

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на

Розробка та дослідження моделі машинного навчання

тему:

для

прогнозування технічного стану обладнання

Виконав: студент 4 курсу, групи КТ-41

спеціальності 151 – Автоматизація та комп'ютерно-

інтегровані технології

(шифр і назва спеціальності)

Уланов О.О.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник

Дідич І.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

Чихіра І.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

Голотенко О.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент

Дмитрів О.Р.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Голотенко О.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

« 14 » квітня 2026 р.

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня бакалавр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 151 – «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»
(шифр і назва спеціальності)

студенту Уланову Олександрову Олеговичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка та дослідження моделі машинного навчання для прогнозування технічного стану обладнання

Керівник роботи Дідич Ірина Степанівна, доктор філософії, доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 14 » квітня 2026 року № 4/9-183

2. Термін подання студентом завершеної роботи 21.06.2026 р.

3. Вихідні дані до роботи набір даних Sensor Measurements of Centrifugal Pumps, що містить результати вібраційного та температурного моніторингу насосного обладнання, а також програмні засоби Python і бібліотеки машинного навчання для побудови та дослідження моделей класифікації технічного стану обладнання

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина.

2. Проектна частина.

3. Спеціальна частина.

4. Безпека життєдіяльності, основи охорони праці.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Актуальність теми та мета роботи. 2. Місце системи моніторингу насосного обладнання.

3. Структура системи прогнозування технічного стану насосного обладнання. 4. Алгоритм функціонування системи прогнозного технічного обслуговування. 5. Методи машинного навчання. 6. Структура програмного забезпечення. 7. Розподіл навчальної та тестової вибірок.

8,9 Матриця помилок моделі Random Forest та Boosted Trees. 10. Порівняння показників якості моделей. 11. ROC-криві. 12. Важливість ознак. 13. Порівняльний аналіз результатів класифікації.

14. Висновки та результати роботи.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
<i>Безпека життєдіяльності, основи охорони праці</i>	<i>кандидат технічних наук, доцент кафедри МТ Сенчишин В. С.</i>		

7. Дата видачі завдання 14 квітня 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	<i>Автоматизовані системи моніторингу технічного стану насосного обладнання</i>	<i>01.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
2.	<i>Методи машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання</i>	<i>02.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
3.	<i>Постановка задачі класифікації технічного стану насосного обладнання</i>	<i>04.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
5.	<i>Розробка алгоритму функціонування системи прогностного технічного обслуговування</i>	<i>05.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
6.	<i>Вибір програмних засобів та критеріїв оцінювання якості моделей</i>	<i>07.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
7.	<i>Спеціальна частина</i>	<i>08.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
8.	<i>Безпека життєдіяльності, основи охорони праці</i>	<i>10.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
9.	<i>Оформлення графічної частини</i>	<i>18.06.2026</i>	<i>Виконано</i>
10.	<i>Захист кваліфікаційної роботи</i>	<i>25.06.2026</i>	<i>Виконано</i>

Студент

(підпис)***Уланов О.О.***

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)***Дідич І.С.***

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

У бакалаврській кваліфікаційній роботі розглянуто питання застосування методів машинного навчання для прогнозування технічного стану обладнання в автоматизованих технологічних системах. Актуальність роботи обумовлена зростанням вимог до надійності та безперервності функціонування промислового обладнання, а також необхідністю впровадження сучасних інтелектуальних технологій для своєчасного виявлення ознак погіршення його технічного стану.

У роботі досліджено можливості використання алгоритмів машинного навчання для автоматизованого визначення технічного стану насосного обладнання на основі параметрів, отриманих від засобів технічного моніторингу. Розроблено структуру системи прогнозування технічного стану обладнання, виконано підготовку та обробку даних, реалізовано моделі машинного навчання та проведено оцінювання їхньої ефективності.

За результатами дослідження здійснено порівняльний аналіз моделей класифікації технічного стану обладнання та визначено найбільш ефективний підхід для використання в задачах прогнозного технічного обслуговування. Отримані результати підтверджують доцільність використання методів машинного навчання для підвищення ефективності систем моніторингу та підтримки прийняття рішень під час експлуатації технологічного обладнання.

Практичне значення роботи полягає у можливості застосування розроблених рішень у складі автоматизованих систем контролю та діагностування обладнання для своєчасного виявлення ознак погіршення технічного стану, зменшення кількості аварійних зупинок та оптимізації процесів технічного обслуговування.

