцев Е.А. Ефективність методів та приладів віброконтролю та вібродіагностування газоперекачуючих агрегатів та компресорних установок. // Нафтова і газова промисловість. – 2006. - №4. – С. 23-26.
56. Игуменцев Е.А. Приборы, системы и методология спектрально – корреляционного виброконтроля предаварийного состояния газотранспортного оборудования. / Дис... док. техн. наук. – Харьков, 1999.
57. Семенов А.С. Комплексный анализ работоспособности газоперекачивающих агрегатов на основе прогноза остаточного ресурса. / Автореф. дис... канд. техн. наук. – Тюмень. – 2004. – 21 с.
58. Белоброва О.Р. Разработка диагностической модели газового тракта центробежного нагнетателя при эрозионном износе лопаток рабочего колеса. // Сборник научных трудов. Газотранспортное оборудование, эксплуатация, надежность, исследования. – М.: ВНИИГаз. – 1990. – С. 89-91.
59. Білоброва О.Р., Поздняк І.О., Бітна Т.І. Визначення відхилень режимів роботи ГПА в умовах експлуатації. // Нафтова і газова промисловість. – 1994. - № 4. – С.52.

60. Метод визначення параметрів фактичного режиму та показників технічного стану ВЦН ГПА в умовах неповноти та недостовірності вхідної інформації. / М.В. Беккер, Б.С. Ільченко, О.О. Прищепо, В.Г. Соляник, В.Л. Лівшиць, Б.І. Ізмалков // Нафтова і газова промисловість. – 2002. - № 3. – С.41-47.
61. Б.С. Ільченко, О.О. Прищепо, О.Л. Тумаркін, Б.І. Фролов. Визначення фактичних характеристик нагнітачів ГПА в умовах експлуатації методом імітаційного моделювання. // Нафтова і газова промисловість. – 1999. - № 6. – С.44-47.
62. Б.С. Ільченко, О.О. Прищепо, О.Л. Тумаркін, Б.І. Фролов. Модельно – програмний комплекс для оперативної діагностики функціонально – технічного стану ГПА. // Нафтова і газова промисловість. – 2000. - № 1. – С.45-48.
63. Биков Г.О. Математична модель роботи відцентрового нагнітача на не розрахункових режимах. // Нафтова і газова промисловість. – 2002. - № 3. – С. 27-29.
64. Биков Г.О., Волянська Л.Г., Ізбаш В.І. Ідентифікація робочих характеристик спрацьованих відцентрових нагнітачів за експлуатаційними параметрами. // Нафтова і газова промисловість. – 2002. - № 4. – С.35-36.
65. Грудз В.Я., Грудз Я.В. Методика параметричного діагностування стану відцентрового нагнітача. // Нафтова і газова промисловість. – 1996. - № 4. – С. 29-30.
66. Бойко М.В., Вакуленко Г.Є. Методи теплотехнічних випробувань нагнітачів природного газу. // Нафтова і газова промисловість. – 1995. - № 4. – С.43-44.
67. Трубопровідний транспорт газу. Монографія. / М.П. Ковалко, В.Я. Грудз, В.Б. Михалків, Д.Ф. Тимків, Л.С. Шлапак, О.М. Ковалко. – Київ: Арена Еко, 2002. – 600 с.

68. Kaikko J., Talonpoika T., Sarkoma P. GAS TURBINE MODEL FOR AN ON-LINE CONDITION MONITORING AND DIAGNOSTIC SYSTEM. // www.actapress.com/PDFViewer.aspx?paperId=19960.
69. Mark Devaney, Bill Cheetham. Case-Based Reasoning for Gas Turbine Diagnostics. / Lecture Notes in Computer Science. – Springer Berlin. – 2005. – P. 152-162.
70. S. Can Gulen, Patrick R. Griffin, Sal Paolucci. REAL-TIME ON-LINE PERFORMANCE DIAGNOSTICS OF HEAVY-DUTY INDUSTRIAL GAS TURBINES. / Journal of Engineering for Gas Turbines and Power - October 2002. – Vol. 124, Issue 4. - P. 910-921.
71. COУ 60.3-30019801-011:2004. Компресорні станції. Контроль теплотехнічних та екологічних характеристик газоперекачуючих агрегатів. – К.: ДК „Укртрансгаз”, 2004 – 117 с.
72. Степаненко В.П. Практическая диагностика авиационных газотурбинных двигателей. – М.: Транспорт, 1985. – 102с.
73. Матвеевский Б.Р., Швецов В.В., Петросянц Е.А., Денисов В.Г. Средства технической диагностики ГПА по анализу смазочного масла. // Газовая промышленность. – 1992. - №4. – С.30-31.
74. Матвеевский Б.Р., Петросянц Е.А. Метод комплексной оценки технического состояния центробежных газоперекачивающих агрегатов по анализу масла. // Вестник машиностроения. – 1985. - №7. – С. 31-35.
75. Orlando J. Illi, Jr., Frank L. Greitzer, Lars J. Kangas, Tracy J. Reeve. An artificial neural network system for diagnosing gas turbine engine fuel faults. / Papers of 48th Meeting of the Mechanical Failures Prevention Group.- Wakefield, MA. – 1994.- www.pnl.gov/redipro/papers/tedann_mfpg94.pdf.
76. Vasile Palade, Ron J. Patton, Faisal J. Uppal, Joseba Quevedo, S. Daley. FAULT DIAGNOSIS OF AN INDUSTRIAL GAS TURBINE USING NEURO-FUZZYMETHODS./IFAC.–2002.- web.comlab.ox.ac.uk/oucl/work/vasile.palade/papers/Palade_CongresIFAC2002.pdf.

77. Chaiyakorn Jansuwan, C. James Li. PROJECTION NETWORK FOR AIRCRAFT-ENGINE FAULT DIAGNOSIS. // Newsletter of the Society for Machinery Failure Prevention Technology (MFPT). – 2003. – P. 301 – 311. // www.rpi.edu/~lic3/James_Li_RPI/PDF/JansuwanCPNAEFD_MFPT.pdf.
78. C. Angelakis, E. N. Loukis, A. D. Pouliezos, G. S. Stravrakakis. A neural network – based method for gas turbine blading fault diagnosis. // www.uwm.edu.pl/wnt/diagnostyka/diagnostyka%2026.pdf.
79. Tom Brotherton, Gary Jahns, Jerry Jacobs, Dariusz Wroblewski. Prognosis of Faults in Gas Turbine Engines. / Papers of the IEEE Conference on Control Applications. - 2000.- www.iac-online.com/images/Publications/26.pdf.
80. Chang-duk Kong, Ja-young Ki, Myoung-cheol Kang and Seong-hee Kho. A STUDY ON INTELLIGENT PERFORMANCE DIAGNOSTICS OF A GAS TURBINE ENGINE USING NEURAL NETWORKS. / Proceedings of the IGTC 2003. – Tokyo. – 2003.- ieeexplore.ieee.org/iel5/7042/19022/00879368.pdf.
81. Jaime ARRIAGADA, Magnus GENRUP, Agneta LOBERG, Mohsen ASSADI. Fault Diagnosis System for an Industrial Gas Turbine by Means of Neural Networks. // IGTC. International Gas Turbine Congress. - Tokyo, Japan. - TS-001. - 2003.
82. СОУ 60.3-30019801-004:2004. Системи автоматичного керування газоперекачувальними агрегатами. Основні технічні вимоги. – К.: ДК “Укртрансгаз”, 2004 – 22 с.
83. Гордієнко І.А., Дудко П.Г., Старовойтов В.Г. та інші. Створення та впровадження САК ГПА нового покоління на об’єктах ДК “Укртрансгаз”. // Нафтова і газова промисловість. – 2002. - №5. – С. 49-51.
84. Сайт www.inec.com.ua.
85. Сайт www.geonorma.com.ua.
86. Рис В.Ф. Центробежные компрессорные машины. – М.: Машиностроение, 1964. – 336 с.

87. Сухарев М.Г., Ставровский Е.Р. Расчеты систем транспорта газа с помощью вычислительных машин. – М.: Недра, 1971. – 208 с.
88. Альбом приведенных характеристик нагнетателей Невского машиностроительного завода. – М.: ВНИИгаз, 1964. – 88 с.
89. Горбійчук М.І., Когутяк М. І., Ковалів Є.О. Нейрообчислювачі параметрів нагнітачів природного газу. - Нафтова і газова промисловість. – 2002. - № 5. – С. 39 – 41.
90. Бендат Дж., Пирсол А. Прикладной анализ случайных данных: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 540 с.
91. Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами: Пер. с англ. – М.: Мир, 1973. – 958 с.
92. Гарляускас А.И. Математическое моделирование оперативного и перспективного планирования систем транспорта газа. - М.: Недра, 1975.
93. Пістун Є., Матіко Ф. Розробка методики розрахунку коефіцієнта стисливості природного газу для задач його обліку // Нафта і газ України. Матеріали 6-ої Міжнародної науково-практичної конференції. Івано-Франківськ, (31 жовтня – 3 листопада). Том 3. – Івано-Франківськ: Факел, 2000. - С.211-213.
94. Сухарев М.Г., Ставровский Е.Р. Оптимизация систем транспорта газа. - М.: Недра, 1975. – 277 с.
95. Математическое моделирование технологических объектов магистральных газопроводов / Н.М. Константинов и др. – М.: Недра, 1988. - 192 с.
96. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия - Телеком, 2001. – 382 с.
97. Нейроинформатика. / А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, Кидрин А.Н. и др. – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. – 296 с.
98. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: Пер. с польского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

