

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

Спеціальність _____ 123 «Комп'ютерна інженерія» _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма _____ Комп'ютерна інженерія _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Буценку Данилу Олександровичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Система моніторингу стану обладнання _____

затверджена наказом по університету від “ 26 ” травня 2025 р. № 424 Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії _____ 17 червня 2025 р.

3. Вхідні дані до роботи _____

_____ індустрія 5.0, машинне навчання, цифровий двійник, обслуговування на основі стану,

_____ Інтернет речей, прогнозне обслуговування,

_____ технічне обслуговування обладнання

_____ ПЛК, графічний застосунок

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____

_____ Теоретичні аспекти промислового виробництва

_____ Система моніторингу стану обладнання

_____ Проектування системи

_____ Тестування системи

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій 13

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання теми кваліфікаційної роботи	26.05	
2	Аналіз літератури	27.05-29.05	
3	Побудова системи	28.05-10.06	
4	Тестування системи та отримання результатів	11.06-12.06	
5	Формування пояснювальної записки	13.06-14.06	
6	Перевірка на плагіат	15.06-17.06	
7	Рецензування роботи	17.06	
8	Подача роботи в ЕК	18.06	
9	Захист роботи	20.06	

Дата видачі завдання “ 26 ” травня 2025 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

ас. Ірина КРЮКОВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 54 с., 13 рис., 1 табл., 1 дод., 35 джерел.

ІНДУСТРІЯ 5.0, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ЦИФРОВИЙ ДВІЙНИК, ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ, ПРОГНОЗНЕ ОБСЛУГОВУВАННЯ, ОБСЛУГОВУВАННЯ НА ОСНОВІ СТАНУ, ТЕХНІЧНЕ ОБСЛУГОВУВАННЯ ОБЛАДНАННЯ

Метою кваліфікаційної роботи є розробка системи моніторингу стану обладнання

У ході виконання кваліфікаційної роботи було проведено аналіз компонентів обраної системи (виробничої лінії). Розроблено специфікація місця розташування обладнання та побудована схеми запропонованої моделі. Особлива увага приділена застосуванню методів штучного інтелекту, які дозволяють передбачати відмови без потреби в апріорних знаннях про деградацію системи. Результати дослідження демонструють перспективність поєднання підходів Індустрії 5.0 з прогнозними методами технічного обслуговування для підвищення надійності та ефективності промислових систем.

ABSTRACT

Bachelor's thesis: 54 pages, 13 figures, 1 tables, 1 appendices, 35 sources.

INDUSTRY 5.0, MACHINE LEARNING, DIGITAL TWIN, INTERNET OF THINGS, PREDICTIVE MAINTENANCE, CONDITION-BASED MAINTENANCE, EQUIPMENT MAINTENANCE

The purpose of the qualification work is to develop an equipment condition monitoring system

During the qualification work, an analysis of the components of the selected system (production line) was conducted. A specification for the location of the equipment was developed and a diagram of the proposed model was built. Special attention is paid to the application of artificial intelligence methods, which allow predicting failures without the need for a priori knowledge of system degradation. The results of the study demonstrate the prospects of combining Industry 5.0 approaches with predictive maintenance methods to increase the reliability and efficiency of industrial systems.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ	7
ВСТУП	8
1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ	9
1.1 Теоретичні основи виробничого процесу.....	9
1.2 Огляд літературних джерел.....	12
2 СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ СТАНУ ОБЛАДНАННЯ	16
2.1 Технічне обладнання	16
2.2 Датчики	20
2.2.1 Комплект датчиків для моніторингу FM конвеєра.....	20
2.2.2 Комплект датчиків для моніторингу ваг	21
2.3 Опис нейронної мережі	24
3 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ.....	27
3.1 Опис системи	27
3.2 Тестування системи	31
ВИСНОВКИ.....	40
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	42
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	47

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ML – Машинне навчання

BD – Великі дані

DT – Цифровий двійник

IoT – Інтернет речей

PDM – Прогнозне технічне обслуговування

CBM – Обслуговування на основі стану

ВСТУП

Основою цієї роботи є проектування системи оцінки стану виробничого обладнання та машин шляхом моніторингу вибраних параметрів виробничого процесу за допомогою додаткової сенсорної підсистеми. Головним позитивним аспектом проекту є обробка даних з сенсорного рівня за допомогою штучного інтелекту (ШІ) та експертних систем (ЕС) з використанням периферійних обчислень. Інформація з датчиків обробляється безпосередньо на рівні датчиків на контрольованому обладнанні, а результати роботи окремих підсистем зберігаються у вигляді тригерів у базі даних для використання в процесі прогнозного обслуговування. Усе рішення включає проектування відповідних датчиків та реалізації сенсорного рівня, опис алгоритмів обробки даних, проектування комунікаційної інфраструктури для всієї системи та тестування у вигляді експериментальної експлуатації пристрою в лабораторних умовах. Рішення включає візуалізацію стану виробничої системи для оператора за допомогою інтерактивної онлайн-карти.

1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ

1.1 Теоретичні основи виробничого процесу

Останнє десятиліття було складним періодом для сучасних промислових підприємств, оскільки на виробничий процес суттєво впливали два ключові фактори. Перший – це впровадження нових підходів в автоматизації, що призвело до появи таких концепцій, як Індустрія 4.0 та Індустрія 5.0 [1].

Цей метод виробництва передбачає активне використання сучасних технологій, включаючи технології машинного навчання (ML), великих даних (BD) та цифрових двійників (DT), у поєднанні з новими методологіями комунікації, а саме бездротовим зв'язком та Інтернетом речей (IoT). Підприємства, що були впроваджені відповідно до цих концепцій, називаються кіберфізичними системами [2]. Переважаючою тенденцією є впровадження нових підходів відповідно до Індустрії 5.0, таких як людиноцентричність, персоналізація та сталий розвиток.

Другим фактором є підвищений тиск на ефективність виробництва, що призводить до зниження енергоємності виробничого процесу та зниження ціни кінцевого продукту. Очевидно, що ці тенденції часто суперечать одна одній, і бажаного результату можна досягти лише шляхом суттєвої трансформації методології, що використовується у виробництві. Однією з галузей, де відбулася помітна зміна підходу, є технічне обслуговування існуючого обладнання. В оптимальному сценарії цей процес передбачає максимізацію використання виробничого обладнання з одночасним зменшенням частоти поломок та періодів простоїв через несправності. Встановлення безперервного функціонального стану виробничого обладнання залежить від впровадження ефективного механізму технічного обслуговування.

Традиційні методи технічного обслуговування, які включають як коригувальне, так і профілактичне обслуговування, недостатні для ефективної мінімізації простоїв обладнання. Отже, переважаючі тенденції пропонують компаніям новий напрямок у сфері технічного обслуговування, використовуючи прогнозу методологію [1]. Прикладом цього є прогнозне обслуговування (PDM) [3] та обслуговування на основі стану (CBM) [4]. Концепція PDM використовує різноманітні методи для передбачення майбутніх відмов. Наявна література вказує на те, що технологію PDM можна загалом класифікувати на дві основні категорії [5]. По-перше, існують методи прогнозного обслуговування на основі моделей, які спираються на стохастичні процеси, включаючи гаусівські процеси, марківські процеси, пуассонівські процеси [6-8]. Другий підхід, який останнім часом набув більшої популярності завдяки появі штучного інтелекту, - це прогнозне обслуговування на основі даних. Цей підхід до PDM використовує методи машинного навчання або глибокого навчання для прогнозування стану справності та залишкового терміну служби системи, що усуває необхідність попередніх знань про стан обладнання та процес його деградації [5,7].

Другий підхід до прогнозного обслуговування – це CBM. Ця концепція часто використовується разом із прогнозуванням та управлінням здоров'ям (PHM) [8]. Існує низка міжнародних стандартів, що стосуються CBM. Найбільш широко визнаним стандартом є Міжнародна організація зі стандартизації (ISO) 13374 [10]. Найвідомішою реалізацією та функціональною специфікацією цього стандарту є Архітектура відкритої системи для обслуговування на основі стану (OSA-CBM), яка належить Альянсу відкритих систем управління інформацією про машини (MIMOSA) [11].

Отримана платформа є фактичним стандартом, який охоплює всі функціональні вимоги, що стосуються цієї області, включаючи збір даних та рекомендації щодо дій з технічного обслуговування. Архітектурна структура OSA-CBM складається з семи рівнів, як описано в MIMOSA [11], хоча

сьомий рівень – це інтерфейс програми. Модель показано в таблиці 1.1

Таблиця 1.1 – Архітектура OSA-CBM

Рівень	Функціональний блок	Опис
1	Збір даних (ЗД)	Доступ до даних фізичних датчиків.
2	Маніпулювання даними (DM)	Маніпулювання даними та попередня обробка для аналізу (перетворення сигналів, трансформація даних).
3	Виявлення стану (SD)	Порівняння даних, генерація сповіщень (оцінка даних, встановлення порогових значень/операційних лімітів).
4	Оцінка здоров'я (HA)	Обчислення справності системи.
5	Прогностична оцінка (PA)	Прогнозування поточного стану здоров'я на майбутнє (обробка статистичних даних, історичних та зібраних даних).
6	Консультативне покоління (AG)	Пропозиція дій (альтернативи, дії з обслуговування).
7	Людина-інтерфейс	Презентація даних.

Метою цієї роботи є розробка системи моніторингу стану для реальних виробничих систем, яку потенційно можна інтегрувати в систему PDM. Реалізація включає вибір фази датчика, перетворення даних та створення пропозиції візуалізації даних з генерацією сповіщень для оператора. Відповідно до представленої архітектури OSA-CBM, її можна розділити на рівні один, два, три та сім.

Використання технології периферійних обчислень дозволяє реалізувати весь процес на найнижчому можливому рівні, а саме на етапі збору даних з контрольованого процесу. Отже, початкові етапи процесу моніторингу, а

саме збір даних, обробка та перетворення даних, а також оцінка даних, виконуються практично безпосередньо на рівні датчиків. Основною перевагою цього рішення є мінімальне навантаження на комунікаційну інфраструктуру та низькі вимоги до сервера бази даних.

