

Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»

(повне найменування вищого навчального закладу)

Навчально-науковий інститут інформаційних технологій та робототехніки

(повна назва інституту)

Кафедра комп'ютерних та інформаційних технологій і систем

(повна назва кафедри)

## Пояснювальна записка

до кваліфікаційної роботи

магістра

(ступінь вищої освіти)

**на тему «Розробка програмного комплексу оцінювання стану  
складних технічних систем»**

Виконав: студент II курсу, групи 602-ТН  
спеціальності

122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

Синяговський Олексій Олегович

(прізвище та ініціали)

Керівник к.т.н., доцент Чередников В.М.

(прізвище та ініціали)

Рецензент \_\_\_\_\_

(прізвище та ініціали)

Полтава – 2025 рік

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ НАЦІОНАЛЬНИЙ  
УНІВЕРСИТЕТ  
«ПОЛТАВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА ІМЕНІ ЮРІЯ КОНДРАТЮКА»**

**НАВЧАЛЬНО НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ ТА РОБОТОТЕХНІКИ**

**КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ  
ТЕХНОЛОГІЙ І СИСТЕМ**

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА**

**спеціальність 122 «Комп'ютерні науки» на тему**

**«Розробка програмного комплексу оцінювання стану  
складних технічних систем»**

**Студент групи 602-ТН Сняговський Олексій Олегович**

Керівник роботи  
к.т.н., доцент  
Чередніков В. М.

Консультант  
к.т.н., доцент Головка  
Г.В.

Завідувач кафедри  
кандидат фізико-  
математичних наук,  
Двірна О.А.

## РЕФЕРАТ

У магістерській роботі обґрунтовано актуальність розробки імовірнісних моделей і методів діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем. Ускладнення технічних систем, зокрема в енергетиці, супроводжується підвищенням вимог до їх ефективної роботи в умовах невизначеності, коли на обладнання та його взаємозв'язки впливають непередбачувані несприятливі фактори впливу. Для підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем можливе використання систем штучного інтелекту, які здатні оцінювати та прогнозувати технічний стан складних технічних систем на основі результатів діагностики з урахуванням повних та часткових відмов системи. Проаналізовано моделі та методи діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем, а також особливості їх застосування в умовах невизначеності умов експлуатації. Складні технічні системи з точки зору інформаційних технологій є ієрархічними і містять велику кількість функціональних підсистем, компонентів та елементів, а також зв'язків між ними. Перспективним методом моделювання для діагностики технічного стану є базові мережі даних. У системах штучного інтелекту перспективними для оцінки та прогнозування технічного стану складних систем є методи міркувань на основі прецедентів. Запропоновано метод діагностики технічного стану складних систем на основі ВЕМ для своєчасного виявлення та візуалізації структурних і функціональних вразливостей з метою підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем.

Розроблено когнітивну імітаційну модель (КІМ) діагностування технічного стану систем обладнання з використанням імітаційного моделювання імпульсів впливу для врахування взаємозв'язків і впливів та відстеження реакції системи на ризики відмов. Проведені дослідження показали, що розроблена КІМ відображає пряму залежність технічного стану обладнання складних технічних систем від їх структури і дозволяє виявити найбільш неефективне обладнання. Розроблено метод прогнозування технічного стану складних систем. Етапами методу оцінки та прогнозування технічного стану складних систем є:

1. Представлення прецеденту у вигляді набору параметрів з конкретними значеннями та рішеннями;
2. Отримання даних оцінки та прогнозування технічного стану складних систем;
3. Забезпечення ефективної роботи обладнання в складних технічних системах;
4. Формулювання рекомендацій;
5. Передача даних оцінки та прогнозування технічного стану складних систем особам, які приймають рішення (ОПР).

При розрахунку ефективності функціонування складних технічних систем з урахуванням часткових відмов обладнання та передвідмовного обслуговування було враховано, що ефективність визначається ймовірністю збереження працездатності системи. В результаті підвищується ймовірність підтримки складної технічної системи в працездатному стані, що не перевищує поріг ймовірності настання повної відмови.

**У висновках** наведено результати отримані при виконанні магістерської кваліфікаційної роботи.

**Ключові слова:** системи штучного інтелекту, технічні системи, інформаційні моделі, моделювання, програмне забезпечення, інтелектуальні мережі, діагностування.

## ABSTRACT

The master's thesis substantiates the relevance of developing probabilistic models and methods for diagnosing, assessing and predicting the technical condition of complex systems. The complexity of technical systems, in particular in the energy sector, is accompanied by increased requirements for their effective operation in conditions of uncertainty, when equipment and its interconnections are affected by unpredictable adverse factors. To increase the efficiency of operation of complex technical systems, it is possible to use artificial intelligence systems that are capable of assessing and predicting the technical condition of complex technical systems based on the results of diagnostics, taking into account complete and partial system failures. Models and methods for diagnosing, assessing and predicting the technical condition of complex systems, as well as the features of their application in conditions of uncertainty of operating conditions, are analyzed. Complex technical systems from the point of view of information technology are hierarchical and contain a large number of functional subsystems, components and elements, as well as connections between them. A promising modeling method for diagnosing the technical condition is basic data networks. In artificial intelligence systems, methods of reasoning based on precedents are promising for assessing and predicting the technical condition of complex systems. A method for diagnosing the technical condition of complex systems based on BEM has been proposed for timely detection and visualization of structural and functional vulnerabilities in order to increase the efficiency of operation of complex technical systems.

A cognitive simulation model (CIM) has been developed for diagnosing the technical condition of equipment systems using simulation modeling of impact pulses to take into account relationships and influences and track the system's response to failure risks. The studies have shown that the developed CIM reflects the direct dependence of the technical condition of equipment of complex technical systems on their structure and allows identifying the most inefficient equipment. A method for predicting the technical condition of complex systems has been developed. The stages of the method for assessing and predicting the technical condition of complex systems are:

1. Representing a precedent in the form of a set of parameters with specific values and solutions;
2. Obtaining data for assessing and predicting the technical condition of complex systems;
3. Ensuring the effective operation of equipment in complex technical systems;
4. Formulation of recommendations;
5. Transfer of data on the assessment and forecasting of the technical condition of complex systems to decision-makers (DPO).

When calculating the efficiency of the functioning of complex technical systems, taking into account partial equipment failures and pre-failure maintenance, it was taken into account that efficiency is determined by the probability of maintaining the system's operability. As a result, the probability of maintaining a complex technical system in an operable state that does not exceed the threshold of probability of complete failure increases.

The conclusions present the results obtained during the performance of the master's qualification work.

Keywords: artificial intelligence systems, technical systems, information models, modeling, software, intelligent networks, diagnostics.

## ЗМІСТ

|   |    |
|---|----|
| ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ.....   | 9  |
| ВСТУП.....  | 10 |
| <br>  |    |
| РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ ДІАГНОСТУВАННЯ, ОЦІНЮВАННЯ<br>ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ СКЛАДНИХ СИСТЕМ<br>КРИТИЧНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ.....                                   | 12 |
| 1.1 Аналіз відмов складних технічних систем критичного призначення.....   | 12 |
| 1.2 Аналіз моделей та методів діагностування, оцінювання та прогнозування<br>технічного стану складних систем критичного призначення з використанням<br>штучного інтелекту..... | 14 |
| 1.2.1 Порівняльний аналіз моделей та методів діагностування технічного стану<br>складних технічних систем критичного призначення.....   | 14 |
| 1.2.2 Порівняльний аналіз моделей та методів оцінки та прогнозування<br>технічного стану складних систем критичного застосування із використанням<br>штучного інтелекту.....    | 18 |
| 1.3 Порівняльний аналіз систем штучного інтелекту для діагностування, оцінки та<br>прогнозування технічного стану складних технічних систем.....                                | 22 |
| 1.4 Висновки до першого розділу.....  | 32 |
| <br>  |    |
| РОЗДІЛ 2 ОБГРУНТУВАННЯ МЕТОДІВ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО<br>СТАНУ СКЛАДНИХ СИСТЕМ КРИТИЧНОГО ЗАСТОСУВАННЯ.....  | 34 |
| 2.1 Розроблення структури стохастичної моделі та методів діагностування<br>технічного стану складних систем критичного застосування .....                                       | 34 |
| 2.2 Розроблення моделей когнітивного імітаційного моделювання для діагностики<br>технічного стану складних технічних систем.....  | 41 |
| 2.3 Висновки до другого розділу .....   | 51 |

|  |    |
|--|----|
| РОЗДІЛ 3 ДОСЛІДЖЕННЯ Й АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ТА РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ СКЛАДНИХ СИСТЕМ КРИТИЧНОГО ЗАСТОСУВАННЯ.....              | 52 |
| 3.1 Дослідження та аналіз моделі імітаційного моделювання діагностики технічного стану складних систем критичного застосування.....                    | 52 |
| 3.2 Розроблення системи штучного інтелекту для діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем критичного застосування... | 56 |
| 3.3 Застосування систем штучного інтелекту для діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних технічних систем.....             | 60 |
| 3.4 Висновки до третього розділу .....   | 68 |
| ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ .....  | 70 |
| СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....  | 73 |

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

БД - база даних

БЗ – база знань

базові мережі даних - байєсовські мережі довіри

ІС – інформаційна інтелектуальна система

КЗ - критичне застосування

КІМ - когнітивна імітаційна модель

ОПР – особа, яка приймає рішення

ПЗ - програмне забезпечення

СОД – система прийому та передачі даних

СТС – складна технічна система

ТС - технічний стан

ІІ - штучний інтелект

СВР - Case-based Reasoning

FE - сукупність підсистем, компонентів, елементів

FC – сукупність міжкомпонентних, міжелементних зв'язків

OLAP - online analytical processing

## ВСТУП

Однією з основних причин техногенних аварій, пов'язаних з комбінованими технологічними системами (КТС), що використовуються в енергетиці, є несправність системного обладнання. Основною причиною багатьох аварій є відмова складних технічних систем. Складні технічні системи - це ієрархічні структури з нетривіальною внутрішньою будовою, численними багатофункціональними підсистемами, компонентами та елементами і складними зв'язками між ними, що знаходяться в різних станах відмови. Функціонування складних технічних систем характеризується невизначеністю в процесі експлуатації та неповнотою інформації про дані, що характеризують технічний стан (ТС) системи. У зв'язку з підвищенням вимог до безпеки і надійності складних технічних систем, їх ефективність значною мірою залежить від необхідності збільшення часу і ресурсів експлуатації. Підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем може бути досягнуто за рахунок результатів розробки моделей і методів діагностики, оцінки та прогнозування технічного стану складних систем, та їх застосування в інформаційно-інтелектуальних системах (системах штучного інтелекту), що дозволяють оцінювати і прогнозувати технічний стан на основі результатів діагностики.

Існуючі моделі та методи діагностування технічного стану широко використовуються на практиці, але їх застосування не завжди гарантує комплексну ефективність експлуатації складних технологічних систем. Крім того, існуючі моделі діагностування технічного стану розглядають лише повні відмови, а не часткові. Спектр часткових відмов, які можуть виникати в складних технічних системах, набагато ширший, ніж спектр повних відмов, як за типом, так і за місцем їх прояву.

Більш складні алгоритми діагностування технічного стану складних технічних систем, що враховують їх потенціал до подальшої функціональності та відповідають вимогам ефективного прийняття рішень. Перспективними методами моделювання для діагностики технічного стану є базові мережі довіри, які використовуються для врахування невизначеностей та неповноти даних модельованих складних технічних систем, та методи когнітивного імітаційного моделювання, які можуть додатково оцінювати структурні та функціональні вразливості обладнання системи. Однак когнітивне імітаційне моделювання

потребує вдосконалення через такі недоліки. Загальним недоліком є велика кількість задач, які можуть бути використані для прийняття рішень.

Підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем шляхом застосування результатів розробки моделей і методів діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем з урахуванням часткових і повних відмов їх обладнання є актуальним науковим завданням.

Метою роботи є підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем за допомогою моделей та методів діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем.

Для досягнення поставленої мети були поставлені та вирішені наступні завдання:

1. Аналіз моделей, методів та інформаційних систем діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем;
2. Розробка імовірнісних моделей та методів діагностування технічного стану складних систем;
3. Дослідження та аналіз імовірнісних моделей та методів діагностування технічного стану складних систем;
4. Розроблення методів оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем;
5. Розроблення інформаційно-аналітичної системи діагностування;
6. Розроблення моделі, методів та інформаційної системи діагностування технічного стану складних систем;

Розроблено інформаційно-інтелектуальну систему діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем.

Об'єктом дослідження є процес діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем критичного застосування.

Предметом дослідження є моделі та методи діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем відповідального призначення. Результатом роботи є розробка інформаційних інтелектуальних систем, що дозволяють автоматизувати процес оцінювання та прогнозування технічного стану обладнання в різних режимах роботи складних систем, виявлення несправностей в підсистемах, вузлах, елементах та їх взаємозв'язках.

# РОЗДІЛ 1

## ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ ДІАГНОСТУВАННЯ, ОЦІНЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ СКЛАДНИХ СИСТЕМ КРИТИЧНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

### 1.1 Аналіз відмов складних технічних систем критичного призначення

Серед основних причин техногенних аварій, пов'язаних з експлуатацією складних технічних систем, що використовуються, зокрема в енергетиці, є відмова їх підсистем, вузлів та елементів [6]. У зв'язку з цим такі складні технічні системи відносять до систем критичного застосування. Теоретично надійність технічного стану складної системи є фундаментальним поняттям, пов'язаним з сукупністю характеристик системи, зафіксованих в конкретних умовах навколишнього середовища в конкретний момент часу. Оскільки технічні умови змінюються в процесі експлуатації складної технічної системи (рисунок 1.2), виникає необхідність в оцінці технічного стану системи.

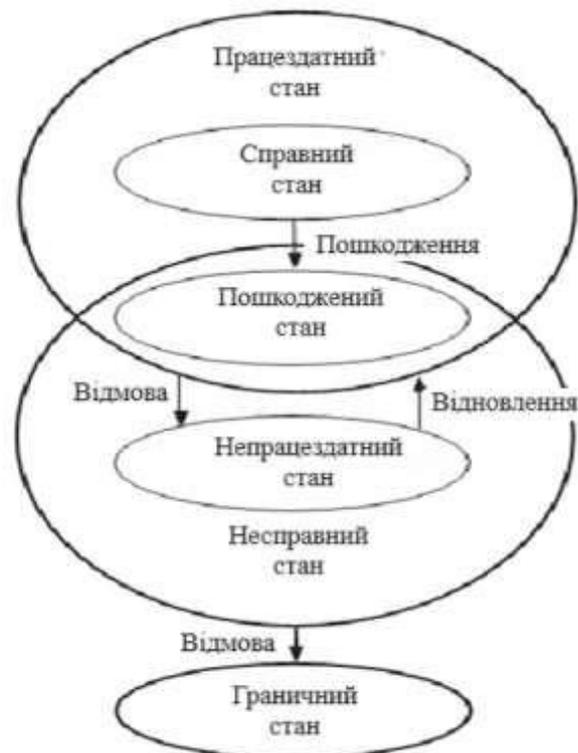


Рисунок 1.1 - Схема технічних станів та подій під час експлуатації складної технічної системи.

Під поняттям надійності системи [7, 8, 9] розіміємо властивість її зберігати значення параметрів, що характеризують функціонування складної технічної системи, протягом певного періоду часу. Основними показниками надійності є ймовірність безвідмовної роботи (ризик), розподіл частоти та інтенсивності відмов і середній наробіток на відмову. Ймовірність відмови та критичність складної технічної системи можна виразити у вигляді матриці критичності (рисунок 1.3) [7].

|             |              | значущість наслідків |        |         |          |
|-------------|--------------|----------------------|--------|---------|----------|
|             |              | катастрофічні        | великі | середні | незначні |
| Ймовірність | Висока       | X                    | X      | 1       | 2        |
|             | Середня      | X                    | X      | 1       | 2        |
|             | Низька       | X                    | X      | 1       | 2        |
|             | Дуже низька  | X                    | 1      | 1       | 2        |
|             | Вкрай низька | 1                    | 2      | 2       | 3        |

Рисунок 1.2 - Якісна матриця критичності функціонування складної технічної системи (категорії ризику відмов: X - неприпустимий; 1 - небажаний; 2 - прийнятний; - незначний)

Згідно з теорією надійності поняття відмови - це випадкова подія, яка призводить до часткової або повної втрати працездатності. Поняття часткової відмови використовується як перехідний стан між працездатністю і повною відмовою. Часткова відмова складної технічної системи трактується як відмова, спричинена частковою втратою працездатності системи. Такі складні технічні системи відносяться до систем з багатьма станами. Техногенні аварії виникають, коли зовнішні впливи збільшують навантаження на окремі підсистеми, вузли та елементи складної технічної системи, впливають на їх здатність виконувати свої функції та знижують ефективність і надійність роботи складної технічної системи. Причинами таких аварій є відмова складних технічних систем через виробничі дефекти або порушення умов експлуатації, а також помилки оператора.

## **1.2 Аналіз моделей та методів діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем критичного призначення з використанням штучного інтелекту**

**1.2.1 Порівняльний аналіз моделей та методів діагностування технічного стану складних технічних систем критичного призначення.** Ефективна робота складних технічних систем значною мірою залежить від працездатності їх підсистем, компонентів, елементів та взаємозв'язків. Нормативним документом [23] встановлено, що для забезпечення безаварійної роботи складних технічних систем необхідно здійснювати управління технічним станом системи, що включає діагностування, оцінювання та прогнозування працездатності її обладнання. Методи та засоби діагностування технічного стану, що використовуються при проектуванні та експлуатації складних технічних систем, спрямовані на забезпечення ефективності та надійності системи [1, 23, 24, 25, 26]. Це дозволяє своєчасно виявляти наявність і місце несправностей обладнання та їх взаємозв'язок у складних технічних системах, визначати ступінь працездатності при зміні умов експлуатації, скорочувати час простою і витрати на ремонт, отримувати інформацію, необхідну для оцінки і прогнозування технічного стану системи. При цьому діагностика технічного стану повинна проводитися без демонтажу обладнання і без зупинки його роботи. Діагностика технічного стану базується на теорії розпізнавання образів і керованості [6]. Перша пов'язана з побудовою алгоритмів розпізнавання технічного стану в умовах обмеженої інформації, правил прийняття рішень та діагностичних моделей системи. Другий - розробка засобів і методів отримання діагностичної інформації та пошуку несправностей. У задачі розпізнавання технічного стану використовуються імовірнісний та детермінований підходи. Імовірнісний підхід розглядає систему в одному з ряду випадкових станів. При детермінованому діагностуванні технічний стан системи відповідає певній області простору ознак. Імовірнісний підхід є найбільш застосовним, але вимагає великої кількості апріорної інформації. Актуальним завданням для безаварійної експлуатації складних технічних систем є визначення їх технічного стану на основі

неруйнівної діагностики та неруйнівного контролю. Теорія діагностики базується на технічному стані складних систем та його взаємозв'язку, що відображається в діагностичних параметрах. Оскільки діагностика базується на обмеженій інформації під час експлуатації обладнання, діагностичне моделювання є важливим елементом розпізнавання несправностей. Моделювання діагностування складних технічних систем ускладнюється складними взаємозв'язками між їх підсистемами, компонентами та елементами, а також взаємодією системи з навколишнім середовищем. Чисельні значення параметрів компонентів діагностичних моделей залежать від ряду факторів, які важко врахувати при їх аналізі, а той факт, що такі моделі описують випадкові процеси, змусив дослідників назвати їх стохастичними моделями. Випадковість явища прийнято виражати в термінах ймовірності. Діагностичні моделі складних технологічних систем - це також концептуальні моделі, які визначають структуру і властивості складних технологічних систем, що моделюються в умовах невизначеності.

Таким чином математична модель складної технічної система має вигляд [24]:

$$Y(t) = F(X(t), U(t), V(t)), \quad (1.1)$$

де  $X$  – вектор поточного стану моделі СТС;  $U$ - вектор управляючих факторів;  $V$ - вектор зовнішніх факторів;  $Y$ - вектор сигналів моделі.

Різноманітність моделей і методів діагностування технічного стану залежить від обсягу інформації, складності функціонування системи та різноманітності діагностичних задач. Чим складніша система, тим складніше діагностувати технічний стан і тим більший ризик виникнення відмов та аварійних ситуацій при експлуатації складних технічних систем [8, 28, 29, 30, 31]. Діагностика технічного стану передбачає виявлення аномалій, локалізацію та класифікацію несправностей. Для цього використовуються методи машинного навчання та штучного інтелекту, такі як машини опорних векторів [32], пошук найближчого сусіда [33] та дерева рішень [34].

Огляд літератури показує, що моделювання діагностики технічного стану складних систем відомими методами не дозволяє отримати достовірні дані, які

можуть бути використані для оцінки наслідків відмов системи та прийняття необхідних управлінських рішень. Байєсівські мережі надійності (моделі штучного інтелекту) є корисними інструментами для діагностики стану техніки, оскільки вони мають наступні переваги [27, 48, 49, 50, 51]. При діагностуванні технічного стану складної системи в заданий момент часу відсутні дані про стан кожної підсистеми, компонента або елемента системи. Це свідчить про наявність невизначеності, яка враховується в імовірнісних міркуваннях в СППР та в методах представлення невизначеної інформації в когнітивних імітаційних моделях діагностування технічного стану складних систем [52].

BMS базується на сучасних програмних технологіях (Microsoft Bayesian Network Editor, Bayes Net Toolbox for Matlab, GeNIe, Smile, AgenaRisk, Analytica, Bayes Server, Hugin Expert) на основі мов Python, C++, C#, MatLab, R, VB. NET, а також готові бібліотеки та модулі для різних операційних систем (Windows, Linux, macOS) [53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60]. Основним продуктом є GeNIe Modeler, який дозволяє створювати моделі будь-якого розміру та складності [28, 61, 62]; відомими пакетами прикладних програм для програмного середовища Matlab (Package) є BNT (Bayes Net Toolbox) та BRML [63, 64] та R-пакет gRain [65].