99. Горбійчук М.І., Скріпка О.А. Метод обчислення базових значень діагностичних ознак відцентрового нагнітача природного газу. // *Методи та прилади контролю якості*. – 2005. – № 15. – С. 36 – 40.
100. Горбійчук М.І., Когутяк М.І., Скріпка О.А. Ідентифікація діагностичних ознак нагнітача природного газу. // *Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ*. – 2005. – № 4 (17). – С. 39– 44.
101. Горбійчук М.І., Скріпка О.А. Система обчислення базових величин при діагностуванні газоперекачувальних агрегатів. // Четверта науково-технічна конференція “Приладобудування 2005: Стан і перспективи”. Збірка наукових праць. – 2005. – С. 248 – 249.
102. Горбійчук М.І., Когутяк М.І., Скріпка О.А. Контроль технічного стану газоперекачувальних агрегатів. // *Методи та прилади контролю якості*. – 2005. – № 13. – С. 18 – 19.
103. Горбійчук М.І., Скріпка О.А. Метод оцінки технічного стану нагнітача природного газу. // *Наукові вісті інституту менеджменту та економіки "Галицька академія"*. – 2006. – № 1(9). – С. 53 – 58.
104. Местецкий Л.М. Математические методы распознавания образов. Конспект лекций. – www.ccas.ru/frc/papers/mestetskii04course.pdf - 85 с.
105. Вапник В.Н., Червоненко А. Я. Теория распознавания образов. – М.: Наука, 1977. – 415 с.
106. Патрик Э.А. Основы теории распознавания образов: Пер. с англ. – М.: Сов. радио, 1980. – 408 с.
107. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: Пер. с польского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.
108. Горбійчук М.І., Скріпка О.А. Метод діагностування технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу. // *Нафтова і газова промисловість*. – 2006. – № 4. – С. 19 – 23.
109. Скріпка О.А., Горбійчук М.І. Діагностування технічного стану нагнітачів природного газу за допомогою імітаційного моделювання. // *Методи та прилади контролю якості*. – 2006. – № 16. – С. 11 – 14.

110. Горбійчук М.І. Моделювання об'єктів і систем керування в нафтовій і газовій промисловості. Част.1 – Івано-Франківськ: Факел, 1999. – 150 с.
111. Основи метрології та вимірювальної техніки. Том 1: Основи метрології. / М. Дорожовець, В. Мотало, Б. Стадник, В. Василюк, Р. Борек, А. Ковальчик. – Львів: Видавництво Національного університету “Львівська політехніка”. – 2005. – 529 с.
112. Степанов А.И. Центробежные и осевые компрессоры, воздуходувки и вентиляторы. Теория, конструкция и применение: Пер. с англ. – М.: Машиностроение, 1960. – 347 с.
113. Пфлейдерер К. Лопаточные машины для жидкостей и газов: Пер с нем. – М: Машиностроение, 1960. – 682 с
114. Горбійчук М.І., Когутяк М.І., Скріпка О.А. Діагностична модель відцентрового нагнітача природного газу. // Нафтова і газова промисловість. – 2006. - № 2. – С. 36 – 38.
115. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике для инженеров и научных работников: Пер. с англ. - М.: Мир, 1970. - 720 с.
116. Вержбицкий В. М. Основы численных методов. Учебник. – М.: Высшая школа, 2002. – 840 с.
117. Лоусон Ч., Хенсон Р. Численное решение задач метода наименьших квадратов: Пер. с англ. – М.: Наука, 1986. – 232 с
118. Горбійчук М.І., Скріпка О.А. Ідентифікація технічного стану нагнітачів природного газу. // 13-та Міжнародна конференція з автоматичного управління “Автоматика-2006”. - м. Вінниця. – 2006. – С. 57.
119. Гультяев А.К. Визуальное моделирование в среде Windows. – СПб: Питер, 2000 – 432 с.
120. Системи автоматичного керування газоперекачувальними агрегатами. - Львів: ТзОВ НВП “Нова техніка“. – 2006. – 15 с.
121. Горбійчук М.І., Скріпка О.А., Прокіпчин В.С. Інтерфейс системи контролю технічного стану відцентрових нагнітачів природного газу. // Шоста науково – технічна конференція "Приладобудування 2007: Стан і перспективи". – м. Київ. – С. 347 – 348.

ДОДАТКИ

Додаток А
Приклад сертифікату якості природного газу

Переданого по – Союз

Дата відбору проби: 10.07.04

Умови відбору проби: Температура - 24°C; Тиск – 47 кгс/см²

Фізико-хімічні показники (ФХП) парам. газу Т 20 °С, тиск 0,1 МПа

Результати аналізу:

Найменування ФХП газу	Фактичні результати аналізу газу, % об'ємний
Метан (C1)	98,304
Етан (C2)	0,561
Пропан (C3)	0,196
ізо-Бутан (iC4)	0,028
н-Бутан (nC4)	0,036
нео-Пентан (неоC4)	0
ізо-Пентан (iC5)	0,005
н-Пентан (nC5)	0,005
Гексан+вищ. (C6+вищ.)	0,000
Кисень (O2)	0,006
Азот (N2)	0,823
Діод вуглецю (CO2)	0,038
Механічні домішки, г/м ³	
Меркаптанова сірка, г/м ³	
Сірководень, г/м ³	
Густина відносна	0,5643
Густина пікнометрична, кг/м ³	
Густина хроматографічна, кг/м ³	0,68
Нижча теплота згорання, ккал/м ³	7986
Число Воббе (нижче) ккал/м ³	10631
Точка роси при P=3,92 МПа, не вище °С	

Додаток Б

Аналіз зміни густини природнього газу (Газопровід "Союз")

Позначення

t - час, дні

ρ - густина газу, кг/куб. м.

Δ - відносна густина газу за повітрям

Виявлення тренду в експериментальних даних

$$t := g^{(0)} \quad \rho := g^{(1)} \quad \Delta := g^{(2)}$$

Обчислення коефіцієнтів рівняння регресії

$z := \text{rows}(g)$ Кількість замірів густини газу

$i := 0..z-1$

$F_{i,0} := 1 \quad F_{i,1} := t_i$ Формування матриці F

$M := F^T \cdot F$ Матриця Фішера

$C := M^{-1}$ Дисперсійна матриця

$a := C \cdot F^T \cdot \rho$ Обчислення параметрів моделі $\rho = a_0 + a_1 \cdot t$

$$a = \begin{pmatrix} 0.679 \\ 5.701 \times 10^{-6} \end{pmatrix} \quad \text{Параметри моделі}$$

$a_1 = 5.701 \times 10^{-6}$ Коефіцієнт нахилу прямої $\rho = f(t)$ до вісі абсцис

$y_\rho := F \cdot a$ Розрахункові значення густини газу

Перевірка гіпотези про нульове значення коефіцієнта a_1

$df := z - 2$

$\alpha := 0.05$ Рівень довіри

$$s_1 := \sqrt{\frac{1}{z-2} \cdot \sum_{j=0}^{z-1} (\rho_j - y_{\rho j})^2} \quad \text{Середньоквадратичне відхилення експериментальних даних від розрахункових для густини газу}$$

$$s_1 = 6.647 \times 10^{-4}$$

$s_{a_1} := (C_{1,1})^{0.5} \cdot s_1$ Середньоквадратична відхилення для коефіцієнта a_1

$$s_{a_1} = 1.582 \times 10^{-6}$$

$H_0: \mu = \mu_0$ Гіпотеза H_0 - математичне сподівання коефіцієнта a_1 дорівнює нулю

$H_1: \mu \neq \mu_0$ Альтернативна гіпотеза H_1 - математичне сподівання коефіцієнта a_1 не дорівнює нулю

$\mu_0 := 0$ **Задаємо нульове значення математичного сподівання коефіцієнта a_1**

$$t_t := \frac{(a_1 - \mu_0)}{s_{a1}} \quad t_t = 3.602 \quad \text{Нова нормована випадкова величина}$$

$$tf := qt\left(1 - \frac{\alpha}{2}, df\right) \quad \text{Обчислення інтервалу, в який з ймовірністю } P=1-\alpha \text{ попаде коефіцієнт } a_1$$

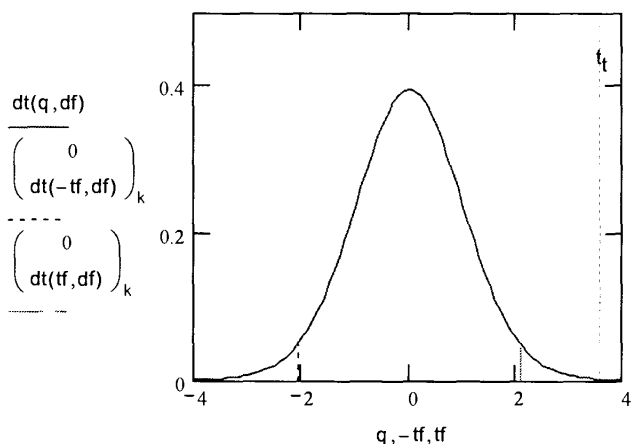
$$tf = 2.06$$

$$|a_1| < tf \cdot s_{a1} = 0 \quad \text{Умова виконання гіпотези } H_0: \text{ якщо логічна умова " одиниця", то гіпотеза } H_0 \text{ приймається}$$