Ключові слова: технічний стан обладнання, автоматизовані системи, насосне обладнання, моніторинг стану, інтелектуальні системи, машинне навчання, класифікація.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

III – штучний інтелект;

MH – машинне навчання;

ML (Machine Learning) – машинне навчання;

DL (Deep Learning) – глибинне навчання;

PdM (Predictive Maintenance) – прогнозне технічне обслуговування;

CBM (Condition-Based Maintenance) – технічне обслуговування за фактичним станом обладнання;

IIoT (Industrial Internet of Things) – промисловий Інтернет речей;

SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) – система диспетчерського керування та збору даних;

PLC (Programmable Logic Controller) – програмований логічний контролер;

RF (Random Forest) – випадковий ліс;

BT (Boosted Trees) – метод підсилених дерев;

RMS (Root Mean Square) – середньоквадратичне значення;

ISO Velocity – віброшвидкість відповідно до стандартів ISO;

FFT (Fast Fourier Transform) – швидке перетворення Фур'є;

Accuracy – точність класифікації;

Precision – прецизійність класифікації;

Recall – повнота класифікації;

F1-score – інтегральний показник якості класифікації;

Python – високорівнева мова програмування для аналізу даних та машинного навчання.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА.....	10
1.1 Автоматизовані системи моніторингу технічного стану насосного обладнання	10
1.2 Відцентрові насоси як об'єкт технічної діагностики та прогнозного обслуговування.....	14
1.3 Датчики вібрації та температури в системах контролю технічного стану обладнання.....	19
1.4 Методи прогнозного технічного обслуговування (Predictive Maintenance) в автоматизованих системах	23
1.5 Методи машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання	26
РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТНА ЧАСТИНА.....	29
2.1 Постановка задачі класифікації технічного стану насосного обладнання	29
2.2 Аналіз структури набору даних та характеристик контрольованих параметрів	30
2.3 Розробка структури системи прогнозування технічного стану насосного обладнання.....	32
2.4 Розробка алгоритму функціонування системи прогнозного технічного обслуговування	35
2.5 Вибір програмних засобів та критеріїв оцінювання якості моделей	37
РОЗДІЛ 3. СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА	41
3.1 Реалізація програмного забезпечення для класифікації технічного стану насосного обладнання	41
3.2 Дослідження та підготовка даних для навчання моделей.....	44
3.3. Побудова та дослідження моделей класифікації технічного стану насосного обладнання.....	46
РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ	53
4.1 Характеристика шкідливих факторів виробничого середовища ..	53

4.2 Забезпечення безпеки життєдіяльності при роботі з ПК	55
ВИСНОВКИ	60
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	62

ВСТУП

Сучасний розвиток промисловості характеризується активним впровадженням концепцій Industry 4.0 та Industry 5.0, що передбачають широке використання цифрових технологій, промислового Інтернету речей, систем моніторингу та методів штучного інтелекту для підвищення ефективності функціонування виробничих систем. Одним із важливих напрямів розвитку автоматизованих систем є забезпечення надійної та безперервної роботи технологічного обладнання шляхом своєчасного виявлення ознак погіршення його технічного стану та запобігання виникненню аварійних ситуацій.

У більшості сучасних виробництв насосне обладнання є невід'ємною складовою технологічних процесів. Відцентрові насоси широко застосовуються в системах водопостачання, хімічній промисловості, енергетиці, харчовому виробництві та інших галузях. Відмова насосного обладнання може призвести до порушення технологічного процесу, збільшення експлуатаційних витрат, простою обладнання та значних економічних втрат. У зв'язку з цим особливої актуальності набувають методи контролю та прогнозування технічного стану обладнання, які дозволяють своєчасно виявляти потенційні несправності та приймати обґрунтовані рішення щодо проведення технічного обслуговування.

Традиційні підходи до технічного обслуговування базуються на регламентних перевірках або виконанні ремонтних робіт після виникнення відмови. Проте такі підходи не завжди забезпечують ефективне використання ресурсів та можуть призводити до непередбачуваних зупинок виробництва. Альтернативою є прогнозне технічне обслуговування, яке ґрунтується на безперервному моніторингу параметрів роботи обладнання та використанні сучасних методів аналізу даних для оцінювання його технічного стану.

Важливу роль у реалізації систем прогнозного технічного обслуговування відіграють технології машинного навчання. Завдяки здатності аналізувати великі обсяги даних та виявляти приховані закономірності такі методи дозволяють автоматично визначати технічний стан обладнання на основі показників,

отриманих від різноманітних датчиків. Особливу цінність мають дані вібраційного та температурного моніторингу, які є одними з найбільш інформативних параметрів під час діагностування технічного стану насосного обладнання.

