

Міністерство освіти і науки України
Одеський національний політехнічний університет
Інститут штучного інтелекту і робототехніки
Кафедра «Комп'ютерні системи»

Хуторной Віктор Сергійович,
студент групи АК-151

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Дослідження принципу побудови розподілених систем діагностики
обладнання

Напрямок підготовки: 123 – “Комп'ютерна інженерія”

Спеціалізація: Спеціалізовані комп'ютерні системи

Керівник:

Кудря Володимир Григорович,
к.т.н., доцент

Одеса — 2020

ЗМІСТ

СПИСОК СКОРОЧЕНЬ	1
ВСТУП	2
1 ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМ ДІАГНОСТИКИ ОБЛАДНАННЯ	4
1.1 Огляд принципів побудови	4
1.3 Сучасні системи діагностики технічного стану	16
1.4 Висновки	17
2 АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБЛАДНАННЯ І МОДЕЛЬ ДАНИХ	17
2.2 Архітектура системи оцінки технічного стану	21
2.4 Висновки	27
3. МАШИННЕ НАВЧАННЯ	28
3.1 Формування навчальної вибірки	28
3.2 Машинне навчання	29
4 РОЗРОБКА МОДЕЛІ СИСТЕМИ ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ЕЛЕКТРООБЛАДНАННЯ	39

СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

ЕОМ – електронна обчислювальна машина

ВДС – вимірювально-діагностична система

АЦП – Аналого-цифровий перетворювач

ППР – планово-попереджувальний ремонт

ВПр – вірогідність правильного розпізнавання

ВН – вища напруга

НН – нижча напруга

НС – нормальний стан

ЕС – електростанція

ПС – підстанція

ММ – математична модель

НДС – нелінійна динамічна система

ОК – об'єкт контролю

ППП – пакет прикладних програм

ПЗ – програмне забезпечення

SCADA – диспетчерське управління і збір даних (Supervisory Control And Data Acquisition)

ANFIS – адаптивна система нейро-нечіткого логічного виводу (adaptive neuro fuzzy inference system)

OLAP – технологія для оперативної аналітичної обробки даних (on-line analytic processing)

ВСТУП

Сьогодні активно розвивається інформаційно-вимірювальна база на основі сучасних вимірювальних комплексів, що забезпечують збір, обробку та зберігання інформації з різних датчиків і систем моніторингу окремих видів обладнання [1 - 5], дані з яких отримують в режимі on-line. Такі комплекси забезпечують однозначне визначення контрольованих параметрів і оцінку впливу їх зміни як на окремі елементи обладнання, так і при аналізі отриманих даних та на роботу об'єкта в цілому. Така інформація дуже цінна і більш достовірна в порівнянні з даними, отриманими в ході діагностування при виведеному з роботи обладнанні. Вона дозволить підвищити ступінь достовірності оцінки технічного стану обладнання. Розробка системи діагностики технічного стану обладнання на прикладі електричних станцій і підстанцій є актуальним завданням.

Збільшення обсягу інформації, що аналізується про стан обладнання веде до значних змін в методах роботи і вимагає не тільки автоматизації процесів обробки та аналізу даних, а й їх інтелектуалізації. Інтелектуалізація пов'язана як з необхідністю використання експлуатаційного досвіду (у вигляді експертних оцінок), так і отримання об'єктивних оцінок стану обладнання незалежно від кваліфікації персоналу. Крім того, в умовах зміненої ринкової кон'юнктури з'явилася необхідність в новій системі управління підприємствами на основі поточної оптимізаційної моделі системи управління активами. Ефективна реалізація такої системи передбачає досягнення оптимального результату при мінімальних витратах, а значить, можлива тільки на базі технічно обґрунтованих характеристик стану: обсягів ремонтів, заміни, реконструкції та обслуговування обладнання.

Об'єктом дослідження є елементи електроенергетичної системи, пов'язані безперервністю процесів виробництва, передачі і розподілу електричної енергії.

Предметом дослідження є діагностика технічного стану електромережевого обладнання.

Мета і завдання роботи - вдосконалення системи діагностики та оцінки технічного стану обладнання на прикладі електромережевого обладнання із застосуванням інтелектуальних методів обробки інформації, формалізації знань і досвіду експертів, а також автоматизації процесу прийняття рішень.

Наукова новизна роботи пов'язана з наступними основними науковими положеннями і результатами:

- доведено можливість вирішення завдання комплексної оцінки технічного стану складного об'єкта електричної мережі на основі нейро-нечіткого логічного висновку і обґрунтована можливість її визначення з використанням агрегування доступної інформації про

- об'єкт дослідження і формалізованих експертних знань з урахуванням експлуатаційного досвіду;
- обґрунтовано можливість реалізації розробленої моделі оцінки технічного стану на основі даних технічної діагностики і методів випробувань електрообладнання;
 - розроблено структури нейро-нечіткого логічного висновку на основі адаптованого методу Такагі-Сугено для оцінки технічного стану, як елементів електрообладнання, так і комплексних об'єктів електричної мережі;
 - розв'язана задача визначення оптимальних функцій приналежності та нечітких правил оцінки технічного стану об'єктів електричної мережі для пошуку можливих несправностей (дефектів) в елементах електрообладнання.

Методологія і методи дослідження. Методом дослідження стало математичне моделювання. Вхідними даними були дані технічного діагностування електрообладнання, що отримані в ході випробувань обладнання. Як інструмент моделювання застосовувався програмний комплекс MATLAB. При розробці моделі використовувалися методи штучного інтелекту - на основі нейро-нечіткого логічного висновку, що об'єднує в собі методи нечіткої логіки та штучних нейронних мереж.

1 ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМ ДІАГНОСТИКИ ОБЛАДНАННЯ

1.1 Огляд принципів побудови розподілених систем діагностики обладнання

Сформульовано ряд принципів побудови вимірювально-діагностичних систем машин і обладнання, перевірених на практиці:

1. Принцип достатності регламентує вибір мінімального числа датчиків вторинних процесів, які супроводжують роботу машин, обладнання та технологічної системи в цілому, що забезпечують спостережуваність технічного стану. При цьому вихідний сигнал датчиків може бути представлений в широкому діапазоні амплітуд і частот з наступною обробкою його в комп'ютері (виявленням, фільтрацією, лінеаризацією, корекцією амплітудно-фазових характеристик і т.д.). Діагностика електромережевого обладнання заснована на вимірі деякої множини первинних діагностичних ознак, що характеризують його роботу (температура, вібрація і т.д.), і подальшої зв'язку їх з безліччю технічних станів. Для збільшення вірогідності і глибини діагнозу потрібно збільшувати простір діагностичних ознак, для чого існують два шляхи:

- збільшення числа вимірювальних точок (датчиків) діагностованої машини;
- збільшення числа ознак, одержуваних з одного датчика.

Більшість датчиків, що використовуються в даний час для вимірювання в промисловості має статичний вихідний сигнал. Якщо в разі вимірювання статичних параметрів, таких, наприклад, як температура, втрати інформації не відбувається, то при вимірюванні динамічних параметрів (вібрація, струм, тиск) відбувається втрата інформації, що містяться в високочастотній частині спектра параметра. Використання динамічних перетворювачів, спектр вихідного сигналу яких максимально наближений до спектру параметра [1], дозволяє розширити простір діагностичних ознак, що дозволяє зменшити помилку діагнозу і розширити простір діагностованих технічних станів без

збільшення числа датчиків, кабельних мереж та ін. Шляхом введення адекватної обробки сигналів на ЕОМ.

2. Принцип інформаційної повноти відображає обмеженість наших знань про навколишній світ і в загальному вигляді може бути сформульовано так - крім відомих нам діагностичних ознак, що описують технічний стан об'єкта відомим чином, з спектра сигналу після видалення з нього відомих ознак виділяється залишковий «шум», перякий також використовується для діагностики. Результати широкомасштабних експериментальних досліджень показують, що в більшості випадків система ознак, що включає характеристики «шуму» майже ортогональна, тобто «Шум» дійсно відображає ряд неврахованих в відомих діагностичних ознаках факторів технічного стану, таких, наприклад, як заїдання і затирання в ущільненнях і підшипниках.

3. Принцип інваріантності регламентує вибір і селекцію таких діагностичних ознак, які інваріантні до конструкції машини і формі зв'язку з параметрами її технічного стану, що забезпечує застосування швидких самонавчальних рангових процедур безеталонної діагностики та прогнозування ресурсу машин.

4. Принцип самодіагностики всіх вимірювальних і управляючих каналів ВДС забезпечує легкий пуск систем в експлуатацію, простоту обслуговування і ремонту окремих каналів, високу метрологічну і функціональну надійність системи, її виживання і пристосованість до постійно мінливих умов реального виробництва. Принцип реалізується подачею спеціальних стимулюючих сигналів в ланцюг датчика і комп'ютерного аналізу цього сигналу на виході системи після АЦП. Таким чином перевіряється функціонування всього тракту від датчика, через виносні модулі та розгалужувачі до комп'ютерної програми та монітора.

5. Принцип структурної гнучкості і програмовність забезпечує реалізацію оптимальної паралельно-послідовної структури ІДС, виходячи з критеріїв необхідної швидкодії при мінімальній вартості. Системи з паралельної зосередженої структурою мають максимальну швидкодію при максимальній вартості. Системи з послідовною розподіленою структурою мають мінімальну

швидкодію при мінімальній вартості. Системи з послідовно-паралельною структурою займають проміжне положення. Головним недоліком застосування паралельних систем у вибухопожежонебезпечних виробництвах нафтопереробної, газової та хімічної промисловості є велика витрата кабелю, необхідного для підключення датчиків до системи. Так, при середній довжині кабелю від датчика до операторної 300 м і 100 датчиках, встановлених на 50 діагностованих машинах (невелика система), потрібно 30 км кабелю, що за вартістю стає близьким до вартості самої системи. Вибір структури системи (ступеня паралельності) вимагає оцінки її необхідної швидкодії. Останнє визначається динамікою технічного стану об'єкта, що діагностується і, як показує досвід, для насосно-компресорного устаткування нафтохімічних виробництв період опитування датчиків не повинен перевищувати 5-7 хвилин. Наявність в ІДС ядра-ЕОМ забезпечує адаптивне управління вимірювальними каналами і обчисленням діагностичних ознак в залежності від різних факторів, перш за все швидкості деградації стану технологічного об'єкта. В якості платформи ПО реального часу при створенні перших систем (кінець 80-х років) була обрана DOS, як найбільш дешева, надійна і доступна для IBM-PC, на якій була реалізована концепція незмінного ядра системи і змінюваних залежно від конкретної реалізації системи файлів конфігурації. Ядро системи складається з мікро-ядра, що забезпечує функції багатозадачності і підключаються до нього прикладних модулів. Основним завданням мікро-ядра є розподіл управління між прикладними модулями для забезпечення одночасності їх роботи.

6. Принцип корекції неідеальних вимірювальних трактів обчислювальними методами на ЕОМ - нелінійності датчиків, амплітудно-фазових характеристик узгоджувально-перетворювальних трактів і т.д.. Так, при корекції амплітудної характеристики ХК-термопарі поліномом 13 ступеня в процесі державної атестації системи по трьом випадково обраним термопар була отримана максимальна похибка в діапазоні вимірюваних температур від -40 до +100 градусів не більше 0,5 градуса, а корекція АЧХ вібровимірювальних трактів в діапазоні частот 10-3000 Гц дозволяє забезпечити нерівномірність АЧХ не гірше 5%.

7. Принцип дружності інтерфейсу при максимальній інформаційній ємності забезпечує сприйняття оператором стану технологічної системи в цілому при одному погляді на монітор і отримання цілеуказуючої приписи на найближчі невідкладні дії. Здійснення цього принципу можливо тільки при наявності ЕОМ, дисплея з графічними екранами які комплексно відображають стан об'єкта та його властивості в автоматичному режимі і під управлінням оператора, засобів мультимедіа та вбудованої експертної системи, діагностуючої стан машин і технологічної системи в цілому. Відомі SCADA-системи обтяжують оператора кількістю цифрової та іншої сигнальної інформацією, будучи, як правило, «механічної» заміною звичайних щитових приладів, вимагають високої кваліфікації і швидкої реакції персоналу.

8. Принцип багаторівневої організації забезпечує роботу з системою фахівцям різних рівнів кваліфікації і відповідальності, а також дозволяє задовольняти допитливість персоналу в міру підвищення його кваліфікації. На першому рівні, при роботі з машиністами та слюсарями, система не вимагає від них майже ніяких знань. На другому рівні, при роботі з механіками і інженерно-технічними працівниками, слід дотримуватися операцій з управління опціями меню для розгляду трендів процесів і результатів аналізу сигналів, в тому числі спектрального. Завдяки наявності мережевої підтримки, системи різних цехів об'єднуються в діагностичну мережу підприємства, до якої підключені комп'ютери вібродіагностів технагляду і користувачів-керівників - від заступників і начальників цехів до головних механіків і інженерів виробництва і підприємства в цілому. Такий багаторівневий контроль забезпечує ефективне управління станом обладнання і його безпечною експлуатацією. Інша важлива сторона при організації діагностичної мережі - це організація автоматизованої системи діагностичних досліджень в рамках всього підприємства, коли в дослідницькій службі автоматично накопичуються дані про стан обладнання та діагностичних ознаках, що забезпечує постійний розвиток і вдосконалення подібних систем.

1.1 Сучасні методи оцінки технічного стану

Для оцінки стану електромережевого обладнання ЕС і ПС використовується моніторинг за допомогою комплексу апаратних і програмних засобів . Такий комплекс призначений для реєстрації різної інформації про параметри устаткування і його складових елементів , умов їх експлуатації та ін., а також для виконання аналізу стану обладнання на основі отриманих даних.

Слід зазначити , що вартість системи моніторингу основного обладнання становить близько 5-8% від вартості електромережевого об'єкта . З огляду на скорочення витрат , пов'язане з плановими і аварійними ремонтами обладнання , термін окупності таких систем не перевищує п'яти років.

Однак навіть при таких термінах окупності і досить помірною вартості економічна (а іноді і технічна) можливість установки системи моніторингу на кожному об'єкті часто відсутня, особливо на підстанціях в невеликих містах або селищах. У таких випадках хорошою альтернативою підсистемі моніторингу , пов'язаної з оцінкою стану електромережевого обладнання, може служити система аналізу даних технічної діагностики та випробувань і/або будь-якої доступної інформації про електромережевого обладнанні, отриманої в ході його експлуатації.

Існують різні визначення діагностики (процесу діагностування) і моніторингу електрообладнання.

У контексті цієї роботи доречно скористатися визначенням діагностики як інтелектуальної угруповання зв'язкових даних , що включають статистику значень і тренди, які згодом обробляються експертної системою для видачі конкретної інформації про стан обладнання та рекомендованих заходів . Визначити моніторинг можна як накопичення базисних даних.

Основною метою технічного діагностування в першу чергу є розпізнавання стану об'єкта в умовах обмеженої інформації і , як наслідок , оцінка залишкового ресурсу системи (обладнання) та підвищення її надійності. Різні технічні системи мають різну структуру і призначення , тому не можна до всіх систем застосовувати один і той же вид технічного діагностування.

У даній роботі під системою діагностики мається на увазі саме оцінка технічного стану основного обладнання, без урахування підсистем загальносистемних засобів управління (релейного захисту та протиаварійної автоматики, реєстрації аварійних подій та процесів контролю якості електроенергії та інше).

Безумовно , система моніторингу в порівнянні з системою аналізу даних технічного діагностування має низку технічних переваг:

- 1) можливістю діагностування електрообладнання під напругою;
- 2) контролем фактичного стану обладнання в темпі процесу;
- 3) високою вірогідністю вихідних даних;
- 4) можливістю зберігання вихідних даних (параметрів і характеристик обладнання), що дозволяє виявити залежності і взаємозв'язку між подіями.

У плані оцінки стану електрообладнання для визначення , наприклад , інтегральної оцінки стану ПС , система моніторингу має ряд недоліків:

1) система моніторингу дуже рідко включає в себе вичерпний набір даних по всьому електроустановці діючого об'єкта . Вона спрямована на моніторинг основних вузлів - силових трансформаторів , комутаційного (рідше - допоміжного) обладнання;

2) вихідна інформація являє собою набір даних , аналіз і обробка яких складають окрему задачу , рішення якої вимагає відповідного математичного апарату з його програмною реалізацією.

Крім того , для установки системи моніторингу на ПС повинні існувати певні умови:

- обладнання повинно мати порівняно високу вартість;
- передбачуваний збиток від недодачу електричної енергії при відмові такого обладнання повинен бути значним;
- діагностичне обстеження такого обладнання під навантаженням не може бути оперативно і надійно вироблено мобільними переносними засобами і вимагає істотно більш дорогого діагностичного обладнання. Прикладом може послужити аналіз стану гідроагрегатів , коли необхідно забезпечувати

одночасний контроль температурних , електричних , механічних та інших параметрів.

Зі сказаного випливає , що використання систем моніторингу для кожної одиниці електромережевого устаткування , наприклад , на прохідних і тим більше відгалужувальних і тупикових ПС , виконаних з використанням спрощених схем , ні технічно , ні економічно невиправдано . Але, оскільки виконання аналізу технічного стану всіх об'єктів електромережевого комплексу необхідно, в даній роботі в якості системи оцінки технічного стану електромережевого обладнання ЕС і ПС пропонується система на основі аналізу даних технічного діагностування і будь-якої доступної інформації про електромережевого обладнанні , отриманої в ході експлуатації цього обладнання.

На сьогоднішній день методи технічного діагностування (на основі методів неруйнівного контролю) та випробувань активно застосовуються для оцінки стану електрообладнання на ЕС і ПС.

Періодичність і обсяги діагностування та випробувань обладнання регламентовані. Число , вид , значення і способи збору даних різні і залежать від методу діагностування та призначення обладнання.

Практично для будь-якого виду і типу обладнання існує як мінімум один метод неруйнівного контролю (випробувань), за допомогою якого можна отримати дані про стан обладнання з періодичністю проведення контролю не рідше одного разу на рік . Це дає можливість мати ретроспективну інформацію про параметри стану устаткування , що дозволяє не тільки стежити за динамікою зміни цих параметрів , а й на основі її аналізу прогнозувати можливі несправності і дефекти.

За загальною класифікацією всі методи діагностування обладнання можна розділити на дві групи:

- методи неруйнівного контролю , які не вимагають руйнування зразків випробуваного матеріалу (виробу);
- методи руйнівного контролю , які вимагають руйнування зразків випробуваного матеріалу (виробу).

Всі методи неруйнівного контролю можна розділити , спираючись на фізичні явища , на яких вони засновані . Для електротехнічного обладнання найбільш часто застосовуються такі методи неруйнівного контролю:

- 1) магнітний;
- 2) електричний;
- 3) вихрострумний;
- 4) радіохвильовий;
- 5) теплової;
- 6) оптичний;
- 7) радіаційний;
- 8) акустичний;
- 9) проникаючими речовинами (капілярний і течепошук).

Кожен вид метода також класифікується за додатковими ознаками.

Розглянемо визначення для кожного методу неруйнівного контролю , що використовуються в нормативної документації.

Магнітні методи контролю, засновані на реєстрації магнітних полів розсіювання , що виникають над дефектами , або на визначенні магнітних властивостей контрольованих виробів.

Електричні методи контролю засновані на реєстрації параметрів електричного поля , що взаємодіє з контрольним об'єктом , або поля , що виникає в контрольованому об'єкті в результаті зовнішнього впливу.

Вихрострумний метод контролю заснований на аналізі взаємодії зовнішнього електромагнітного поля з електромагнітним полем вихрових струмів, що наводяться збудливою котушкою в електропровідній частини об'єкта контролю.

Радіохвильовий метод контролю заснований на аналізі взаємодії електромагнітного випромінювання радіохвильового діапазону з об'єктом контролю.

Теплові методи контролю засновані на реєстрації теплових полів об'єкта контролю.

Візуально-оптичні методи контролю засновані на взаємодії оптичного випромінювання з об'єктом контролю.

Радіаційні методи контролю засновані на реєстрації і аналізі проникаючого іонізуючого випромінювання після взаємодії з контрольованим об'єктом.

Акустичні методи контролю засновані на застосуванні пружних коливань, порушуваних в об'єкті контролю.

Капілярні методи контролю засновані на капілярному проникненні індикаторних рідин в порожнині поверхневих і наскрізних несплошностей матеріалу об'єкта контролю та реєстрації утворюються індикаторних слідів візуальним способом або за допомогою перетворювача.

Варто відзначити, що згідно з нормативною базою аналізу стану електромережевого обладнання не всі перераховані методи є обов'язковими, частина з них носить рекомендаційний характер.

До обов'язкових належать такі методи випробувань:

- вимірювання опору ізоляції постійному струму і коефіцієнта абсорбції;
- вимірювання характеристик ізоляції: тангенса кута діелектричних втрат, ємності ізоляції;
- випробування ізоляції підвищеною напругою;
- випробування масла (фізико-хімічний аналіз);
- оцінка вологості твердої ізоляції тощо.

1.2 Передумови застосування методів оцінки технічного стану

Оцінка технічного стану на певних етапах життєвого циклу обладнання буде служити не тільки для визначення стану , але і для можливого продовження терміну життя обладнання.

Безумовно, здійснення контролю життєвого циклу обладнання на ранніх стадіях проблематично, якщо підприємство не об'єднує в собі функції виробництва і експлуатації, тому його необхідно розглядати як завдання, що вирішується в умовах обмеженості інформації та недостатності вихідних даних.

