

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«МЕТОДИ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ
СТАНУ ОБЛАДНАННЯ І ЗНИЖЕННЯ ЧАСУ ПРОСТОЯ В
РОЗУМНОМУ ВИРОБНИЦТВІ»**

на здобуття освітнього ступеня бакалавр
за спеціальності 124 Системний аналіз

(код, найменування спеціальності)

освітньо-професійної програми Системний аналіз

(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на
відповідне джерело*

(підпис)

Святослав ЯМА

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача)

Виконав: здобувач вищої освіти гр.

Святослав ЯМА

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник:

к.т.н.

Олег СЕНЬКОВ

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Рецензент:

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Київ 2025

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій

Кафедра Інформаційних систем та технологій

Ступінь вищої освіти Бакалавр

Спеціальність 124 Системний аналіз

Освітньо-професійна програма Системний аналіз

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ІСТ

_____ Каміла СТОРЧАК

“ ____ ” _____ 2025 року

**З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Ями Святослава Олеговича

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Методи системного аналізу для прогнозування стану обладнання і зниження часу простоя в розумному виробництві

керівник кваліфікаційної роботи Ольга ПОЛОНЕВИЧ, к.т.н., доцент

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від “24” лютого 2025 р. № 56

2. Строк подання кваліфікаційної роботи “30” травня 2025 р.

3. Вихідні дані кваліфікаційної роботи:

1. Технології ІоТ.
2. Показники технічного обслуговування.
3. Методи системного аналізу.
4. Науково-технічна література.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

1. Аналіз перспектив та принципів управління інтелектуальних технічних систем із застосуванням технології ІоТ.
2. Визначення стратегії технічного обслуговування на основі системного аналізу критичності.
3. Оцінка технічного стану та прогнозу експлуатаційного ресурсу за даними в реальному часі.

5.Перелік ілюстраційного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання “24” лютого 2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Підбір технічної літератури	24.02-03.03.25	Виконано
2.	Аналіз перспектив та принципів управління інтелектуальних технічних систем із застосуванням технології ІІоТ	04.03-17.03.25	Виконано
3.	Визначення стратегії технічного обслуговування на основі системного аналізу критичності	18.03-31.03.25	Виконано
4.	Оцінка ідентифікації технічного стану та прогнозу експлуатаційного ресурсу за даними в реальному часі	01.04-24.04.25	Виконано
5.	Висновки по роботі	25.04-16.05.25	Виконано
6.	Розробка демонстраційних матеріалів, доповідь.	19.05-20.05.25	Виконано
7.	Оформлення роботи	21.05-30.05.25	Виконано

Здобувач вищої освіти	Святослав ЯМА
(підпис)	(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)
Керівник кваліфікаційної роботи	Олег СЕНЬКОВ
(підпис)	(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття ступня бакалавр: 85 стор., 47 рис., 9 табл., 25 джерел.

Мета роботи – застосування методів системного аналізу для підвищення ефективності прогнозування стану обладнання в системах розумного виробництва.

Об'єкт дослідження – процес підвищення ефективності прогнозування стану обладнання в системах розумного виробництва

Предмет дослідження – моделі та методи оптимізації обслуговування у виробничих системах.

Короткий зміст роботи. У першому розділі проведено комплексний аналіз потенціалу та принципів управління ІТС із застосуванням технології ІоТ, вивчено ключові засоби автоматизації та особливості планування технічного обслуговування.

У другому розділі розглянуто системний підхід до формування стратегій технічного обслуговування на основі аналізу критичності, із застосуванням спрощених методів MCDM, класифікації та удосконаленого аналізу чутливості.

У третьому розділі представлено реалізацію методів системного аналізу для прогнозування стану обладнання та залишкового ресурсу (RUL) з використанням даних ІоТ, а також розроблено КРІ і візуалізаційні панелі для підтримки прийняття рішень у розумному виробництві.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ПРОГНОЗНЕ ОБСЛУГОВУВАННЯ, ОЦІНКА RUL, ПЛАНУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ, ДАНІ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ, АНАЛІТИКА ДАНИХ, МАТЕМАТИЧНА ОПТИМІЗАЦІЯ, ІНДУСТРІЯ 4.0.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
1 ПЕРСПЕКТИВИ ТА ПРИНЦИПИ УПРАВЛІННЯ ІТС ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ ПОТ.....	10
1.1 Дослідження потенціалу впровадження індустріального Інтернету.....	10
1.2 Дослідження принципів роботи ПоТ.....	14
1.3 Аналіз засобів автоматизації управління в умовах промислового інтернету речей.....	16
1.4 Огляд підприємства та складність планування його технічного обслуговування.....	18
1.5 Аналіз методів технічного моніторингу стану об'єктів автоматизованого управління.....	22
2 ВИЗНАЧЕННЯ СТРАТЕГІЇ ТЕХНІЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ НА ОСНОВІ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ КРИТИЧНОСТІ.....	29
2.1 Метод аналізу критичності та чутливості.....	29
2.2 Додаток для підтримки прийняття рішень.....	36
2.3 Визначення стратегії обслуговування: сценарій використання.....	37
2.4 Оптимальна періодичність технічного обслуговування.....	50
3 ОЦІНКА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ТА ПРОГНОЗУ ЕКСПЛУАТАЦІЙНОГО РЕСУРСУ ЗА ДАНИМИ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ.....	58
3.1 Архітектура підключення та отримання даних.....	58
3.2 Динамічна прогностична процедура.....	60
3.3 Ідентифікація індикатора справності обладнання.....	63
3.4 Динамічна оцінка залишкового терміну корисного використання.....	40
3.5 Ідентифікація та вимірювання показників технічного обслуговування.....	81
3.6 Інформаційні панелі візуалізації.....	86
ВИСНОВКИ.....	92
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	94
ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація).....	97

ВСТУП

Актуальність теми. Останнім часом концепція прогностного технічного обслуговування (PdM) приділяє все більшу увагу промисловій практиці та науковим дослідженням. Потенційні можливості використання даних у реальному часі, які надають принципи та технології Industry 4.0, часто використовуються для моніторингу стану обладнання та оцінки залишкового терміну служби (RUL).

Таким чином, більшість досліджень зосереджені на прогнозуванні відмов, що саме по собі важливо, тоді як припис рішень щодо технічного обслуговування в літературі розглядається набагато менше. Крім того, часто нехтують тим, що в реальному світі все обладнання або компоненти неможливо обслуговувати лише за допомогою стратегії PdM, а планування цього типу втручання з технічного обслуговування не можна відокремити від інших стратегій і заходів з обслуговування, таких як профілактичне технічне обслуговування (PvM).

Для комплексного вирішення таких завдань застосовується системний аналіз - сукупність методів і підходів, що дозволяють вивчати складні системи як цілісні організми, враховуючи взаємозв'язки між їхніми елементами з метою прийняття ефективних рішень.

Мета роботи – застосування методів системного аналізу для підвищення ефективності прогнозування стану обладнання в системах розумного виробництва.

Для досягнення мети, у бакалаврській роботі успішно виконано наступні завдання:

- Аналіз перспектив та принципів управління інтелектуальних технічних систем із застосуванням технології ІІоТ.
- Визначення стратегії технічного обслуговування на основі системного аналізу критичності.
- Оцінка технічного стану та прогнозу експлуатаційного ресурсу за даними в реальному часі.

Об'єкт дослідження – процес підвищення ефективності прогнозування стану обладнання в системах розумного виробництва

Предмет дослідження – моделі та методи оптимізації обслуговування у виробничих системах.

Методи дослідження. У процесі виконання бакалаврської кваліфікаційної роботи використано методи теоретичних досліджень, методи прийняття рішень, методи планування, методи моніторингу стану обладнання, методи керовані даними, методи машинного навчання.

Наукова новизна одержаних результатів. Наукова новизна полягає у створенні системного підходу, що інтегрує ІоТ-дані та удосконалений аналіз чутливості для точного прогнозування стану обладнання й оптимізації техобслуговування в розумному виробництві.

Практична значущість одержаних результатів. Отримані результати, а саме застосовані методи і КРІ дозволяють оптимізувати технічне обслуговування, знизити аварійні відмови та простої, що підвищує продуктивність і надійність промислових систем. Практична перевірка підтвердила ефективність підходу.

1 ПЕРСПЕКТИВИ ТА ПРИНЦИПИ УПРАВЛІННЯ ІТС ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ПОТ

1.1 Дослідження потенціалу впровадження індустріального Інтернету

Сучасні оператори зв'язку, зокрема й національні, дедалі частіше стикаються з обмеженнями для подальшого масштабування. Відкриваються два основні стратегічні напрями: експансія на нові географічні ринки, що супроводжується високими ризиками та невизначеною рентабельністю інвестицій, або пошук нових сегментів і галузей. У цьому контексті значного значення набуває індустріальний Інтернет, що поєднує Інтернет речей, промислові рішення, аналітику, математичне моделювання та телекомунікаційні технології [1].

Зростає інтерес до концепції четвертої промислової революції, прояви якої вже фіксуються на передових виробничих підприємствах Німеччини, Японії, Південної Кореї та інших технологічно розвинених країн. Ключовою складовою цієї трансформації є цифровізація бізнесу, що реалізується завдяки широкомасштабному впровадженню технологій індустріального Інтернету речей (Industrial Internet of Things, IIoT). Поширення IIoT, у свою чергу, створює новий рівень попиту на телекомунікаційні послуги, IT-рішення та суміжні ресурси.

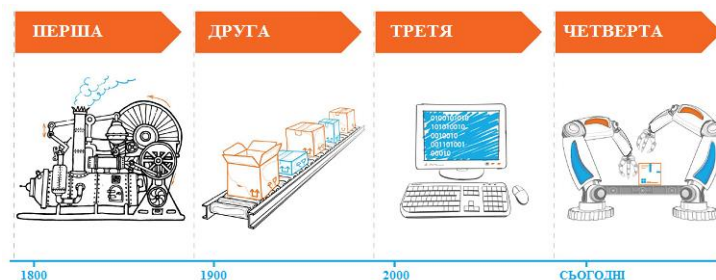


Рис. 1.1 Етапи революцій IIoT

У загальному розумінні, індустріальний Інтернет представляє собою інтегровану мережеву інфраструктуру, яка об'єднує ідентифіковані пристрої (сенсори, контролери, мережеве обладнання), здатні до автономної взаємодії між

собою за допомогою IP-з'єднання без участі людини. Визначальною рисою таких систем є самостійний обмін даними між елементами. Враховуючи це, до категорії IoT можуть бути віднесені також пристрої, як-от смартфони та планшети.

Основна перевага впровадження технологій IoT у виробничих процесах полягає у підвищенні продуктивності праці. За оцінками Deutsche Bank, автоматизація й адаптивність виробництва можуть забезпечити приріст ефективності до 30%.

Індустріальний Інтернет речей передбачає створення єдиної інтегрованої інфраструктури, яка забезпечує взаємодію між інформаційними та виробничими процесами. Це завдання є новим викликом для багатьох підприємств і вимагає врахування галузевих стандартів, кібербезпеки та нормативних вимог.

На сучасному етапі розвитку IoT є сукупністю розрізнених мереж, кожна з яких виконує окрему функцію і використовує власні протоколи передачі даних (наприклад, CoAP, ETSI SmartM2M, MQTT, LWM2M). Згодом очікується консолідація таких мереж, що сприятиме стандартизації рішень і уніфікації технологій.

Усі етапи розвитку IoT і комунікації між компонентами підтримуються багаторівневою екосистемою технологій та рішень, які постачають провідні гравці ринку.

З технологічної точки зору індустріальний Інтернет охоплює такі ключові елементи:

1. Вимірювальні пристрої та сенсори, які здійснюють фіксацію подій, збір, аналіз і передавання даних.
2. Засоби комунікації, що поєднують різні канали зв'язку — мобільні, супутникові, фіксовані та бездротові.
3. Індустріальні платформи від IT-компаній та виробничих корпорацій, які керують пристроями, додатками та зв'язком, забезпечують середовище для розробки рішень і їх захист. Програмні рішення для аналітики — системи для обробки даних, прогнозного моделювання та інтелектуального управління.

4. Сервери та системи зберігання даних, здатні обробляти великі обсяги інформації.

5. ІТ-послуги для створення індустріальних рішень з урахуванням специфіки бізнесу.

6. Засоби кібербезпеки, які охоплюють як захист ІТ-інфраструктури, так і виробничих процесів, оскільки інтеграція ІТ та операційної діяльності висуває нові вимоги до безпеки.

Український ринок ІоТ перебуває на етапі формування. Лідруючу позицію тут займає промисловий сектор. Найбільша активність спостерігається в галузях гірничої промисловості, атомної енергетики та машинобудування, де застосовується автоматизований збір даних з обладнання. Паралельно розвивається напрям М2М-взаємодії. Мобільні оператори в Україні, зокрема, відзначають зростання М2М-трафіку в корпоративному секторі, особливо серед транспортних компаній, які активно використовують навігаційні рішення.

На сьогодні вітчизняні компанії здебільшого використовують внутрішні рішення для збору та обробки даних на основі традиційних систем зберігання. Проте спостерігається зростаючий попит на аналітику великих даних і хмарні сервіси, що дозволяє підприємствам масштабувати ІТ-рішення у міру зростання обсягів інформації та виходити за межі локальних проєктів [2].

Передача даних у структурі ринку ІоТ становить приблизно 10% доходів, ще стільки ж припадає на послуги зберігання. Разом це лише близько 20%, тому оператори, зокрема «Київстар», не обмежуються лише функціями передачі і збереження даних, а прагнуть розвивати більш комплексні рішення у сфері індустріального Інтернету речей.

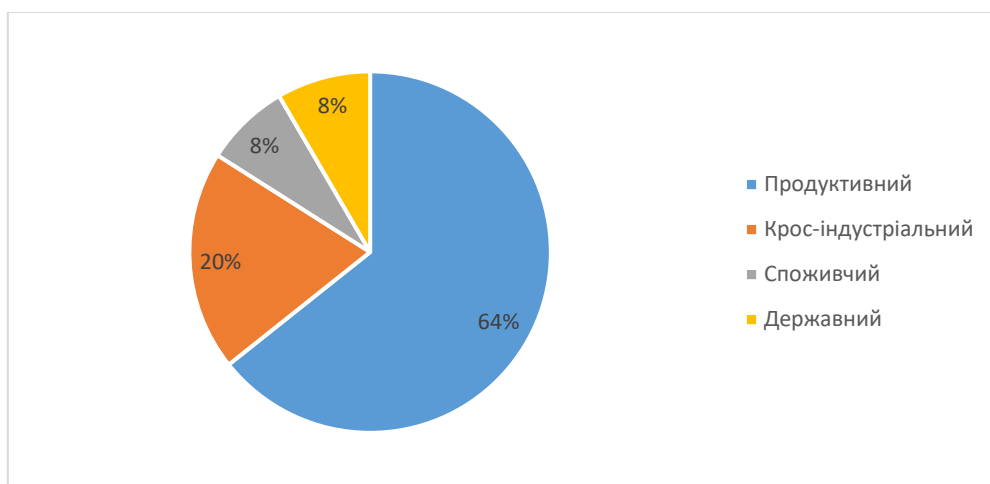


Рис. 1.2 Структура ринку IoT в Україні за сегментами

Згідно з результатами дослідження, протягом минулого року загальний обсяг реалізації «розумних» сенсорів, роботизованих систем та платформ для управління відповідним обладнанням в Україні сягнув 46,4 млрд грн. Експертні аналітичні оцінки свідчать, що до 2026 року цей показник може збільшитися майже утричі — до рівня близько 270 млрд грн. Для порівняння, глобальний ринок індустріального Інтернету речей (IIoT) у 2023 році досяг обсягу 312,79 млрд доларів США.

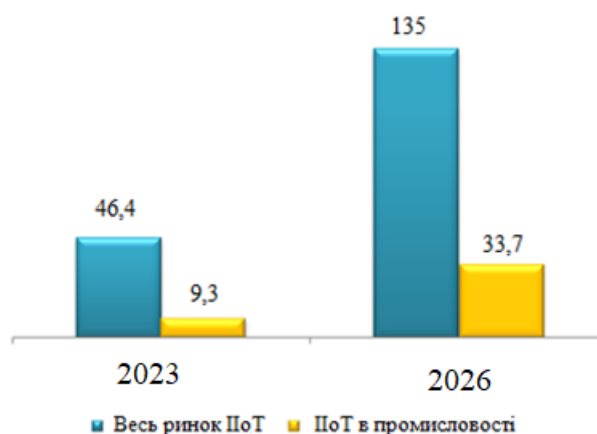


Рис. 1.3 Тенденції ринку IIoT в Україні

За результатами проведеного дослідження, ринок промислового Інтернету речей наразі знаходиться на стадії початкового розвитку. Зі зростанням рівня його зрілості, впровадженням стандартів і підтримкою з боку державних структур, ця

галузь буде посилюватися й залучати дедалі більше уваги бізнесу, що сприятиме прогнозованому і стабільному зростанню.



Рис.1.4 Фактори що стримують поширення IoT в промисловості

1.2 Дослідження принципів роботи IoT

Принцип дії технології IoT (Industrial Internet of Things) полягає у встановленні сенсорів, виконавчих механізмів, контролерів та інтерфейсів людина-машина на ключових елементах обладнання. Після цього здійснюється збір інформації, яка дозволяє підприємству отримувати об'єктивні й точні дані щодо стану виробничих процесів [4].

Типова система IoT включає:

- інтелектуальні периферійні пристрої (сенсори, датчики, контролери);
- програмне забезпечення для збору й обробки даних, зокрема хмарні IoT-платформи зі спеціалізованими інтерфейсами обміну (RESTful, Python API) та системами управління чергами повідомлень (AMQP, STOMP, MQTT);
- провідні й бездротові протоколи передачі даних на транспортному рівні моделі OSI: Serial, RS-485, MODBUS, EtherNet/IP, CAN bus, OPC UA, BLE, WiFi тощо.

Оброблені дані оперативно розповсюджуються між усіма відділами підприємства, сприяючи ефективнішій взаємодії співробітників різних підрозділів і забезпечуючи прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

Крім того, компанії мають змогу замінити застарілий паперовий документообіг електронним, а також накопичувати експертні знання фахівців [3].

Отримані дані можуть бути використані для запобігання незапланованим простоям, поломкам обладнання, зменшення частоти аварійного техобслуговування та збоїв у логістичних ланцюгах, що дозволяє підприємству працювати більш ефективно.

За даними дослідження консалтингової компанії IDC, у 2011 році людством було згенеровано 1,8 зетабайтів даних. У 2012 році цей обсяг майже подвоївся та сягнув 2,8 зетабайтів, а до 2021 року – досяг 40 зетабайтів. Такі масштабні обсяги інформації вимагають ефективної обробки для подальшого використання у процесі прийняття рішень.

Для забезпечення безперервності виробництва та безпеки необхідне впровадження технологій, які здатні виявляти та прогнозувати ризики. Постійний проактивний моніторинг ключових показників дозволяє оперативно виявляти проблеми та вживати необхідних заходів для їх усунення.

Сучасні системи забезпечують візуалізацію технологічних процесів у реальному часі через звичайний веб-браузер, що полегшує роботу операторів і допомагає швидше встановлювати причини неполадок.

Таким чином, виробничі дані перетворюються на цінну інформацію, необхідну для безпечного й раціонального управління підприємством.

Запровадження ІоТ-технологій дозволяє підприємствам різних галузей досягати відчутних переваг, зокрема:

- підвищити ефективність використання виробничих активів на 10% завдяки скороченню незапланованих простоїв;
- знизити витрати на технічне обслуговування на 10% шляхом поліпшення прогнозування та запобігання серйозним відмовам обладнання;
- підвищити продуктивність і рівень енергоефективності, а також зменшити експлуатаційні витрати на 10% за рахунок раціонального використання ресурсів.

Отже, новітні технології відкривають підприємствам промислового сектору нові можливості для посилення конкурентних переваг [2].

1.3 Аналіз засобів автоматизації управління в умовах промислового інтернету речей

На сучасному етапі еволюції автоматизованих систем управління (АСУ) у промисловості спостерігається стрімке впровадження кіберфізичних систем, які є логічним продовженням розвитку вбудованих обчислювальних технологій. Цей процес тісно пов'язаний з трансформаційними змінами, що характеризують так звану четверту промислову революцію. У межах концепції "Індустрія 4.0", яка активно реалізується, зокрема, в Німеччині [7], відбувається якісне переосмислення принципів організації виробничих процесів з орієнтацією на повсюдне використання цифрових технологій.

Реалізація цієї парадигми дозволяє суттєво підвищити ефективність функціонування виробництва, розширити економічний потенціал підприємств за рахунок впровадження новітніх цифрових рішень, інтеграції партнерів і постачальників у єдину інформаційно-комунікаційну екосистему, а також переходу до гнучких бізнес-моделей з високим ступенем автоматизації та інтелектуалізації процесів.

На початкових етапах розробки АСУ обсяги інформаційних потоків були відносно незначними, що дозволяло не виділяти завдання управління ними як окрему функціональну область. Із зростанням обчислювальної потужності апаратного забезпечення акцент змістився у бік вирішення задач управління шляхом екстенсивного нарощування ресурсів — збільшення продуктивності процесорів, ємності каналів зв'язку, швидкодії засобів зберігання даних.

У традиційних потокових виробництвах основні параметри — обсяги, швидкість надходження та обробки даних — зазвичай визначаються наперед. Це дозволяє на етапі проектування або модернізації виробничої лінії детально моделювати архітектуру інформаційної системи (ІС), оптимізувати алгоритми обробки, а також забезпечити рівномірний розподіл навантаження на обчислювальні та комунікаційні ресурси, гарантувати стійкість і ритмічність технологічного циклу.

Однак із розвитком доступної мікроелектроніки, зокрема сенсорів і мікроконтролерів, здатних до автономної обробки даних та мережевої взаємодії за допомогою інтернет-протоколів, ІС зазнали суттєвих змін. Виникнення кіберфізичних систем, у яких обчислювальні процеси тісно інтегровані з фізичними явищами, стало передумовою формування концепції Інтернету речей (ІоТ) у промисловому контексті (ІІоТ).

Цей новий підхід стимулював перехід до виробництв із високим ступенем адаптивності, персоналізації та швидкого перепрофілювання. В умовах нестационарного виробничого середовища різко зростає динамічність інформаційних потоків і варіативність обчислювальних процесів. Таким чином, забезпечення ефективного функціонування розподілених інтелектуальних технічних систем (ІТС), що формують єдину архітектуру ІІоТ, вимагає розробки нових методологій управління, які враховують особливості масштабованості, децентралізації та інтероперабельності.

На сучасному етапі розвитку промислових підприємств спостерігається перехід від використання традиційних локальних центрів обробки даних, притаманних класичним автоматизованим системам управління підприємством (АСУП), автоматизованим системам керування виробництвом (АСК ПП / MES) та системам диспетчерського управління і збору даних (АСУ ТП / SCADA), до новітніх підходів, що базуються на концепції промислового інтернету речей (ІІоТ).

У підприємствах нового типу обчислювальні потужності формуються переважно у рамках розподілених обчислювальних систем з використанням хмарних технологій (cloud computing), а також альтернативних парадигм обробки даних, таких як граничні (edge computing) та туманні (fog computing) обчислення. Це дозволяє реалізовувати більш гнучку, масштабовану та стійку до збоїв архітектуру, яка представлена на рис. 1.5.



Рис. 1.5 Архітектура АСУ підприємств різних поколінь

1.4 Огляд підприємства та складність планування його технічного обслуговування

FPT Industrial — це бренд Iveco Group, який входить до групи FIAT і спеціалізується на розробці, виробництві та маркетингу двигунів для дорожніх і позашляхових транспортних засобів, а також для морських застосувань і генераторів. Широкий асортимент продукції, а також велика кількість досліджень і розробок роблять FPT Industrial одним із головних глобальних промислових гравців у секторі промислових трансмісій. Завод FPT Bourbon-Lancy (який скорочено називається FPT-BLY) [5].

Основними клієнтами двигунів FPT-BLY є дочірні компанії Iveco та CNH, такі як New Holland, Case, Steyr, Heuliez Bus, Magirus і CLAASE Tractor тощо, які розповсюджуються переважно в Європі, Північній та Південній Америці.

Велика складність існуючої системи FPT-BLY походить від дуже великої кількості варіантів двигунів і посилок (особливо для сільськогосподарської техніки) і високого рівня невизначеності щодо замовлень, що залежить від політики материнської компанії. Замовлення на двигуни повинні бути підтверджені клієнтом за 6 тижнів до дати доставки, але часто спостерігається, що вони повністю або частково змінюються до дня виробництва. Ці особливості ускладнюють конфігурацію, організацію, планування та розклад виробництва. Це також стосується діяльності, пов'язаної з поповненням запасів, логістикою та

зберіганням компонентів, комплектуванням, постачанням виробничих ліній, а також розподілом операцій, балансуванням ліній тощо. Знаючи, що в цих пунктах немає інструментів підтримки прийняття рішень, прийняття рішень у цьому невизначеному середовищі стало дуже складним [6].

Процес поточного професійного обслуговування в FPT-BLY на лініях обробки представлений у форматі Business Process Mapping (BPM) на рис.1.6.

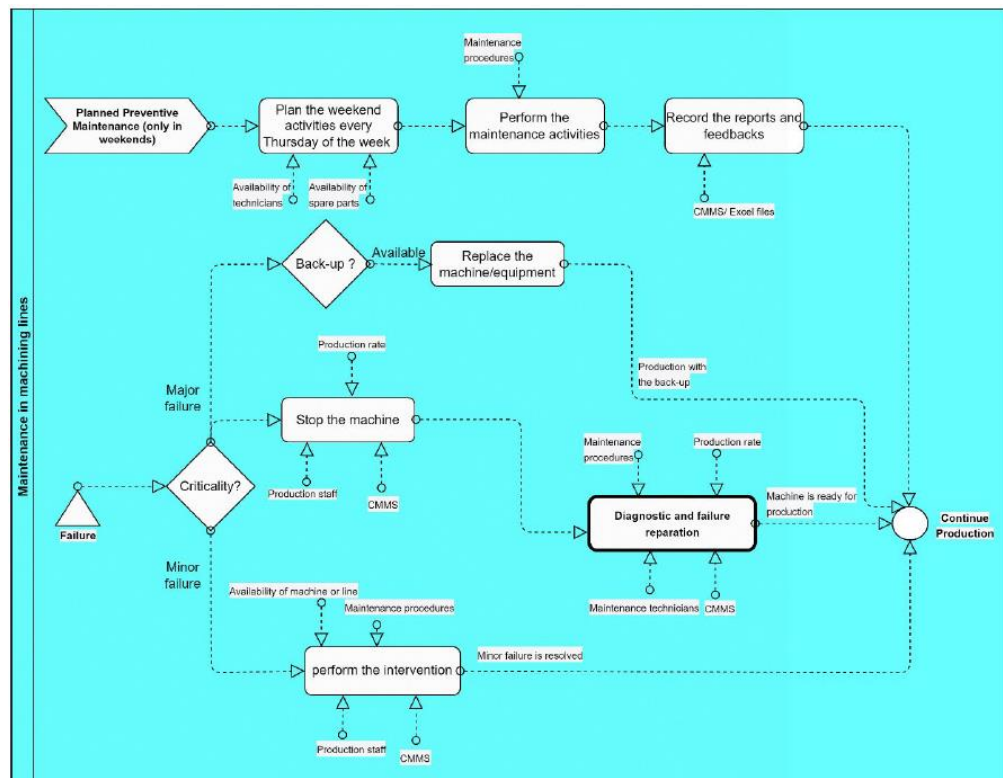


Рис.1.6 Поточний процес технічного обслуговування на лініях обробки в FPT-BLY

Як видно з наведеного вище процесу, заплановане технічне обслуговування та збої є двома основними причинами технічного обслуговування. Що стосується несправностей, залежно від серйозності поломки, відповідні дії виконуються у співпраці з виробничим відділом. Щодо великої несправності необхідно виконати діагностику та процес ремонту, який більш детально представлено на наступній схемі на рис.1.7. У разі тривалих зупинок обладнання/машина може працювати в зниженому режимі, дозволяючи йому продовжувати працювати зі зниженою

потужністю. У цьому випадку на найближчі вихідні планується проведення відповідних робіт з технічного обслуговування для відновлення нормального режиму роботи обладнання/машини [9].