Зміст і методи імітаційного моделювання спрямовані на створення КІМ для діагностики стану технології шляхом розгляду великої кількості можливих Параметри. Імітаційні моделі можна представити як набір правил, що полегшують діагностику технічного стану з точки зору важливості та критичності для функціонування складної технічної системи в цілому [66]. Перевага СІМ перед аналітичними методами моделювання технічної діагностики полягає в тому, що, крім використання аналітичних методів, моделі складних систем можуть бути створені з використанням частково достовірних і неповних даних про об'єкт моделювання. Розвинута теоретична база та широкий спектр програмних засобів моделювання у вигляді продуктів СІМ, таких як Arena, AutoMod, AnyLogic, Extend та GPSS World, полегшують використання СІМ. Враховуючи невизначеність, неповноту та нечіткість інформації, яка об'єктивно існує про складні технічні системи, для діагностики технічного стану часто використовують нечітку логіку [45]. Це дозволяє діагностувати технічний стан складних систем в

екстремальних сценаріях з мінімальними обчислювальними витратами. При цьому враховуються як функціональні зв'язки, так і взаємодії обладнання в складних технічних системах. Ефективним методом діагностики технічного стану складних систем є КІМ у поєднанні з нечітким моделюванням, що забезпечується алгоритмами та методами, які адекватно відображають характеристики системи [40, 67]. Однак цей підхід потребує подальшого розвитку для діагностування технічного стану складних систем. Аналіз типових моделей і методів показує, що універсального методу діагностування технічного стану складних технічних систем не існує. Відомі методи використовуються лише в обмеженому обсязі через «жорсткість» схеми обробки інформації, відсутність врахування передісторії технічного стану, необхідність значних змін при зміні конфігурації та логіки роботи складних технічних систем, а також відсутність врахування часткових відмов обладнання системи та їх взаємозв'язків. Аналіз літератури щодо часткових відмов [36, 37, 38]: спектр часткових відмов, які можуть виникати практично у всіх технічних заходах, набагато ширший, ніж повні відмови.

Оскільки статистичних даних про часткові відмови зібрано дуже мало, наразі відсутній теоретичний підхід до розробки моделей діагностики стану обладнання з врахуванням часткових відмов. Алгоритми ідентифікації, що використовуються, не передбачають розділення несправностей за критерієм часткової або повної відмови. Аналіз моделей і методів діагностування складних технічних систем показує, що стратегія експлуатації складних технічних систем повинна носити превентивний характер. Удосконалення стратегій експлуатації та обслуговування складних технічних систем може бути досягнуто за рахунок комплексного підходу до розробки та впровадження відповідного діагностичного програмного забезпечення. Сучасні програмні методи діагностики відіграють все більш важливу роль у вирішенні проблем, пов'язаних з підвищенням ефективності функціонування складних технічних систем. Так, для ефективної експлуатації складних технічних систем важливим є своєчасне діагностування часткових і повних збоїв у роботі обладнання системи, що базується на застосуванні результатів розробки та розвитку концептуальних імовірнісних моделей і методів діагностування технічного стану. Діагностика технічного стану обладнання

складних технічних систем є відносно нечутливою до недосконалості даних, і для отримання максимально достовірних результатів важливим є представлення інформації в умовах невизначеності.

**1.2.2 Порівняльний аналіз моделей та методів оцінки та прогнозування технічного стану складних систем критичного застосування із використанням штучного інтелекту.** Розробка концептуальних моделей і методів оцінки технічного стану складних систем вимагає врахування можливості продовження експлуатації складних технічних систем в умовах певних втрат працездатності, що вимагає множинності сценаріїв [1, 2, 3, 4, 5]. Такий підхід може сприяти підвищенню ефективності експлуатації складних технічних систем за рахунок збільшення часу ефективної роботи до проведення планових ремонтно-відновлювальних робіт. Показником промислової аварії є ризик відмови обладнання з наслідками, що визначаються рівнем і тривалістю експлуатації складних технічних систем [6, 7, 8]. Процес оцінки ризику відмов пов'язаний з аналізом ризиків. Це ідентифікація небезпек і переведення небезпек у вимірні категорії з оцінкою за прийнятними критеріями ризику відмови з отриманням якісних і кількісних результатів [9, 10, 11]. При оцінці ризику відмови складних технічних систем слід враховувати наступне: фізичні принципи, параметри, ієрархічну структуру обладнання з різними режимами роботи, топологію, різноманітність, функціональний стан, умови експлуатації з невизначеностями, результати діагностики технічного стану, статистичні та експертні дані про відмови, складність відмов [7, 8, 9]. Наприклад, єдиними доступними джерелами статистичної інформації для оцінки ризику відмов складних технічних систем в енергетиці є база даних OREDA та сервісні методи оцінки безпеки складних технічних систем [6, 7]. Відомі методи оцінки ризику відмови складних технічних систем відрізняються способом визначення ймовірності відмови та пошкодження [10, 11]. Оцінка ризику відмови складних технічних систем в концепції технократії здійснюється за допомогою методів, які можна поділити на детерміновані методи, імовірнісні методи, методи експертного оцінювання в умовах невизначеності та комплексні методи, що ґрунтуються на результатах

діагностики технічного стану складних систем. Перевагами імовірнісних методів є можливість аналізу сценаріїв аварійних відмов та їх наслідків, явного врахування взаємозалежностей між обладнанням і складними технічними системами, пов'язаних з відмовами, кількісного врахування впливу невизначеності при оцінці ризиків, ранжування відмов і проблем безпеки. Однак, згідно з джерелом [12], моделі, засновані на імовірнісних підходах для оцінки ризику відмов складних технічних систем в енергетиці, використовуються в обмеженому обсязі, де, за відсутності достатньої об'єктивної інформації, можна отримати грубу оцінку ризику відмови. Найбільш поширеними методами оцінки показників ризику відмов є експертні методи [14]. Однак недоліки таких методів пов'язані з великими труднощами у підборі експертів з необхідною кваліфікацією та суб'єктивним характером експертних оцінок. З іншого боку, метод МСЕ має суттєві переваги, які роблять його використання перспективним при оцінці ризику відмов складних технічних систем. Методи когнітивного імітаційного моделювання також були використані в моделях оцінки ризиків відмов обладнання з точки зору важливості та критичності для функціонування складних технічних систем [13, 14, 15].

Для визначення взаємозв'язків між фактичним терміном служби та ймовірністю відмови складних технічних систем використовують методи нечіткого імовірнісного моделювання [14, 16, 19]. Однак наявність стандартів на нечіткі логічні пристрої не вирішує проблему чисельного оцінювання ризику відмов складних технічних систем. Це пов'язано з тим, що стандарти розроблялися без необхідних моделей для порівняльного аналізу варіантів оцінки ризику відмови складних технічних систем. Для ранжування оцінок ризику відмов використовуються показники ризику відмов, але моделі та їх вихідні дані не є достовірними. Наприклад, використовується матриця наслідків відмов і оцінок ймовірностей, але це вимагає експертних оцінок. Хоча вони мають багато переваг перед аналітичними моделями і методами, вони не можуть бути використані в первісному вигляді як концептуальні моделі або методи оцінки ризику відмов складних технічних систем через їх вузьку спрямованість.

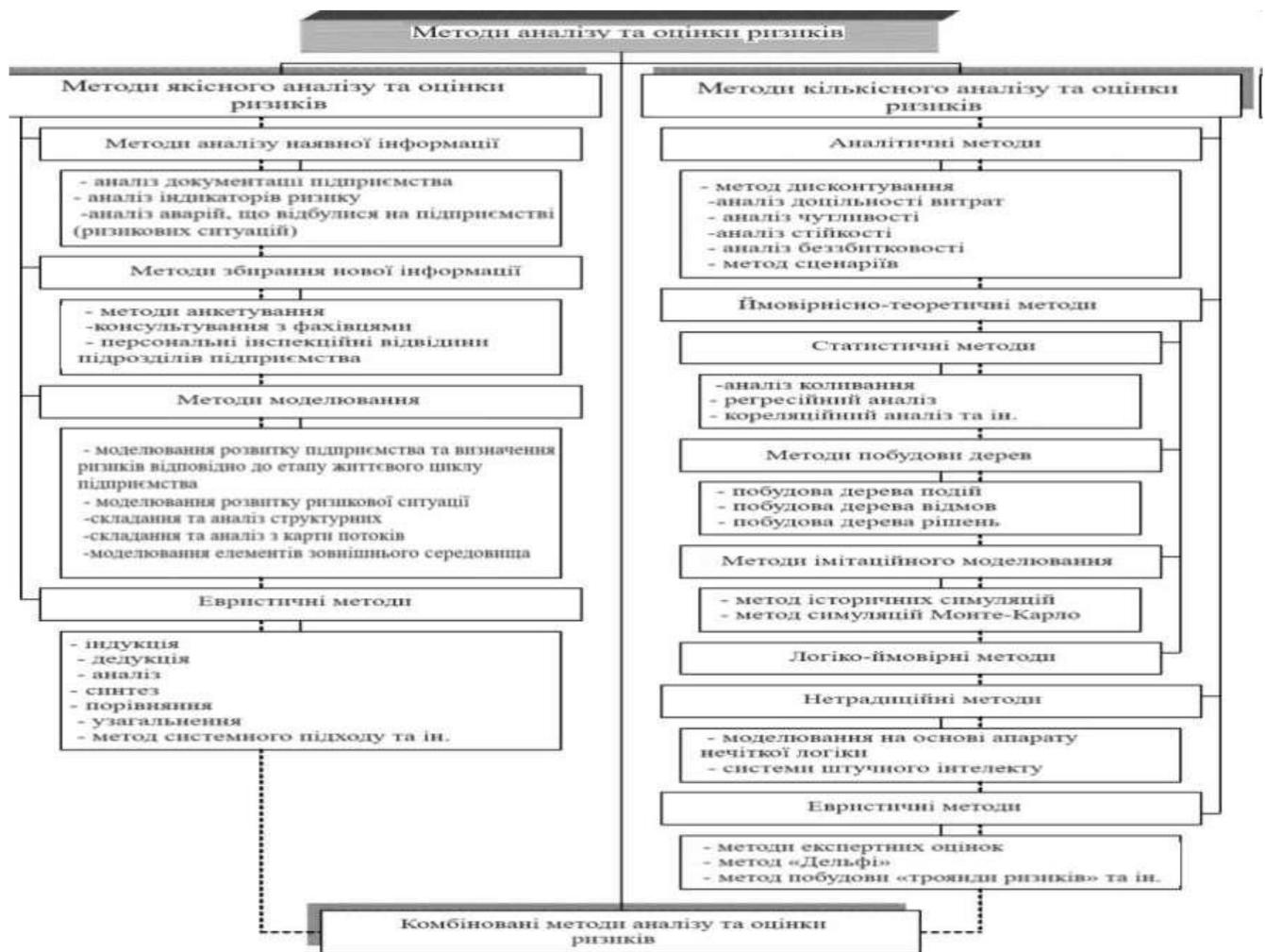


Рисунок 1.12 – Класифікація методів проведення аналізу та оцінювання відмов складних технічних систем

Більшість моделей і методів засновані на припущенні, що обладнання в складних технічних системах працює в нормальному режимі і часткові відмови не розглядаються. Однак більшість цих проблем можна вирішити, застосувавши результати розробок в області інформаційних технологій для оцінки ризику відмов складних технічних систем [8, 9, 10, 15]. Прогнозування та діагностика технічного стану повинні враховувати особливості складних технічних систем, що функціонують в умовах невизначених та екстремальних впливів, неповноти даних про обладнання та його взаємозв'язки, нечутливості до часткових та повних відмов [16, 17]. Перелік методів оцінювання, придатних для використання відповідно до рівня формалізації складних технічних систем, наведено на рис. 1.13 [16]. Прогнозування технічного стану може бути виконано методами машинного навчання [14, 15, 18, 21] на основі певних показників функціонування складних технічних систем і застосовується лише при розгляді бінарних

технічних станів. Перспективним для розрахунку залишкового ресурсу складних технічних систем є метод PHM (Prognostic Health Management) [13, 18].

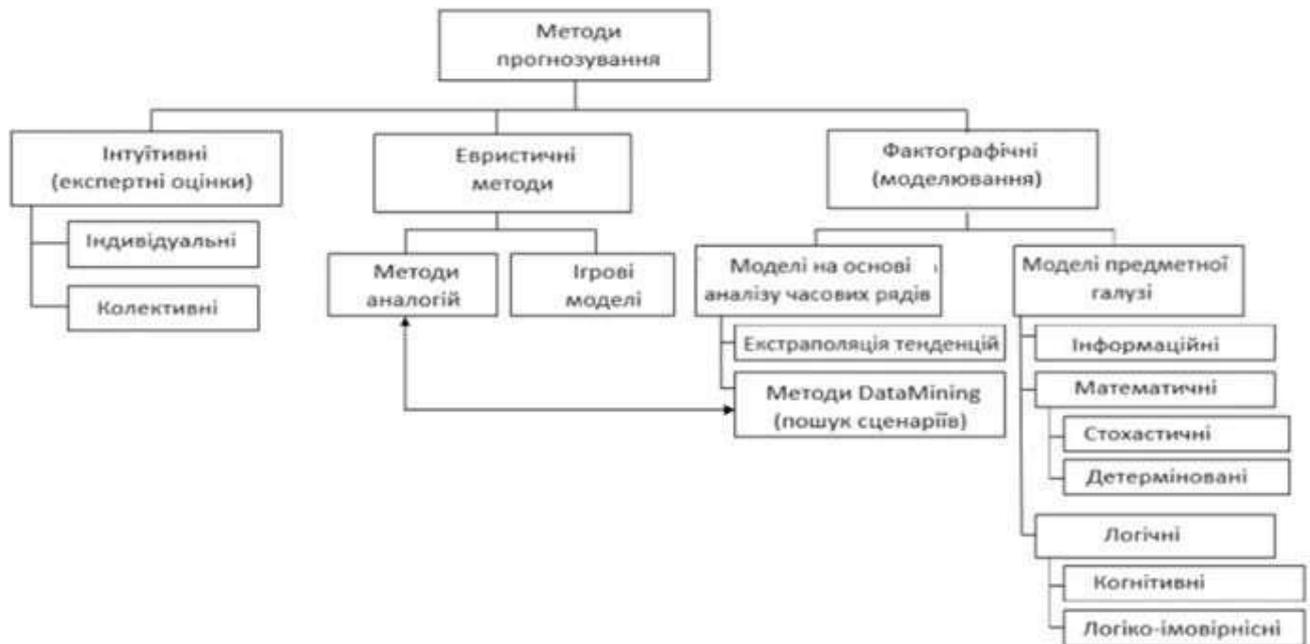


Рисунок 1.13 – Ієрархічна модель методів прогнозування СТС

Аналіз прогностичних моделей і методів прогнозування показує, що передбачити зміни технічного стану складних технічних систем в енергетиці дуже складно. Це пов'язано з відсутністю якісних і кількісних експертних даних про надійність системи, динамічність умов експлуатації та людський фактор [12]. Відомі моделі та методи прогнозування технічного стану на основі детермінованих та формалізованих статистичних моделей не є універсальними. Зокрема, неможливо повною мірою врахувати специфіку функціонування обладнання системи, особливо в умовах невизначеності впливу різних зовнішніх і внутрішніх факторів на складні технічні системи. Суттєвим недоліком моделей і методів прогнозування технічного стану складних технічних систем є те, що вони не підтверджені багаторічною практикою. Структурні моделі, засновані на механізмах і методах штучного інтелекту, мають значні переваги в точному прогнозуванні оцінки ризику відмов складних технічних систем [9, 10, 12]. Такі моделі дозволяють прогнозувати ризик відмов складних технічних систем шляхом виявлення неявних залежностей між екземплярами вхідних і вихідних

даних та використання механізмів, що підтримують різні алгоритми навчання. Це є важливою перевагою при оцінці та прогнозуванні сценаріїв відмов, що включають сотні критеріїв та показників у складних технічних системах. Можливі шляхи вирішення цієї проблеми також пов'язані з розробкою проблемно-орієнтованих програмних пакетів [19, 20, 22]. При цьому зростає роль сучасних програмних методів в оцінці та прогнозуванні технічного стану складних систем.

Забезпечення безпеки складних технічних систем шляхом своєчасного та ефективного запобігання переходу з нормального в критичний, аварійний та катастрофічний стани є основою стратегій управління ризиком відмов [23]. Такі стратегії базуються на системному аналізі багатofакторного ризику відмов, достовірному оцінюванню складних технічних систем у різних режимах роботи та прогнозуванні технічного стану протягом періоду експлуатації [16].

Аналіз публікацій та нормативних матеріалів з оцінки та прогнозування ризику відмов різних складних технічних систем показує, що різні існуючі моделі та методи повинні усунути складні та значні невизначеності та підвищити точність їх оцінки та прогнозування. Багато моделей і методів враховують роботу обладнання складних технічних систем в нормальному режимі без урахування часткових відмов і засновані на інженерних, експертних та інших підходах, що передбачають складні і дорогі розрахунки, що обмежує широку застосовність і вузьку спрямованість моделей і методів. Тому для забезпечення ефективності експлуатації складних технічних систем актуальними залишаються роботи з проектування та розробки нових моделей, методів та їх алгоритмів, реалізованих у вигляді проблемно-орієнтованих комплексних програм для оцінки та прогнозування технічного стану системи.

**1.3 Порівняльний аналіз систем ШІ для діагностування, оцінки та прогнозування технічного стану СТС.** Говорячи про інформаційно-інтелектуальні системи – маємо на увазі комп'ютерні системи, які допомагають операторам вирішувати погано структуровані або важко формалізовані проблеми за допомогою набору інформаційних, математичних та евристичних моделей і методів [13, 14].

Ефективність систем штучного інтелекту впливає на ефективність функціонування складних технологічних систем протягом усього їх життєвого циклу. Система штучного інтелекту формує варіанти управлінських рішень у складних технологічних системах, визначає наслідки їх реалізації та обґрунтовує вибір прийнятних управлінських рішень. Система штучного інтелекту включає програмні підсистеми, що складаються з джерел даних і моделей, баз даних моделей, систем управління базами даних, баз даних моделей (БД) та інтерфейсів користувача [20, 21] (Рис. 1.14).

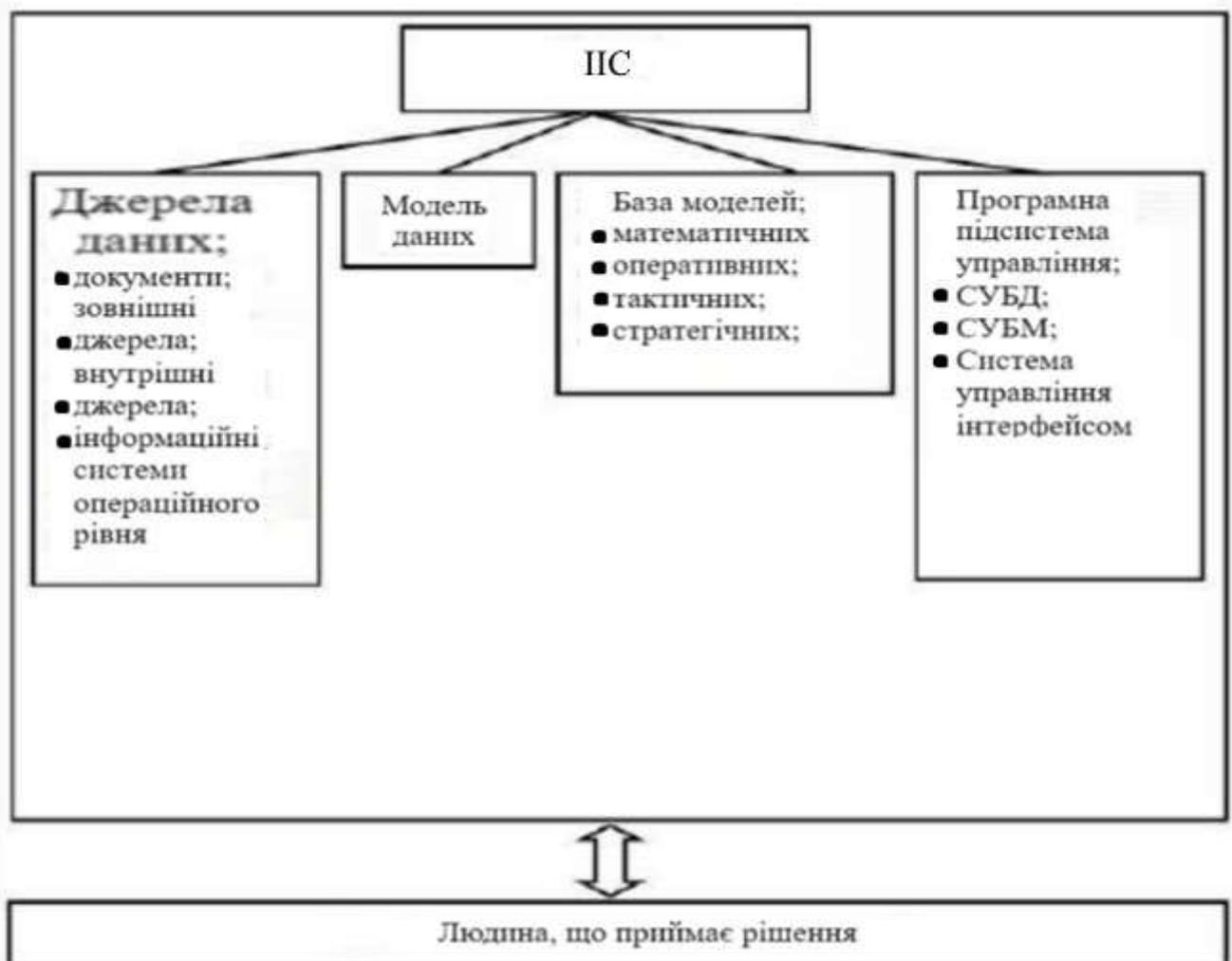


Рисунок 1.14 – Структура система штучного інтелекту

Основні завдання, які вирішує система штучного інтелекту [15] - введення, зберігання та аналіз даних. Основні функції систем штучного інтелекту:

- збір необхідної інформації з різних джерел даних;
- перетворення зібраної інформації в єдиний формат даних;

- формувати та обробляти запити до сховища даних, отримувати інформацію;
- формулювати та представляти інформацію у зручному для аналізу та прийняття рішень вигляді.

Сховища даних для систем штучного інтелекту можуть бути побудовані на різних типах систем управління даними, але з огляду на розширення веб-орієнтованості та частки ринку хмарних технологій, перевага надається веб-орієнтованим системам управління даними, таким як MySQL і PostgreSQL, або приватним хмарним системам управління даними, таким як MS Azure.

Джерела даних варіюються від спеціалізованих баз даних до інформаційних систем бізнес-рівня, включаючи інженерні та зовнішні джерела даних. Моделі даних будуються на основі джерел даних, сховищ, оперативних сховищ, сховищ даних і метаданих. База даних моделі дозволяє проводити аналіз у системах штучного інтелекту. Оскільки майже всі системи управління даними мають певні розширення OLAP, при виборі типу системи управління даними для сховища даних слід враховувати готовність операційної та аналітичної частин системи штучного інтелекту. При побудові сховища даних важливим є завдання створення системи обробки метаданих, які описують структуру даних в базі даних.