Моделювання життєвого циклу електрообладнання є важко реалізовується завданням, так як на будь-якій стадії існує ряд факторів, вплив яких неможливо врахувати або передбачити: людський фактор, навколишнє середовище (кліматичні умови), умови експлуатації і т.п.

На практиці контроль життєвого циклу електрообладнання здійснюється з моменту його монтажу або установки.

Використання в розробленій системі не тільки методів випробувань електрообладнання , а й методів технічного діагностування дозволяє отримувати частину даних в режимі моніторингу (без виведення обладнання з роботи), а значить визначати стан обладнання в реальних експлуатаційних умовах з урахуванням протікання в ньому різних фізичних процесів.

В рамках дослідження на основі статистичних даних був проведений аналіз впливу застосування методів технічного діагностування на зміну життєвого циклу обладнання на прикладі силового трансформатора.

Результати аналізу представлені у вигляді функціональної залежності стану обладнання (з моменту його введення) від часу експлуатації обладнання (Рис. 1.1).

Для опису стану використовувалися не числові значення , а лінгвістичні змінні , представлені чотирма термами:

– справний стан D1 , коли об'єкт повністю відповідає всім вимогам нормативно - технічної документації. Такий стан вважається працездатним;

– несправний, але працездатний стан D2, вимогам нормативно - технічної документації відповідають тільки ті властивості об'єкта, від яких залежить його можливість виконувати задані функції;

– несправний і непрацездатний, але ремонтпридатний стан D3, коли об'єкт не може виконувати задані функції, але перехід в працездатний стан можливий при виконанні ремонту, який технічно можливий і економічно доцільний;

– непрацездатний і не ремонтпридатний стан D4, об'єкт не може виконувати задані функції, і перехід в працездатний стан неможливий, так як виконання ремонту технічно неможливо або економічно недоцільно.

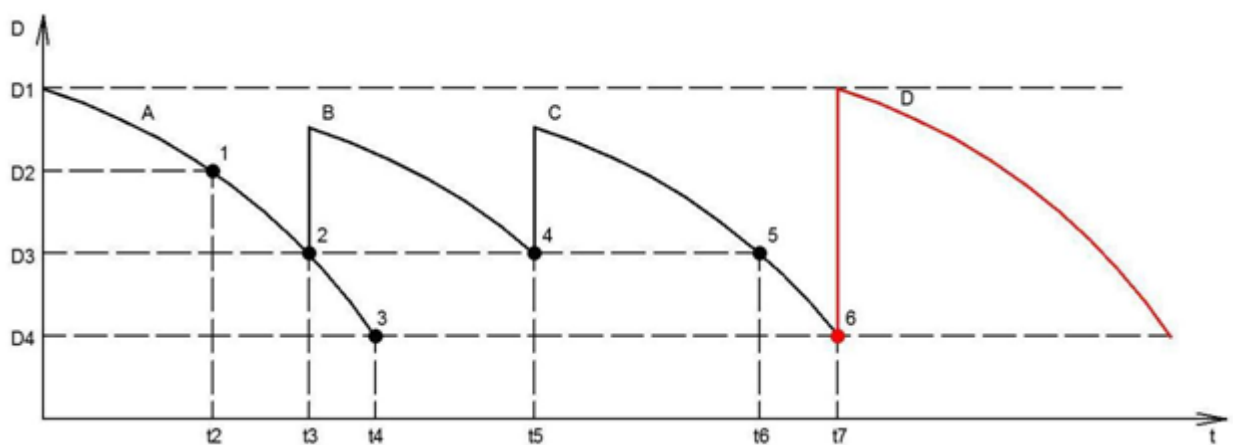


Рисунок 1.1 - Життєвий цикл обладнання без використання методів технічної діагностики.

На Рис. 1.1 життєвий цикл трансформатора починається зі стану D1 подальша експлуатація описується кривою A аж до точки 2, яка відповідає першому капітальному ремонту, виконуваного згідно з аналізом статистичних даних приблизно через 12 років після початку експлуатації трансформатора. Зазвичай стан трансформатора на момент проведення капітального ремонту відповідає D3.

Після першого капітального ремонту стан трансформатора наближається до стану D1. Подальша його експлуатація описується кривої B. Час другого капітального ремонту (точка 4) настає трохи раніше першого і становить близько 10 років , а стан трансформатора на момент проведення другого капітального ремонту також відповідає стану D3.

У прикладі враховуються тільки капітальні ремонти трансформатора (без урахування поточних і т . П .), Так як даний тип ремонту найбільш трудомісткий як з технічної , так і з економічної точки зору.

Потім обладнання досягає знову стану D 3 (точка 5), після чого вже економічно недоцільно проводити капітальний ремонт , а при досягненні стану D 4 (точка 6) виробляють повну заміну трансформатора.

В даному прикладі представлена усереднена модель життєвого циклу трансформатора 110 кВ.

На Рис. 1.2 зображена графічна модель життєвого циклу трансформатора при використанні методів технічного діагностування . У цьому прикладі для аналізу впливу застосування методів технічного діагностування на життєвий цикл обладнання були розглянуті дані , отримані в результаті тепловізійної діагностики.

Діагностування обладнання проводиться на більш ранньому етапі - в проміжку між станами обладнання D1 - D2 (точка 1), а не в передбачуваний момент виявлення серйозного дефекту D3 (точка 2). Тому на експлуатацію , описувану кривими D , на відміну від попереднього випадку , ми виходимо , починаючи з точки 1, і не допускаємо досягнення стану D3.

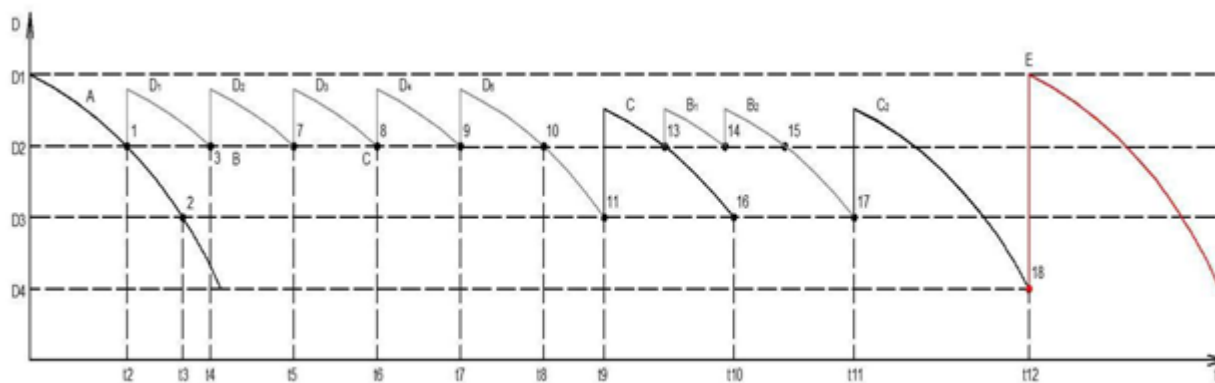


Рисунок 1.2 - Життєвий цикл обладнання при використанні методів технічного діагностування.

Можна сказати , що основне завдання технічної діагностики - підтримувати стан обладнання в інтервалі D 1 - D 2 шляхом оцінки його технічного стану і визначення місця і виду несправностей. Технічне діагностування проводиться в середньому 1 раз в 4-5 років , тому на графіку

зображено середнє число проведених діагностик , рівне 5 (в точках 1, 3, 7, 8, 9).

Як і на попередньому рисунку в певній точці обладнання знову досягає стану D 2 (точка 10), коли вже економічно недоцільно проводити діагностування трансформатора , і після досягнення стану D 3 (точка 11) проводиться капітальний ремонт.

Після капітального ремонту експлуатація описується кривої С , поновлюється діагностування обладнання , що описується кривими В 1 і В 2 . Час експлуатації до першого капітального ремонту і між першим і другим капітальним ремонтом значно збільшується.

Таким чином , основною перевагою використання методів технічного діагностування є істотне збільшення граничного експлуатаційного терміну електромережевого устаткування . А дані технічного діагностування дозволяють отримати досить повну картину технічного стані більшу частину устаткування ЕС і ПС.

Використання методів діагностування для оцінки технічного стану робить можливим не тільки корегування життєвого циклу обладнання , але і продовжує його, значно підвищуючи надійність роботи обладнання.

1.2 Сучасні системи діагностики технічного стану

Сучасні системи оцінки технічного стану електромережевого обладнання є автоматизовані експертні системи , спрямовані , в основному , на вирішення двох видів завдань - визначення стану обладнання з метою виявлення дефектів і несправностей і оптимізація управляючих впливів на електромережеві об'єкти з метою підвищення надійності роботи обладнання і продовження терміну експлуатації об'єктів.

У сучасній практиці в залежності від обсягу і повноти вихідних даних , а також області застосування для аналізу даних технічної діагностики використовуються такі математичні методи:

– логічні методи розпізнавання кривих;

- методи поділу в просторі ознак;
- методи , засновані на визначенні цінності ознак;
- методи , засновані на теорії ймовірності;
- методи , засновані на теорії інформації;
- статистичні методи розпізнавання і ін.

Кожен з методів має як достоїнства, так і недоліки. Однак використання більшості з них в реальних експлуатаційних системах важко, так як при комплексній оцінці стану всіх видів устаткування на ПС потрібно вирішувати по суті многокритеріальну задачу прийняття рішень про подальшу експлуатацію обладнання на основі існуючої, часто різномірної і неповної, інформації .

1.3 Висновки

На основі аналізу життєвого циклу електромережевого обладнання, можна зробити висновок , що завдання діагностики та оцінки технічного стану електромережевого устаткування на ЕС і ПС відноситься до багатокритеріальних завдань прийняття рішень в умовах обмеженої інформації. В якості мінімального набору вихідних даних, що забезпечують достатню достовірність отриманих результатів, для визначення стану електромережевого обладнання необхідна наявність даних технічного діагностування об'єкта дослідження.

2 АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБЛАДНАННЯ І МОДЕЛЬ ДАНИХ

2.1. Система підтримки прийняття рішень

При розробці будь-якої технічної системи необхідно спочатку визначити її основні функції і тільки потім принципи її організації і структуру.

Розроблена в рамках дипломної роботи модель системи діагностики технічного стану обладнання ПС є математичною моделлю інтелектуальної системи прийняття рішень, яка дозволить коректувати ремонтні цикли електромережевого устаткування і приймати ефективні рішення щодо його подальшої експлуатації. Основне завдання зводиться до пошуку оптимального рішення за сукупністю одночасно розглядаються критеріїв при обліку великого обсягу даних різної природи.

У даній роботі реалізація системи підтримки прийняття рішень полягає у визначенні оптимального рішення (з урахуванням ранжирування можливих рішень) щодо подальшої експлуатації електромережевого устаткування на основі оцінки його стану на базі доступною агрегованої інформації про об'єкт дослідження за допомогою нейро-нечіткого логічного висновку.

Варто підкреслити, що розроблена система відноситься до класу не оперативних, а стратегічних систем, які дозволяють використовувати великі обсяги даних, отриманих в умовах високого ступеня невизначеності. Дана система виступає «порадником», надаючи вже оброблені дані, тому у такої системи в пріоритеті буде не зменшення часу прийняття рішень, а підвищення їх точності.

Структуру системи прийняття рішень можна представити у вигляді взаємодії п'яти окремих підсистем (Рис 1.6):

- збору даних;
- формування даних;
- формування знань;
- прийняття рішень;
- виведення.

На етапі збору даних визначаються всі можливі джерела даних . Даний блок потрібно для оцінювання обсягу даних , визначення порядку їх надходження і необхідного обсягу сховища для формування бази даних на наступному етапі.

Джерела даних можуть бути наступні:

- протоколи діагностики та випробувань;
- системи діагностики і датчики;
- системи моніторингу;
- системи АИИС КУЕ.

Підсистема формування даних складається з двох послідовних етапів - попередньої обробки даних і формування бази даних.

Наявність попереднього етапу обробки даних обумовлено необхідністю масштабування , нормування даних , а також виключення з їх числа викидів.

На основі обробленої інформації формується набір даних про об'єкт дослідження , що зберігається деяким впорядкованим способом (базою даних). У базі даних можуть зберігатися такі відомості про об'єкт дослідження:

- паспортні дані;
- дані про експлуатацію і ремонтах;
- дані діагностики та випробувань;
- дані моніторингу;
- дані АИИС КУЕ.

Підсистема формування знань складається з двох блоків - « інтелектуальний аналіз » і «база знань». Під інтелектуальним аналізом розуміється підсистема аналізу даних на основі методу машинного навчання , що дозволяє за допомогою блоку «база знань» отримати сукупну диференційовану оцінку стану об'єктів електричної мережі . Блок « база знань » повинен здійснювати не тільки функції зберігання , взаємодії різних моделей (оцінки працездатності елемента, підоб'єкту , об'єкта), перевірки існуючих знань, а й отримання нових.

В ході аналізу виконується оцінка стану за принципом «від часткового до загального» (докладно описаного в наступному підрозділі):

- оцінка стану кожного з елементів підоб'єкту;
- оцінка стану підоб'єкту на базі оцінки стану сукупності його елементів;
- оцінка стану об'єкта на базі оцінки стану сукупності всіх його підоб'єктів .

Складність електромережних об'єктів змушує розбивати об'єкт на сукупність підоб'єктів, а їх, у свою чергу, на сукупність елементів, так як в кожному підоб'єкті протікають різні взаємопов'язані процеси, що істотно ускладнює визначення технічного стану електромережевого обладнання.

Як відомо, для вирішення завдань системного аналізу найбільш ефективним способом є метод декомпозиції, тому і було прийнято рішення скористатися ним для розробки архітектури системи оцінка технічного стану ПС.

У свою чергу кожен з елементів сукупності характеризується певним набором даних.

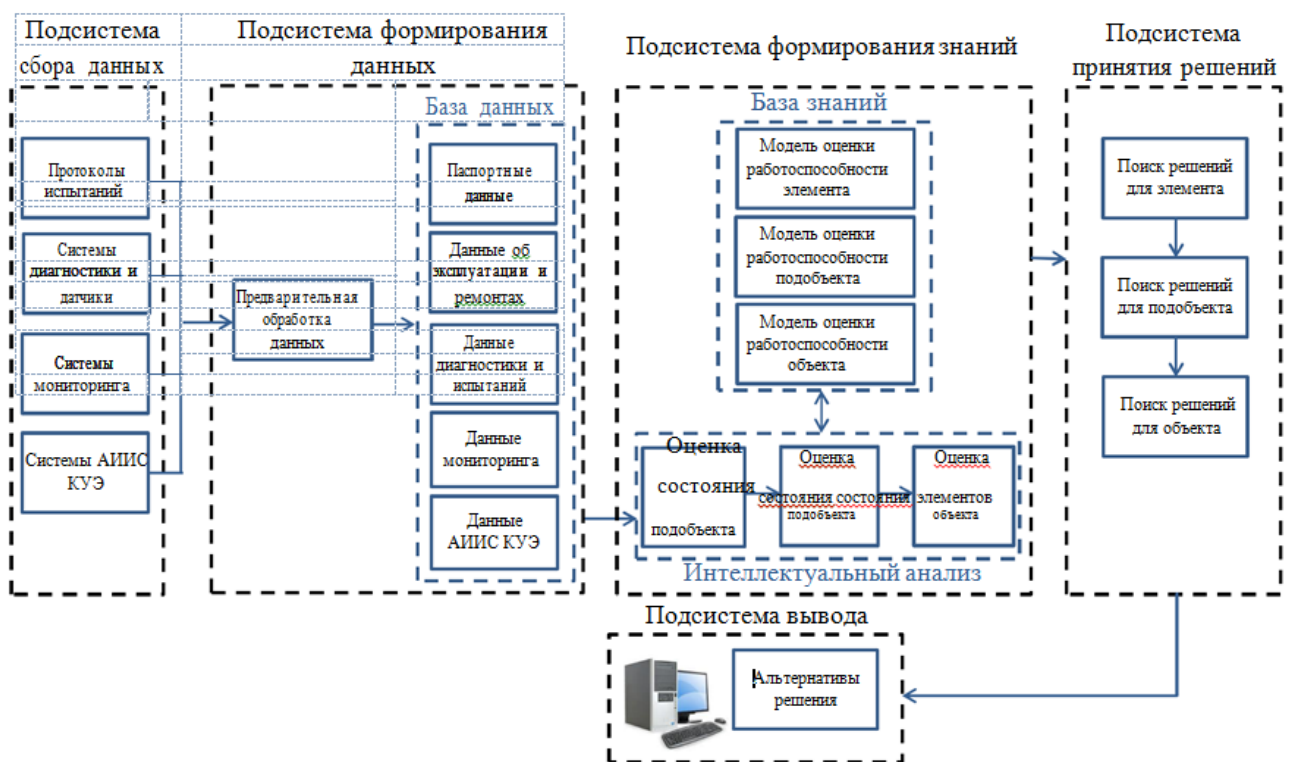


Рисунок 2.1 – Модель системи підтримки прийняття рішень

В якості мінімального набору вихідних даних для визначення стану електромережевого об'єкта, як було описано в першому розділі дипломної роботи, необхідні дані технічного діагностування даного об'єкту.

У загальному випадку під базою знань розуміють сукупність станів і правил виведення, що допускають логічний висновок і обробку даних, де стан описується наступним записом:

$$S = \{N, K, I, L, M\}, \quad (1)$$

де N - найменування стану; K - значення стану, яке визначається на чисельної або лінгвістичної шкалою на базі функцій належності; I - ступінь належності об'єкта електричної мережі до станів працездатності; L - безліч зв'язків стану з іншими знаннями; M - безліч допустимих функцій перетворень, операцій і т.п..

На основі отриманих оцінок стану виконується аналіз рішень в підсистемі прийняття рішень. Результат у вигляді ранжированих альтернатив рішення через підсистему виведення потрапляє на призначений для користувача інтерфейс. Остаточний вибір залишається за особою, яка приймає рішення.

2.2 Архітектура системи оцінки технічного стану

Механізм роботи системи оцінки технічного стану електромережевого обладнання (в складі системи прийняття рішень) вимагає окремого розгляду, так як ефективність експлуатації обладнання багато в чому залежить від її архітектури. Для виявлення оптимальних рішень щодо подальшої експлуатації електромережевого устаткування необхідно визначити не тільки оптимальну структуру системи оцінки технічного стану, а й сукупність критеріїв, на основі яких буде виконуватися ця оцінка.

Архітектура системи оцінки технічного стану електромережевого устаткування на підстанціях розроблена відповідно до структури системи транспорту і розподілу електричної енергії. Електрична підстанція - це установка, яка приймає, перетворює і розподіляє електричну енергію і складається з трансформаторних конструкцій та інших перетворювальних пристроїв, а також керуючої системи, пристроїв розподілу і інших конструкцій.

В рамках дипломної роботи була розроблена архітектура системи оцінки технічного стану електрообладнання на ПС напругою 35-220 кВ , яка організована таким чином , що завдання оцінки стану ПС розбивається на ряд окремих завдань за оцінкою стану кожного окремого виду електромережевого обладнання цієї ПС.

У свою чергу оцінка стану кожного окремого виду електромережевого обладнання розбивається на ряд підзадач по оцінці стану його основних елементів.

Таким чином , оцінки стану , що формуються в ході рішення підзадач , складають показники більш високого рівня узагальнення , які в свою чергу служать базою для завдань наступного рівня ієрархії.

Іншими словами , завдання оцінки технічного стану електромережевого обладнання ПС можна охарактеризувати як завдання ієрархічної декомпозиції , в ході якої для вирішення кожної з підзадач формуються свої адаптивні системи нейро - нечіткого логічного висновку.

Інтегральна оцінка технічного стану ПС 35-220 кВ виконується за сукупністю оцінок стану простих об'єктів (підоб'єктів), таких як:

- силовий трансформатор;
- лінії електропередачі (повітряні та кабельні лінії);
- трансформатор власних потреб;
- реактори;
- система релейного захисту та автоматики (РЗіА);
- вимикач;
- роз'єднувач;
- секції шин ;
- вимірювальні трансформатори (струму і напруги);
- обмежувачі перенапруги, тощо.

Таким чином , математично оцінку стану ПС можна представити в наступному вигляді:

$$SS = TR \cup OHL \cup CL \cup TSN \cup R \cup BUS \cup TA \cup TV \quad (2)$$

де TR - безліч оцінок стану (OC) силових трансформаторів ; OHL- безліч OC повітряних ліній електропередачі; CL - безліч OC кабельних ліній електропередачі; TSN - безліч OC трансформаторів власних потреб; R - безліч OC реакторів; Q - безліч OC вимикачів; QR - безліч OC роз'єднувачів; BUS - безліч OC систем збірних шин; TA - безліч OC вимірювальних трансформаторів струму; TV - безліч OC вимірювальних трансформаторів напруги.

Для кожного простого об'єкта (підоб'єкту) проводиться своя оцінка стану за сукупністю оцінок стану його елементів . Наприклад , для силового вимикача це:

- контактна система;
- дугогасильні камери;
- привід;
- корпус;
- вводи;
- внутрішня ізоляція;
- блок управління.

Математично оцінку стану простого об'єкта силовий вимикач (Q) можна представити в наступному вигляді:

$$Q=CS \cup DK \cup M \cup T \cup B \cup II \cup CB \quad (3)$$

де CS - OC контактної системи; DK - OC дугогасильні камери; M - OC приводу; T - OC корпусу; B - безліч OC вводів; II - OC внутрішньої ізоляції; CB - OC блоку управління.

Нейро-нечіткий логічний висновок в системі оцінки технічного стану електромережевого обладнання ПС формується для оцінки технічного стану елементів простого об'єкта і вже на базі сукупності оцінок стану його елементів формується власна оцінка технічного стану простого об'єкта.