Застосування моделей машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання дозволяє підвищити точність діагностики, зменшити вплив людського фактору та забезпечити своєчасне виявлення ознак деградації окремих вузлів і механізмів. Це створює передумови для підвищення надійності автоматизованих технологічних систем та оптимізації процесів технічного обслуговування.

Метою роботи є розробка та дослідження моделі машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання з метою реалізації прогностного технічного обслуговування. Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання як проаналізувати сучасні підходи до моніторингу технічного стану обладнання та прогностного технічного обслуговування, дослідити особливості застосування датчиків вібрації та температури в системах технічної діагностики, виконати аналіз та підготовку даних моніторингу обладнання для подальшого використання в моделях машинного навчання, розробити структуру системи прогнозування технічного стану обладнання, реалізувати та дослідити моделі машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання, провести оцінювання якості роботи побудованих моделей та виконати порівняльний аналіз отриманих результатів, сформулювати рекомендації щодо використання розробленої моделі в автоматизованих системах прогностного технічного обслуговування.

Об'єктом дослідження є процес моніторингу та оцінювання технічного стану обладнання в автоматизованих технологічних системах.

Предметом дослідження є методи та моделі машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання на основі даних, отриманих від засобів технічного моніторингу.

У роботі використано методи аналізу наукових джерел, статистичної обробки даних, попередньої обробки інформації, машинного навчання, класифікації даних та оцінювання якості моделей за допомогою сучасних метрик ефективності.

Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості використання розробленої моделі для автоматизованого оцінювання технічного стану обладнання та підтримки прийняття рішень щодо проведення технічного обслуговування. Запропонований підхід може бути використаний як складова інтелектуальних систем моніторингу стану промислового обладнання, сприяючи підвищенню надійності технологічних процесів та зниженню експлуатаційних витрат.

Структура роботи складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, переліку посилань та додатків. У першому розділі виконано аналіз предметної області та сучасних підходів до прогнозування технічного стану обладнання. У другому розділі розроблено структуру системи прогнозування та обґрунтовано вибір контрольованих параметрів. У третьому розділі реалізовано та досліджено моделі машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання. Четвертий розділ присвячено питанням безпеки життєдіяльності та охорони праці. У висновках наведено основні результати проведеного дослідження.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1 Автоматизовані системи моніторингу технічного стану насосного обладнання

Надійність функціонування промислового обладнання є одним із ключових чинників забезпечення ефективності сучасних виробничих процесів. У багатьох галузях промисловості насосне обладнання виконує важливі технологічні функції, пов'язані з транспортуванням рідин, підтриманням необхідних параметрів технологічного середовища та забезпеченням безперервності виробничого циклу. Відмови насосних агрегатів можуть призводити до зупинки технологічних процесів, погіршення якості продукції, збільшення експлуатаційних витрат та виникнення аварійних ситуацій. У зв'язку з цим особливого значення набувають автоматизовані системи моніторингу технічного стану обладнання, які дозволяють здійснювати безперервний контроль його роботи та своєчасно виявляти ознаки погіршення технічного стану.

Автоматизована система моніторингу технічного стану обладнання являє собою сукупність апаратних і програмних засобів, призначених для збору, передавання, зберігання та аналізу інформації про параметри функціонування технічного об'єкта. Основною метою таких систем є забезпечення своєчасного отримання достовірної інформації про поточний стан обладнання та підтримка прийняття рішень щодо його подальшої експлуатації та технічного обслуговування.

Розвиток концепцій Industry 4.0 та Industry 5.0 сприяв активному впровадженню інтелектуальних систем моніторингу, які використовують технології промислового Інтернету речей (Industrial Internet of Things, IIoT), хмарні обчислення, великі дані та алгоритми штучного інтелекту [1]. На відміну від традиційних систем контролю, сучасні рішення не лише збирають інформацію про роботу обладнання, а й виконують її автоматизований аналіз,

прогнозують можливі відмови та формують рекомендації щодо проведення технічного обслуговування.

У системах моніторингу насосного обладнання основним джерелом інформації виступають датчики, які здійснюють вимірювання фізичних параметрів роботи агрегату. Найчастіше контролюються такі показники як температура підшипників та корпусу насоса, вібрація окремих вузлів, частота обертання вала, тиск робочого середовища, витрата рідини, електричні параметри двигуна (струм, напруга, потужність).