1.2 Огляд літературних джерел

Для запобігання поломкам у виробничому процесі використовується різноманітна стратегія технічного обслуговування різного рівня складності. До них належать ремонтно-відновлювальне або коригувальне обслуговування (технічне обслуговування обладнання, яке вийшло з ладу), планово-профілактичне обслуговування (технічне обслуговування обладнання за календарним графіком) та стратегії прогнозного обслуговування. В оптимальному сценарії може бути досягнута стратегія нульових дефектів [10].

Процес PDM залежить від кількості та якості інформації та даних, отриманих у процесі виробництва, особливо в контексті прогнозного обслуговування на основі даних. Одним з фундаментальних аспектів цієї технології є моніторинг аномалій обладнання та процесів, діагностика станів деградації та несправностей, а також прогнозування розвитку деградації до відмови. Це дозволяє оцінити залишковий термін служби. Ця парадигма, що називається прогнозним та технічним управлінням (PHM) [13], використовується для полегшення як технічного обслуговування на основі стану, так і прогнозного обслуговування. Сам процес PHM складається з трьох основних завдань: виявлення несправностей (виявлення аномалій), діагностика несправностей (оцінка рівня деградації) та прогнозування несправностей (прогнозування залишкового терміну служби) [14]. Очевидно, що весь процес є складним за своєю суттю. Отже, метою цих зусиль є виявлення аномалій у процесі виробництва, зокрема на етапі виявлення несправностей. Цей процес можна розділити відповідно до моделі OSA-

СВМ, що включає фази збору, обробки та оцінки даних, що завершуються виявленням несправностей та генерацією сповіщень.

Попередній етап – це розгортання датчиків, що призводить до формування сенсорного шару над процесом, що контролюється. Сучасні системи зазвичай оснащені низкою датчиків. Адитивний сенсорний шар для моніторингу механічних систем може включати моніторинг фундаментальних фізичних величин, включаючи температуру вибраних деталей і компонентів, споживання струму електричними елементами та тиск.

Вимірювання температури в механічних компонентах пропонує дві ключові переваги: по-перше, відносну легкість вимірювання, а по-друге, важливість даних про температуру для виявлення несправностей. Відповідно, температура визначається в численних публікаціях як фактор, що сприяє виявленню потенційних несправностей.

У роботі [15] викладено пропозицію щодо виявлення несправностей у поршневих компресорах, використовуючи інтеграцію даних про температуру з алгоритмами машинного навчання. Результати цього дослідження показують, що запропонована модель здатна передбачати стан пристрою протягом 10-денного періоду, використовуючи виключно дані датчика температури та навчальний модуль ARIMA на Raspberry Pi.

У своїй роботі автори [16] описують сигнали, пов'язані з тепловими помилками шпиндельної системи разом зі струмом двигуна, та пропонують інтелектуальну систему моніторингу для верстата з ЧПК. В дослідженні [16] пропонують систему прогностного обслуговування, що включає штучний інтелект, призначену для прогнозування необхідності обслуговування або ремонту перемикачів шляхом аналізу змін температури при різних струмових навантаженнях.

В [17] використовували датчики температури на машинах разом із датчиками вібрації, тиску, вологості та акселерометра для розробки моделі прогностного обслуговування на основі IoT. Крім того, датчики температури

використовуються в екстремальних умовах для передбачення погіршення продуктивності газової турбіни, як показано в роботі [18]. Вони запропонували методологію на основі даних для прогнозування стану обладнання з використанням авторегресивної нейронної мережі. Ця тенденція аналогічно спостерігається в інших галузях, таких як сільське господарство.

Інша фізична величина, яку відносно легко розпізнати, – це тиск у розподілі технічних середовищ. Це застосовується в багатьох умовах, переважно тих, що стосуються тиску повітря (хоча й не виключно), де енергія тиску стисненого повітря перетворюється на механічну роботу в автоматизації.

Питання вимірювання тиску в газі обговорюється в [19]. Автори провели аналіз та порівняння різних моделей прогнозування на основі моделювання для прогнозування тиску в газових регуляторах, з помітними результатами, які загалом застосовні для моніторингу тиску газу. В дослідженні [19], розглядає подібну тему. Автори досліджують потенціал штучних нейронних мереж при інтеграції з методом скінченних елементів та використанні як прогностичних інструментів для прогнозування тиску руйнування трубопроводів. З точки зору автоматизації та основної теми статті, метою є запобігання виходу з ладу систем розподілу повітря, які складаються з клапанів, труб та циліндрів. Ця проблемна область розглядається в основній публікації [20]. Вони пропонують модель класифікації несправностей на основі згорткових нейронних мереж (ЗНМ) для різних типів повітряних циліндрів, які широко використовуються в промислових роботизованих руках в системах автоматизації, від складальних ліній до механічних виробничих ліній.

В [21] представляють систему моніторингу тиску в станції стисненого повітря на основі протоколу LoRa. Вони пропонують платформу моніторингу даних, яка може контролювати та оцінювати інформацію про тиск у гіпербаричному обладнанні в режимі реального часу через бездротову

сенсорну мережу з тригерами тривоги.

Описані раніше методи обробки даних вирізняються високим рівнем обчислювальної інтенсивності. Сучасна тенденція спрямована на обробку неструктурованих даних на нижчих рівнях. Периферійні обчислення (ЕС) [22] видаються відповідним засобом обробки даних на початковому етапі, на нижчому рівні. У поєднанні з технологіями некерованих нейронних мереж, такими як згорткові мережі [23], або аналогічними методами [24], ЕС являє собою перспективний напрямок для обробки даних, навіть у контексті моніторингу стану [25]. Під час моніторингу фізичних змінних у процесі керування часто трапляється, що безперервний аналоговий сигнал спочатку повинен пройти процес оцифрування з високоякісною дискретизацією. Очевидно, що цей процес генерує значну кількість даних, що стосуються контрольованого процесу, проте інформаційна цінність, отримана з нього, обмежена. Зберігання таких об'ємних даних у центральному сховищі для подальшої обробки призводить до підвищеного попиту на системи зберігання, а традиційні системи управління даними не в змозі забезпечити зберігання та аналіз таких даних. Для полегшення централізованої обробки необхідно використовувати технологію великих даних [26]. Основною перевагою обробки таких величезних обсягів даних (структурованих або неструктурованих) за допомогою електронних реєстрів є значне зменшення потреб у сховищі та можливість приймати рішення в межах централізованої системи управління на основі відповідної інформації щодо контрольованого процесу. Недоліком є необхідність використання інтелектуальних пристроїв з достатньою обчислювальною потужністю в точці збору даних. Тим не менш, загальний обсяг обчислювальної потужності, необхідної для обробки даних, залишається постійним, але розподіляється між кількома рівнями, що призводить до зменшення навантаження на комунікаційну інфраструктуру та сховище.

2 СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ СТАНУ ОБЛАДНАННЯ

Розробка рішення, описаного під час практики, фізично реалізована в лабораторних умовах. Модель лінії створена з реальних компонентів, що використовуються в комерційній промисловості. Однією з переваг цього рішення є те, що фази тестування запропонованих алгоритмів і процедур не обмежуються виробництвом, як у реальному середовищі. Такий метод реалізації забезпечує достатньо часу для розробки технології. Крім того, у разі розгортання розробленої системи на практиці, адаптація відбувається швидко та легко.

2.1 Технічне обладнання

Система складається з таких компонентів:

- виробництво;
- маніпуляції з пломбами;
- пакувальна лінія;
- лінія розливу;
- система конвеєрів;
- автоматичний штабелер/склад на полиці;
- входи/виходи.

Більше того, система поєднує в собі як процедурну, так і заводську автоматизацію. Пристрій здатний функціонувати як єдиний складний цілісний комплекс, але його також можна розбирати на окремі системи. Система керування окремими модулями наразі складається з промислового ПЛК, встановленого на планці, підключеного до регульованої технології через 24- контактний роз'єм шини 488 та до візуалізації через зовнішній інтерфейс. Панелі оператора (НМІ) встановлені на пластині з зовнішніми роз'ємами для комунікаційних інтерфейсів.

Система зв'язку для передачі інформації в межах виробничої лінії реалізована з використанням протоколу керування передачею/інтернет-протоколу (TCP/IP) та протоколу Ethernet зі швидкістю передачі 1 Гбіт/с. Для підвищення безпеки даних все середовище лінії ізольоване від зовнішнього середовища за допомогою промислового брандмауера Scalance S612. Доступ із зовнішнього середовища дозволено через підключення віртуальної приватної мережі (VPN). Для підвищення безпеки пристрої адресуються за допомогою статичної адресації в межах діапазону приватних адрес 192.168.10.0/24, за допомогою системи трансляції мережевих адрес, реалізованої на брандмауері. Для зв'язку бездротових елементів та пристроїв використовується пристрій Scalance W788 у режимі точки доступу, безпека якого забезпечується шифруванням WPA2.

Кінцевим продуктом виробничої лінії є піддон пляшок, вміст якого змішується змінним чином відповідно до рецептури, поєднуючи гранулят та рідину. Вся система на рисунку 2.1 управляється MES (Системою виконання виробництва), що базується на системі виконання виробництва AVEVA [27]. Процес контролюється програмованим логічним контролером (ПЛК). Вищезгадана MES також оснащена функціоналом для контролю якості як процесів, так і продукції, включаючи автоматизоване виконання планів вибірки якості та використання методів статистичного контролю. Тим не менш, вищезгадані елементи ще не повністю функціональні.

Запропонована система є першим кроком до впровадження PDM. На початковому етапі метою є створення інфраструктури для сенсорного рівня та впровадження фундаментальних компонентів для інтелектуальної оцінки даних із середовища виробничої лінії за допомогою електронної когерентної обробки.