Усередині кожного виду електромережевого обладнання підрозділяється на типи, для яких характерне різноманіття марок з різними характеристиками.

Незважаючи на таку розгалужену ієрархію всередині кожного виду необхідність створювати окремі структури для кожного типу або марки обладнання окремо відсутня . Досить виділити всередині кожного виду кілька

базових типів обладнання , принципово відрізняються один від одного за конструкцією , і далі на підставі вирішального правила визначати приналежність обладнання до існуючих типів при « вході » в систему оцінки стану.

Вирішальне правило - це алгоритм , за допомогою якого можна приймати рішення про належність об'єкта до класу за певним безлічі наборів ознак і відповідного йому безлічі рішень, який в даному випадку є методом розпізнавання образу типу обладнання. Розробка вирішальних правил для різних типів обладнання є окремим завданням, що вимагає знань в області теорії розпізнавання образів і кібернетики, і в рамках даної дипломної роботи не розглядається.

Так як розроблена система оцінки стану на базі нейро-нечіткого логічного висновку відноситься до класу самонавчального і самонастроюваних систем , то в разі істотних відмінностей «вхідного» типу обладнання від базових вона, ґрунтуючись на них, самостійно формує власні типи і нову систему знань для них.

2.3. Модель даних

В ході експлуатації і обслуговування електромережевого устаткування на ПС накопичуються великі обсяги даних різної природи, тому такого роду системи , що базуються на їх аналізі, припускають розробку моделі цих даних.

Модель даних призначена для опису структури інформаційних об'єктів , їх функціональних взаємозв'язків , необхідних для виконання заданих дій . Можна виділити три основних (традиційних) типу моделей даних - ієрархічний, мережевий і реляційний, а також ряд нетрадиційних моделей - постреляційних , об'єктно-орієнтованих, багатовимірних та ін. Основна відмінність моделей між собою - метод визначення зв'язків між даними.

Ієрархічна модель даних має деревоподібну структуру , в якій вузли - елементи даних - з'єднані за допомогою вертикальних зв'язків . В ієрархічній моделі дані жорстко підпорядковані один одному . Використання ієрархічної

моделі для даних зі складними логічними зв'язками ускладнює доступ нижніми рівнями ієрархії , а також робить її громіздкою для обробки інформації.

У мережевих моделях між вузлами існують не тільки вертикальні , але і горизонтальні зв'язки . Мережева модель є розширеною ієрархічною моделлю , тому як і ієрархічна модель має ті ж вади - складністю і жорсткістю моделі.

У реляційних моделях сукупність даних реалізується у вигляді наборів двовимірних таблиць . Дана модель є простою і досить ефективною , але і вона має низку деяких недоліків : строгість структур робить реляційну модель негнучкою , а сильна залежність моделі від складу і структури даних в разі їх зміни змушує змінювати структуру самої моделі.

Постреляційна модель є розширеною версією реляційної і дає можливість усунути обмеження неподільності даних в таблицях . Формування сукупності пов'язаних реляційних таблиць здійснюється через одну постреляційну таблицю , що дозволяє зробити інформацію наочною і підвищити ефективність її обробки , при цьому виникають проблеми цілісності і несуперечності даних, що зберігаються.

Об'єктно - орієнтовані моделі дають можливість ідентифікувати окремі об'єкти бази , але не створено гідного алгоритму , що дозволяє працювати з об'єктно - орієнтованої моделі на осудних часових проміжках.

Багатовимірні моделі використовуються при аналізі великих багатовимірних масивів даних (гіперкубів) з метою підтримки прийняття рішення. На відміну від реляційної багатовимірної модель є більш наочною та інформативною.

Для вирішення поставленого завдання - побудови моделі даних для системи оцінки технічного стану електромережевого обладнання - оптимальною є багатовимірна модель даних, так як вона дозволяє аналізувати великі масиви даних про стан електромережевого обладнання для підтримки прийняття рішень про його подальшу експлуатацію.

У виконаній роботі багатовимірна модель даних представлена у вигляді інтелектуального аналізу кубів OLAP (On-line Analytic Processing) - технології, що має на увазі аналіз багатовимірних даних для оперативної обробки

інформації, включаючи динамічну побудову звітів в різних розрізах, аналіз даних, моніторинг і прогнозування ключових показників.

Вибір виду інформаційної системи у вигляді OLAP- кубів обумовлений можливістю формування оцінок стану електромережевого устаткування в різних розрізах і з довільною глибиною деталізації.

У зв'язку з обмеженістю даних для оцінки стану елемента об'єкта або навіть про сам об'єкт не кожна осередок в OLAP- кубі буде містити значення - можуть існувати перетину , що не мають даних.

В рамках розв'язуваної задачі порожні клітинки виникають в кубах досить часто. Оскільки порожні клітинки можуть спотворювати результати перехресних з'єднань, підрахунків і т.п., дана модель забезпечує можливість пропуску порожніх клітинок в обчислювальних цілях.

OLAP-куби в розробленій системі містять показники працездатності по кожному простому елементу підоб'єкту, наприклад, для силового трансформатора 110 кВ до даних технічної діагностики і випробувань можна віднести наступні показники:

- хроматографіческий аналіз газів (характеризує стан масла),
- втрати холостого ходу (характеризує стан муздравтеатру),
- опір ізоляції (характеризує стан твердої ізоляції),
- рік випуску трансформатора,
- рік виконання капітального ремонту (характеризують загальний стан обмоток) і т. д.

Показники , що використовуються для аналізу і прийняття рішень , зберігаються в кубах не у вигляді простих таблиць , а в розрізах , що представляють собою основні категорії системи оцінки технічного стану (Рис . 3):

- приналежність об'єкта (до району електричних мереж (РЕМ), ПС(ЕС))),
- вид електромережевого обладнання,
- час, тощо.

У розробленій системі використання інтелектуального аналізу за допомогою OLAP- кубів дає можливість аналізувати великі масиви інформації і автоматично виявляти закономірності в досліджуваних даних, облік яких допоможе підвищити якість прийнятих рішень.

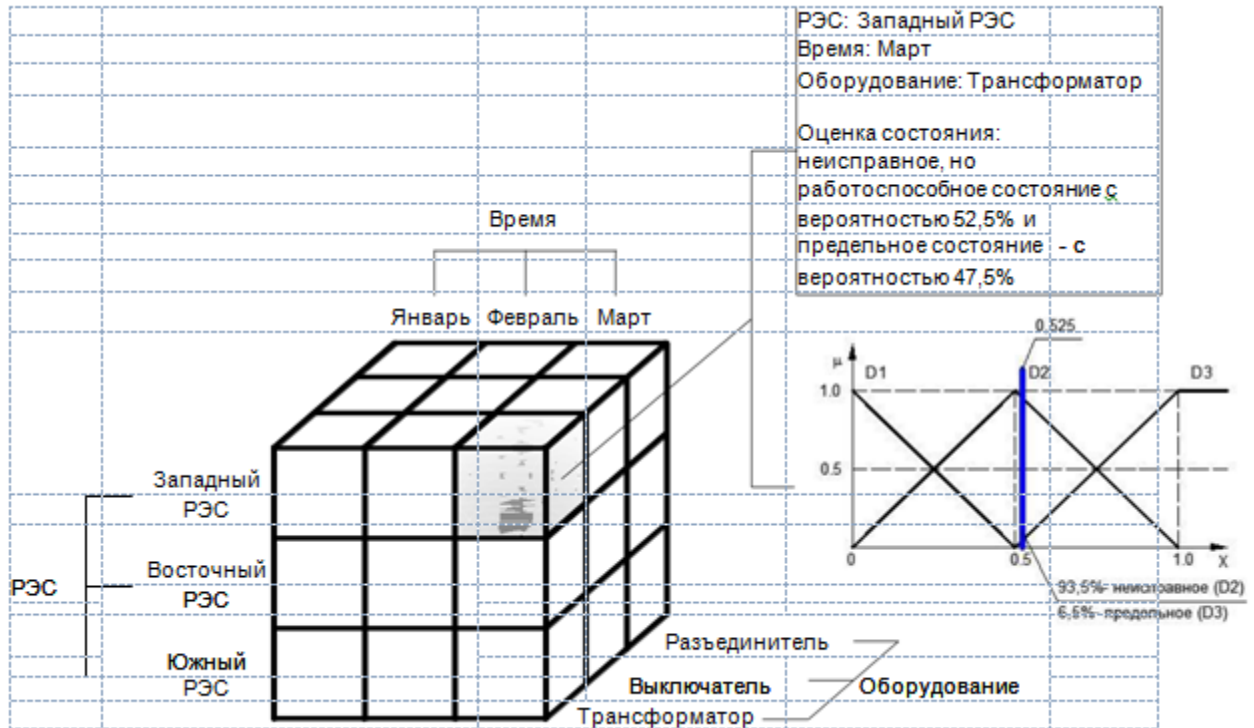


Рисунок 2.2 - приклад структури OLAP- куба і зрізу даних для трьох категорій системи оцінки технічного стану обладнання

2.4 Висновки

В основі розробки методів діагностики технічного стану складного об'єкта електричної мережі, такого як підстанція, лежить комплексне дослідження, яке має на увазі одночасне і узгоджене вивчення показників працездатності підоб'єктів і їх складових елементів з точки зору загальної системної організації. Кожен показник характеризує той чи інший фізичний процес, який впливає на стан об'єкт, підоб'єкту і елемента або їх сукупності з позицій функціонування в рамках єдиної електроенергетичної системи.

Системна організація електромережевого комплексу визначає взаємний вплив суміжних об'єктів, подоб'єктів і елементів, яке відбивається як у визначенні їх працездатності, так і в обчисленні узагальненої оцінки сукупного

стану групи об'єктів, що становлять енергоутворення (частина загальної енергосистеми) вищого рівня ієрархії.

Принцип декомпозиції, використаний в даній роботі для оцінки окремих підоб'єктів і їх складових елементів, дає можливість визначення індивідуальних характеристик працездатності кожного з них, тоді як подальша їх агрегація забезпечує облік емерджентних властивостей системи.

Реалізація розробленої системи за допомогою OLAP- технологій дозволить інтегрувати дані різних об'єктів (від елементарних до комплексних), проектувати звіти без участі програмістів, аналізувати дані по будь-яким категоріям і показникам в темпі процесу на будь-якому рівні деталізації, робити моніторинг і прогнозування ключових показників працездатності об'єктів довільного рівня ієрархії і деталізації.

3. МАШИННЕ НАВЧАННЯ

3.1 Формування навчальної вибірки

Важливим етапом побудови діагностичної системи є побудова простору ознак для кожного існуючого технічного стану об'єкта. У якості змінних для побудови просторів ознак для різних класів пропонується використати наступні параметри:

- 1) індекс при максимумі $h_1(t)$
- 2) індекс при мінімумі $h_1(t)$
- 3) індекс при максимумі $h_2(t)$
- 4) індекс при мінімумі $h_2(t)$
- 5) індекс при максимумі $h_3(t)$
- 6) індекс при мінімумі $h_3(t)$
- 7) значення максимуму $h_1(t)$
- 8) значення мінімуму $h_1(t)$
- 9) значення максимуму $h_2(t)$
- 10) значення мінімуму $h_2(t)$
- 11) значення максимуму $h_2(t)$
- 12) значення мінімуму $h_2(t)$

Вибірку побудовано за допомогою наступного коду:

```
def load_marked_dataset(morning_files, evening_files):
    all_files = morning_files + evening_files
    x = list()
    y = list()
    for file in all_files:
        sample_data_file = pd.read_excel(file, usecols=2,
header=None)
        for column_number in enumerate(sample_data_file):
            column = sample_data_file[column_number[0]]
            # Приведення початку даних до нуля
            column = column - column[0]
            # Нормалізація
            column = column / max_value
            sample_data_file[column_number[0]] = column
        # Заповнення пропусків
        sample_data_file = sample_data_file.fillna(0)
```

```

        # Знаходження ядер
        h = [np.dot(T, row) for _, row in
sample_data_file.iterrows()]
        # Згладжування ядер
        w = np.hamming(5)
        h = np.transpose([np.convolve(w/w.sum(), s, mode='valid')
for s in np.transpose(h)])
        # Побудова вектору ознак
        vector = np.array([h.max(axis=0), h.min(axis=0),
h.argmax(axis=0), h.argmin(axis=0)]).flatten()
        x.append(vector)
        # Побудова цільового вектору
        if file in morning_files:
            y.append(0)
        else:
            y.append(1)
    return np.array(x), np.array(y)

```

3.2 Машинне навчання

Використано методи машинного навчання для побудови класифікатора. В цій частині буде розглянуто методи зниження розмірності даних та безпосередньо побудови класифікатора.

3.2.1 Зниження розмірності методом головних компонент

Для зменшення розмірності даних застосуємо метод головних компонент (principal component analysis – PCA) [14].

Це статистична процедура, яка використовує ортогональне перетворення для перетворення набору спостережень можливих корельованих змінних (сутності, кожна з яких приймає різні числові значення) в набір значень лінійно некорельованих змінних, які називаються головними компонентами. Це перетворення визначається таким чином, що перший головний компонент має найбільшу можливу дисперсію, і кожен наступний компонент, у свою чергу, має найбільшу можливу дисперсію при обмеженні що вона ортогональна попереднім компонентам. Отримані вектори (кожен з яких є лінійною комбінацією змінних і містять n спостережень) - це множина над некорельованим ортогональним базисом. PCA чутливий до відносного масштабування вихідних змінних.

Нехай нам дано центрований набір векторів даних $x_i \in \mathbb{R}^n$ ($i = 1, \dots, m$) (середнє арифметичне значення дорівнює нулю). Завдання - знайти таке ортогональне перетворення в нову систему координат, для якого були б вірні такі умови:

- Вибіркова дисперсія даних уздовж першої координати максимальна (цю координату називають першою головною компонентою);
- Вибіркова дисперсія даних уздовж другої координати максимальна за умови ортогональності першої координаті (друга головна компонента);
- Вибіркова дисперсія даних уздовж значень k -ої координати максимальна за умови ортогональності першим координатам: $k - 1$ вибіркова дисперсія даних вздовж напрямку, заданого нормованим вектором a_k , це

$$S_m^2[(X, a_k)] = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_k, x_i)^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n x_{ij} a_{kj} \right)^2$$

Оскільки дані центровані, вибіркова дисперсія тут збігається із середнім квадратом ухилення від нуля.

Рішення завдання про найкращої апроксимації дає той же безліч головних компонент $\{a_i\}$, що і пошук ортогональних проекцій з найбільшим розсіюванням, з дуже простої причини: $\|x_i - a_k(a_k, x_i)\|^2 = \|x_i\|^2 - (a_k, x_i)^2$, і перший доданок не залежить від a_k .

Математичний зміст методу головних компонент - це спектральне розкладання коваріаційної матриці C , тобто представлення простору даних у вигляді суми взаємно ортогональних власних підпросторів C , а самої матриці C - у вигляді лінійної комбінації ортогональних проект на ці підпростору з коефіцієнтами λ_i . Якщо $X = \{x_1, \dots, x_m\}^T$ - матриця, складена з векторів-рядків (розмірності n) зосереджених даних, то $C = \frac{1}{m-1} X^T X$ та задача про спектральне розкладання коваріаційної матриці C перетворюється в задачу про сингулярне розкладання матриці даних X .

Число називається сингулярним числом матриці тоді і тільки тоді, коли існують правий і лівий сингулярні вектори: такі -мірний вектор-рядок і -мірний вектор-стовпець (обидва одиничної довжини), що виконано два рівності: $\sigma \geq 0$

$$Xa_\sigma = \sigma b_\sigma^T; b_\sigma X = \sigma a_\sigma^T.$$

Нехай $p = \text{rang}X \leq \min\{n, m\}$ - ранг матриці даних. Сингулярне розкладання матриці даних X - це її подання до вигляді

$$X = \sum_{l=1}^p \sigma_l b_l^T a_l^T; X^T = \sum_{l=1}^p \sigma_l a_l b_l \left(x_{ij} = \sum_{l=1}^p \sigma_l b_{li} a_{lj} \right),$$

де $\sigma_l > 0$ - сингулярне число, $a_l = (a_{lj}) j = 1, \dots, n$ - відповідний правий сингулярний вектор-стовпець, а $b_l = (b_{li}), i = 1, \dots, m$ - відповідний лівий сингулярний вектор-рядок. Праві сингулярні вектори-стовпці, які беруть участь в цьому розкладанні, є векторами головних компонент і власними векторами емпіричної коваріаційної матриці $C = \frac{1}{m-1} X^T X$, що відповідають позитивним власним числам $\lambda_l = \frac{1}{m-1} \sigma_l^2 > 0$.

Хоча формально завдання сингулярного розкладання матриці даних і спектрального розкладання коваріаційної матриці збігаються, алгоритми обчислення сингулярного розкладання безпосередньо, без обчислення коваріаційної матриці і її спектра, більш ефективні і стійкі.

Зниження розмірності до 2 виконується за допомогою наведеного нижче коду. На рис. 3.1 можна бачити, що такий підхід не є продуктивним, тому що майже повністю змішуються елементи різних класів.

```
pca = KernelPCA(n_components=2, kernel='rbf')
pca.fit(x, y)
```

```
x_t = pca.transform(x)
```

```
marked_pd = pd.DataFrame(np.column_stack((y, x_t)))
sns.scatterplot(data=marked_pd, x=1, y=2, hue=0, size=0)
```

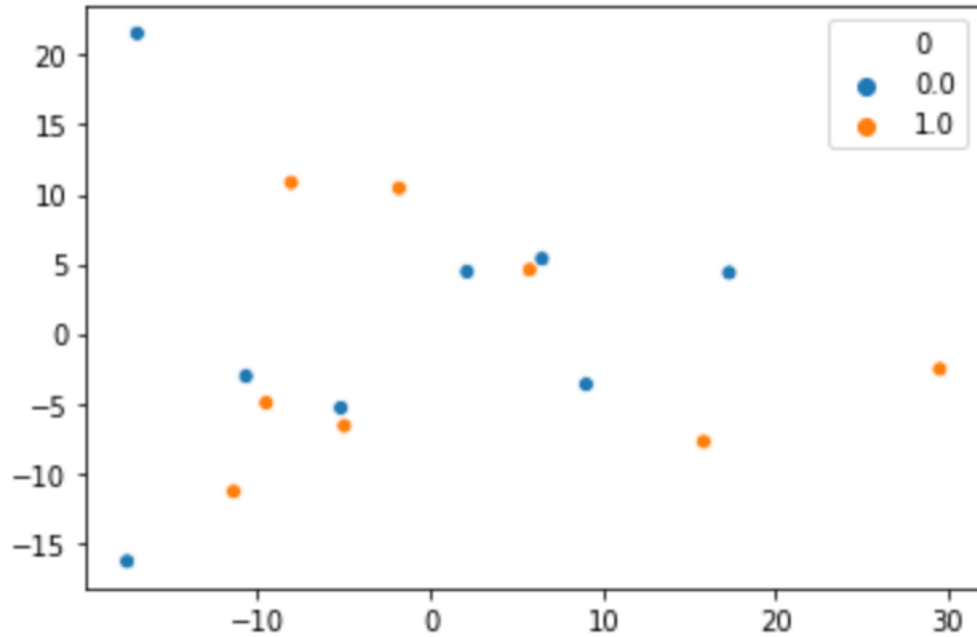


Рис. 3.1 – Дані після зниження розмірності за допомогою аналізу головних компонент

Для того, щоб подолати цей недолік звичайного аналізу головних компонент, перейдемо до аналізу головних компонент з використанням нелінійних ядер [15] (далі КРСА – Kernel principal component analysis).

Нехай дано N точок даних. Задаємо деяку лінійну функцію

$$\Phi(\mathbf{x}_i): \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^N,$$

Де $d < N$ – число компонент, яке буде отримано в результаті КРСА.

Саму функцію може бути знайдено з ядра, враховуючі що

$$K = k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\Phi(\mathbf{x}), \Phi(\mathbf{y})) = \Phi(\mathbf{x})^T \Phi(\mathbf{y})$$

Тоді k -у компоненту можна розрахувати наступним чином:

$$\mathbf{v}^{kT} \Phi(\mathbf{x}) = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{a}_i^k \Phi(\mathbf{x}_i) \right)^T \Phi(\mathbf{x}).$$

На практиці використання КРСА з нелінійними ядрами виявляється більш ефективним, що наведено на рис. 3.2:

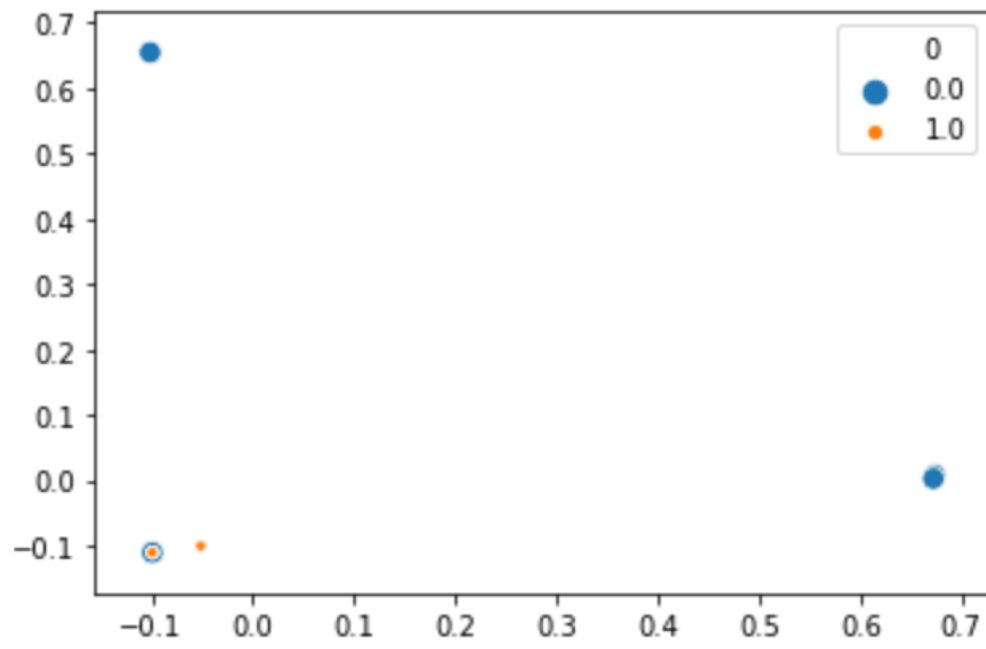


Рис. 3.2 – Дані після зниження розмірності за допомогою аналізу головних компонентів з використанням нелінійних ядер

Результат на 3.2 отримано за допомогою наступного коду:

```
pca = KernelPCA(n_components=2, kernel='rbf')
pca.fit(x, y)

x_t = pca.transform(x)

marked_pd = pd.DataFrame(np.column_stack((y, x_t)))
sns.scatterplot(data=marked_pd, x=1, y=2, hue=0, size=0)
```

3.2.2 Метод опорних векторів

Метод опорних векторів - набір схожих алгоритмів навчання з учителем, що використовуються для задач класифікації і регресійного аналізу. належить сімейству лінійних класифікаторів і може також розглядатися як спеціальний випадок регуляризації по Тихонову. Особливою властивістю методу опорних векторів є невпинне зменшення емпіричної помилки класифікації і збільшення зазору, тому метод також відомий як метод класифікатора з максимальним зазором.