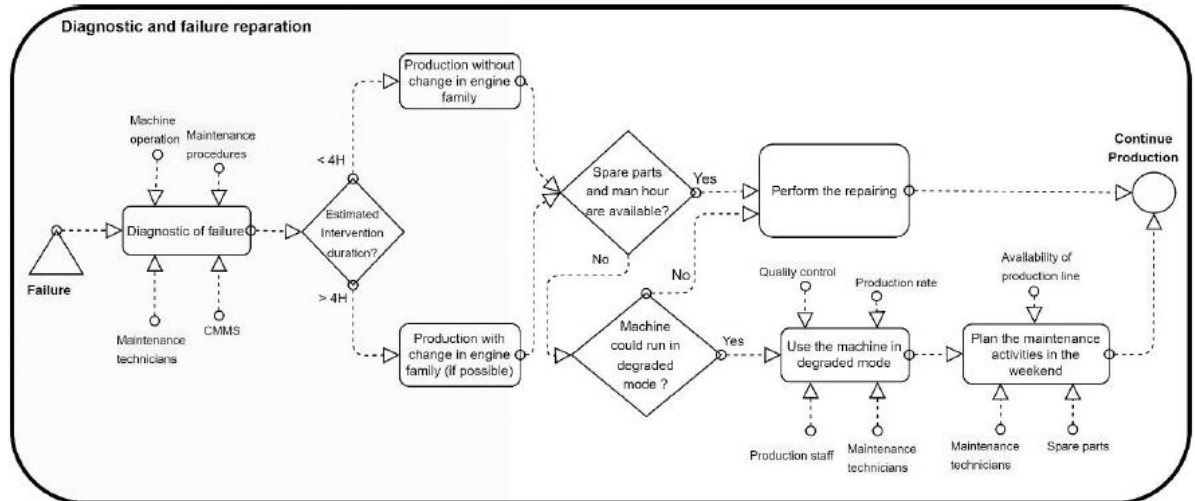


Рис.1.7 Деталі процесу діагностики та ремонту в FPT-BLY

Впровадження компонента РМ у FPT-BLY покращило систему управління технічним обслуговуванням до рівня 3, який пов'язаний з аспектами реактивного технічного обслуговування. Однак щодо профілактичних і проактивних аспектів технічного обслуговування концепції та методологія менш зрозумілі, а обмеження ресурсів не передбачені в цій методології. Через ці обмеження виконання наступних кроків стало складним. Усі ці фактори призвели до того, що WCM-PM не застосовувався інтегровано, тому FPT-BLY бажає покращити свою продуктивність за допомогою нових методів та існуючих обмежень.

Концепція безперервного вдосконалення застосовувалася в цій компанії протягом кількох років і заохочувала керівників обмірковувати та працювати над еволюцією існуючих систем у бік Індустрії 4.0. У цьому контексті, виходячи зі згаданих складнощів і особливостей заводу FPT-BLY і ґрунтуючись на стратегічній точці зору компанії, використання даних у реальному часі та динамічне прогнозне прийняття рішень у діяльності з технічного обслуговування було визначено як один із важливих методологічних проектів на шляху до Industry 4.0, який може допомогти покращити та оптимізувати діяльність з технічного обслуговування.

Таким чином компанія залучилася до підключення машин через ІоТ і отримання даних у реальному часі для візуалізації, аналізу та кращого прийняття рішень. Тому було вибрано платформу ІоТ.

Дані та інформаційні системи реального часу в FPT-BLY:

Архітектура системи збору даних і управління інформацією в FPT-BLY наведена на рис.1.8. На початковому етапі експериментів FPT виконала проекти для надсилання необроблених даних з машин і їх обробки ... в хмарну систему для цілей моніторингу, візуалізації, аналізу даних і систем підтримки прийняття рішень [10].

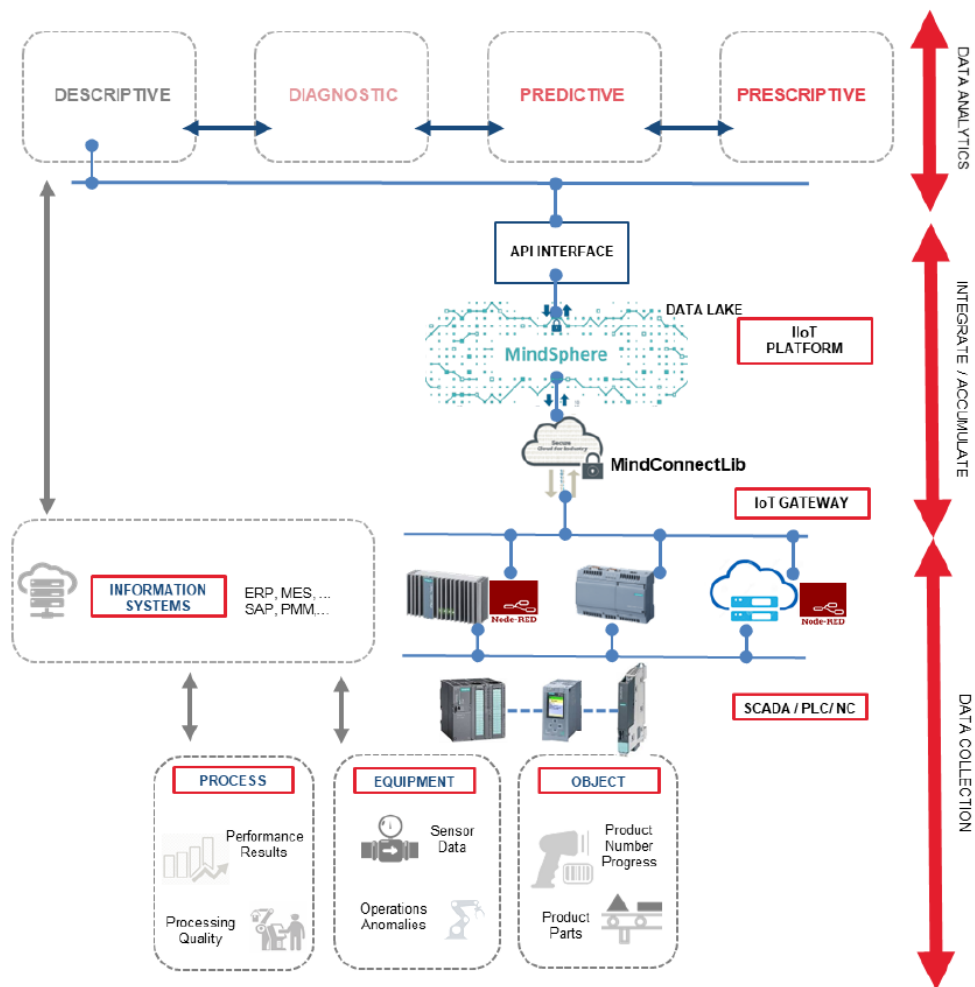


Рис.1.8. Архітектура системи даних та інформації в FPT Industrial

Ця мета була реалізована завдяки інтеграції програмного забезпечення «MindSphere©», яке є платформою IIoT, розробленою SIEMENS© Corporate. Через складність інтеграції в систему управління ІТ ця платформа допомагає FPT-BLY на етапі дослідження, а для подальших застосувань, після завершення РОС, інші рішення, такі як Edge computing, також будуть розглянуті для застосування на заводі. Слід зазначити, що інформація, доступна в системі планування ресурсів підприємства (ERP) і системі управління виробництвом (MES), є цінною та необхідною для інтеграції в дослідження. Однак у поточному та попередньому стані нецікаво з'єднувати інформаційні системи з платформою даних у реальному часі. Тим не менш, у майбутньому існує загальне бачення поєднання результатів аналізу даних у реальному часі (інформації чи отриманих знань) з інформаційними системами.

1.5 Аналіз методів технічного моніторингу стану об'єктів автоматизованого управління

Як зазначалося раніше, існує різний спектр оглядових статей у галузі діагностики моніторингу стану, в яких розглядаються методи з їхньої точки зору. Ідея тут полягає в тому, щоб мати вичерпну класифікацію, яка містить якомога більше діапазону доступних методів в одній структурі. Таким чином, вони розділені на три загальні категорії: і) на основі моделі, ii) на основі даних і iii) гібридні моделі, які показано на рис.1.9 [11].

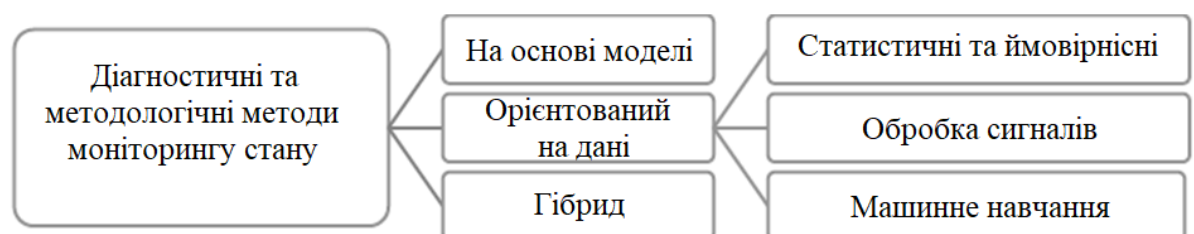


Рис.1.9 Класифікація діагностичних методологій у PdM

Методи, засновані на моделях, часто вимагають глибоких фізичних знань компонента, наприклад інженерного дизайну обладнання, розробка якого складніша. Оскільки ця методологія не входить до сфери цього дослідження, було менше уваги зосереджено на цьому методі, але цікаво розглянути вимоги до розробки таких методів.

Методи, керовані даними. Важливо зауважити, що наданий огляд методів, керованих даними, не обов'язково означає, що вони будуть застосовані саме в методології дипломної роботи. Швидше, сучасне дослідження дає нам краще бачення та натхнення для застосування моніторингу здоров'я та показників здоров'я.

Методології в цій категорії дуже широкі та великі, спільним у всіх методах, керованих даними, є те, що вони живляться сигналом і даними, які надходять від датчиків. Відповідно до літератури та розглянутих методологій, методи, керовані даними, були розділені на три основні підкатегорії: i- Статистичні, ii- На основі обробки сигналів і iii- Методи машинного навчання.

Статистичні та імовірнісні методи. Статистичні методи стосуються кількох типів методів, таких як визначення ймовірності відмови, перевірка гіпотез, статистичне керування процесом, статистичне виділення ознак, моделювання деградації та моделі Маркова.

Методи на основі обробки сигналів. Методи, засновані на обробці сигналів, в основному використовуються для виявлення несправностей, аналізу серйозності, розміру та визначення місця несправності. За цим, головним чином, йде виділення ознак, тому отримання показників із сигналу/даних є найважливішою метою моніторингу здоров'я та PdM. Як обговорювалося раніше, сигнали та дані мають деякі подібності та відмінності. Можна подумати, що обидва є набором значень (у часових рядах чи ні), і це здається таким самим, як дані. Однак приховані зміни частоти можна простежити в сигналах, а не в даних, що є ключовим моментом, який робить різницю. Наприклад, у перетворенні Фур'є дані часової області будуть перетворені на дані частотної області. Це дає змогу мати індикатори частотної області, такі як середня частота, RMS частоти та стандартне відхилення. Ці

індикатори використовуються в методах на основі обробки сигналу для типу даних хвилі.

Методи машинного навчання. Методи машинного навчання (ML) є категорією, яку можна використовувати в літературі для моніторингу та діагностики стану. Основою та принципами Statistical та ML є математика та статистика, а це означає, що без статистики немає машинного навчання. Проте слід зазначити деякі відмінності між ними, щоб уникнути двозначності таких термінів, як «Статистичне навчання», «Машинне навчання», «Наука про дані» та «Штучний інтелект». Статистика та статистичне навчання часто базуються на деяких припущеннях, таких як нормальність, однакова дисперсія тощо, однак методи ML не враховують припущень. Статистичне навчання базується на ймовірнісних просторах із вибірками, популяцією та гіпотезами та допомагає нам формалізувати зв'язки між змінними, однак ML використовує теорію статистики, оптимізацію, лінійну алгебру та інформатику, щоб знайти та вивчити закономірності в даних, щоб зробити прогноз. З точки зору обчислювальних можливостей, статистичні методи підходять для менших наборів даних із невеликою кількістю змінних, однак у машинному навчанні можна обробляти великі набори даних і змінні [11].

Методологія та результати.

Для ефективного впровадження технічного обслуговування необхідно розробити відповідні методи або, в більш загальних термінах, систему підтримки прийняття рішень (DSS). Основна мета СППР технічного обслуговування полягає в управлінні всіма видами запобіжного, прогностного та коригувального технічного обслуговування. Оскільки PdM не може бути застосований до всіх компонентів або обладнання, тому DSS має включати всі стратегії та заходи з обслуговування.

Як правило, DSS відіграє роль підтримки для бізнес-функції (як виробництво, технічне обслуговування тощо) через підхід до аналітики даних на основі вихідних даних, інформації, обмежень і подій бізнес-функції. DSS повертатиме вхідні дані та/або правила для кращого прийняття рішень. Цей процес зображено на рис.1.10 за допомогою моделювання IDEF0.

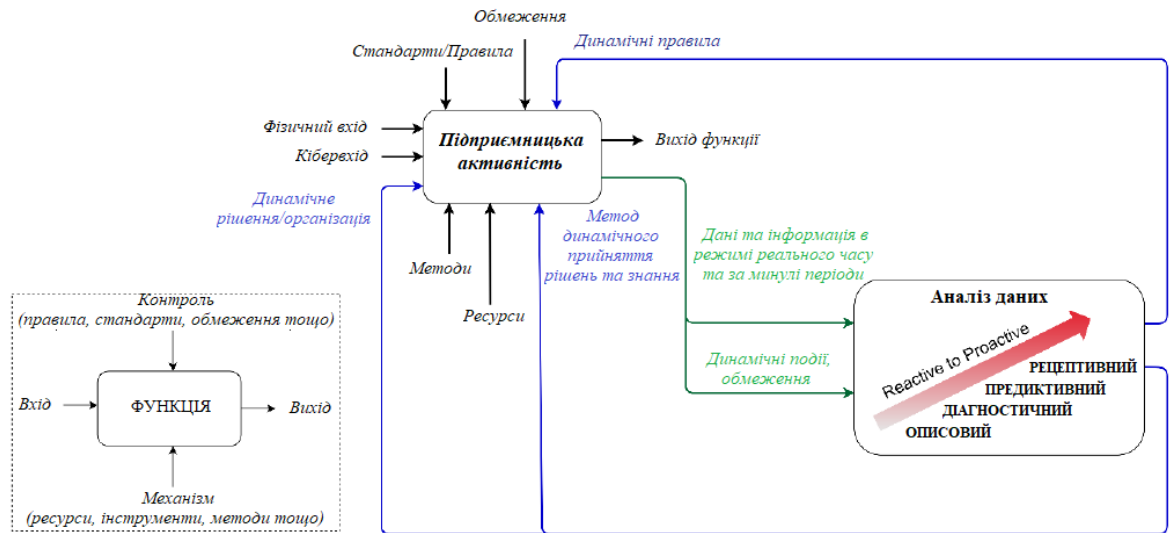


Рис.1.10 Модель системи підтримки прийняття рішень для бізнес-діяльності

Основна задача роботи стосується того, як оцінити та розробити СППР для функції технічного обслуговування, зокрема щодо прогнозного технічного обслуговування, використовуючи дані та інформацію в режимі реального часу та за попередні періоди. На основі аналітики даних і підходу DSS ці моменти вивчаються для застосування у функції технічного обслуговування виробничих підприємств [12].

Дослідницькі дослідження, внески, розробки та експерименти в роботі узагальнено в кілька етапів, які представлені на рис.1.11. Фактично, ці кроки також пропонуються для впровадження системи управління PdM (PdMMS). У наступних розділах ці кроки детально описані та супроводжуються сценаріями використання на заводі FPT-BLY. Ці кроки охоплюють усі проблеми технічного обслуговування від аналізу критичності до планування технічного обслуговування.



Рис.1.11 Пропоновані кроки до системи управління прогнозним обслуговуванням

Більш детально запропонований підхід показано на наступному рис.1.12 на основі формату процесу IDEF0:

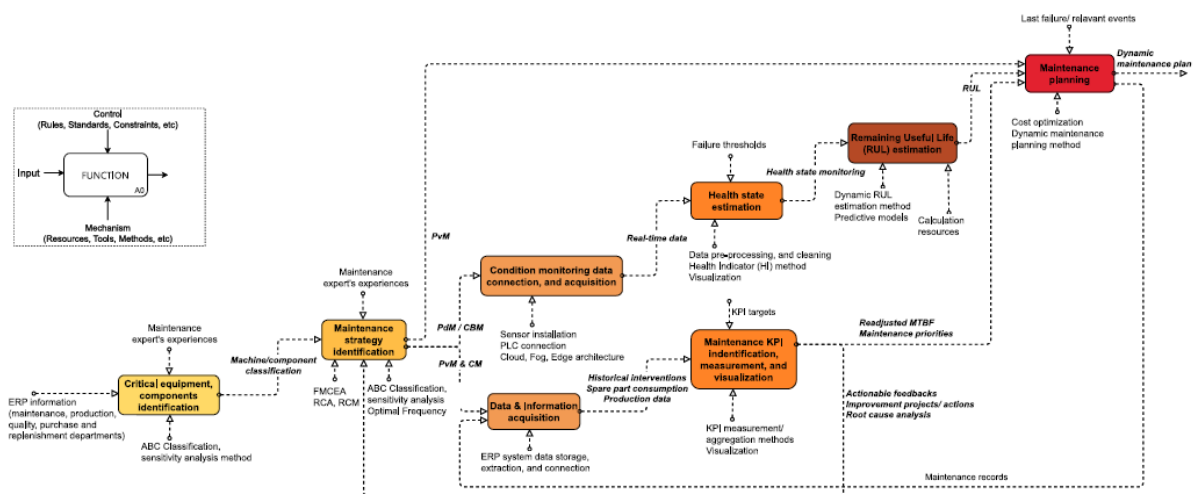


Рис.1.12 Пропонована система управління прогнозним обслуговуванням у форматі IDEF0

На рис.1.11 спочатку позначено мету кожного кроку, а під кроками наведено відповідні методи та/або процедури. Крім того, ці кроки починаються від реактивного та продовжуються до проактивного обслуговування, натхненного підходом до аналізу даних.

Як зазначено у дослідженнях [12] система технічного обслуговування повинна керувати всіма стратегіями технічного обслуговування, і, крім того, за всіма машинами та компонентами не можна стежити за допомогою превентивних стратегій через кілька обмежень. Таким чином, необхідне передумовне дослідження для визначення стратегій технічного обслуговування машин, перш ніж заглиблюватися в теми PdM, PvM і планування технічного обслуговування. Таким чином, на основі рис.1.11 початковий крок (кроки 1 і 2) стосується розробки методів аналізу критичності машин і компонентів. Цей аналіз використовуватиметься для класифікації та визначення найбільш відповідних стратегій технічного обслуговування машин і компонентів. Аналіз стабільності/надійності досліджень критичності є іншим аспектом, необхідним для впевненості особи, яка приймає рішення, що вимагає відповідних методів аналізу чутливості. Крім того, вивчення оптимальної частоти технічного обслуговування та перенастроювання частоти з часом є ще одним аспектом визначення стратегії технічного обслуговування. Згадані проблеми на етапах 1 і 2 і запропоновані методи з варіантами використання представлені в розділі 2.

Доступність даних та інформації є важливою для досягнення належного планування технічного обслуговування або системи прийняття рішень. Таким чином, крок 3 стосується пошуку відповідних методів, процедур і технологій для даних у реальному часі та історичних даних і отримання інформації від датчиків, програмованих логічних контролерів (ПЛК), інформаційних систем (ІТ) тощо. Це часто супроводжується технічними складнощами та проблемами. Хоча дані та системи збору інформації не є основними цілями цієї дипломної роботи, архітектура даних у реальному часі, платформа ІоТ та інформаційні системи в FRT-BLY представлені в розділі 3.

Крок 4 стосується моніторингу працездатності, діагностики та моніторингу системи технічного обслуговування, який можна використовувати для моніторингу поточного стану, виявлення та діагностики ймовірних слабких місць або запуску та визначення інших дій з обслуговування. Моніторинг працездатності та моніторинг системи технічного обслуговування в основному відстежуються за допомогою

панелей візуалізації, щоб отримати швидке бачення машин. На цьому етапі основні проблеми включають ідентифікацію, вимірювання та візуалізацію показників працездатності та/або найбільш релевантних KPI компонентів, машин і системи обслуговування. Цей крок розроблено та представлено в розділі 3.

Основна проблема кроку 5 пов'язана з дослідженням прогнозування стану або оцінки RUL компонентів або підвузлів (групова функція) машин. Основна проблема цього кроку пов'язана з дослідженням можливості розробки динамічної оцінки RUL на основі доступних даних у реальному часі з варіантів використання. Таким чином, динамічні прогностичні моделі для випадку промислового використання вивчаються та представлені в розділі 3.

2 ВИЗНАЧЕННЯ СТРАТЕГІЇ ТЕХНІЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ НА ОСНОВІ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ КРИТИЧНОСТІ

2.1 Метод аналізу критичності та чутливості

У літературі існує кілька підходів і методологій для визначення найкращої стратегії технічного обслуговування щодо кожної галузі, обладнання, запасних частин тощо, наприклад, підхід до технічного обслуговування, орієнтованого на надійність (RCM), щоб знайти джерела несправностей і запропонувати списки втручань або завдань із частотою та необхідними ресурсами. У цьому відношенні часто використовується метод аналізу критичності ефектів режиму відмови (FMECA). Однак у деяких промислових випадках необхідно враховувати інші специфічні критерії. Тому пропонується використовувати методи багатокритеріального прийняття рішень (MCDM), щоб визначити пріоритети машин, обладнання або компонентів. Оскільки вихідні результати дуже залежать від оцінки ваг критеріїв, запропоновано методи аналізу чутливості для забезпечення стабільності/надійності досягнутих результатів.

Загальний процес цієї методології полягає в наступних кроках:

1. Визначення проблем і цілей (ранжування, сортування, відбір)
2. Виявлення та вибір найбільш прийнятних критеріїв
3. Вибір методу оцінки ваги кожного критерію
4. Розрахунок ваги кожного критерію
5. Оцінка/розрахунок балів кожної альтернативи щодо кожного критерію
6. Унормування оціночних балів
7. Вибір методу MCDM
8. Розрахунок рейтингу кожної альтернативи
9. Сортування та класифікація результатів
10. Аналіз чутливості

На основі проблеми та цілей (крок 1) можна вибрати найважливіші критерії (крок 2) за допомогою мозкового штурму або знання предметної області. Потім слід визначити вагу кожного критерію (кроки 3 і 4), якщо критерії не мають однакові ваги. Деякі методи зважування в літературі класифіковані та надані (Odu, 2019), які перераховані в табл.2.1. Загалом, методи прямого рейтингу, метод ранжирування, попарне порівняння та методи Delphi, які належать до категорії суб'єктивних методів, є найбільш часто використовуваними методами, особливо в галузі. Це пояснюється тим, що їм не потрібно виконувати складні математичні обчислення, і їх легко та швидко застосувати. Однак, наприклад, у методі парного порівняння (АНР), високий рівень порівняння між критеріями може привести експертів до помилки та порівняльного конфлікту (непослідовності).

Таблиця 2.1

Методи зважування при багатокритеріальному прийнятті рішень

Методи суб'єктивного зважування	Методи об'єктивного зважування	Інтегровані методи зважування
Розподіл балів	Метод ентропії	Найкращий найгірший метод
Пряма оцінка	Важливість критеріїв через міжкритеріальну кореляцію (CRITIC)	Адитивний синтез
Метод ранжування	Стандартне відхилення	Синтез множення
Попарне порівняння (АНР)	Процедура статистичної дисперсії	Оптимальне зважування на основі суми квадратів
Метод співвідношення Метод гойдання Метод Дельфі Метод номінальної групи Простий метод багатоатрибутного ранжування (SMART)	Метод ідеальної точки	Оптимальне зважування на основі реляційного коефіцієнта градації

Наприклад, вони можуть сказати, що критерій А важливіший за критерій В, критерій В важливіший за критерій С, а критерій С важливіший за А. Цей конфлікт порівнянь може статися, особливо коли кількість порівнянь збільшується. Щоб уникнути цієї помилки, пропонується використовувати інтегрований кількісний та

якісний метод Best Worst, розроблений [13]. У цьому методі тільки один раз відбувається порівняння між найважливішим критерієм та іншими, а також один раз між іншими та менш важливим критерієм, і за допомогою математичної моделі визначаються відповідні ваги.

Надалі оцінка балів для кожної альтернативи та критерію (крок 5) часто отримують за допомогою інформаційних систем або знань експертів. Потім ці значення мають бути нормалізовані (крок 6) за допомогою методів нормалізації [13]. Як приклад, нижче наведено метод нормалізації лінійної нечіткої техніки: щодо критеріїв вигоди (2.1) і за критеріями вартості (2.2).

$$N_{ij} = \frac{r_{ij} - r_{min}}{r_{max} - r_{min}} \quad (2.1)$$

$$N_{ij} = \frac{r_{max} - r_{ij}}{r_{max} - r_{min}} \quad (2.2)$$

Загалом існує два типи критеріїв: 1: критерії вигоди та 2: критерії витрат. У критеріях вигоди вище значення вказує на важливість цієї альтернативи, однак, у критеріях витрат навпаки. N_{ij} — нормалізоване значення альтернативи і для критерію j . r_{ij} — дійсне значення альтернативи і для критеріїв j . r_{max} і r_{min} є мінімальними та максимальними значеннями критерію j у всіх альтернативах [13].

На наступному кроці слід вибрати метод MCDM (наприклад, TOPSIS, DEA, Weighted sum тощо) (крок 7) і визначити рейтинг (крок 8) на основі вибраного методу. Через простоту методу зваженої суми в галузі, метод зваженої суми вибрано та представлено нижче, де n кількість критеріїв, а m є загальна кількість альтернатив:

$$A_i^{WSM-Score} = \sum_{j=1}^n W_j N_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.3)$$

Потім за допомогою методів класифікації/сорткування (таких як класифікація ABC) можна класифікувати ряд альтернатив (крок 9), які мають майже однаковий ступінь важливості. Класифікація альтернатив допомагає визначити найбільш важливі альтернативи в категоріях для ефективного розподілу ресурсів. Хоча методи класифікації на основі машинного навчання (ML) є поширеними, вони вимагають від користувачів більше зусиль і технічних знань. у галузі такі методи ML можуть виявитися складними для користувачів. Тому для більшої простоти

запропоновано метод класифікації ABC для класифікації альтернатив. Крім того, три категорії А, В і С легко зрозумілі промисловим користувачам.

Для цього існує кілька методів, в основі яких лежить використання індексу Джіні та діаграми Парето. Коррадо Джіні, італійський статистик, створив індекс Джіні в 1912 році для вимірювання нерівності частки доходу в країнах. Таким чином, крива Лоренца використовується для вимірювання індексу Джіні. рис.2.1.