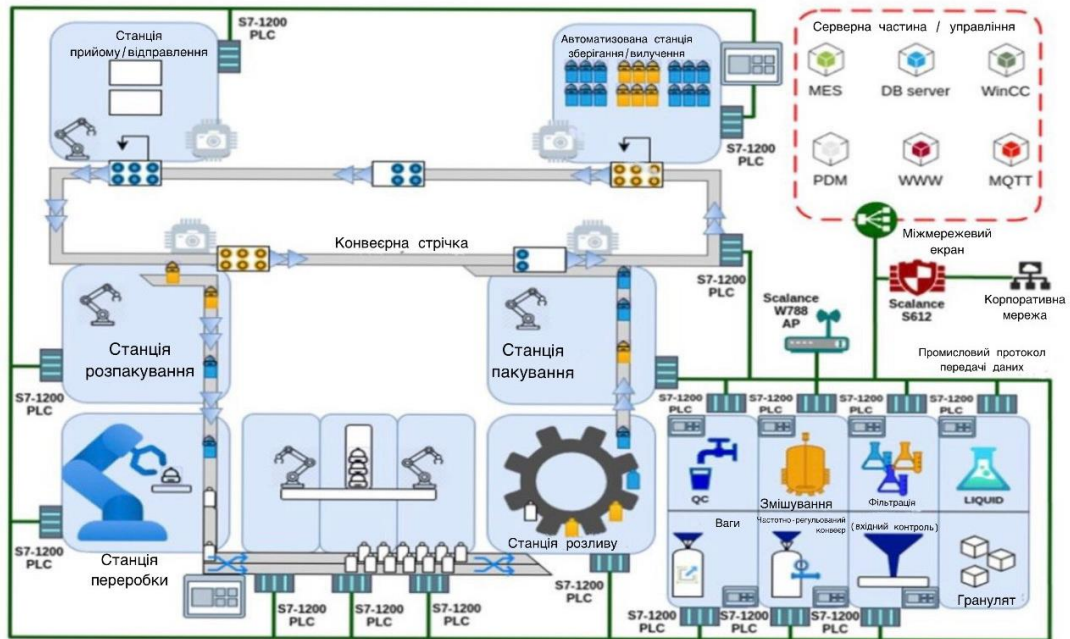


Рисунок 2.1 – Схематичне зображення виробничої лінії.

Для цілей цієї роботи було обрано два модулі виробничої лінії для перевірки придатності запропонованого обладнання для передбачуваного використання. Це робочі станції, розташовані на вході грануляту в систему, а саме «Конвеєр FM» та «Ваги» (Рисунок 2.2).

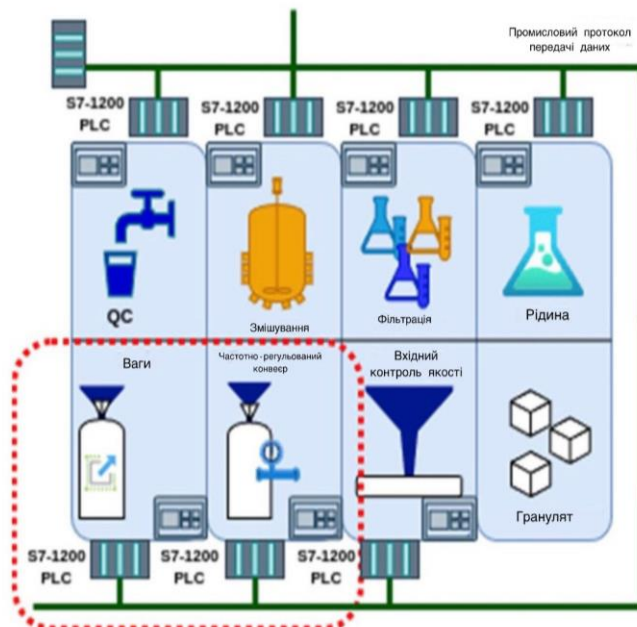


Рисунок 2.2 – Специфікація місця розташування використовуваного обладнання.

Їх вибір ґрунтується на придатності для початкової перевірки процедур та ідей, що стосуються реалізації сенсорного шару. Це пов'язано з їхньою простотою та обмеженою кількістю активних елементів.

Пристроєм, що використовується для оцінки даних з сенсорного шару, є Revolution Pi (RevPi). Це відкритий, модульний промисловий ПЛК на базі Raspberry Pi, що працює на процесорі ARM Cortex-. Базовий блок можна розширити іншими модулями вводу/виводу (аналоговими або цифровими) та численними комунікаційними інтерфейсами, включаючи Profinet, Profibus та RS-485. Платформа, що базується на Linux, дозволяє використовувати такі технології, як Node-RED, Python та мову програмування C, а також виконувати програми, що підтримуються зв'язком MQTT та OPC UA [27].

Для цільового використання необхідно було розширити базовий блок модулем вводу/виводу (RevPi MIO) для підключення датчиків (Рисунок 2.3). Згаданий пристрій забезпечує достатню можливість підключення для запропонованих датчиків та обчислювальну потужність для обробки інформації з датчиків обох робочих станцій (Рисунок 2.3) в рамках ЕК.

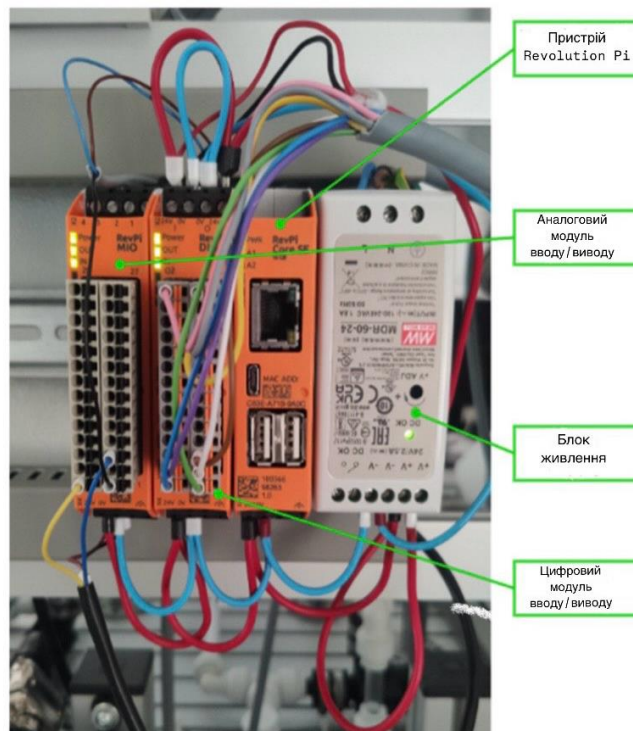


Рисунок 2.3 – Деталь пристрою, що використовується для керування збором

даних

2.2 Датчики

Проектування датчиків базується на синтезі літературних джерел, особистого досвіду та фізичної природи пристроїв, що контролюються. Такий підхід дозволяє отримувати додаткову інформацію про стан пристрою, що особливо важливо, коли вимірювані значення мають складний характер.

2.2.1 Комплект датчиків для моніторингу FM конвеєра

Пристрій можна описати як вібраційний конвеєр, який відповідає за транспортування сипучих матеріалів між станціями. Апарат складається з резервуара для зберігання матеріалу та гідродинамічного блока, який служить основним джерелом енергії для передачі матеріалів до наступної станції. Конвеєр оснащений трьома датчиками для контролю стану матеріалу. Два з них розташовані у вхідному резервуарі, а третій – на вихідній трубі для виявлення її заповнення. Вихідну трубу можна спорожнити за допомогою тиску повітря, який контролюється вихідним отвором в автоматичному або ручному режимі. Активні компоненти (клапани регулювання повітря) керуються ПЛК. Таким чином, весь пристрій є простим, але функціональним. Слід зазначити, що немає інформації щодо стану ключових елементів для РМ, включаючи стан приводного елемента, тиск повітря (стан впускного клапана) та стан самого конвеєра (можливість руху).

Для отримання адитивних даних з виробничого процесу було використано три адитивні датчики відповідно до контрольованого процесу та простоти тестування. Датчик тиску повітря використовувався для контролю стану повітря в системі, а акселерометр (датчик вібрації) – для контролю стану конвеєра. Крім того, проводився моніторинг температури.

Вищезгаданий датчик температури складається з двох датчиків, один з яких вимірює температуру в приміщенні, а інший – внутрішню температуру пристрою. Цей датчик використовується виключно для контролю навантаження процесора в пристрої RevPi, який використовується для обробки даних. Дані, отримані від датчика температури, легко обробляються, тоді як два інші вимагають складніших методів. У нашій пропозиції датчик тиску повітря призначений для вимірювання не лише фактичного значення тиску в системі, але й зміни тиску в системі.

Для цієї мети буде використано датчик тиску повітря SPTE-P10R-S4-V-2.5K, вироблений компанією FESTO. Обраний датчик має відповідний діапазон тиску (0–1 МПа) та відповідний вихідний діапазон (0–10 В), а також сумісний з існуючим лінійним обладнанням.

Для вимірювання вібрацій використовується акселерометр, а саме недорогий промисловий датчик IP67 RS-WZ3/WZ1-*-1, який базується на технології MEMS. Основні технічні параметри, включаючи точність вимірювання швидкості вібрації (в межах $\pm 1,5\%$ від повної шкали показань (1 кГц, 10 мм/с)) та діапазон частот (від 10 Гц до 1600 Гц), відповідають передбачуваному використанню.

2.2.2 Комплект датчиків для моніторингу ваг

Пристрій розроблено з конфігурацією, подібною до попередньої робочої станції. Метою пристрою є кількісне визначення об'єму сипучого матеріалу, що подається в процес. Пристрій складається з двох основних компонентів: резервуара для зберігання матеріалу та ваг зі шнековим конвеєром, що живиться від двигуна постійного струму. Як і попередня модель, пристрій оснащений трьома датчиками для контролю рівня матеріалу: два розташовані у вхідному резервуарі, а один - для виявлення заповнення вихідної труби. Вихідна труба також може спорожнитися за допомогою тиску повітря, який контролюється вихідним отвором в

автоматичному або ручному режимі. Активні компоненти, а саме клапани регулювання повітря, керуються ПЛК.

Додаткові дані для моніторингу стану системи можна розділити на дві категорії відповідно до особливостей процесу. Рушійною силою переміщення грануляту на вході та виході робочої станції є тиск повітря. Основним компонентом PDM є конвеєрний привід, який складається з двигуна постійного струму та зубчастого механізму. Пропонується використовувати такі додаткові датчики. У разі вимірювання стану електродвигуна, редуктора та підшипників, спираючись на літературні джерела, пропонується контролювати такі параметри:

- тиск повітря;
- вібрації;
- температура коробки передач;
- струмове навантаження двигуна.

Для контролю тиску повітря використовується той самий датчик, що й у попередньому випадку, SPTE-P10R-S4-V-2.5K.