Графічна інтерпретація H_0 -гіпотези

$$q := -4, -3.9.. 4$$

$$k := 0.. 1$$



Обчислення довірливих інтервалів

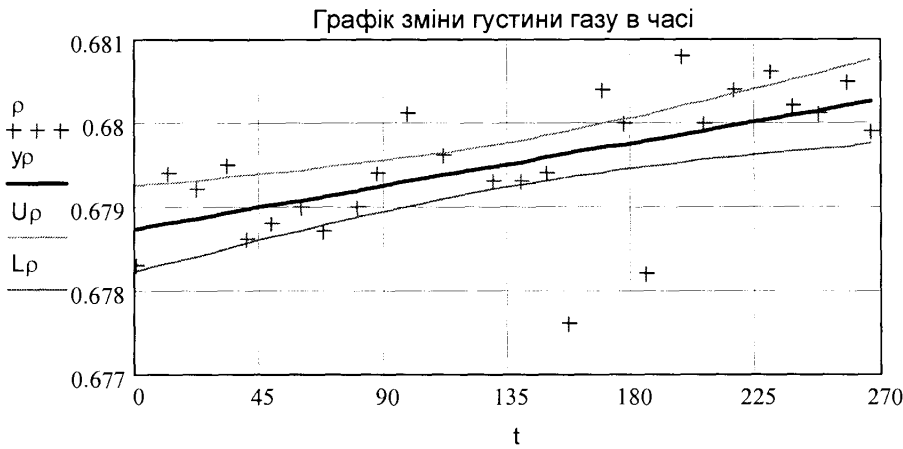
Довірливий інтервал для лінії регресії $\rho=f(t)$

$$t_c := \frac{1}{z} \cdot \sum_{j=0}^{z-1} t_j \quad \text{Середнє значення для величини } t$$

$$s_i := s_1^2 \cdot \left[\frac{1}{z} + \frac{(t_i - t_c)^2}{\sum_{j=0}^{z-1} (t_j - t_c)^2} \right] \quad \text{Дисперсія для лінії регресії}$$

$$U_{\rho_i} := y_{\rho_i} + tf \cdot \sqrt{s_i} \quad \text{Верхня межа довірливого інтервалу}$$

$$L_{\rho_i} := y_{\rho_i} - tf \cdot \sqrt{s_i} \quad \text{Нижня межа довірливого інтервалу}$$



Довірливий інтервал для оцінки математичного очікування випадкової величини ρ

$m := \text{mean}(\rho) \quad m = 0.6795$ Оцінка математичного очікування випадкової величини ρ

$s := \text{stdev}(\rho) \cdot \sqrt{\frac{z}{z-1}} \quad s = 8.0332 \times 10^{-4}$ Оцінка дисперсії випадкової величини ρ

$(L \ U) := \left(m - \left| \text{qt}\left(\frac{\alpha}{2}, z-1\right) \right| \cdot \frac{s}{\sqrt{z}} \quad m + \left| \text{qt}\left(\frac{\alpha}{2}, z-1\right) \right| \cdot \frac{s}{\sqrt{z}} \right)$ Довірливий інтервал для m

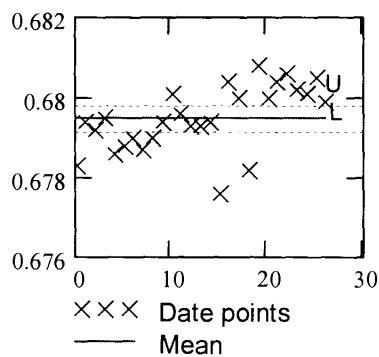
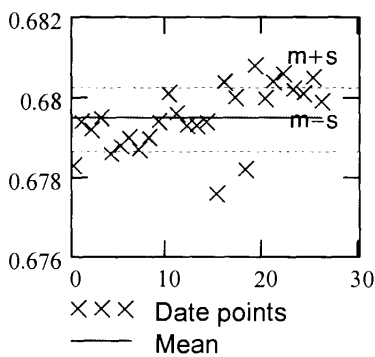
$U = 0.6798$ Верхня межа довірливого інтервалу

$L = 0.6792$ Нижня межа довірливого інтервалу

$\frac{U-L}{m} \cdot 100 = 0.0935$ Відносна ширина довірливого інтервалу, %

Графічна інтерпретація результатів обчислень оцінки математичного очікування випадкової величини ρ

$i := 0..z-1$



Довірливий інтервал для оцінки дисперсії випадкової величини ρ

$N := z - 1$

$L1 := \frac{N \cdot s^2}{\text{qchisq}\left(1 - \frac{\alpha}{2}, N\right)}$ Нижня межа довірливого інтервалу

$L1 = 4.0022 \times 10^{-7}$

$$U1 := \frac{N \cdot s^2}{\text{qchisq}\left(\frac{\alpha}{2}, N\right)} \quad \text{Верхня межа довірливого інтервалу}$$

$$U1 = 1.212 \times 10^{-6}$$

$$\frac{U1 - L1}{s} \cdot 100 = 0.101 \quad \text{Відносна ширина довірливого інтервалу, \%}$$

Діапазон зміни густини ρ

$$\text{Нижня межа: } U\rho_0 - L\rho_0 = 1.021 \times 10^{-3}$$

$$\text{Верхня межа: } U\rho_{z-1} - L\rho_{z-1} = 1.008 \times 10^{-3}$$

Додаток В

Апроксимація статичної характеристики нагнітача (ступінь підвищення тиску) за допомогою GRNN неймереж

```

%=====
%Апроксимація статичної характеристики нагнітача eps=f(Qпр, nпр)
%Вхідні дані:
%Nn-кількість рівнів n=const
%nx-кількість інтервалів розбиття осі абсцис при тестуванні
мережі
%del_q-приріст приведеної витрати (в безрозмірних од.)
%EPS-матриця вхідних даних:
%Приведена витрата Qпр-1-ий стовпець;
%Приведені оберти Nпр-2-ий стовпець;
%Коефіцієнт підвищ. тиску газу eps-3-ий стовпець;
%=====
%Перерахунок вхідних величин
%-----
load EPS.mat;
UX=EPS;
UX(:,3)=1.2-(0.1/21.2)*16.2+(UX(:,3)/21.2)*0.1;
Nn=9;
nx=10;
del_q=0.125;
[n,m]=size(UX);
%-----
%Формуємо безрозмірну матрицю
%-----
A1=UX(:,1);A2=UX(:,2);
YP=UX(:,3);
max_V=max(UX);min_V=min(UX);
for i=1:n
    AA1(i)=(A1(i)-min_V(1))/(max_V(1)-min_V(1));
    AA2(i)=(A2(i)-min_V(2))/(max_V(2)-min_V(2));
end
%-----
%Матриця входів
%-----
X=[AA1',AA2'];
%-----
%Радіальна неймережа
%-----
P=X';t=YP';
spread=0.025;
net=newgrnn(P,t,spread);
%-----
%Аналіз алгоритму
%-----

```

```

a=sim(net,P);
error=100*(t-a)./t;
dl=mean(abs(error));
[nn,mm]=size(a);
for i=1:mm
    k(i)=i;
end
disp('Сер. похибка апрокс. dl=')
disp(dl)
disp('Максимальна похибка апроксимації max_error=')
disp(max(abs(error)));
figure
m1=postreg(a,t);
figure
plot(k,error,'+')
%-----
%Тестування нейромережі
%-----
nf=0;del_n=1/nx;
tss=0;nz=1/del_q;
for k=1:nz+1
    ns=nf+1;
    nf=nf+nx+1;
    for j=ns:nf
        Pf1(j)=tss;
        Pf2(j)=1-(k-1)*del_q;
        tss=tss+del_n;
    end
end
tss=0;
end
Pt=[Pf1;Pf2];
[nt,mt]=size(Pt);
NN=n/Nn;Nt=mt/Nn;
Pz=1:NN;Pz1=1:Nt;
Px=P(:,Pz);tx=Px(1,:);
Px1=P(:,Pz1);tx1=Px1(1,:);
nn=9;%Кількість значень [n]пр
a1=sim(net,Pt);
figure
for i=1:nn
    Yz=a(:,(i-1)*NN+Pz);
    Yz1=a1(:,(i-1)*Nt+Pz1);
    Ys=YP((i-1)*NN+Pz,:);
    plot(tx,Yz,'b+- ',tx,Ys,'ro')
    hold on
    plot(tx1,Yz1,'kv')

```

hold on
end

Додаток Г

Апроксимація статичної характеристики нагнітача (коефіцієнт корисної дії) за допомогою GRNN нейромереж

```

%=====
%Апроксимація статичної характеристики нагнітача PCL-804-2:
%коефіцієнт корисної дії  $ssd=f(Q_{пр})$  (узагальнена регресійна
%нейромережа)
%=====
%Вхід
%T-приведена витрата (безрозмірна величина);
%Y-політропний коефіцієнт корисної дії.
%-----
load PKKD.mat;%Масив експериментальних даних
UX=PKKD;Y=UX;
%-----
%Формування вхідної величини  $Q_{пр}$ 
%-----
T0=10;i=1;TS=350;
TB=250;
while TS<=750
    T(i)=TS/TB;
    TS=TS+T0;
    i=i+1;
end
%-----
%Створення нейромережі
%-----
t=T;P=Y';
spread=0.025;
net=newgrnn(t,P,spread);
%-----
%Аналіз алгоритму
%-----
a=sim(net,t);
error=100*(P-a)./P;
dl=mean(abs(error));
[nn,mm]=size(a);
for i=1:nn
    k(i)=i;
end
disp('Сер. похибка апрокс. dl=')
disp(dl)
disp('Максимальна похибка апроксимації max_error=')
disp(abs(max(error)));
figure
%-----
%Тестування мережі
%-----