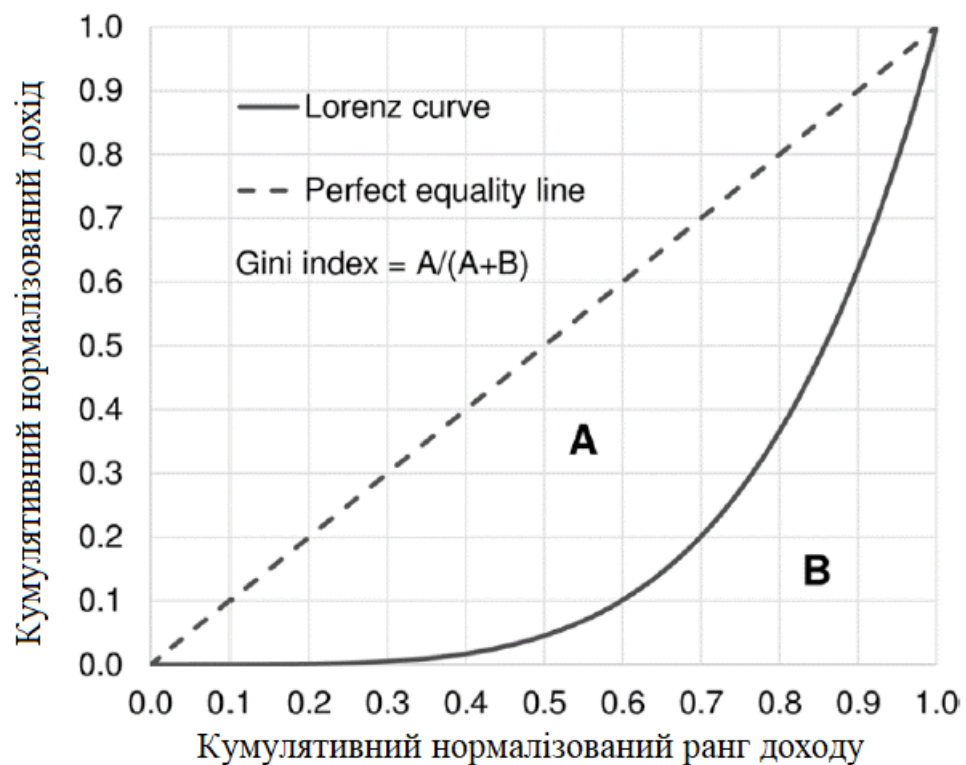


Рис.2.1 Крива Лоренца та індекс Джіні

В роботі [14] запропонували метод розрахунку ABC, у якому межа А визначається через максимізацію врожаю (наприклад, оцінки рейтингу) та мінімізацію зусиль (наприклад, кількість альтернатив) одночасно. Іншими словами, намагаються визначити меншу кількість альтернатив, які представляють найбільшу цінність. Крім того, врожайність і зусилля В і С зведені до мінімуму. У цьому методі межі А і В точно розраховуються. Однак, більш практично, метод дискримінантного відношення (DR), який заснований на коефіцієнті Джіні та методі Парето, широко використовується в промисловості. У цьому методі спочатку отримують діаграму Парето всіх альтернатив з їх кумулятивними балами

рейтингу. Потім на основі рис.2.2 DR обчислюється як $DR=CB/AB$. Нарешті, щодо табл.2.2. визначено номер кожного класу.

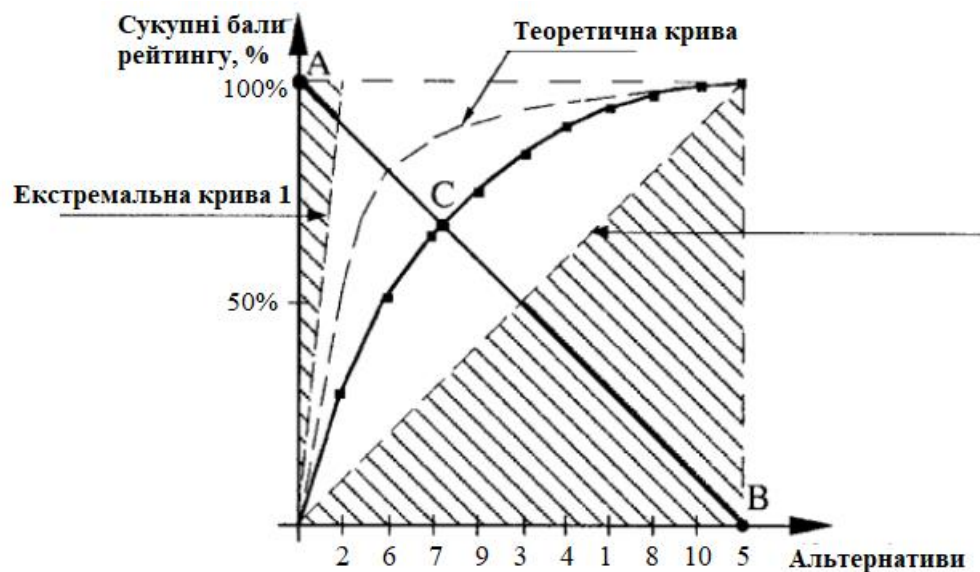


Рис.2.2 Діаграма Парето кумулятивних рейтингових балів

Таблиця 2.2

Визначення класу ABC на основі значення DR

Значення DR	Зона	A	B	C
$1 > RD > 0.9$	1	10	10	80
$0.9 > RD \geq 0.85$	2	10	20	70
$0.85 > RD \geq 0.75$	3	20	20	60
$0.75 > RD \geq 0.65$	4	20	30	50
$0.65 > RD$	5	Не піддається інтерпретації		

Метод аналізу чутливості.

На останньому кроці оцінюється стабільність/надійність методу прийняття рішень і результати. У зв'язку з цим пропонується виконувати аналіз чутливості на основі зміни вагових коефіцієнтів. Слід зазначити, що цей аналіз також можна застосувати до оціночних балів, однак у промисловому контексті ваги критеріїв є більш орієнтовними з можливими помилками. Таким чином, передбачається, що якщо експерти могли помилитися у зважуванні (крок 4), це не вплине на отримані результати, рейтинги чи класифікації. Іншими словами, мета полягає в тому, щоб визначити межі варіацій ваги, щоб рейтинги або класифікації залишалися

незмінними [13]. Чим коротші ці межі, тим чутливіші критерії, і навпаки. Обмеження можна представити у формі діаграми торнадо для всіх критеріїв, щоб більш чутливі критерії були внизу, а менш чутливі критерії – зверху.

Ще одна важлива мета аналізу чутливості – розгляд кореляції між критеріями. Це пояснюється тим, що численні критерії часто мають кореляції, які можуть суттєво вплинути на остаточний рейтинг або класифікацію. Розгляд ефекту кореляції критеріїв допомагає зрозуміти взаємозалежність між критеріями та їхній вплив на загальне рішення. Позитивна кореляція між критеріями може посилити важливість певних критеріїв, тоді як негативна кореляція може її зменшити. Ігнорування кореляції може призвести до суперечливих або ненадійних результатів. Беручи до уваги кореляцію, аналіз чутливості забезпечує точнішу та надійнішу оцінку впливу кожного критерію на загальне рішення.

Для цього запропоновано три методи, і всі вони дотримуються загальних кроків запропонованого алгоритму, зображеного на рис.2.3. Коротше кажучи, по-перше, ваги критеріїв оновлюються, по-друге, перевіряється, чи початкові ранги або класи залишаються незмінними. Якщо початковий результат відрізняється, позитивні або негативні межі кожного критерію записуються, інакше ваги будуть знову оновлені з більшими значеннями варіацій. Нижче наведено три методи:

1. Простий односторонній
2. Зважена одностороння
3. Корельовані зважені

У першому методі ваги оновлюються лінійно на основі дельти (δ), так що один критерій додається з δ (2.4), а ваги інших критеріїв віднімаються рівномірно (2.5). Тоді як у другому методі ваги інших критеріїв віднімаються на основі впливу ваги важливості кожного критерію (2.6) і (2.7). У третьому методі ефект парної кореляції враховується на додаток до ваги важливості кожного критерію (2.8-2.10). Тут, якщо інший критерій (i') має більше кореляції з початковим критерієм (i), його оновлене значення буде менш важливим. Це необхідно для врахування парних зв'язків усіх критеріїв і надання менш оновлених ваг корельованим критеріям і більш оновлених ваг менш корельованим критеріям.

$$w(i) = w(i) + \delta \quad (w(i)) \rightarrow \text{вага кожного критерію } i) \quad (2.4)$$

$$w(i') = w(i') - \frac{\delta}{\tau-1} \quad (2.5)$$

$$Sum_Weights(i) = \sum_{i'=1, i' \neq i}^n w(i') \quad (2.6)$$

$$w(i') = w(i') - \frac{\delta w(i')}{Sum_Weights(i)} \quad (2.7)$$

$$Cor(i, i') = \frac{\sum_{j=1}^m (N_{ij} - \bar{I})(N_{i'j} - \bar{I})}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (N_{ij} - \bar{I})^2 (N_{i'j} - \bar{I})^2}} \quad (2.8)$$

$$Sum_Cor(i) = \sum_{i'=1, i' \neq i}^n (1 - |Cor(i, i')|) w(i') \quad (2.9)$$

$$w(i') = w(i') - \frac{\delta w(i')(1 - |Cor(i, i')|)}{Sum_Cor(i)} \quad (2.10)$$

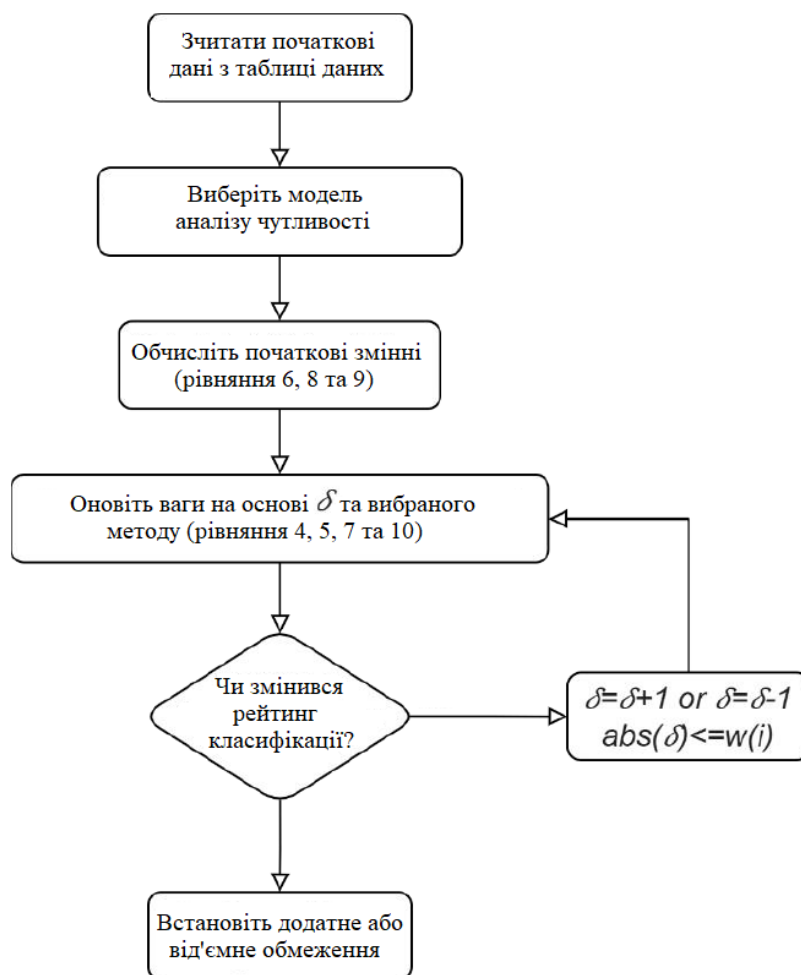


Рис.2.3 Запропонований алгоритм для визначення діапазону меж чутливості у ваг важливості критеріїв

2.2 Додаток для підтримки прийняття рішень

На основі описаної методології було розроблено загальну програму підтримки прийняття рішень через Microsoft Excel VBA для інтеграції MCDM, класифікації ABC та аналізу чутливості. Розроблений додаток можна застосувати до потрібної кількості критеріїв і альтернатив і автоматично отримати результат. Основна командна сторінка програми показана на рис.2.4. Для кожного нового проекту введення даних слід виконувати різними кроками, щоб підготуватися до аналізу. На кожному етапі введення даних перевірка даних контролюється, щоб переконатися в наявності правильних даних. Приклад введення даних представлено на рис.2.5. Слід зазначити, що введення даних формується на основі бажаної користувачем кількості критеріїв і альтернатив, і користувач може змінювати дані.

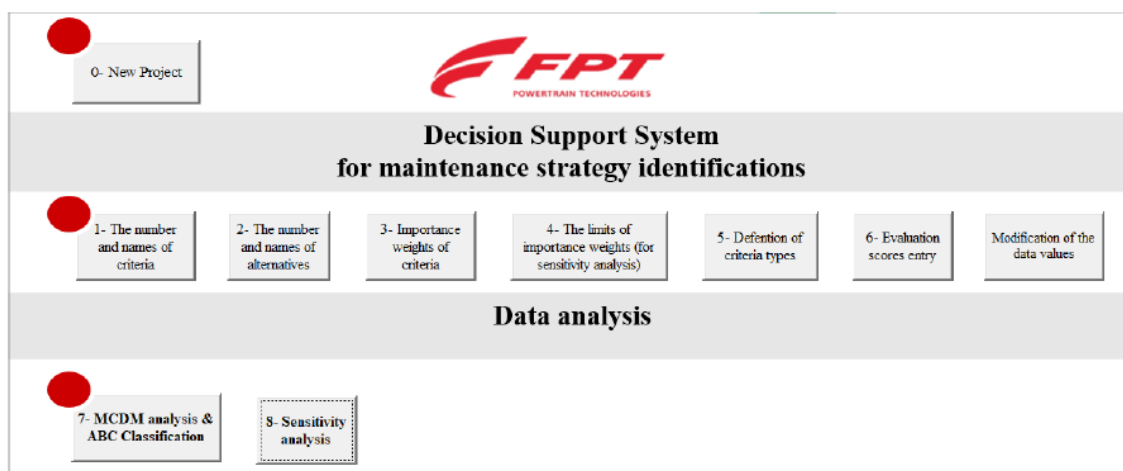


Рис.2.4 Розроблений інструмент підтримки прийняття рішень

Nom des critères		Critère 1	Critère 2	Critère 3	Critère 4
Poid d'importance des critères (%)		Cost	Severity	Lead-Time	Occurence
Les limites supérieures de poids d'importance(%)		10%	42%	24%	24%
Les limites inférieures de poids d'importance(%)		20%	62%	44%	44%
Type des critères 'Impact Bénéfique/Non-Bénéfique'		0%	23%	5%	5%
Type des critères 'Impact Bénéfique/Non-Bénéfique'		Bénéfique	Bénéfique	Bénéfique	Bénéfique

Nom des Alternatives		Critère 1	Critère 2	Critère 3	Critère 4
Alternative 1	Roulement de broche	300	7	120	7
Alternative 2	Roulement de boîte	3	9	15	8
Alternative 3	Bague d'étanchéité	10	8	7	6
Alternative 4	Clavette	2	8	7	6
Alternative 5	Etoile d'accouplement	5	5	15	6
Alternative 6	Accouplement	200	2	15	3
Alternative 7	Pignon de boîte	250	2	15	2
Alternative 8	Bague, Entretoise	3	2	7	3
Alternative 9	Arbre de broche	170	1	5	2
Alternative 10	Arbre de boîte	170	1	5	2
Alternative 11	Bride	30	2	5	1

Рис.2.5 Приклад введення даних у розроблений інструмент

Методи аналізу чутливості також інтегровані, і користувач може вибрати тип аналізу чутливості, рис.2.6, і отримати результати.

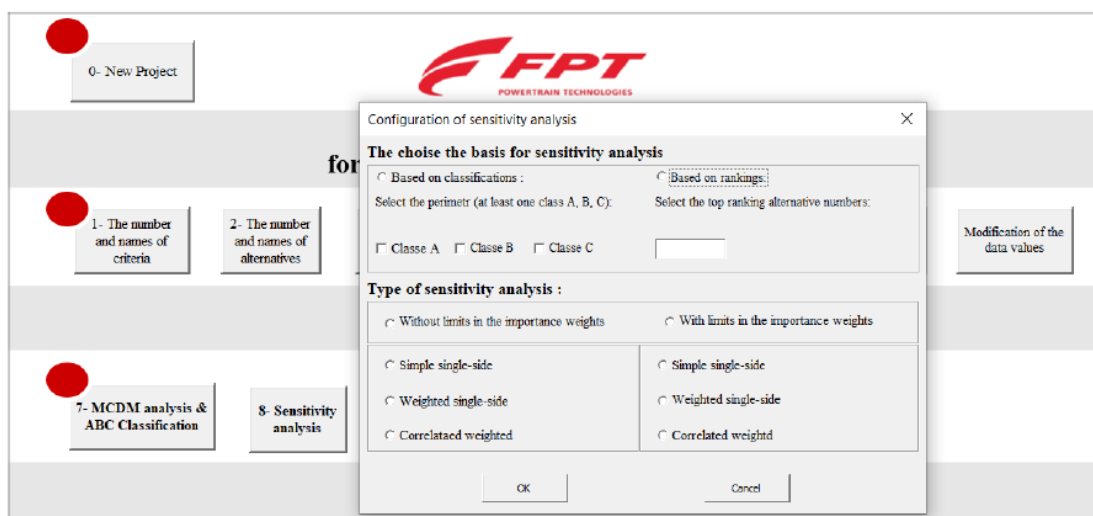


Рис.2.6 Меню аналізу чутливості в розробленому інструменті

Запропонована програма використовується іншими користувачами на підприємстві для загальних проблем прийняття рішень.

2.3 Визначення стратегії обслуговування: сценарій використання

У цьому дослідженні для тематичного дослідження було обрано периметр багатошпиндельного обробного обладнання (MSME) у FPT-BLY. MSME є важливою функцією верстатів з ЧПК, які виконують операцію механічної обробки блоків двигунів або головок циліндрів одночасно в кількох осях. Вони є ключовими функціями виробничої лінії механічної обробки, і їх несправності мають значний вплив на зупинку лінії або зміну програми обробки. MSME складається з інструментів, коробок передач, проміжних осей, підшипників, систем змащування тощо. MSME є дуже складним обладнанням, яке використовується в FPT-BLY, і деякі приклади показані на рис.2.7.

На заводі FPT-BLY є 151 номер цього обладнання, розподіленого на 14 машинах HULLER RT, як показано на рис.2.8. Кожна з них виконує унікальну операцію на кожній машині, що означає, що резерву на випадок несправності немає. Кожен MSME здатний виконувати певний тип механічної обробки різних діаметрів і глибин, наприклад фрезерування, свердління, нарізання різьби, розточування та зняття фаски.



Рис.2.7 Багатошпиндельне обробне обладнання (внутрішній і зовнішній вигляд)

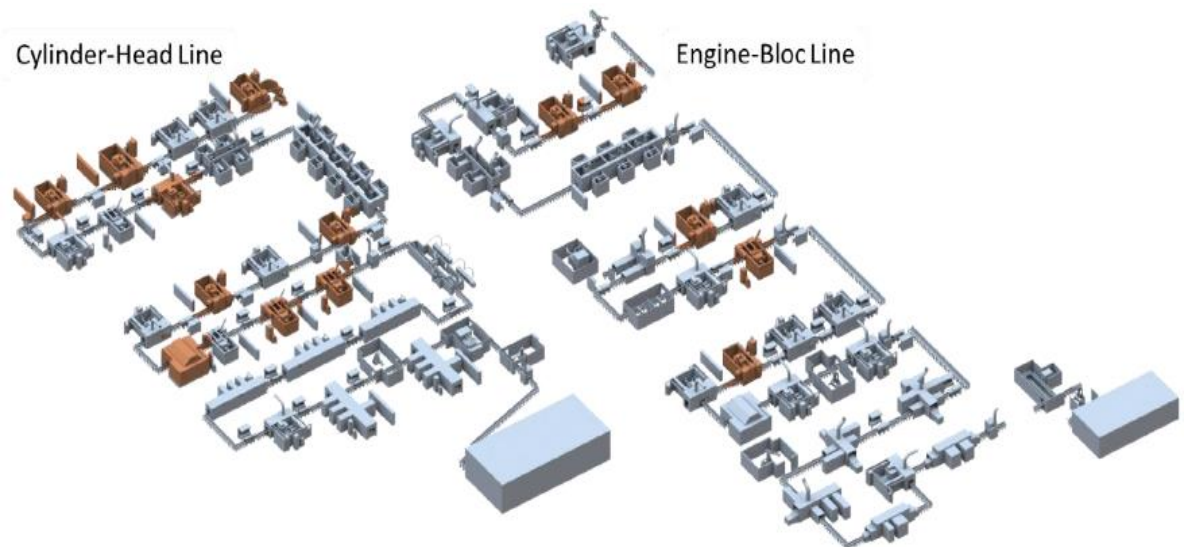


Рис.2.8 Машини Huller RT, які включають ММСП у потокові лінії обробки

FPT-BLY виробляє кілька типів дизельних і газових двигунів щодо потужності двигуна, таких як C8, C10 і C16 в різних версіях, як Euro4 і Euro6. Кожен MSME призначений для виконання механічної обробки для певних типів двигунів, а деякі з них розроблені для всіх типів двигунів.

У цеху відмова цього обладнання може суттєво вплинути на виробництво, призводячи до дорогих зупинок лінії або навіть необхідності змінювати виробничі групи. Інші складності цього обладнання включають тривалу та значну діагностику та час до ремонту (TTR), а також значний час для отримання запасних частин. Крім того, погіршення якості цього обладнання може безпосередньо спричинити проблеми з якістю головок циліндрів і блоків двигуна. Придбання резервного обладнання для кожного ММСП є надто дорогим і нерентабельним рішенням. Одна з головних проблем ММСП полягає в тому, що поломка одного компонента може призвести до відмови багатьох інших компонентів (прямо чи опосередковано пов'язаних), і саме тут стратегії PvM можуть бути корисними для запобігання таким проблемам. Однак через такі складності, як відсутність технічної документації та документації з технічного обслуговування, неадекватні людські ресурси та труднощі з установкою датчиків, стратегії PvM або PdM ще не впроваджено в ММСП [16].

Загальною метою цього дослідження є виявлення та класифікація критичності ММСП та їх компонентів шляхом застосування досліджуваного методу.

Таким чином, щодо ММСП було визначено кілька критеріїв критичності через процес співпраці за участю експертів із відділів технічного обслуговування, закупівлі запасних частин, виробництва та якості на основі технічних, витратних і виробничих аспектів, які будуть детально описані в наступному підрозділі.

Аналіз критичності багатопиндельного обробного обладнання.

На основі згаданих аспектів критеріїв збираються такі дані, інформація та документи, які слугуватимуть вхідним ресурсом для аналізу.

1. Історичні розбивки та інформація про втручання ММСП,
2. Історична інформація про виробництво різних типів двигунів,
3. Історія використаних запасних частин для кожного замовлення на технічне обслуговування,
4. Інформація про людські ресурси щодо кількості техніків з технічного обслуговування на сектор,
5. Технічна інформація про тип операцій обробки та її деталі в документах PDF,
6. Кількість і типи компонентів у кресленні (DWG) із паперових документів,
7. Середньозважена закупівельна ціна комплектуючих
8. Стандартна процедура технічного обслуговування (SMP): контроль частоти для огляду та очищення

Слід враховувати, що деякі з них не є повною та точною інформацією, яка необхідна для цього дослідження. Їх можна класифікувати наступним чином:

1. Структуровані ► Приклад: бази даних
 2. Напівструктурований ► Приклад: файли Excel
 3. Неструктуровані ► Наприклад: файли PDF
 4. Інформація на папері (це не дані) ► Приклад: Плани технічного креслення
- Пояснення критеріїв:

У цьому проекті, як пояснювалося раніше, мета полягає в тому, щоб визначити рівень критичності 151 ММСП за трьома сімействами критеріїв, що стосуються вартості, виробництва та технічного, які представлені на рис.2.9 і пояснюються наступним чином:

Вартість: більш критичне обладнання призведе до збільшення витрат на втручання та/або тривалість зупинки машини

Розрахунок цього критерію може ґрунтуватися на історичних даних про відмови, враховуючи наступні чотири підкритерії:

- MTBF машини, що стосується кожного ММСП,
- кількість більш вражаючих втручань у відповідну машину,
- MTBF кожного ММСП,
- Кількість більш впливових втручань у ММСП,стає більш критичним.

Технічні: Загалом, типи обладнання, які витримують більше зусилля через тип операції обробки або інші технічні параметри, повинні стати більш критичними. Таким чином, для технічного аспекту розглядаються два підкритерії: тип обробки, діаметр обробки.

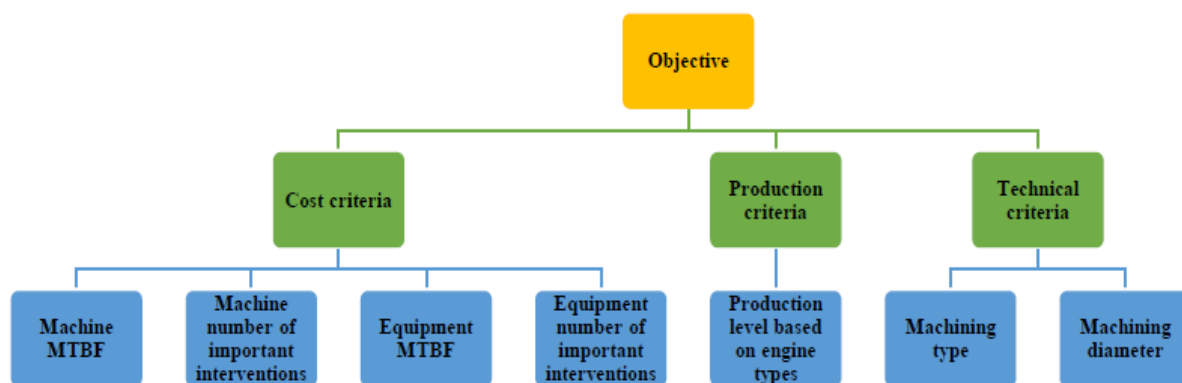


Рис.2.9 Структура критеріїв у цьому дослідженні

Для розрахунку вартісного критерію було розраховано MTBF та кількість важливих втручань кожної машини та обладнання щодо згаданих підкритеріїв. Чим менше значень напрацювання на відмову, це означає, що обладнання може призвести до більших витрат, а це означає, що напрацювання на відмову є

підкритерієм вартості. Через незавершеність втручань з технічного обслуговування для точного MSME, цей критерій був розрахований для машини та для обладнання з огляду на наявну історичну інформацію [15].

Інформація про рівень виробництва різних типів двигунів вказана на рис.2.10. Рівень виробництва у відсотках за рік на основі типів двигунів вказано на діаграмах. Слід зазначити, що ММСП можуть виробляти різні комбінації типів двигунів. Базуючись на історичній інформації про виробництво, кожній комбінації було призначено показник важливості виробництва. Ці окремі комбінації та їх ваги представлені в табл.2.3

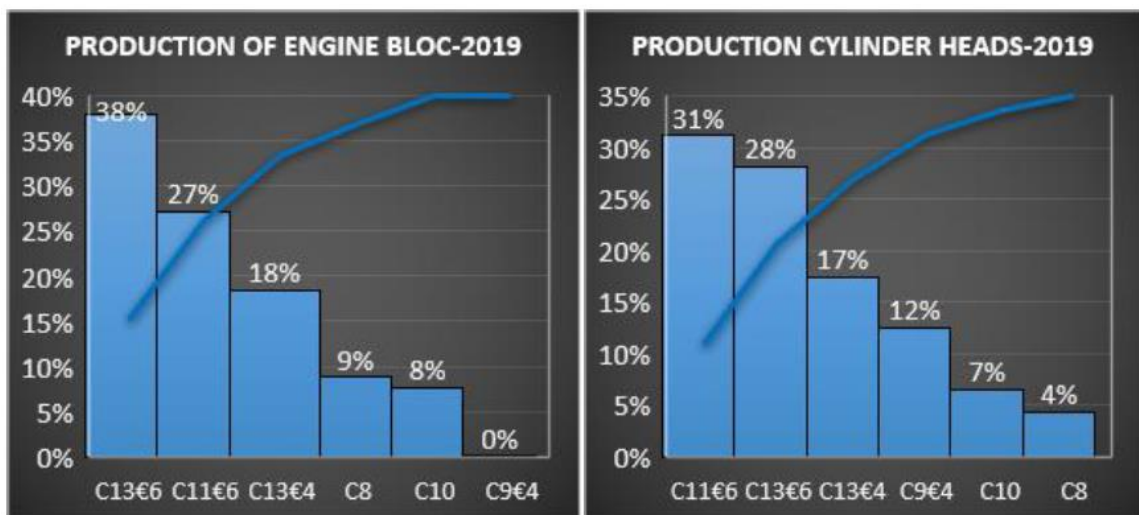


Рис.2.10 Рівень виробництва типів двигунів для обох ліній обробки

Таблиця 2.3

Коефіцієнт важливості виробництва окремих типів MSME на лінії обробки блоку двигуна та головки блоку циліндрів

Типи MSME	Типи двигунів						Коефіцієнт важливості виробництва	
	C8 Euro4	C9 Euro4	C10 Euro4	C13 Euro4	C11 Euro6	C13 Euro6	Головка циліндра	Блоки двигуна
Тип 1	+	+	+	+	+	+	100%	100%
Тип 2	+		+	+	+	+	88%	100%
Тип 3			+	+	+	+	84%	91%
Тип 4					+	+	60%	65%
Тип 5	+	+	+				40%	35%
Тип 6					+		32%	27%
Тип 7			+		+		39%	35%
Тип 8						+	28%	38%
Тип 9				+		+	45%	56%
Тип 10			+	+			24%	26%
Тип 11	+		+	+			28%	35%
Тип 12				+			17%	18%
Тип 13	+	+					16%	9%
Тип 14		+					12%	0%
Тип 15	+						4%	9%
Тип 16			+				7%	8%

Щодо технічних критеріїв, тип обробки є одним з важливих критеріїв, оскільки кожне обладнання здатне виконувати певні типи обробки, а певні типи обробки впливають на ММСП, що є більш критичним. Згідно з інформацією експерта, рівень критичності обладнання базується на рис.2.11, на якому свердління та розточування є більш критичними порівняно з операціями точкового торцювання та зняття фаски. Отже, оцінка від 1 до 10 призначається кожному типу операції.