Реалізація датчиків вібрації в зубчастому механізмі відрізняється від тієї, що спостерігається на робочому місці Conveyor FM. Як датчик використовується цифровий кремнієвий MEMS-мікрофон, що використовує сигналізацію з імпульсно-щільнісною модуляцією (PDM). Цей мікрофон відомий своїм високим співвідношенням сигнал/шум, високою чутливістю (94 дБ SPL на частоті 1 кГц, -22 дБFS), низьким енергоспоживанням (600 мкА), стійкістю до радіочастотних перешкод та плавною частотною характеристикою.

Проблему датчика температури для приводу конвеєра, який використовується для контролю температури редуктора, можна легко вирішити за допомогою економічно ефективного та простого підходу. Датчик PT100, який має діапазон температур від 0 °C до 150 °C та точність вимірювання $\pm 0,2\%$ від повного шкали, є ідеальним рішенням. Його робочий діапазон та точність достатні для передбачуваного застосування.

Останнім параметром, який потрібно контролювати, є струмове навантаження. Використаний двигун BG65X25SI – це безщітковий двигун постійного струму (DC) з інтегрованим енкودером, здатний передавати 4096 сигналів для керування швидкістю. З точки зору моніторингу споживання електроенергії, особливе значення мають такі параметри: номінальна напруга 24В, максимальний струм 4 А. Для вимірювання струму використовується вимірювальний пристрій SKU086. Обґрунтування вибору цього датчика ґрунтується на його придатності для заданого діапазону струму, зв'язку по шині I2C, інтегрованому ізоляторі I2C (CA-IS3020S), а також точності (0,1% від повного діапазону, ± 1 відлік) та роздільній здатності (0,3 мА).

Датчик тиску повітря та датчик температури безпосередньо підключені до пристрою RevPi через аналоговий вхід. Решта датчиків (MEMS-мікрофон та датчик струму) підключені завдяки технічному процесу зондування за допомогою операторської станції M5Station, яка являє собою багатоцільовий програмований вбудований контролер промислового рівня з Espressif ESP32 SOC, інтегрованим рішенням Wi-Fi, двоядерним низькопотужним 32-бітним мікропроцесором Xtensa® LX6 . Станція запускає сервісну програму для збору даних у встановлених циклах та їх попередньої обробки для ідентифікації несправностей. Зв'язок між M5Station та RevPi є бездротовим. Схема підключення датчиків показана на рисунку 2.4

Датчик тиску повітря та датчик температури безпосередньо підключені до пристрою RevPi через аналоговий вхід. Решта датчиків, а саме MEMS-мікрофон та датчик струму, підключені за допомогою пристрою M5Station від M5Stack, який є багатоцільовим програмованим вбудованим контролером промислового рівня.

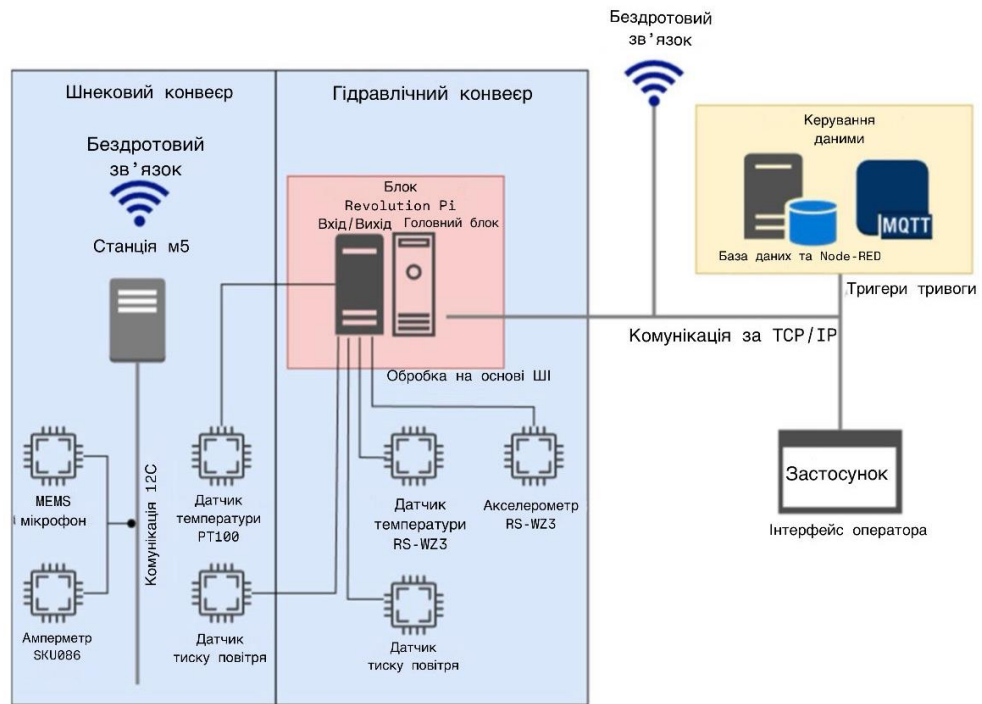


Рисунок 2.4 – Схема підключення датчика.

Станція M5Station оснащена системою-на-чипі (SoC) Espressif ESP32, інтегрованим рішенням Wi-Fi та двоядерним низькоенергетичним 32-бітним мікропроцесором Xtensa LX6. Станція запускає сервісну програму для збору даних через встановлені інтервали та їх попередньої обробки для виявлення несправностей. Зв'язок між M5Station та RevPi є бездротовим.

2.3 Опис нейронної мережі

Нейронні мережі широко використовуються як класифікатори для розпізнавання зображень завдяки своїм властивим характеристикам. Існує безліч типів нейронних мереж, і в цьому випадку використовується багатошарова перцептронна нейронна мережа. Це штучна нейронна мережа прямого зв'язку з алгоритмом зворотного поширення для навчання мережі. Такі нейронні мережі зазвичай використовуються для вирішення проблем, що потребують навчання з учителем, а також для досліджень в обчислювальній нейронауці, паралельній розподіленій обробці та людині.

Для полегшення процесу впровадження для проектування та тестування нейронної мережі (НМ) було використано програмне

забезпечення Matlab R2024.

Використаний алгоритм є ітераційним алгоритмом навчання для штучних нейронних мереж. Він базується на спряжених напрямках і відрізняється відсутністю лінійного пошуку на кожній ітерації для визначення розміру кроку або швидкості навчання, на відміну від інших алгоритмів спряженого градієнта, які вимагають лінійного пошуку на кожній ітерації. Це робить алгоритм більш швидким, ніж інші [35]. У середовищі Matlab функція `trainscg` дозволяє навчати будь-яку мережу за умови, що її вага, вхідні дані та передавальні функції мають похідні функції. Зворотне поширення використовується для обчислення похідних продуктивності відносно змінних ваги та зміщення.

Як зазначено в літературі [36], розмір кроку в цьому алгоритмі є квадратичною апроксимаційною функцією функції помилки, що підвищує його стійкість та незалежність від визначених користувачем параметрів. Розмір кроку оцінюється за допомогою окремого критерію, де інформація другого порядку використовується для прискорення швидкості збіжності шляхом багаторазового обчислення градієнта на кожній ітерації. Член другого порядку обчислюється наступним чином:

$$\bar{s}_k = \frac{\dot{E}(\bar{w}_k + \sigma_k \bar{p}_k) - \dot{E}(\bar{w}_k)}{\sigma_k} + \lambda_k \bar{p}_k$$

λ_k – скалярна величина, яка коригується на кожній ітерації відповідно до знаку σ_k :

$$\alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k} = \frac{-\bar{p}_j^T \dot{E}_{qw}(\bar{y}_1)}{\bar{p}_j^T \ddot{E}(\bar{w}) \bar{p}_j}$$

Перевагою такого підходу є те, що комп'ютерна платформа, яка

використовується як апаратне забезпечення, безпосередньо підтримується середовищем Matlab. Крім того, програми, створені та експортовані з Matlab для Raspberry Pi, повністю сумісні з використовуваною платформою та можуть бути запуснені безпосередньо.

3 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ

3.1 Опис системи

Фундаментальні принципи оцінки даних полягають у наступному. Дані оцінюються на пристрої відповідним чином, а отримані результати обробки зберігаються на сервері. З точки зору архітектури OSA-CBM, запропонована система охоплює початкові три рівні, де всі три рівні – рівень DA (доступ до даних фізичних датчиків), рівень DM (маніпулювання даними та попередня обробка для аналізу, перетворення сигналів/даних) та рівень SD (оцінка даних, встановлення порогів/операційних меж) – фізично реалізовані у формі ЕС та реалізовані за допомогою програмного забезпечення в блоці Revolution Pi. Решта рівнів OSA-CBM (HA, PA та AG) наразі не розглядаються, а взаємодія оператора здійснюється вручну. Це питання буде розглянуто в майбутніх дослідженнях. Доступ до збережених даних здійснюється підсистемою візуалізації на початковому етапі з метою візуалізації стану у спосіб, зрозумілий для оператора. Згодом, на пізніших етапах, доступ до даних здійснюється з метою задоволення потреб PDM. Конкретна форма обробки залежить від характеру даних, що обробляються. Визнається, що дані будуть оброблені таким чином, що вихідний сигнал із рівня електронної когерентної системи датчика для кожного параметра буде представлений як інформація у формі сповіщення, яке діятиме як тригер у логічному стані. Логічний «0» (ХИБНІСТЬ) використовується для позначення того, що проблеми не виявлено. Значення логічної «1» (ІСТИНА) вказує на потенційну наявність проблеми на певному пристрої.

Метод обробки залежить від конкретного типу параметра, що контролюється. Враховуючи необхідність мінімізації потужності процесора, необхідної для отримання інформації про стан несправності з вимірних значень, робиться таке припущення. Початкова група містить виміряні

значення. Безпосередньо вимірної величини достатньо для отримання інформації про несправність. Після перетворення дані інтерпретуються як тригер сповіщення безпосередньо, бажано без обробки. Друга група складається з тих параметрів, де несправність може бути ідентифікована електронною контролерною системою. У цьому випадку інформація про несправність обробляється за допомогою набору правил. Нарешті, ті параметри, де інформацію про несправність можна ідентифікувати з ходу вимірних значень, обробляються за допомогою відповідного типу нейронної мережі з виходом логічного «0» (ХИБНІСТЬ) у разі невиявлення несправності або логічної «1» (ІСТИНА), що означає ідентифіковану несправність.