Основна ідея методу - переклад вихідних векторів в простір більш високої розмірності і пошук розділяє гіперплощини з максимальним зазором в цьому просторі. Дві паралельні гіперплощини будуються по обидва боки гіперплощини, що розділяє класи. Розділяє гіперплощиною буде

гіперплощина, максимізує відстань до двох паралельних гіперплощина. Алгоритм працює в припущенні, що чим більша різниця або відстань між цими паралельними гіперплощинами, тим менше буде середня помилка класифікатора.

Часто в алгоритмах машинного навчання виникає необхідність класифікувати дані. Кожен об'єкт даних представляється як вектор (точка) в вимірному просторі (упорядкований набір чисел). Кожна з цих точок належить тільки одному з двох класів. Питання полягає в тому, чи можна розділити точки гіперплощиною. Це - типовий випадок лінійної роздільності. Шуканих гіперплощин може бути багато, тому вважають, що максимізація зазору між класами сприяє більш впевненою класифікації. Тобто, чи можна знайти таку гіперплощину, Щоб відстань від неї до найближчої точки було максимальним. Це еквівалентно тому, що сума відстаней до гіперплощини від двох найближчих до неї точок, що лежать по різні боки від неї, максимально. Якщо така гіперплощина існує, вона називається оптимальної розділяючою гіперплощиною, а відповідний їй лінійний класифікатор називається оптимально розділяючим класифікатором.

Ми вважаємо, що точки мають вигляд:

$$\{(x_1, c_1), (x_2, c_2), \dots, (x_n, c_n)\}$$

де приймає значення 1 або -1, в залежності від того, якого класу належить точка. Ми можемо розглядати це як навчальну вибірку, в якій для кожного елемента вже заданий клас, до якого він належить. Ми хочемо, щоб алгоритм методу опорних векторів класифікував їх таким же чином. Для цього ми будемо розділяє гіперплощина, яка має вигляд:

$$w \cdot x - b = 0.$$

Вектор w - перпендикуляр до розділяючої гіперплощини. Параметр $\frac{b}{\|w\|}$ дорівнює по модулю відстані від гіперплощини до початку координат. Якщо параметр b дорівнює нулю, гіперплощина проходить через початок координат, що обмежує рішення.

Так як нас цікавить оптимальний розподіл, нас цікавлять опорні вектора і гіперплощини, паралельні оптимальної і найближчі до опорних векторах двох

класів. Можна показати, що ці паралельні гіперплощини можуть бути описані наступними рівняннями (з точністю до нормування).

$$w \cdot x - b = 1,$$

$$w \cdot x - b = -1.$$

Якщо навчальна вибірка лінійно роздільна, то ми можемо вибрати гіперплощини таким чином, щоб між ними не лежала жодна точка навчальної вибірки і потім максимізувати відстань між гіперплощинами. Ширину смуги між ними легко знайти з міркувань геометрії, вона дорівнює $\frac{2}{\|w\|}$, таким чином наше завдання мінімізувати $\|w\|$. Щоб виключити всі точки зі смуги, ми повинні переконатися для всіх i , що

$$c_i(w \cdot x_i - b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n.$$

Проблема побудови оптимальної розділяючої гіперплощини зводиться до мінімізації $\|w\|$, за умови (1). Це завдання квадратичної оптимізації, яка має вигляд:

$$\begin{cases} \|w\|^2 \rightarrow \min \\ c_i(w \cdot x_i - b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n. \end{cases}$$

за теоремою Куна - Такера ця задача еквівалентна двоїстої задачі пошуку сідловий точки функції Лагранжа

$$\begin{cases} L(w, b; \lambda) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (c_i((w \cdot x_i) - b) - 1) \rightarrow \min_{w,b} \max_{\lambda} \\ \lambda_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases}$$

де $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ - вектор двоїстих змінних.

Зведемо цю задачу до еквівалентної задачі квадратичного програмування, що містить тільки двоїсті змінні:

$$\begin{cases} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^n \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j c_i c_j (x_i \cdot x_j) \rightarrow \min_{\lambda} \\ \lambda_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i = 0 \end{cases}$$

Припустимо ми вирішили це завдання, тоді w і b можна знайти за формулами:

$$w = \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i x_i$$

$$b = w \cdot x_i - c_i, \quad \lambda_i > 0$$

В результаті алгоритм класифікації може бути записаний у вигляді:

$$a(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i c_i x_i \cdot x - b \right)$$

При цьому підсумовування йде не по всій вибірці, а тільки по опорним векторам, для яких $\lambda_i \neq 0$.

Випадок лінійної нероздільності

Для того, щоб алгоритм міг працювати в разі, якщо класи лінійно нероздільні, дозволимо йому допускати помилки на навчальній вибірці. Введемо набір додаткових змінних, що характеризують величину помилки на об'єктах. Візьмемо за відправну точку (2), пом'якшимо обмеження нерівності, так само введемо в мінімізуемого функціонал штраф за сумарну помилку:

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \rightarrow \min_{w,b,\xi_i} \\ c_i(w \cdot x_i - b) \geq 1 - \xi_i, \quad 1 \leq i \leq n \\ \xi_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases}$$

Коефіцієнт - параметр настройки методу, який дозволяє регулювати відношення між максимізацією ширини розділяє смуги і мінімізацією сумарної помилки. C

Аналогічно, по теоремі Куна-Такера зводимо задачу до пошуку сідловій точки функції Лагранжа:

$$\begin{cases} L(w, b, \xi; \lambda, \eta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (c_i((w \cdot x_i) - b) - 1) - \sum_{i=1}^n \xi_i (\lambda_i + \eta_i - C) \rightarrow \min_{w,b,\xi} \max_{\lambda,\eta} \\ \xi_i \geq 0, \lambda_i \geq 0, \eta_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \\ \begin{cases} \lambda_i = 0 \\ c_i(w \cdot x_i - b) = 1 - \xi_i, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases} \\ \begin{cases} \eta_i = 0 \\ \xi_i = 0, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases} \end{cases}$$

За аналогією зведемо цю задачу до еквівалентної:

$$\begin{cases} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^n \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j c_i c_j (x_i \cdot x_j) \rightarrow \min_{\lambda} \\ 0 \leq \lambda_i \leq C, \quad 1 \leq i \leq n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i = 0 \end{cases}$$

На практиці для побудови машини опорних векторів вирішують саме це завдання, а не (3), так як гарантувати лінійну роздільність точок на два класи в загальному випадку не представляється можливим. Цей варіант алгоритму називають алгоритмом з м'яким зазором (soft-margin SVM), тоді як в лінійно роздільна випадку говорять про жорсткий зазорі (hard-margin SVM).

Константу C зазвичай вибирають за критерієм змінного контролю. Це трудомісткий спосіб, так як завдання доводиться вирішувати заново при кожному значенні C .

Якщо є підстави вважати, що вибірка майже лінійно роздільна, і лише об'єкти-викиди класифікуються невірно, то можна застосувати фільтрацію викидів. Спочатку завдання вирішується при деякому C , і з вибірки видаляється невелика частка об'єктів, що мають найбільшу величину помилки. Після цього завдання вирішується заново по усіченою вибірці. Можливо, доведеться виконати кілька таких ітерацій, поки що залишилися об'єкти не виявляться лінійно нероздільні.

Алгоритм побудови оптимальної розділяючої гіперплощини, запропонований в 1963 році Володимиром Вапніком і Олексієм Червоненкісом. Однак в 1992 році Бернхард Босер, Ізабель Гийон і Вапник запропонували спосіб створення нелінійного класифікатора, в основі якого лежить перехід від скалярних творів до довільних ядер, так званий kernel trick (запропонований вперше М. А. Айзерманом, Е. М. Браверманом і Л. В. Розоноером для методу потенційних функцій), що дозволяє будувати нелінійні роздільники. Результуючий алгоритм вкрай схожий на алгоритм лінійної класифікації, з тією лише різницею, що кожне скалярний твір в наведених вище формулах замінюється нелінійної функцією ядра (скалярним твором в просторі з більшою розмірністю). У цьому просторі вже може існувати оптимальна розділяюча

гіперплощина. Так як розмірність одержуваного простору може бути більше розмірності вихідного, то перетворення, що зіставляють скалярні твори, буде нелінійним, а це свідчить про те, відповідна в вихідному просторі оптимальної розділяючої гіперплощини, буде також нелінійною.

Варто відзначити, що якщо вихідне простір має досить високу розмірність, то можна сподіватися, що в ньому вибірка виявиться лінійно нероздільні.

Найбільш поширені ядра:

- Поліноміальне (однорідне): $k(x, x') = (x \cdot x')^d$
- Поліноміальне (неоднорідне): $k(x, x') = (x \cdot x' + 1)^d$
- радіальна базисна функція: Для $k(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2)$ $\gamma > 0$
- Радіальна базисна функція Гауса: $k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x-x'\|^2}{2\sigma^2}\right)$
- сигмоїд: $k(x, x') = \tanh(\kappa x \cdot x' + c)$, $\kappa > 0$, $c < 0$

Навчання виконується за допомогою наступного коду:

```
clf = sklearn.svm.SVC()  
clf.fit(x, y)
```

При такому навчанні досягається точність (частка правильно класифікованих елементів у тестовій вибірці) у 85%.

4 РОЗРОБКА МОДЕЛІ СИСТЕМИ ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ЕЛЕКТРООБЛАДНАННЯ

4.1. Визначення структурної моделі оцінки технічного стану електрообладнання

Визначення структурної моделі оцінки технічного стану має на увазі аналіз можливих шляхів вирішення даної проблеми : адаптація існуючих методів або пошук і виявлення нових.

Використання стандартних математичних методів на жорсткій алгоритмічній основі для розв'язання задачі оцінки технічного стану електромережних об'єктів та прийняття рішень про їх подальшої експлуатації може дати незадовільні результати . Це пов'язано зі складністю аналізованих об'єктів і тим , що при вирішенні поставлених завдань доводиться оперувати великим обсягом вхідних даних не тільки числового формату , а й лінгвістичного , для яких характерні невизначеність , неповнота і відсутність можливості формальної структуризації.

Для вирішення поставлених завдань необхідні методи , здатні реалізувати таку функцію людського інтелекту , як вибір оптимального рішення на основі раніше отриманого досвіду і раціонального аналізу всієї доступної інформації про об'єкт дослідження . Існують різні інтелектуальні системи , але найбільш поширеними можна назвати наступні:

Штучні нейронні мережі - математична модель біологічних нейронних мереж і нейронів людського мозку, описує принципи їх організації та функціонування;

Системи евристичного пошуку (генетичні алгоритми) - це алгоритми , використовувані для вирішення завдань оптимізації та моделювання , засновані на генетичних процесах , аналогічних для біологічних організмів;

Системи, засновані на знаннях (експертні системи; системи логічного висновку), тобто системи, побудовані на правилах, що зберігаються в базі знань, за допомогою яких на основі сукупності вихідних фактів здійснюється пошук рішень і висновків з цих фактів.

Серед перерахованих методів найбільший інтерес для поставлених в роботі задач являють системи, засновані на знаннях, оскільки мова йде про необхідність висновків з вихідних фактів і пошуки рішень для контролю електромережевого обладнання.

Системи логічних висновків умовно можна розділити на два основних напрямки - чіткі і нечіткі висновки. Чіткі логічні висновки побудовані на теорії чітких множин. Нечіткі логічні висновки побудовані на теорії нечіткої логіки і являють собою процеси отримання нечітких висновків за допомогою нечітких умов або передумов про об'єкт дослідження на основі інформації про його поточний стан. Нечітка множина - це математична формалізація нечіткої інформації, представлена безліччю елементів, що володіють загальною властивістю в різного ступеня і належать до даного безлічі з різним ступенем.

Нейро-нечіткий логічний висновок - один з небагатьох методів, який допускає неточність, невизначеність і неповну істинність оброблюваних даних і реалізується на основі узагальненого використання методів нечіткої логіки і методів штучних нейронних мереж (ШНМ).

Застосування методів нечіткої логіки обумовлено прикладним характером завдання оцінки технічного стану обладнання, коли необхідно оперувати не тільки чисельними даними, але і лінгвістичними, наприклад такими, як «стан обладнання» тощо. Класифікація станів, їх кількість і уявлення можуть відрізнятися в залежності від призначення.

Крім того, використання апарату нечітких множин дозволяє адекватно формалізувати знання експертів, які можуть бути неповними та/або суб'єктивними.

Використання методів ШНМ обумовлено їх основною перевагою - можливістю навчання (самонавчання), що дозволяє шляхом об'єднання в навчальній вибірці експертних знань і аналітичних залежностей при оцінці стану ідентифікувати неоднозначні параметри (діагнози) електрообладнання.

Така структура дозволяє скористатися перевагами обох методів при вирішенні задачі оцінки технічного стану обладнання.

Для моделювання багатofакторних задач , до яких відноситься і задача оцінки технічного стану обладнання, доцільно використовувати алгоритм Такагі-Сугено. Саме цей алгоритм дозволяє об'єднати в моделі експертні знання та аналітичні залежності при оцінці технічного стану електромережевого устаткування. Експертна складова забезпечує змістовну інтерпретацію моделі, а аналітичні залежності «входи-виходи» роблять її компактною.

Також загальноновизнано , що алгоритм Такагі-Сугено є універсальним аппроксиматором функцій, що при великій кількості вхідних параметрів також стає перевагою даного методу в порівнянні з іншими алгоритмами нейро-нечіткого логічного висновку.

4.2. Структура нейро-нечіткого логічного висновку та алгоритм його роботи

Нейро-нечіткий логічний висновок формується на етапі оцінки технічного стану кожного елемента підоб'єкту. На вхід гібридної системи надходить вектор параметрів (будь-яких доступних) $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ аналізованого підоб'єкту , який визначається методом отримання $Z = \{z_1, \dots, z_n\}$ (діагностика, випробування, дані АИИС КУЕ, телевимірювань, тощо). Формується база правил $K = \{k_1, \dots, k_n\}$ системи нечіткого логічного висновку на основі нечітких правил продукції, описаних (4).

Згідно з розробленою технологією для кожної групи параметрів підбирається колекція функцій приналежності $\mu(X)$.

У відповідності до системи нейро-нечіткого виведення на основі алгоритму Такагі-Сугено мережа буде складатися з 5 шарів [23].

На першому шарі виконується фазифікації вхідних параметрів обладнання - перетворення вхідних даних в нечіткі змінні за допомогою функцій належності для визначення відповідності вхідних даних термам лінгвістичних змінних.

На другому шарі здійснюється агрегування підумови , т . е . визначення ступеня істинності умов для кожного правила в системі нейро-нечіткого

виведення - мінімізація значень всіх підумов . На другому шарі визначається результуюче значення коефіцієнта приналежності $w_i = \mu_{D(k)}$. Характеристичні функції $\mu(X)$ визначають вагові коефіцієнти w .

Третій шар містить алгоритм навчання , в ході якого коригуються ваги полінома. У даній моделі використовується метод гібридного навчання, що поєднує метод зворотного поширення помилки з методом найменших квадратів. У методі зворотного поширення помилки відбувається поширення помилки від виходів мережі до входів, тобто в напрямку, протилежному поширенню сигналів у нормальному режимі роботи. Метод найменших квадратів - математичний метод, застосовуваний для вирішення різних завдань, який заснований на мінімізації відхилень суми квадратів деяких функцій від шуканих змінних.

Також на третьому шарі визначається вихідна агрегована функція $y(X)$, що характеризує безліч параметрів X . В ході дії алгоритму функція $y(X)$ підлягає коригуванню за допомогою зміни вагових коефіцієнтів w , визначених на попередньому шарі.

Четвертий шар складається з двох нейронів - сумматоров: перший відповідає за активацію або композицію підвисновків (перехід від умов до підвисновків і визначення ступеня істинності кожного з них), другий - за акумулювання нечітких правил продукції (процес знаходження нейро - нечіткої множини або їх об'єднання для кожної з вхідних змінних всіх ступенів істинності подзаключеній для отримання функції приналежності кожної з вихідних змінних).

На п'ятому шарі виконується дефазифікація вихідних параметрів - перехід від функції належності вихідної лінгвістичної змінної до її чіткому (числовому) значенням.

Іншими словами , підсумковий результат агрегується шляхом розрахунку середньозважених функцій $y(X)$ з урахуванням безлічі ваг w відповідно до вираження

$$y(x) = f_1 f_2 = \sum_{i=1}^N w_i y_i(x) \sum_{i=1}^N w_i, \quad (6)$$

в результаті чого і формується оцінка технічного стану елемента устаткування.

4.3. Формування функцій приналежності

Як вже говорилося, на першому шарі системи нейро-нечіткого виведення на основі алгоритму Такагі-Сугено для кожної вхідної змінної задається діапазон значень за допомогою функції приналежності (фазифікації вхідних параметрів). У нечіткої логіки функція приналежності характеризує ступінь приналежності кожного члена простору міркування до даного нечітких множин, таким чином, в даному випадку кожна змінна X визначається функцією приналежності.

В залежності від типу об'єкта, виду граничних значень (односторонній або двосторонній діапазон), методу діагностики і т.п., тип та кількість функцій належності можуть бути різними.

Визначення оптимального виду і числа функцій приналежності - окремі завдання оцінки технічного стану електрообладнання.

4.3.1 Визначення нечітких правил продукції

База нечітких продукційних правил системи нечіткого виведення - це система нечітких продукційних правил, що відображає знання експертів про методи управління об'єктом в різних ситуаціях, характер його функціонування в різних умовах і т.п., тобто містить формалізовані людські знання.

Найпростіший варіант правила нечіткої продукції, який найбільш часто використовується в системах нечіткого виведення, може бути записаний у формі: «Якщо " $\beta_1 \in \alpha'$ ", тоді " $\beta_2 \in \alpha'$ "» де нечітке висловлювання « $\beta_1 \in \alpha'$ »

є умова даного правила нечіткої продукції, а нечітке висловлювання « $\beta_2 \in \alpha'$ » - нечітке закінчення даного правила. При цьому вважається, що $\beta_1 \neq \beta_2$.

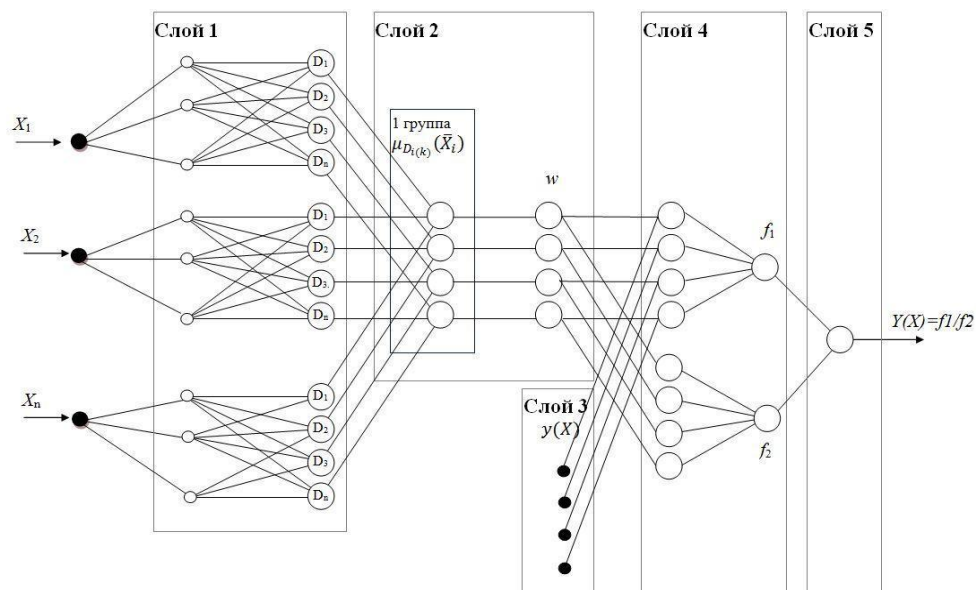


Рисунок 4.1 - Узагальнена структура нейро - нечіткого логічного висновку

4.3.2 Визначення числа функцій приналежності

Для кожного параметра, що описує стан аналізованого об'єкта, важливо визначити кількість функції приналежності (діапазонів значень), найкращим чином характеризує даний параметр. Для цього необхідно виходити з даної задачі і необхідної точності опису в розглянутій задачі.