Проектування та побудова дерева метаданих є обов'язком розробника системи штучного інтелекту. На концептуальному рівні розрізняють системи ШІ, керовані комунікаціями, керовані даними, керовані документами, керовані знаннями та керовані моделями. Архітектурні категорії включають функціональні сховища даних, автономні сховища даних, дворівневі сховища даних і трирівневі сховища даних. Залежно від типу даних, які обробляються цими системами, системи штучного інтелекту можна розділити на операційні та стратегічні типи.

OLAP та інтелектуальний аналіз даних - це дві складові процесу підтримки прийняття рішень. Маніпуляції з даними виконує OLAP - машина, яка реалізує концепцію процесу бізнес-аналізу. Залежно від того, як зберігаються дані, розрізняють MOLAP, ROLAP і HOLAP OLAP-клієнти і OLAP-сервери OLAP-клієнти створюють багатовимірні куби на основі вихідних даних (для отримання необхідних зрізів), OLAP-сервер отримує запит, обчислює зведені дані, зберігає їх

на сервері і відображає результати, в той час як клієнт виконує обчислення на комп'ютері [7].

Таблиця 1.1 - Методи та моделі система штучного інтелекту

| Методи організації ІС                                     | Модель представлення даних та знань   | Розв'язувані завдання   |
|---|---|---|
| Формування рішень з урахуванням сховищ даних.             | Моделі оперативної аналітичної обробки даних (OLAP)   | Організація середовища для нагромадження даних.<br>Збір даних, їх об'єднання та перетворення.<br>Інтелектуальний аналіз даних.                |
| Формування рішень в експертній системі на основі правил.  | Продукційні моделі<br>Логічні моделі<br>Семантичні мережі<br>Фрейми                                     | Пошук рішень на базі правил.<br>Пояснення рішень.<br>Навчання бази знань новим правилам.  |
| Формування рішень з урахуванням прецедентів (CBR-системи) | Штучні нейронні мережі<br>Прецеденти проблемних ситуацій  | Накопичення прецедентів.<br>Пошук рішень у базі прецедентів.<br>Адаптація рішень до нової проблемної ситуації.                                |
| Формування рішень на основі онтологій                     | Семантичні мережі, що описують поняття в предметній галузі, що розглядається, і відносини між поняттями | Формування класів понять, що розглядається у предметній області.<br>Формування відносин між поняттями.<br>Розробка логічної моделі онтології. |

Системи штучного інтелекту також класифікуються за рівнем (первинний, вторинний і вищий) та рівнем розгортання (централізований і розподілений) [14, 15]. До них належать пошук інформації, інтелектуальний аналіз даних, пошук у базах даних, міркування на основі прецедентів, імітаційне моделювання, еволюційні обчислення та генетичні алгоритми, нейронні мережі, ситуаційний аналіз та когнітивне моделювання. Використання штучного інтелекту в системах штучного інтелекту розширює можливості системи та підвищує ефективність і надійність складних технічних систем.

Однією з найважливіших функцій програмного забезпечення зі штучним інтелектом є оцінка можливих наслідків прийнятих рішень та прогнозування технічного стану складних технічних систем [14, 15, 16]. Вибір методів прогнозування, що використовуються конкретною системою ШІ, залежить від

розробника системи. У багатьох випадках програмне забезпечення використовує методи, засновані на фактах, які найменше залежать від суб'єктивних факторів. У випадках, коли формалізованих вхідних даних недостатньо, використовуються експертні методи, але з обмеженням, що необхідна достатня кількість експертів.

Як видно з [16], під час експлуатації складних технічних систем несприятливі впливи або фактори (НВФ) можуть виводити окремі підсистеми або компоненти з ладу або впливати на продуктивність системи. Катастрофи та природні небезпеки часто важко або неможливо передбачити (наприклад, людські помилки або стихійні лиха). Їх вплив може мати наслідки різного ступеня тяжкості аж до повного руйнування складних технічних систем [3, 6]. Розробка систем штучного інтелекту для управління ризиком відмови обладнання є перспективним напрямком для забезпечення виживання складних технічних систем в енергетиці під час аварійних ситуацій та катастроф [10, 11]. Такі системи ШІ можуть бути реалізовані як автономні рішення або як модулі, що доповнюють функціональність, необхідну для готових стандартних систем управління та прийняття рішень. Системи штучного інтелекту забезпечують надійність складних технічних систем завдяки здатності виявляти, аналізувати та оцінювати наявні ризики виходу з ладу обладнання в складних технічних системах, а також дозволяють швидко приймати рішення на етапах ліквідації наслідків катастроф та стихійних лих [5, 6]. Таким чином, більшість систем штучного інтелекту розробляються для вирішення конкретних або загальних класів завдань, а також орієнтовані на різні типи користувачів. Розробка систем штучного інтелекту для управління ризиками відмов з метою забезпечення живучості складних технічних систем в умовах непередбачуваних надзвичайних ситуацій і катастроф з неповною і невизначеною вхідною інформацією, ефективною і надійною роботи підсистем, компонентів, елементів і складних технічних систем в цілому є одним з найбільш перспективних напрямків для Туреччини. Основна концепція систем штучного інтелекту полягає у вирішенні неструктурованих і погано сформульованих класичних проблем, що виникають у сфері складних технічних систем [16]. Ці проблеми включають неможливість отримання повної та об'єктивної інформації для прийняття раціональних рішень і необхідність

використання суб'єктивних та інтуїтивних знань. До інших проблем можна віднести наявність невизначеності у вихідних даних та невизначеність процесу пошуку оптимального рішення. Вони також вимагають взаємодії з користувачем, наприклад, діалогу між людиною і машинною системою. Враховуючи ці фактори, необхідно відмовитися від традиційних алгоритмічних методів і моделей управління та прийняття рішень. Натомість необхідно переходити до використання технології інтелектуальних систем [14, 15, 19]. Системи штучного інтелекту повинні реалізовувати схему «оцінка - рішення - дія». Основними функціями системи штучного інтелекту є оцінка, прогнозування подій, самонавчання та адаптація, управління базами даних (включаючи створення, структурування, зберігання та наповнення баз даних), прийняття та виконання рішень. Відомо, що в системах штучного інтелекту використовуються наступні методи [13, 18, 20]: - евристики для задач оптимізації (методи групового інтелекту, включаючи генетичні алгоритми, штучні імунні мережі, методи відпалу та мурашині алгоритми) - міркування на основі прецедентів (найближчого сусіда, вилучення прецедентів на основі дерева рішень, прецедент на основі знань із застосуванням прецедентів) - структурне відображення на основі прецедентів відповідно до онтології OWL. Системи штучного інтелекту зазвичай будуються на поєднанні експертних систем, машинного навчання та систем штучного інтелекту з використанням знань та агентних методів [20, 21]. Машинне навчання широко використовується для автоматизації процесу оцінки ризиків і прогнозування можливих відмов (аналіз великих обсягів даних, виявлення закономірностей і тенденцій, моделювання та імітація систем). Однак використання великих обсягів даних пов'язане з обмеженнями в оцінці ризику відмов і помилками, що призводять до неточних прогнозів. Серед відомих методів структурного відображення можна виділити можливість формалізації характеру багатоланкових ієрархічних взаємодій між пристроями та складними технічними системами, що функціонують в імовірнісних умовах, гнучкість застосування генеративного підходу до створення баз знань в системах штучного інтелекту, програмне забезпечення, що враховує об'єктно-орієнтований підхід, такі переваги, як простота реалізації. Більшість моделей, які дозволяють отримувати нові знання

на основі наявних, можна звести до генеративних моделей. Недоліком таких моделей є те, що вони неглибоко відображають проблемну область, що впливає на гнучкість побудови запитів при взаємодії експертної системи з користувачем [16, 18].

Моделюючи взаємозв'язок між різними факторами та їхніми невизначеностями, ВЕМ можна використовувати в системах штучного інтелекту для складних технічних систем, що включають велику кількість пристроїв, забезпечуючи структуровану основу для оцінки ризику відмов в умовах невизначеності та допомагаючи ОПР розставляти пріоритети у прийнятті рішень. корисним [14, 15, 19].

Системи штучного інтелекту можуть використовувати методи міркувань на основі прецедентів для узагальнення та застосування накопиченого досвіду для оцінки та прогнозування технічного стану складних технічних систем [1, 4, 6, 12, 14]. При експлуатації складних технічних систем в умовах невизначеності використання прецедентного підходу спрощує процес прийняття рішень. До переваг цього підходу можна віднести можливість вчитися на досвіді, універсальність, здатність працювати з неповними або неструктурованими даними, а також гнучкість адаптації до нових ситуацій.

Етапи аргументації, заснованої на конкретних прикладах (СВА) - цикл цього підходу:

1. Пошук кейсів у бібліотеці кейсів (БК).
2. Індексуння (швидкий пошук схожих кейсів).
3. Пошук найкращого кейсу для нового завдання.
4. Модифікація та адаптація (модифікація для поточного завдання).
5. Оцінка, зберігання та адаптація релевантності.

Класична архітектура системи штучного інтелекту:

- забезпечує обґрунтування альтернатив на основі моделей і методів з використанням експертних оцінок;

- включає моделювання проблемних ситуацій прийняття рішень та методів прийняття рішень в умовах невизначеності;

- бази даних для зберігання інформації;

- містить набір правил вибору відповідних моделей і методів прийняття рішень для обґрунтування альтернатив залежно від конкретної реалізації елементів завдання.

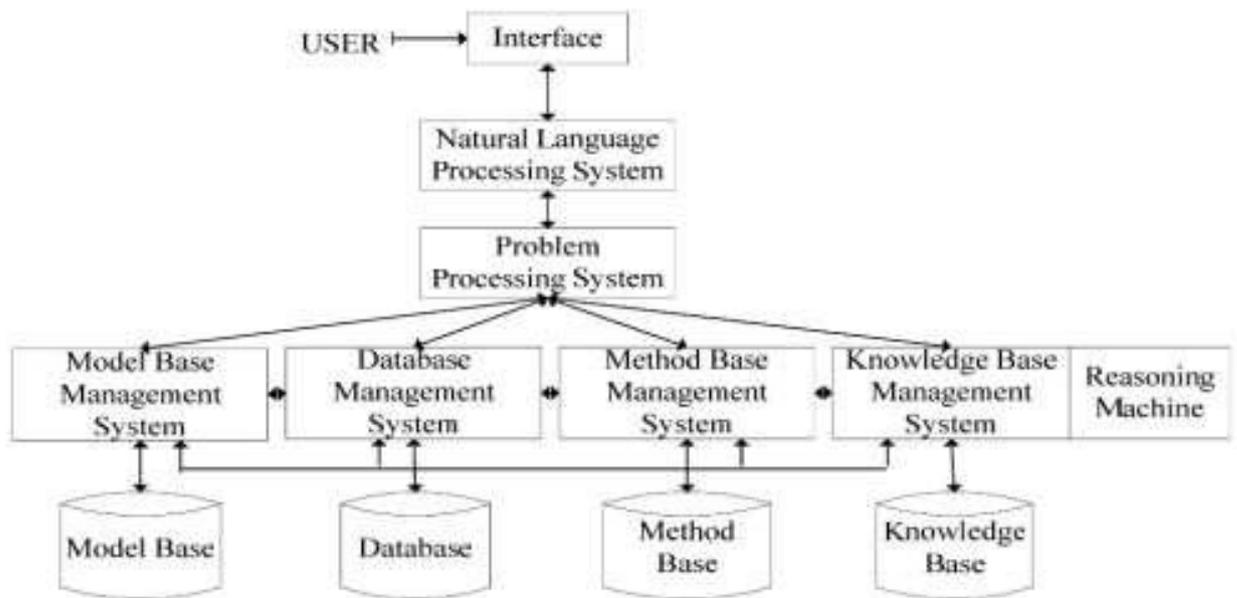


Рисунок 1.15 - Архітектура система штучного інтелекту

Використання проблемно-орієнтованої бази знань у вигляді моделей знань у процесі прийняття рішень забезпечує необхідні умови для виявлення нових евристик в умовах невизначеності [14, 15] (рис. 1.16). Технології штучного інтелекту наразі використовуються для підвищення ефективності функціонування складних технічних систем. Для цього необхідні алгоритми та програмні засоби, що забезпечують цілеспрямовану оцінку та прогнозування технічного стану системи [1, 2, 5, 6].

Прикладом використання систем штучного інтелекту є метод РНМ, який охоплює весь процес від збору даних до використання результатів прийняття рішень. Для оцінки технічного стану систем ШІ використовується інформація про стан складних технічних систем, отримана в режимі реального часу.

Для моделювання технічного стану використовуються аналіз структури несправностей, аналіз структури подій та базової мережі довіри. БМД є інструментом вибору для оцінки ризику відмови складних технічних систем.

Серед програмних систем, що вирішують завдання прийняття рішень, використовується Crystal Info (Seagate Info) - система штучного інтелекту з гнучкою технологією доступу і обробки даних. Відкрита технологія OLAP дозволяє використовувати гетерогенні джерела (Crystal Info, Crystal Holos, Hyperion Essbase, OLE DB для постачальників OLAP (Microsoft SQL Server OLAP Services і Applix TM 1, IBM DB 2 OLAP Services, Informix MetaCube)). Можна інтегрувати багатовимірні OLAP-дані. Всі джерела OLAP можуть бути відображені в єдиному інтерфейсі.

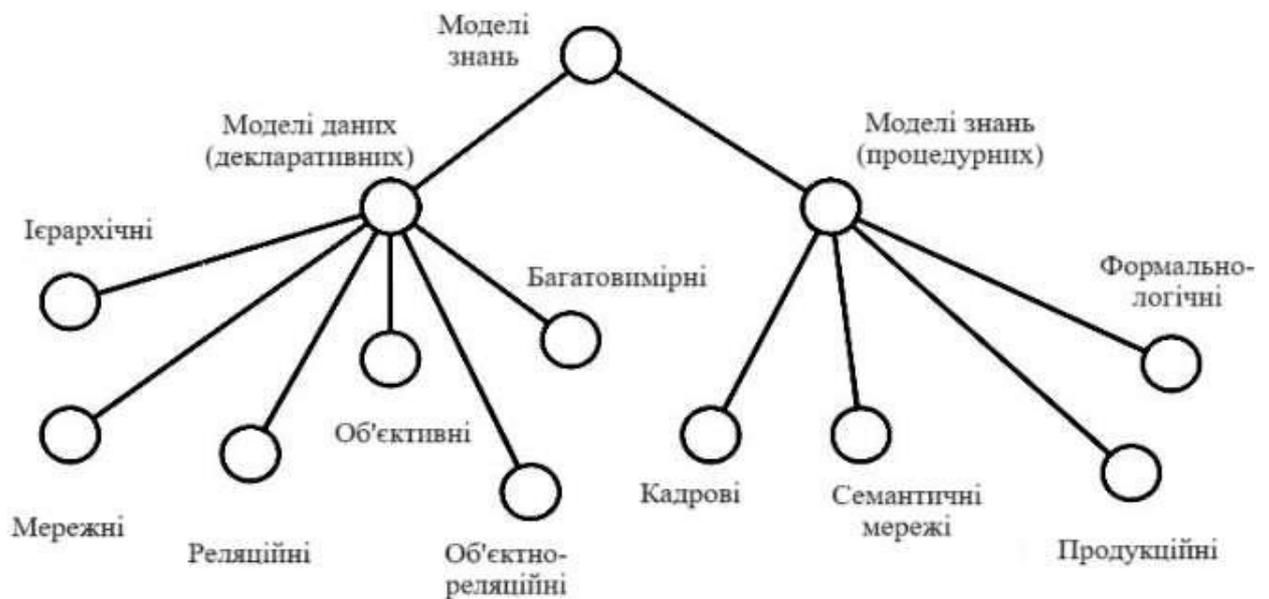


Рисунок 1.16 – Модель подання даних

Дослідники вже багато років працюють над створенням систем штучного інтелекту різного призначення, але існують питання, які потребують вирішення з точки зору ефективності, формалізації знань у складні технічні системи [22]:

- підвищення об'єктивності та достовірності оцінки рішень, що приймаються в умовах невизначеності в задачі прогнозування ризику відмов;
- врахування факторів неповноти, невизначеності та неузгодженості вихідної інформації (даних і знань) і правил;
- забезпечення представлення та обробки різних типів інформації, даних і моделей;

- ефективна та безаварійна робота складних технічних систем в нестандартних режимах експлуатації.

Для успішного вирішення проблеми ефективної та безаварійної експлуатації складних технічних систем у нестандартних режимах роботи необхідно використовувати інформаційні технології з програмно-апаратними модулями, які приймають і передають результати діагностики, оцінки та прогнозування технічного стану складних систем [1, 6, 11]. Якість системи обробки даних (СОД) залежить від низки характеристик, які впливають на ефективність її функціонування. Наприклад, топологія, пропускна здатність, швидкість, допустимі похибки при передачі та прийомі даних, ефективність захисту інформації в системі та ризик відмови обладнання системи обробки даних.

Як свідчить аналіз джерел інформації, для забезпечення ефективного функціонування складних технічних систем системи штучного інтелекту повинні забезпечувати реалізацію наступних схем, заснованих на використанні результатів діагностики технічного стану підсистем, вузлів і елементів складних технічних систем та їх взаємозв'язків: «оцінка - прогнозування - прийняття рішення – дія».

При цьому для діагностування технічного стану технічної системи використовуються результати застосування структурної схеми, наведеної на рис. 1.18.



Рисунок 1.18 - Структурна схема процесу аналізу технічного стану ТС

Тому вирішення проблеми ефективної та надійної експлуатації складних технічних систем критичного застосування потребує вдосконалення та розробки нових моделей, методів, алгоритмів та комплексних проблемно-орієнтованих програм. Вони повинні бути спрямовані на вирішення проблеми визначення технічного стану обладнання системи до і під час відмови, а також оцінювати і прогнозувати ризик відмови системи з урахуванням часткової і повної втрати працездатності в умовах невизначеності і відносної нечутливості до неповноти даних, що надходять від обладнання. Обґрунтована оцінка та прогнозування стану техніки повинна базуватися на методах штучного інтелекту. Інтелектуалізація оцінки та прогнозування технічного стану системи з використанням безпрецедентних міркувань на основі діагностичних ознак є актуальним завданням, оскільки є необхідним напрямком сучасного технологічного розвитку і може забезпечити ефективність експлуатації складних технічних систем на різних етапах їх життєвого циклу.

#### **1.4 Висновки до першого розділу**

У першому розділі магістерської кваліфікаційної роботи проведено аналіз моделей, методів та інформаційних систем діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем. Аналіз існуючих моделей, методів та інформаційних систем діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем показав, що відомі структурні моделі та методи діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем враховують лише повні відмови, а не часткові, а також їх недоліки (алгоритмічна та обчислювальна складність, необхідність піддавати різноманітні дані складній попередній обробці) і що їх використання знижує ефективність експлуатації складних технічних систем.

Перспективним підходом до моделювання для діагностики технічних ситуацій є базові імовірнісні мережі (BNS), які використовуються для пояснення невизначеності складних технічних систем, стохастичної природи бізнес-процесів і відсутніх даних.

У системах штучного інтелекту для оцінки та прогнозування технічного стану складних систем перспективними є методи міркувань на основі прецедентів. Іншими словами, в умовах невизначеності та відносної нечутливості до неповноти даних, що надходять від обладнання, нагальним завданням є підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем шляхом інтелектуалізації діагностики, оцінки та прогнозування технічного стану складних систем з урахуванням повних та часткових відмов обладнання.

Метою роботи є підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем відповідального призначення за рахунок моделей і методів діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем відповідального призначення. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

1. Аналіз моделей, методів та інформаційних систем діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем відповідального призначення.

2. Розроблення імовірнісних моделей та методів діагностування технічного стану складних систем відповідального призначення.

3. Дослідження та аналіз імовірнісних моделей та методів діагностування технічного стану.

4. Розроблення методів оцінювання та прогнозування технічного стану відповідальних складних систем.

## РОЗДІЛ 2

### ОБГРУНТУВАННЯ МЕТОДІВ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ СКЛАДНИХ СИСТЕМ КРИТИЧНОГО ЗАСТОСУВАННЯ

#### 2.1 Розроблення структури стохастичної моделі та методів діагностування технічного стану складних систем критичного застосування

Розробка концептуальних імовірнісних моделей та методів інформатизації діагностування технічних ситуацій у вигляді динамічних DBS базується на моделях, що описують використання діагностичних функцій для діагностування ризику відмов та інформатизації складних технічних систем: підсистемних (S), компонентних (C), елементних (E), міжсистемних (IS), міжкомпонентних (IC) та міжелементних (IE) зв'язків. Модель включає сукупність функціональних елементів і зв'язків складних систем з діагностичними можливостями. Запропонована концептуальна імовірнісна модель діагностування технічного стану складних енергетичних систем з використанням графічних імовірнісних представлень виглядає наступним чином:

$$CCM = \langle G, \{x_i\}, F, Q, \{FE\}, \{FC\}, \{R_{FE}\}, \{R_{FC}\}, L \rangle, \quad (2.1)$$

де  $G$  - циклічний спрямований граф ( $G = \{V, T, E\}$ );  $V$  - множини вершин орграфа;  $T$  - час;  $E$  - множини ребер, що з'єднують вершини;  $i$  - порядковий номер вершини графа,  $i=1,2,\dots,k$ ,  $i, j$  - порядковий номер вхідної та вихідної функціонального зв'язку);

$X$  - множини параметрів вершин орграфа;

$F$  - функція зв'язку між вершинами орграфа;

$Q$  - область параметрів вершин орграфа;

$FE, FC$  - функціональне обладнання (підсистеми, компоненти, елементи) та зв'язки, що входять до структури складної технічної системи;

$\{R_{FE}\}, \{R_{FC}\}$  - множини діагностичних оцінок ризику відмов  $FE$  та  $FC$ ;

$L$  - відображення зв'язків між множинами  $\{FE\}, \{FC\}, \{R_{FE}\}, \{R_{FC}\}$  виходячи з дерева відмов діагностичної моделі складної технічної системи  $L$ .

Ризики відмов визначаються відповідно до умовних ймовірностей відмов та втрат через відмову.

Інтелектуальна модель оцінки технічного стану складних систем за діагностичною функцією з використанням методів BMS є результатом інтеграції моделі надійності та моделі діагностування.