Рис.2.11 Пріоритет критичності типів обробки

Інший технічний критерій стосується діаметра обробки в кожному обладнанні, який було взято з файлів креслень/друкованих копій. Більший діаметр означає більшу силу, яку може витримати обладнання.

Рейтинг критичності ММСП:

У цьому випадку метод Дельфі використовувався для оцінки ваги важливості критеріїв з оцінкою різних експертів у кілька раундів до досягнення консенсусу з мінімальною дисперсією та середнім значенням оцінок, які розглядаються для подальшого прийняття рішень. Що стосується методу MCDM, було обрано простий метод зваженої суми, оскільки він може бути корисним для реальних прикладів [17]. Таким чином, на основі балів оцінки та рівняння (2.3), рейтинг альтернатив (ММСП) отримується на основі добутку ваг критеріїв на нормалізовані бали оцінки альтернатив. Класифікація та аналіз чутливості виконуються на основі методу. 11 найбільш критичних ММСП віднесено до класу «А», які є ціллю для подальшого планування PvM. Для забезпечення стабільності обраних альтернатив значення ваг критеріїв змінено на $\pm 10\%$, а результат класу «А» не змінився. На рис.2.12 11 найбільш важливих MSME вказано як належна машина кожного MSME, номер специфікації MSME та його механізм.

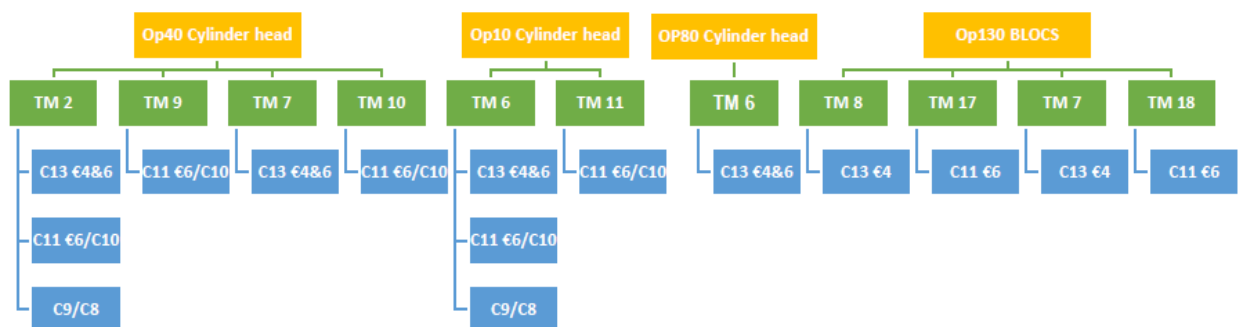


Рис.2.12 Результат MCDM для найбільш критичного обладнання

Аналіз критичності компонентів багатошпindelного обробного обладнання.

Після вибору критичних типів обладнання слід визначити найважливіші компоненти для політик PvM або PdM. Кожне обладнання має кілька частин, які

можна класифікувати за типами компонентів, наприклад шестерні, кулькові підшипники, радіально-упорні підшипники, вісь шпинделя тощо. Однак для кожного типу компонента можуть існувати різні посилання. Таким чином, можна провести загальний аналіз критичних компонентів для всіх типів ММСП.

Було проведено причинно-наслідковий аналіз компонентів, щоб визначити найбільш релевантні. Цей аналіз проводився на найбільш критичних ММСП. Історичні дані про причини збоїв були використані для виявлення причин, які виникали найчастіше. Згодом були визначені найбільш відповідні компоненти. Наприклад, рис.2.13 ілюструє причини відмови конкретної машини, причому механічні переміщення є найчастішою причиною. На основі цього висновку було ідентифіковано компоненти, на які впливає цей тип несправності, і вони перераховані в табл.2.4. Ідентифікація цих компонентів була проведена за допомогою експертних знань і дослідження креслень.

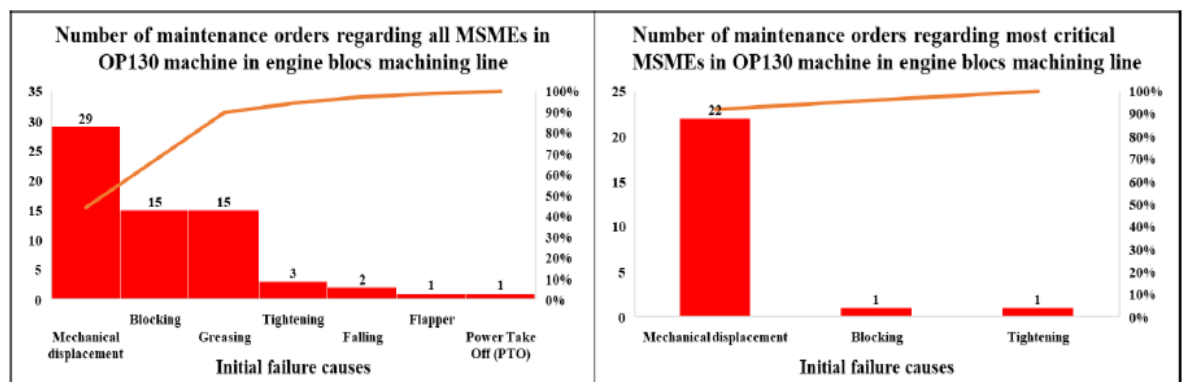


Рис.2.13 Причини збою в одному критичному ММСП

Перелічені компоненти в табл.2.4 є альтернативами для дослідження визначення критичності.

Для цього в літературі часто використовувався метод FMECA (Gong, Luo, Qiu, & Wang, 2020), який базується на трьох критеріях, що стосуються виявленості (D), серйозності (S) і виникнення (O). Однак у цьому випадку рівень виявлення кожного компонента перед відкриттям ММСП дуже низький (майже неможливо виявити).

Враховуючи простоту його застосування в промисловості, ми використовуємо один із найбільш застосовуваних методів MCDM під назвою Weighted Sum Method. Деякі критерії впливають з методу FMECA, а ще два критерії стосуються вартості та технічних аспектів. Пропонується використовувати наступні критерії як основу для визначення критичних компонентів.

1. Вартість: Компоненти з більшою ціною стають більш критичними (критерії зростання).

2. Час виконання: компоненти з вищим часом виконання є більш критичними (критерії зростання).

3. Виникнення: компоненти, які зазнавали більше невдач в історії, стають більш критичними (критерії зростання).

4. Серйозність: якщо відмова компонента призводить до значних збоїв в обладнанні, він стає більш важливим (критерії зростання). Серйозність можна розкласти на два пункти:

- Серйозність рівня обслуговування, яка пов'язана з впливом на клієнта з точки зору якості та часу виконання.

- Серйозність поломки залежить від внутрішніх впливів, таких як вартість поломки, безпека та екологічні аспекти.

Таблиця 2.4

Компоненти MSME, пов'язані з причиною механічного зміщення

Назва компонента	Фото
Сокира веретена	

Підшипник шпинделя	
Зчеплення Зірка зчеплення	
Осі коробки	
Шестерня коробки передач Ключове кільце Проставка	
Підшипник коробки	
Водонепроникне кільце	
Фланець	

Як пояснюється в дослідженнях, для визначення ваг кожного критерію в літературі існує кілька методів зважування. У цьому випадку, враховуючи простоту його застосування та його переваги, було використано найкращий найгірший метод (BWM). Потім за допомогою методу зваженої суми було визначено найбільш критичні компоненти політики PvM на основі наступного рівняння:

$$\alpha W_{Cost} + \beta W_{Technical} + \gamma W_{Lead-Time} + \delta W_{Historical} = \mu \quad (2.11)$$

Застосування BWM, враховуючи думку кількох експертів, дозволяє визначити вагові коефіцієнти критеріїв як $\alpha = 10\%$ для вартості, $\beta = 43\%$ для серйозності, $\gamma = 24\%$ для часу виконання та $\delta = 24\%$ для виникнення. На цій основі розраховується оцінка зваженої суми значень кожної запчастини та представлена в табл.2.5.

Знаючи, що запасні частини мають різну важливість, класифікація компонентів дозволить нам визначити пріоритетність більш важливих запасних частин для подальшого розподілу ресурсів і визначення стратегії технічного обслуговування. Як зазначено в 2.1, для більшої простоти в галузі було застосовано метод класифікації ABC, а результат ранжування критичних компонентів наведено в табл.2.5.

Таблиця 2.5

Результат ранжування критичності компонентів

Компоненти	Вартість €	Ступінь тяжкості (1-10)	Термін виконання (дні)	Випадок (1-10)	Зважене сумарне значення	Клас
Підшипник шпинделя	300	7	120	6	81%	A
Підшипник коробки	3	9	15	8	67%	A
Водонепроникне кільце	10	8	7	6	53%	A
Ключ	2	8	7	6	52%	A
Зірка зчеплення	5	5	15	6	37%	B
Шестерня коробки передач	250	4	15	3	33%	B
Кільце, проставка	3	4	7	3	19%	B

Зчеплення	200	2	15	3	19%	В
Сокира веретена	170	2	5	3	16%	С
Сокира коробки	170	2	5	3	16%	С
Фланець	30	3	5	1	7%	С

Ця класифікація є цінною для визначення стратегії обслуговування та запасних частин одночасно. Наведені вище результати класифікації вказують на те, що за компонентами класу «А» може слідувати стратегія РvМ, клас «В» може потребувати додаткового аналізу, а клас «С» може залишатися на стратегії СМ. У разі можливості збору даних у реальному часі та економічного обґрунтування клас А також може використовуватися як стратегія РdМ [14].

Щоб надати особам, які приймають рішення, впевненість у класифікації та стабільності/надійності результатів, було проведено аналіз чутливості ваг критеріїв за допомогою третьої моделі, поясненої в розділі 2.2. Цей аналіз проводився на найбільш критичних компонентах класу «А». Метою було визначити нижню та верхню ваги кожного критерію, для якого класифікація класу «А» залишається незмінною. Результати представлені на рис.2.14, який показує, що призначені частини в класі «А» більш чутливі до варіацій критерію серйозності, але менш чутливі до критерію вартості. Таким чином, позитивний і негативний діапазони вказують на те, що модель рішення та результати дуже стабільні. Тому можливі похибки в оцінці ваг не впливають на вихідні результати в класі «А». На рис.2.15 представлено інтервал ваг критеріїв і початкових ваг таким чином, щоб результат аналізу залишався незмінним у цих діапазонах.

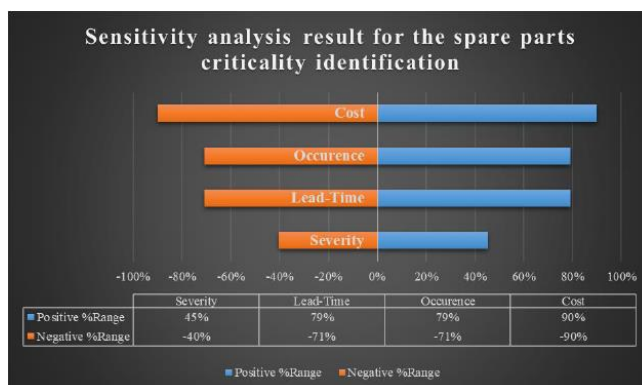


Рис.2.14 Результат аналізу чутливості для компонентів

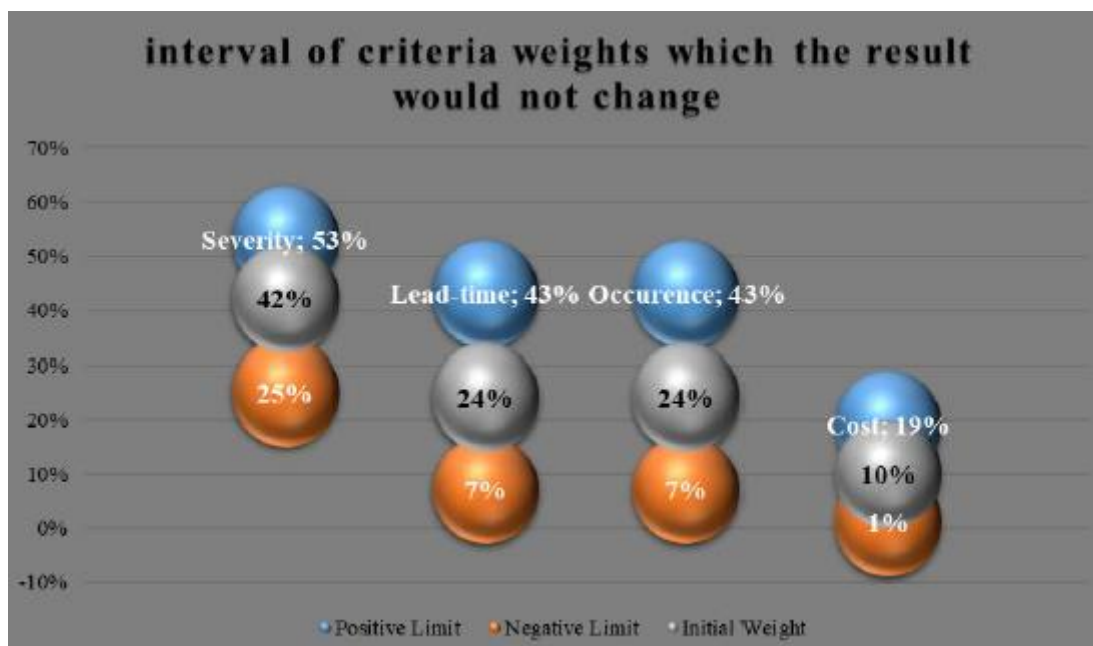


Рис.2.15 Діапазон інтервалів ваг критеріїв, щоб результати залишалися стабільними

Наведені вище результати чутливості вказують на те, що аналіз критичності компонентів у цьому дослідженні є досить стабільним і надійним. Таким чином, на основі отриманих результатів розроблено оптимальну періодичність технічного обслуговування, яка представлена в наступному розділі.

2.4 Оптимальна періодичність технічного обслуговування

У профілактичному технічному обслуговуванні поширеною практикою є встановлення частоти технічного обслуговування на основі середнього часу напрацювання на відмову (MTBF) або інформації, наданої виробником обладнання. Однак у багатьох випадках дотримання MTBF або частоти, рекомендованої виробником, може бути не найоптимальнішим підходом. Крім того, у деяких виробничих активах інформація про виробника може бути недоступною. Навіть якщо він доступний, з часом він може втратити свою оптимальність і вимагати перенастроювання частоти обслуговування. Тому важливо провести оптимальний частотний аналіз для підвищення ефективності та доступності обладнання/машин.

Оптимальна частота PвМ може бути застосована для важливих компонентів, які вже визначені в класі «А» та/або «В». Частота PвМ може бути виражена в календарних періодах або кількості виробничих циклів. Таким чином вивчається та пропонується математичний метод оптимального планування PвМ, який буде детально описано нижче:

На основі огляду довідників, для визначення оптимальної частоти вибрано найкращу модель. Оцінка оптимальної заміни компонента в PвМ завжди супроводжується деякими припущеннями:

- Як зазначено в книзі (Jardine & Tsang, 2013), в імовірнісних моделях два стани обладнання/компонента вважаються «хорошими» та «несправними», що логічно у виробничих системах, коли відмова однієї частини обладнання визначається швидко. Друга – заміна обладнання робить його «як новим».

- Запуск PвМ є економічно ефективним, тому вартість аварійного обслуговування (що включає запасні частини, людино-години, зупинки виробництва та втрати) є вищою за вартість експлуатації PвМ.

Стосовно однокомпонентної умови, наступна модель (Lagoune та ін., 2009) була визнана важливою, яка може допомогти особам, які приймають рішення, встановити економічно ефективний PвМ. Ця модель намагається знайти найкращий компроміс між PвМ і витратами на технічне обслуговування при поломці в кожному часовому проміжку. У цій моделі враховується очікувана кількість відмов, що можна вважати надійністю машини.

Функція загальних витрат на технічне обслуговування в кожен визначений час обчислюється наступним чином:

$$C_{mp} * \frac{T}{Fr} + C_{brm} H(Fr) \quad (2.12)$$

Де Fr – це оптимальна частота PвМ, яку слід визначити шляхом вирішення рівняння оптимізації. C_{mp} — це вартість втручання з технічного обслуговування в профілактичних умовах, а C_{brm} — це вартість обслуговування в ситуації раптової поломки, яка часто перевищує C_{mp}. H(Fr) – кількість поломок, які очікуються в інтервалі (0, Fr). T - це часовий проміжок, який ми вважаємо прийнятним, якщо

можна оптимізувати витрати на обслуговування. Це пояснюється тим, що загальна вартість P_{vM} залежить від кількості циклів РМ у розглянутому горизонті часу [16].

На основі цих параметрів і змінної Fr у кожен конкретний момент часу виходить загальна вартість, яку можна використовувати як функцію оптимізації для визначення оптимальної частоти для P_{vM}.

Функція H(Fr) обчислюється на основі наступного рівняння, яке керується перетворенням Лапласа:

$$H * (Fr) = \frac{f^*(Fr)}{s[1-f^*(Fr)]} \quad (2.13)$$

Де f(Fr) — функція щільності даного розподілу ймовірностей, а f*(Fr) — перетворення Лапласа f(t). Перетворення Лапласа зазвичай знаходяться в довідкових таблицях. На цій основі функція H(Fr) досягається через H*(Fr). Як приклад, для експоненціального розподілу густини H(Fr) дорівнює $\lambda \times Fr$.

У цьому рівнянні ризик відмови представлений параметром λ . У експоненціальному розподілі цей параметр постійний, що призводить до стабільного рівня небезпеки в часі. Згідно з інформацією з двох джерел щодо надійності (Jardine & Tsang, 2013), (Lagoune та ін., 2009), розуміється, що постійний рівень небезпеки в моделях відмов може бути спричинений випадковими навантаженнями та екстремальними умовами. Ця модель відмови застосовується до складного обладнання, в якому відмова одного або кількох внутрішніх компонентів може призвести до відмови обладнання та подальшого простою.

У проблемі MSME стан цього обладнання цілком підтверджує вищезазначену умову. У результаті ми розглянули розподіл ймовірності відмови цього обладнання як експоненціальний розподіл відмови.

Оптимальний Fr отримується через (2.14) шляхом виведення (2.12). Частота активності P_{vM} може бути виміряна в робочих годинах/тижнях або кількості виготовлених деталей.

$$Fr(*) = \sqrt{\frac{Cmp*T}{\lambda * Cbrm}} \quad (2.14)$$

Оптимальна частота технічного обслуговування у випадку використання багатошпиндельного обладнання.

Для впровадження оптимального методу частоти P_vM, запропонованого в попередньому розділі, спочатку необхідно оцінити необхідні ресурси, такі як запасні частини та людські ресурси. Необхідну інформацію було зібрано на основі креслень, складу, відділів постачання та технічної інформації від експертів FPT-BLY. У продовженні процес збору інформації детально описується:

Оцінка потреби в запчастинах: Точна оцінка витрат на запасні частини для ММСП потребує детальної інформації про типи та кількість запасних частин та вартість їх придбання за одиницю, оскільки типи та кількість запасних частин різні в різних ММСП. Оскільки обладнання MSME є складним і містить численні деталізовані частини, отримати всю необхідну інформацію може бути неможливо. У таких випадках альтернативним підходом є використання наявних даних про вартість запасних частин для аналогічного обладнання як основи для оцінки.

Для цього, загалом, було розглянуто типи запасних частин, які розглядалися для аналізу ідентифікації стратегії критичності/технічного обслуговування в табл.2.4. Інформація про підшипники спочатку була доступна, але для решти компонентів відповідні посилання на запчастини та кількість були знайдені шляхом ретельного перегляду технічних креслень і документів. Для визначення вартості деякі запасні частини вже кодифіковано, а посилання доступні в системі ERP (SAP). Тоді як деякі інші не мають зареєстрованих кодів ERP, і витрати недоступні. Для цих типів запасних частин було спробовано інтерполювати вартість на основі попередніх подібних команд. Крім того, для певних типів, які FPT-BLY може виробляти власноруч, вартість запасних частин була оцінена за допомогою внутрішніх ресурсів.

Через значну кількість часу, необхідного для отримання детальної інформації для інших ММСП, пропонується метод інтерполяції для оцінки вартості цього обладнання на основі кількості шпинделів і осі коробки. Щоб зрозуміти це, давайте пояснимо, що в кожному MSME є певна кількість шпинделів і осей коробки, які виконують операції обробки. Приклад показано на рис.2.16, враховуючи

припущення, що вартість запасних частин однакова для кожної осі, вартість запасних частин для іншого обладнання можна розрахувати пропорційно.

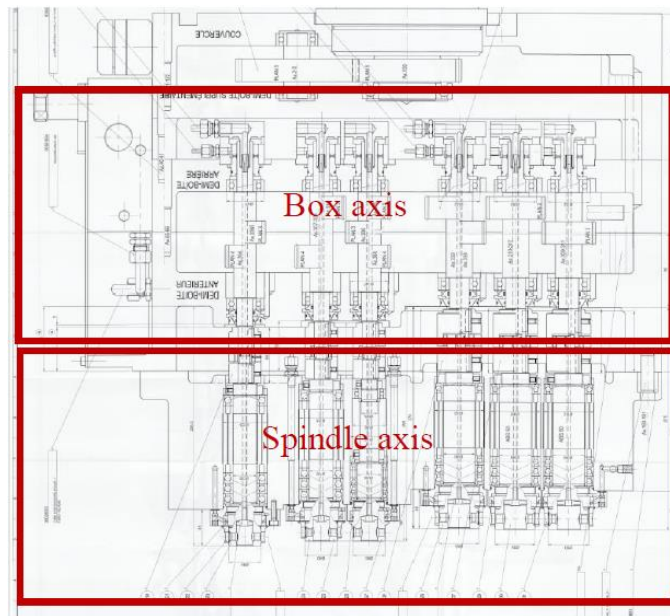


Рис.2.16 Приклад креслення осі багатошпindelного обробного обладнання

Оцінка потреби в людських ресурсах:

За тією ж логікою оцінки запасних частин, людські ресурси були оцінені на основі фіксованої тривалості відкриття та закриття обладнання та змінної тривалості, яка базується на кількості осей шпинделя в кожному типі MSME. Відповідно до інформації, отриманої від експертів, таблиця 9 представляє час технічного обслуговування MSME на основі його типу обробки:

Таблиця 2.6

Розрахунковий час технічного обслуговування залежно від типу обробки

Тип обладнання для обробки	Час підготовки, відкриття та закриття (години)	Очищення та фіксація компонентів для кожної осі (години)
Фрезерування, зняття фаски	4	8
Різьблення	8	2
Свердління, розточування, зенкування	0	1,5-2

Після оцінки необхідних ресурсів для профілактичного обслуговування можна визначити оптимальний F_r компонентів, які призначені для політики P_vM , використовуючи метод, запропонований у попередньому розділі. Результати оптимального планування MSME пояснюються далі:

Оптимальні результати частоти P_vM :

Що стосується запропонованого методу, оптимальна частота та компоненти визначені для 11 найбільш критичних ММСП.У зв'язку з цим, на основі запропонованого методу, це можна визначити за трьома основними параметрами, якими є MTBF, витрати на P_vM (витрати на запасні частини та витрати на людські ресурси) і витрати на технічне обслуговування в разі поломки, які мають додаткові витрати на надзвичайні ситуації на додаток до витрат на P_vM .

Як було зазначено раніше в аналізі критичності компонентів, частини класу «А» включені до P_vM , а частини класу «В» слід ідентифікувати методом і аналізом вартості, які слід включити чи ні. Таким чином, для спрощення рішення для промислового використання ми використали однокомпонентну модель, щоб усі компоненти обладнання розглядалися як один компонент. Щоб визначити, чи слід компоненти класу «В» враховувати в політиці P_vM чи ні, було виконано сценарії аналізу витрат. У кожному сценарії розглядалися множинні комбінації наявності компонентів класу «В». Тому оптимальна частота та оптимальна кількість компонентів розраховуються з урахуванням усіх сценаріїв компонентів класу «В». Один із прикладів отриманого результату представлено на рис.2.17.

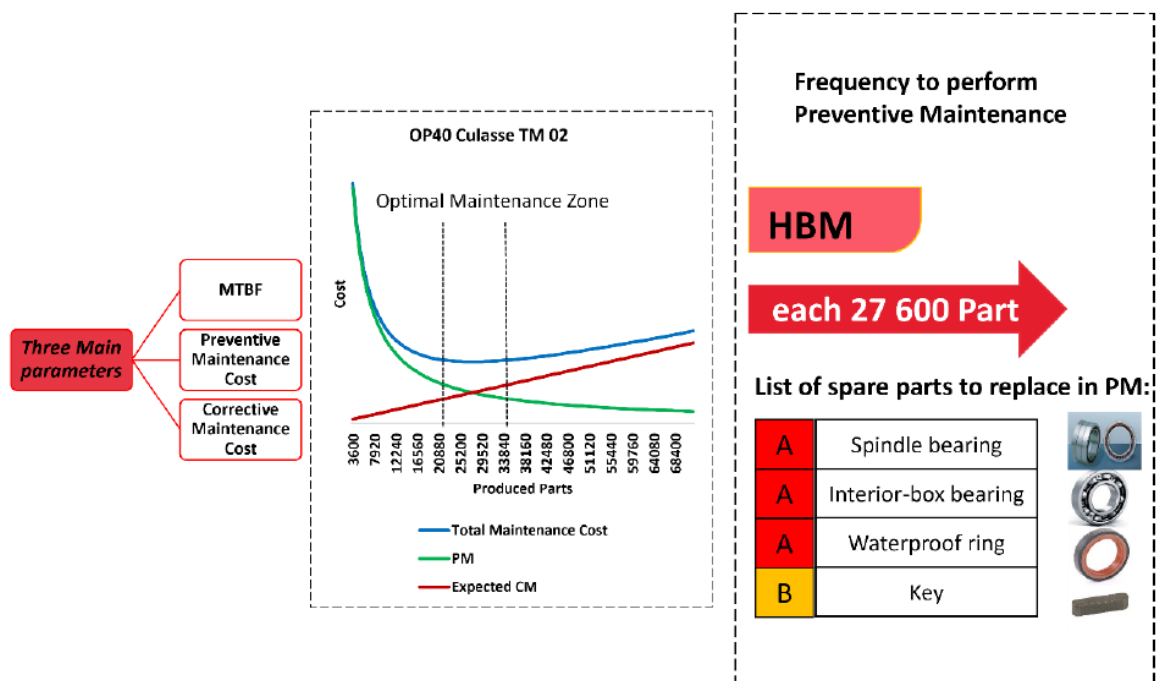


Рис.2.17 Один із прикладів оптимального результату ідентифікації політики РvМ

Таким же чином оптимальна частота та запасні частини розраховуються для інших 10 обладнання, яке наведено в наступній таблиці.