4.3.3 Визначення виду функцій приналежності

Для кожного параметра, що описує стан аналізованого об'єкта, також важливо визначити вид функції приналежності, найкращим чином характеризує даний параметр.

Розглянемо так звані стандартні функції приналежності. Стандартні функції приналежності легко застосовні до вирішення більшості завдань.

Виділяють такі типові функції приналежності:

- кусково-лінійні - набір відрізків прямих ліній, що утворюють безперервну або кусочно-безперервну функцію;
- гаусові-освічені на основі гауссового розподілу;
- сігмоїдну криву, тощо.

Всі методи побудови функцій приналежності умовно можна розділити на два види : прямі і непрямі . Прямі методи реалізуються на основі експертного завдання виду функцій приналежності . До прямих методів можна віднести метод статистичної обробки експертної інформації [19]. Істотними недоліком такого методу є його орієнтація на переважно суб'єктивну інформацію про процес і / або явище і обов'язковому прийнятті припущень при перетворенні даної інформації в ступені належності нечітких множин .

Непрямі методи передбачають вибір функцій приналежності, заздалегідь задовольняють сформульованим умовам . Слід зазначити , що експертна інформація має статус первинної , що передбачає подальшу обробку , в тому числі з урахуванням додаткових умов. Додаткові умови можуть накладатися як на вигляд одержуваної інформації, так і на процедури її обробки. Найбільш поширеним серед непрямих є метод парних порівнянь , в результаті застосування якого формується матриця парних порівнянь [18]. Основним недоліком даного методу є складність виконання порівнянь в разі оцінювання великого числа варіантів .

Крім методу парних порівнянь в ряді випадків представляє інтерес метод ідентифікації функцій приналежності на базі визначення за експериментальними даними нечітких моделей типу « входи - вихід ». Такий метод дозволяє вирішити задачу формалізації вихідної інформації , хоча висуває підвищені вимоги до навчальної вибірки і моделі типу « вхід - вихід » [17,16].

В окрему групу можна виділити методи визначення функцій приналежності за допомогою кластеризації . У загальному випадку під кластеризацією мається на увазі об'єднання об'єктів в групи (кластери) на основі однотипності яких - яких ознак для об'єктів однієї групи і відмінностей цих ознак між групами . Більшість існуючих алгоритмів кластеризації не вимагає прийняття припущень , властивих , наприклад , статистичних методів.

Завдання кластеризації полягає у визначенні природного розбиття даних на класи незалежно від суб'єктивного судження експерта . Найважливішою особливістю методів кластеризації є їх використання в умовах відсутності

будь - якої інформації про закони розподілу даних [16]. Слід зазначити, що кластеризація може бути виконана для об'єктів як з якісними, так і кількісними або навіть змішаними ознаками.

Методи кластеризації діляться на чіткі і нечіткі. Завдання чітких методів кластеризації полягає в розбитті безлічі вихідних об'єктів X на кілька непересічних множин Y $x \in X \rightarrow y \in Y$.

Слід зазначити, що кожен об'єкт $x \in X$ належить тільки одному кластеру $y \in Y$. У свою чергу нечіткі методи кластеризації допускають приналежність одного і того ж об'єкта одночасно до кількох кластерів з відповідними ступенями приналежності на інтервалі $[0,1]$. У деяких випадках використання методів нечіткої кластеризації більш обгрунтовано, ніж чіткої, особливо при аналізі об'єктів, що знаходяться поблизу кордонів кластерів.

Наприклад, в задачі оцінки технічного стану силового обладнання нечітка кластеризація допускає, що стан будь-якого об'єкта, що діагностується дослідження одночасно належить всім кластерам (діагнозами), але з різним ступенем приналежності. Якщо об'єкт, що діагностується описується однією ознакою, то функція належності нечіткої кластера повинна відповідати функції приналежності нечіткого безлічі. За умовами нормальності і опуклості визначаються нечіткі множини підлягають апроксимації параметричними функціями належності [24].

В рамках дослідження було проаналізовано два можливих методи визначення функцій приналежності за допомогою двох найбільш часто використовуваних методів кластеризації - методу потенціалів і методу нечіткої кластеризації [84], - описаних нижче.

В основу методу потенціалів покладені ідеї методу гірської кластеризації, що не вимагає апріорного завдання певної кількості кластерів. Даний метод запропонований Д. Фільов і Р. Ягером в 1993 г.

Слід зазначити, що кластеризація по гірському методу не є нечіткою, але часто її використовують як інструмент для визначення нечітких правил на основі апріорної інформації [17].

Основне поняття методу гірської кластеризації - «потенціал точки», який є числовим значенням, що показує щільність вхідних експериментальних даних в її околиці. Потенціал точки характеризує її близькість до центру кластера [16]. Визначення потенціалу точки y_i ($i = 1, v$) виконується відповідно до виразу:

$$pot_i = \sum_{j=1,v} \exp(-4\alpha^2(y_i - y_j)^2) \quad (22)$$

де $\alpha > 0$ - коефіцієнт, що визначає ступінь компактності кластеру. При використанні (22) експериментальні дані слід нормалізувати на інтервалі $[0,1]$.

Ступінь приналежності нечіткій множині u визначаються на базі величин потенціалів відповідно до вираження:

$$\mu_y(y_i) = \frac{pot_i}{\max_{j=1,v}(pot_j)} \quad (23)$$

4.4 Налаштування моделі оцінки технічного стану на прикладі оцінки стану трансформаторного обладнання

В даному підрозділі дипломної роботи описано механізм настройки системи оцінки технічного стану електрообладнання, з метою адаптації математичної моделі до реального об'єкту. Приклад реалізації настройки розробленої системи представлений для оцінки стану силових трансформаторів на основі даних хроматографічного аналізу розчинених у маслі газів (ХАРГ). Демонстрація настройки розробленої системи на основі даних ХАРГ обумовлена високою ймовірністю (95%) збігу прогнозованого і існуючого дефекту трансформатора при використанні даного методу діагностування.

4.4.1. Визначення структури нейро - нечіткого - логічного висновку

Налаштування розробленої моделі полягає у визначенні оптимальної структури нейро - нечіткого логічного, яка в свою чергу безпосередньо залежить від виду і числа функцій приналежності для кожного з вхідних параметрів, а також якості формування навчальної вибірки. Тому для

вирішення поставленого завдання необхідно визначити число і вид функцій приналежності і сформулювати навчальну вибірку .

4.4.2. Визначення функцій приналежності

Визначення виду функцій приналежності здійснюється , як було описано в підрозділі 3.2.3, для кожного з методів (потенціалів і нечіткої кластеризації) на прикладі визначення виду функцій приналежності в задачах оцінки стану 74 силових масляних трансформаторів напругою 110 кВ порівнянної потужності і однотипної конструкції.

При аналізі трансформаторного масла визначаються концентрації етилу (C_2H_4), ацетилену (C_2H_2), метану (CH_4), водню (H_2) і етилену (C_2H_6). Розраховуються концентрації пар газів : C_2H_2 / C_2H_4 (А), CH_4 / H_2 (В), C_2H_4 / C_2H_6 (С) і за отриманими значеннями робиться висновок про можливий характер дефектів . Згідно \square 85 \square кожне зі сполучень співвідношень концентрацій пар газів відповідає певному дефекту (Табл . 6). Визначення можливих видів функцій приналежності виконується для кожного з можливих дефектів .

Після попереднього визначення виду функцій приналежності виконувався розрахунковий аналіз в Matlab за допомогою інструментарію ANFIS і проводилася оцінка роботи системи з використанням певних функцій приналежності критерієм мінімальної помилки навчання мережі, для чого виконувались наступні дії:

1. Чи задавалися функції приналежності (тип і їх кількість) на основі попереднього вибору типу функцій на попередньому етапі.

Згідно зі статистикою і , беручи до уваги можливі похибки вимірювань , граничні значення відносин концентрацій газів для всіх можливих видів дефектів в ANFIS приймалися на 10% більше , ніж вказано в Табл . 7.

2. Чи задавалися вхідні і вихідні параметри нейро - нечіткого логічного висновку.

Правила продукції формувалися також для кожної функції приналежності з урахуванням її граничних значень . Правила продукції для можливих видів дефектів на основі ХАРГ представлені в Табл. 4.1.

4. Формувалася структура нейро-нечіткого логічного висновку.
5. Виконувався розрахунковий аналіз і оцінювалася робота системи.

Таблиця 4.1 - Можливі види дефектів на основі даних ХАРГ

Характер прогнозируемого дефекта	Отношение концентраций характерных газов			Обознач. функции
	А	В	С	
Нормальное состояние (NF)	<0.1	0.1-1	<1	f ₁
Электрический дефект				
Частичные разряды с низкой плотностью энергии (LEPD)	<0.1	<0.1	<1	f ₂
Частичные разряды с высокой плотностью энергии (HEPD)	0.1-3	<0.1	<1	f ₃
Разряды малой мощности (LED)	>0.1	0.1-1	1-3	f ₄
Разряды большой мощности (HED)	0.1-3	0.1-1	>3	f ₅
Термический дефект				
Термический дефект низкой температуры (<150°C) (T ₁)	<0.1	0.1-1	1-3	f ₆
Термический дефект в диапазоне низких температур (150-300°C) (T ₂)	<0.1	>1	<1	f ₇
Термический дефект в диапазоне средних температур (300-700°C) (T ₃)	<0.1	>1	1-3	f ₈
Термический дефект высокой температуры (>700°C) (T ₀)	<0.1	>1	>3	f ₉

У розглянутому прикладі деякі значення відносин концентрацій характерних газів збігаються (Табл . 4.1), тому необхідно виконати два рішення:

1. без об'єднання однакових значень в єдині функції приналежності (варіант 1, Табл. 4.2).

2. з об'єднанням однакових значень в єдині функції приналежності (варіант 2, Табл. 4.2).

Таблиця 4.2 - Можлива кількість функцій приналежності для різних відносин концентрацій характерних газів

Отношение концентраций газов	Число функций принадлежности для различных отношений концентраций характерных газов		
	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6
	Электрический дефект		
Вариант 1	5	5	5
Вариант 2	3	2	3
	Термический дефект		
Вариант 1	5	5	5
Вариант 2	1	2	3

Об'єднання однакових значень в єдині функції приналежності відіб'ється не тільки на кількості функцій приналежності, але і на кількості правил продукції і в цілому на структурі нейро - нечіткого логічного висновку.

На основі статистичних даних за допомогою методу потенціалів і методу нечіткої кластеризації в програмному комплексі Matlab були побудовані функції належності (Рис 4.2, 4.3) для всіх можливих видів дефектів за результатами ХАРГ, описаних в Табл. 4.2.

За результатами розрахунків (Рис. 15) видно, що визначити тип функцій приналежності дуже складно, а метод потенціалів можна використовувати тільки при великих масивах вихідних статистичних даних, що для вирішення даного завдання не завжди представляється можливим.

При аналізі за допомогою методу нечіткої кластеризації отримані функції приналежності можна визначити як один з наступних можливих типів:

- симетрична гаусова (Рис. 4.4-4.9);
- пі-подібна (Рис. 4.15-4.20);
- Дзвонovidна (Рис 4.10-4.14).

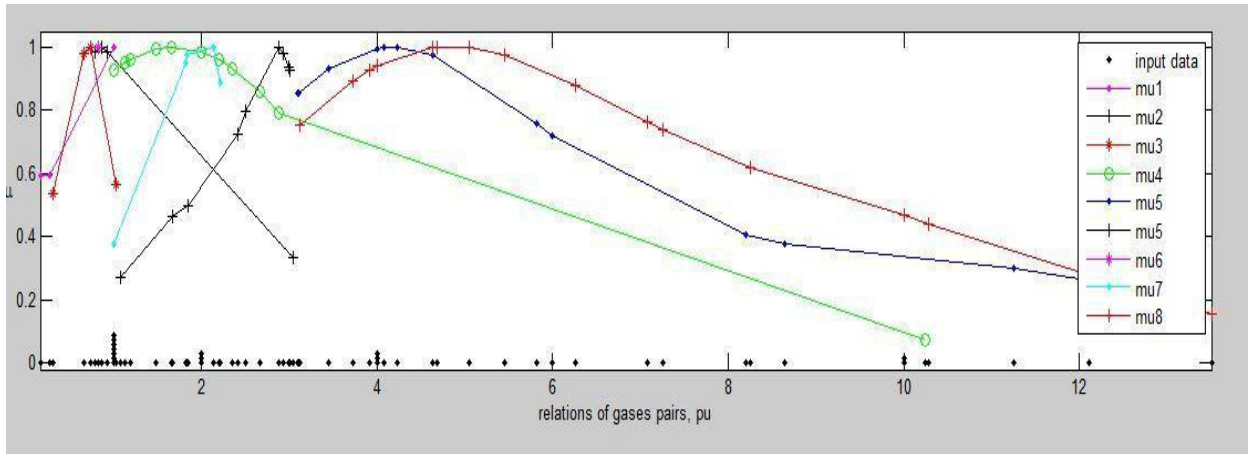


Рисунок 4.2 - Вид функцій приналежності на основі методу потенціалів

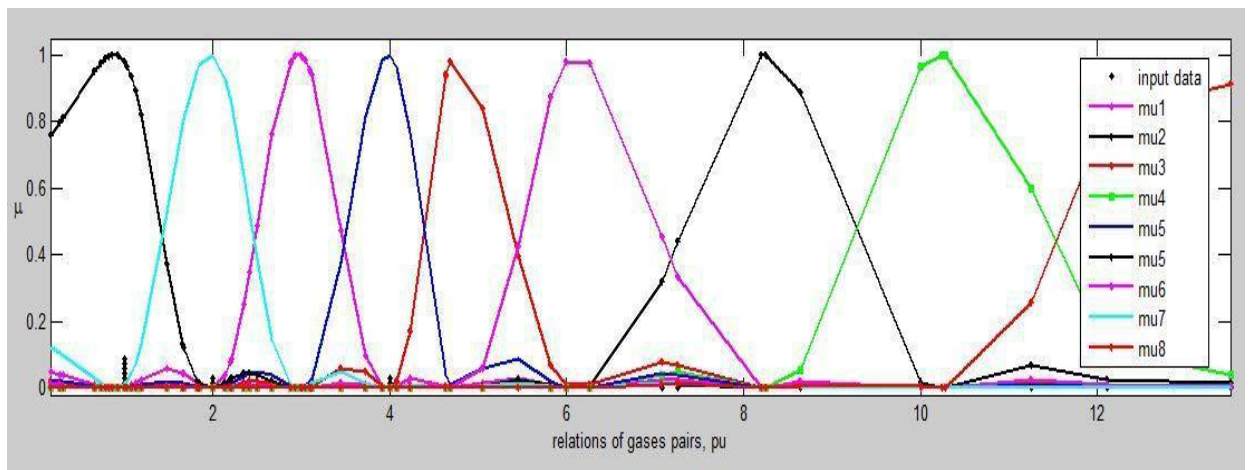


Рисунок 4.3 - Вид функцій приналежності на основі методу нечіткої кластеризації

В якості вхідних параметрів нейро-нечіткого логічного висновку в даному випадку виступають три відносини концентрацій газів $3\text{ N}_2 / \text{C}_2\text{ N}_4$,

$\text{C N}_4 / \text{N}_2$ і $\text{C}_2\text{ N}_4 / \text{C}_2\text{ N}_6$, а в якості вихідного параметра - один з можливих видів дефектів. Для виявлення та термічного і електричного характеру дефектів формується однакова структура нейро-нечіткого логічного висновку (Рис.18), але для термічного характеру дефектів всередині структури використовуються функції приналежності (f1, f6-f9, Табл. 4.1), а для електричного характеру дефекту функції приналежності (f1-f5, Табл. 4.1).

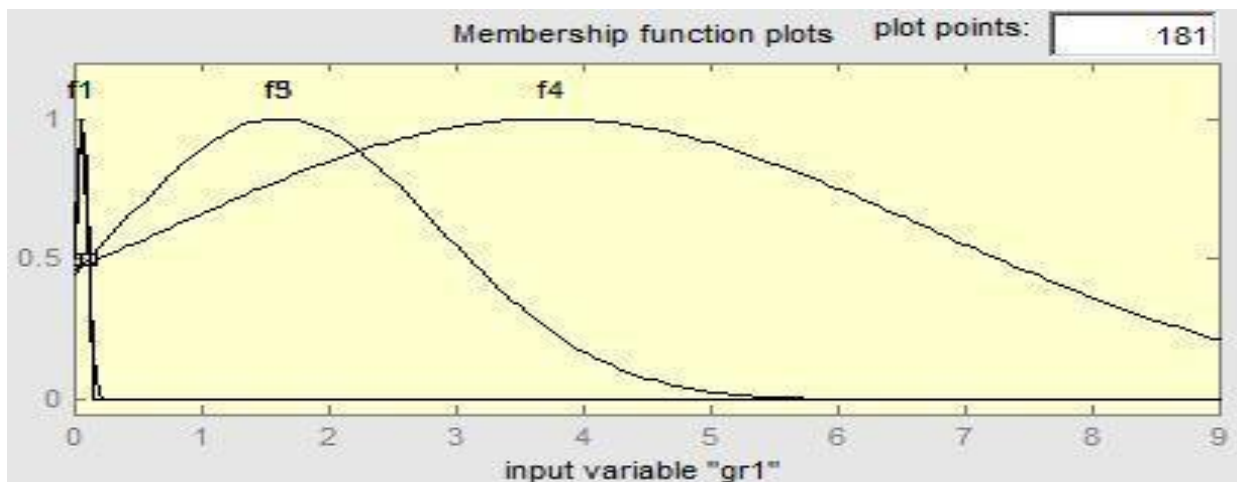


Рисунок 4.4 - гаусові функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів $\text{Zn} / \text{C} / \text{H}_2$

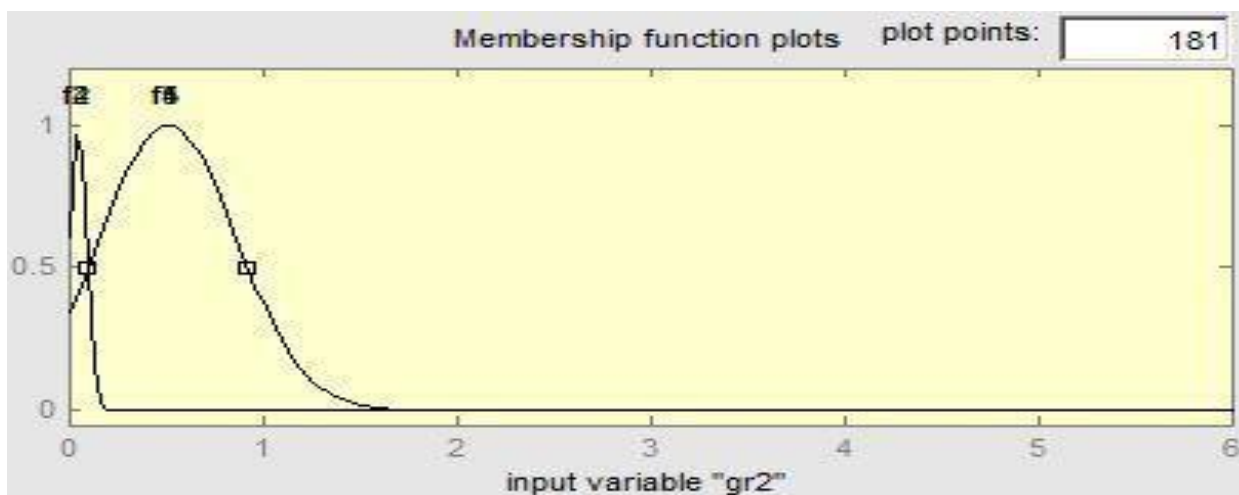


Рисунок 4.5 – гаусові функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів CH_4/H_2

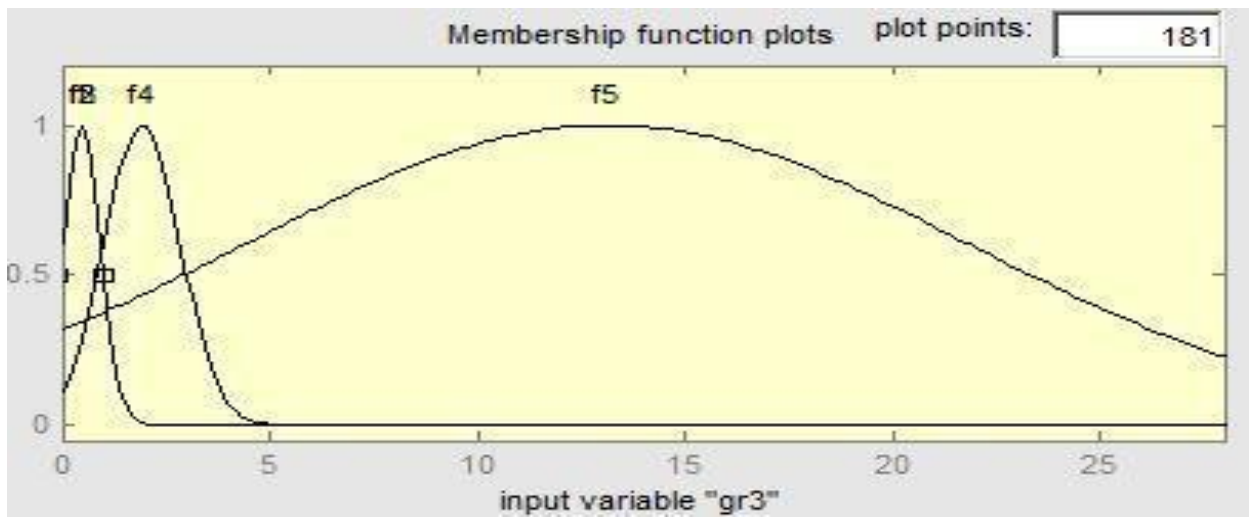


Рисунок 4.6 гаусові функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів C_2H_4/C_2H_6