Діагностична модель використовує технічний стан для оцінки ризику (ймовірності) відмови системи. Для побудови діагностичної моделі необхідно використовувати технічний стан для визначення ризику (умовної ймовірності) відмови кожного вузла мережі. Ці дані можуть бути отримані з експертних знань та аналізу накопичених даних. Після визначення ризику відмови (умовної ймовірності) модель може бути використана для оцінки та прогнозування технічного стану. Для цього модель використовує інформацію про технічний стан системи та ризик відмови кожного вузла в мережі, щоб визначити ризик відмови для кожного стану системи. Розробка імовірнісної моделі діагностики технічного стану складних систем, яка одночасно враховує ризик відмови частини або всієї доступності, взаємозв'язків та працездатності обладнання, дозволила запропонувати метод діагностики технічного стану складних систем на основі BMS, який полягає в наступних етапах:

1. Створення базових мереж даних на основі імовірнісних моделей для діагностики технічного стану складних технічних систем;
2. Ініціалізація моделі - вилучення з бази даних OREDA даних про ризики відмов обладнання та їх взаємозв'язки;
3. Моделювання аварійних ситуацій для проведення досліджень;
4. Структурні та функціональні вразливості обладнання. Ідентифікація та візуалізація. Аналіз результатів моделювання;
5. Передача даних діагностики технічного стану складних систем критичного застосування до інтелектуальних інформаційних систем для оцінки та прогнозування їх технічного стану.

Створення базової мережі даних на основі імовірнісних моделей для діагностування технічного стану складних систем включає наступні етапи:

1. Створення базової мережі даних:

1.1 Побудова базової мережі даних між вершинами і системами, що представляють підсистеми (компоненти) складних технічних систем (між компонентами) з урахуванням їх технічного стану:

1.1.1. Кожна підсистема (компонент, елемент) може перебувати в наступних технічних станах:

- робочий стан підсистеми (компонента, елемента);
- неробочий стан підсистеми (компонента, елемента);

1.1.2. Кожне міжсистемне (міжкомпонентне) з'єднання перебуває в наступних станах:

- робочий стан міжсистемного (міжкомпонентного) з'єднання;
- часткова (повна) відмова міжсистемного (міжкомпонентного) з'єднання;

1.2. З'єднання між вузлами базової мережі передачі даних можуть перебувати в таких технічних станах:

- робочий стан підсистеми (компонента, елемента);
- часткова (повна) відмова підсистеми (компонента, елемента) (компонентів, елементів), міжсистемних (міжкомпонентних) зв'язків складної технічної системи, діагностичні значення R.

2. Вказуються параметри базові мережі даних:

2.1. Ризик відмов у початковий момент часу для FE та FC складної технічної системи, вважаючи, що перед початком роботи складна технічна система перебуває у працездатному стані.

2.2. Ризик відмов у початковий момент часу для FE та FC складної технічної системи, вважаючи, що перед початком роботи складної технічної системи всі вони непрацездатні.

2.3. Ризик відмови FE та FC складної технічної системи у поточний момент часу за умови, що деякі FE та FC відмовили у попередній момент часу.

2.4. Ризик відмови FE та FC складної технічної системи у поточний момент часу за умови їх знаходження у працездатному стані та у поточний момент часу за умови працездатності та у попередній момент часу.

2.5. Ризик відмови FE та FC складної технічної системи у поточний момент часу за умови відмови FE та FC у поточний момент часу та за умови працездатності у попередній момент часу.

При побудові моделей та методів інтелектуалізації для діагностування технічного стану складної системи на основі базової мережі даних, вихідними даними є:

1. Схема та принципи роботи устаткування (енергетичної установки), що деталізують структуру системи та її функціональні можливості;
2. Ймовірності відмов FE та FC, що дозволяють формалізувати варіації відмов заданого елемента;
3. Можливі сценарії відмов для випадків FE та FC, структуровані з відповідними рівнями ризику відмов, що дозволяють формалізувати варіації сценаріїв, при яких заданий елемент або система не виконує свою цільову функцію.

Для складних технічних систем кількість станів FE і FC може бути визначена на основі аналізу моделі дерева відмов і пов'язаних з ними значень ризиків відмов (рисунок 2.1).

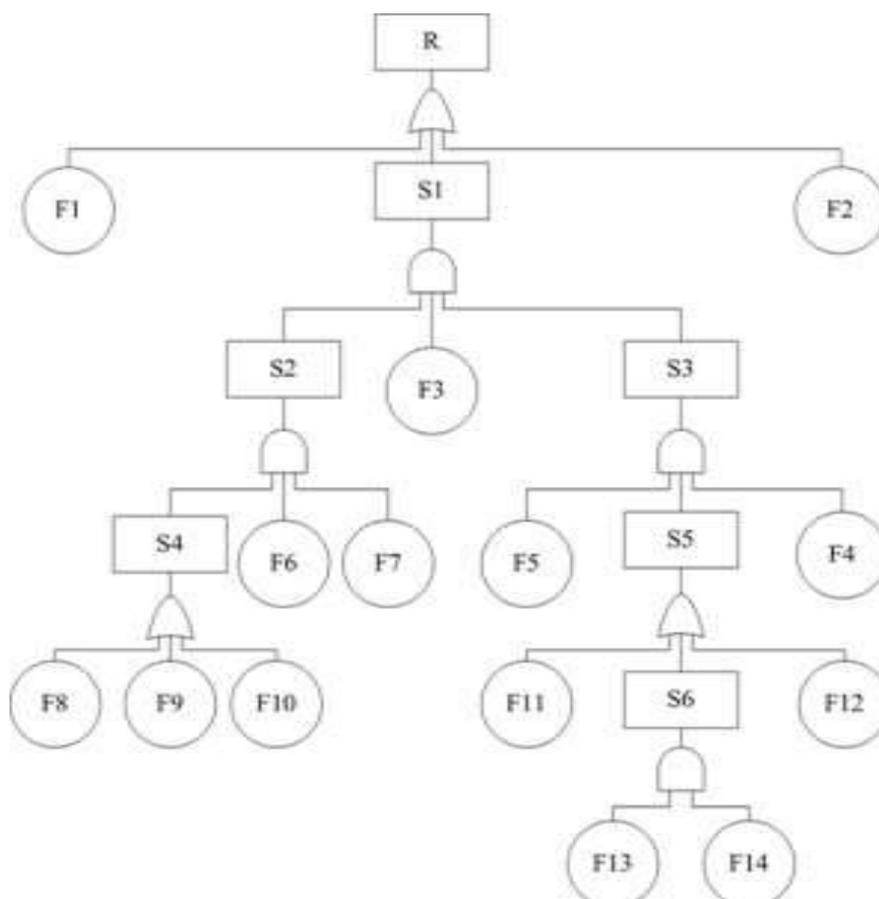


Рисунок 2.1 - Дерево відмов підсистем (компонентів, елементів) технічної системи та міжсистемних (міжкомпонентних) зв'язків

Синтез та аналіз дерева відмов здійснюється зі структурної точки зору, виходячи з логічної схеми взаємодії обладнання складних технічних систем, що надають інформацію про систему з точки зору підтримки їх працездатності. Структурний аналіз використовує статистичну інформацію про надійність обладнання в складних технічних системах.

На рис. 2.1 R представляє ризик відмови системи, S1-S6 – різні комбінації послідовностей відмов, елементи системи F1-F14 типи подій за її відмови.

Табл. 2.1 відображає відповідність позначень на дереві відмов S і FE базові мережі даних.

Таблиця 2.1 - Відповідності S та підсистем (компонентів) базові мережі даних

| Позначення | Характеристики події                |
|------------|-------------------------------------|
| S1         | Відмова елемента ІЕ                 |
| S2         | Відмова елементів FFS, CAS, MCME    |
| S3         | Відмова елементів RACSME, P1, SPP   |
| S4         | Відмова елементів CS, BDS, BP       |
| S5         | Відмова елементів ME, ED_PSC, CSPSC |
| S6         | Відмова елементів TPMEP, P2, PSC    |

Структура мережі баз даних розробленої системи управління якістю (рис. 2.2) є багаторівневою і складається з 13 підсистем, організованих у сім рівнів; П1 і П2 призначені для реалізації багаторівневої структури базової мережі баз даних. Це спеціалізовані проміжні вузли.

Умовні позначення підсистем і компонентів електростанції в базовій мережі даних: вхідні елементи - ІЕ; системи пожежогасіння і стисненого повітря - FFS, CAS; ручне управління енергетичною установкою - MCME; системи контролю і дистанційного автоматичного управління енергетичною установкою - CS, RACSME; проміжні компоненти - П1; енергетична установка - СЕУ; головний двигун - ГД; система керування навантаженням - СБС, аварійний привід установки - АП ПУ; система управління установкою - СУПУ; енергетичне відділення - КО; система передачі потужності з головного привода на енергетичну

установку – ТПМЕП; енергетична установка - П2; проміжні компоненти - П2;  
система приводу - СПП; вихідні компоненти – ВИХІД.

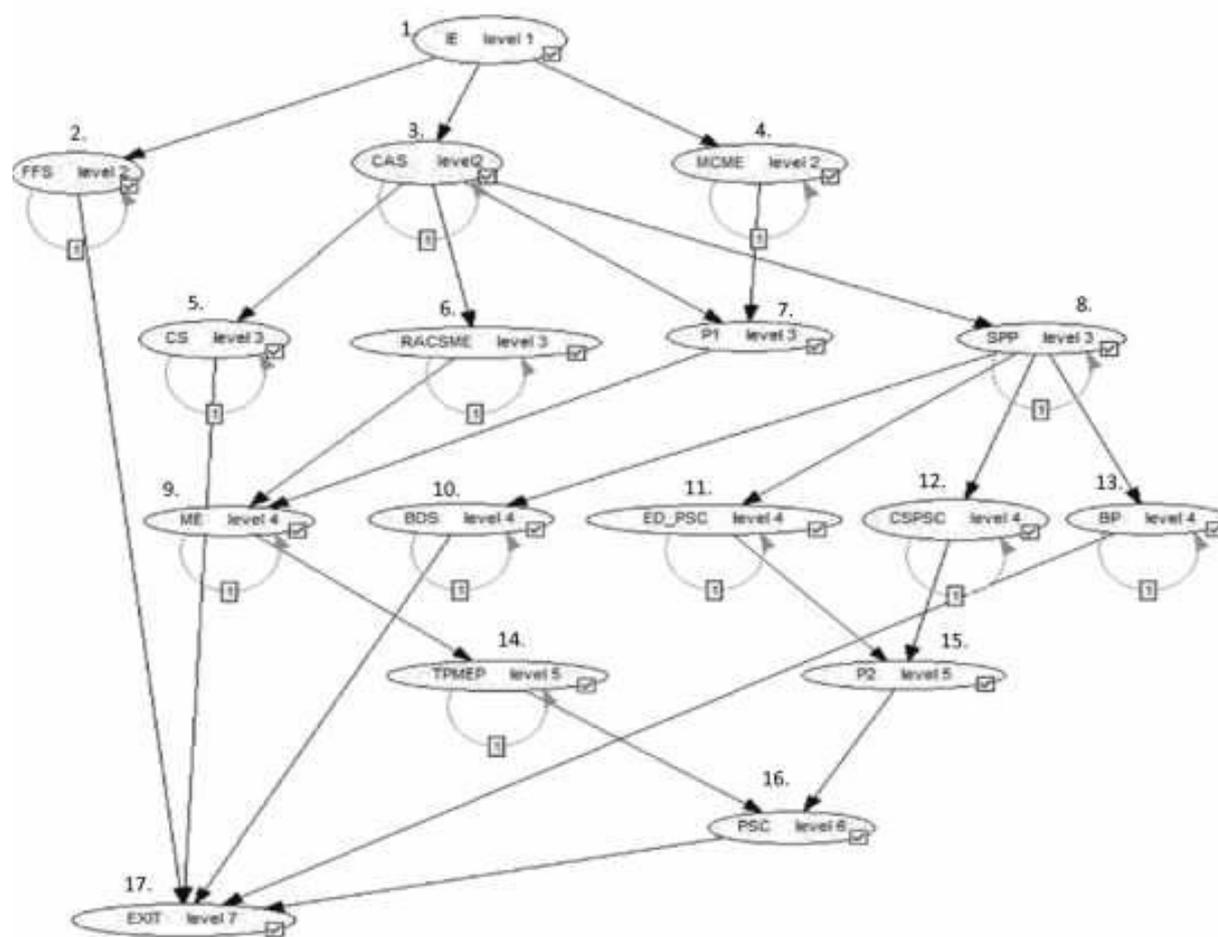


Рисунок 2.2 - Структура базової мережі даних електростанції

Для підсистем базової структури мережі даних електростанції верхньої ієрархії визначаються умовні похибки за результатами впливу на них підсистем нижньої ієрархії. Приклад реалізації ОЕ, АСУ ТП і СЕС та їх взаємозв'язків ОЕ - АСУ ТП і АСУ ТП - СЕС базової мережі передачі даних (рис. 2.2) наведено нижче, разом з даними про щільність відмов:

$$\begin{aligned}
R(Work_{1,3,8}^{1,2,3})_{t=0} &= 0 ; \\
R(Not\_work_{1,3,8}^{1,2,3})_{t=0} &= 1 ; \\
R(Work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_{t=0} &= 0 ; \\
R(Not\_work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_{t=0} &= 1 ; \\
R((Work_{1,3,8}^{1,2,3})_t / (Work_{1,3,8}^{1,2,3})_{t-1}) &= 0,1 ; \\
R((Work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_t / (Work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_{t-1}) &= 0,1
\end{aligned} \tag{2.2}$$

З урахуванням попереднього стану підсистем (компонентів, елементів) та міжсистемних (міжкомпонентних) зв'язків поточний ризик відмови може перебувати в межах:

- очікуваний рівень ризику відмови оцінюється як мінімальний і, згідно з такою оцінкою, наслідки аварії є мінімальними:

$$R((Not\_work_{1,3,8}^{1,2,3})_t / (Work_{1,3,8}^{1,2,3})_{t-1}) = 0,1 - 0,2 \tag{2.3}$$

$$R((Not\_work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_t / (Work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{1,3})_{t-1}) = 0,1 - 0,2$$

- очікуваний рівень ризику відмови вважається прийнятним і, згідно з такою оцінкою, наслідки аварії будуть незначними:

$$R((Not\_work_{1,3,8}^{1,2,3})_t / (Work_{1,3,8}^{1,2,3})_{t-1}) = 0,2 - 0,37 ;$$

$$R((Not\_work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_t / (Work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{1,3})_{t-1}) = 0,2 - 0,37 \tag{2.4}$$

- очікуваний рівень ризику відмови оцінюється як максимальний, а наслідки аварії при такій оцінці є серйозними:

$$R((Not\_work_{1,3,8}^{1,2,3})_t / (Work_{1,3,8}^{1,2,3})_{t-1}) = 0,37 - 0,63 ;$$

$$R((Not\_work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_t / (Work_{IE-CAS,CAS-SPP}^{2,3})_{t-1}) = 0,37 - 0,63 \tag{2.5}$$

- очікуваний рівень ризику відмови був оцінений як критичний з наступними оцінками:

$$R((Not\_work_{1,3,8}^{1,2,3})_t / (Work_{1,3,8}^{1,2,3})_{t-1}) = 0,63 - 1 ;$$

$$R((Not\_work_{IE\_CAS,CAS\_SPP}^{2,3})_t / (Work_{IE\_CAS,CAS\_SPP}^{2,3})_{t-1}) = 0,63 - 1 \quad (2.6)$$

На основі ретроспективного аналізу можна дослідити найбільш ймовірні причини відмов підсистем, компонентів та елементів складних технічних систем. Для аналізу ризику відмов підсистем і компонентів складних технічних систем вважається доцільним використовувати базові мережі передачі даних. Розгляд часткових відмов обладнання складних технічних систем дає можливість виявити причини таких відмов. Для покращення працездатності системи та підвищення ефективності експлуатації може бути реалізовано передвідмовне обслуговування системи. Модель одночасно враховує наявність підсистем, компонентів та елементів, їх взаємозв'язок та ймовірність часткової або повної відмови працездатності, що дозволяє запропонувати метод діагностики технічного стану на основі базової мережі довіри для складних систем критичного застосування.

Представлена структура базової мережі даних, що використовується для реалізації методу діагностування на основі графової імовірнісної моделі, відображає суть другого пункту наукової новизни. Подальший розвиток методів діагностики технічного стану складних систем на основі байєсівських мереж довіри дозволить забезпечити своєчасне виявлення та візуалізацію структурних і функціональних вразливостей та підвищити ефективність експлуатації складних систем критичного застосування.

## **2.2 Розроблення моделей когнітивного імітаційного моделювання для діагностики технічного стану складних технічних систем**

З точки зору технічної безпеки, діагностика ризику відмови складних технічних систем є необхідною і складною задачею, що вимагає розробки і застосування спеціального математичного інструментарію. Розв'язання таких задач зазвичай базується на аналізі дерев несправностей. Перспективним методом імітаційного моделювання для дослідження надійності складних технічних систем під час системних переходів між різними ТП є СІМ, який використовує моделі у

вигляді графів, що відображають взаємодію ФЕ і ТП складних технічних систем. На основі аналізу графів технологічних переходів, що описують ТО і ТС всіх ієрархій і ФС, розробляються алгоритми прийняття рішень, які реалізуються у відповідних програмних функціях. При моделюванні структурно-функціональних особливостей підсистем та їх зв'язків граф стає структурною моделлю технічного обслуговування і ремонту складних технічних систем. Завданням розробки концептуального підходу до створення методів СІМ є розробка методу діагностування відмов складних технічних систем при непередбачуваних зовнішніх і внутрішніх впливах. Метою проекту є наступне. Концепція діагностування ризику відмови складних технічних систем в аварійних сценаріях базується на інтеграції ФЕ та ФС складних технічних систем в єдину модель. Ця модель діагностує ризик відмови ФЕ та ФС складних технічних систем та дозволяє ідентифікувати структурні загрози вразливостей складних технічних систем відповідно до їх важливості та критичності для функціонування всієї системи. Таким чином, структурна вразливість обладнання складних технічних систем діагностується шляхом імітаційного моделювання з використанням моделюючого імпульсу Simulation (Impact, Diagnosis). Під час прогону моделі генерується моделюючий імпульс впливу (МІВ), який потрапляє у вершину стану (ребро) КІМ і переміщується до наступної вершини (ребра), переводячи складну технічну систему, пов'язану ЗЕД, у стан відмови.

Концептуальна імовірнісна КІМ для діагностування складних технічних систем складається з вектора імпульсів і визначає динаміку поширення наслідків пошкоджень у складних технічних системах для дискретних моментів часу, що визначаються співвідношенням зміни ваг вершин і ребер графа: для імпульсу  $imp = 0$  елемент не порушується; для імпульсу  $imp = 1$  елемент виводиться з ладу з імовірністю 100 %. Запропонований концептуальний імовірнісний МСЕ для діагностики ТС складних систем короткого замикання виглядає наступним чином:

$$SSM = \langle G, \{x_i\}, F, Q, \{FE\}, \{FC\}, \{R_{FE}\}, \{R_{FC}\}, L, imp_k(t) \rangle$$

$$imp_k(T) = (x_1, x_2, \dots, x_{V(E)}), \quad (2.7)$$

де  $(x_1, x_2, \dots)$  – стан ФЕ та FC складної технічної системи

З метою тестування розробленого програмного забезпечення СІМ створив складну технічну систему у вигляді орфограми на прикладі двигуна внутрішнього згоряння (ДВЗ) (Рисунок 2.3). Графічне зображення прикладу двигуна внутрішнього згоряння з підсистемами наведено на рисунку 2.4.

В якості показника пошкоджуваності пропонується визначати структурну пошкоджуваність відмов СЕ і ФС за методом діагностування ризику структурної відмови складних технічних систем Для діагностування ризику відмови СЕ і ФС ДВЗ необхідно визначити ймовірність відмови кожного СЕ і ФС.

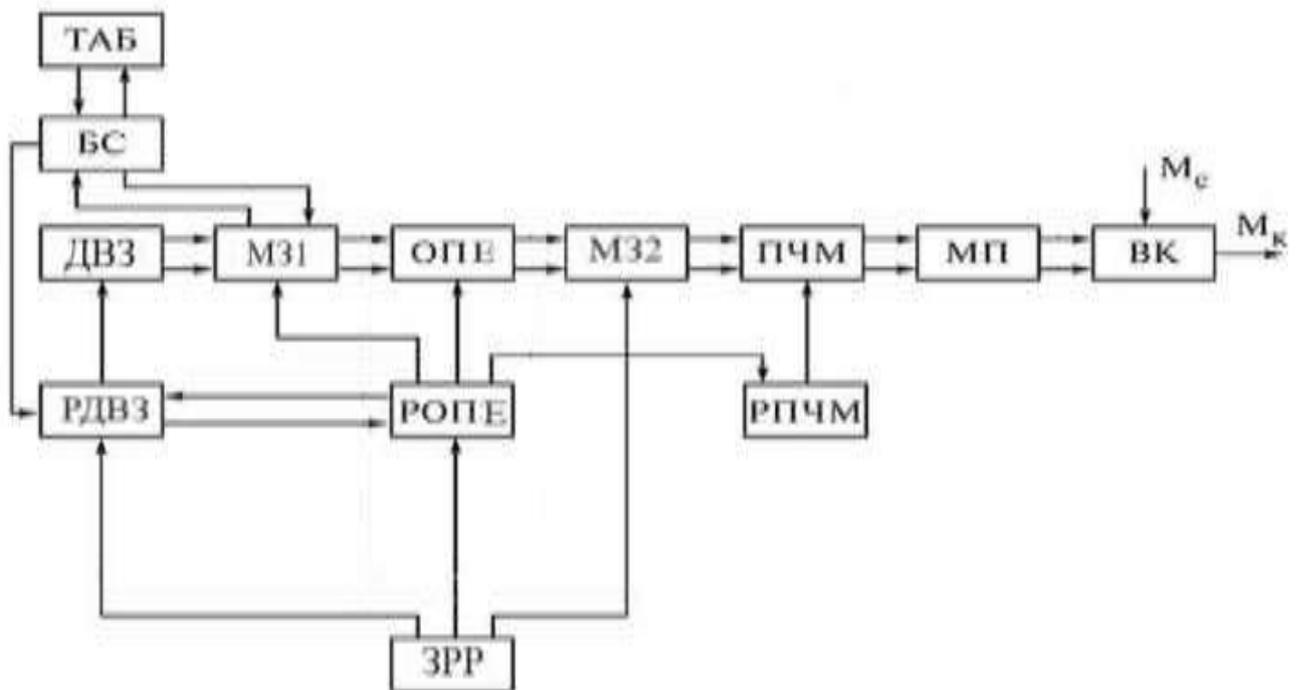


Рисунок 2.3 - Структурна схема підсистем енергетичної установки (двигуна внутрішнього згоряння) як складної технічної системи:

ТАБ - тягова акумуляторна батарея; ДВЗ - двигун внутрішнього згоряння; ЗРР - задатчик режимів руху; БС - блок підсумовування напруг та потужностей; ОПЕ - перетворювач енергії; ПЧМ - перетворювач частоти обертання та моменту; МП - механічна передача; ВК - ведучі колеса; МЗ1 - муфта зчеплення між валами ДВЗ і ОПЕ; МЗ2 - муфта зчеплення між валами ОПЕ і ПЧМ; РОПЕ - регулятор ОПЕ; РПЧМ - регулятор ПЧМ; РДВЗ - регулятор ДВЗ;  $M_c$  - момент опору на валу;  $M_k$  - крутний момент на валу.