Таблиця 2.7

Результат оптимізації 11 обладнання ММСП

Багатошпindelне інструментальне обладнання	Оптимальний F _г для виконання РvМ	Запасні частини - Клас А			Запасні частини - Клас В		
Op40 CULASSES TM 2	27598	✓	✓	✓	✓		
Op80 CULASSES TM 6	29052	✓	✓	✓	✓		
Op40 CULASSES TM 9	34991	✓	✓	✓	✓	✓	
Op10 CULASSES TM 6	37368	✓	✓	✓	✓	✓	
Op130 BLOCS TM 8	24569	✓	✓	✓	✓		
Op10 CULASSES TM 11	24742	✓	✓	✓	✓	✓	
Op130 BLOCS TM 17	22697	✓	✓	✓	✓		
Op130 BLOCS TM 7	17373	✓	✓	✓			
Op40 CULASSES TM 7	41085	✓	✓	✓	✓		
Op40 CULASSES TM 10	22907	✓	✓	✓	✓		
Op130 BLOCS TM 18	16049	✓	✓	✓	✓		

На основі цієї основи пропонується політика технічного обслуговування, яка враховує останнє технічне втручання та пропонує наступний оптимальний період РvМ для кожного MSME. Політика РvМ також забезпечує основу для кращого управління запасними частинами MSME. Слід зазначити, що результати цього дослідження були застосовані та, як наслідок, значно підвищили ефективність управління ММСП. Наприклад, екстрена закупівля запчастин значно скоротилася, оскільки найважливіші запчастини доступні з оптимальними або мінімальними інвестиційними витратами.

3 ОЦІНКА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ТА ПРОГНОЗУ ЕКСПЛУАТАЦІЙНОГО РЕСУРСУ ЗА ДАНИМИ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

3.1 Архітектура підключення та отримання даних

Етапи впровадження архітектури ІоТ передбачають вибір відповідних датчиків і пристроїв збору даних, забезпечення сумісності протоколів передачі даних з існуючою системою, налаштування інфраструктури зберігання даних, а також вибір і налаштування інструментів візуалізації та аналітики. Архітектура має бути розроблена так, щоб бути масштабованою та сумісною з існуючою системою, а зібрані дані слід аналізувати за допомогою різних інструментів аналітики даних, щоб отримати інформацію та покращити стратегію обслуговування. Архітектури ІоТ зазвичай включають датчики, пристрої збору даних, протоколи передачі даних, зберігання даних, а також інструменти візуалізації та аналітики.

Дані та інформація в реальному часі в FPT-BLY.

Для забезпечення доступу до даних у реальному часі з машин FPT-BLY було реалізовано архітектуру промислового Інтернету речей (ІоТ) за допомогою платформи MindSphere. Це рішення було прийнято з кількох причин, зокрема через те, що більшість машин у FPT-BLY використовує ПЛК Siemens, відсутність доступних постачальників Інтернету речей на момент впровадження та бажання уникнути складності в управлінні значними даними в реальному часі.

Таким чином, спочатку один верстат з ЧПК був налаштований для підключення до платформи ІоТ. Для зовнішніх датчиків використовувалися датчики IFM, а для системи збору даних був встановлений блок SIMATIC IOT2040 з використанням протоколу зв'язку S7 з ПЛК. Зберігання даних здійснюється в ядрі платформи та в хмарі платформи, доступ до якого можна отримати через автентифікацію для додатків візуалізації та аналітики даних на платформі або через інтерфейс прикладного програмування (API) для зовнішніх програм.

Щоб краще зрозуміти структуру платформи ІоТ та її складність, на рис.3.1 представлено схему. Як видно, через MindConnect (систему збору даних) дані датчика або ПЛК передаються в ядро MindSphere. Потім науковці/розробники даних можуть отримати доступ до даних через процес автентифікації та авторизації. Для цього потрібно створити бібліотеку для отримання даних у бажаних змінних у потрібні періоди. Ця бібліотека була розроблена мовою програмування Python [17].

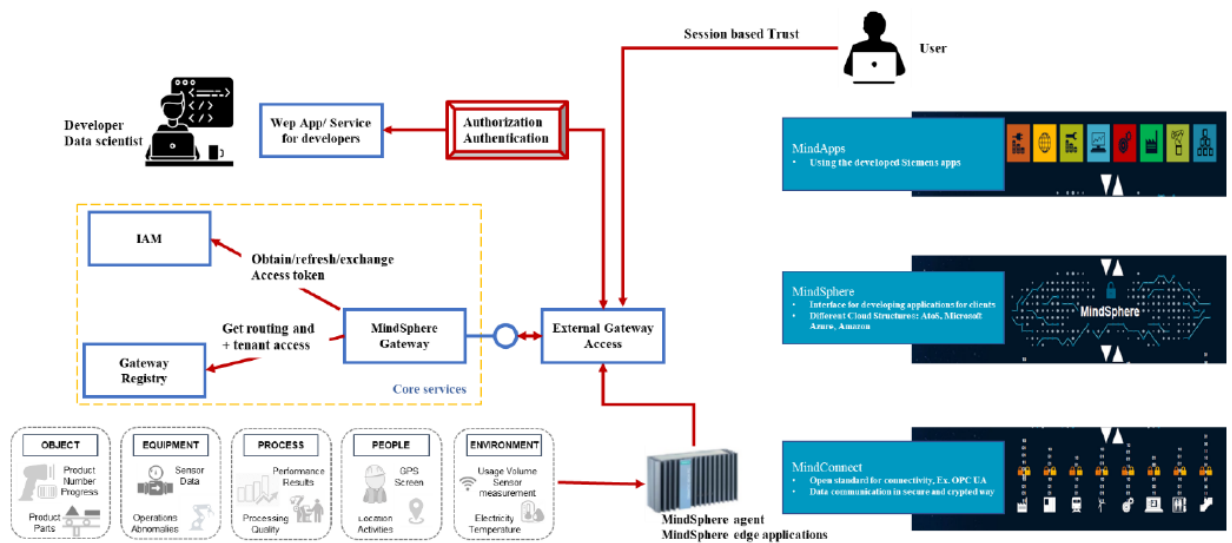


Рис.3.1 Детальна схема платформи Siemens ІоТ у FPT-BLY

Для зберігання даних MindSphere використовує потрібний формат ідентичності, що складається з активу, аспекту та змінної, який зображено на рис.3.2. Ця структура дозволяє ефективно записувати дані та керувати ними, і приклади кожної ідентифікації наведено на рисунку.



Рис.3.2 Конфігурація даних на платформі MindSphere з прикладами

Важливо відзначити, що історична інформація відіграє вирішальну роль у моніторингу технічного обслуговування, оскільки вона допомагає аналізувати втручання з технічного обслуговування, ідентифікувати використовувані компоненти, обчислювати витрати, показники тощо. Однак доступ до цієї інформації потребує використання модулів запиту вилучення ERP.

3.2 Динамічна прогностична процедура

У цьому підрозділі мною було підсумовано ключові кроки для ідентифікації НІ та оцінки RUL на основі вивчення літератури та нашої точки зору після отримання даних у реальному часі.

Початковим і ключовим кроком у визначенні НІ та/або оцінці RUL є визначення цілі, що передбачає вибір компонента/обладнання для моніторингу та відповідних даних моніторингу стану [18]. Для оцінки RUL цільовим показником може бути термін служби, що залишився до виходу з ладу компонента чи обладнання, або до конкретного стану збою в частині обладнання (Angelopoulos et al., 2020). Потім дані моніторингу стану збираються через платформи ІоТ і динамічно зберігаються в озерах даних або базах даних. На основі підходу, представленого на рисунку 60, показники стану здоров'я можна визначити під час збору даних і представити у формі категоріальних класів або безперервних значень, таких як відсоток. Тут важливу роль у пошуку правильних показників працездатності відіграють конкретні знання про обладнання та цільові умови відмови, оскільки параметри сильно залежать від випадку.

З точки зору методології, існує кілька методів визначення НІ, включаючи виділення ознак, кластеризацію, класифікацію та навчання з підкріпленням. Вилучення функцій передбачає вилучення значущих функцій із даних у реальному часі для визначення стану працездатності машини. Існує три основні підходи до виділення ознак: часовий домен, частотний домен і частотно-часовий підхід [18]. Методи кластеризації використовуються, коли недостатньо знань про кореляцію між даними в реальному часі та помилкою. Кластеризація може допомогти

ідентифікувати кластери, які відповідають реальним умовам відмови або працездатному режиму, які потім можна використовувати як рекомендовані дані. Після встановлення функцій алгоритми машинного навчання, такі як K-Nearest Neighborhood (KNN) або навчання з підкріпленням, можуть бути використані для класифікації або ідентифікації поточного стану здоров'я в міру отримання нових даних [19]. Отримана модель індикатора працездатності служить основою для оцінки працездатності та моніторингу машини або обладнання. Цей процес показано на рис.3.3 у нижній лівій частині рисунку.

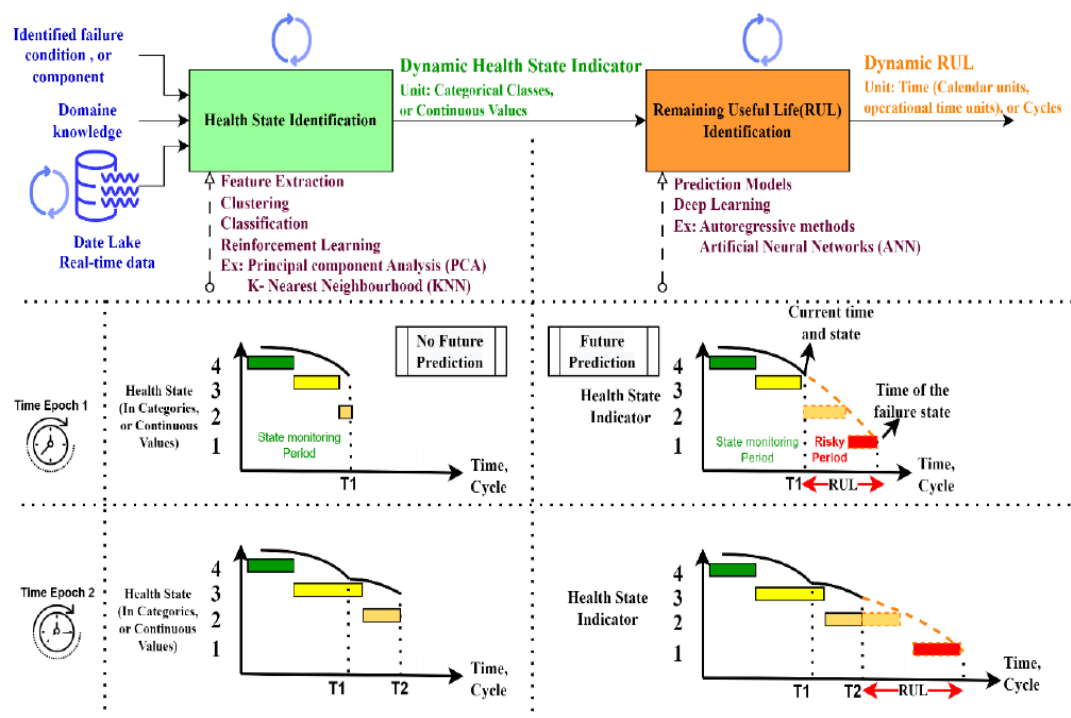


Рис.3.3 Динамічна прогностична процедура

На етапі визначення НІ ми знаходимося в фактичному моменті без будь-яких прогнозів щодо майбутніх подій протягом наступних годин, днів тощо. Ми можемо підтримувати моніторинг здоров'я, коли перебуваємо в нормальному стані здоров'я, тоді як у ризикованому стані здоров'я оцінка RUL стає більш важливою.

Для прогностичного аспекту модель оцінки RUL повинна використовувати тенденцію стану працездатності, щоб знайти час відмови та обчислити RUL. Одиницею RUL можуть бути календарні одиниці, як дні, або виробничі цикли, як

кількість виготовлених деталей. Як пояснюється в розділі літератури, найбільш відповідними методами є статистичні методи, глибоке навчання або їх поєднання, які можуть знайти функцію навчання тенденції стану здоров'я. Як видно з правого боку рисунка 60, це не той самий підхід, який представлено в (Elattar et al., 2016), оскільки методи класифікації можуть допомогти визначити поточний, а не майбутній стан. У той час як прогнози та статистичні методи широко допомагають у прогнозуванні трендів, що підходить для прогнозів та оцінок RUL.

Для динамічного аспекту прогнозу слід визначити інтервал переналагодження або інтервал оновлення залежно від критичності випадку та його параметрів. У кожному з цих інтервалів отримуються нові дані в реальному часі та обробляються для оновлення значення RUL. Крім того, інтервал оновлення може залежати від ризикованого порогу часу поповнення запасних частин і часу, необхідного для втручання групи технічного обслуговування. Це пояснюється тим, що значення RUL сильно залежить від експлуатаційного використання компонентів або обладнання. Його можна розширити або зменшити, як це зображено на схематичному прикладі внизу малюнка в часових епохах.

Ми представили деякі основні методології для оцінки HI та RUL, тоді як вибір відповідних методів залежить від кількох параметрів досліджуваного випадку використання, як зазначено нижче:

- Ризики для безпеки: безпека завжди є найважливішою метою будь-якої операційної системи. Наприклад, в аерокосмічній промисловості чутливе обладнання та системи часто використовуються в критично важливих програмах, таких як авіаційні двигуни. Тому вибір відповідних методів оцінки HI та RUL має вирішальне значення для забезпечення безпеки та запобігання ризикам катастрофічних збоїв.

- Вартість: необхідні витрати та час на впровадження та підтримку методів оцінки HI та RUL є важливим фактором, який слід враховувати, оскільки деякі методи можуть бути дорожчими за інші.

- Критичність обладнання: в енергетичному секторі таке обладнання для виробництва електроенергії, як газові та вітряні турбіни, має вирішальне значення

для забезпечення надійного електропостачання, щоб запобігти неочікуваним простоям і забезпечити високу доступність.

- Технічна складність: складні системи з численними компонентами вимагають складних методів. Наприклад, для компонентів двигуна можуть знадобитися методи на основі вібрації.

- Доступність і якість даних: кількість і якість доступних даних мають вирішальне значення, оскільки деякі методи вимагають великих обсягів даних для ефективної роботи, а інші можуть працювати з меншою кількістю даних. Недостатні або низькоякісні дані можуть призвести до неточних прогнозів, що призведе до дорогих помилок.

3.3 Ідентифікація індикатора справності обладнання

У дослідженні ідентифікації НІ ми спочатку представляємо метод НІ, а потім представляємо варіант використання, який обрано для експериментів із станом працездатності обладнання, після чого обговорюємо результати.

Загальний процес розробки НІ на основі даних зазвичай включає збір даних, очищення даних, вилучення функцій та/або розробку моделі. Першим кроком зазвичай є ідентифікація відповідних необроблених даних і виконання попередньої обробки та очищення, щоб підготувати дані для вилучення ознак або індикаторів. У моніторингу в режимі реального часу може бути багато спостережень для кількох змінних. Основним джерелом даних для розробки показників працездатності часто є дані датчиків і ПЛК, які складаються з кількох змінних $X_1, \dots, X_m$ без пов'язаної відповіді або даних міток Y . Оскільки позначені функції та дані про роботу до відмови часто недоступні, а дані можуть включати кілька змінних, важливо зменшити ефект кореляції між змінними та визначити найбільш відповідні параметри. Щоб вирішити цю проблему, ми пропонуємо використовувати неконтрольований метод аналізу основних компонентів (РСА) для розробки НІ, який пояснюється в наступному розділі:

3.3.1 Ідентифікація показників працездатності через аналіз головних компонентів

Метод PCA використовується для аналізу багатовимірних даних, щоб зменшити розмірність набору даних, що означає зменшення кількості змінних або ознак, зберігаючи якомога більше інформації. Іншими словами, метод PCA зменшує розміри так, щоб розміри якомога більше відображали варіації в цілому наборі даних [12]. Отримані нові змінні називаються головними компонентами, які є лінійними комбінаціями вихідних змінних. Перший основний компонент пояснює найбільшу варіацію у вихідних даних, а кожна наступна компонента пояснює все меншу варіацію. Кожен вимір/головний компонент аналізу PCA є лінійною комбінацією m змінних, а кількість вимірів/головних компонентів, які зберігаються, залежить від результатів кожного аналізу PCA. Наприклад, перший вимір/компонент можна виразити так:

$$Z_1 = \varphi_{11}X_1 + \dots + \varphi_{m1}X_m \quad (3.1)$$

$$\sum_{j=1}^m \varphi_{j1}^2 = 1 \quad (3.2)$$

Де $\varphi_{11} \dots \varphi_{m1}$ – це навантаження кожної змінної на перший компонент, а X_j – стандартизоване значення змінної j . Z_1 — нормалізована лінійна комбінація m змінних. Щоб знайти найкращий $\varphi_{11} \dots \varphi_{m1}$ для першого компонента, PCA використовує задачу оптимізації для максимізації дисперсії спостереження, яке підпадає під обмеження (2.2). Далі представлено лінійну комбінацію першого головного компонента на основі спостережень (кожне i відповідає одному спостереженню кожної змінної j) і рівняння оптимізації:

$$Z_{i1} = \varphi_{11}x_{i1} + \dots + \varphi_{m1}x_{im} \quad i = 1 \dots, n (\text{кількість спостережень}) \quad (3.3)$$

$$\max \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^m \varphi_{j1} x_{ij} \right)^2 \right\} \text{ st. } \sum_{j=1}^m \varphi_{j1}^2 = 1 \quad (3.4)$$

де φ_{j1} – навантаження змінної j на першу головну компоненту, а X_{ij} – стандартизоване значення спостереження i у змінній j .

Процес ідентифікації другого та інших компонентів ($Z_2, Z_3 \dots$) однаковий, але є різниця в тому, що лінійна комбінація Z_2 не має бути корельованою з Z_1 тощо [13].

Результати аналізу PCA часто візуалізуються у біплоті, такому як показано на рис.3.4 (Два компоненти у 2D). На цьому графіку зелені вектори представляють вектори змінного навантаження на основі головного компонента один (PC1) і головного компонента два (PC2). Вектори навантаження можна використовувати для визначення кореляцій між змінними, а також рівня впливу кожної змінної з точки зору варіацій, представлених головними компонентами. Рівень впливу визначається на основі близькості до основних компонентів.

Важливо зазначити, що перед проведенням аналізу PCA змінні необроблених даних слід масштабувати. Це пояснюється тим, що кожна змінна може мати різні одиниці вимірювання та дисперсію, а масштабування гарантує, що інтерпретація не буде упередженою.

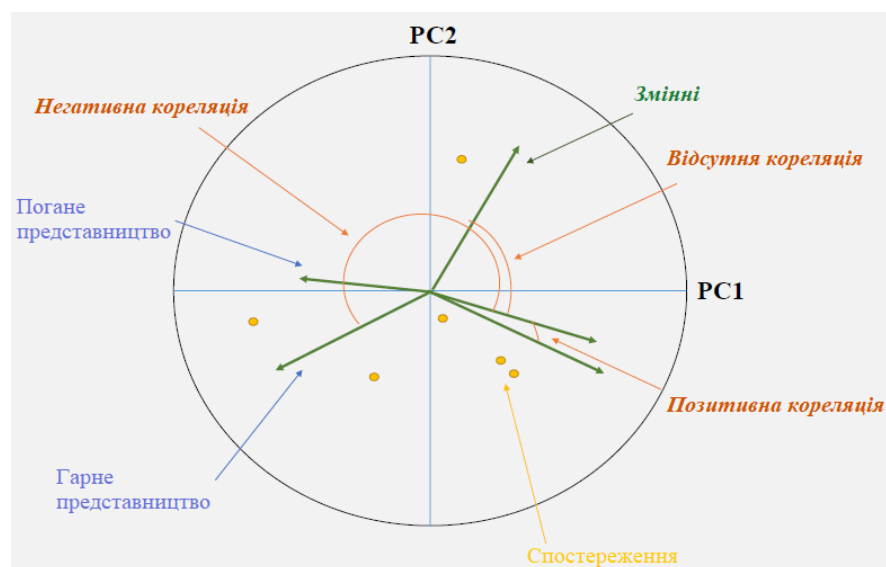


Рис.3.4 Бі-діаграма PCA та інтерпретації

Що стосується розвитку НІ, пропонується використовувати основні компоненти, отримані з аналізу PCA, як потенційні індикатори здоров'я. Використовуючи PC1, PC2 тощо, ми можемо контролювати найвпливовіші змінні, які представляють більшість варіацій у всьому наборі даних. Цей підхід може

ефективно зменшити розмірність даних і полегшити ідентифікацію потенційних аномалій або збоїв у системі. Однак конкретний вибір головних компонентів для кожного випадку використання має ґрунтуватися на експерименті та аналізі набору даних.

3.3.2 Ідентифікація показників працездатності у випадку використання верстата з комп'ютерним числовим керуванням

Перший варіант використання в платформі ІоТ, який вивчався для PdM, показаний на рис.3.5 і стосується верстату з ЧПК марки HULLER. У цьому випадку використання даних у реальному часі з обох числових

Доступні командний (NC) і зовнішні датчики. Окрім цього випадку використання, інші типи машин/обладнання, такі як конвеєрні ланцюги, роботи тощо, підключаються для збору даних, які будуть представлені у відповідних главах або розділах.



Рис.3.5 Варіант використання верстата з ЧПК для дослідження НІ

Щоб синтезувати всі доступні дані з цієї машини, відповідні дані з ПЛК і зовнішніх датчиків були обрані за допомогою експертів, щоб визначити можливі ризики, пов'язані з машиною.

Схема даних у реальному часі для цього випадку використання показана на рис.3.6.

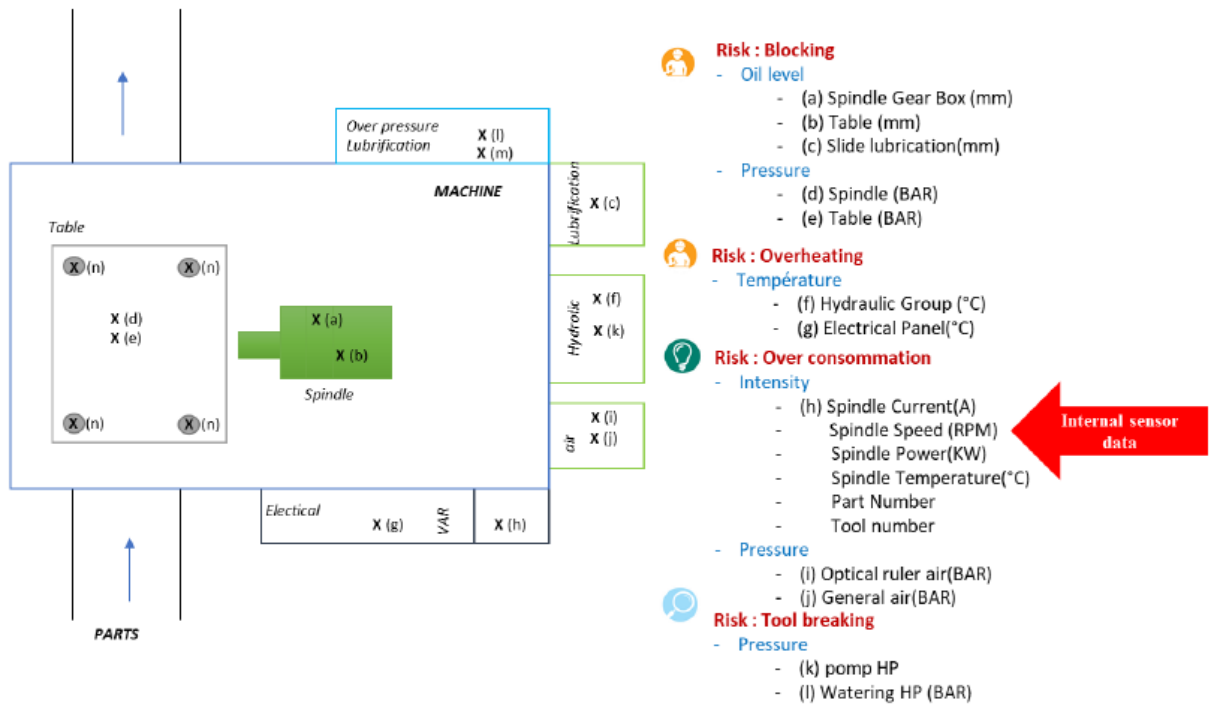


Рис.3.6 Схема даних у реальному часі

У дослідженні НІ основна увага була зосереджена на моніторингу двигуна шпинделя з використанням даних у реальному часі про швидкість шпинделя, потужність, струм і температуру, оскільки це одна з найважливіших функціональних груп верстатів з ЧПК. Щоб ідентифікувати релевантні показники здоров'я з даних датчика, метод PCA використовувався для виділення ознак. Як було сказано раніше, PCA є корисною технікою для аналізу багатовимірних даних, особливо у випадках, коли існує багато змінних і висока кореляція між ними. Зменшуючи розмірність даних, PCA може допомогти ідентифікувати найбільш впливові змінні, які представляють найбільш значні варіації в набору даних, що полегшує визначення відповідних показників для моніторингу здоров'я. Без PCA може бути складно визначити відповідні показники здоров'я з великих наборів даних із багатьма змінними, оскільки кореляція між змінними може ускладнити розрізнення найбільш значущих факторів.

PCA спочатку застосовувався до всього набору даних, що містив чотири змінні, і аналіз проводився з використанням двох основних компонентів. Отриманий дводіапазон, рис.3.7, показав, що перший і другий головні компоненти охоплюють 71% і 17% загальної варіації в наборі даних відповідно, в результаті

чого загальна сума становить 78%. Ці результати вказують на те, що двох основних компонентів достатньо для представлення більшості інформації у вихідному наборі даних.

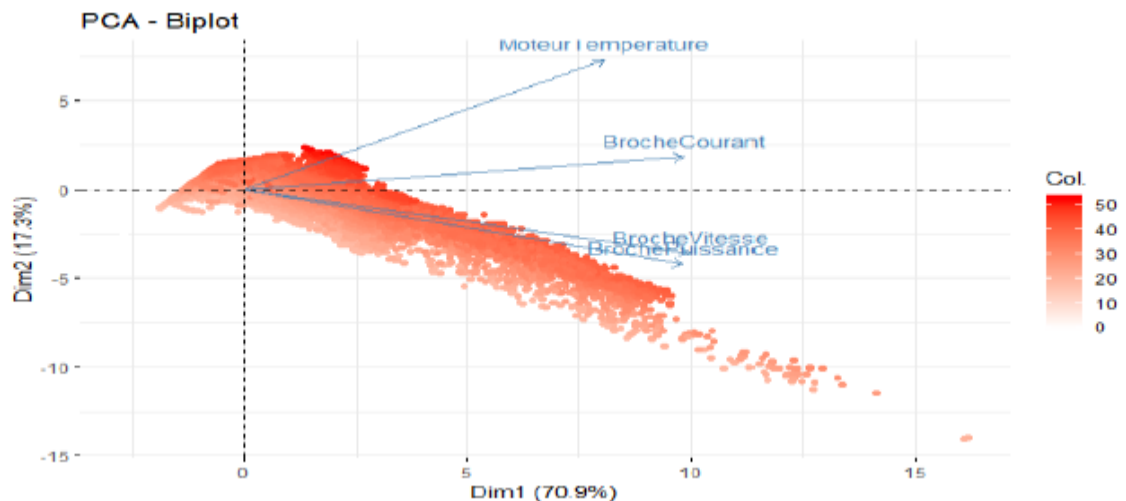


Рис.3.7 Біплот PCA для даних датчика двигуна з ЧПК

Біплот дає уявлення про кореляції між різними змінними. Як видно на рис.3.7, існує висока кореляція між швидкістю та енергоспоживанням двигуна. Температура двигуна показує меншу кореляцію зі швидкістю та потужністю, тоді як струм двигуна демонструє більш високу кореляцію.