```

```
N=24;t0=1.4;tk=3;
delt=(tk-t0)/N;ts=1.4;
for i=1:N
    tr(i)=ts;
    yr(i)=sim(net,ts);
    ts=ts+delt;
end
figure
plot(T,Y,'+- ',T,a,'ro',tr,yr,'kv')
```


Додаток Д

Апроксимація статичної характеристики нагнітача (внутрішня потужність) за допомогою GRNN нейромереж

```

%=====
%Апроксимація статичної характеристики нагнітача: внутрішня
потужність
%нагнітача Ni=f(Qпр) (PCL-804-2) (узагальнена
%регресійна нейромережа)
%=====
%Вхід: Ординати статичної характеристики
% T-приведена витрата (T1-безрозмірна величина);
% Y-потужність нагнітача (Y1-безрозмірна величина).
%-----
load PN.mat;
UX=PN;Y=UX;
%-----
%Формування вхідної величини Qпр
%-----
T0=10;i=1;TS=350;
while TS<=750
    T(i)=TS;
    TS=TS+T0;
    i=i+1;
end
T1=T/250;Y1=Y/350;
t=T1;P=Y1';
%-----
%Створення нейромережі
%-----
spread=0.025;
net=newgrnn(t,P,spread);
%-----
%Аналіз алгоритму
%-----
a=sim(net,t);
error=100*(P-a)./P;
dl=mean(abs(error));
[nn,mm]=size(a);
for i=1:nn
    k(i)=i;
end
disp('Сер. похибка апрокс. dl=')
disp(dl)
disp('Максимальна похибка апроксимації max_error=')
disp(abs(max(error)));
%-----
%Тестування мережі
%-----

```

```
N=24;t0=1.4;tk=3;
delt=(tk-t0)/N;ts=1.4;
for i=1:N
    tr(i)=ts;
    yr(i)=sim(net,ts);
    ts=ts+delt;
end
figure
plot(T1,Y1,'+- ',T1,a,'ro',tr,yr,'kv')
```

Додаток Е
Кластеризація діагностичних ознак нагнітачів природного газу (на прикладі
нагнітача PCL - 804 – 2)

```

%=====
%Кластеризація діагностичних ознак
%НАГНІТАЧ PCL-804-2
%1-ий стовпець: число обертів вала двигуна, %
%2-ий стовпець: температура газу при вході в нагнітач, град. С
%3-ий стовпець: ступінь підвищення тиску газу
%4-ий стовпець: тиск на вході в нагнітач, кгс/кв.см.
%5-ий стовпець: температура навколишнього середовища, град. С
%Продуктивність нагнітача, млн.нм.куб/добу
%Приведені параметри нагнітача
%=====
%Вхід: Технологічні параметри нагнітача
%-----
load XQ1.mat;
load QS.mat;
%-----
%Параметри газового потоку
%-----
Tn=288;%Приведена температура, град.К
znp=0.9;%Приведений коефіцієнт стисливості
Rnp=52;%Приведена газова постійна, кгс*м/кг*град.К
nn=4460;%Приведені оберти нагнітача, об/хв
n=XQ1(:,1);%Оберти двигуна,%
%-----
%Обчислення коефіцієнта стисливості
%-----
t=XQ1(:,2);%t-температура газу (на вході), град. С;
Pn=XQ1(:,4);%Pn-надлишковий тиск газу (на вході), кгс/кв.см.;
%roc-густина газу (кг/куб.м) при стандартних умовах
%   Pc=0,101325 МПа
%   Tc=293,15 град.К;
%ra-об'ємна доля азоту в газовій суміші за стандартних умов;
%rb-об'ємна доля двоокису вуглецю в газовій суміші за
стандартних умов;
%rm-об'ємна доля метану в газовій суміші за стандартних умов;
roc=0.6799;
ra=0.00792;
rb=0.004;
rm=0.98449;
Delta=roc/1.2046;%Відносна густина газу за повітрям
R=29.2842/Delta;%Газова постійна
tn0=20;%Стандартна температура
%Коефіцієнт стисливості газу
[N,M]=size(Pn);
%-----

```

Додаток Е

Кластеризація діагностичних ознак нагнітачів природного газу (на прикладі нагнітача PCL - 804 – 2)

```

%=====
%Кластеризація діагностичних ознак
%НАГНІТАЧ PCL-804-2
%1-ий стовпець: число обертів вала двигуна, %
%2-ий стовпець: температура газу при вході в нагнітач, град. С
%3-ий стовпець: ступінь підвищення тиску газу
%4-ий стовпець: тиск на вході в нагнітач, кгс/кв.см.
%5-ий стовпець: температура навколишнього середовища, град. С
%Продуктивність нагнітача, млн.нм.куб/добу
%Приведені параметри нагнітача
%=====
%Вхід: Технологічні параметри нагнітача
%-----
load XQ1.mat;
load QS.mat;
%-----
%Параметри газового потоку
%-----
Tn=288;%Приведена температура, град.К
znp=0.9;%Приведений коефіцієнт стисливості
Rnp=52;%Приведена газова постійна, кгс*м/кг*град.К
np=4460;%Приведені оберти нагнітача, об/хв
n=XQ1(:,1);%Оберти двигуна, %
%-----
%Обчислення коефіцієнта стисливості
%-----
t=XQ1(:,2);%t-температура газу (на вході), град. С;
Pn=XQ1(:,4);%Pn-надлишковий тиск газу (на вході), кгс/кв.см.;
%roc-густина газу (кг/куб.м) при стандартних умовах
%   Pc=0,101325 МПа
%   Tc=293,15 град.К;
%ra-об'ємна доля азоту в газовій суміші за стандартних умов;
%rb-об'ємна доля двоокису вуглецю в газовій суміші за
стандартних умов;
%rm-об'ємна доля метану в газовій суміші за стандартних умов;
roc=0.6799;
ra=0.00792;
rb=0.004;
rm=0.98449;
Delta=roc/1.2046;%Відносна густина газу за повітрям
R=29.2842/Delta;%Газова постійна
tn0=20;%Стандартна температура
%Коефіцієнт стисливості газу
[N,M]=size(Pn);
%-----

```

```

%Обчислення коефіцієнта стисливості газу
%-----
for i=1:N
    Ps(i)=0.101*Pn(i);
    [z,k]=fun_z(t(i),Ps(i),roc,ra,rb,rm);
    Z(i)=z;
    кара(i)=k;
    ns(i)=n(i)*nn/100;%Оберти нагнітача,об/хв
    %Приведені оберти нагнітача
    Nnp(i)=(ns(i)/nn)*sqrt(znp*Tn*Rnp/(z*R*(t(i)+273.15)));
    %Продуктивність нагнітача,нм.куб/хв
    Qp(i)=QS(i)*1.0e6/(24*60);
    %Продуктивність нагнітача,м.куб/хв

Qr(i)=z*Qp(i)*(t(i)+273.15)*0.101325/((tn0+273.15)*(0.101*Pn(i)
+0.101325));
    %Приведена продуктивність нагнітача
    Qnp(i)=Qr(i)*nn/ns(i);
    K(i)=i;
end
%=====
%НЕЙРОМЕРЕЖА-1
%Апроксимація статичної х-ки нагнітача eps=f(Qnp,nnp)
%Вхідні дані
%EPS-матриця вхідних даних:
% Приведена витрата Qnp-1-ий стовпець;
%Приведені оберти Nnp-2-ий стовпець;
%Коефіцієнт стисливості газу eps-3-ий стовпець;
%=====
%Вхід: Ординати статичної характеристики нагнітача PCL-804-2
%-----
load EPS.mat;
UX=EPS;
UX(:,3)=1.2-(0.1/21.2)*16.2+(UX(:,3)/21.2)*0.1;
[n,m]=size(UX);
%-----
%Формуємо безрозмірну матрицю входів
%-----
A1=UX(:,1);A2=UX(:,2);
YP=UX(:,3);
max_V=max(UX);min_V=min(UX);
for i=1:n
    AA1(i)=(A1(i)-min_V(1))/(max_V(1)-min_V(1));
    AA2(i)=(A2(i)-min_V(2))/(max_V(2)-min_V(2));
end
%Матриця входів
X=[AA1',AA2'];
%-----
%Радіальна нейромережа

```

```

%-----
p=X';t=YP';
spread=0.015;
net=newgrnn(P,t,spread);
for i=1:N
    QQ1(i)=(Qnp(i)-min_V(1))/(max_V(1)-min_V(1));
    NN1(i)=(Nnp(i)-min_V(2))/(max_V(2)-min_V(2));
end
%-----
%Матриця входів (реальні дані)
%-----
X1=[QQ1',NN1'];P1=X1';
Eps=sim(net,P1);
Eps1=XQ1(:,3);
%=====
%Регресійна модель: ступінь підвищення тиску газу
eps=f(Qnp,Nnp)
%=====
for i=1:N
    Eps2(i)=fun_qn(Qnp(i),Nnp(i));
end
figure
plot(K,Eps,'r+- ',K,Eps1,'cv-',K,Eps2,'go-')
%Відхилення дійсного значення ступеню підвищ. тиску від
базового
%(регресійна модель)
DELTA=Eps2-Eps1';
%Відхилення дійсного значення ступеню підвищ. тиску від
базового
%(мережева модель)
DELTA1=Eps-Eps1';
figure
plot(K,DELTA,'r+- ',K,DELTA1,'cv-')
aq=mean(DELTA);aq1=mean(DELTA1);
aqd=abs((aq-aq1)*100/aq);
%=====
%НЕЙРОМЕРЕЖА-2
%Апроксимація статичної х-ки нагнітача: політропний коефіцієнт
%корисної дії ccd=f(Qпр)
%(узагальнена регресійна нейромережа)
%=====
%Вхід:
%Т-приведена витрата (безрозмірна величина);
%У-політропний коефіцієнт корисної дії.
%-----
load PKKD.mat;
UX=PKKD;Y=UX;
%Формування вхідної величини Qпр
T0=10;i=1;TS=350;