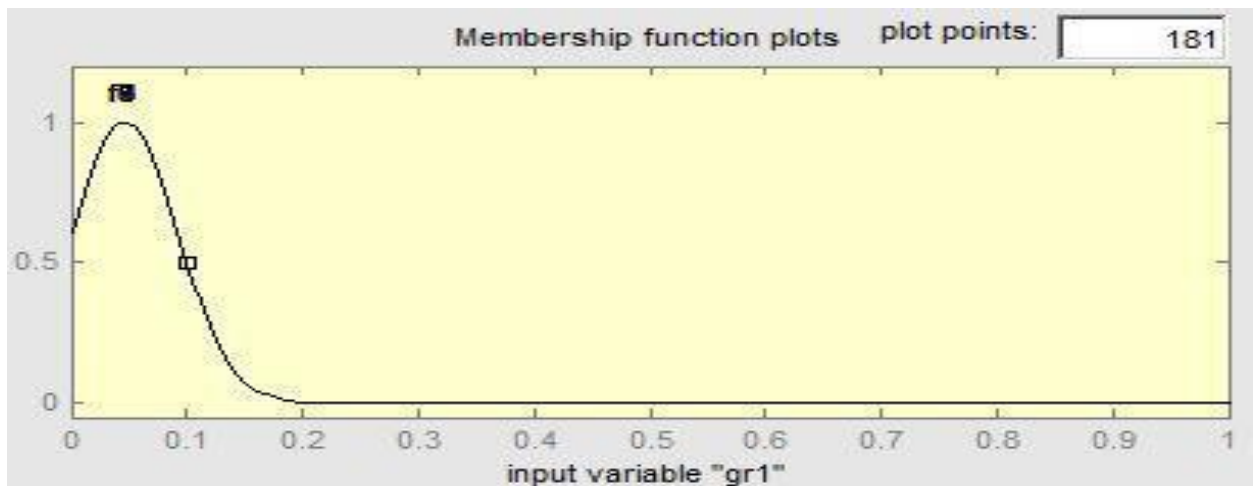


Рисунок 4.7 – гаусові функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів C_2H_2/C_2H_4

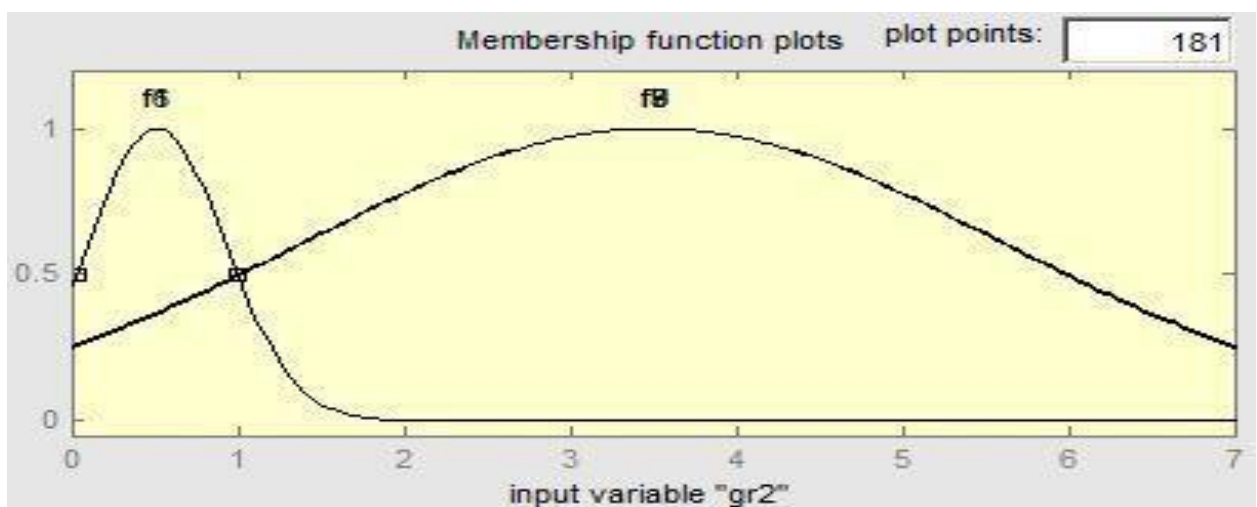


Рисунок 4.8 – гаусові функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів CH_4/H_2

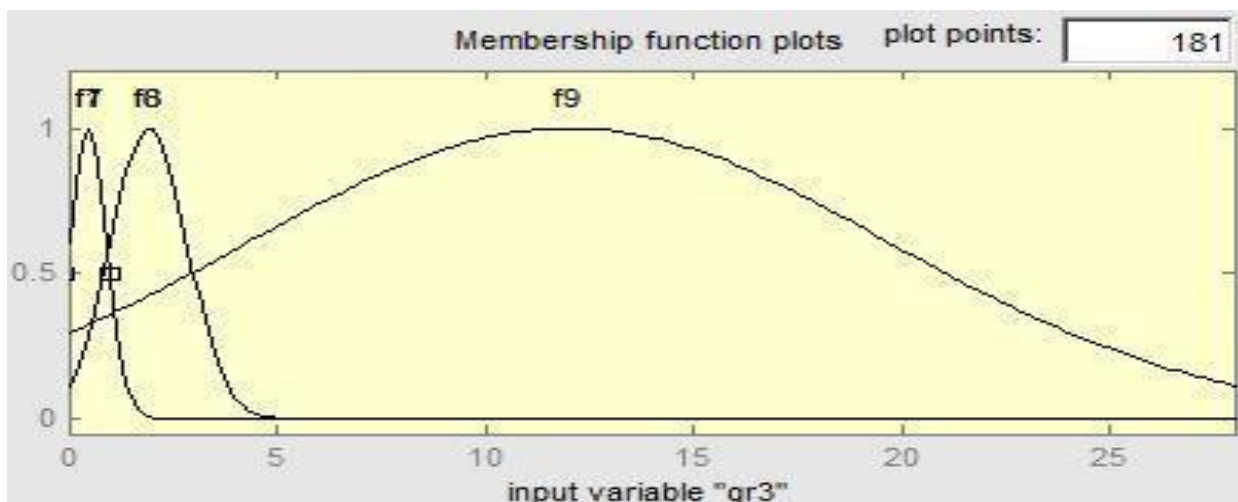


Рисунок 4.9 – гаусові функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів C_2H_4/C_2H_6

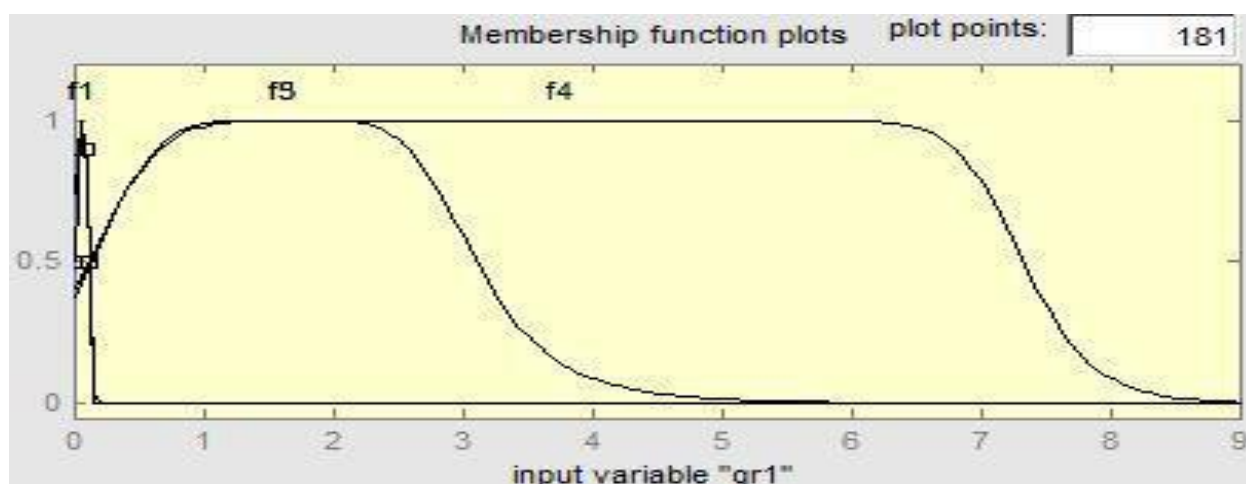


Рисунок 4.10 – Дзвонovidні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів C_2H_2/C_2H_4

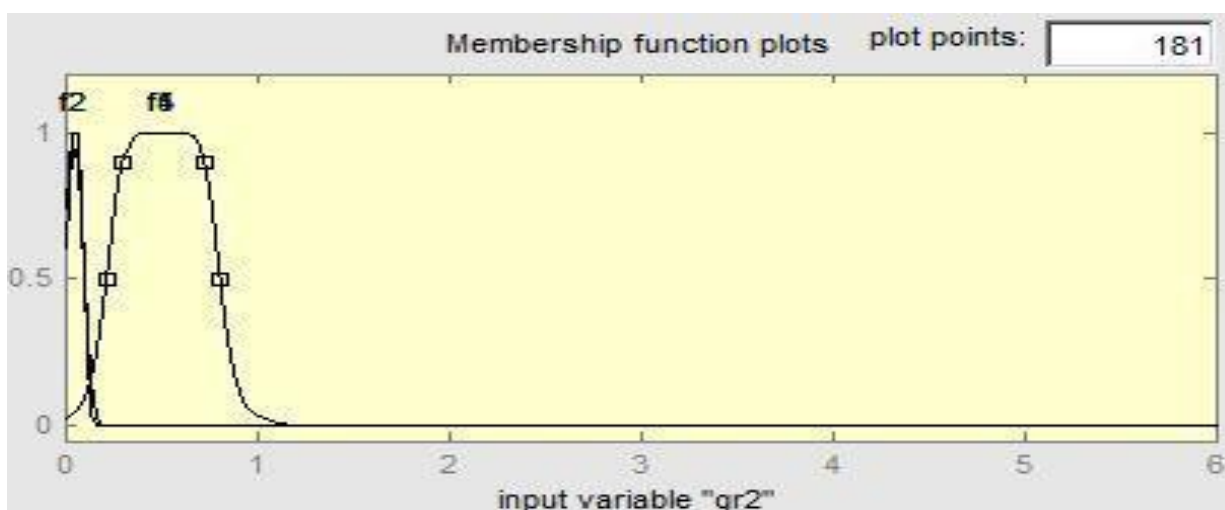


Рисунок 4.11 – Дзвонovidні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів CH_4/H_2

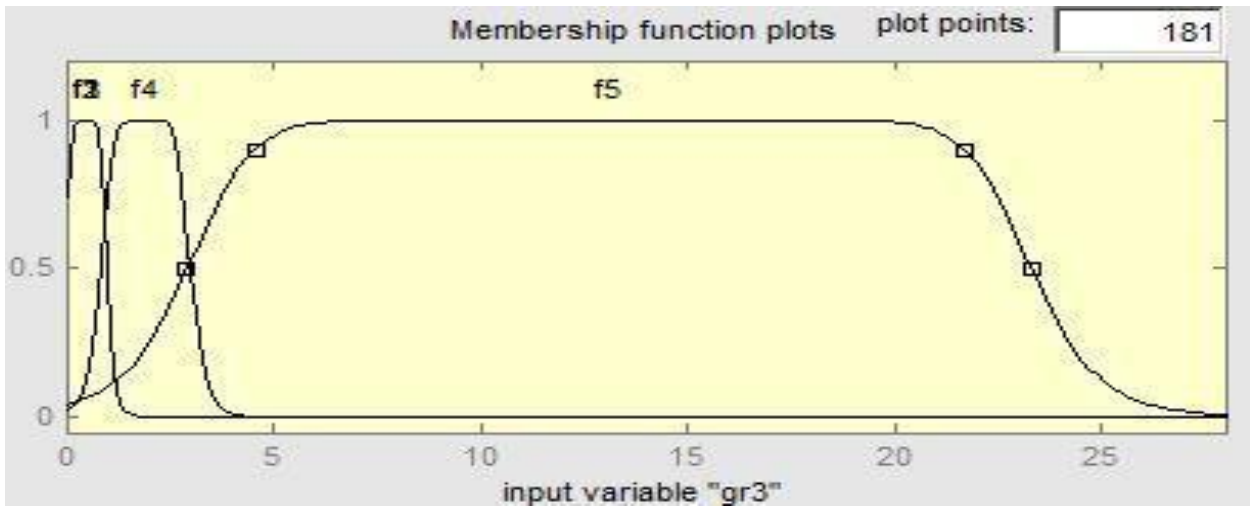


Рисунок 4.12 – Дзвонovidні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів C_2H_4/C_2H_6

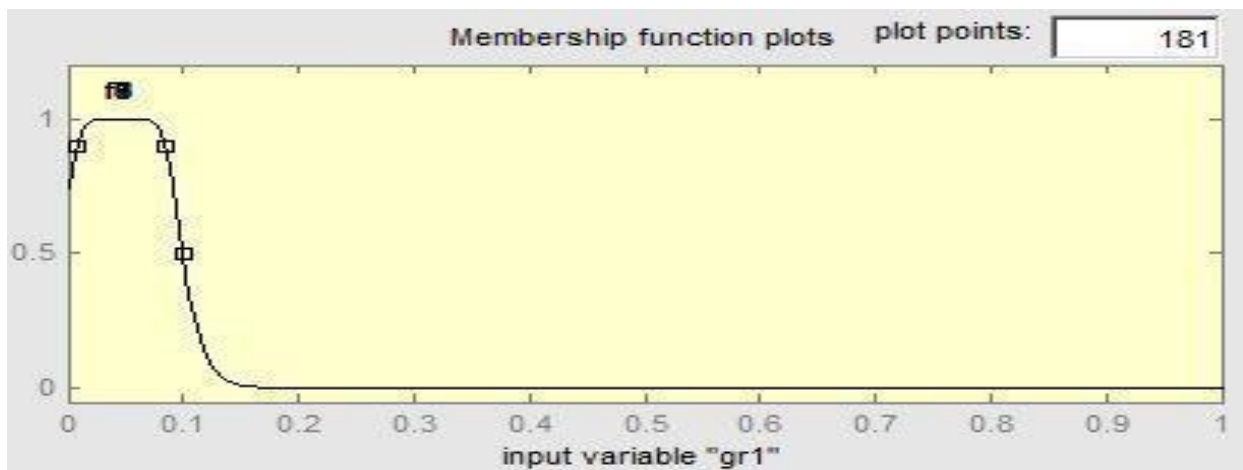


Рисунок 4.13 – Дзвонovidні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів C_2H_2/C_2H_4

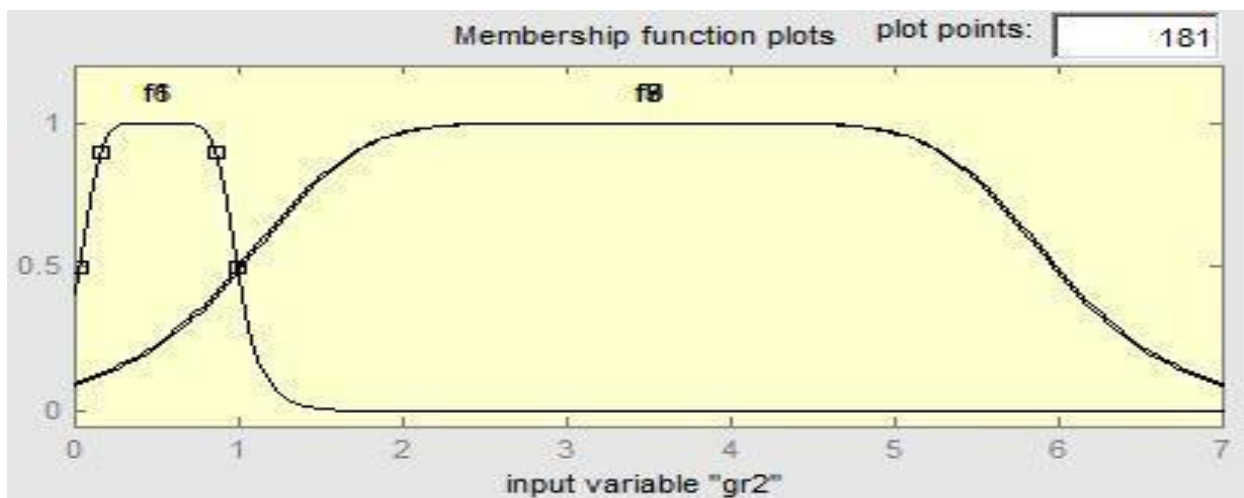


Рисунок 4.14 Дзвонovidні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів термического характера дефекта для концентрацій пар газів CH_4/H_2

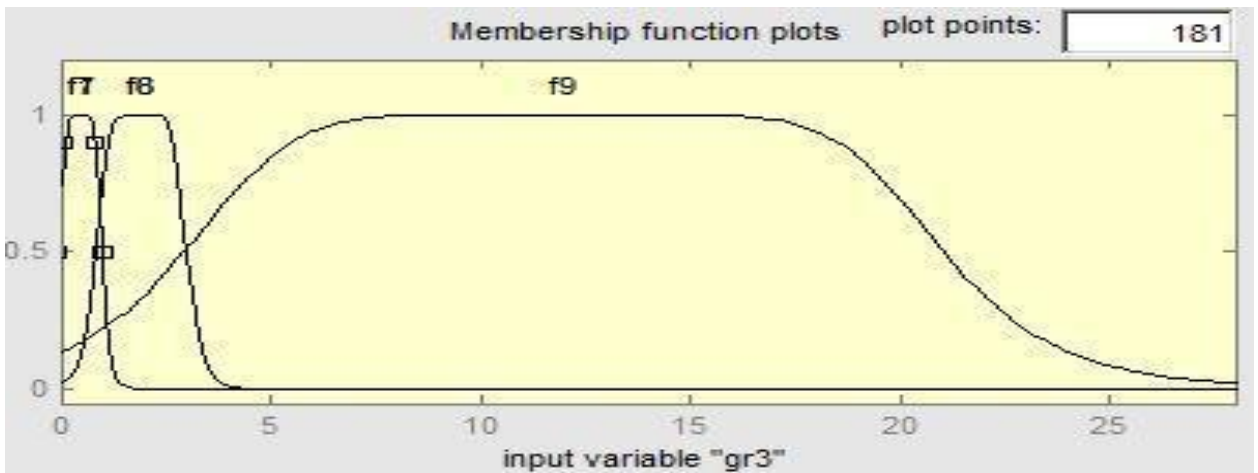


Рисунок 4.14 – Дзвонovidні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$

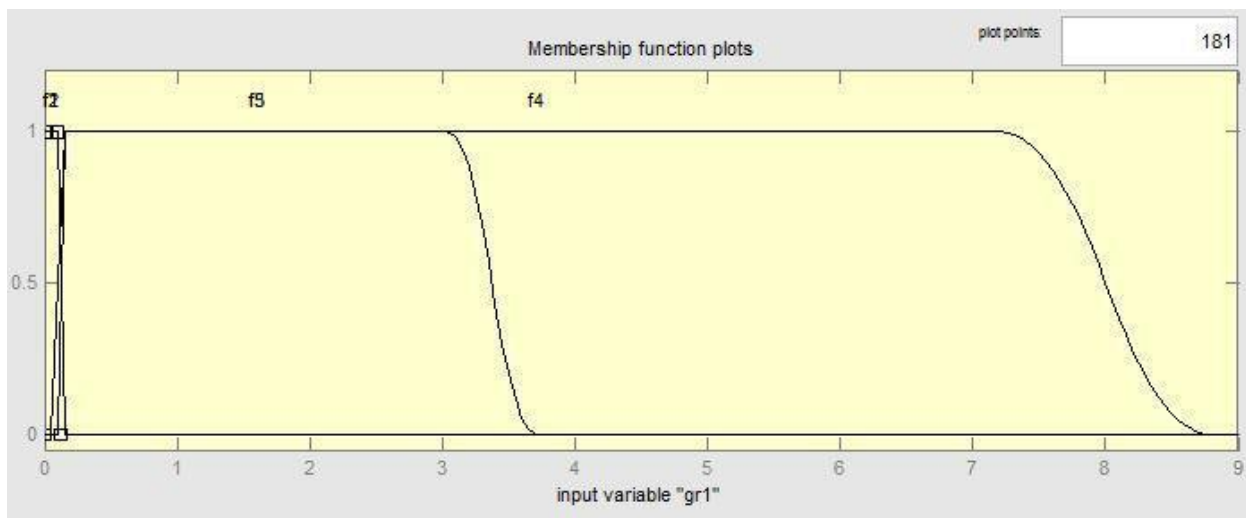


Рисунок 4.15 – Пі-подібні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$

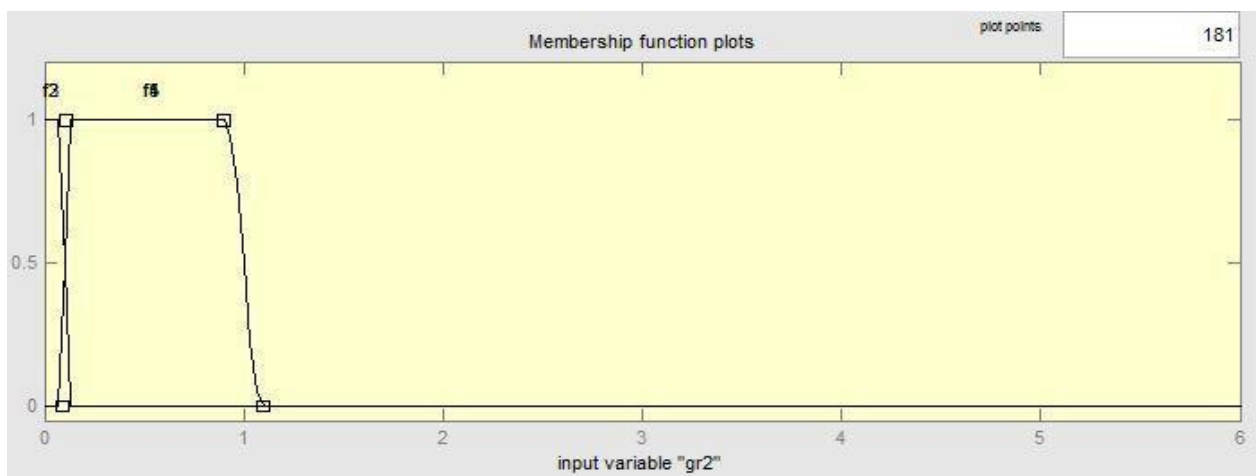


Рисунок 4.16 – – Пі-подібні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів CH_4/H_2