Результати також показують, що значну частину варіацій можна зафіксувати шляхом моніторингу цих двох основних компонентів. Таким чином, замість відстеження чотирьох окремих змінних даних у реальному часі, пропонується відстежувати PC1 і PC2 як індикатори працездатності для спостереження за змінами та стабільністю двигуна шпинделя. Цей індикатор справності можна включити в інформаційну панель на рівні комп'ютера, як показано на рис.3.8.

У цьому дослідженні стабільний стан механізму ЧПК відображається в даних у реальному часі та на дисплеї основних компонентів, рис.3.8. Значні відхилення від нормального стану, які тривають протягом значного часу, можуть свідчити про механічні або електричні проблеми в двигуні шпинделя ЧПК.

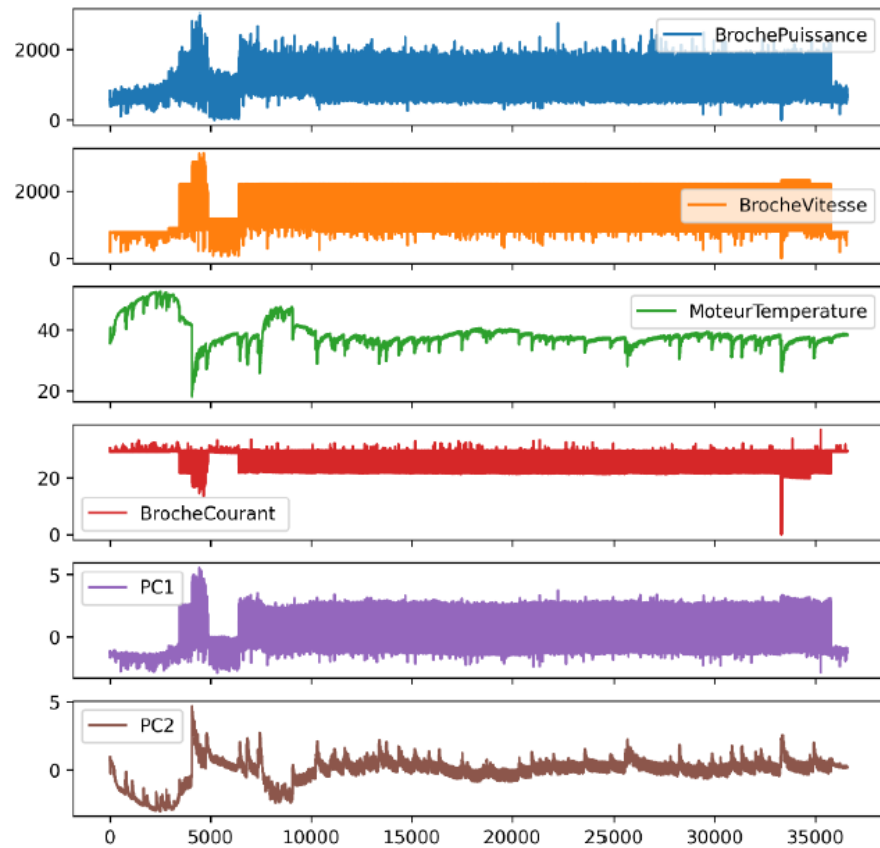


Рис.3.8 Візуалізація PCA щодо стану компонента

Незважаючи на те, що PC1 і PC2 можна використовувати як індикатори здоров'я, результати PCA можуть бути недоступними для безпосередньої інтерпретації або розуміння експертами в галузі, особливо коли мова йде про складні та багатовимірні набори даних. У той час як PCA може надати корисний метод для зменшення розмірності та виділення ознак, важливо мати на увазі, що результуючі основні компоненти можуть не мати чіткого фізичного чи інтуїтивного значення. Таким чином кількість головних компонентів можна визначити залежно від співвідношення дисперсії (репрезентативності варіації всього набору даних) і суми квадратичних помилок (SSE). SSE є показником того, наскільки добре основні компоненти, отримані за допомогою аналізу PCA, вловлюють мінливість вихідних даних. SSE являє собою суму квадратів відстаней між фактичними точками даних та їх проекцією на головні компоненти. Чим нижче значення SSE, тим краще головні компоненти представляють вихідні дані.

Результати SSE цього дослідження щодо основних компонентів зображені на рис.3.9.

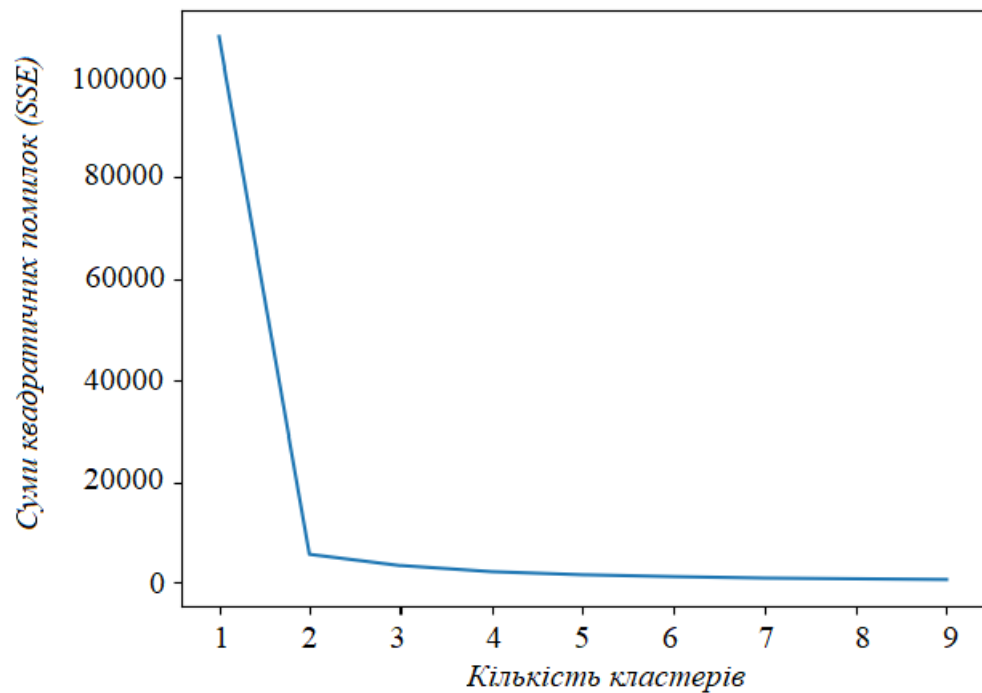


Рис.3.9 Результати SSE аналізу PCA в даних варіантів використання

У нашому дослідженні PC1 представляє 71% варіацій, що свідчить про те, що може бути достатньо зберегти лише один головний компонент замість двох. З іншого боку, збереження більше ніж двох основних компонентів може призвести до дуже складних показників здоров'я, які неможливо інтерпретувати [19].

У наступному розділі ми представимо метод оцінки RUL, який використовувався для оцінки залишкового терміну служби у варіанті використання FPT-BLY.

3.4 Динамічна оцінка залишкового терміну корисного використання

Як обговорювалося в розділі про динамічне прогнозування, вибір відповідного методу оцінки RUL залежить від кількох факторів, включаючи критичність обладнання з точки зору безпеки, безпеки, функціональності та фінансового впливу; технічну складність обладнання та необхідний рівень

точності; і вартість впровадження, включаючи збір даних і побудову моделі. На основі цих міркувань і доступних даних у реальному часі в наших сценаріях використання наша головна мета — визначити, чи можемо ми використовувати ці дані для оцінки RUL і, якщо можливо, як ми можемо використовувати цю інформацію для цілей планування технічного обслуговування. Враховуючи високу мінливість, сезонність і присутність трендів у доступних даних у режимі реального часу, а також беручи до уваги комплексний аналіз літератури, яка оцінює плюси та мінуси різних методів оцінки RUL, їхню застосовність і простоту використання в реальних сценаріях, використання методу Prophet виглядає відповідним методом для оцінки RUL [20]. Важливо зазначити, що наша мета полягає не в тому, щоб використовувати надто складні методи, оскільки здійсненність є важливішим фактором. Однак, щоб переконатися в отриманих результатах і обраному методі прогнозування, у нашому дослідженні також використовуються три інші добре відомі методи прогнозування та порівнюється їх ефективність.

Метод передбачення пророка.

Prophet використовує розкладну модель часових рядів. Ця модель, окрім функції прогнозування тенденції $g(t)$, розглядає періодичні $s(t)$ варіації (як щоденні та щотижневі зміни) та ефекти нерегулярних подій $h(t)$ як свята. Останні дві функції менше враховуються в інших моделях прогнозування. ε_t представляють своєрідні зміни, які мають бути нормально розподілені.

$$Y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t \quad (3.5)$$

Щодо функції тренду, Prophet в основному використовує лінійні функції зростання (3.6).

$$g(t) = (k + a(t)^T \delta_t)t + (m + a(t)^T \gamma) \quad (3.6)$$

Зміни тенденції включаються у функцію зростання шляхом визначення точок зміни S_j $j=1, \dots, S$ і δ_j реагує на швидкість зміни, що відбулася в точці зміни j . Де k — базова швидкість зростання, $a(t)^T \delta_t$ — швидкість зміни в момент часу t . m — параметр зміщення, $a(t)^T \gamma$ — коригування зсуву в момент часу t . Автоматичне визначення точки зміни базується на (5.6) з розрідженим попереднім значенням $\delta_j \sim \text{Laplace}(0, T)$, що впливає на модель швидкості зростання.

Ефекти сезонності та періодичних змін отримані на основі (3.7) за нахненням із ряду Фур'є:

$$s(t) = \sum_{i=1}^N (a_i \cos\left(\frac{2\pi i t}{P}\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi i t}{P}\right)) \quad (3.7)$$

Де P — значення регулярного періоду на основі днів, $2N$ — кількість параметрів, які потрібно оцінити, які найкраще відповідають задачі прогнозування. Рівняння (3.7) можна записати у вигляді $s(t)=X(t)*\beta$ як $\beta=[a_1,b_1,...,a_N,b_N]$. Накладення плавного пріоритету β вважається *Normal* $(0,\sigma^2)$.

Вплив події в денний час як D_i на минулі та майбутні дні враховується функцією індикації, щоб перевірити, чи є дата t у подіях чи ні, а також сезонною попередньою шкалою $k \sim \text{Normal}(0, v^2)$.

Три основні компоненти є найбільш важливими для уникнення переобладнання та недообладнання: i) Шкала точки зміни (T), ii) Шкала сезонності (σ) та iii) Шкала передбачуваних подій (наприклад, свят) (v).

Найкращі параметри передбачення Prophet можна визначити за допомогою перехресно повторної таблиці точок зміни та попередніх значень шкали сезонності. Такі показники ефективності, як середньоквадратична помилка (RMSE) і середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE), можуть бути отримані для визначення найкращих параметрів передбачення, де y_i є фактичним значенням, а $\hat{y}_i$ є прогнозованим значенням. RMSE обчислюється на основі $\{\sqrt{(1/n) \sum (y_i - \hat{y}_i)^2)}\}$ та MAPE на основі $\{(1/n) \sum (|y_i - \hat{y}_i| / |y_i|) \times 100\}$ формул. Однією з переваг RMSE є те, що він надає більшої ваги більшим помилкам, а також вимірює помилки в одиницях прогнозованої змінної. З іншого боку, MAPE підходить для роботи з наборами даних різного масштабу.

Динамічна оцінка RUL методом прогнозування Prophet:

У PdM дані в режимі реального часу мають вирішальне значення, а методи прогнозування повинні мати можливість фіксувати еволюцію тенденцій стану працездатності щодо змін умов експлуатації компонентів/обладнання. Для цього необхідні динамічні моделі, які забезпечують найточніші прогнози на основі найновішої інформації, з можливістю автоматичного коригування та адаптації до

мінливих умов. Таким чином, було запропоновано новий алгоритм із використанням даних у реальному часі, зображених на рис.3.10. У цьому алгоритмі передбачення виконуються на основі ризикованого періоду, який відноситься до періоду, необхідного групі технічного обслуговування для реагування або поповнення будь-яких необхідних запасних частин. Коли прогнозовані значення стану справності досягають порогу відмови в період ризику, розраховується значення RUL. Поріг відмови зазвичай визначається за допомогою технічної документації, пов'язаної з варіантом використання, вхідних даних експертів або інших відповідних джерел.

Перший крок цього алгоритму передбачає отримання набору історичних даних у реальному часі. Тоді значення стану працездатності будуть визначені на основі методу НІ, специфічного для кожного випадку використання. Потім найкраще налаштовані параметри передбачення досягаються за допомогою функції перехресної перевірки, яка має мінімальну похибку продуктивності. Потім RUL оцінюється шляхом прогнозування значення стану здоров'я протягом певного ризикованого періоду. Якщо розрахункове значення RUL протягом періоду ризику досягає порогу відмови, RUL обчислюється та надсилається до особи, яка приймає рішення, або до системи планування технічного обслуговування. Якщо прогнозоване значення стану працездатності не досягає порогового значення відмови, алгоритм чекає наступного інтервалу оновлення, щоб отримати нові дані в реальному часі, і повторює процес прогнозування з пороговим значенням відмови.

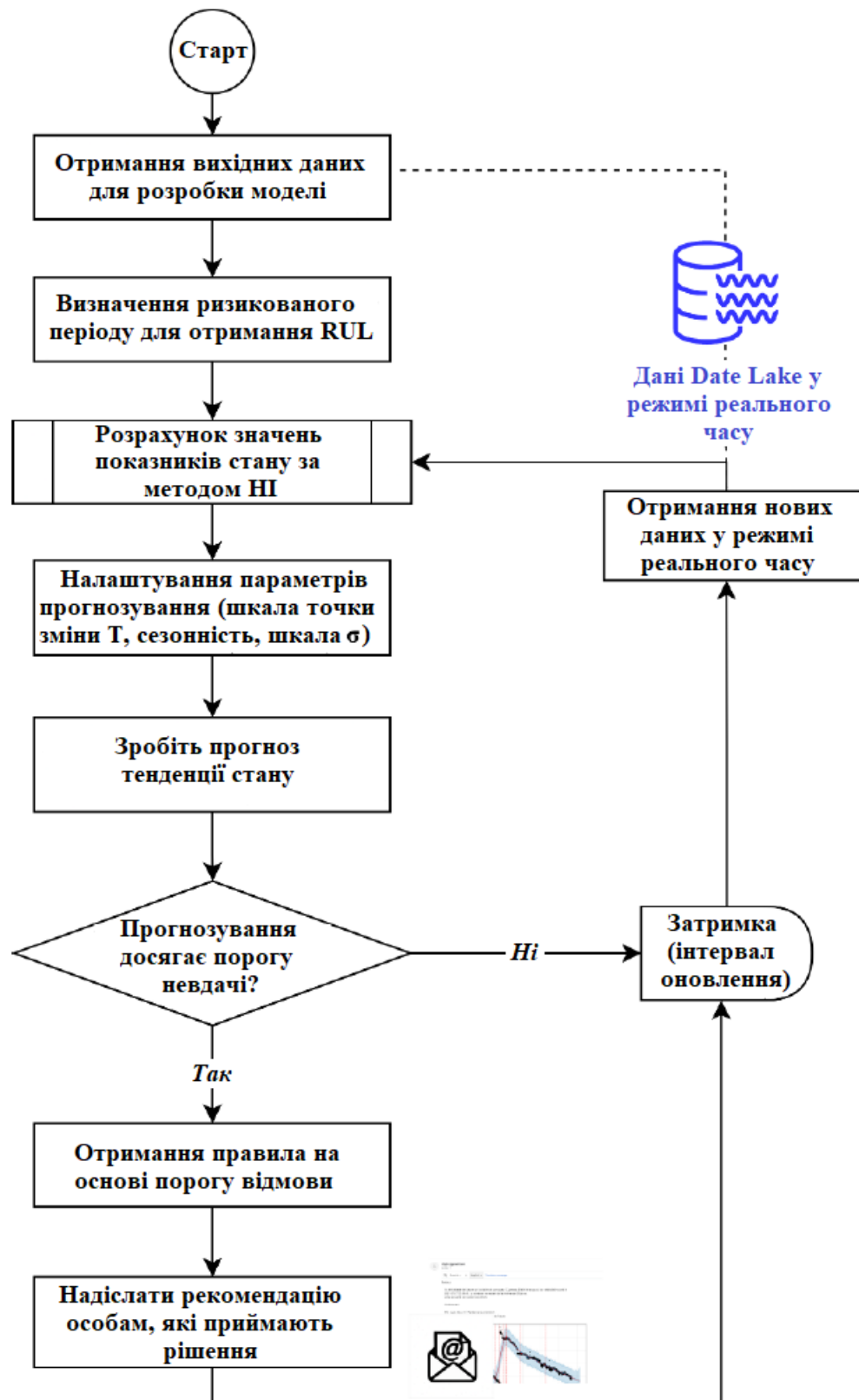


Рис.3.10 Динамічна методологія RUL

Запропонований алгоритм використовує метод передбачення Prophet і працює безперервно, адаптуючись до найновіших даних у реальному часі,

отриманих у межах попередньо визначеного інтервалу оновлення. З кожним інтервалом нові дані збираються та додаються до наявного набору даних, що дозволяє створити оновлену тенденцію відмов в оцінці RUL. Це дуже важливо, оскільки значення RUL може змінюватися залежно від умов експлуатації обладнання. Тривалість інтервалу оновлення залежить від таких факторів, як критичність і важливість випадку використання, час, необхідний для підготовки/планування втручання з технічного обслуговування тощо. Зазвичай рекомендується використовувати коротші інтервали для більш критичних систем. Хоча цей алгоритм в основному базується на методі передбачення Prophet, його можна адаптувати для включення будь-яких інших методів прогнозування. Ключові відмінності полягатимуть у визначенні оптимальних параметрів прогнозування на кожному інтервалі оновлення, що залежатиме від особливостей і вимог обраного методу прогнозування. Цей алгоритм залишається фундаментально подібним незалежно від конкретного методу передбачення, який використовується [21].

3.4.1 Оцінка RUL у випадку використання конвеєрних ланцюгів

Щодо застосування запропонованого алгоритму оцінки RUL і на основі наявності даних у реальному часі в різних випадках використання FPT-BLY і можливості прогнозування відмови, ми вибрали один із критичних конвеєрних ланцюгів (показаний на рис.3.11 ліворуч) для застосування запропонованого алгоритму оцінки RUL.

Ці конвеєрні ланцюги приводяться в рух двигуном і двома передачами. Існує також система натягування за допомогою домкрата 6 бар, який підтримує натяг ланцюга та підтримує рівновагу. Ці ланцюги погіршуються, доки вони не зламані або не розтягнуті настільки, що призведуть до зупинки виробництва. Існують ланки двотаврової балки, які з'єднуються послідовно. Основними причинами деградації є вага піднятих двигунів, а також підйоми та спуски ланцюга конвеєра (спричиняє

подовження ланцюга). Поведінка всього ланцюга контролюється на основі положення системи натягувача.

Що стосується експериментування запропонованого прогностичного підходу та динамічного RUL, мета оцінити динамічний RUL всього ланцюга. Це було введено в дію за допомогою ультразвукового датчика, який вимірює положення натяжної системи в реальному часі за секунду та реєструється в хмарному озері даних. Інформація про поріг відмови в цьому випадку доступна з технічної документації.

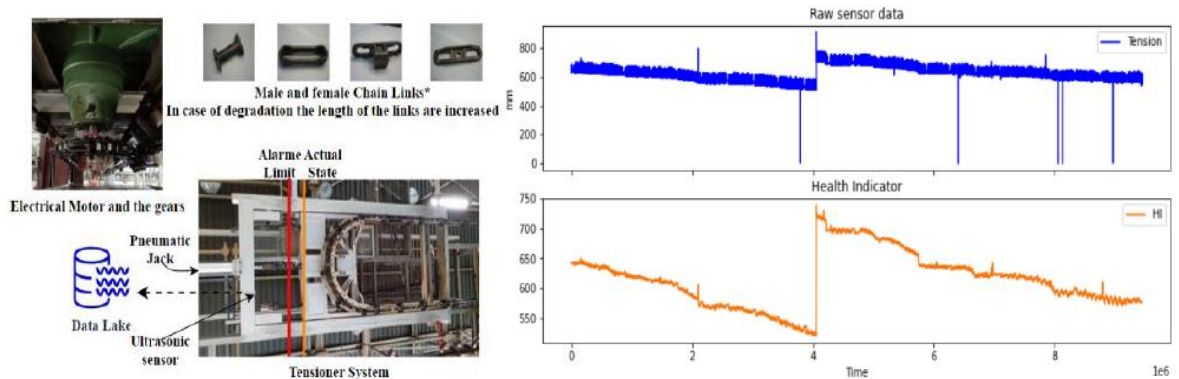


Рис.3.11 Ліворуч: система конвеєрного ланцюга та її елементи, праворуч: необроблені дані датчиків і дані індикації стану

Щоб знайти RUL всього конвеєрного ланцюга, як описано в процедурі динамічного прогнозування, НІ отримується на основі статистичного підходу для цього випадку. У зв'язку з цим для визначення стану здоров'я було обрано середньоквадратичне значення (RMS) [22]. RMS розраховується за регулярний період (P), який може зберегти характеристики деградації. отже, середньоквадратичне значення періоду j отримується за (3.8), де p_j є початковим часом періоду j, а N є загальною кількістю періодів у наборі даних.

$$RMS_j = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{i=p_j}^{P+p_j} x_i^2}, \quad j = \{1, \dots, N\} \quad (3.8)$$

На малюнку 68 (праворуч) показано необроблені дані без індикатора працездатності (верхня діаграма) і дані після перетворення НІ (нижня діаграма). Виходячи з поповнення, часу до втручання та критичності випадку, горизонт

прогнозування визначається як 14 днів. Якщо передбачення значень стану працездатності досягає порогу відмови в горизонті передбачення, тоді параметри передбачення налаштовуються та обчислюється значення RUL. Це триватиме з кожним інтервалом оновлення, коли будуть отримані нові дані. Результат моделі прогнозування та оцінки RUL проілюстровано на рис.3.12.

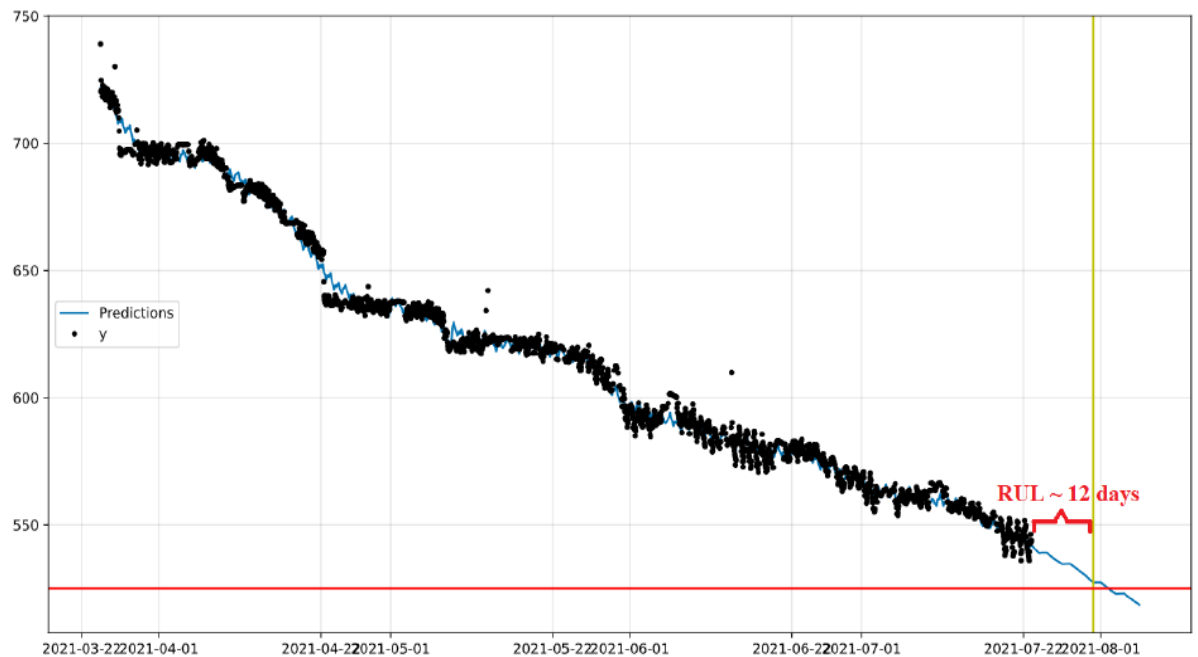


Рис.3.12 HI, прогноз і оцінка RUL

Чітко видно, що періодичні зміни добре вловлюються, і на основі порогу відмови отриманий RUL добре досягається з точок даних індикатора справності. Щоб порівняти результати та продуктивність методу Prophet, ми розглянули авторегресійне інтегроване ковзне середнє (ARIMA) як статистичний метод, Холт-Вінтер (потрійне експоненціальне згладжування) як експоненціальний метод і LSTM як метод прогнозування глибокого навчання [23]. Ці методи широко використовуються для оцінки RUL в літературі, і вони добре відомі своєю здатністю фіксувати мінливість моделі, тенденції та сезонні особливості. Ось короткий опис кожного методу:

- Потрійне експоненціальне згладжування (Холта-Вінтерса) — це техніка прогнозування часових рядів, яка використовується для моделювання даних із

тенденцією, сезонним компонентом і випадковим шумом. Це розширення простого експоненціального згладжування, яке може охоплювати як тренд, так і сезонність. Метод використовує три коефіцієнти згладжування (альфа, бета та гамма) для оцінки тенденції та компонентів сезонності часового ряду [18].

- ARIMA — це метод прогнозування часових рядів, який моделює залежність між спостереженням і лагованим значенням часових рядів. Моделі ARIMA широко використовуються в оцінці RUL через їх здатність моделювати нелінійні тренди та сезонність. Метод включає три компоненти: авторегресійний (AR), інтегрований (I) компонент і компонент ковзного середнього (MA) [17].

- LSTM — це тип повторюваної нейронної мережі (RNN), яка здатна моделювати довгострокові залежності в даних часових рядів. Моделі LSTM популярні в оцінці RUL через їх здатність обробляти нелінійні тенденції та фіксувати складні шаблони в даних, а також їх навчають за допомогою зворотного поширення в часі [17]

Щоб порівняти продуктивність вибраних методів, набір даних був розділений на навчальний набір (80%) і тестовий набір (20%). Результати кожного методу представлені на рис.3.13, де сині точки представляють навчальний набір, помаранчеві точки представляють тестовий набір, а зелені точки представляють прогнозовані значення.