```

```

%нейромережа)
%=====
%Вхід:
%Т-приведена витрата (Т1-безрозмірна величина);
%Y-потужність нагнітача (Y1-безрозмірна величина).
%-----
load PN.mat;
UX=PN;Y=UX;
%Формування вхідної величини Qпр
T0=10;i=1;TS=350;
while TS<=750
    T(i)=TS;
    TS=TS+T0;
    i=i+1;
end
T1=T/250;Y1=Y/350;
t=T1;P=Y1';
%-----
%Створення нейромережі
%-----
spread=0.025;
net=newgrnn(t,P,spread);
%Обчислення густини газу в реальних умовах
ron=roc*(0.101*293.15/0.10132)*Pn./(XQ1(:,2)+273.15);
%Внутрішня потужність, яку споживає нагнітач, кВт
Ncd=sim(net,Qnp/250);
ns_nn=ns'.^3/nn^3;
N_PCL=(350*Ncd'.*ron).*ns_nn;
%Обчислення Qnp за відомими значеннями eps і nnp
syms Q z a;%Символічні змінні
n_sym=Nnp;
E=XQ1(:,3);
[mf,nf]=size(E);
for j=1:mf
z=fun_qn(Q,n_sym(j))-E(j);
p=collect(z);
a=solve(p);
qnp=double(a);
[m,n]=size(qnp);
for i=1:m
    if imag(qnp(i))~=0
        continue
    else
        Q_np(j)=qnp(i);
    end
end
end
end
%=====
%Внутрішня потужність, яку споживає нагнітач, кВт

```

```

%(Qnp знаходиться як розв'язок рівняння Qnp=f(E,Nnp))
%=====
Ncd=sim(net,Q_np/250); ns_nn=ns'.^3/nn^3;
N_pcl=(350*Ncd'.*ron).*ns_nn;
figure;
plot(K,N_PCL,'+-r',K,N_pcl,'o-b');
delta_N=N_pcl-N_PCL;
figure
plot(K,delta_N,'+-r');
Delt_V=deltT./Tp2';
DELTA_V=DELTA./Eps2;
delta_NV=delta_N./N_PCL;
%Навчання методом зсуву
Ps=[DELTA_V;Delt_V';delta_NV'];%Вхідний вектор
%-----
%Мережа newsom
%-----
plot3(Ps(1,:),Ps(2,:),Ps(3,:),'+r')
net=newsom([0 0;0 0;0 0],[10]);
net.trainParam.epochs=100;
net=train(net,Ps);
w=net.IW{1};
%Побудова графіка
hold on
plot3(w(:,1),w(:,2),w(:,3),'ob');
[m,n]=size(w);
%Створення міток для точок
for i=1:m
    hold on;
    plot3(w(i,1),w(i,2),w(i,3),'ob');
    strmas=[num2str(i)];%Нумерація точок
    %Текст на графіку то його положення відносно точок
HTxt(i)=text(w(i,1),w(i,2),w(i,3),strmas,'Position',[w(i,1)+0.0
01 w(i,2) w(i,3)]);
end
%=====
%LVQ-мережа
%=====
P_LV=w';%Вхідний вектор
C_LV=[3 3 3 3 2 2 2 2 1 1];%Задано 3 класи
T_LV=ind2vec(C_LV);
%Формування LVQ-мережі
net=newlvq(minmax(P_LV),6,[0.4 0.4 0.2],0.01);
%Візуалізація результатів обчислень
W1=net.IW{1};
figure
plot3(W1(1,1),W1(1,2),W1(1,3),'ow');
net.trainParam.epochs=300;

```



```

net.trainParam.show=Inf;
net=train(net,P_LV,T_LV);
plotvec(P_LV,C_LV);
hold on
plotvec(net.IW{1}',vec2ind(net.LW{2}),'o');
%=====
%Класифікація стану об'єкта діагностування
%=====
%Вихід:
%+ - перший клас
%o - другий клас
%* - третій клас
%-----
[r,s]=size(Ps);
figure
for i=1:s
    a=vec2ind(sim(net,Ps(:,i)));%Визначення класу
    %Побудова графіка
    switch a
        case 1
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'+r');
        case 2
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'og');
        case 3
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'*c');
    end
end
end

```

Додаток Е1

Кластеризація діагностичних ознак нагнітачів природного газу (М-файли)

```

function [z, каpa]=fun_z(t, Pn, roc, ra, rb, rm)
%Коефіцієнт стисливості
T=t+273.5; Tn=T; %абсолютна температура
Paa=0.101+Pn; %абсолютний тиск
P=10.1972*Paa;
Xb=rb/(0.9947*(ra/0.9997+rb/0.9947+rm/0.9981));
Xa=ra/(0.9947*(ra/0.9997+rb/0.9947+rm/0.9981));
Xm=1-Xa-Xb;
Pnk=2.9585*(1.608-0.05994*roc+Xb-0.392*Xa);
Tnk=88.25*(0.9915+1.759*roc-Xb-1.681*Xa);
Pa=0.6714*(Paa/Pnk)+0.0147;
Ta=0.71892*(T/Tnk)+0.0007;
DTa=Ta-1.09;
if and(Pa>=0, Pa<=2) &and(DTa>=0, DTa<=0.3)
    F=75e-5*Pa^2.3/exp(20*DTa)+11e-4*DTa^0.5*(Pa*(2.17-
Pa+1.4*DTa^0.5))^2;
end
if and(Pa>=0, Pa<1.3) &and(DTa>=-0.25, DTa<0)
    F=75e-5*Pa^2.3*(2-exp(20*DTa))+1.317*Pa*(1.69-Pa^2)*DTa^4;;
end
if and(Pa>=1.3, Pa<2) &and(DTa>=-0.25, DTa<0)
d=DTa*(0.03249+18.028*DTa^2)+DTa^2*(2.0167+DTa^2*(42.844+200*DTa^2));
    F=75e-5*Pa^2.3*(2-exp(20*DTa))+0.455*(1.3-Pa)*(1.69*2^1.25-
Pa^2)*d;
end
teta1=Ta^5/(Ta^2*(6.60756*Ta-4.42646)+3.22706);
teta0=(Ta^2*(1.77218-0.8879*Ta)+0.305131)*teta1/Ta^4;
B0=teta0*(teta1-teta0^2)+0.1*teta1*Pa*(F-1);
B1=-teta0^2+(2/3)*teta1;
B2=(B0+sqrt(B0^2+B1^3))^(1/3);
z=(1+0.00132/Ta^3.25)^2*(0.1*Pa)/(B1/B2-B2+teta0);
%Показник адіабати
gg=384*(1-Xa)*(Paa/T)^0.8+26.4*Xa;
каpa=1.556*(1+0.074*Xa)-3.9e-4*T*(1-0.68*Xa)-
0.208*roc+(Paa/T)^1.43*gg;

function Eps2=fun_qn(Q, n)
%=====
%Регресійна модель нагнітача природного газу (Залежність
%ступеню підвищення тиску від приведених витрати та швидкості
%обертання колеса нагнітача
%=====
f1=-3.29884e-4*Q*n^2-0.06734*n^3+1.01075*n^2-0.74958*n;
f2=1.32214e-3*Q*n-1.21674e-6*Q^2*n+1.64003-2.86388e-3*Q;

```

```
f3=4.96877e-6*Q^2-2.7664e-9*Q^3;
Eps2=f1+f2+f3;
function eta=fun_ccd(Q)
%=====
%Залежність політропного коефіцієнта корисної дії від
%приведеної витрати
%=====
eta=2.15618e-5+2.76226e-3*Q-1.02106e-6*Q^2-3.37867e-9*Q^3+...
    2.14693e-12*Q^4;
```

Додаток Ж

Імітаційне моделювання технічного стану нагнітачів природного газу

```

%=====
%ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ НАГНІТАЧІВ
% ПРИРОДНОГО ГАЗУ
%=====
%Апроксимація статичної характеристики нагнітача  $\epsilon_s=f(Q_{пр},n_{пр})$ 
%(Імітаційна модель)
%=====
%Вхідні дані
%-----
%Nn-кількість рівнів  $n=const$ 
%nx-кількість інтервалів розбиття осі абсцис при тестуванні
мережі
%del_q-приріст приведеної витрати (в безрозмірних од.)
%EPS-матриця вхідних даних:
% Приведена витрата  $Q_{пр}$ -1-ий стовпець;
%Приведені оберти  $N_{пр}$ -2-ий стовпець;
%Коефіцієнт підвищ. тиску газу  $\epsilon_s$ -3-ий стовпець;
%-----
N_Z=2;K_z=0;
for is=1:N_Z
load EPS.mat;
load PKKD.mat;
U_X=PKKD;
UX=EPS;
UX(:,3)=1.2-(0.1/21.2)*16.2+(UX(:,3)/21.2)*0.1;
Nn=9;%Кількість рівнів швидкості обертання вала нагнітача
nx=10;%Кількість точок для тестування мережі
del_q=0.125;%Приріст витрати при тестуванні мережі
[n,m]=size(UX);
%-----
%Формуємо безрозмірну матрицю
%-----
A1=UX(:,1);A2=UX(:,2);
Yp=UX(:,3);
max_V=max(UX);min_V=min(UX);
for i=1:n
    AA1(i)=(A1(i)-min_V(1))/(max_V(1)-min_V(1));
    AA2(i)=(A2(i)-min_V(2))/(max_V(2)-min_V(2));
end
%-----
%Матриця входів
%-----
X=[AA1',AA2'];
%-----
P=X';%Вхід
t=Yp';%Вихід