Використовуються статистичні дані, прив'язані до певного часу, що містять відомості про кількість відмов  $n_{FE}$  та  $n_{FC}$ .

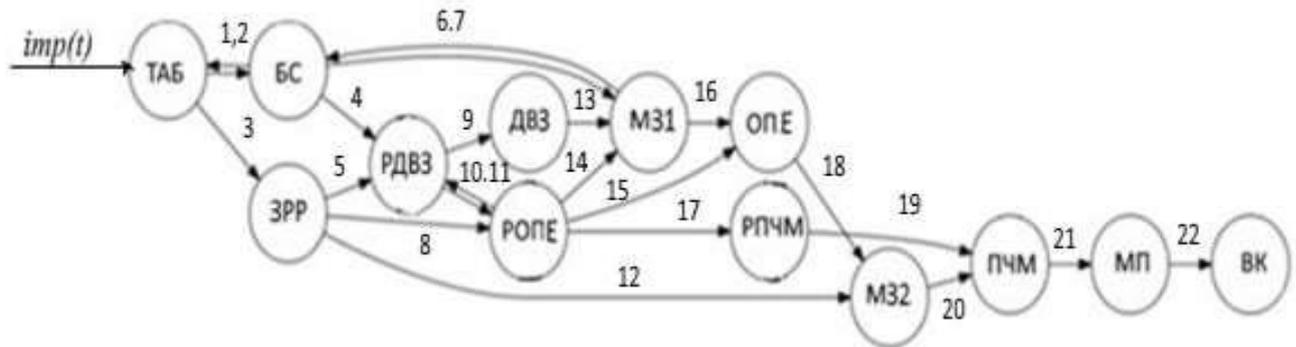


Рисунок 2.4 - Схема орієнтованого графа енергетичної установки

Ймовірність відмов  $FE$  та  $FC$  ДВЗ визначається:

$$P_{v_i} = \frac{n_{v_i}}{\tau}, \quad P_{a_j} = \frac{n_{a_j}}{\tau} \quad (2.8)$$

$P_{v_i}$  – ймовірність відмови  $i$ -го  $FE$ ;

$P_{a_j}$  – ймовірність відмови  $j$ -ї  $FC$ ;

$n_{v_i}$  – кількість відмов  $i$ -го  $FE$ ;

$n_{a_j}$  – кількість відмов  $j$ -ї  $FC$ ;

$t$  – період проведення статистичних випробувань.

На основі методики діагностування ризику відмов при експлуатації  $CE$  і  $TC$  в складних технічних системах розроблено алгоритм діагностування ризику відмов за ступенем взаємного впливу  $CE$  і  $TC$  (рисунок 2.5).

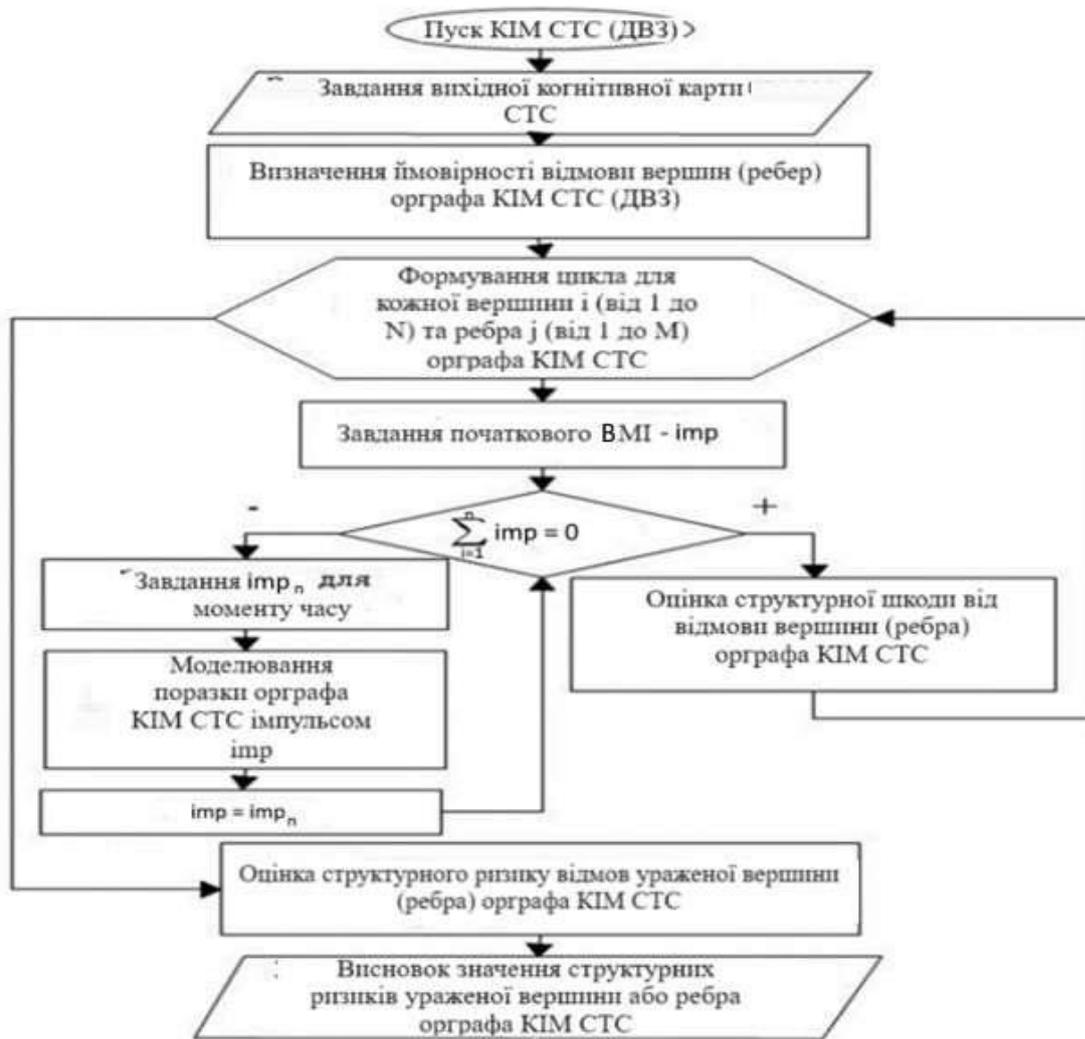


Рисунок 2.5 - Алгоритм діагностування ризику відмов у складних технічних системах за ступенем впливу компонентів МСЕ

Використання існуючих теоретичних основ та широкого спектру програмних засобів моделювання, таких як Arena, AutoMod, AnyLogic, Extend та GPSS World.

Ці можливості сприяють активному використанню МСЕ для діагностування ризику відмов у складних технічних системах [16, 17]. Однак відомі програмні засоби лише полегшують процес тестування і не вирішують найскладніших завдань, таких як збір, інтерпретація, форматування та відповідне асоціювання вихідної інформації з конкретними об'єктами. Для спеціалізації в такому програмному середовищі потрібні значні зусилля: На основі концепції діагностування ризиків відмов комбінованих технологічних систем ТЕ і ТС, описаної в [10], з урахуванням ТЗ [11] може бути розроблено програмне

забезпечення, що забезпечує автоматизований процес діагностування ризиків відмов комбінованих технологічних систем ТЕ і ТС. На початкових етапах розробки програмного забезпечення для діагностики ризику відмови складних технічних систем внаслідок часткової та повної втрати працездатності та розробки загальних вимог до його функціонування будується діаграма створюваного програмного забезпечення для визначення загальних меж та контексту цільової області моделювання (рисунок 2.6).

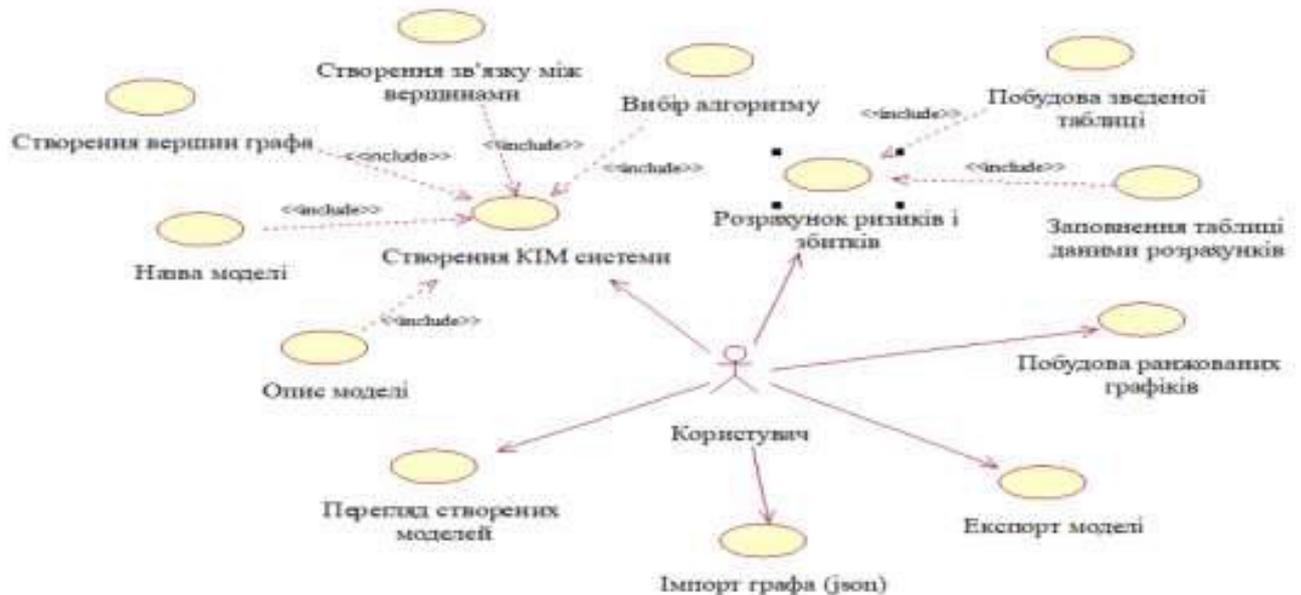


Рисунок 2.6 - Діаграма варіантів використання програмного забезпечення.

Розроблене програмне забезпечення дозволяє користувачеві - задавати назву моделі, вводити короткий текстовий опис, створювати нові вершини орфограм та їх візуалізацію на панелі відображення моделі, встановлювати зв'язки між вибраними вершинами моделі, створювати моделі складних технічних систем у вигляді орфограм з підтримкою активації існуючого алгоритму розміщення моделей на панелі та візуалізації отриманої структури у згенерованому графічному контейнері.

Згенеровані діаграми варіантів використання програмного забезпечення дозволяють проектувати логічні сутності програмного додатку шляхом створення відповідної структури блоків. Основні розроблені програмні блоки показані на рисунку 2.7.

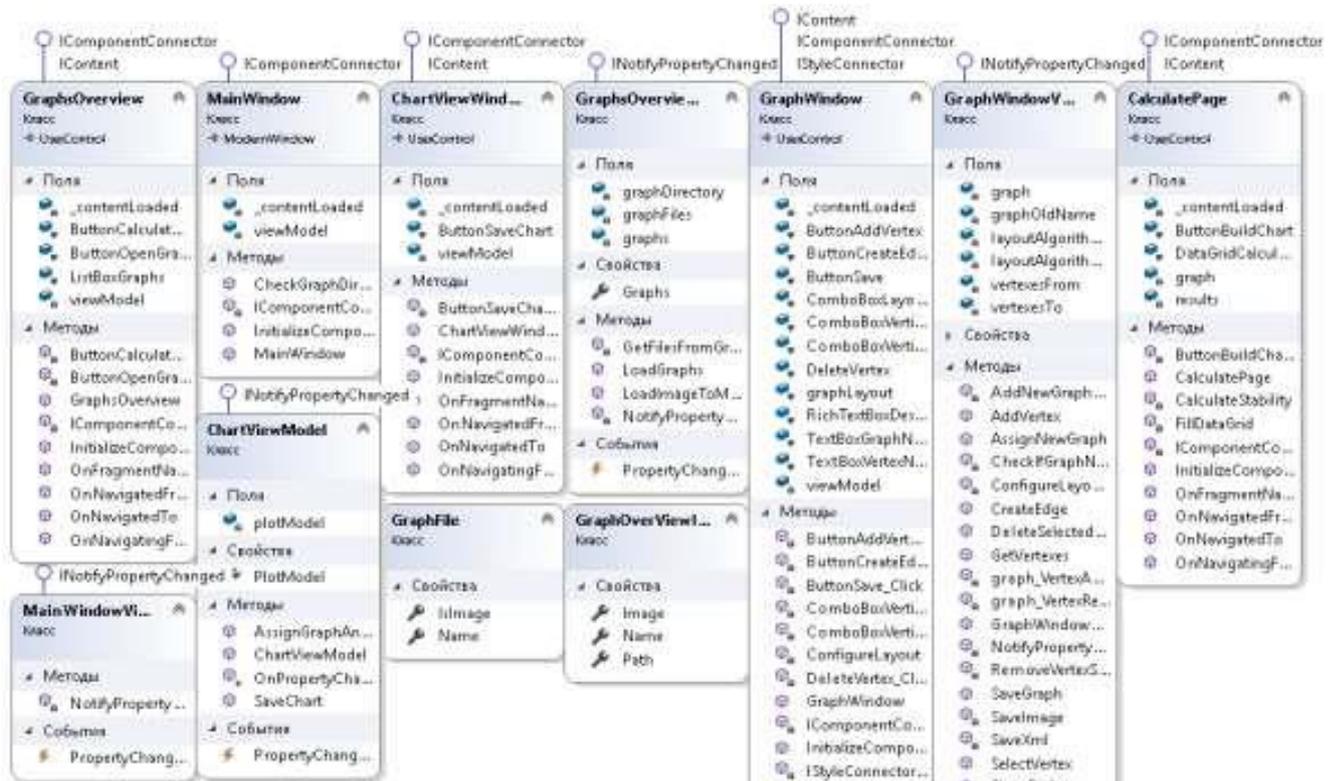


Рисунок 2.7 – Структура блоків розробленого програмного забезпечення

Блоки GraphsOverview, MainWindow, ChartViewWindow, GraphsOverviewWindow, GraphWindow, GraphWindowView, GraphWindowView, CalculatePage та MainWindowView, ChartViewModel реалізують функціональні інтерфейси для гнучкої адаптації логіки для реалізації заданих функцій відображення результатів обробки даних та виконання обчислювальних процесів. Для реалізації описаної програмної логіки використовуються СІМ-інтерфейси у вигляді організаційної діаграми: - IComponentConnector (гарантує зв'язок між ФЕ) - IContent (динамічне поєднання та опис сутностей створеного графічного контейнера, можливості якого відображаються та реалізуються в кожній формі інтерфейсу системи) - INotifyPropertyChanged (зв'язує події, що змінюють задані властивості об'єктів СІМ, реалізовані в програмній панелі) - IStyleConnector (модифікує та обирає зв'язки ФЕ). На основі згенерованих блоків визначаються властивості фізичного представлення системи таким чином, щоб формалізувати порядок взаємозв'язку основних ФЕ складної технічної системи. Для цього використовуються компонентні блоків (рис. 2.8). Структура компонентів дозволяє

визначити архітектуру програмного забезпечення шляхом формалізації всіх зв'язків між створеними програмними компонентами.

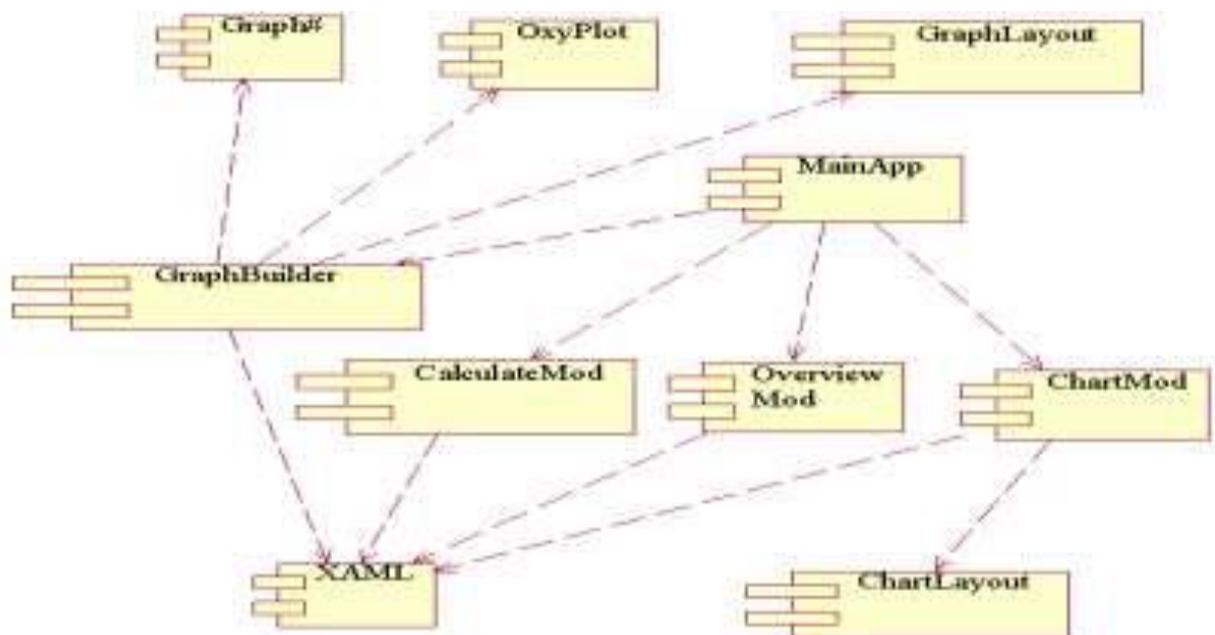


Рисунок 2.8 - Діаграма компонент програмного забезпечення

MainApp - головний модуль, призначений для виклику інших модулів для виконання наступних вимог обробки: реалізувати залежність OxyPlot для побудови моделі зовнішнього артефакту проекту Graph# та CIM-графа за допомогою класу GraphBuilder, а також використати клас GraphLayout для створення контейнера для інтерактивної візуалізації згенерованої моделі; оцінити значення ризиків втрат та відмов; вивести результати розрахунків у табличному форматі для візуальної оцінки; створити та відобразити об'єкти графів; Graph# та OxyPlot використовуються як бібліотеки для маніпулювання примітивами графів. Перша з цих залежностей містить набір алгоритмів для швидкого компонування графічних моделей: Force-Scan; LinLog; Fruchterman - Reingold; ISOM; Sugiyama; Kamada - Kawai; просте дерево з метою моделювання деталей часової взаємодії об'єктів у розробленому програмному забезпеченні та гарантування процесу обміну повідомленнями між ними було створено схему послідовності роботи програмного забезпечення (рис. 2.9).

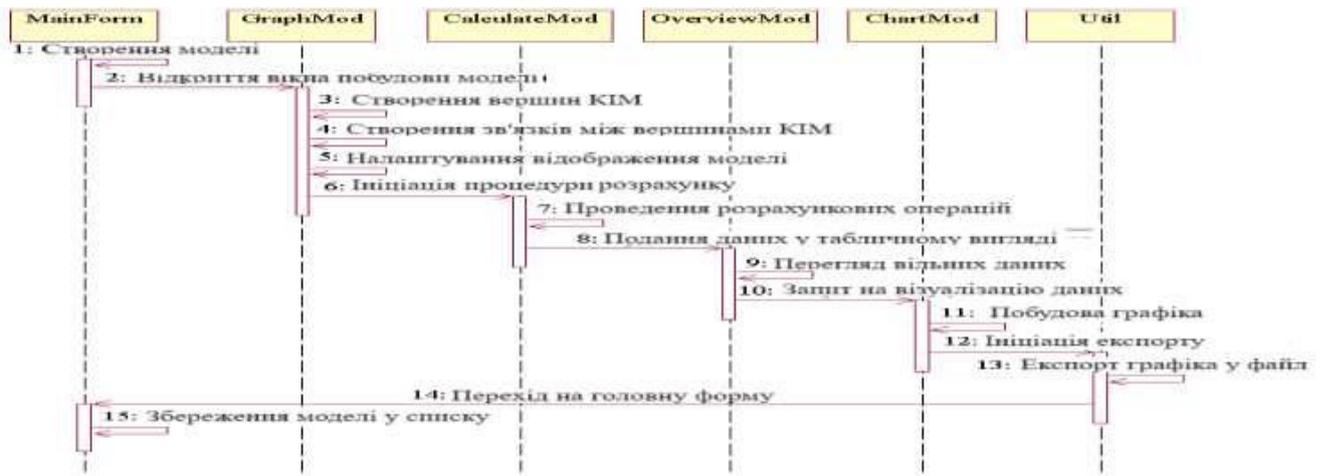


Рисунок 2.9 - Схема послідовності роботи програмного забезпечення

Усі форми, окрім головної, наведені на цій діаграмі, є роз'єднаними фрагментами, які динамічно інтегруються в єдину колекцію головних форм шляхом створення нових вкладок. В основі методу побудови структури графа лежить алгоритм Сугіяма, який базується на вирішенні наступних завдань: розподіл вершин генерованого графа за рівнями для отримання мінімальної довжини без зміни їх орієнтації, мінімізація загальної кількості фальшивих вершин, мінімізація перетину ребер графа шляхом зміни порядку розташування вершин моделі, заданої на кожному рівні, зменшення кількості вигинів ребер для вибору значення координати кожної вершини.