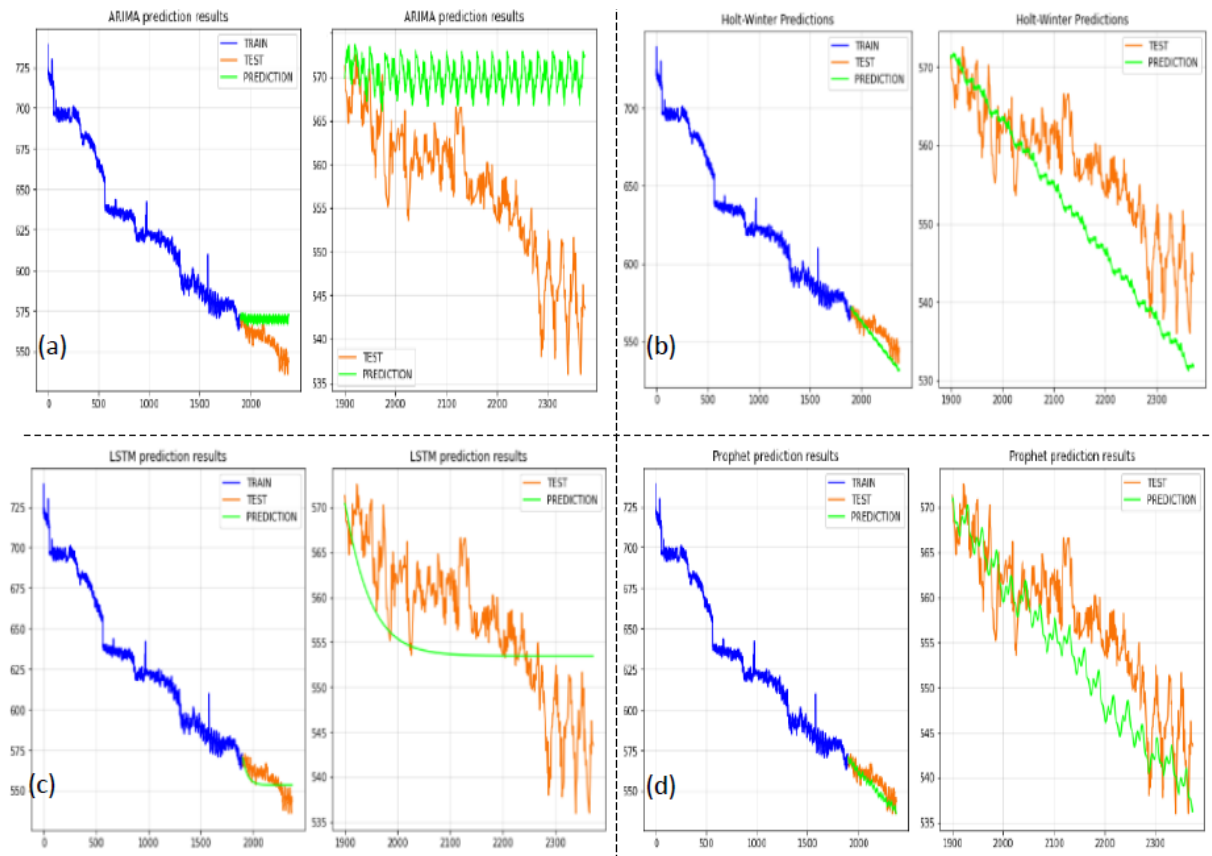


Рис.3.13 Результати прогнозу ARIMA (а), потрійного експоненційного згладжування (Холта-Вінтера) (b), LSTM (c) і Prophet (d).

Помічено, що модель Пророка та Холта-Вінтера може забезпечити середньостроковий прогноз, однак методи ARIMA та LSTM дають кращі прогнози для ближчих часів, а не для більш довгих. Насправді, незважаючи на правильне навчання, наприклад, LSTM працював добре менш ніж за 10 періодів, але зі збільшенням кількості періодів він працював з меншою точністю. Ймовірно, це пов'язано з послідовним характером LSTM, який дає прогнози в різних ітераціях на основі навченої моделі. Навпаки, ми спостерігаємо, що Холт-Вінтер може простежити сезонність, але не так добре, як модель Пророка. Щодо показників ефективності, RMSE та MAPE для чотирьох моделей отримано в табл.3.1, який метод Prophet має найкращу загальну продуктивність серед чотирьох методів. Метод Halt-Winter також має відносно низькі RMSE і MAPE, що вказує на те, що він є другим найкращим методом. Обидва методи ARIMA та LSTM мають значно вищі значення RMSE та MAPE, що вказує на те, що вони можуть бути менш

ефективними для оцінки RUL у цьому випадку використання. Результати також вказують на те, що хоча Prophet було створено для часових рядів бізнесу, ми помітили, що він також може добре працювати для оцінки RUL. Він може забезпечити передбачення для даних із нефіксованим інтервалом періоду, тоді як для трьох інших методів потрібен фіксований інтервал між періодами [23].

Таблиця 3.1.

Показники ефективності методів прогнозування

	Prophet	ARIMA	Halt-Wimter	LSTM
RMSE	5.510	15.438	7.990	14.988
MAPE	0.091	0.154	0.110	0.155

Представлений алгоритм дозволяє безперервно оцінювати RUL всього ланцюга, а розроблена модель працює в локальній системі Edge. Наступним кроком є прийняття прикладної стратегії обслуговування на основі інформації про RUL. Коли RUL визначається в межах визначеного горизонту прогнозування, команда технічного обслуговування випадковим чином перевіряє довжину 10 ланок ланцюга. Якщо довжини ланцюгів демонструють відносно однакову деградацію (однорідну), слід видалити дві ланки ланцюга, щоб підтримувати рівновагу всього ланцюга. Якщо ні, погіршення не є однорідним, тоді слід провести локалізацію несправності, і на цій основі ідентифікувати та змінити більшість пошкоджених ланок.

Як заключне зауваження до розділу оцінки RUL, можна зазначити, що метод прогнозування Prophet є цікавим підходом для оцінки RUL. Грунтуючись на нашому огляді методів прогнозування в сучасній літературі, виявляється, що метод Пророка рідко використовується для оцінки RUL, принаймні, наскільки нам відомо. У цій проблемі методи глибокого навчання, такі як LSTM, можуть збільшити складність налаштування параметрів, що призведе до довшого часу навчання. Моделі LSTM і ARIMA погано працюють у середньострокових/довгострокових прогнозах. З іншого боку, модель потрійного експоненціального згладжування може забезпечити кращі прогнози, але все ж

вимагає ідентифікації періоду сезонності. У той час як модель Prophet самостійно визначає точки змін і періоди сезонності, і вона фіксує сезонність і нерегулярні події краще, ніж метод потрійного експоненціального згладжування. Його продуктивність доведена шляхом порівняння з методами ARIMA, потрійного експоненціального згладжування та LSTM, які можуть забезпечити більш надійні прогнози, а отже, оцінку RUL. Що стосується промислових проблем, потрійного експоненційного згладжування або методу Пророка може бути достатньо для оцінки RUL, яка залежить від бажаного рівня точності прогнозу.

Запропонований динамічний алгоритм RUL самостійно налаштовує параметри моделі та повторно оцінює RUL після нових даних у реальному часі в епохи часу. Ефективність обчислювального часу та необхідних ресурсів для застосування в промисловому середовищі (наприклад, Edge, Fog або Cloud) може вивчати дослідницьке співтовариство. Розрахунок RUL залишається частиною інформації, яка повинна використовуватися для визначення стратегії технічного обслуговування та планування технічного обслуговування, яке буде представлено в наступному розділі.

Поки що в цьому розділі ми представили моніторинг працездатності обладнання та оцінку RUL та їх застосування у випадках використання. Як згадувалося у вступі, наступний розділ буде зосереджений на системах моніторингу обслуговування та KPI.

3.5 Ідентифікація та вимірювання показників технічного обслуговування

На основі вивчення KPI технічного обслуговування в літературі визначено найважливіші показники моніторингу технічного обслуговування, які представлені в табл.3.2 Необхідно визначити відповідні показники (Bhadani et al., 2020b) для кожного випадку використання.

Таблиця 3.2

Вибрані показники обслуговування

Індикатор технічного обслуговування	Тип індикатора	Межа індикатора	Опис	Рівень прийняття рішень
Індикатори планування	KAI	MS ¹	Остання перевірка або технічне обслуговування	
	KAI	MS	Кількість періодів затримки для профілактичного обслуговування (PvM)	
	KAI	MS	Реалізований PvM/Запланований PvM за період	
Показники вартості	KPI	MS	Вартість відмов (запасні частини + технічне обслуговування)	
	KPI	MS	Вартість технічного обслуговування на один випуск продукції за період	
	KPI	MS	Вартість запасних частин для технічного обслуговування на один випуск продукції за період	
	KPI	MS	Вартість простою на один випуск продукції за певний період	
Операційні показники	KPI	Машина і MS	Загальна ефективність обладнання (OEE)	
	KPI	Машина	Наявність	
	KAI	Машина	Надійність	
	KPI	Машина	MTBF	
	KAI	MS	Середній час ремонту (MTTR)	
	KAI	MS	Стратифікація коригувального, профілактичного та прогнозного обслуговування	
	KAI	Машина	Стратифікація відмов за технологічними групами (механічні, електричні тощо)	
	KAI		Кількість нарядів-замовлень на виконання аварійних робіт (EWO)/аналіз першопричин	

Індикатори запасних частин	KPI	MS	Загальна вартість запасів запасних частин за період	
Індикатори обладнання	HI	Машина	Індикатори справності обладнання в режимі реального часу	

Часто нехтують тим, що всі показники можуть не відповідати різним рівням прийняття рішень. Отже, пропонується, щоб кожен індикатор міг бути придатним для певних рівнів прийняття рішень, і важливо розподілити їх між придатними наступним чином:

Стратегічний: на цьому рівні задіяно топ-менеджмент.

Тактичний: на цьому рівні залучаються менеджери з технічного обслуговування та супервайзери.

Оперативний: на цьому рівні задіяні супервайзери нижчого рівня та техніки.

Індикатори планування забезпечують швидкий огляд графіка технічного обслуговування машини, затримок і рівня відповідності P_vM. Показники витрат на технічне обслуговування, три важливі витрати, пов'язані з технічними операціями (праця), запасними частинами та простоем. необхідні для розуміння витрат, пов'язаних з операціями з технічного обслуговування, таких як оплата праці, запасні частини та простої. Співвідношення цих витрат на загальну кількість вироблених виробів за певний період може бути цікавим показником з точки зору управління.

Показники технічного обслуговування пов'язані з продуктивністю системи технічного обслуговування та машин. Наприклад, відстеження типу технічного обслуговування та типів несправностей для кожної машини та компонента може дати розуміння ситуації з обслуговуванням. ОЕЕ (загальна ефективність обладнання) — це важливий показник, який базується на трьох критеріях: доступність, продуктивність і якість. Однак показник доступності більш тісно пов'язаний з обслуговуванням. Доступність показує рівень безвідмовної роботи кожної машини, тобто час, коли машина готова до роботи. Ефективність вимірює відсоток вироблених виробів порівняно з потужністю виробництва, тоді як якість

вказує на співвідношення підтверджених вироблених виробів до загальної кількості вироблених виробів.

КРІ запасних частин надає глобальне уявлення про ресурси запасних частин і тенденції їх споживання та купівлі. КРІ обладнання — це НІ в реальному часі на основі даних датчиків, які можуть відображати стан компонента, деталі або машини. Важливо оцінювати стан активу в режимі реального часу через його вплив на планування технічного обслуговування, забезпечення запасними частинами та експлуатаційні показники [24]. Моніторинг представлених КРІ та НІ та відстеження їх зміни може допомогти в отриманні бачення ситуації з техобслуговуванням, продуктивності машини та, найголовніше, визначення можливих дій щодо покращення на основі результатів індикаторів.

Вимірювання КРІ технічного обслуговування зазвичай базується на математичних і статистичних підходах. Деякі з найважливіших КРІ для моніторингу технічного обслуговування наведено нижче. Для розрахунку ОЕЕ зазвичай використовується формула, представлена в (3.9). Для розрахунку доступності необхідна інформація про заплановані та незаплановані простої та відмови кожної машини. Індикатори MTBF враховують лише час роботи (а не календарний час) і кількість відмов. Нижче наведено методи розрахунку цих КРІ.

$$OEE = Availability \times Performance \times Quality \quad (3.9)$$

$$Availability \% = \frac{Operating\ time}{Planned\ production\ time} \quad (3.10)$$

$$Operating\ Time = Planned\ production\ time - Unplanned\ downtime \quad (3.11)$$

$$Planned\ Production\ Time = Shift\ length - Planned\ downtime \quad (3.12)$$

$$MTBF = \frac{Total\ hours\ of\ operation}{Total\ number\ of\ failures} \quad (3.13)$$

$$MTTR = \frac{Total\ hours\ of\ maintenance}{Total\ number\ of\ repairs} \quad (3.14)$$

$$Performance \% = \frac{Total\ parts\ produced}{Capacity} \quad (3.15)$$

$$Capacity = \frac{Operating\ time}{Ideal\ cycle\ time} \quad (3.16)$$

$$Quality \% = \frac{(Total\ produced\ items - Total\ scrapped\ items)}{Total\ produced\ items} \quad (3.17)$$

Надійність - це ймовірність того, що система працює правильно протягом певного періоду часу. Функція розподілу надійності розраховується на основі частоти відмов λ [24]:

$$\lambda = \frac{1}{MTBF} \quad (3.18)$$

$$Reliability \rightarrow R(t) = e^{-\lambda t} \quad (3.19)$$

Агрегування показників. Агрегування індикаторів часто є необхідним для узагальнення великих обсягів даних у значущу та інтерпретовану інформацію для прийняття рішень на вищих рівнях. У деяких випадках детальні дані не є необхідними або актуальними для осіб, які приймають рішення на найвищому рівні. Агрегації можуть забезпечити більш стисле та спрощене представлення даних, дозволяючи особам, які приймають рішення, швидко визначати закономірності, тенденції та області, які потребують уваги або вдосконалення. Крім того, агрегації можуть допомогти зменшити складність даних, полегшуючи аналіз та інтерпретацію великих наборів даних. Зрештою, агрегації можуть заощадити час і ресурси, забезпечуючи більш ефективний спосіб передачі важливої інформації особам, які приймають рішення.

Агрегацію можна виконувати як щодо станів працездатності обладнання, так і KPI або KAI обслуговування. Під час агрегування станів працездатності процес може починатися з рівня компонентів і переходити до рівня машини (Laloix et al., 2019). З іншого боку, під час агрегування KPI або KAI технічного обслуговування процес може починатися з рівня машин і переходити до виробничих ліній, агрегатів і, нарешті, до рівня заводського виробництва. Ось деякі з основних кроків для агрегування показників:

1. Визначення та пропозиція відповідних KPI.
2. Розрахунок KPI: за відповідними методами.
3. Визначення ваги важливості KPI: наприклад, згадані методи зважування в табл.2.1.
4. Нормалізація: видаліть одиницю вимірювання, щоб усі KPI мали однакові значення.

5. Агрегація: на основі вагових коефіцієнтів і нормалізованих значень і з використанням методу агрегації (наприклад: зважена сума).

6. Оцінка: оцінка сукупного результату та коригування вагових коефіцієнтів і методу агрегування, якщо необхідно, можна починати з рівня машин і переходити до виробничих ліній, агрегатів і, нарешті, до рівня заводського виробництва. Ось деякі з основних кроків для агрегування показників:

- визначення та пропозиція відповідних КРІ;
- розрахунок КРІ: за відповідними методами;
- визначення ваги важливості КРІ: наприклад, згадані методи зважування в табл.2.1;

4. Нормалізація: видалить одиницю вимірювання, щоб усі КРІ мали однакові значення

5. Агрегація: на основі вагових коефіцієнтів і нормалізованих значень і з використанням методу агрегації (наприклад: зважена сума)

6. Оцінка: оцініть загальний результат і, якщо необхідно, відкоригуйте ваги та метод агрегування

3.6 Інформаційні панелі візуалізації

Методи візуалізації даних розробляються через постійну зміну даних і важливість перетворення необроблених даних у корисну інформацію. Візуалізація даних важлива для ефективного аналізу даних. Для візуалізації КРІ можна використовувати різні типи графіків [23]. Наприклад, діаграма розсіювання або спільна діаграма є класичним типом візуалізації, що дозволяє показати дві числові змінні вздовж двох осей, рис.3.14а. Ящикні діаграми ілюструють діапазони, мінімальні, максимальні та медіанні значення набору даних, а також перший і другий квартилі та викиди, рис.3.14b. Лінійний графік, лінійна діаграма або сейсмографічна діаграма відображає інформацію у вигляді серії точок даних, з'єднаних прямою лінією. Часові ряди – це лінійні графіки, корисні для розуміння тенденцій у часі, рис.3.14с.

Діаграма площі використовується, коли площа, охоплена лінійною діаграмою, є важливою. Чим більша площа охоплена, тим більшою є важливість, рис.3.14d. Гістограма показує категоричні дані за допомогою прямокутних стовпчиків. Гістограму можна використовувати для порівняння числових значень або даних з кількох груп, рис.3.14e. Стовпчаста діаграма використовується для відображення порівняння між різними атрибутами, рис.3.14f. Гістограма ділить дані на кілька відсіків, а потім відображає частоту точок даних у кожному відрізку, рис.3.14g). Кругові діаграми показують пропорції та відсотки між категоріями за допомогою зрізів, рис.3.14h. Кругова діаграма схожа на кругову діаграму, але з отвором посередині. У круговій діаграмі акцент робиться на розмірі або площі зрізів; однак у пончиковому акцент робиться на довжину дуг рис.3.14i. Калібрувальні діаграми – це комбінація кругових і круглих діаграм. Вони показують максимальне, мінімальне та поточне значення даних. Існують різні типи калібрувальних діаграм, наприклад, спідометр, рис.3.14j, вимірювач рейтингу, рис.3.14k тощо. Графік щільності схожий на абстрактну гістограму, але замість кожного біну він має плавну криву (ядро) через вершину, рис.3.14l. Графіки розподілу ймовірностей використовуються для розуміння розподілу даних для безперервної змінної. У передбаченні, прогнозуванні або пошуку трендів цей вид графіка можна використовувати рис.3.14m. Теплова карта показує кореляцію між усіма функціями в наборі даних різними кольорами, рис.3.14n. Парні графіки використовуються для побудови всіх можливих спільних графіків для кожної пари змінних. Іншими словами, він показує, які змінні є залежними чи взаємозалежними рис.3.14o.

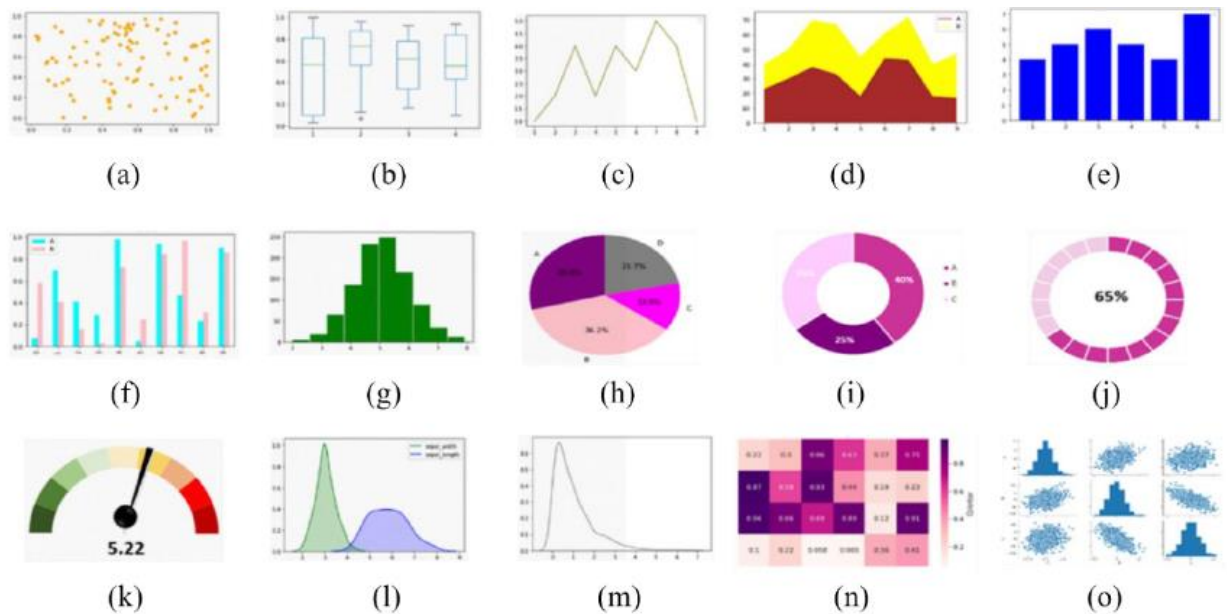


Рис.3.14 Діаграми візуалізації

Ключові показники ефективності, наведені в табл.3.2, і діаграми візуалізації на рис.3.14 разом із індикаторами стану працездатності та експертними висновками є основою для розробки інформаційних панелей візуалізації. Ці інформаційні панелі можна налаштувати для прийняття рішень на рівні машини або виробничої системи. На основі даних та інформації з варіантів використання верстатів з ЧПК у FPT-BLY ми пропонуємо панелі візуалізації, щоб продемонструвати початкову версію особам, які приймають рішення, і сприяти подальшій розробці панелей інструментів прикладної візуалізації. Як перший крок, ми проілюструємо запропоновану інформаційну панель на рівні машини та виробничої системи на рис. 3.15 і рис.3.16 щодо варіантів використання.

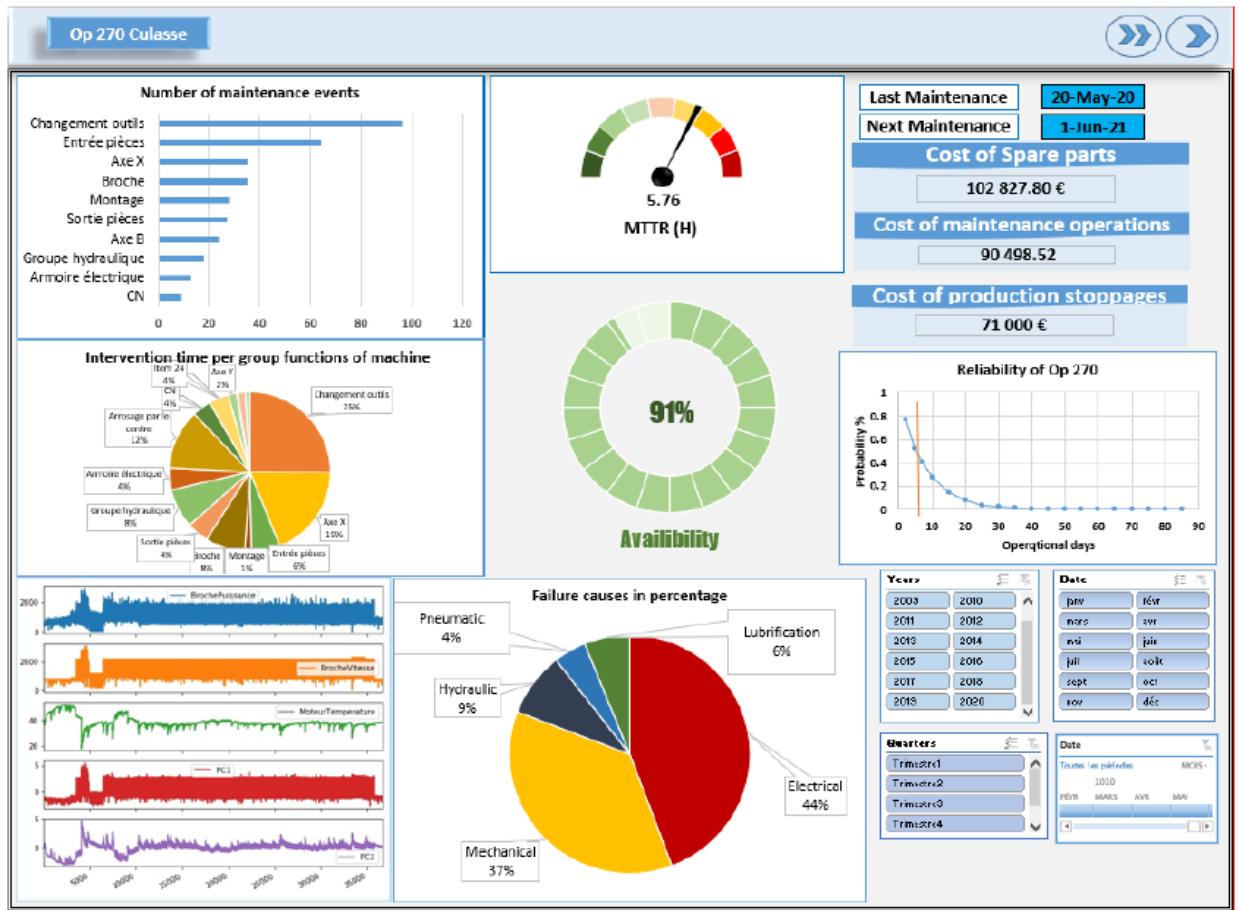


Рис.3.15 Інформаційна панель на рівні машини

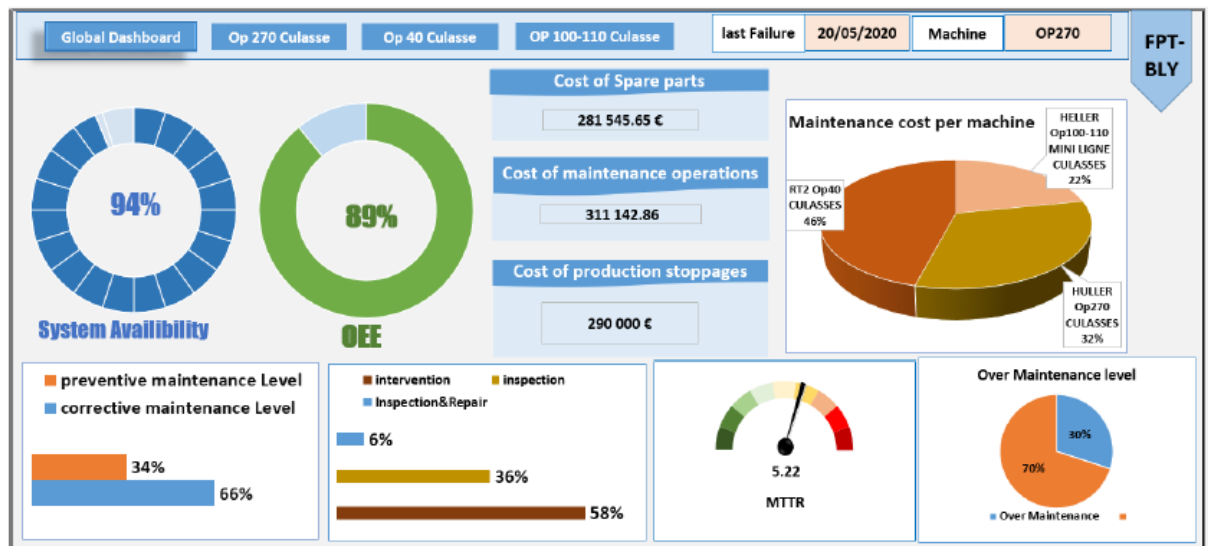


Рис.3.16 Інформаційна панель на глобальному або системному рівні

Ілюстровані інформаційні панелі надали краще бачення особам, які приймають рішення, і переконали їх мати подібні інформаційні панелі динамічної візуалізації у своїй системі управління.

Застосування панелей візуалізації в FPT.

На основі представлених індикаторів і інформаційних панелей для FPT-BLY були запропоновані реальні інформаційні панелі візуалізації, які можна використовувати для кращого аналізу, моніторингу та вимірювання продуктивності машин і систем обслуговування. Ці інформаційні панелі розроблено, щоб надати користувачам інтуїтивно зрозумілий та інтерактивний спосіб досліджувати свої дані. Для цього була використана інформація в системі SAP FPT-BLY, яка містить історію технічного обслуговування та транзакцій із запасними частинами. Для отримання інформації використовується запит на вилучення SAP. Що стосується підготовки та візуалізації даних, було запропоновано використовувати Power-BI Microsoft, який є інструментом інтерактивної візуалізації. Перша розроблена інформаційна панель представлена на рис.3.14.

Інтерактивні інформаційні панелі дають змогу розставляти пріоритети для більш критичних машин на основі візуалізованих KPI на рис.3.14. Однак слід зазначити, що ці інформаційні панелі базуються на доступній інформації в вилученнях SAP, і через брак інформації деякі із запропонованих KPI неможливо було відстежити, як-от стратифікацію відмов на основі технологічної групи. Тим не менш, опис несправності або втручання доступний, і на основі візуалізації аналізу тексту ми можемо побачити деякі з основних ключових слів у втручаннях.