```

```

%=====
%ІМІТАЦІЙНА МОДЕЛЬ
%-----
%Коефіцієнти моделі (МНК-метод)
%a_im-коефіцієнти моделі
%Y_im-вихід моделі
%-----
nf=0;
del_n=1/nx;%Приріст обертів нагнітача
tss=0;
nz=1/del_q;%Число точок для витрати
for k=1:nz+1
    ns=nf+1;
    nf=nf+nx+1;
    for j=ns:nf
        Pf1(j)=tss;
        Pf2(j)=1-(k-1)*del_q;
        tss=tss+del_n;
    end
    tss=0;
end
Pt=[Pf1;Pf2];
[nt,mt]=size(Pt);
NN=n/Nn;Nt=mt/Nn;
Pz=1:NN;Pz1=1:Nt;
Px=P(:,Pz);tx=Px(1,:);
Px1=Pt(:,Pz1);tx1=Px1(1,:);
for i=1:Nn
Ys=Yp((i-1)*NN+Pz,:);%Експеримент
%-----
%Формування матриці виходів
%-----
Y_s=Ys';
Y_ss(:,i)=Y_s;
%-----
end
[a_im Y_im]=fun_eps_im(tx,Y_ss);
%-----
%Вибір швидкості обертання валу нагнітача (N_n)
%N_n(1)=0.7, N_n(2)=0.75, N_n(3)=0.8,..., N_n(9)=1.1
%Задаємо № рівня N_r (N_r=1,2,...,9)
N_r=8;
%-----
MU=[0 0.12 0.20];
N_n(1:Nn)=0.7:0.05:1.1;
%-----
%Імітація відхилення ступеню підвищ. тиску газу
%-----

```

```

sigma=0.233e-3;%Дисперсія відхилення
m_i=length(MU);
n_n=length(tx);
L_i(1:n_n)=1;
F=[L_i' tx' (tx').^2 (tx').^3];
for i=1:m_i
aa_im=(1-MU(i))*a_im(:,N_r);
Y_i(:,i)=F*aa_im;
e(:,i)=normrnd(0,sigma,[n_n 1]);
Y_ii(:,i)=Y_i(:,i).*(1+e(:,i));
end
%-----
%Побудова графіка
%-----
for i=1:Nn
    Yz_i=Y_im(:,i);%Розрахунок
    Ys_i=Y_ss(:,i);%Експеримент
end
%-----
%Формування масиву відхилень
%-----
YY_e=Y_ss(:,N_r);
for i=1:m_i
Er_eps(:,i)=(Y_ii(:,i)-YY_e)./YY_e;
end
for i=1:m_i
    Y_in=Y_ii(:,i);%Розрахунок
    Y_zz=Y_i(:,i);
    switch i
        case 1
            plot(tx,Y_in,'bx',tx,Y_zz,'bo-')
        case 2
            hold on
            plot(tx,Y_in,'rx',tx,Y_zz,'ro-')
        case 3
            hold on
            plot(tx,Y_in,'gx',tx,Y_zz,'go-')
    end
end
end
%=====
%Обчислення к.к.д.нагнітача
%=====
%Формування вхідної величини Qпр
%-----
Y_C=U_X;%Вихід моделі
кара=1.336;%Показник адиабати
%-----
%Матриця Фішера

```

```

%-----
M=F' *F;
%-----
%Апроксимаційна залежність
%-----
Y_C(41)=[];
a_t=M^-1*F'*Y_C;
Y_eta=F*a_t;
T_n=288.5;%Температура на вході нагнітача
t_k=T_n*Y_im(:,N_r).^(кара-1)./(кара*Y_eta)-273.15;
t_mean=0.7*max(t_k);
sigma=1.667e-3;
C=(F'*F)^-1;
a_tt=C*F'*t_k;
for i=1:m_i
at_im=(1+MU(i))*a_tt;
Yt_i(:,i)=F*at_im;
et(:,i)=normrnd(0,sigma,[n_n 1]);
Yt_ii(:,i)=Yt_i(:,i).*(1+et(:,i));
end
figure
for i=1:m_i
    switch i
        case 1
            plot(tx,Yt_i(:,i),'bo-',tx,Yt_ii(:,i),'bv')
        case 2
            hold on
            plot(tx,Yt_i(:,i),'ro-',tx,Yt_ii(:,i),'rv')
        case 3
            hold on
            plot(tx,Yt_i(:,i),'go-',tx,Yt_ii(:,i),'gv')
    end
end
for i=1:m_i
Er_Tout(:,i)=(Yt_ii(:,i)-Yt_i(:,1))./Yt_i(:,1);
end

%=====
%Апрок. статичної х-ки нагнітача Ni=f(Qпр) (PCL-804-2)
%(узагальнена регресійна нейромережа)
%Т-приведена витрата (Т1-безрозмірна величина);
%Y-потужність нагнітача (Y1-безрозмірна величина).
%=====
%Вхідні дані
load PN.mat;%Потужність нагнітача (таблична)
load XQ1.mat;%Параметри роботи нагнітача (PCL-804-2)
Pn=XQ1(:,4);%Pn-надлишковий тиск газу (на вході), кгс/кв.см.;
UX=PN;Y=UX;
roc=0.6799;%roc-густина газу (кг/куб.м) при стандартних умовах

```

```

%-----
%Формування вхідної величини Qпр
T0=10;%Початкове значення Qпр
TS=350;%Кінцеве значення Qпр
i=1;
while TS<=750
    T(i)=TS;
    TS=TS+T0;
    i=i+1;
end
T1=T/250;Y1=Y/350;
t=T1;%Вхід
PN=Y1';%Вихід-потужність нагнітача
%-----
%Обчислення густини газу в реальних умовах
%-----
ron=roc*(0.101*293.15/0.10132)*Pn./(XQ1(:,2)+273.15);
ro_n=mean(ron);

%=====
%Імітаційна модель
%=====
%Обчислення коефіцієнтів моделі МНК-методом
%-----
m_ii=length(t);
L(1:m_ii)=1;
F_N=[L' t' (t').^2 (t').^3];
M=F_N'*F_N;C=M^-1;
aN_ii=C*F_N'*PN';
Y_out=F_N*aN_ii;
%-----
%Імітація відхилення потужності нагнітача
%-----
sigma=1.171e-3;%Дисперсія відхилення
m=length(MU);
for i=1:m;
aN_ii=aN_ii*(1-MU(i));%Варіація коефіцієнтів
YN_ii(:,i)=F_N*aN_ii;
eN(:,i)=normrnd(0,sigma,[m_ii 1]);%Похибка (нормальний закон
розподілу)
YN_ii(:,i)=YN_ii(:,i).*(1+eN(:,i));%Зашумлений вихід моделі
end
N_ii=350*YN_ii*ro_n;
N_i=350*YN_ii*ro_n;
N=350*Y*ro_n;
figure
for i=1:m
Er_N(:,i)=(N_ii(:,i)-N)./N;
Y_N=N_i(:,i);

```



```

Y_Ne=N_ii(:,i);
switch i
    case 1
        plot(t,Y_N,'bx-',t,Y_Ne,'bo')
        hold on
    case 2
        plot(t,Y_N,'rx-',t,Y_Ne,'ro')
        hold on
    case 3
        plot(t,Y_N,'gx-',t,Y_Ne,'go')
        hold on
end
end
%-----
%Формування файлу даних
%-----
%save('Er_N_PCL_s','Er_N');
%save('Er_eps_s','Er_eps');
%=====
%Імітаційне моделювання алгоритму діагностування
%технічного стану нагнітачів природного газу
%=====
%Вихідні дані
%-----
%Er_eps-Діагностична ознака: ступінь підвищ. тиску газу
%Er_Tout-Діагностична ознака: вихідна температура
%Er_N_PCL-Діагностична ознака:Потужність нагнітача
%-----
if is==1%(початок навчання)
%Формування входу
DeltT_V=Er_Tout;
DELTA_V=Er_eps;
delta_NV=Er_N;
s=length(Er_N);
delta_NV(s,:)=[];
%-----
%Формування вхідного вектора
%-----
%P_Eps-вектор ступеню підвищ. тиску газу
%P_Tout-вектор температури
%P_N-вектор потужності
P_Eps=[DELTA_V(:,1)' DELTA_V(:,2)' DELTA_V(:,3)'];
P_Tout=[DeltT_V(:,1)' DeltT_V(:,1)' DeltT_V(:,1)'];
P_N=[delta_NV(:,1)' delta_NV(:,2)' delta_NV(:,3)'];
Ps=[P_Eps;P_Tout;P_N];%Вхідний вектор
%-----
%Розпізнавання стану нагнітача за допомогою LVQ-мережі
%-----
m_i=length(Ps);