Всі дані обробляються на найнижчому рівні у вигляді електронної когерентної таблиць за допомогою RevPi або, зрештою, інших інтелектуальних датчиків. Вихідні дані окремих процесів безпосередньо зберігаються на брокері MQTT, який розташований у пулі серверів керування. Окремі процеси зберігають вихідні дані як видавець у заданій черзі. Додаток для візуалізації виходів (передплатник) отримує доступ до даних на MQTT, тоді як візуалізація реалізується за допомогою фреймворку NODE-RED. Схематичне зображення всієї системи показано на рисунку 3.1

У випадку RevPi передача даних у системі здійснюється за протоколом TCP/IP через металевий кабель, тоді як у випадку інтелектуальних датчиків це досягається через бездротовий канал.

Однією з переваг цього рішення є те, що воно дозволяє зменшити навантаження на комунікаційну інфраструктуру щодо даних датчиків. Стандартний час циклу використовуваного пристрою (RevPi) становить менше 10 мілісекунд, з типовим значенням 8 мілісекунд. Аналого-цифровий перетворювач (АЦП), що використовується для збору даних з аналогового входу, має 16-бітну ширину. При використанні безперервного вимірювання параметрів (особливо форм сигналів значень у вигляді кривих, що залежать від часу), обсяг даних при достатньо високій частоті дискретизації є значним,

особливо якщо врахувати той факт, що для всієї системи в лінії використовуються десятки датчиків.

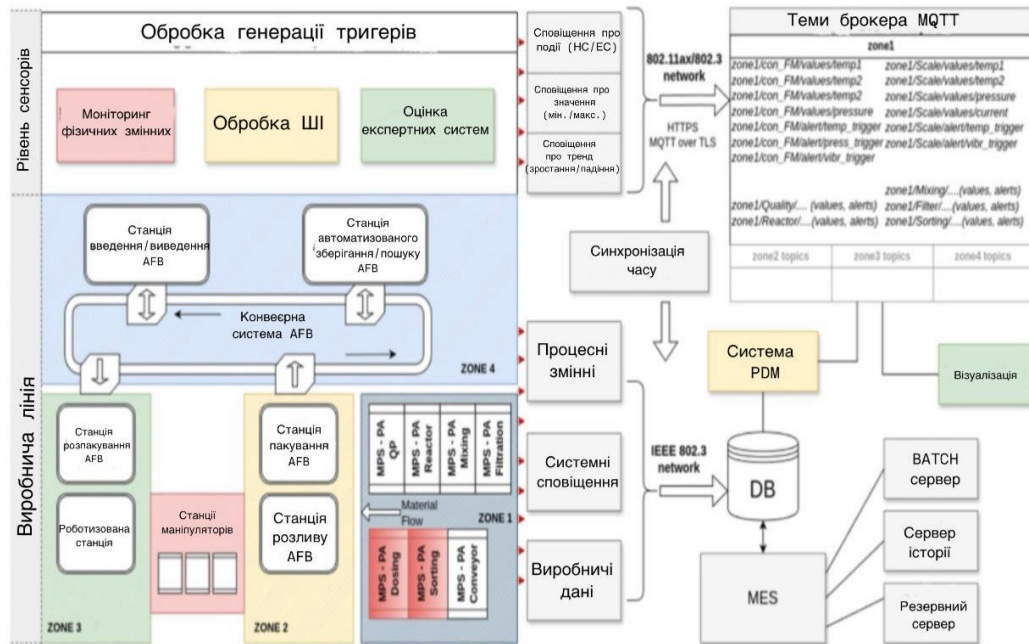


Рисунок 3.1 – Схематичне зображення запропонованої системи з підсистемою MQTT.

Запропоноване архітектурне рішення спрямоване на мінімізацію потоку даних шляхом обробки даних на рівні датчиків. Результати обробки зберігаються виключно у вигляді тригерів у межах MQTT.

Для відображення виявлених помилок використовується система візуалізації, реалізована в середовищі Node-RED. Додаток (рисунок 3.2) розроблений зі зручним інтерфейсом для оператора. Базовий екран представляє графічне представлення спрощеної схеми всієї виробничої лінії. Вхідними даними для програми є сповіщення у вигляді тригерів, що зберігаються в кожній темі на сервері MQTT. Ці сповіщення позначаються значком сповіщення в інтерфейсі базового екрана.

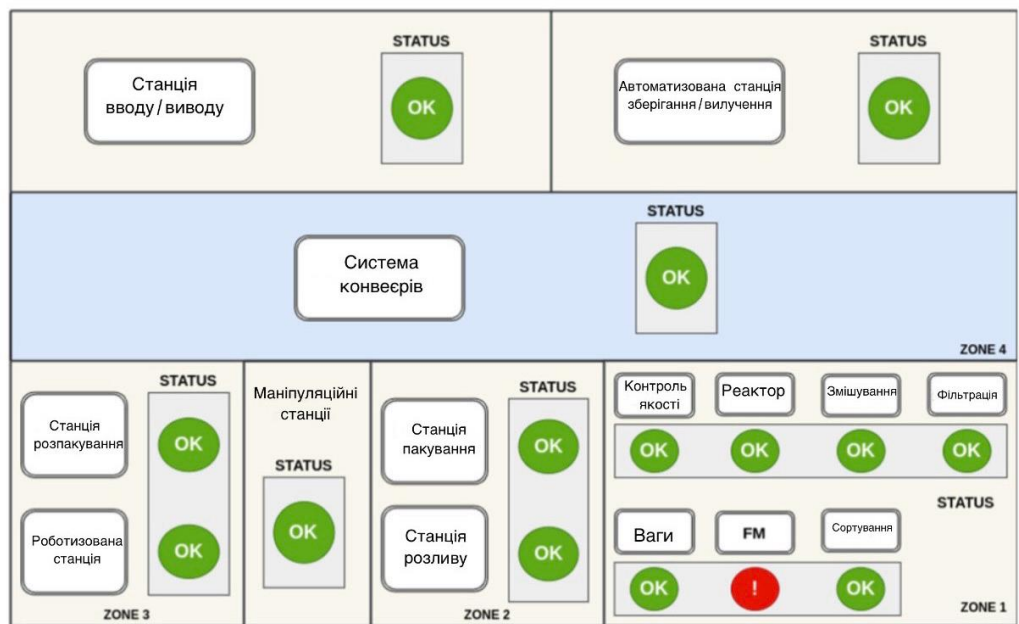


Рисунок 3.2 – Головний екран запропонованого застосунку

Головною перевагою використання Node-RED є простота, з якою його можна відображати на різних пристроях, виключно через веб-браузер. Це усуває необхідність встановлення програми на пристрій. Більше того, у випадку сенсорних екранів оператор може безпосередньо керувати інтерфейсом зв'язку за допомогою дотику. Після вибору пристрою з ідентифікованим сповіщенням (натиснувши на значок сповіщення), оператор може переглянути детальну інформацію для кожного пристрою та детальніше проаналізувати сповіщення на основі того, на основі якого вимірювання воно було згенеровано. На рисунку 3.3 показано інтерфейс керування робочим місцем Conveyor FM. Потім оператор може активувати пряме керування пристроєм, перевірити поточні дані процесу або відкрити запис історії сповіщень. Керування процесом здійснюється безпосередньо через зв'язок на конкретному ПЛК.

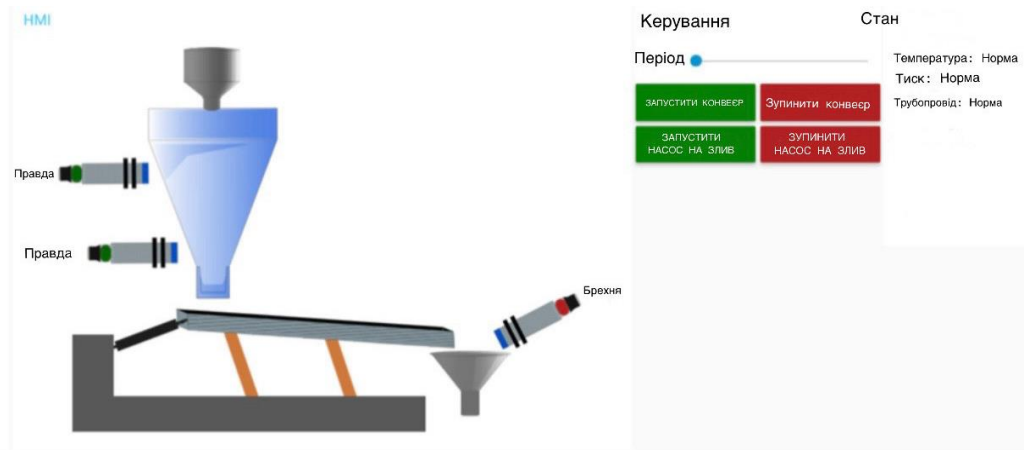


Рисунок 3.3 – Екран керування робочою станцією Конвеєр FM.

3.2 Тестування системи

Хоча проект реалізується у спрощеному середовищі лабораторних умов, впровадження всієї системи моніторингу стану виробничої лінії є дуже складним питанням з багатьма різними процедурами. На початковому етапі з 16 робочих станцій на виробничій лінії реалізовано лише дві: Конвеєр FM та Ваги. У цьому розділі наведено приклади генерації сповіщень на основі значень, вимірянних датчиками на цих ділянках.

Однак, загалом, практики впровадження можна розділити на три основні категорії. Початкова категорія – це вимірювання температури вибраних елементів, де фактичне вимірне значення або градієнт має першочергове значення. У цьому випадку генерація тригерів здійснюється спрощеним способом на початковому етапі проекту, виключно на основі вимірної температури обладнання та визначеного градієнта. Це виконується з урахуванням загальних теплових умов у лабораторному середовищі. Аналогічно, оцінка вимірювання струму навантаження двигуна розглядається у випадку шнекового конвеєра.