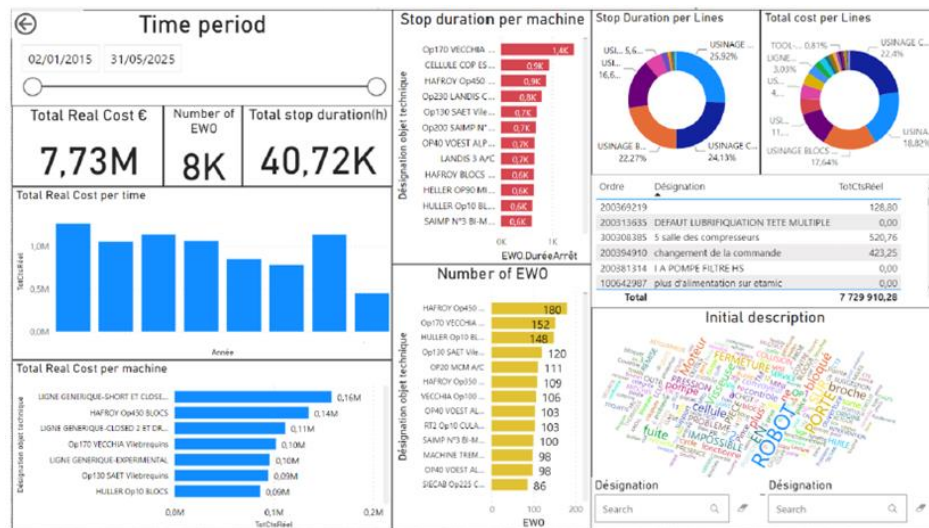


Рис.3.17 Прикладна інформаційна панель візуалізації на основі доступної інформації в FPT-BLY

Щоб покращити та перевірити впровадження ключових показників ефективності та систем моніторингу працездатності, було розглянуто ще деякі показники щодо OEE, затримок PwM та дефектів якості, пов'язаних із проблемами машини. На основі цих ключових показників ефективності була запропонована нова панель візуалізації для пілотної лінії обробки блоку двигуна, яка показана на рис.3.18.



Рис.3.18 Прикладна панель візуалізації для пілотної лінії обробки блоку двигуна

На основі результатів і досвіду на інформаційній панелі моніторингу працездатності вийшли більш точні машини визначення пріоритетів. Отже, можна провести подальший детальний аналіз першопричин групових функцій, щоб визначити точки вдосконалення та плани дій на основі більш критичних машин, знайдених на панелях візуалізації. Є кілька областей для вдосконалення, наприклад розгляд іншого постачальника для певних компонентів, впровадження діяльності PdM або нових заходів PvM, коригування частоти циклів профілактичного обслуговування або модифікація конструкції обладнання для підвищення його надійності.

ВИСНОВКИ

У першому розділі дослідження проведено комплексний аналіз перспектив і принципів управління інформаційно-технічними системами (ІТС) з використанням технологій індустріального Інтернету речей (ІІоТ). Було здійснено оцінку потенціалу впровадження ІІоТ, що підтверджує його значний вплив на підвищення ефективності промислових процесів. Вивчено базові принципи роботи ІІоТ, що є фундаментом для розробки сучасних систем автоматизації.

Детальний аналіз засобів автоматизації управління в умовах ІІоТ виявив ключові технології, які забезпечують інтеграцію та оптимізацію промислових інформаційно-технічних систем. Огляд підприємства та проблеми планування його технічного обслуговування дозволили ідентифікувати основні виклики, пов'язані зі складністю організації надійного функціонування обладнання. Крім того, проведено аналіз методів технічного моніторингу, що забезпечує основу для своєчасного виявлення збоїв та підтримки працездатності систем.

Отримані результати підкреслюють важливість застосування ІІоТ для підвищення ефективності управління ІТС, створюючи передумови для подальших досліджень у сфері інтеграції передових технологій у промислові процеси.

У другому розділі на основі системного аналізу розглянуто підходи до формування стратегій технічного обслуговування обладнання шляхом оцінки його критичності. Застосовано методи багатокритеріального прийняття рішень (MCDM), класифікації та аналізу чутливості, що дозволяють приймати обґрунтовані рішення в умовах обмеженості вхідних даних. Запропоновано ефективні методи зниження складності моделювання, зокрема метод "найкращий–найгірший" для зважування критеріїв та спрощені алгоритми класифікації. Розроблено удосконалений метод корельованого аналізу чутливості, що враховує взаємозв'язки між критеріями, підвищуючи точність оцінювання. Запропонований системно-аналітичний підхід успішно апробовано на прикладі багатошпиндельного обробного обладнання (MSME), забезпечивши підвищення

ефективності визначення критичних компонентів і частот технічного обслуговування, що сприяло зменшенню аварійних відмов і термінових закупівель.

У межах дослідження реалізовано системний підхід до аналізу стану обладнання в умовах розумного виробництва з метою зниження простоїв і підвищення ефективності обслуговування. Застосування методів системного аналізу дозволило інтегрувати реальні дані з IoT-платформи для прогнозування залишкового ресурсу (RUL) та індикаторів працездатності (HI). Розроблені підходи враховують обмеження промислових умов, дозволяючи адаптивно обирати методи прогнозування залежно від критичності обладнання, наявності даних та економічної доцільності. Запропоновані KPI та засоби візуалізації забезпечують цілісне уявлення про технічний стан систем, що сприяє прийняттю обґрунтованих рішень і мінімізації простоїв. Отримані результати підтверджують ефективність системного аналізу як основи для впровадження PdM у сучасному виробництві.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Weyrich, M., Ebert, C. Reference architectures for the internet of things // IEEE Software, 2020, pp. 112–116.
2. Hersent O., Boswarthick D., Elloumi O. The Internet of Things: Key Applications and Protocols, 2nd Edition. – Wiley, 2019, 370 p.
3. Lu, Y. Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues. Journal of Industrial Information Integration 6, 2019: pp. 1-10.
4. H. Boyes, A security framework for cyber-physical systems, WMG CSC WorkingPaper, Coventry, University of Warwick, 2022.
5. Hugh Boyes, Bil Hallaq, Joe Cunningham, Tim Watson, The industrial internet of things (IIoT): An analysis framework, Computers in Industry, Volume 101, 2020, pp. 1-12.
6. Gouigoux J. P., Tamzalit D. From Monolith to Microservices: Lessons Learned on an Industrial Migration to a Web Oriented Architecture // Proceedings of IEEE International Conference on Software Architecture Workshops (ICSAW'2017). 2020. pp. 62–65.
7. Richards M. Software Architecture Patterns//O'Reilly Media, Inc. 2021.47 p.
8. Papazoglou, M.P. & Van Den Heuvel. "Service oriented architectures: Approaches, technologies and research issues", 2020, pp. 389-415.
9. Kwan A., Jacobsen H.-A., Chan A., Samoojh S. Microservices in the modern software world // Proceedings of the 26th Annual International Conference on Computer Science and Software Engineering. 2019. pp. 297–299.
10. Ahmad, R., & Kamaruddin, S. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application. Computers and Industrial Engineering, 2022, pp. 135–149.
11. Babbar, A., Ortiz, E. M., Syrmos, V. L., & Arita, M. M. Advanced diagnostics and prognostics for engine health monitoring. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2019, pp. 1–10.

12. Baptista, Márcia, Sankararaman, S., de Medeiros, I. P., Nascimento, C. L., Prendinger, H., & Henriques, E. M. P. Forecasting fault events for predictive maintenance using data-driven techniques and ARMA modeling. *Comput. Ind. Eng.*, 2018, pp. 41–53.
13. Bzdok, D., Altman, N., & Krzywinski, M. Points of Significance: Statistics versus machine learning. *Nature Methods*.2020, pp.233–234
14. Das, K., Lashkari, R. S., & Sengupta, S. Machine reliability and preventive maintenance planning for cellular manufacturing systems. *European Journal of Operational Research*, 2019, pp.162–180
15. Devendiran, S., & Manivannan, K. Vibration signal based multi-fault diagnosis of gears using roughset integrated PCA and neural networks. *International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering*, 2020, pp.68–78.
16. Du, X., Gai, J., & Chen, C. (2020). Condition-Based Maintenance Optimization for Motorized Spindles Integrating Proportional Hazard Model with SPC Charts. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020.
17. Einabadi, Behnam, Baboli, A., & Rother, E. A new methodology for estimation of dynamic Remaining Useful Life: A case study of conveyor chains in the automotive industry. *Procedia Computer Science*, 2022,pp. 461–469.
18. Guoqing, W., Yiping, L., & Dan, W. Bearing Fault Prediction System Design Based on SPC. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 2018,pp. 129–134.
19. Hesabi, H., Nourelfath, M., & Hajji, A. A deep learning predictive model for selective maintenance optimization. *Reliability Engineering and System Safety*, 2021, pp. 1–10.
20. Jardine, A. K. S., Lin, D., & Banjevic, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. In *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, Vol. 20, Issue 7, pp. 1483–1510.
21. Kaiser, K. A., & Gebraeel, N. Z. Predictive maintenance management using sensor-based degradation models. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A:Systems and Humans*. 2019,pp. 840–849.

22. Khelif, R., Chebel-Morello, B., Malinowski, S., Laajili, E., Fnaiech, F., & Zerhouni, N. Direct Remaining Useful Life Estimation Based on Support Vector Regression. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2017, pp. 2276–2285.
23. Lebanon, G., & El-Geish, M. Processing Data in R and Python. In *Computing with Data*. 2018, pp. 325–361.
24. R., Sopon, P., & He, D. Fault features extraction for bearing prognostics. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2022, pp. 313–321.
25. Lindström, J., Larsson, H., Jonsson, M., & Lejon, E. Towards Intelligent and Sustainable Production: Combining and Integrating Online Predictive Maintenance and Continuous Quality Control. *Procedia CIRP*. 2021, pp. 443–448.

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація)

Мета роботи – застосування методів системного аналізу для підвищення ефективності прогнозування стану обладнання в системах розумного виробництва.

Об'єкт дослідження – процес підвищення ефективності прогнозування стану обладнання в системах розумного виробництва

Предмет дослідження – моделі та методи оптимізації обслуговування у виробничих системах.

1. Аналіз перспектив та принципів управління інтелектуальних технічних систем із застосуванням технології ІоТ.
2. Визначення стратегії технічного обслуговування на основі системного аналізу критичності.
3. Оцінка технічного стану та прогнозу експлуатаційного ресурсу за даними в реальному часі.

Перспективи застосування індустріального інтернету

3

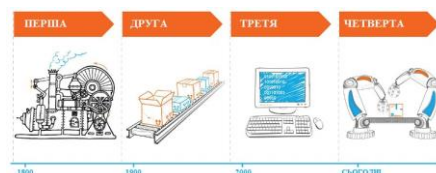


Рис. 1. Етапи промислової революції

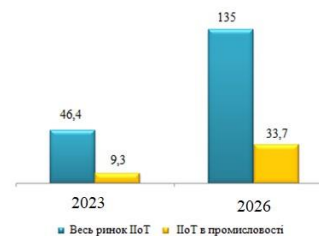


Рис. 3. Динаміка та прогноз ринку ІоТ в Україні

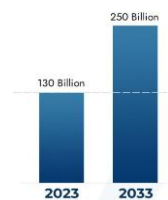


Рис. 4. Динаміка та прогноз ринку ІоТ у світі



Рис. 2. Ринок Інтернет речей в Україні по сегментах.



Рис. 5. Стримуючі фактори проникнення ІоТ

Приклад застосування та показники ефективності впровадження промислового інтернету

4

Табл. 1. Приклади впровадження ІоТ

Напрямок	Задані
1. Системні інтегратори та ІТ-сервіси	- добір оптимальних платформ - розробка нових рішень - впровадження технологій на підприємствах
2. Системи інформаційної безпеки	- забезпечення безпеки в рішеннях ІоТ
3. ІТ-сервіси та Інтернет-платформи для транспорту	- виробництво безпілотного транспорту - надання інформаційно-медійних послуг на громадському транспорті - організація системи безпеки для автотранс. - розгортання розумної транспортної інфраструктури
4. ІТ-рішення в енергетиці та житлово-комунального господарства	- поставка вимірювального обладнання різних рішень для сфери енергетики і ЖКГ
5. ІТ-рішення для сільського господарства	- поставка інтелектуальних систем для оптимізації та підвищення ефективності / г
6. ІТ-системи і пристрої для Розумного будинку	- розробка рішень для Розумного будинку
7. Платформи і хмарні рішення для Інтернету Речей	- розробка платформ для автоматизації бізнес-процесів - розробка хмарних платформ для зберігання даних - розробка ПО для систем управління і моніторингу
8. Електроніка	- побудова платформних апаратних рішень, мереж та інфраструктури для ІоТ - поставка мікроелектронних компонентів і датчиків, комп'ютерів, мережевої телекомунікаційного обладнання
9. Зв'язок	- стимулювання впровадження технологій ІоТ - розвиток послуг M2M

Табл. 2. Показники ефективності ІоТ-рішень по галузям

Галузь	Показник
Промисловість	- скорочення виробничого циклу - зниження експлуатаційних витрат - оптимізація планування - підвищення часу безперебійної роботи обладнання і скорочення його простоїв - поліпшення якості продукції
Транспорт і логістика	- зниження витрат палива - зменшення часу простою транспортних засобів - скорочення часу на проведення перевірок технічного стану - зниження залежності від роботи диспетчерів - оптимізація витрат на логістику
Торгівля і фінанси	- підвищення продажів - зменшення витрат на операційне обслуговування торгових автоматів - віддалене рішення несправностей банкоматів - скорочення простоїв банкоматів - зниження витрат автострахування
Розумне місто і безпека	- зниження шахрайства при оплаті парковок - зниження витрат на вуличне освітлення - оптимізація міського руху
Агропромисловий комплекс	- економічне використання с/х ресурсів - зниження расходов на с/х процеси - підвищення доходності на одиницю поголов'я скота



Рис. 6. Архітектура АСУ підприємством різних поколінь

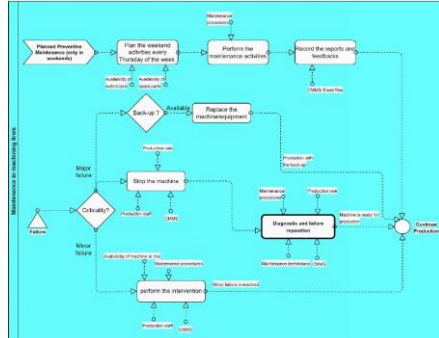


Рис. 7. Поточний процес технічного обслуговування на лініях обробки

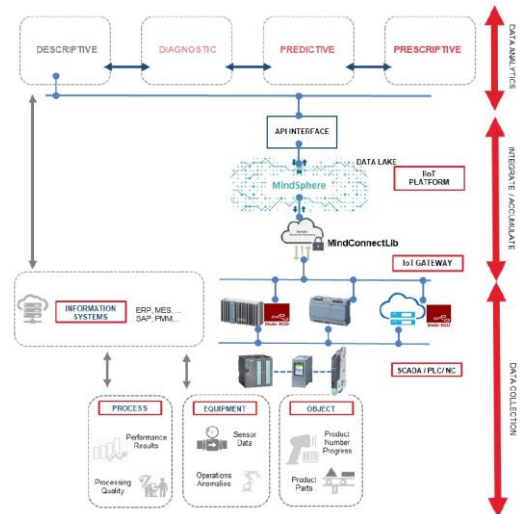


Рис. 8. Архітектура системи даних та інформації підприємств

Аналіз методів технічного моніторингу стану об'єктів автоматизованого управління

6



Рис. 9. Класифікація діагностичних методологій у PdM

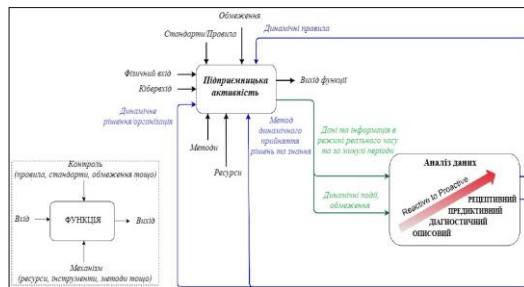


Рис. 10. Модель системи підтримки прийняття рішень для бізнес-діяльності

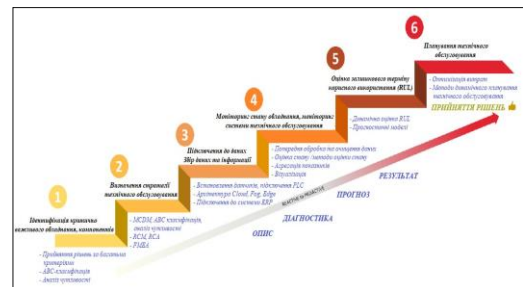


Рис. 11. Кроки до системи управління прогнозним обслуговуванням

Методології для визначення стратегії технічного обслуговування

7

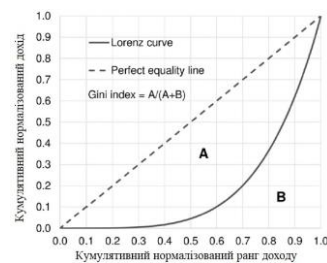


Рис. 12. Крива Лоренца та індекс Джіні

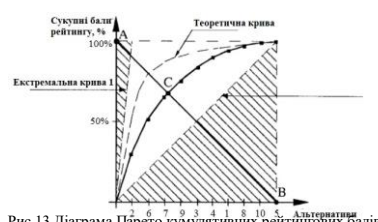


Рис. 13. Діаграма Парето кумулятивних рейтингових балів

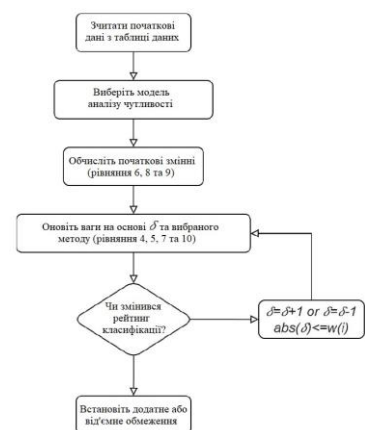


Рис. 14. Алгоритм для визначення діапазону меж чутливості у ваг важливості критеріїв

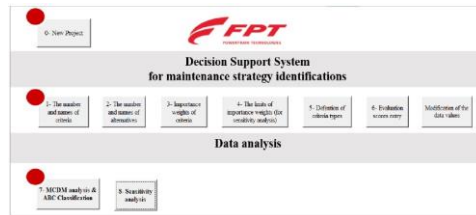


Рис.15 Розроблений інструмент підтримки прийняття рішень

Non des critères	Critère 1	Critère 2	Critère 3	Critère 4
Poids d'importance des critères (%)	33%	42%	24%	24%
Les limites supérieures de poids d'importance (%)	20%	42%	44%	44%
Les limites inférieures de poids d'importance (%)	0%	23%	3%	5%
Type des critères Impact Bénéfique/Non-bénéfique	Bénéfique	Bénéfique	Bénéfique	Bénéfique

Non des Alternatives	Alternative 1	Alternative 2	Alternative 3	Alternative 4
Alternative 1 Remplacement de broche	300	7	120	7
Alternative 2 Remplacement de boîtier	3	9	15	8
Alternative 3 Bagne d'entraînement	10	8	7	6
Alternative 4 Clavette	2	8	7	6
Alternative 5 Boîte d'accouplement	5	5	15	6
Alternative 6 Arbre d'entraînement	200	2	15	1
Alternative 7 Arbre de broche	250	2	15	2
Alternative 8 Bagne d'entraînement	3	2	7	3
Alternative 9 Arbre de broche	170	1	5	2
Alternative 10 Arbre de broche	170	1	5	2
Alternative 11 Boîte	10	2	5	1

Рис.16. Введення даних у інструмент



Рис.17. Меню аналізу чутливості в інструменті

Табл.3.Результат ранжування критичності компонентів

Компоненти	Вартість €	Ступінь тяжкості (1-10)	Термін виконання (дні)	Випадок (1-10)	Зважене сумарне значення	Клас
Підшипник шпинделя	300	7	120	6	81%	A
Підшипник коробки	3	9	15	8	67%	A
Водонепроникне кильце	10	8	7	6	53%	A
Ключ	2	8	7	6	52%	A
Зарка зчеплення	5	5	15	6	37%	B
Шестерня коробки передач	250	4	15	3	33%	B
Кильце, прокладка	3	4	7	3	19%	B
Зчеплення	200	2	15	3	19%	B
Сокіра веретена	170	2	5	3	16%	C
Сокіра коробки	170	2	5	3	16%	C
Фланець	30	3	5	1	7%	C

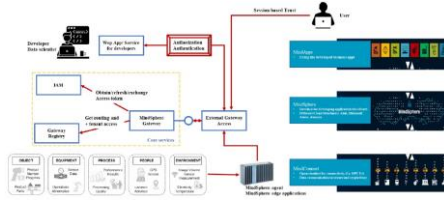


Рис.18 Детальна схема платформи Siemens IIoT y FPT-BLY

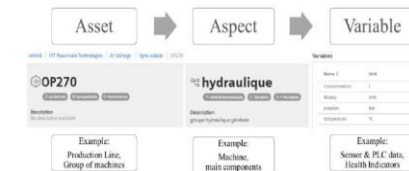


Рис.19 Конфігурація даних на платформі MindSphere з прикладами

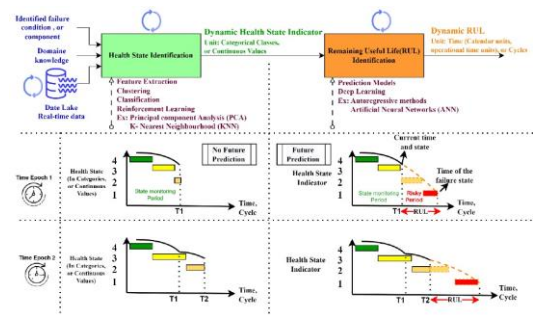


Рис.20 Динамічна прогностична процедура

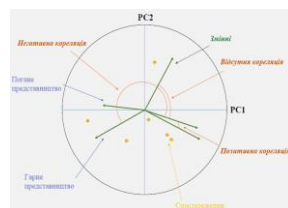


Рис.18. Бі-діаграма PCA та інтерпретації

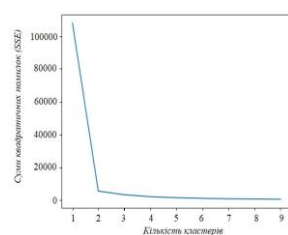


Рис.19. Результати SSE аналізу PCA в даних варіантів використання

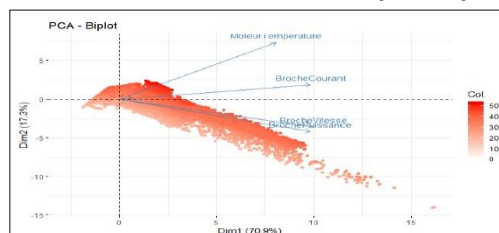


Рис.20 Біплот PCA для даних датчика двигуна

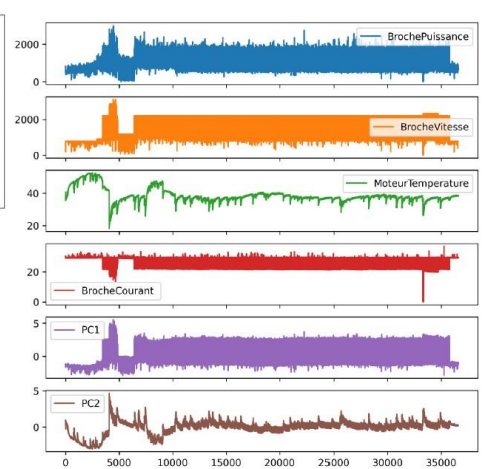


Рис.21 Візуалізація PCA щодо стану компонента

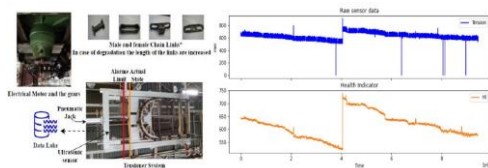


Рис.22.Ліворуч: система конвеєрного ланцюга та її елементи, праворуч: необроблені дані датчиків і дані індикації стану

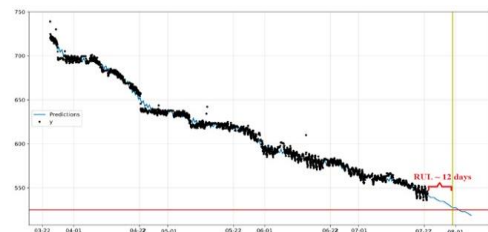


Рис.23 Показники стану, прогноз і оцінка залишкового терміну корисного використання

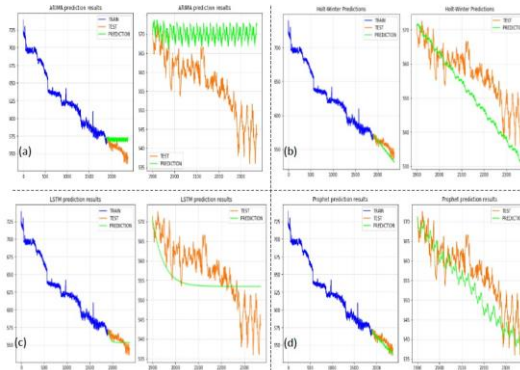


Рис.24 Результати прогнозу ARIMA (а), потрійного експоненційного згладжування (Холта-Вінтера) (b), LSTM (с) і Prophet (d).

Табл.4. Показники ефективності методів прогнозування

	Prophet	ARIMA	Holt-Winter	LSTM
RMSE	5.510	15.438	7.990	14.988
MAPE	0.091	0.154	0.110	0.155

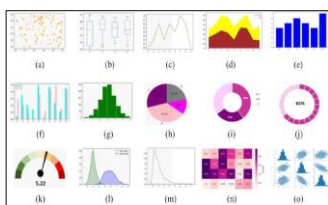


Рис.25 Діаграми візуалізації



Рис.26 Інформаційна панель на рівні машини

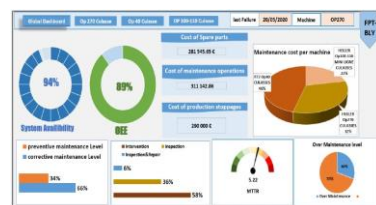


Рис.27 Інформаційна панель на глобальному або системному рівні



Рис.28.Прикладна інформаційна панель візуалізації на основі доступної інформації на підприємстві

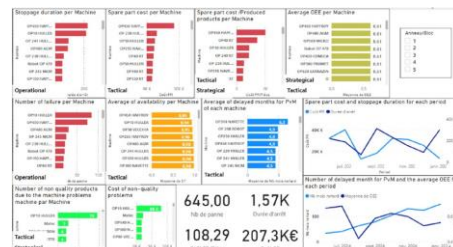


Рис.29.Прикладна панель візуалізації для пілотної лінії обробки блоку двигуна

У першому розділі виконано аналіз перспектив і принципів управління інформаційно-технічними системами з використанням технологій ІоТ. Виявлено ключові технології автоматизації, що підвищують ефективність промислових процесів, та проаналізовано виклики технічного обслуговування і методи моніторингу для забезпечення надійності обладнання. Отримані результати підкреслюють важливість застосування ІоТ для підвищення ефективності управління ІТС, створюючи передумови для подальших досліджень у сфері інтеграції передових технологій у промислові процеси.

У другому розділі на основі системного аналізу сформовано підхід до визначення стратегій технічного обслуговування обладнання шляхом оцінки його критичності. Застосовано методи багатокритеріальне прийняття рішень (MCDM), класифікації та аналізу чутливості для обґрунтованого прийняття рішень за обмежених даних. Запропоновано спрощені методи моделювання, зокрема метод "найкращий-найгірший" і вдосконалений корельований аналіз чутливості. Апробація на прикладі обладнання підприємства підтвердила ефективність підходу у зниженні аварійності, зменшення часу простою та оптимізації техобслуговування.

У межах дослідження реалізовано системний аналіз стану обладнання в умовах розумного виробництва для підвищення ефективності технічного обслуговування та зниження простоїв. Інтеграція даних з ІоТ-платформи дозволила прогнозувати залишковий ресурс (RUL) та індикатори працездатності (HI) з урахуванням промислових обмежень. Досліджені адаптивні підходи до прогнозування, доповнені КРІ та візуалізацією, забезпечують обґрунтоване прийняття рішень і підвищують ефективність впровадження стратегій прогнозного технічного обслуговування (PdM).