```

```

n_s=m_i/3;
C_LV(1:n_s)=1;%Задано 3 класи
C_LV(n_s+1:2*n_s)=2;
C_LV(2*n_s+1:m_i)=3;%Вхідний вектор
T_LV=ind2vec(C_LV);
%-----
%Формування LVQ-мережі
%-----
net=newlvq(minmax(Ps),15,[0.34 0.33 0.33],0.01);
net.trainParam.epochs=300;
net.trainParam.show=Inf;
net=train(net,Ps,T_LV);
plotvec(Ps,C_LV);
hold on
plotvec(net.IW{1}',vec2ind(net.LW{2}),'o');
%-----
%Класифікація стану об'єкта діагностування
%-----
%+ - перший клас
%o - другий клас
%* - третій клас
figure
for i=1:m_i
    a=vec2ind(sim(net,Ps(:,i)));%Визначення класу
    %Побудова графіка
    switch a
        case 1
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'+r');
        case 2
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'og');
        case 3
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'*c');
    end
end
end% (кінець навчання)

%=====
%Тестування мережі
%=====
%Вихідні дані
%Er_eps-Діагностична ознака: ступінь підвищ. тиску газу
%Er_Tout-Діагностична ознака: вихідна температура
%Er_N-Діагностична ознака: Потужність нагнітача
%-----
%Формування входу
%-----

```

```

Delt_V=Er_Tout;
DELTA_V=Er_eps;
delta_NV=Er_N;
s=length(Er_N);
delta_NV(s,:)=[];
%-----
%Формування вхідного вектора
%-----
%P_Eps-вектор ступеню підвищ. тиску газу
%P_Tout-вектор температури
%P_N-вектор потужності
P_Eps=[DELTA_V(:,1)' DELTA_V(:,2)' DELTA_V(:,3)'];
P_Tout=[Delt_V(:,1)' Delt_V(:,1)' Delt_V(:,1)'];
P_N=[delta_NV(:,1)' delta_NV(:,2)' delta_NV(:,3)'];
Ps=[P_Eps;P_Tout;P_N];%Вхідний вектор
%Візуалізація результатів обчислень
figure
plot3(Ps(1,1:n_s),Ps(2,1:n_s),Ps(3,1:n_s),'vk');
hold on
plot3(Ps(1,n_s+1:2*n_s),Ps(2,n_s+1:2*n_s),Ps(3,n_s+1:2*n_s),'+r
'),
hold on
plot3(Ps(1,2*n_s+1:m_i),Ps(2,2*n_s+1:m_i),Ps(3,2*n_s+1:m_i),'ob
');
%-----
%Класифікація стану об'єкта діагностування
%-----
%+ - перший клас
%o - другий клас
%* - третій клас
figure
for i=1:m_i
    a=vec2ind(sim(net,Ps(:,i)));%Визначення класу
    a_k(i)=a;
    %Побудова графіка
    switch a
        case 1
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'+r');
        case 2
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'og');
        case 3
            hold on;
            plot3(Ps(1,i),Ps(2,i),Ps(3,i),'*c');
    end
end
m_a=length(a_k);
m_k=m_a/3;

```

```
s_n=1;s_k=m_k;
for j=1:3
    s_n=(j-1)*m_k+1;
    s_k=j*m_k;
    [A_k]=fun_a_k(a_k,s_n,s_k);
    S(:,j+K_z)=A_k*100/m_k;
end
K_z=3*is;
end
```

Додаток Ж1

Імітаційне моделювання технічного стану нагнітачів природного газу (М-файли)

```

%=====
%Обчислення коефіцієнтів моделі МНК-методом
%=====
function [a_im Y_im]=fun_eps_im(tx,Y_ss)
[m,n]=size(Y_ss);
L(1:m)=1;
F=[L' tx' (tx').^2 (tx').^3];
M=F'*F;%Матриця Фішера
C=M^-1;%Дисперсійна матриця
for i=1:n
    z=Y_ss(:,i);
    a_im(:,i)=C*F'*z;
    Y_im(:,i)=F*a_im(:,i);
end

```

```

function [A_k]=fun_a_k(a_k,n,k)
%=====
%До визначення класу об'єкта діагностування
%=====
    n_s=0;n_k=0;n_kk=0;
for i=n:k
    switch a_k(i)
        case 1
            n_s=n_s+1;
        case 2
            n_k=n_k+1;
        case 3
            n_kk=n_kk+1;
    end
end
A_k=[n_s;n_k;n_kk];

```

Додаток К

Ідентифікація діагностичних ознак нагнітачів природного газу (на прикладі нагнітача PCL-804-2)

```

%=====
%Ідентифікація діагностичних ознак:метод Ньютона-Гауса
%НАГНІТАЧ PCL-804-2
%=====
%Вхід: матриця PTNQ_804.mat
%1-ий стовпець P1-тиск на вході, кгс/кв.м
%2-ий стовпець P2-тиск на виході, кгс/кв.м
%3-ий стовпець T1-температура газу на вході, град. С
%4-ий стовпець T2-температура газу на виході, град. С
%5-ий стовпець n-оберти, 100*об/хв
%6-ий стовпець q-продуктивність нагнітача, млн. нм.куб.м/добу
%-----
load PTNQ_804.mat;
G=PTNQ_804;
%-----
%Приведені параметри нагнітача:
%-----
Tn=288;%Приведена температура, град.К
znp=0.9;%Приведений коефіцієнт стисливості
Rnp=52;%Приведена газова постійна,кгс*м/кг*град.К
np=4460;%Приведені оберти нагнітача,об/хв
n=0.01*G(:,5);%n-оберти, об/хв
%-----
%Обчислення коефіцієнта стисливості
%-----
t1=G(:,3);%t-температура газу (на вході), град. С;
t2=G(:,4);%t-температура газу (на вході), град. С;
T1=t1+273.5;T2=t2+273.5;
Pn=G(:,1);%Pn-надлишковий тиск газу (на вході), кгс/кв.см.;
Pnn=G(:,2);%Pn-надлишковий тиск газу (на вході), кгс/кв.см.;
Pn1_n=0.101*Pn;Pn2_n=0.101*Pnn;%Надлишкові тиски в МПа
P1=Pn1_n+0.101972;P2=Pn2_n+0.101972;%Абсолютні тиски в МПа
%-----
%Обчислення показника політропи
%-----
N=length(P1);%Розмір вектора P1
sigma=(log(P2./P1))./log(T2./T1);
m=sigma./(sigma-1);%Показник політропи
%-----
%ПАРАМЕТРИ ГАЗУ
%ros-густина газу (кг/куб.м) при стандартних умовах
%   Pс=0,101325 МПа
%   Тс=293,15 град.К;
%ra-об'ємна доля азоту в газовій суміші за стандартних умов;

```

```

%rb-об'ємна доля двоокису вуглецю в газовій суміші за
стандартних умов;
%rm-об'ємна доля метану в газовій суміші за стандартних умов;
%-----
roc=0.6799;
ra=0.00792;
rb=0.004;
rm=0.98449;
delta=roc/1.2046;%Відносна густина газу за повітрям
R=9.801*29.2842/delta;%Постійна стала газу, Дж/(кг град.К)
tn0=20;%Стандартна температура
Pn0=0.101972;%Стандартний тиск МПа
Rnps=Rnp*9.801;%Приведена постійна стала газу, Дж/(кг град.К)
An=znp*Tn*Rnps;
omega_n=2*pi*nn/60;%Номінальна кутова швидкість, 1/с
A=omega_n^2/An;
epselon=P2./P1;
for i=1:N
    z1(i)=fun_z1(t1(i),0.101*Pn(i),roc,ra,rb,rm);%Коефіцієнт
стисливості (Вхід)
    z2(i)=fun_z1(t2(i),0.101*Pnn(i),roc,ra,rb,rm);%Коефіцієнт
стисливості (Вихід)
    Z(i)=z2(i)/z1(i);
    Xc(i)=sqrt(An/(z1(i)*T1(i)*R));
end
%-----
%Обчислення показника політропи
%-----
m=(log(P2./P1))./(log(((z1'./z2')*(T1./T2))*(P2./P1)));
%-----
%Обчислення приведеної продуктивності
%-----
q=10^6*G(:,6)/(24*3600);%продуктивність нагнітача, нм.куб.м/с
%-----
%Продуктивність нагнітача за умов всмоктування, куб.м/с
%-----
qs=(Pn0/(tn0+273.5))*(T1./P1).*z1';
Q=q.*qs;
Qnp=(Q./n)*nn;%приведена продуктивність, куб.м/с
Nnp=(Xc'.*n)/nn;%Приведені оберти нагнітача
Zs=Z';
for i=1:N
    Qnnp(i)=fun_NQ(Nnp(i),epselon(i));
end
qnp=Qnnp/60;
%-----
%Початкові значення діагностичних ознак
X0=0.01;X1=3;X2=2.5;X3=7;X4=0.1;
a=[X0;X1;X2;X3;X4];%Початкове значення вектора параметрів

```

```

%-----
%Визначення напрямку пошуку
%-----
[p, e, ER]=fun_wayE(a, Z, epselon, Nnp, A, omega_n, m, Qnp) ;
for i=1:1000
    a1=a+p;
    er=sqrt((a-a1)'*(a-a1));
if er>=0.001
    a=a1;
    [p, e, ER]=fun_wayE(Qnp, x, Z, tau, , Nnp, A, epselon) ;
else
    break
end
end
sigma=sqrt(e'*e)/(N-1);
K=1:N;
%-----
%Візуалізація результатів обчислень
%-----
plot(K, Qnp', 'o-', K, Qp, '+-')