Генерація сповіщень у контексті моніторингу температури пристрою досягається завдяки реалізації циклу умов, який є одночасно простим та ефективним. Контролюється температура ключових елементів та фактична температура навколишнього середовища, а виміряні значення зберігаються в

базі даних пристрою RevPi. Тригер помилки генерується у двох різних сценаріях. У початковому сценарії помилка спрацьовує, коли перевищено максимально допустиму розбіжність між заданими температурами. У другому випадку помилка генерується, коли перевищено максимально визначену температуру, незалежно від температури навколишнього середовища. У цій реалізації помилки відображаються виключно як значок попередження в основному середовищі програми. Оператор може перевірити поточні значення через меню конкретного пристрою. Аналогічно, проводиться оцінка струмового навантаження двигуна, в рамках якого використовується цикл умов для визначення поточного значення та генерації сповіщення у разі перевищення максимального значення. Для виявлення сповіщень у випадку моніторингу тиску повітря в системі було застосовано більш складний підхід, в рамках якого обробляються дані акселерометра та вібрація, записані мікрофоном MEMS.

Окрім транспортування грануляту, основним джерелом енергії для руху у випадку рідинного м'яза на робочій станції конвеєра FM є повітря. У цьому випадку фактичне значення виміряного тиску не є єдиним показником, що використовується для виявлення несправності (витоку) у трубопроводі стисненого повітря; радше, простий електромеханічний алгоритм реалізується у вигляді знань, представлених деревом умов.

На рисунку 3.4 показано форми хвиль тиску повітря під час нормальної роботи у разі несправності повітряної лінії, пов'язаної зі зменшенням об'єму подачі повітря в розподільній системі. Очевидно, що при частковому пошкодженні повітропроводу фактичний процес роботи конвеєра залишається працездатним, і ПЛК не виявляє жодних помилок. Однак графік чітко вказує на зміну робочих параметрів.

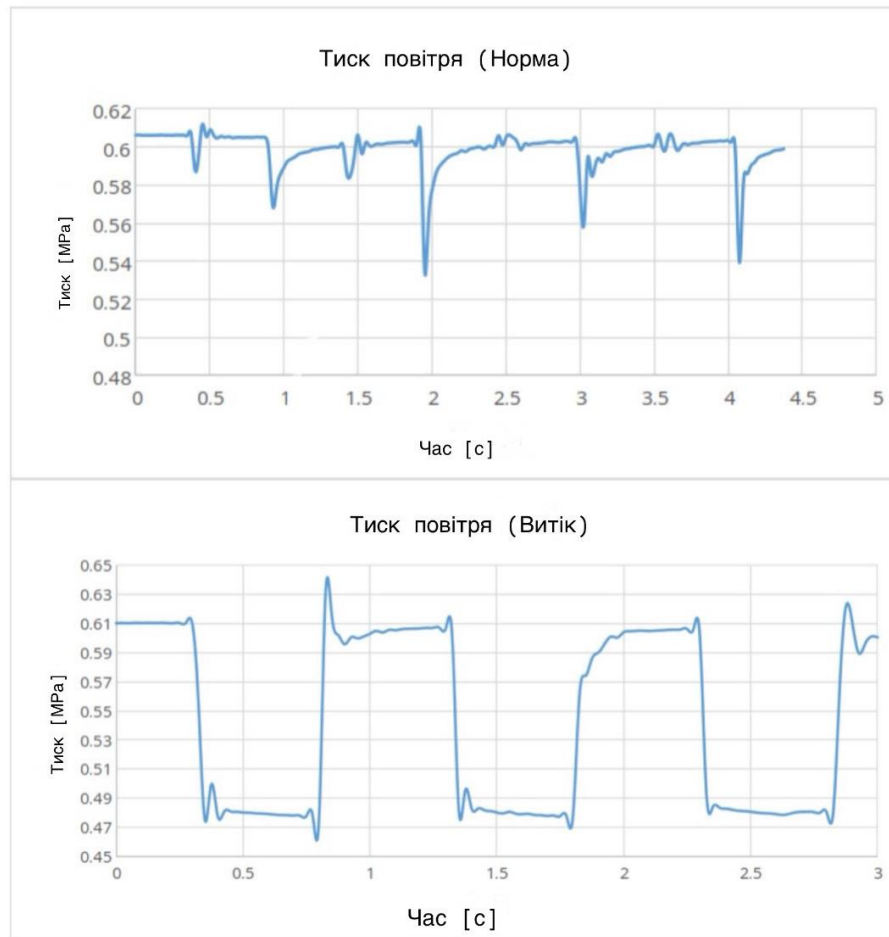


Рисунок 3.4 – Приклади графіків тиску повітря.

Оскільки рідинний м'яз працює регулярно, інформація про помилку є виходом алгоритму обробки тиску з плином часу, а не просто вимірюванням, отриманим з датчика тиску. Використаний алгоритм має бути простим, щоб зменшити обчислювальну складність оцінки потенційної помилки у впускному колекторі. Для виявлення вищезгаданої несправності використовується наступна процедура.

Фундаментальна передумова полягає в тому, що тиск повітря в пневматичній системі після робочого циклу за нормальних умов стабілізується на тому ж значенні, що й у попередньому циклі. Однак у разі витоку виникне розбіжність у значеннях, при яких тиск стабілізується. Програмно-кероване вимірювання проводиться після активації вібраційного конвеєра. Спочатку реєструється значення тиску, при якому він стабілізується на початковій фазі циклу конвеєра, а потім значення тиску,

при якому він стабілізується на наступній фазі.

Після активації комутатора поточний тиск повітря негайно вимірюється та належним чином записується в базу даних. Після деактивації комутатора проводиться наступне вимірювання тиску повітря, а записані значення потім піддаються порівняльному аналізу.

Процес оцінювання виглядає наступним чином:

- якщо вимірянні значення тиску повітря відрізняються один від одного більш ніж на 0,01 МПа, то в базі даних зберігається атрибут несправності;
- порівнюються значення п'яти послідовних робочих циклів тиску повітря;
- якщо оцінка п'яти послідовних циклічних перевірок призводить до індикації стану несправності, тригер помилки на напірній трубі встановлюється на TRUE, і тригер зберігається в темі MQTT;
- у інтерфейсі користувача програма відобразить піктограму помилки «Витік повітря».

Вимірянні значення зберігаються в базі даних пристрою RevPi лише короткий період. Незважаючи на свою простоту, ця система здатна ефективно виявляти потенційні витіки в системі розподілу.

Щоб визначити відповідну функцію флюїдного м'яза, рух конвеєра контролюється за допомогою акселерометра. Використовуваний пристрій вимірює значення за трьома осями — X/Y/Z, як показано на рисунку 3.5

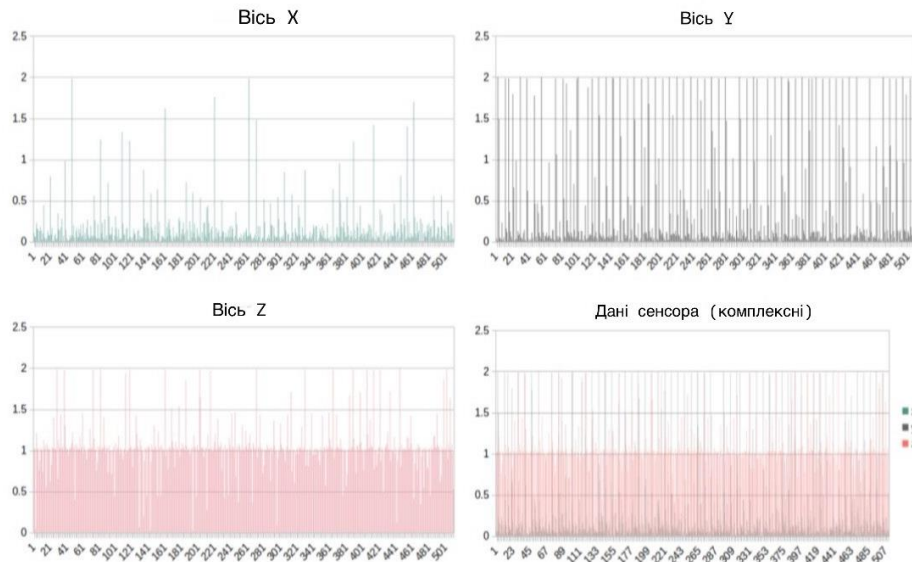


Рисунок 3.5 – Дані акселерометра у трьох вимірах X/Y/Z

Враховуючи спосіб кріплення датчика до корпусу конвеєра, найважливішим вимірюванням є вимірювання, що проводиться вздовж осі Y. Дані збираються та зберігаються в базі даних синхронно з робочими циклами конвеєра, а потім обробляються.

Мета полягає у використанні нейронної мережі для визначення того, чи процес безперервно працює, і чи значення знаходяться в межах заданих допустимих значень, з виходом «ІСТИНА» або «ХИБНІСТЬ» (0/1). Оцінка процесу проводиться через регулярні проміжки часу, а дані розділяються на шаблони, придатні для обробки за допомогою запропонованої нейронної мережі.

Щоб мінімізувати обчислювальні вимоги до електронного процесора, нейронна мережа має бути простою та ефективною. Відповідно, була побудована тришарова нейронна мережа, як показано на рисунку 3.6. Вхідний шар складається з семи нейронів, які відповідають шаблонам, отриманим із записаного потоку даних. Мережа містить один прихований шар із 10 нейронів. Вся мережа реалізована як двокласовий класифікатор, з вихідним шаром, що складається з одного нейрона. Ідентифікація успішного штриха FM у шаблоні даних представлена логічним значенням вихідного нейрона, яке приймає значення «0» або «1».

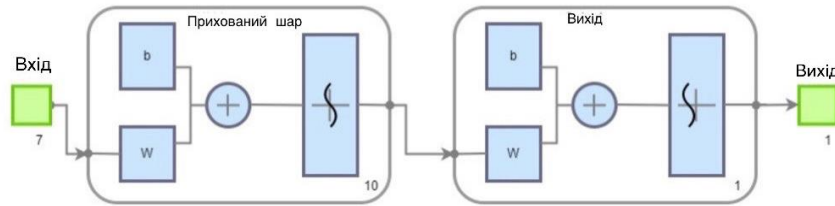


Рисунок 3.6 – Використана архітектура нейронної мережі.