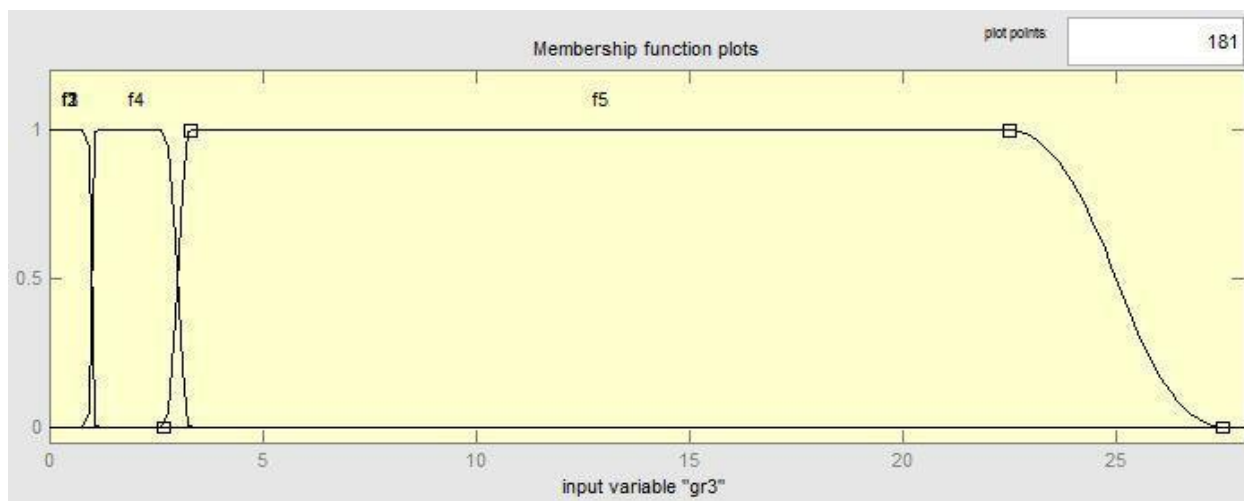


Рисунок 4.17 – – Пі-подібні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$

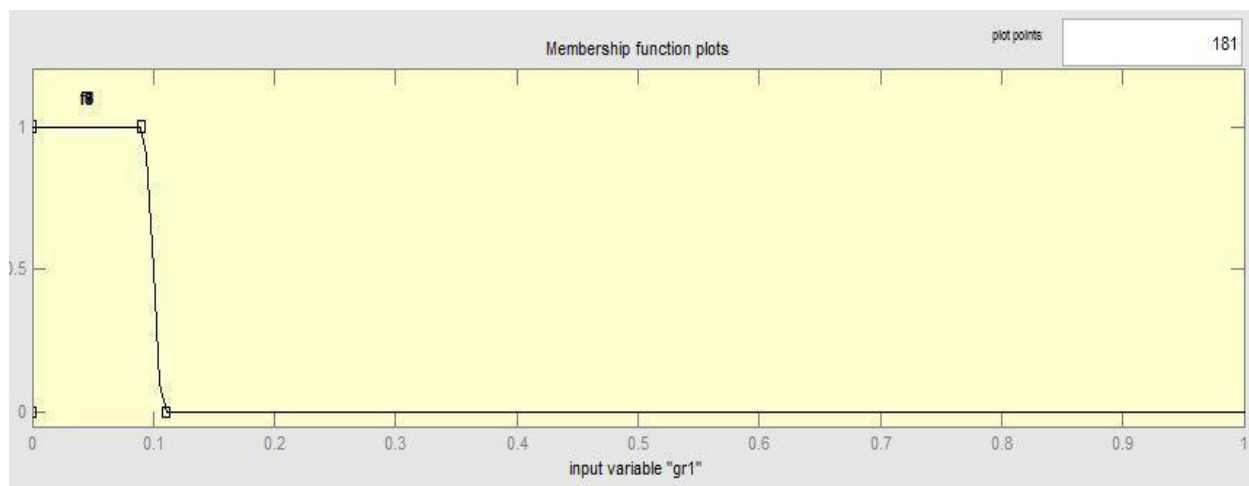


Рисунок 4.18 — Пі-подібні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів $\text{C}_2\text{H}_2/\text{C}_2\text{H}_4$

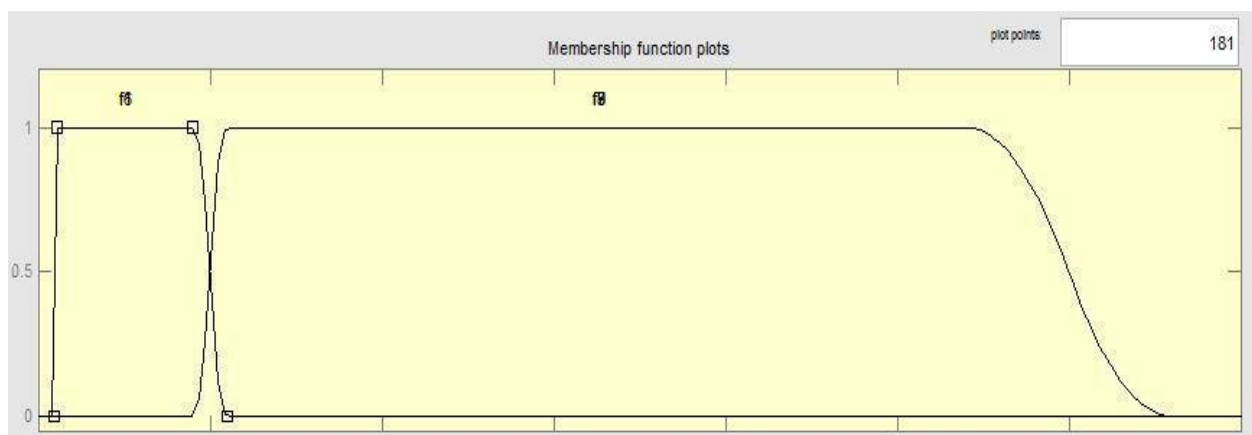


Рисунок 4.19 – Пі-подібні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів CH_4/H_2



Рисунок 4.20 – Пі-подібні функції приналежності для електричного характеру дефекту для концентрацій пар газів $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$

Нечіткі правила продукції (правила нечіткого виведення) також як і функції приналежності формуються для кожного виду дефекту і є формалізованими знаннями експертів (в даному випадку дані нормативної документації). Всі правила продукції представлені в Табл. 4.3

Таблиця 4.3 - Нечіткі правила продукції

№	Нечіткі правила продукції
1	if (gr1 is f1) and (gr2 is f1) and (gr3 is f1) then (output1 is NF)
	Електричний дефект
2	if (gr1 is f2) and (gr2 is f2) and (gr3 is f2) then (output1 is LEPD)
3	if (gr1 is f3) and (gr2 is f3) and (gr3 is f3) then (output1 is HEPD)
4	if (gr1 is f4) and (gr2 is f4) and (gr3 is f4) then (output1 is LED)
5	if (gr1 is f5) and (gr2 is f5) and (gr3 is f5) then (output1 is HED)
	Термичний дефект
6	if (gr1 is f6) and (gr2 is f6) and (gr3 is f6) then (output1 is T ₁)
7	if (gr1 is f7) and (gr2 is f7) and (gr3 is f7) then (output1 is T ₂)
8	if (gr1 is f8) and (gr2 is f8) and (gr3 is f8) then (output1 is T ₃)
9	if (gr1 is f9) and (gr2 is f9) and (gr3 is f9) then (output1 is T ₀)

Структура нейро-нечіткого логічного висновку для виявлення характеру дефекту в трансформатор на основі ХАРГ представлена на Рис. 4.21.

Навчальна вибірка для системи нейро-нечіткого логічного висновку, представленого на Рис. 4.21, складається з даних ХАРГ 74 силових масляних трансформаторів напругою 110 кВ порівнянної потужності і однотипної конструкції, серед яких 32 представлені з дефектом електричного характеру, 32 - з дефектом термічного характеру і 10 представлені нормальним станом. Таким чином, навчальна вибірка для виявлення кожного виду дефекту містить 42 навчальних прикладу.

Результати розрахунків представлені в Табл. 4.4.

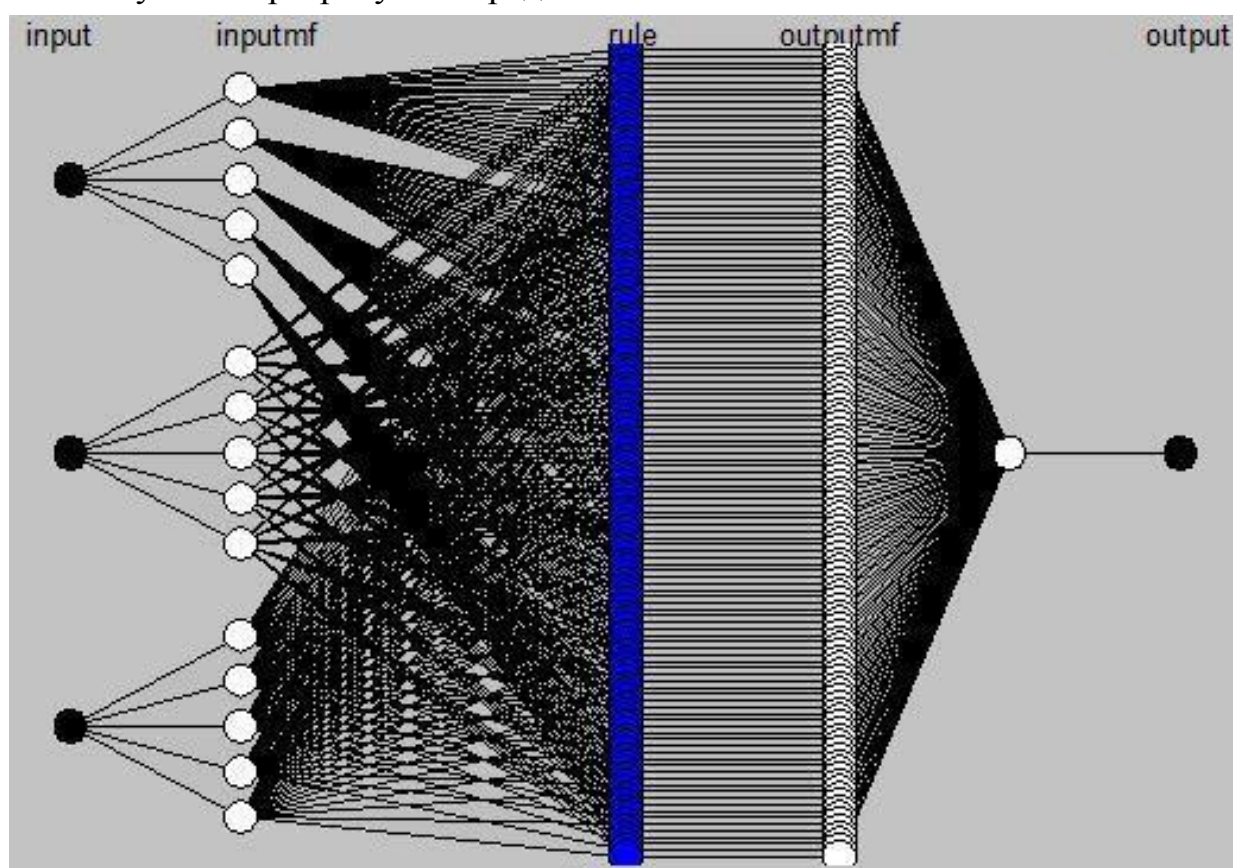


Рисунок 4.21 - структура нейро-нечіткого логічного висновку для виявлення характеру дефекту в трансформатор на основі ХАРГ

В якості основного критерію , за яким виконуються порівняння результатів розрахунків моделі з використанням різних видів функцій приналежності , обрана середня помилка навчання . Це пояснюється необхідністю мінімізації емпіричного ризику - тобто необхідністю вибрати такий тип функцій приналежності в рамках заданої моделі , при якій значення середньої помилки на заданій навчальній вибірці було б мінімальним.

За результатами розрахунків середня помилка навчання для електричного характеру дефектів при гаусом функції приналежності становить 0,051%, при дзвоноподібної функції приналежності - 0,054%, при Рі - подібної функції приналежності - 0,046%; для термічного характеру дефекту при гаусом функції приналежності - 0,053%, при дзвоноподібної функції приналежності - 0,054%, при пі-подібної функції приналежності - 0,047%. Таким чином, найменша помилка навчання і для електричного і для термічного характеру дефектів виходить при використанні в моделі пі - подібних функцій приналежності.

Таблиця 4.4 - Результати розрахунків для визначення виду функцій приналежності

ANFIS дані	Значення		
Електричний дефект			
Тип функцій приналежності	Гауссова	Дзвоноподібн.	Пі-подібна
Кількість пар в навчальній вибірці	42	42	42
Кількість вузлів	286	286	286
Кількість лінійних параметрів	500	500	500
Кількість нелінійних параметрів	60	60	60
Загальна кількість параметров	560	560	560
Кількість нечітких правил	125	125	125
Середня помилка навчання, %	0,051	0,054	0,046
Термічний дефект			
Тип функцій приналежності	Гауссова	Дзвоноподібн.	Пі-подібна
Кількість пар в навчальній вибірці	42	42	42
Кількість вузлів	286	286	286
Кількість лінійних параметрів	500	500	500
Кількість нелінійних параметрів	60	60	60

Загальна кількість параметрів	560	560	560
Кількість нечітких правил	125	125	125
Середня помилка навчання, %	0,053	0,054	0,047

Таким чином, за результатами розрахунків, виходячи з критерію мінімальної помилки навчання, для подальшого використання в моделі силового трансформатора 110 кВ для даних ХАРГ були прийняті пі-подібні функції приналежності.

Даний приклад демонструє можливість використання методу нечіткої кластеризації для визначення виду функцій приладдя в завданнях оцінки технічного стану електромережевого устаткування.

Тип функцій приналежності і їх кількість істотно впливає на результати роботи системи оцінки технічного стану електромережевого устаткування, тому для кожного об'єкта необхідно визначити, в тому числі розрахунковим шляхом, оптимальні вид і кількість функцій приналежності.

4.4.3. Формування навчальної вибірки

Формування навчальної вибірки для будь-якого завдання, в тому числі і завдання оцінки технічного стану обладнання, зводиться до оптимізації цієї вибірки. Оптимальна навчальна вибірка повинна володіти трьома основними властивостями:

- бути достатньою - число навчальних прикладів має бути достатнім для навчання;
- бути різноманітною - мати велике число різноманітних комбінацій вхід-вихід при обліку, що всі класи, характерні для вихідного безлічі, будуть представлені;
- бути рівномірною - приклади повинні бути представлені приблизно в однакових пропорціях.

Розглянемо задачу формування навчальної вибірки на прикладі використання діагностичних даних про стан обладнання. В цьому випадку навчальна вибірка - це сукупність даних, отриманих в ході експлуатації обладнання за участю експертів для постановки діагнозів.

Для будь-якого виду обладнання існує три варіанти формування навчальної вибірки:

У разі відсутності достатньої ретроспективної інформації у вигляді діагностичних даних про даному об'єкті (неповна і недостовірна інформація) навчальна вибірка формується на основі діагностичних даних по аналогічних об'єктів порівнянної потужності і однотипної конструкції.

При наявності діагностичних даних про даному об'єкті (неповна достовірна інформація) навчальна вибірка формується на основі наявних діагностичних даних з використанням діагностичних даних по аналогічних об'єктів порівнянної потужності і однотипної конструкції.

Якщо інформація подається не діагностичними даними , а даними вимірів без постановки діагнозів , наприклад з датчиків (вібрації , газосодержання і вмісту вологи в маслі і т . П .) Без алгоритмів контролю параметрів (повна недостовірна інформація), то таку інформацію необхідно попередньо перевірити на наявність « викидів ».

При обробці інформації , отриманої з різних вимірювальних приладів , часто доводиться мати справу з викидами - вимірами , які різко виділяються серед всієї сукупності і не підкоряються теоретичного нормального розподілу . Природа таких викидів може бути будь-яка - неточність приладів , неправильний спосіб вимірювання і т . д ., . Спостерігаються односторонні і двосторонні відхилення , відповідно в меншу і більшу сторони.

4.5. Визначення результуючої оцінки технічного стану простого об'єкта електричної мережі

В результаті оцінки технічного стану кожного елемента устаткування на основі розрахунку середньозважених оцінок і за допомогою функцій належності формується підсумкова оцінка для визначення стану підоб'єкту.

В результаті оцінки стану об'єкта визначається приналежність об'єкта до одного з трьох станів (Рис . 38):

- справний стан D 1 , коли об'єкт повністю відповідає всім технічним вимогам . Справний стан завжди є працездатним ;

- несправний , але працездатний стан D 2 , коли технічним вимогам відповідають лише ті властивості об'єкта , які характеризують його здатність виконувати задані функції ;

- граничний стан D 3 - стан об'єкта , при якому його подальша експлуатація неприпустима чи недоцільна з причин небезпеки , економічним або екологічним.

У розробленій системі оцінки стану обладнання алгоритм Такагі - Сугено використовується для попередньої класифікації несправностей об'єкта або визначення його стану . Узагальнена оцінка стану підоб'єкту визначається на основі середньозваженої бальної оцінки його елементів (приватні оцінки) із застосуванням шкали відносної важливості Сааті (1, 3, 5, 7 ...) з використанням функцій належності, показаних на Рис . 38.

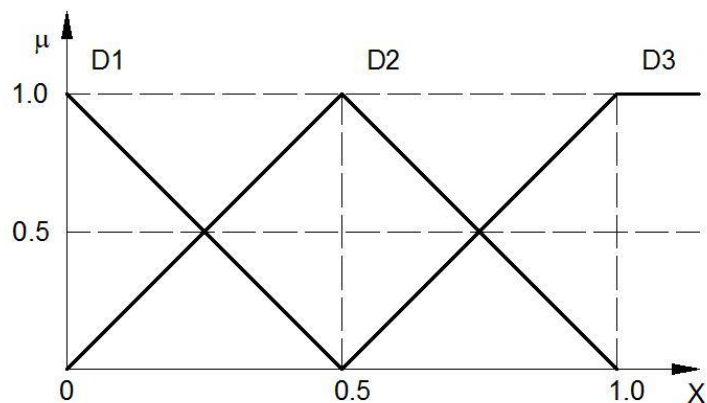


Рисунок 4.22 - Стан обладнання

Слід зазначити , що оскільки розроблена система позиціонується в якості експертної та грає роль «помічника - радника» для персоналу , то будь-яка підсумкова оцінка стану підоб'єкту відповідає певним ранжируваною альтернативам рішень щодо його подальшої експлуатації . Можливі рішення визначаються з використанням функцій належності (Рис . 39) і можуть бути наступні :

1. залишити в експлуатації (E 1);
2. провести додаткові випробування або вимірювання (E 2);
3. виконати ремонт (E 3);
4. вивести з експлуатації (E 4)

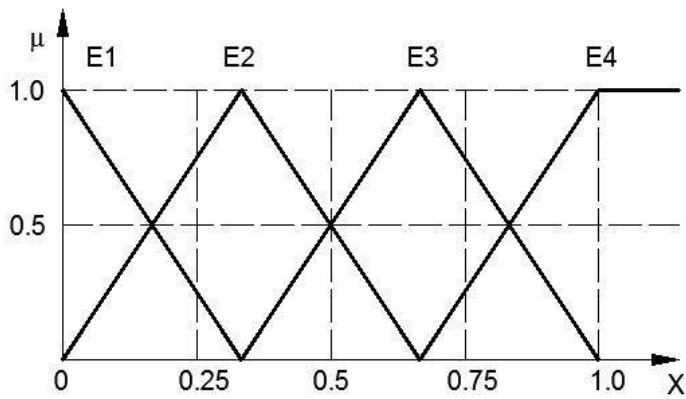


Рисунок 4.3 - Сукупність можливих рішень

Іншими словами, другий етап системи оцінки технічного стану електромережевого обладнання можна класифікувати як нечітке многокритеріальне завдання $Y = \{y, y, \dots, y\}$, що містить аналіз безлічі часних рішень n елементів (груп параметрів), які отримані на першому етапі.