```


Додаток К1

Ідентифікація діагностичних ознак нагнітачів природного газу (М-файли)

```

function z1=fun_z1(t,Pn,roc,ra,rb,rm)
%Коефіцієнт стисливості
T=t+273.5;Tn=T;%абсолютна температура
Paa=0.101+Pn;%абсолютний тиск
P=10.1972*Paa;
Xb=rb/(0.9947*(ra/0.9997+rb/0.9947+rm/0.9981));
Xa=ra/(0.9947*(ra/0.9997+rb/0.9947+rm/0.9981));
Xm=1-Xa-Xb;
Pnk=2.9585*(1.608-0.05994*roc+Xb-0.392*Xa);
Tnk=88.25*(0.9915+1.759*roc-Xb-1.681*Xa);
Pa=0.6714*(Paa/Pnk)+0.0147;
Ta=0.71892*(T/Tnk)+0.0007;
DTa=Ta-1.09;
if and(Pa>=0,Pa<=2)&and(DTa>=0,DTa<=0.3)
    F=75e-5*Pa^2.3/exp(20*DTa)+11e-4*DTa^0.5*(Pa*(2.17-
Pa+1.4*DTa^0.5))^2;
end
if and(Pa>=0,Pa<1.3)&and(DTa>=-0.25,DTa<0)
    F=75e-5*Pa^2.3*(2-exp(20*DTa))+1.317*Pa*(1.69-Pa^2)*DTa^4;;
end
if and(Pa>=1.3,Pa<2)&and(DTa>=-0.25,DTa<0)

d=DTa*(0.03249+18.028*DTa^2)+DTa^2*(2.0167+DTa^2*(42.844+200*DT
a^2));
    F=75e-5*Pa^2.3*(2-exp(20*DTa))+0.455*(1.3-Pa)*(1.69*2^1.25-
Pa^2)*d;
end
teta1=Ta^5/(Ta^2*(6.60756*Ta-4.42646)+3.22706);
teta0=(Ta^2*(1.77218-0.8879*Ta)+0.305131)*teta1/Ta^4;
B0=teta0*(teta1-teta0^2)+0.1*teta1*Pa*(F-1);
B1=-teta0^2+(2/3)*teta1;
B2=(B0+sqrt(B0^2+B1^3))^(1/3);
z1=(1+0.00132/Ta^3.25)^2*(0.1*Pa)/(B1/B2-B2+teta0);

%Обчислення Qпр (куб. м/хв) за статичною характеристикою
нагнітача
function Q=fun_NQ(n,eps)
syms x;
f1=-3.29884e-4*x*n^2-0.06734*n^3+1.01075*n^2-0.74958*n;
f2=1.32214e-3*x*n-1.21674e-6*x^2*n+1.64003-2.86388e-3*x;
f3=4.96877e-6*x^2-2.7664e-9*x^3;
f=f1+f2+f3-eps;
r=solve(f,x);
Qx=double(r);
for i=1:3
    if imag(Qx(i))==0

```

```

        Q=Qx(i);
        break
    end
end

%=====
%Обчислення напрямку пошуку (Метод Ньютона-Гауса)
%=====
function [p,e,lamnda,ER]=fun_wayE(q,x,Z,tau,Nnp,A,E)
N=length(Nnp);ns=Nnp;
%-----
%Формування матриці Якобі
%-----
for j=1:N
    [e1,e2,e3,e4,e5,ER]=d_errorE(q(j),x,Z(j),tau(j),ns(j),A);
    E1(j)=e1;E2(j)=e2;E3(j)=e3;E4(j)=e4;E5(j)=e5;
end
%Матриця Якобі
Ja=[E1' E2' E3' E4' E5'];
%-----
%Сингулярний розклад матриці Ja
%-----
    [U,S,V]=svd(Ja,0);
    e=ER'-E;%Величина розузгодження
    gL=U'*e;
    y0=-S^(-1)*gL;
    p1=V*y0;%Вектор напрямку пошуку
    p=p1/sqrt(p1'*p1);
    options=optimset('MaxIter',100000,'TolFun',1.e-6,'TolX',1.e-
6);
    x_lamnda1=0;
    x_lamnda2=10;
    Q=q;X=x;z=Z;t=tau;ns=Nnp;a=A;eps=E;
%-----
%Пошук оптимального кроку пошуку
%-----
x_lamnda,f_val,exitflag]=fminbnd(@fun_lamnda,x_lamnda1,x_lamnda
2,options,Q,X,p,z,t,ns,a,eps);
lamnda=x_lamnda;

```

Додаток Л

Класифікація технічного стану робочого колеса нагнітача природного газу за допомогою мережі зустрічного поширення (на прикладі нагнітача PCL – 804 – 2)

```

%=====
%Класифікація за допомогою мережі зустрічного поширення
%=====
%Формування матриці діагностичних ознак
MU=[0.025559 6.3205 6.0393 12.423 0.39128];n=3;
m=length(MU);
for k=1:n
switch k
    case 1
SIGMA=0.01*MU;
MU1=MU;
for i=1:5
for j=1:5
R1(i,j)=normrnd(MU1(j),SIGMA(j));
end
C1(i)=1;
end
    case 2
SIGMA=0.01*MU;
MU1=MU*(1+0.2);
for i=1:5
for j=1:5
R2(i,j)=normrnd(MU1(j),SIGMA(j));
end
C2(i)=2;
end
    case 3
SIGMA=0.01*MU;
MU1=MU*(1+0.4);
for i=1:5
for j=1:5
R3(i,j)=normrnd(MU1(j),SIGMA(j));
end
C3(i)=3;
end
end
end
R=[R1;R2;R3];
PR=R';
P=PR;
%Вектор належності до певного класу
C=[C1 C2 C3];
%Перетворення вектора C в матрицю з трьома лінійками
T=ind2vec(C);%Перетворення вектора C в матрицю

```

```
net=newlvq(minmax(P),10,[0.333 0.333 0.334]);%Створення мережі
net.trainParam.epochs=300;%Завдання циклів навчання
net.trainParam.show=Inf;%Заборона на видачу проміжних
результатів
net=train(net,P,T);%Навчання нейроної мережі
Y=sim(net,P);%Тестування мережі
%Завдання вектора діагностичних ознак
SIGMA=0.02*MU;
MU1=MU;
PR1=normrnd(MU1,SIGMA);
[0,025559; 6,3205; 6,0393; 12,423; 0,39128]PL=PR1;
Y1=sim(net,PL');%Віднесення вектора діагностичних ознак до
певного класу
```

Додаток М

Перелік допустимих функцій обчислювача для використання у формулах

ABS(x) – модуль значення x;

SIN(x) – синус x;

COS(x) – косинус x;

TAN(x) – тангенс x;

ASIN(x) – арксинус x;

ACOS(x) – арккосинус x;

ATAN(x) – арктангенс x;

EXP(x) – експонента x;

SQRT(x) – корінь квадратний числа x;

FLOOR(x) – заокруглення до нижньої межі;

CEIL(x) – заокруглення до верхньої межі;

RANDOM(x) – випадкове число з проміжку 0..x;

LN(x) – натуральний логарифм числа x;

LG(x) – десятковий логарифм числа x;

POW(x, y) – степінь y числа x;

MAX(x, y) – максимум із чисел (x, y);

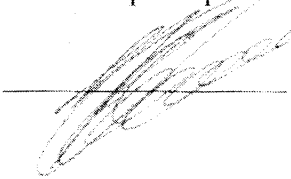
MIN(x, y) – мінімум із чисел (x, y);

LOG(x, y) – логарифм числа x по основі y;

IF(x, y, z) – якщо x не дорівнює 0, то функція повертає значення y, в протилежному випадку – значення z.

Додаток Н

"ЗАТВЕРДЖУЮ"
Головний інженер УМГ
"Прикарпаттрансгаз"


Ковалів Є. О.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

Комісія у складі представника управління магістральних газопроводів "Прикарпаттрансгаз" **Кучмія Євгена Антоновича** та представників Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу – завідувача кафедри комп'ютерних систем і мереж, д-ра техн. наук, проф. **Горбійчука Михайла Івановича** та пошукувача кафедри КСМ **Скріпки Олександра Анатолійовича** склали цей акт у тому, що 3.01.2007 р. прийняті до впровадження наступні результати дисертаційної роботи Скріпки О. А.: програмне забезпечення визначення технічного стану відцентрових нагнітачів газоперекачувальних агрегатів. Програмні продукти інтегровані у структуру штатної системи керування компресорними станціями і функціонує у режимі "порадника оператора". Очікуваний економічний ефект від впровадження за рахунок переходу від планового ремонту до ремонту за технічним станом складе 123 тис. грн. за рік.

Від УМГ "Прикарпаттрансгаз"

Начальник ВВ АВ



/ Кучмій Є. А. /

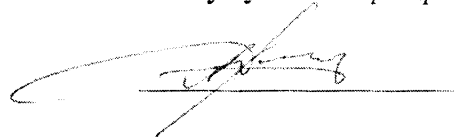
Від Івано-Франківського
національного технічного
університету нафти і газу

завідувач кафедри КСМ, д-р техн.
наук, проф.



/ Горбійчук М. І. /

пошукувач кафедри КСМ



/ Скріпка О. А. /