Для формалізації функціональності програмного забезпечення були розроблені наступні функціональні блоки:

1. Загальнодоступний частковий блок CalculatePage: Інтерпретація даних UserControl, IContent та IComponentConnector та результатів розроблених моделей вимірювання втрат та ризику відмов складних технологічних систем FE з використанням форми Chart;

2. Загальнодоступний блок ChartViewModel: INotifyPropertyChanged: Створити впорядкований графік отриманих значень ризику відмов TE складних технологічних систем;

3. Блок GraphWindowViewModel: INotifyPropertyChanged: відкритий блок для створення графу KIM GraphsOverview: для відображення графової моделі в інтерфейсі користувача.

UserControl, IContent, IComponentConnector Інтерфейс форми для генерації КІМ-графіків складної технічної системи розробленого програмного забезпечення зображено на рисунку 2.10. Форма дозволяє користувачеві вибрати один з підтримуваних алгоритмів генерації та відображення орграфа в контейнері, задати його назву у вигляді рядка, ввести опис тексту та зберегти згенеровану модель у форматі \*.xml.

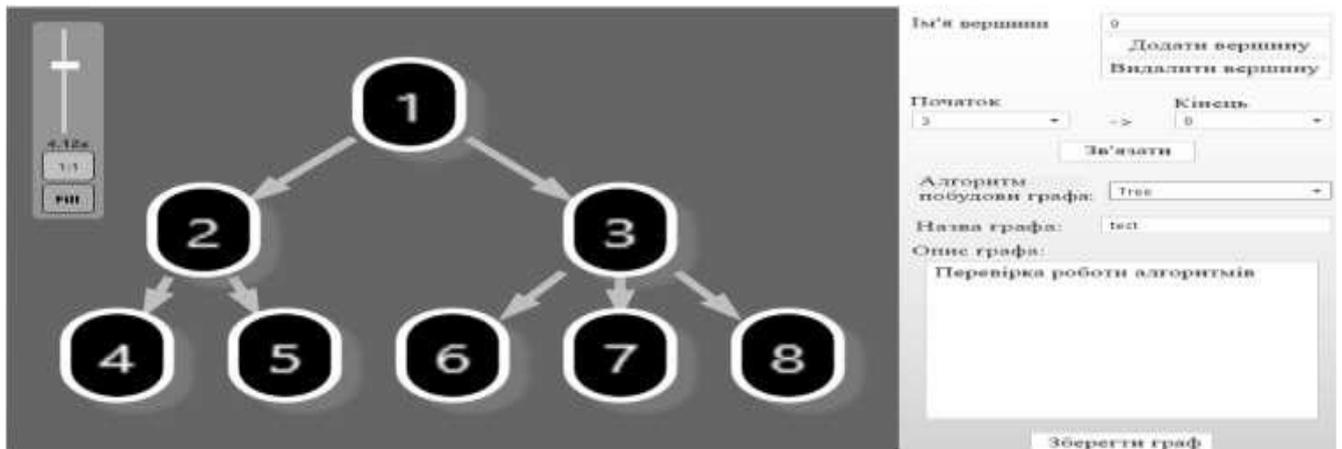


Рисунок 2.10 - Інтерфейс форми для побудови складної технічної системи блок схеми СІМ розробленого програмного забезпечення

З метою автоматизації процесу створення КІМ для діагностування ризику відмови складних технічних систем в енергетиці розроблено кросплатформний додаток на мові програмування Java з використанням графічного фреймворку JavaFX та мови розмітки XML. Після запуску розробленого додатку користувач обирає режим роботи (ручний - можлива покрокова оцінка параметрів шляхом введення необхідних даних для обраної системи (рис. 2.11); автоматичний - активується автоматична обробка даних).

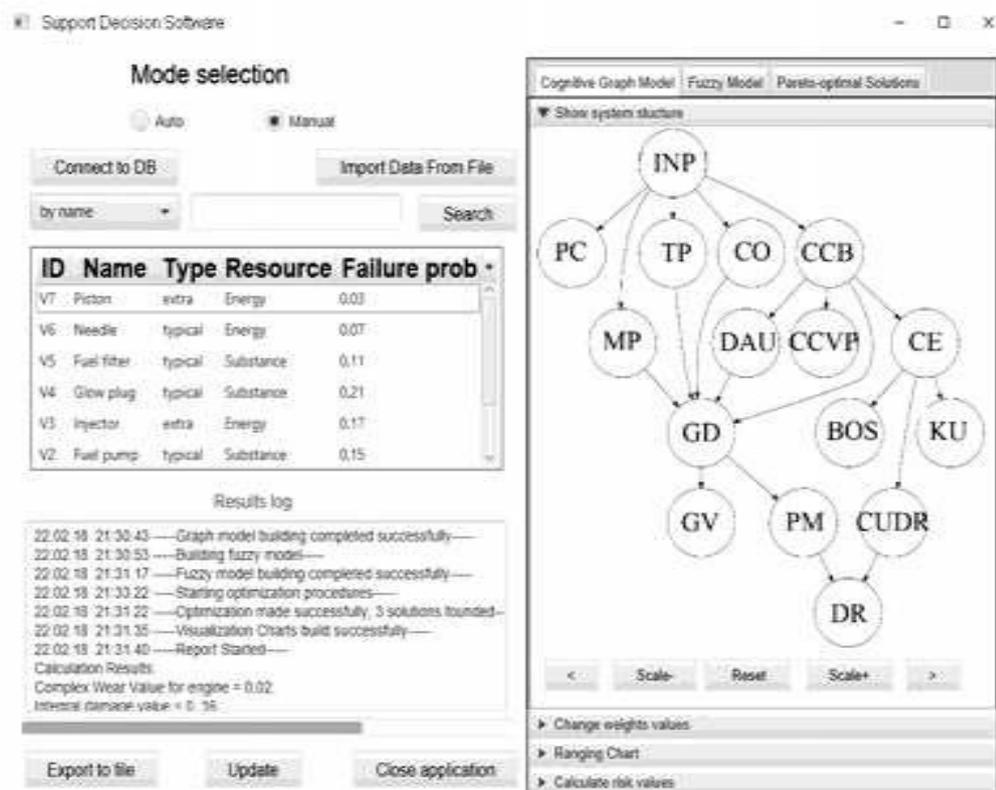


Рисунок 2.11 - Інтерфейс для відображення результатів СІМ-діагностики складних технічних систем в ручному режимі

Умовні позначення використовуваних складних технічних систем: вхідні елементи - INP; масляна підсистема - MR; паливна підсистема - TR; системи охолодження, стисненого повітря, силової установки та системи управління - CO, CCC, CUDR; енергетична установка - SE; пожежна система - PS; головний двигун - GD; система дистанційного автоматичного управління головним двигуном DAU; навантажувальна система BOS; котельня KU; передача потужності від головного двигуна до приводної установки PM; приводна установка та система управління DR; система водопідготовки СВПВ; система відводу газу GV.

Розроблено мобільне програмне забезпечення для забезпечення онлайн доступу до засобів діагностики складних систем ГВ.

### 2.3 Висновки до другого розділу

У другому розділі магістерської кваліфікаційної роботи розроблено імовірнісну модель та методологію діагностики ТС у складних системах. Модель

відображає новий підхід, який враховує невизначеність та відсутність даних про модельовану систему, часткові та повні відмови працездатності обладнання, а також виявлення та візуалізацію структурних та функціональних вразливостей підсистем, компонентів та взаємопов'язаних елементів. В основу моделювання покладено методологію динамічних базових мереж передачі даних. Модель одночасно враховує наявність підсистем, компонентів та елементів, їх взаємозв'язки та можливість часткової або повної втрати працездатності, що дозволяє запропонувати метод діагностики ТС на основі базових мереж довіри для складних систем критичного застосування. Для виявлення та візуалізації вразливостей обладнання в складних технічних системах критичного застосування, врахування їх взаємозв'язків та наслідків, невизначеності та неповноти даних, часткових та повних відмов обладнання, а також для моніторингу результатів роботи системи та реакції на ризик відмови з невідомих причин застосовано когнітивну імітаційну модель для діагностики ризику відмови обладнання за допомогою імітації ударних імпульсів.

### РОЗДІЛ 3

## ДОСЛІДЖЕННЯ Й АНАЛІЗ МОДЕЛЕЙ ТА РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ СКЛАДНИХ СИСТЕМ КРИТИЧНОГО ЗАСТОСУВАННЯ

### 3.1 Дослідження та аналіз моделі імітаційного моделювання діагностики технічного стану складних систем критичного застосування

Імітаційне моделювання розроблено для діагностики технічного стану систем обладнання з урахуванням їх зв'язків та впливів, а також для моніторингу реакції системи на ризики відмов невідомої причини. Метою КІМ є генерування і перевірка гіпотез про ризик відмов складних технічних систем і отримання ризиків відмов ТЕ і ТС, що пояснюють причини відмов складних технічних систем.

У дослідженні розглядаються як місце і роль ФЕ і ФС у складних технічних системах, так і ризик (ймовірність) відмов під впливом СВУ. СВУ поширюються від уражених СЕ (вузлів графа) до сусідніх СЕ (вузлів), переводячи їх у стан відмови. Для кожного вузла і кожної дуги на графі складної технічної системи СІМ вводиться інтенсивність відмов, що варіюється від 0 (вузол або дуга відмовили) до 1 (вузол або дуга працездатні); FIR моделюється у вигляді імпульсного вектора, що містить значення FIR від 0 до 1, які вказують на ступінь пошкодження відповідного вузла графа (0 - вузол залишається неушкодженим, 1 - вузол повністю вийшов з ладу); передбачається, що СВУ проходить через дугу між двома вузлами графа за дискретний проміжок часу; при дослідженні причин відмов ТЕ і ФС виконується задача дослідження складних технічних систем на основі методів, що застосовуються в СІМ для діагностування ризику відмов складних технічних систем.

Моделі включаються за допомогою інструменту GNU make, візуалізація - graphviz. Програма Python обробляє моделі та генерує набір таблиць у форматі CSV та діаграм у форматі DOT. Утиліта make використовує додаток graphviz для обробки DOT-файлів, оброблених програмою Python.

Результатом є набір діаграм у форматі png технічних характеристик складної системи.

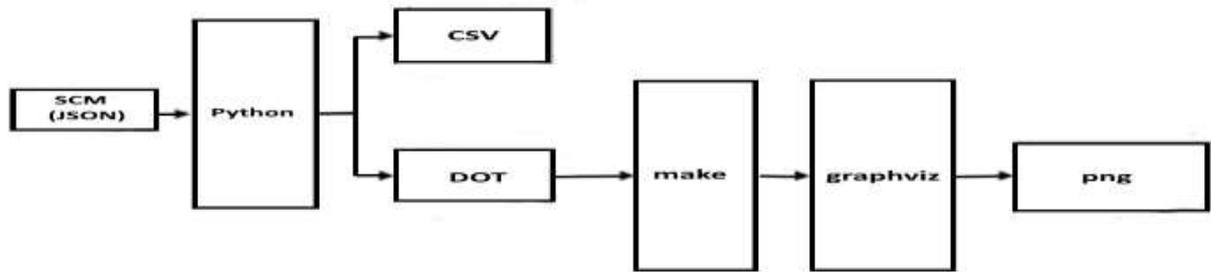


Рисунок 3.1 - Схема моделювання з використанням програмного продукту Debian GNU/Linux

Аналіз результатів за допомогою Calc Libre Office Формат JSON дозволяє зручно та виважено коригувати структуру та конфігурацію наявного обладнання.

Однією з переваг роботи з форматом JSON є те, що вся специфікація системи (включаючи числові характеристики вузлів, графіки конфігурації та взаємозв'язків) може бути відформатована в одному файлі.

Файли JSON можуть бути відредаговані за допомогою текстового редактора або вручну за допомогою засобів автоматичного збору та обробки даних. Файл JSON можна редагувати вручну за допомогою текстового редактора або автоматизованих засобів збору та обробки даних. Діагностичні імпульси, що проходять через систему, можуть бути відображені в графічному вигляді або у вигляді CSV-скриптів. В результаті цього процесу створюється окремий проміжний файл протоколу поетапного проходження ВМІ та кінцевий CSV-файл, що містить загальний підсумок протоколу та розрахунок числових показників ризику відмов для різних змін в системі. Окремо сформований CSV-файл містить розраховані характеристики для будь-якого ФЕ складної технічної системи відповідно до заданої топології. Ці CSV-файли можна використовувати в різних програмних засобах аналізу, включаючи редактори електронних таблиць, такі як Microsoft Excel і Libre Office, і просунуті системи візуалізації, такі як gnuplot, R, Statistica і Seaborn; система в форматах JSON, CSV і DOT працює з конфігурацією для аналізу складних технічних систем в різних візуальних, автоматизованих і комбінованих аспектах.

Попередній аналіз отриманих характеристик можна виконати візуально за допомогою блок-схеми VMI. У методі з використанням автоматизованої обробки властивості системи аналізуються в числовій формі з використанням CSV-файлів для генерації та аналізу рішень. Метод діагностики ризику відмов СЕ за різних умов експлуатації в складних технічних системах базується на функціональному стані структурної системи СЕ та визначенні КІМ. Це дозволяє оцінити рівень працездатності СЕ складної технічної системи за результатами впливу VMI на СІМ та величину впливу відповідного СЕ на загальну структуру системи в різних аварійних сценаріях. Визначення величини вектора VMI здійснюється послідовно перед кожною ітерацією по всіх вершинах та ребрах графа СІМ складної технічної системи; якщо VMI не досягає останньої вершини графа, виконується наступна ітерація розрахунку, а значення отриманого вектора VMI записуються в текстовий файл, який в подальшому може бути використаний для оцінки структурної непрацездатності КІМ ТС по ребрах і вершинах побудованого графа, що може бути використано для оцінки системи. Коли цикл оцінювання ризику структурної відмови КІМ ТС складної технічної системи остаточно завершено, виконується процедура аналізу текстового файлу.

На основі отриманих значень вектора СМІ виконується етап розрахунку значень коефіцієнтів структурної загрози та ризику відмов, які відображаються у вікні програми та додаються до текстового файлу. На основі отриманих результатів моделювання формуються значення оцінки структурних пошкоджень та ризику відмов у КІМ від ймовірностей відмов КЕ та ФС ДВЗ та здійснюється сортування результатів розрахунку (рис. 3.2-3.5).

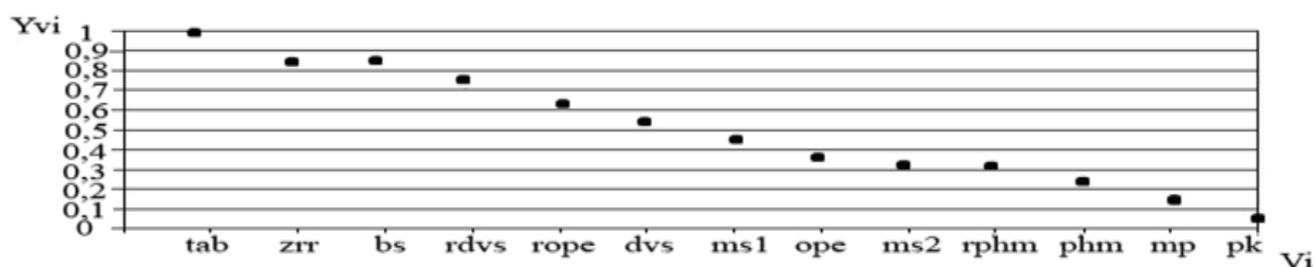


Рисунок 3.2 - Діаграма результатів оцінок наслідків FE

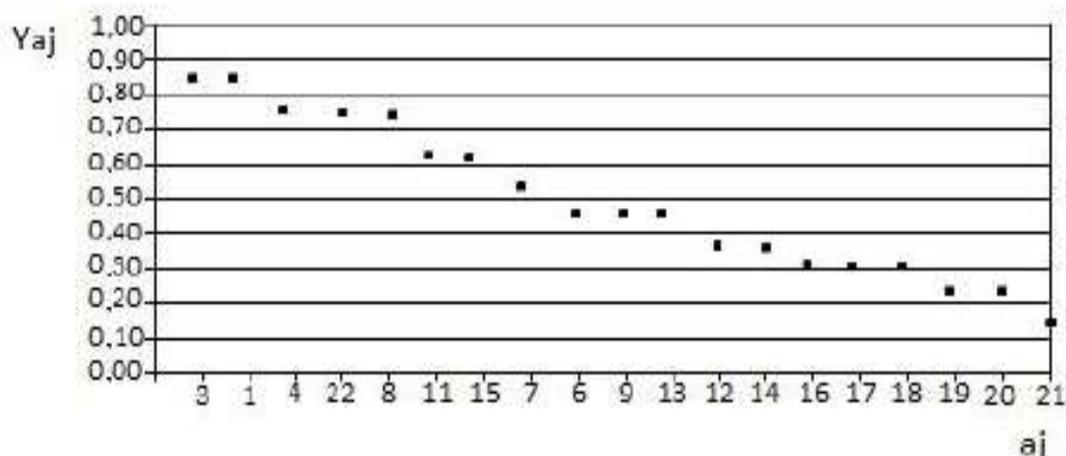


Рисунок 3.3 – Діаграма результатів оцінок наслідків FC

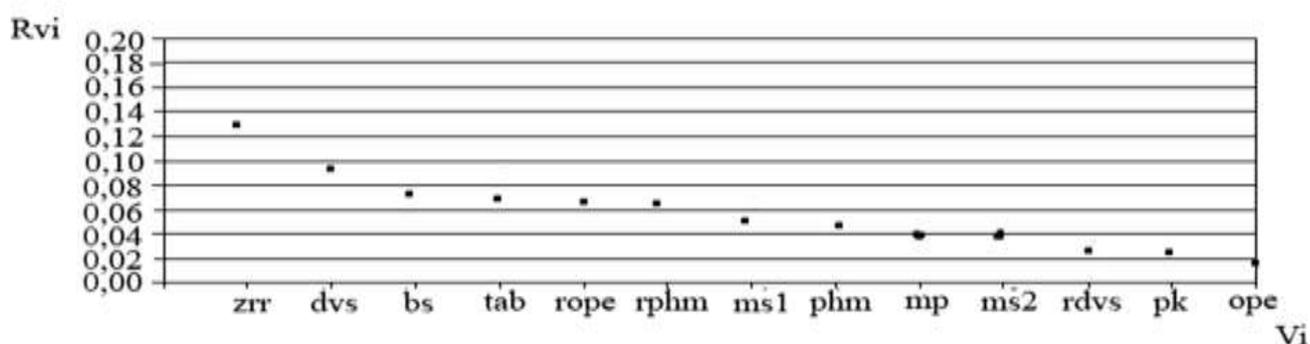


Рисунок 3.4 – Діаграма результатів оцінок ризику відмов FE

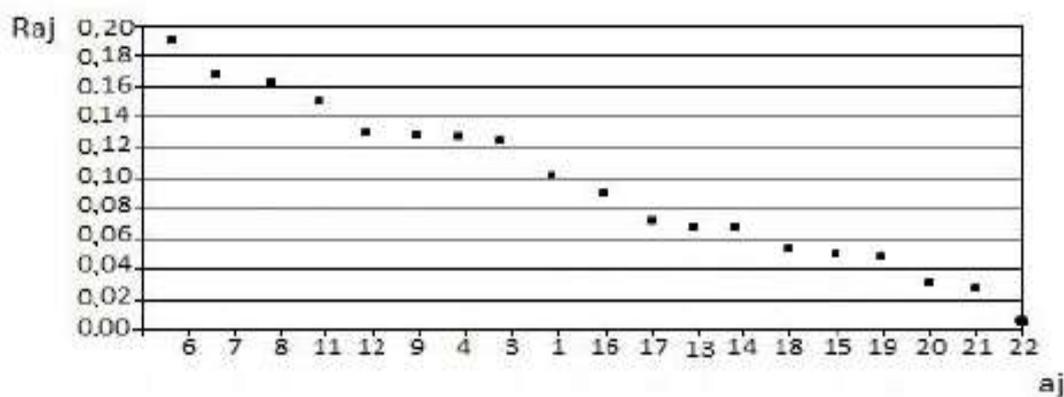


Рисунок 3.5– Діаграма результатів оцінок ризику відмов ризику відмов FC

Результати цього дослідження показують, що використання VMI має значний вплив на процес поширення VMI в СІМ-діаграмах складних технічних систем. З урахуванням структурних характеристик, таких як зв'язність графа, наявність контурних ліній, пікова крихкість і тип джерел FC, були визначені

найбільш зв'язні СЕ графа, на які впливають ФС. Результати дослідження структурних пошкоджень СЕ ДВЗ показали, що найбільш критичними СЕ є ТАБ, БС і РБФ. Це пов'язано з високими значеннями структурних пошкоджень, спричинених відмовами цих СЕ (1,0, 0,85 та 0,75). Менш критичними елементами є ДВЗ МП та ДВЗ ВК, тобто механічна трансмісія та ведучі колеса, які мають дещо нижчі значення структурної шкоди від відмов (0,15 та 0,05). До ДВЗ з підсистемами з низькою крихкістю відносяться регулятори ПНВТ (0,02). Відносно низьке значення структурного ризику через відмову СЕ у складних технічних системах пояснюється низьким структурним збитком, спричиненим відмовою обладнання. Це підтверджує, що компонування СЕ та ФС ДВЗ має правильну топологію: Розроблена КІМ складної технічної системи дозволила встановити можливість використання VMI для діагностування ризику відмов ТЕ і ФС складної технічної системи. Перевагами розробленої КІМ є простота, наочність і застосовність до діагностики ризику відмов широкого спектру складних технічних систем: Процедура СІМ може бути легко формалізована і трансформована в обчислювальні алгоритми і моделі для діагностики ризиків відмов. Це важливо для складних технічних систем, що містять велику кількість СЕ та ФС. Таким чином, розроблений КІМ відображає той факт, що ризик відмов СЕ і ФС складних технічних систем безпосередньо залежить від їх топології і дозволяє виявити найбільш неефективні СЕ і ФС складних технічних систем.

### **3.2 Розроблення системи штучного інтелекту для діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних систем критичного застосування**

Прийняття рішень на основі конкретних ситуацій у штучному інтелекті - це підхід, заснований на використанні аналогій з раніше вирішеними проблемами для пошуку та адаптації рішень до нових ситуацій.

Цей підхід включає етапи, які складають цикл СВР:

1. Збір попередніх кейсів з бібліотеки кейсів (БК);

2. Індекссування (впорядкування попередніх кейсів для пошуку схожих кейсів);
3. Пошук найкращого кейсу для нової проблеми;
4. Адаптація (пристосування отриманих попередніх кейсів до поточної проблеми);
5. Оцінка та впровадження (перевірка придатності адаптованого рішення та його застосування).