Після серії випробувань, проведених у середовищі Matlab, було встановлено, що алгоритм масштабованого спряженого градієнта (функція TRAINSCG) дав найоптимальніші результати в цьому конкретному випадку (рисунок 3.7)

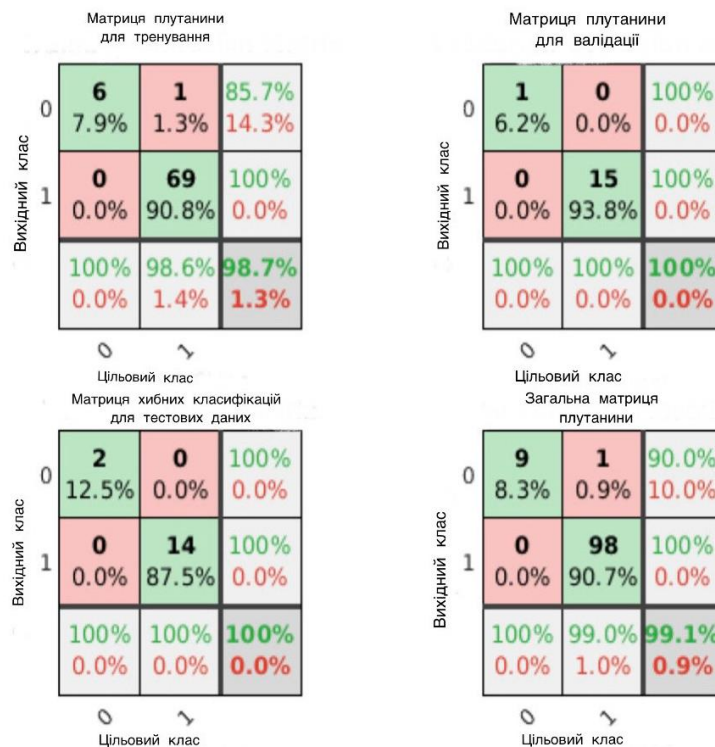


Рисунок 3.7 – Матриця похибки навченої нейронної мережі.

Технічне рішення в рамках електронного процесора полягає в наступному: застосунок для зв'язку з датчиком та підготовки даних для оцінки нейронної мережі (Рисунок 3.8) працює в RevPi та написаний мовою Python.

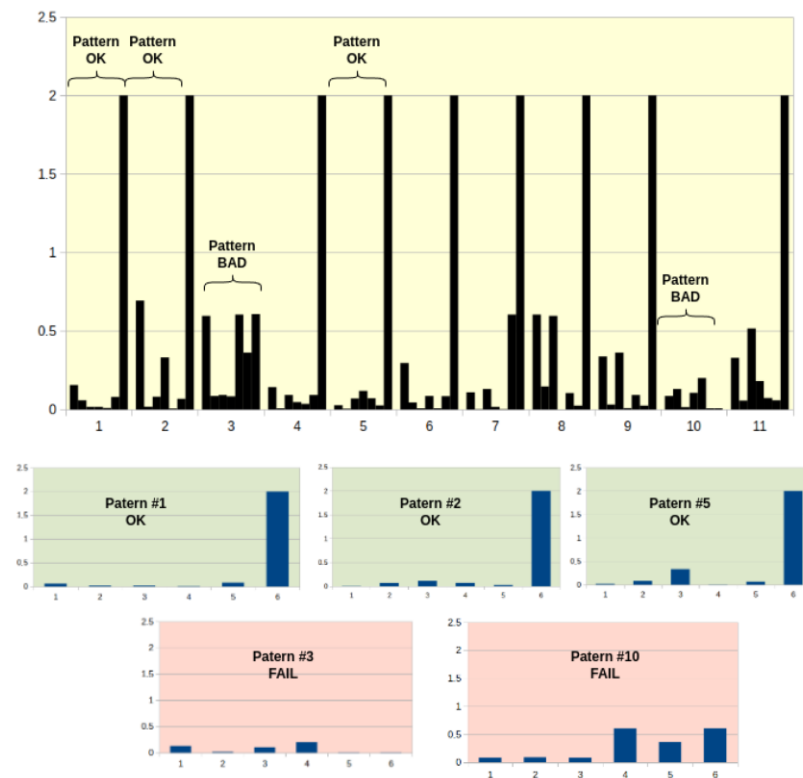


Рисунок 3.8 – Шаблони даних для оцінки за допомогою нейронної мережі.

Процес нейронної мережі ізольований, а результуючий вихід зберігається в темі MQTT та відображається в застосунку як значок сповіщення, зрештою із зеленим або червоним кольоровим повідомленням у більш детальному вигляді.

Процес збору даних на іншому робочому місці, де використовується шнековий конвеєр та ваги, аналогічний вищезгаданому. Він призначений для контролю чотирьох параметрів: тиску повітря, температури, споживання струму та вібрацій редуктора.

У цьому випадку вирішальним фактором у передбаченні потенційних несправностей є розпізнавання коливань, що вловлюються мікрофоном MEMS, розташованим на корпусі шестерні. Перш ніж ідентифікувати потенційну несправність та викликати сповіщення, важливо реалізувати процес, за допомогою якого запис мікрофона піддається спектральному аналізу за допомогою перетворення Фур'є з метою визначення доміантних частот сигналу. Програма для фізичної реалізації вимірювання та частотного

розкладання реалізована на Python та працює на станції M5 через регулярні проміжки часу. Вона записує вибірки тривалістю одна секунда, частотою дискретизації 16 кГц та шириною даних 16 біт. Згодом ідентифікуються частотні області, а записаний звук порівнюється зі збереженою схемою перевірки.

Шаблон показано на рисунку 3.9, розташованому з лівого боку (Нормальна функціональність). У разі виявлення нестандартної частоти в записаному аудіо генерується тригер сповіщення. З точки зору проекту, слід зазначити, що аналіз FFT, показаний на рисунку 3.9 відносно простим і не може охопити всі випадки, які можуть виникнути в реальній експлуатації. Однак ця функція ще не повністю реалізована і буде розглянута на наступному етапі проекту.

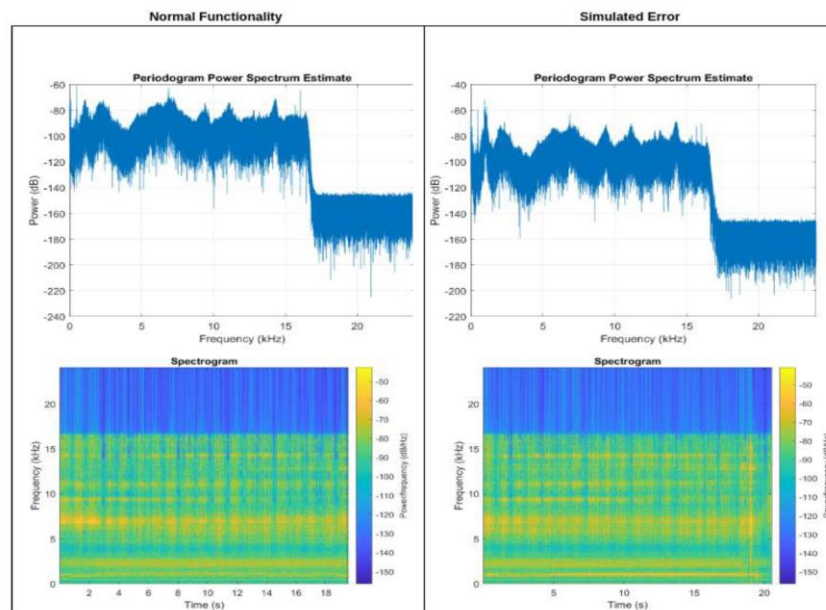


Рисунок 3.9 – Спектральний аналіз даних MEMS-мікрофона з коробки передач

Решта даних про споживання струму та температуру коробки передач є лише додатковими за своєю природою та служать лише для полегшення виявлення потенційної несправності. Генерація сповіщень для цих параметрів досягається шляхом запису поточного значення через регулярні

проміжки часу з подальшим порівнянням з історичними значеннями. Зі збільшенням частотного аналізу записаного звуку зростає важливість збору цих параметрів та виявлення аномальних значень. Вважається, що поломка підшипника, виявлена шляхом виділення нестандартної частоти в звукозаписі, пов'язана зі збільшенням опору обертанню механізму, що, у свою чергу, призводить до підвищення температури та споживання енергії в механізмі.

ВИСНОВКИ

Тематика, що розглядається в цій роботі, є особливо актуальною в сучасну епоху, враховуючи зростаюче впровадження Індустрії 4.0 та 5.0 у технічну практику. Виявлення стану обладнання та виробничих систем являє собою дуже складну галузь, значною мірою через безліч технологій, що використовуються для збору та обробки даних з виробничих систем. Метою є розробка системи моніторингу стану машин на основі технології периферійних обчислень. У цьому дослідженні визначено фізичні змінні, які є важливими для ідентифікації стану машин. Крім того, запропоновано необхідні апаратні компоненти для розгортання сенсорного шару, а також протокол зв'язку між складовими елементами. Основні компоненти, викладені в публікації, охоплюють розробку методології перетворення даних та визначення кількох шляхів отримання інформації про стан пристроїв. Вони класифікуються за типом фізичної величини, методом представлення та їх релевантністю до контрольованого процесу. В заключному розділі наведено приклади ідентифікації критичного стану за допомогою технологій ES та NN, включаючи практичні приклади та результати реалізованих експериментів. Слід зазначити, що це початковий етап проекту. На наступних етапах необхідно буде впровадити аналогічну систему моніторингу стану для всіх компонентів виробничої лінії та розширити поточну систему датчиків та діагностики, включивши можливість моніторингу всіх частин цієї лінії. Фактичний процес впровадження отриманої системи PDM буде предметом подальших досліджень у майбутньому. Однак можна стверджувати, що експериментальне рішення, описане в роботі, здатне ідентифікувати виникаючу несправність на пристрої в контрольованій системі. Недоліком є те, що воно розроблене безпосередньо для конкретного пристрою.