Таким чином, в даному випадку реалізація системи підтримки прийняття рішень буде полягати у визначенні оптимального рішення (з урахуванням ранжирування можливих рішень) щодо подальшої експлуатації електромережевого устаткування на основі оцінки його стану на базі доступною агрегованої інформації про об'єкт дослідження за допомогою нейро - нечіткого логічного висновку.

Розглянуто основні принципи побудови розподілених систем діагностики обладнання. Розв'язана задача оцінки технічного стану електромережних об'єктів. Сформульовано принципи побудови нейро-нечіткого логічного висновку для математичної реалізації рішення задачі оцінки технічного стану електромережних об'єктів.

Адаптована структура нейро - нечіткого логічного висновку Такагі - Сугено для оцінки технічного стану електромережних об'єктів .

В ході розробки системи оцінки технічного стану розглянуті різні способи завдання характеристичних функцій приналежності в залежності від масштабу розв'язуваної задачі , доступних для аналізу параметрів і їх граничних значень.

Доведено необхідність індивідуального підходу до визначення характеристичних функцій, визначає необхідне і достатнє число функцій приналежності з урахуванням граничних значень, а також їх форми подання.

Розрахунковий приклад для визначення виду функцій приналежності демонструє можливість використання методу нечіткої кластеризації в задачах оцінки технічного стану електромережевого устаткування . Підсумки розрахунків характеризують метод нечіткої кластеризації як підходящий і дає хороші результати для визначення виду функцій приналежності в рамках даної задачі.

В ході дипломного проектування також було проаналізовано вплив повноти та достовірності навчальної вибірки , а також типу і форми функцій належності на достовірність результату оцінки стану об'єктів електричної мережі. На основі представленого аналізу визначено критерії достовірності підсумкового результату розробленої системи: помилки тестування і навчання мережі, а також якісний аналіз помилок.

Агрегування - це визначення ступеня істинності умов для кожного правила в системі нейро-нечіткого виведення – мінімізація значень всіх підумов.

Акумуляція - це визначення функції приналежності для кожної з змінних. Акумуляція виконується з метою об'єднання всіх ступенів істинності подзаключеній для визначення функції приналежності кожної з вихідних змінних.

Дефазифікація - перехід від функції належності вихідної лінгвістичної змінної до її чіткому (числовому) значенням.

Система нечіткого логічного висновку - це процес отримання нечітких висновків про об'єкт на основі даних про його поточний стан , у вигляді нечітких умов або передумов.

Фазифікації - перетворення вхідних даних в нечіткі змінні за допомогою функцій належності для визначення відповідності вхідних даних термам лінгвістичних змінних.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Біргер І.А. Технічна діагностика / І. А. Біргер - М .: Машинобудування, 1978. - 240 с.
2. Ключев В. В. Неруйнівний контроль і діагностика: Довідник / В. В. Ключев, Ф. Р. Соснін, В. Н. Філіна та ін. - М .: Машинобудування, 2003. - 657 с.
3. Сві П. М. Методи і засоби діагностики обладнання високої напруги / П. М. Сві. - М .: Вища школа, 1992. - 240 с.
4. Галкін В. С. Питання проектування автоматизованих систем моніторингу електрообладнання на підстанціях 500-220 кВ з урахуванням забезпечення надійності електричних мереж / В. С. Галкін, Т. М. Лангборт, В. А. Ліпаткін, В. А. Смирнов // Електричні станції. - 2006. -№ 7. - С. 66 -67.
5. Спарлінг Б . Д .. Підвищення рівня моніторингу та діагностики для оптимізації передачі і розподілу електроенергії в цілях поліпшення фінансових показників / Б . Д . Спарлінг // Методи і засоби оцінки стану енергетичного обладнання / під ред . А . І . Таджібаєва ,В . Н . Осотова . - СПб ., 2005. - Вип . 28. - С . 178 -202.
6. Давиденко І . В . Структура експертно - діагностичної та інформаційної системи оцінки стану високовольтного обладнання/ І . В . Давиденко , В . П . Голубєв , В . І . Комаров , В . Н . Осотов //
7. Khalyasmaa A. I. Electrical equipment life cycle monitoring / A. I. Khalyasmaa, SA Dmitriev, DA Glushkov, DA Baltin, NA Babushkina // Advanced Materials Research. - 2014. - Vol. 1008-1009 - P. 536 -539.
8. Попов Г. В. Експертна система оцінки стану електрообладнання «Діагностика +» / Г. В. Попов, Е. Б. Ігнат'єв, Л. В. Виноградова, Ю. Ю. Рогожников, Д. А. Ворошина // Електричні станції.- 2011. - № 5. - С. 36 -45.
9. Jang J.-SR ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System / J.-SR Jang // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. - 1993. - N 23. - С. 665 - 685.
10. Ларічев О . І . Системи підтримки прийняття рішень .
11. Неклепаєв Б. Н. Електрична частина електростанцій і підстанцій. Довідкові дані для курсового і дипломного проектування: Учеб. Посібник для вузів / Б. Н. Неклепаєв, І. П. Крючков. -М.: Вища школа, 1989. - 608 с.
12. Криват Б Microsoft SQL Server 2008: Data Mining - інтелектуальний аналіз даних.

13. Ананьїв Н . З . Методи і засоби аналізу даних в системах підтримки прийняття рішень : дис. канд. техн . наук : 05.25.05 / Ананьєв Микола Сергійович . - М ., 2005. - 123 с .
14. Башмаков А. І. Інтелектуальні інформаційні технології: навчальний посібник / А. І. Башмаков, І. А. Башмаков - М.: Изд - во МДТУ ім. Н. Е. Баумана, 2005. - 304 с.
15. Беркінблїт М. Б. Нейронні мережі / М. Б. Беркінблїт - М.: МИРОС і ВЗМШ РАО, 1993. - 96 с.
16. Рубанов В . Г . Інтелектуальні системи автоматичного управління. Нечітке управління в технічних системах : навчальний посібник [електронний ресурс]
17. Штовба З. Д. Введення в теорію нечітких множин і нечітку логіку: монографія / С. Д. Штовба - Вінниця: УНІВЕРСУМ - Вінниця, 2011. - 756 с.
18. Шумилова Г . П . Прогнозування електричних навантажень при оперативному управлінні електроенергетичними системами на основі нейромережевих структур □ електронний ресурс □ / Г . П . Шумилова , Н . Е . Готман
19. Намісників А . М . Розробка і дослідження нечітких систем і генетичних алгоритмів для вирішення задач автоматизованого проектування : дис . канд . техн . наук : 05.13.02 / Намісників Олексій Михайлович . - Ульяновськ , 2000. - 181 с
20. Зайченко Ю. П. Нечіткі моделі і методи в інтелектуальних системах: учеб. для вузів / Ю. П. Зайченко - К.: «Видавничий Дім «Слово», 2008. - 344 с
21. Леоненков А. В. Нечітке моделювання в середовищі MATLAB і fuzzyTECH / А. В. Леоненков - СПб .: БХВ-Петербург, 2005. - 736 с
22. Рутковська Д. Нейронні мережі, генетичні алгоритми та нечіткі системи / Д. Рутковська, М. Піліньській, Л. Рутковський - М .: Гаряча Лінія-Телеком, 2007. - 452 с

Додаток А. Програмний код формування вибірки

```
def load_marked_dataset(morning_files, evening_files):
```

```

all_files = morning_files + evening_files
x = list()
y = list()
for file in all_files:
    sample_data_file = pd.read_excel(file, usecols=2,
header=None)

    for column_number in enumerate(sample_data_file):
        column = sample_data_file[column_number[0]]
        # Приведення початку даних до нуля
        column = column - column[0]
        # Нормалізація
        column = column / max_value
        sample_data_file[column_number[0]] = column

    # Заповнення пропусків
    sample_data_file = sample_data_file.fillna(0)
    # Знаходження ядер
    h = [np.dot(T, row) for _, row in
sample_data_file.iterrows()]
    # Згладжування ядер
    w = np.hamming(5)
    h = np.transpose([np.convolve(w/w.sum(), s, mode='valid') for
s in np.transpose(h)])
    # Побудова вектору ознак
    vector = np.array([h.max(axis=0), h.min(axis=0),
h.argmax(axis=0), h.argmin(axis=0)]).flatten()
    x.append(vector)
    # Побудова цільового вектору
    if file in morning_files:
        y.append(0)
    else:
        y.append(1)
return np.array(x), np.array(y)

```

Додаток Б. Публікації

ОДЕСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ Кафедра проектного навчання в ІТ

ISSN 2522-9435

Project, Program, Portfolio рЗМ management

П'ята
Міжнародна науково-
практична конференція



4 – 05 грудня 2020

*Інститут штучного інтелекту та робототехніки
Інститут комп'ютерних систем м. Одеса, пр. Шевченка, 1*

ТЕЗИ ДОПОВІДЕЙ

Том 1

Одеса – 2020

Конференція присвячена створенню

***Інституту штучного
інтелекту та робототехніки***

та

60-річчю кафедри Комп'ютерних систем

ODESA NATIONAL POLYTECHNIC UNIVERSITY

Department of Project-based Learning in IT

ISSN 2522-9435

p₃management Project, Program, Portfolio

The Fifth
International Scientific
and
Practical Conference



04 – 05 December 2020

*Institute of Artificial Intelligence and Robotics Institute of
computer systems Odesa, Shevchenko Ave., 1*

PROCEEDINGS

Book 1

Odesa – 2020

УДК 005.8

ISSN
2522-9435

ОРГАНІЗАТОРИ

Одеський національний політехнічний університет
Кафедра проектного навчання в ІТ ОНПУ Українська асоціація
управління проектами Кафедра ЮНЕСКО ОНПУ
Politechnicka Opolska
WSB University in Wroclaw, Faculty of Economics in Opole
Українське науково-освітнє ІТ товариство

**Матеріали публікуються за оригіналами, що подані авторами.
Претензії щодо змісту та якості матеріалів не приймаються.**

Відповідальний за випуск:
Тесленко Павло Олександрович

Project, Program, Portfolio Management. P3M-2020: Тези доповідей V
Міжнародної
науково-практичної конференції : [у 2т.]. // Відповідальний за випуск П.О.
Тесленко
— Том 1. — Одеса. : Балан В. О., 2020. – 155 с.

Project, Program, Portfolio Management. P3M-2020: The Proceedings of the International
Research Conference, 04 – 05 Desember, 2020, Odesa, Ukraine, 155 p.

У збірнику наведені матеріали V Міжнародної науково-практичної конференції
"Project, Program, Portfolio Management. P3M-2020". Збірник становить інтерес для
студентів, викладачів, наукових працівників та фахівців з управління проектами.

Рекомендовано до видання рішенням Вченої ради Інституту штучного інтелекту та
робототехніки № 1 від 11.11.20

УДК
005.8

ISSN 2522-9435

Організатори:

**ОДЕСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
УКРАЇНСЬКА АСОЦІАЦІЯ УПРАВЛІННЯ ПРОЕКТАМИ
КАФЕДРА ЮНЕСКО «ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ МОДЕЛЮВАННЯ І
АДАПТАЦІЯ
НЕТРАДИЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДО ПРОБЛЕМ ПЕРСПЕКТИВНОГО
НАВЧАННЯ ТА СУСПІЛЬНОГО ПРОГРЕСУ»
POLITECHNIKA OPOLSKA
WSB UNIVERSITY IN WROCLAW, FACULTY OF ECONOMICS IN
OPOLE
УКРАЇНСЬКЕ НАУКОВО-ОСВІТНЄ ІТ ТОВАРИСТВО**



МІЖНАРОДНИЙ ПРОГРАМНИЙ КОМІТЕТ:

Антощук С.Г., д.т.н., проф., — директор Інституту комп'ютерних систем ОНПУ, Член правління Українського науково-освітнього ІТ товариства, м. Одеса, Україна

Бровков В.Г., к.т.н., проф., — др.інж. професор Університету прикладних наук, м. Аугсбург, Федеративна Республіка Німеччина

Бушуєв С.Д., д.т.н., проф. — президент Української асоціації управління проектами УКРНЕТ, завідувач кафедри управління проектами Київського національного університету будівництва і архітектури, м. Київ, Україна

Данченко О.Б., д.т.н., доц. — професор кафедри комп'ютерних систем та системного аналізу Черкаського державного технологічного університету, м. Черкаси, Україна

Дрозд О.В., д.т.н. — професор кафедри комп'ютерних інтелектуальних систем та мереж, ОНПУ, м.Одеса, Україна

Kabza Zdzislaw, prof., Dr. hab. inz, — Politechnicka Opolska, Opole, Polska, м. Ополе, Польща

Копитчук І.М. к.т.н., доц. — завідувач кафедри проектного навчання

в ІТ, ОНПУ, м.Одеса, Україна Крісілов В.А., д.т.н., проф. — завідувач кафедри системне

програмне забезпечення, ОНПУ, м.Одеса, Україна Крилов В.Н., д.т.н., проф. — професор кафедри прикладної

математики та інформаційних технологій, ОНПУ, м.Одеса, Україна Лобачев

М.В., к.т.н., проф. — директор Інституту штучного

інтелекту та робототехніки, ОНПУ, м. Одеса, Україна

Lora Silva Eduardo, Dr., prof. — Technical University of Brazil, Itajuba, Brazil, м. Итаюба, Бразилія

Лук'янов Д.В., к.т.н., доц. — БНТУ, професор кафедри будівництва та експлуатації будівель та споруд, м. Мінськ, Республіка Білорусь

Саченко А.О., д.т.н., проф. — зав.каф. Information Computer Systems and Control Тернопільського національного економічного університету, м. Тернопіль, Україна

Сітніков В.С., д.т.н., проф. — завідувач кафедри комп'ютерних систем, ОНПУ, м. Одеса, Україна

Толісбаєв Б.С., д.е.н., проф. — завідувач кафедри Менеджменту Євразійського національного університету ім. Л.Н. Гумільова, м. Астана, Республіка Казахстан

Чухрай Н.І., д.е.н., проф., — проректор з наукової роботи [Національного університету «Львівська політехніка»](#), м. Львів, Україна

ОРГАНІЗАЦІЙНИЙ КОМІТЕТ:

Тесленко П.О., к.т.н., доц., — доцент кафедри Проектного навчання в ІТ, ОНПУ, м. Одеса, Україна — голова Бушуєва Н.С., д.т.н., проф., — консультант Української асоціації управління проектами УКРНЕТ, проф. кафедри Управління проектами Київського національного університету будівництва і архітектури, м Київ, Україна

Денисова А.Є., д.т.н., проф. — директор Українсько-Польського інституту, ОНПУ, м. Одеса, Україна

Kabza Zdzislaw, prof., Dr. hab. inz, — Politechnicka Opolska, Opole, Polska, г. Ополе, Польща

Mizera Katarzyna, Dr — Dziekan Wydziału Ekonomicznego w Opolu, Wyższa Szkoła Bankowa we Wrocławiu, Opole, The Republic of Poland

Тихенко В.Н., д.т.н., проф., — заст. завідувача кафедри ЮНЕСКО, ОНПУ, м. Одеса, Україна

Точенов І.В., к.е.н., проф., — перший проректор Донбаської національної академії будівництва і архітектури, м Краматорськ, Україна

ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМ ДІАГНОСТИКИ ОБЛАДНАННЯ

Студент магістратури В.С.Хуторной, доктор технічних наук, доцент, В. Г. Кудря

Одеський національний політехнічний університет, м. Одеса, Україна

У даній роботі розглянуто принципи побудови розподілених систем діагностики обладнання, на основі яких розроблена модель системи діагностики електромережового обладнання. Діагностуючи параметри об'єкта система оцінює його працездатність та виносить рішення рекомендаційного характеру. В роботі модель даних представлена у вигляді інтелектуального багатовимірного простору, що дозволяє розробку різноманітних технологій оперативної обробки інформації, включаючи динамічну побудову звітів в різних розрізах, аналіз даних, моніторинг і прогнозування ключових показників.

Ключові слова: системи діагностики, модель, багатовимірні куби даних, аналіз даних, електромережове обладнання

Сьогодні активно розвивається інформаційно-вимірювальна база на основі сучасних вимірювальних комплексів, що забезпечують збір, обробку та зберігання інформації з різних датчиків і систем моніторингу окремих видів обладнання [1 - 5], дані з яких отримують в режимі on-line. Такі комплекси забезпечують однозначне визначення контрольованих параметрів і оцінку впливу їх зміни як на окремі елементи обладнання, так і при аналізі отриманих даних та на роботу об'єкта в цілому. Така інформація дуже цінна і більш достовірна в порівнянні з даними, отриманими в ході діагностування при виведеному з роботи обладнанні. Вона дозволить підвищити ступінь достовірності оцінки технічного стану обладнання. Розробка системи діагностики технічного стану обладнання на прикладі електричних станцій і підстанцій є актуальним завданням.

Збільшення обсягу інформації, що аналізується про стан обладнання веде до значних змін в методах роботи і вимагає не тільки автоматизації процесів обробки та аналізу даних, а й їх інтелектуалізації. Інтелектуалізація пов'язана як з необхідністю використання експлуатаційного досвіду (у вигляді експертних оцінок), так і отримання об'єктивних оцінок стану обладнання незалежно від кваліфікації персоналу. Крім того, в умовах зміненої ринкової кон'юнктури з'явилася необхідність в новій системі управління підприємствами на основі поточної оптимізаційної моделі системи управління активами. Ефективна реалізація такої системи передбачає досягнення оптимального результату при мінімальних витратах, а значить, можлива тільки на базі технічно обґрунтованих характеристик стану: обсягів ремонтів, заміни, реконструкції та обслуговування обладнання.

Об'єктом дослідження є елементи електроенергетичної системи, пов'язані безперервністю процесів виробництва, передачі і розподілу електричної енергії.

Предметом дослідження є діагностика технічного стану електромережевого обладнання.

Мета і завдання роботи - вдосконалення системи діагностики та оцінки технічного стану обладнання на прикладі електромережевого обладнання із застосуванням інтелектуальних методів обробки інформації, формалізації знань і досвіду експертів, а також автоматизації процесу прийняття рішень.

Наукова новизна роботи пов'язана з наступними основними науковими положеннями і результатами:

- доведено можливість вирішення завдання комплексної оцінки технічного стану складного об'єкта електричної мережі на основі нейро-нечіткого логічного висновку і обґрунтована можливість її визначення з використанням агрегування доступної інформації про об'єкт дослідження і формалізованих експертних знань з урахуванням експлуатаційного досвіду;

- обґрунтовано можливість реалізації розробленої моделі оцінки технічного стану на основі даних технічної діагностики і методів випробувань електрообладнання;
- розроблено структури нейро - нечіткого логічного висновку на основі адаптованого методу Такагі Сугено для оцінки технічного стану, як елементів електрообладнання, так і комплексних об'єктів електричної мережі;
- розв'язана задача визначення оптимальних функцій приналежності та нечітких правил оцінки технічного стану об'єктів електричної мережі для пошуку можливих несправностей (дефектів) в елементах електрообладнання.

Методологія і методи дослідження. Методом дослідження стало математичне моделювання. Вхідними даними були дані технічного діагностування електрообладнання, що отримані в ході випробувань обладнання. Як інструмент моделювання застосовувався програмний комплекс MATLAB. При розробці моделі використовувалися методи штучного інтелекту - на основі нейро-нечіткого логічного висновку, що об'єднує в собі методи нечіткої логіки та штучних нейронних мереж.

ДЖЕРЕЛА

1. Про затвердження Порядку проведення огляду, випробування та експертного обстеження (технічного діагностування) машин, механізмів, устаткування підвищеної небезпеки. // Постанова КМ України від 26.05.2004 р. N 687. Електронний документ: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/687-2004-%D0%BF#Text>
2. Біргер І.А. Технічна діагностика / І. А. Біргер - М.: Машинобудування, 1978. - 240 с.
3. Ключев В. В. Неруйнівний контроль і діагностика: Довідник / В. В. Ключев, Ф. Р. Соснін, В. Н. Філіна та ін. - М.: Машинобудування, 2003. - 657 с.
4. Сві П. М. Методи і засоби діагностики обладнання високої напруги / П. М. сві. - М.: Вища школа, 1992. - 240 с.
5. Галкін В. С. Питання проектування автоматизованих систем моніторингу електрообладнання на підстанціях 500 -220 кВ з урахуванням забезпечення надійності електричних мереж / В. С. Галкін, Т. М. Лангборт, В. А. Ліпаткін, В. А. Смирнов // Електричні станції. - 2006. -№ 7. - С. 66 -67.

Khutornoi Victor. Kudrya Volodymyr

PRINCIPLES OF CONSTRUCTION OF DISTRIBUTED SYSTEMS OF EQUIPMENT DIAGNOSTICS

Odessa National Polytechnic University, Odessa, Ukraine

This paper examines the principles of construction of distributed systems of equipment diagnostic. On the basis of these principles a model of the system of diagnostics and evaluation of the electrical equipment was developed. The assessment

and the decision made are advisory. In the work performed, the multidimensional data model is presented in the form of intellectual analysis of cubes - technology, which involves the analysis of multidimensional data for operational processing of information, including dynamic construction of reports in different sections, data analysis, monitoring and forecasting of key indicators.

A set of applications for MATLAB technical calculations was used to create the software.

Keywords: systems of diagnostics, model, data of cubes, analysis of data, electrical control