Переваги прецедентних методів міркувань: адаптивність, робота з неповною інформацією, різноманітність, навчання. Прецеденти можуть бути представлені різними способами, такими як текстові описи, діаграми, таблиці, прототипи, варіанти використання та UML-моделювання.

Кожен з цих методів є ефективним в залежності від контексту і цілей проекту. У запропонованому циклі CBR (рис. 3.6) для підтримки обміну знаннями блок генерації початкового завдання отримує набір вхідних параметрів енергетичного об'єкта, що підлягає діагностиці, і набір онтологій, що представляють структуровані описи цільової предметної області складної технічної системи. В результаті, на основі оцінки подібності (близькості) аналізованого сценарію до ТС, створюється нова попередня об'єктна структура, вміст якої витягується за допомогою методу найближчого сусіда з урахуванням даних, наявних в базі даних. На основі цієї процедури створюється об'єкт рішення. Цей об'єкт рішення може бути модифікований за допомогою методів трансформації для цільової адаптації з урахуванням всіх аспектів сценаріїв часткових і повних відмов ТО і складних технічних систем ТЗ [16, 17].

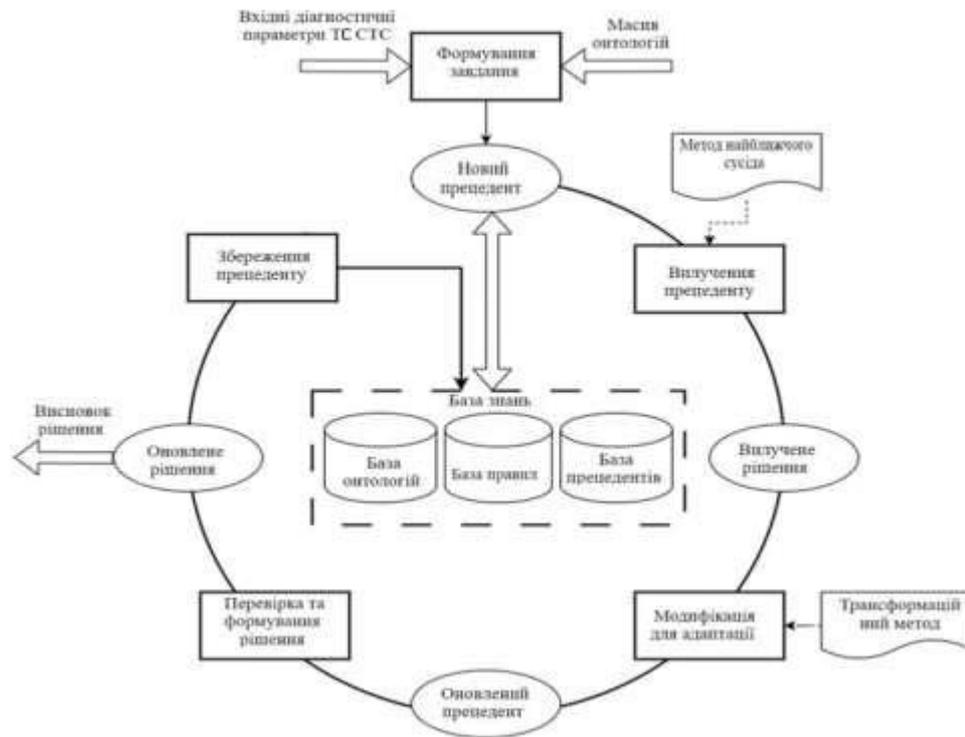


Рисунок 3.6 - Структура CBR циклу

Оновлені посилки перевіряються на логічну несуперечливість з урахуванням використання предикатних продукцій, використовуючи онтологічний метод формування логічних висновків [19]. Отримане рішення експортується як окремий об'єкт, що містить рекомендації та метадані ОПР. Потім прецеденти зберігаються в базі даних пріоритетів, яка є складовою ЛР (рис. 3.6). Враховуючи обробку та структурування даних прецедентів в рамках прикладного програмного комплексу, послідовність прийняття рішень за запропонованим циклом БЗР (рис. 3.7) виглядає наступним чином.

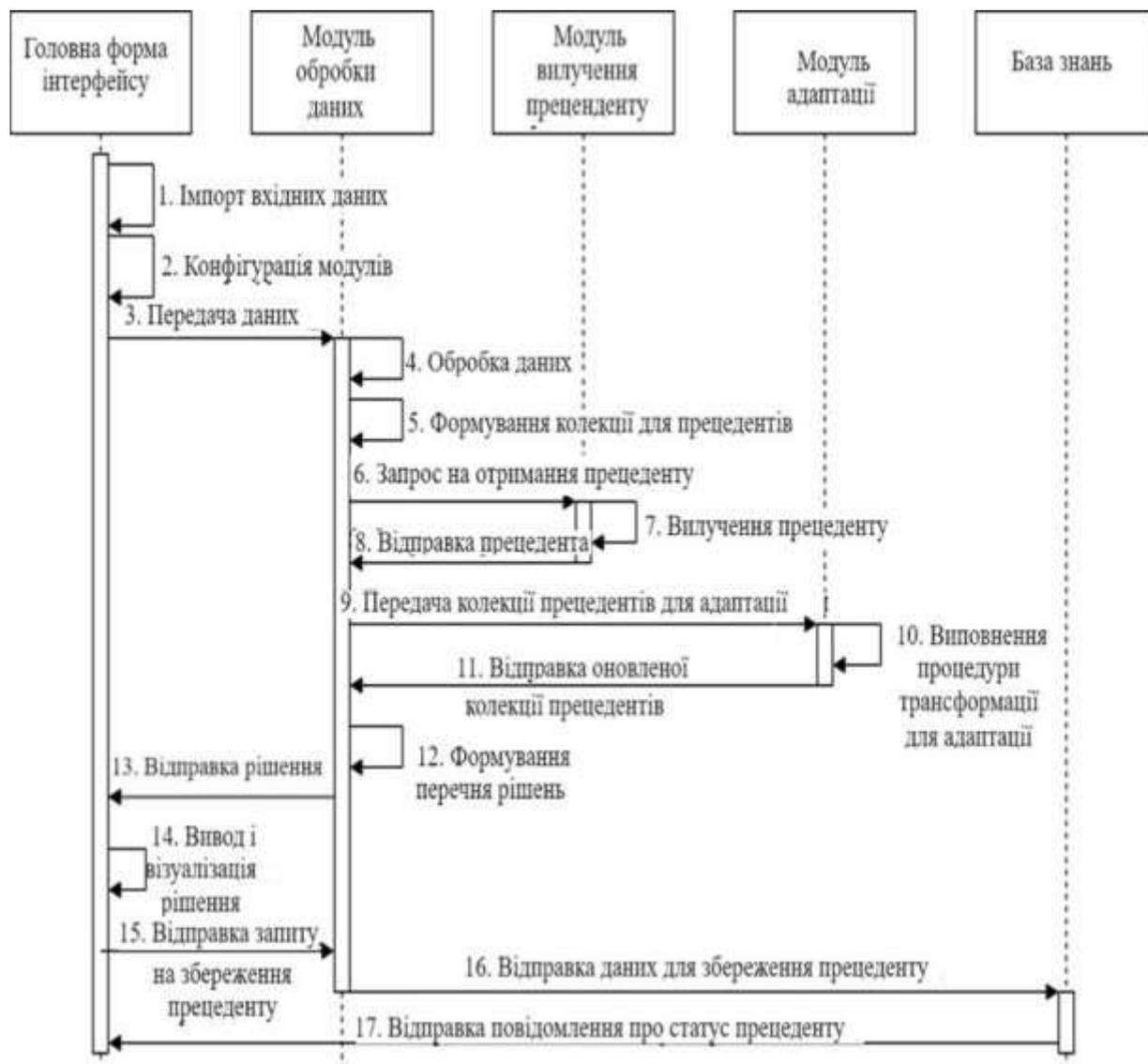


Рисунок 3.7 - Схема послідовності дій інтелектуальної системи прийняття рішень

При запуску програмного комплексу ініціалізується основна форма інтерфейсу користувача та дозволяється імпорт вхідних даних для формування завдань. Далі встановлюються параметри керування та конфігурації для всіх модулів, задіяних у циклі обробки інформації, включаючи модуль обробки даних (DMod), модуль вилучення прецедентів (PMod) та модуль адаптації (AMod). Далі робиться запит на передачу сформованого набору даних до DMod, який зберігає справу з урахуванням метаданих (наприклад, короткий текстовий опис суб'єкта, ідентифікатор, дата створення, деякі статистичні показники) та покрокові процедури обробки даних (включаючи перевірку на неузгодженість та сегментацію) для створення колекції для цієї мети. Потім робиться запит на отримання конкретних прецедентів PMod і виконується метрична оцінка на

основі методу найближчого сусіда DPMoд перевіряє та валідує результати і надсилає сформовану колекцію до AMoд для проведення процедури адаптації DPMoд перевіряє та валідує результати і надсилає сформовану колекцію до AMoд для проведення процедури адаптації своїх колекцій. Для цього використовується метод перетворення, який враховує порівняння набору правил з попередніми екземплярами та логічне перемноження відповідностей.

Отримана оновлена колекція екземплярів потім надсилається до DPMoд, який генерує остаточний список розв'язків та їх перевірку. Отримані розв'язки надсилаються в серіалізованому вигляді (формат json) на головну форму інтерфейсу для відображення результатів у вигляді текстових записів та графічних зображень. Це необхідно для подальшого запуску процесу передачі попередніх даних, зберігання їх у базі даних та надання користувачеві інформативних повідомлень про результати.

Для створення прецеденту достатньо простої параметричної нотації. Тобто прецедент представляється у вигляді набору параметрів з конкретними значеннями та рішеннями (ERP-діагностика та рекомендації). Існують різні способи вилучення прецедентів та їх модифікацій. Найпоширенішими є методи перетворення (NN) [18], вилучення прецедентів на основі дерева рішень, вилучення прецедентів на основі знань [17, 19] та вилучення прецедентів на основі додатків. Ці методи використовують різні метрики. Серед основних метрик метод перетворення забезпечує простий розрахунок схожості між поточною проблемною ситуацією та прецедентами в БЗ. Метод перетворення використовує просте порівняння координат між поточним станом і прецедентом і розглядає кожен параметр визначення прецеденту як одну з координат. Визначається відстань DCT між точкою, що відповідає поточному стану, і точкою, що відповідає прецеденту. Ефективність методу перетворення залежить від вибору метрики. Якщо передумови  $C$  і поточний стан  $T$  задачі задані в  $n$ -вимірному характеристичному просторі, то подібність або близькість  $S(C,T)$  передумов  $C$  і поточного стану  $T$  можна визначити за допомогою однієї з метрик, що визначають відстань між двома точками, зокрема, евклідової відстані.

$$D_{CT} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^C - x_i^T)^2} \quad (3.1)$$

Для визначення величини подібності (SIM) обчислюється максимальна відстань  $D_{max}$  в обраній метриці, використовуючи межі діапазону параметрів, що визначають попередній стан. Потім для  $i = 1, \dots, n$  визначаються значення подібності для  $n$ , використовуючи межі діапазону параметрів першого та останнього попереднього стану. Значення подібності обчислюються наступним чином:

$$SIM = 1 - D_{CT} / D_{max} \quad (3.2)$$

### **3.3 Застосування систем штучного інтелекту для діагностування, оцінювання та прогнозування технічного стану складних технічних систем**

Реалізація системи штучного інтелекту з БЗ (рис. 3.8) поєднує розроблені моделі та методи діагностики транспортних засобів з базою даних, БЗ та експертною системою, що містить розрахунки, експерименти та дані, отримані експертами під час експлуатації складних технічних систем. Розробка структури програмного забезпечення розпочалася зі створення структурної схеми основних модулів взаємодії системи штучного інтелекту. Блок-схема модулів та взаємозв'язків (рис. 3.8) наочно представляє взаємодію СЕ та ФС в системі ШІ. При розробці системи штучного інтелекту в якості об'єкта для оцінки та прогнозування ТС була обрана електростанція. При оцінці надійності електростанцій враховується, що складні технологічні системи характеризуються великою кількістю параметрів, що діагностуються, з різною інформативністю і ступенем доступності, а також наявністю певної різноманітності умов експлуатації в умовах невизначеності, коли інформації, необхідної для оцінки ТС, недостатньо.



Рисунок 3.8 - Структурна схема реалізації методу міркувань на основі прецедентів для оцінки та прогнозування ТС складної системи КЗ

Ядро системи штучного інтелекту: БД, що містить набір точних правил розрахунку показників надійності (ризик та ймовірності відмови) та вибору відповідного методу прийняття рішень; інтелектуальна модель оцінки ТП та ФС складних технічних систем. До складу системи штучного інтелекту входять інтерфейсний модуль, база даних, що містить бібліотеку прецедентів і баз даних, модуль форматування запитів, модуль рекомендацій щодо забезпечення ефективності функціонування складних технічних систем, бібліотека структурних схем складних технічних систем енергетичних установок, модуль форматування експертних оцінок, модуль форматування знань. Реалізація розроблених стратегій в системі штучного інтелекту забезпечується цільовими діями згідно з підтримкою прийняття рішень щодо розслідування відмов ТЕ і ТС на основі оцінки встановлених ТС. Модель БС є об'єктно-орієнтованою генеративною з точки зору реалізації програмних функцій. Розроблена БЗ представлена

правилами, отриманими на основі інтелектуального аналізу даних (багатoshарова ієрархічна структура дерева бази знань), експертних оцінок та результатів застосування моделі для діагностування ТС складних систем, що функціонують за розробленою послідовністю прийняття рішень (рис. 3.7) та враховують матрицю ТС складних технічних систем і матрицю ТС складних технічних систем. Повний перелік даних та експертних оцінок надається БЗ з БД за запитом.

В результаті на виході БС формується оцінка ТС підсистем, компонентів, елементів та їх взаємозв'язків; оцінка ТС вноситься в модуль рекомендацій щодо забезпечення ефективного функціонування складних технічних систем, а також в ОПР для управління ТС складних систем. База даних включає в себе БД структури складних технічних систем, БД критеріїв ризику відмов, БД складних технічних систем, БД процесів деградації та БД заходів щодо зниження ризику відмов складних технічних систем. Бібліотека тематичних досліджень складається з бібліотеки інцидентів та аварійних випадків. Вона складається з наступного Діагностика проблемної ситуації повної або часткової відмови обладнання та його взаємозв'язку в складних технічних системах здійснюється шляхом моделювання їх діагностики на основі ризику (ймовірності) відмови та збитку, спричиненого відмовою.

З урахуванням даних діагностики БК від БП піддається заздалегідь визначеній оцінці технічного стану об'єднаної системи та формуються рекомендації для прийняття рішень ОПР. За результатами оцінки проводиться оцінка ТС об'єднаної системи. Результати включають перелік вжитих заходів, додаткові коментарі та посилання на інші прецеденти. Ієрархічна структура основної програмної логіки модуля обробки даних з пріоритетами та оцінками показана на рисунку 3.9. Для забезпечення універсальності у створенні рівнів абстракції та реалізації поведінки об'єктів, що реалізують різні етапи обробки даних, реалізовано три інтерфейси IData - створення шляхів до місця розташування вхідного набору даних, ініціалізація структур даних і колекцій, перевірка на пропущені рядки, перетворення даних до єдиного нормалізованого формату, структурування, Intology - зберігання структур атрибутів, класів і зв'язків, IPRecedent - створення, зберігання і серіалізація процесів, що працюють

над властивостями станів, завданнями і сценаріями рішень, а також компіляція прецедентів, перевірка логічної несуперечності.

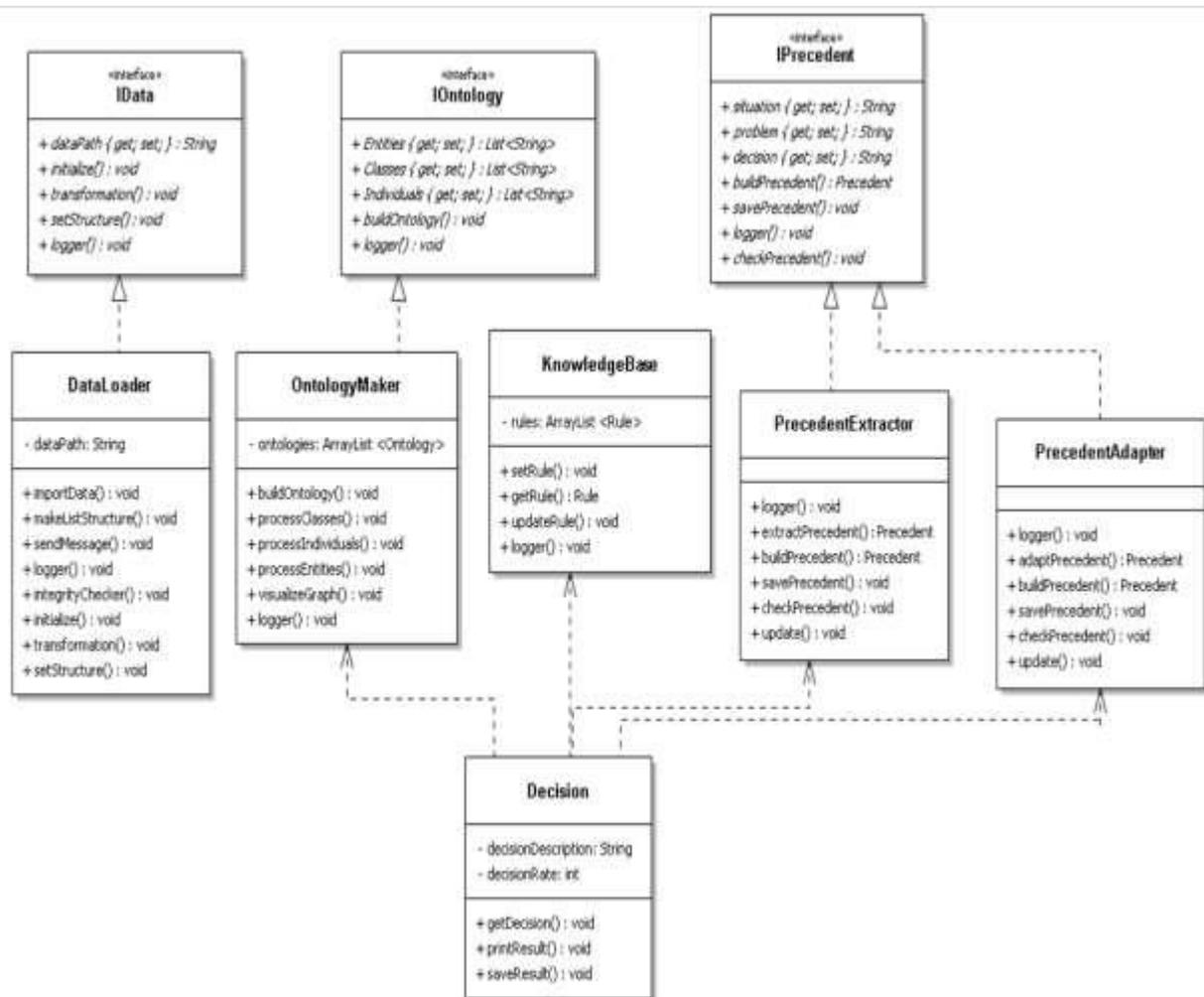


Рисунок 3.9 - Ієрархічна модель послідовності обробки модулів баз даних щодо прецедентів та наслідків

Блок Data Loader реалізує інтерфейс IData та забезпечує зв'язок для завантаження даних в систему і створення колекції прецедентів; блок Ontology Maker перевіряє цілісність даних, виконує необхідні перетворення, фільтрацію та агрегування, налаштовує структуру, а блок Precedent Extractor обробляє часткові колекції онтологій в динамічному масиві, збирає окремі елементи онтологій та створює окремі прецеденти, які формують логічні прецеденти. Блоки Precedent Extractor та Precedent Adapter реалізовані окремо для реалізації інтерфейсу IPrecedent та методів extract Precedent і adapt Precedent, а блок KnowledgeBase - для реалізації CRUD-операцій з управління правилами. На основі використання

екземплярів цих блоків створюється об'єкт Decision, визначається його стан за допомогою спеціальних властивостей decisionDescription та decisionRate, а його поведінка є наступною: створення об'єкта рішення, виведення, програмна реалізація за допомогою циклу KBR системи ІІІ, середовища розробки Visual Studio, фреймворку .NET 4.7, технології рендерингу графічного інтерфейсу WinForms та бібліотеки онтологій і функцій Hermit, що підтримує обробку JSON [17].

Основні форми інтерфейсу програмного комплексу наведено на рис. 3.10, а також вкладки для керування процесом встановлення прецедентів у межах запропонованого циклу КБР для оцінювання та прогнозування ТС на прикладі складних технічних систем.