Основним внеском запропонованого рішення є інтеграція сучасних

тенденцій, таких як машинне навчання та периферійні обчислення, з практичними застосуваннями. Розгортання електронної обчислювальної техніки для обробки даних сприяє безпосередній обробці даних на найнижчому рівні процесу, тоді як система диспетчерського управління взаємодіє з кінцевими виходами підсистем ЕС та нейронної мережі. Такий підхід, навіть за умови обробки даних у режимі реального часу, значно зменшує навантаження на комунікаційну інфраструктуру, знижуючи вимоги до продуктивності бази даних та навантаження на систему PDM.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Murtaza, A.A.; Saher, A.; Zafar, M.H.; Moosavi, S.K.R.; Aftab, M.F.; Sanfilippo, F. Paradigm shift for predictive maintenance and condition monitoring from Industry 4.0 to Industry 5.0: A systematic review, challenges and case study. *Results Eng.* 2024, 24, 102935.
2. Moosavi, S.; Farajzadeh-Zanjani, M.; Razavi-Far, R.; Palade, V.; Saif, M. Explainable AI in Manufacturing and Industrial Cyber–Physical Systems: A Survey. *Electronics* 2024, 13, 3497.
3. Levitt, J. *Complete Guide to Preventive and Predictive Maintenance*, 2nd ed.; Industrial Press: New York, NY, USA, 2012; ISBN 978-1-61344-573-0.
4. Boyun, G.; Shanhong, S.; Ghalambor, A.; Tian, R.L. *Offshore Pipelines—Design, Installation, and Maintenance*, 2nd ed.; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2014; ISBN 978-0-12-398492-0.
5. Wang, L.; Chen, Y.; Zhao, X.; Xiang, J. Predictive Maintenance Scheduling for Aircraft Engines Based on Remaining Useful Life Prediction. *IEEE Internet Things J.* 2024, 11, 23020–23031.
6. Ляшенко, О., Стародубцев, М., Макаренко, Г. і Пашенко, О. (2024) «Керування електромеханічними системами конвеєрних ліній», *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*, (4(30)), с. 85–96. doi: 10.30837/2522-9818.2024.4.085.
7. Francis, F.; Mohan, M. ARIMA Model based Real Time Trend Analysis for Predictive Maintenance. In *Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*, Coimbatore, India, 12–14 June 2019; pp. 735–739.
8. Ehrig, L.; Atzberger, D.; Hagedorn, B.; Klimke, J.; Döllner, J. Customizable Asymmetric Loss Functions for Machine Learning-based Predictive Maintenance. In *Proceedings of the 2020 8th International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis (CMD)*, Phuket, Thailand, 25–28 October

2020; pp. 250–253.

9. Cachada, A.; Barbosa, J.; Leitno, P.; Gcraldcs, C.A.S.; Deusdado, L.; Costa, J.; Teixeira, C.; Teixeira, J.; Moreira, A.H.J.; Moreira, P.M.; et al. Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture. In Proceedings of the 2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), Torino, Italy, 4–7 September 2018; pp. 139–146.

10. ISO/IEC IS 13374-12:2003; Condition Monitoring and Diagnostics of Machines—Data Processing, Communication and Presentation. International Organization for Standardization: Geneva, Switzerland, 2003.

11. Campos, J.; Sharma, P.; Albano, M.; Ferreira, L.L.; Larrañaga, M. An Open Source Framework Approach to Support Condition Monitoring and Maintenance. *Appl. Sci.* 2020, 10, 6360.

12. MIMOSA OSA-CBM. Open System Architecture for Condition-Based Maintenance. Available online: www.mimosa.org/mimosa-osa-cbm/ (accessed on 10 May 2025).

13. Bousdekis, A.; Apostolou, D.; Mentzas, G. Predictive Maintenance in the 4th Industrial Revolution: Benefits, Business Opportunities, and Managerial Implications. *IEEE Eng. Manag. Rev.* 2020, 48, 57–62.

14. Zio, E. Prognostics and Health Management (PHM): Where are we and where do we (need to) go in theory and practice. *Reliab. Eng. Syst. Saf.* 2022, 218 Pt A, 108119.

15. Zhurylo, O., Liashenko, O., & Avetisova, K. (2023). Hardware security overview of fog computing end devices in the Internet of Things. *Innovative technologies and scientific solutions for industries*, (1 (23)), 57–71. <https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.23.057>

16. Yang, Z.; Liu, B.; Zhang, Y.; Chen, Y.; Zhao, H.; Zhang, G.; Yi, W.; Zhang, Z. Intelligent Sensing of Thermal Error of CNC Machine Tool Spindle Based on Multi-Source Information Fusion. *Sensors* 2024, 24, 3614.

17. Krawczyk, S.; Szuba, M. Utilizing Simulation to Enhance Predictive

Maintenance in Power Rails of Switch Gears by Analyzing Temperature Changes Under Varying Current Loads. In Proceedings of the 2023 Progress in Applied Electrical Engineering (PAEE), Koscielisko, Poland, 26–30 June 2023; pp. 1–4.

18. Muneeshwari, P.; Suguna, R.; Valantina, G.M.; Sasikala, M.; Lakshmi, D. IoT-Driven Predictive Maintenance in Industrial Settings through a Data Analytics Lens. In Proceedings of the 2024 International Conference on Trends in Quantum Computing and Emerging Business Technologies, Pune, India, 22–23 March 2024; pp. 1–5.

19. Dai, S.; Zhang, X.; Luo, M. A Novel Data-Driven Approach for Predicting the Performance Degradation of a Gas Turbine. *Energies* 2024, 17, 781.

20. Mujib, A.; Djatna, T. Ensemble Learning for Predictive Maintenance on Wafer Stick Machine Using IoT Sensor Data. In Proceedings of the 2020 International Conference on Computer Science and Its Application in Agriculture (ICOSICA), Bogor, Indonesia, 16–17 September 2020; pp. 1–5.

21. Yun, J.; Kim, S.; Kim, J. Digital Twin Technology in the Gas Industry: A Comparative Simulation Study. *Sustainability* 2024, 16, 5864.

22. Kumar, S.D.V.; Kai, M.L.Y.; Arumugam, T.; Karuppanan, S. A Review of Finite Element Analysis and Artificial Neural Networks as Failure Pressure Prediction Tools for Corroded Pipelines. *Materials* 2021, 14, 6135.

23. Yuan, M.; Zhang, S.; Yang, P.; Deng, Y. Deep Learning-Based Predictive Maintenance Model for Air Cylinder in Manufacturing Systems. In Proceedings of the 2023 5th International Conference on Robotics, Intelligent Control and Artificial Intelligence (RICAI), Hangzhou, China, 1–3 December 2023; pp. 625–629.

24. Liang, K.; Zhao, H.; Wang, F.; Fang, Y. Design and application of pressure monitoring system of compressed air station based on LoRa wireless networking technology. In Proceedings of the 2023 4th International Conference on Computer Engineering and Intelligent Control (ICCEIC), Guangzhou, China, 20–22 October 2023; pp. 550–554.

25. Ahmad, B.; Mishra, B.K.; Ghufraan, M.; Pervez, Z.; Ramzan, N.

Intelligent Predictive Maintenance Model for Rolling Components of a Machine based on Speed and Vibration. In Proceedings of the 2021 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC), Jeju Island, Republic of Korea, 20–23 April 2021; pp. 459–464.

26. Cakir, M.; Guvenc, M.A.; Mistikoglu, S. The experimental application of popular machine learning algorithms on predictive maintenance and the design of IIoT based condition monitoring system. *Comput. Ind. Eng.* 2021, 151, 106948.

27. Roosefert, M.T.; Preetha, R.J.; Annie, U.R.; Devaraj, D.; Umachandran, K. Intelligent machine learning based total productive maintenance approach for achieving zero downtime in industrial machinery. *Comput. Ind. Eng.* 2021, 157, 107267.

28. Yépez, C.M.; Castejon, C.; Rubio, H.; Morales, C. A Vibration Analysis for the Evaluation of Fuel Rail Pressure and Mass Air Flow Sensors on a Diesel Engine: Strategies for Predictive Maintenance. *Sensors* 2024, 24, 1551.

29. Coelho, D.; Costa, D.; Rocha, E.M.; Almeida, D.; Santos, J.P. Predictive maintenance on sensorized stamping presses by time series segmentation, anomaly detection, and classification algorithms. *Procedia Comput. Sci.* 2022, 200, 1184–1193. Nappi, S.; Amendola, S.; Ramacciotti, M.; Zambonini, E.; D’Uva, N.; Camera, F.; Miozzi, C.; Occhiuzzi, C.; Marrocco, G. RFID based Predictive Maintenance System for Chemical Industry. In Proceedings of the 2021 IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 & IoT (MetroInd4.0&IoT), Rome, Italy, 7–9 June 2021; pp. 654–658.

30. Yang, G.; Tao, H.; Du, R.; Zhong, Y. Wear Prediction of Petrochemical Granulator Gearbox Using Multiscale Temporal Convolutional Network via Online Oil Monitoring. In Proceedings of the 2023 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), Kuala Lumpur, Malaysia, 22–25 May 2023; pp. 1–6.

31. Crooks, K.; Plawecki, N. Novel Approach to CBM+ Implementation on Aviation Systems. In Proceedings of the 2021 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), Orlando, FL, USA, 24–27 May 2021; pp. 1–

6.

32. Lv, S.; Sun, W.; Wang, H. Aircraft Fault Diagnosis and Prediction Algorithm Based on Deep Learning and Markov Model. In Proceedings of the 2024 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Autonomous Robot Systems (AIARS), Bristol, UK, 29–31 July 2024; pp. 427–432.

33. Vasileska, E.; Argilovski, A.; Tomov, M.; Jovanoski, B.; Gecevska, V. Implementation of Machine Learning for Enhancing Lean Manufacturing Practices for Metal Additive Manufacturing. *IEEE Trans. Eng. Manag.* 2024, 71, 14836–14845.

34. Sampedro, G.A.; Putra, M.A.P.; Lee, J.M.; Kim, D.S. Industrial Internet of Things-Based Fault Mitigation for Smart Additive Manufacturing Using Multi-Flow BiLSTM. *IEEE Access* 2023, 11, 99130–99142.

35. Shah, S.S.; Daoliang, T.; Kumar, S.C.H. RUL forecasting for wind turbine predictive maintenance based on deep learning. *Heliyon* 2024, 10, e39268.