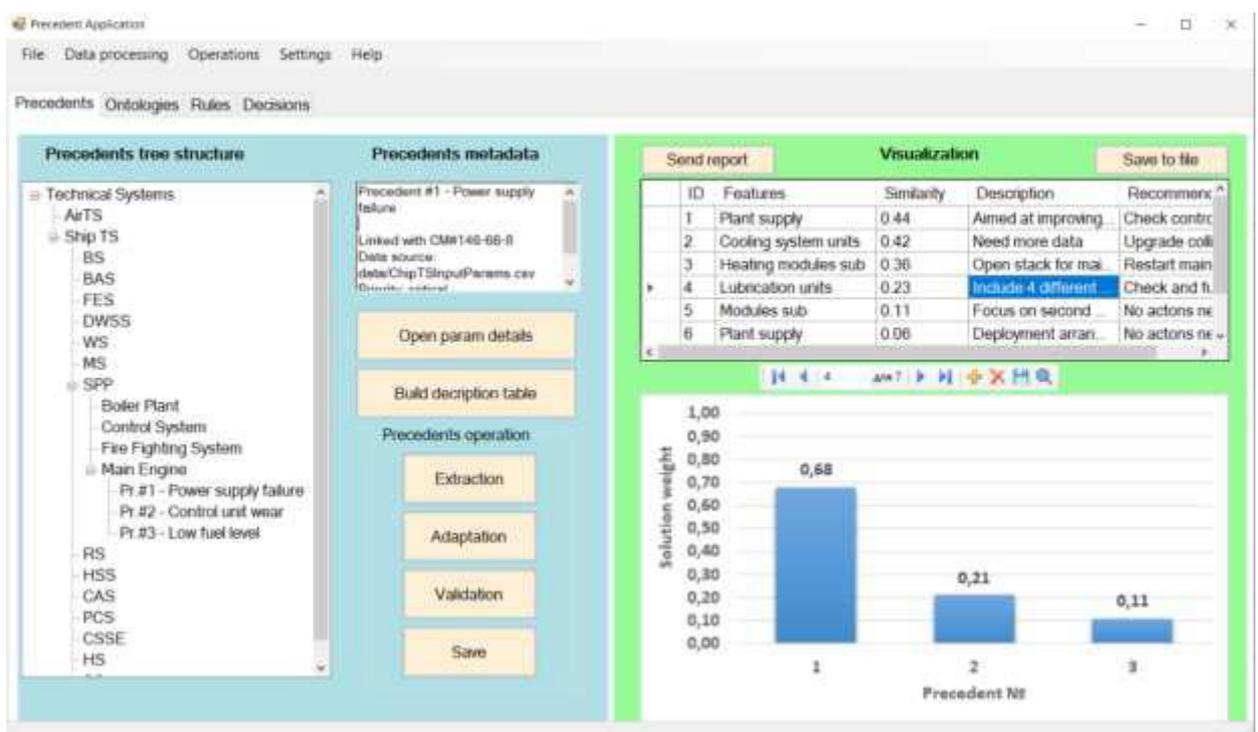


Рисунок 3.10 - Інтерфейс головної форми програмної системи із вкладкою управління процесом створення прецедентів

Головне меню забезпечує управління та обробку даних (пункти обробки даних), вибору та виконання обчислювальних операцій (пункти операції), конфігурування модулів системи та робочих налаштувань (пункти конфігурації), а також отримання довідкової інформації про роботу системи (пункти довідки).

Також підтримуються операції з даними для прецедентів, онтологій, правил і суджень. Для ієрархічного представлення складної технічної системи і структури FE і FS у вигляді дерева вузлів передбачений окремий графічний віджет.

Введення даних для прецедентів здійснюється через відповідні текстові поля, які забезпечують детальний опис параметрів, створення інтегрованих крос-таблиць для всіх значень складної технічної системи та обладнання енергетичної установки, а також форм для вилучення, адаптації та верифікації складених прецедентів. Реалізовано таблицю для відображення результатів, отриманих за прецедентами, разом з оцінкою їх схожості, поясненням і коротким набором стандартизованих рекомендацій. Для полегшення управління передбачено окремий компонент для швидкої навігації по таблиці з використанням CRUD-операцій та пошуку. Реалізовано інструмент візуалізації для відображення найбільш підходящих варіантів адаптації прецедентів до конкретних сценаріїв розглянутих складних технічних систем після завершення всіх етапів аналізу. Візуалізовані результати можуть бути збережені локально у форматі pdf або csv. Результати оцінки ризиків відмов підсистем електростанції, розроблені з урахуванням згенерованих прецедентів, наведені на рисунку 3.11

Результати прогнозування ризиків відмов для електростанцій з ТВЧ та ГТУ представлені в блоці інтерфейсів для відображення прогнозу ризиків відмов, на прикладі підсистеми головного двигуна, які можна переглянути, перейшовши на веб-сторінку прогнозування.

Результати можна переглянути, перейшовши на веб-сторінку прогнозування (рисунок 3.12) в межах блоку інтерфейсів для відображення прогнозів ризиків відмов, на прикладі підсистеми головного двигуна.

| System name | Risk assessment value | Details   |
|-------------|-----------------------|---|
| BS          | 22                    |   |
| BAS         | 65                    |   |
| FES         | 14                    |   |
| DWSS        | 21                    |   |
| WS          | 54                    |   |
| MS          | 12                    |   |
| <b>SPP</b>  | <b>67</b>             | → Boiler Plant - 16%<br>Control System - 22%<br>Fire Fighting System - 11%<br>Main Engine - 51% |
| RS          | 33                    |   |
| HSS         | 21                    |   |
| CAS         | 26                    |   |
| PCS         | 40                    |   |
| CSSE        | 29                    |   |
| HS          | 11                    |   |
| SS          | 5                     |   |

Рисунок 3.11 - Інтерфейс блока оцінки ризиків за аналізованими підсистемами енергетичної установки

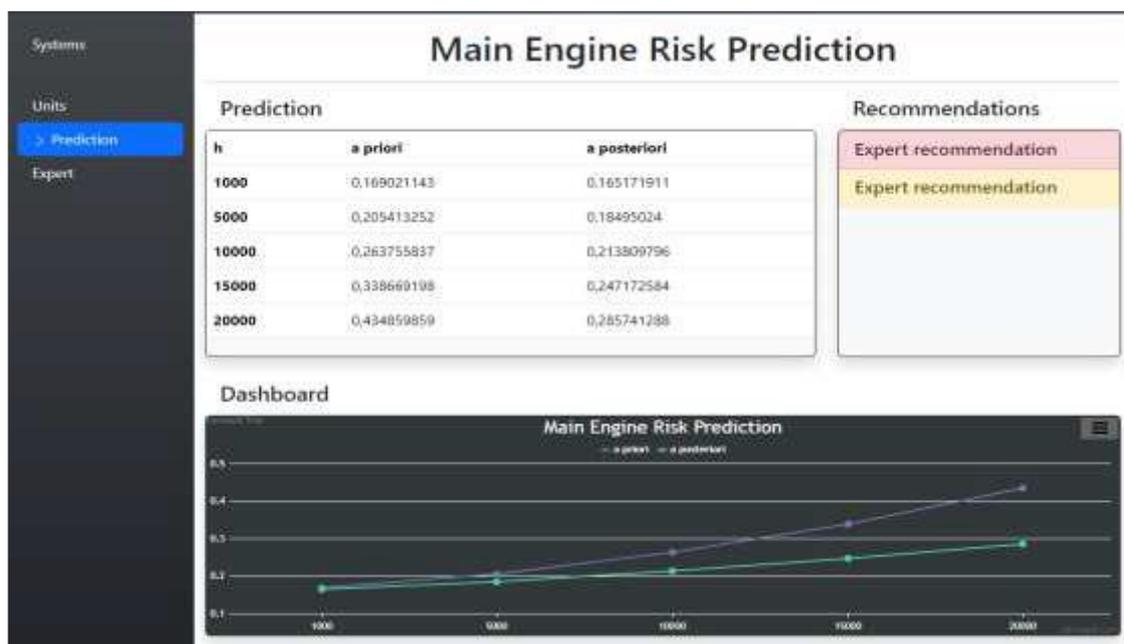


Рисунок 3.12 - Модуль прогнозування ризику відмови підсистеми Main Engine

На рисунку 3.13 показано користувацький інтерфейс модуля візуалізації, який відображає результати згенерованого системного рішення.

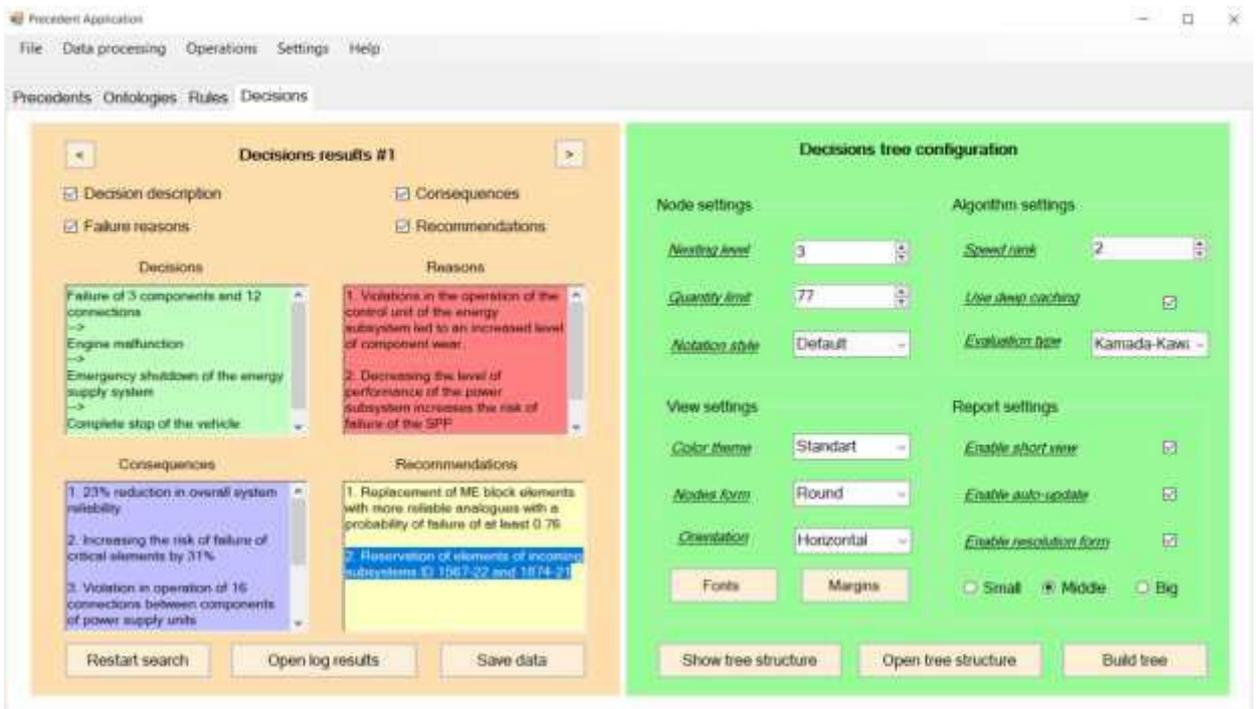


Рисунок 3.13 - Інтерфейс користувача

Реалізовано компонент для підтримки навігації по сценаріях прийняття рішень та відображення даних про прийняті рішення, причини порушень, результати сценаріїв для подальшого дослідження системи та перелік рекомендованих дій для покращення роботи складних технічних систем. Передбачена можливість відкриття лог-файлу для перегляду розрахункових операцій і проміжних етапів розрахунку, а також можливість збереження результатів в базі даних. Для управління процесом побудови моделі дерева несправностей розроблені компоненти для параметризації методу створення вузлів, алгоритмів візуалізації деревовидного графа, графічних представлень і генерації звітів. Передбачено функції для побудови дерева рішень, відображення його структури та завершення побудови моделі в режимі редактора. Недоліком методу пріоритету з використанням циклів СВР є тривалий час, необхідний для пошуку найближчого методу пріоритету.

Основна форма програмного комплексу та наведений вище інтерфейс з вкладками, що керують процесом створення прецедентів, реалізують виконання функцій, що визначають працездатність циклу КБР та системи штучного інтелекту, а також специфічних для неї функцій. Враховуючи часткові та повні відмови енергетичного обладнання складних технічних систем КБР в системах

штучного інтелекту, ОПР можуть приймати рішення щодо передвідмовного обслуговування складних систем, тим самим продовжуючи термін служби системи та підвищуючи ефективність експлуатації. Тому ми розробили та проаналізували систему штучного інтелекту з КЗ, призначену для ефективної оцінки та прогнозування ТС складних систем короткого замикання шляхом забезпечення працездатності системи. Ефективна робота системи штучного інтелекту з СППР базується на використанні прецедентних методів міркувань. Система штучного інтелекту з СППР складається з інтерфейсного модуля, СППР з бібліотекою та базою прецедентів, модуля форматування запитів, модуля рекомендацій щодо забезпечення працездатності складних технічних систем, бібліотеки структурних схем складних технічних систем, модулів експертного оцінювання та форматування знань.

Системи штучного інтелекту з циклами CBR. Розроблене прикладне програмне забезпечення враховує процес обробки та структурування попередніх даних, обумовлений природою системи, і характеризується високою продуктивністю, роботою з неповною інформацією, універсальністю та підтримкою прийняття рішень. У режимі розподілених обчислень можна заощадити до 28% часу при використанні двох окремих потоків даних, і до 42% часу при розподілі обчислювального навантаження на чотири окремі потоки даних. Робота запропонованої системи штучного інтелекту враховує часткові та повні відмови підсистем, компонентів, елементів та їх взаємозв'язків у складних технічних системах захисту від коротких замикань. Підвищення ефективності експлуатації складних технічних систем забезпечується роботою ОПР, яка спрямована на прискорення оцінки та прогнозування ТС і прийняття рішень щодо передвідмовного захисту обладнання в складних системах на ранній стадії виникнення несправності.

### **3.4 Висновки до третього розділу**

З використанням методів прогнозу наслідків на основі прецедентів здійснено проектування системи штучного інтелекту для забезпечення

експлуатаційної ефективності складних технічних систем. Проектування системи штучного інтелекту з використанням CBR базується на моделях і методах, розроблених для діагностики, оцінки та прогнозування ТС складних систем короткого замикання під час експлуатації складних технічних систем. Вони пов'язані з експертною системою, яка включає в себе розрахунки, експерименти та дані, отримані експертами. Ядром системи штучного інтелекту є база даних, бібліотека прецедентів, база знань з імовірнісними показниками, методи розрахунку ризиків відмов, набір детермінованих правил прийняття рішень, модуль форматування запитів, модуль рекомендацій щодо забезпечення ефективності функціонування складних технічних систем, бібліотека структурних схем складних технічних систем, а також модуль форматування експертних оцінок і модуль форматування знань. Реалізація стратегій, розроблених в системах ШІ, забезпечується цілеспрямованими діями після прийняття рішення про пошук відмов обладнання на основі згенерованих оцінок ТС. Для перевірки працездатності моделюється весь цикл роботи системи штучного інтелекту, що оцінює та прогнозує ризик (ймовірність) відмов складних технологічних систем, з використанням розробленої бази знань.

Отримані оцінки ризику (ймовірності) відмови підсистем, компонентів та взаємопов'язаних елементів узгоджуються з експертними оцінками та демонструють ефективність діагностики, оцінки та прогнозування працездатності складних систем з урахуванням часткових та повних відмов у роботі. Розрахункова ефективність експлуатації складних технічних систем із захистом від коротких замикань визначається ймовірністю збереження працездатності з урахуванням часткових відмов обладнання та передвідмовного технічного обслуговування і не перевищує порогового значення ймовірності повної відмови складної технічної системи, визначеної за узагальненою функцією. Ймовірність збереження працездатності складної технічної системи збільшується на 3%.

## ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

Магістерська кваліфікаційна робота спрямована на вирішення актуальної задачі – підвищення ефективності експлуатації відповідальних складних технічних систем з урахуванням часткових та повних відмов, використовуючи результати розробки імовірнісних моделей та методів діагностування, оцінювання та прогнозування стану обладнання в складних технічних системах.

Аналіз існуючих моделей, методів та інформаційних систем діагностування, оцінювання та прогнозування стану складних систем КЗ показує, що відомі структурні моделі та методи діагностування, оцінювання та прогнозування стану складних систем враховують лише повні відмови в працездатності, а часткові відмови не враховують і мають обмеження (алгоритмічну та обчислювальну складність). Вони одночасно враховують наявність підсистем, компонентів та елементів, їх взаємозв'язок, ризик (ймовірність) часткової або повної відмови працездатності, невизначеність модельованої системи, неповноту даних і базуються на базовій мережі даних складних систем захисту від коротких замикань.

Запропоновано методи діагностування. Розроблено структуру імітаційної моделі з використанням імітованих ударних імпульсів, що дозволяє діагностувати обладнання системи з точки зору взаємозв'язків та ефектів. Подальший розвиток методів діагностики технічного стану складних систем на основі базової мережі передачі даних дозволить своєчасно виявляти та візуалізувати структурні та функціональні вразливості та підвищити ефективність експлуатації складних технічних систем захисту від пошкоджень.

Досліджено та проаналізовано вразливі підсистеми, компоненти та елементи складних технічних систем захисту від руйнувань, а також їх взаємозв'язки, розглянуто методи та імовірнісні моделі діагностування перехідних процесів ТС з урахуванням часткових та повних перерв у працездатності. Об'єктом дослідження є електрична станція. Вихідними даними для моделювання ризик-ймовірнісного діагностування відмов системи на основі

базової мережі даних є методи і принципи експлуатації електростанції та експертні оцінки.

Когнітивне імітаційне моделювання проводилося для імітації непередбачуваних зовнішніх ефектів внутрішніх шоккових факторів і впливу складних технічних систем на обладнання в екстремальних аварійних умовах. Це дозволяє прогнозувати наслідки та реакції складних технічних систем на ризик (ймовірність) відмови обладнання з невідомими причинами та передумовами. На прикладі електростанції з різним технічним станом та неповними даними метод діагностики ризику (ймовірності) відмови обладнання в складних технічних системах дозволяє ідентифікувати та візуалізувати структурні та функціональні вразливості, підтверджуючи, що розроблена імовірнісна модель може розглядатися як концептуальна модель. Результати розробленої моделі можуть бути використані для ретроспективного аналізу аварійних ситуацій з метою підвищення ефективності діагностики транспортних засобів і, як наслідок, ефективності експлуатації складних технічних систем.

Розроблено модель збору та передачі даних для діагностики, оцінювання та прогнозування стану складних систем короткого замикання. Модель дозволила врахувати наявність багатьох суперечливих вимог і конкуруючих критеріїв та знайти оптимальне рішення, що забезпечує ефективність збору та передачі даних.

Розроблено інформаційно-аналітичну систему для діагностики, оцінки та прогнозування технічного стану складних систем критичного призначення. Проектування систем штучного інтелекту пов'язує моделі і методи, розроблені для діагностики, оцінки і прогнозування ТС в складних системах КБР, з експертними системами, що включають розрахунки, експерименти і дані, отримані експертами під час експлуатації складних технічних систем.

Використання систем штучного інтелекту забезпечується цілеспрямованими діями з прийняття рішень щодо пошуку відмов обладнання на основі встановленої оцінки ТС.

Отримані оцінки ризику (ймовірності) відмови підсистем, компонентів та взаємопов'язаних елементів узгоджуються з експертними оцінками та

демонструють ефективність діагностування, оцінювання та прогнозування стану складних систем з урахуванням часткових та повних відмов у працездатності.

Результати розрахунку експлуатаційної ефективності системи ІШ з використанням методу експертних оцінок визначаються пороговими значеннями ймовірності підтримання стану експлуатаційної готовності з урахуванням часткових відмов обладнання та напрацювання до відмови, а також ймовірності повної відмови складної технічної системи, що визначається узагальненою функцією. Ймовірність підтримання експлуатаційної готовності складної технічної системи збільшується на 3%.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Bar-Yam, Yaneer. General Features of Complex Systems». Encyclopedia of Life Support Systems. Oxford, UK: EOLSS UNESCO Publishers, 2017. 58 p.
2. Langer Arthur M. Analysis and Design of Information Systems. New York: Springer-Verlag London Limited, 2008. 437 p.
3. Krarowski R. Diagnosis modern systems of marine diesel engine. Journal of KONES Powertrain and Transport. 2014. P. 191-198. DOI: <https://doi.org/10.5604/12314005.1133203>.
4. Birolini Alessandro. Quality and Reliability of Technical Systems: Theory - Practice – Management. Springer Berlin Heidelberg, Berlin: Heidelberg, 1994, 515 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-02970-1>.
5. O’Neill J. Technical Risk Assessment: a Practitioner’s Guide. Australia, 2007. – 29 p.
6. ISO 8402-2019. Quality Management and Quality Assurance – Vocabulary, 56p.
7. Cooke R.M. The design of reliability databases, part I: review of standard design concepts. Reliability Engineering and System Safety. 1996. 51. P. 137-146.
8. ISO 9001:2015. Quality management systems–Requirements,2015. 40 p.
9. ISO 31000:2018(E). Risk management, Geneva: International Organization for Standardization. 2018. 19 p.
10. ISO 13379-1:2015(E). Condition monitoring and diagnostics of machines - Data interpretation and diagnostics techniques, 2015. 33 p.
11. Law M.A., Kelton W.D. Simulation modeling and analysis. – 4th ed. Boston: McGrawHill, 2007. 768 p.
12. Кононюк О.Є. Загальна теорія розпізнавання. Математичні засоби опису об’єктів, що розпізнаються, і розпізнаючих процесів. Книга 2. К.:Освіта України, 2012. 588 с.

13. Malinowski J. A Monte Carlo method for estimating reliability parameters of a complex repairable technical system with intercomponent dependencies. *IEEE Transactions on Reliability*. 2013. 62. 1. P. 256–266.
14. Сніжко В.Л., Бенін Д.М. Системи підтримки прийняття рішень. В.: Тріада, 2022. 165 с.
15. Бідюк П.І., Тимощук О.Л., Коваленко А.Є., Коршевнік Л.О. Системи і методи підтримки прийняття рішень. Підручник. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. 610 с.
16. Gavrilyuk, E. A. Information Decision-Support System on the Basis of the Method of Diagnostics and Control of the Technical State of Industrial Equipment [Electronic resource], 2018, DOI: <https://doi.org/10.1109/Dynamics.2018.8601472>.
17. Turikov M.I. Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines (Dynamics). *IEEE Xplore Digital Library*. - Electronic text data, 2018. P. 1-7. URL:<https://ieeexplore.ieee.org/document/8601472>.(дата звернення: 15.10.2023).
18. Soman S., Zasuwa G., Yee J. Automation, Decision Support, and Expert Systems in Nephrology. *Information technology*. 2008. 15. P. 42-55. DOI:<https://doi.org/10.1053/j.ackd.2007.10.005> 162
19. Морозов А.А. Ситуаційне управління та системи підтримки прийняття рішень. Збірник доповідей науково-практичної конференції з міжнародною участю. «Системи підтримки прийняття рішень. Теорія і практика». 2005. С. 5 – 9.
20. Глушков В.М. Кібернетика, обчислювальна техніка, інформатика: 3 т. – Т. 2: ЕОМ – технічна база кібернетики. Київ: Наукова думка, 1990. С. 140 - 177.
21. Сергієнко І. Інформатика та комп'ютерні технології. К.: Наукова думка, 2004. 430 с.
22. В'юн В.І., Кузьменко Г.Є., Міхненко Ю.А. Проблемно-орієнтовані бази знань – платформа саморозвитку СППР. Математичні машини і системи. 2009. С.52-57.

23. Кузьменко Г.Є., Литвинов В.А., Ходак В.І. Створення баз знань в системах колективного прийняття рішень типу Ситуаційних центрів. Математичні машини і системи. 2000. 1. С. 71– 80.

24.Казимир В.В. Модельно-орієнтоване управління інтелектуальними виробничими системами: дис. доктора техн. наук: 05.13.06. Київ, 2005. – 358 с.