Аналіз зазначених параметрів дозволяє оцінити технічний стан обладнання та виявити можливі дефекти ще до виникнення відмови [2-3]. Особливу інформативність мають параметри вібрації та температури, оскільки саме вони найчастіше змінюються при виникненні дефектів підшипників, розбалансуванні ротора, порушенні центрування валів або погіршенні умов змащування.

Типова структура автоматизованої системи моніторингу технічного стану насосного обладнання наведена на рисунку 1.1.

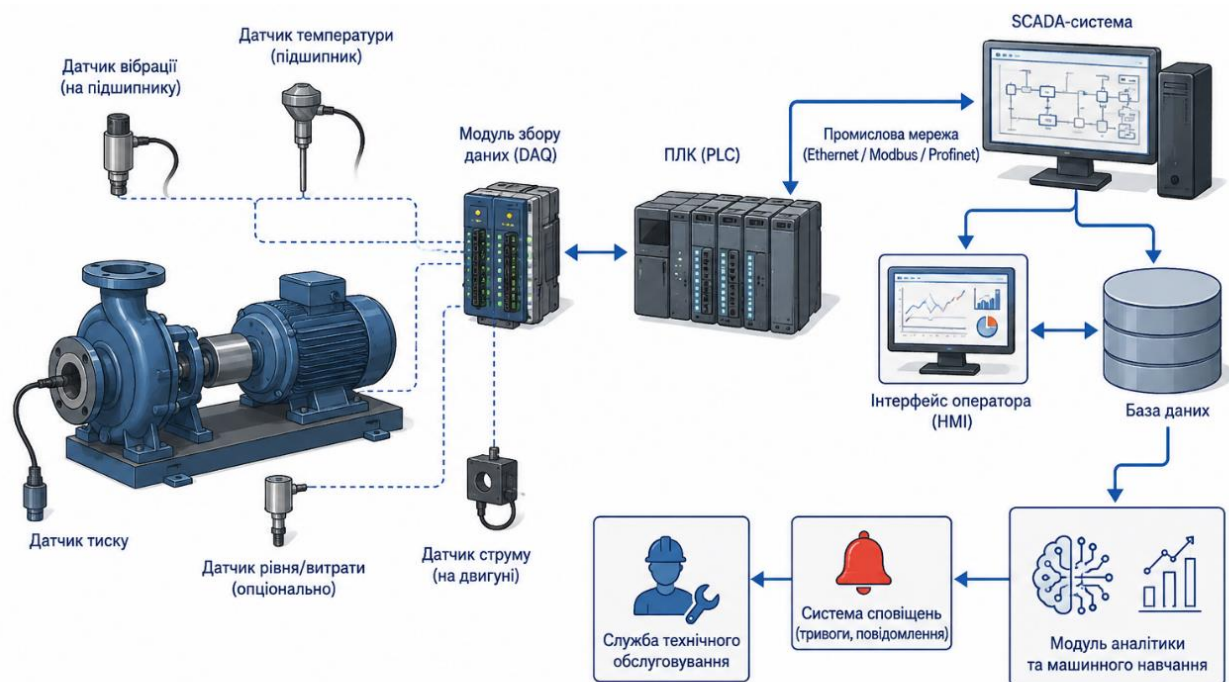


Рисунок 1.1 – Структура автоматизованої системи моніторингу технічного стану насосного обладнання

Зібрані дані надходять до програмованого логічного контролера, який виконує їх первинну обробку та передає до SCADA-системи. Далі інформація зберігається у базі даних і може використовуватися для візуалізації, аналізу та прогнозування технічного стану обладнання. Саме на цьому етапі доцільно застосовувати алгоритми машинного навчання, які здатні автоматично виявляти приховані закономірності у вимірюваних параметрах.

Важливим етапом розвитку систем моніторингу стала поява технології Industrial Internet of Things. Вона передбачає інтеграцію фізичного обладнання з цифровими сервісами за допомогою мережевих технологій. У межах ІоТ кожен насосний агрегат може розглядатися як окремий інтелектуальний вузол, оснащений датчиками, засобами зв'язку та можливістю передавання інформації до централізованих систем аналізу.

У контексті концепції Industry 4.0 система моніторингу стає складовою кіберфізичної системи виробництва, яка поєднує реальне обладнання та цифрові моделі його функціонування (рис.1.2).

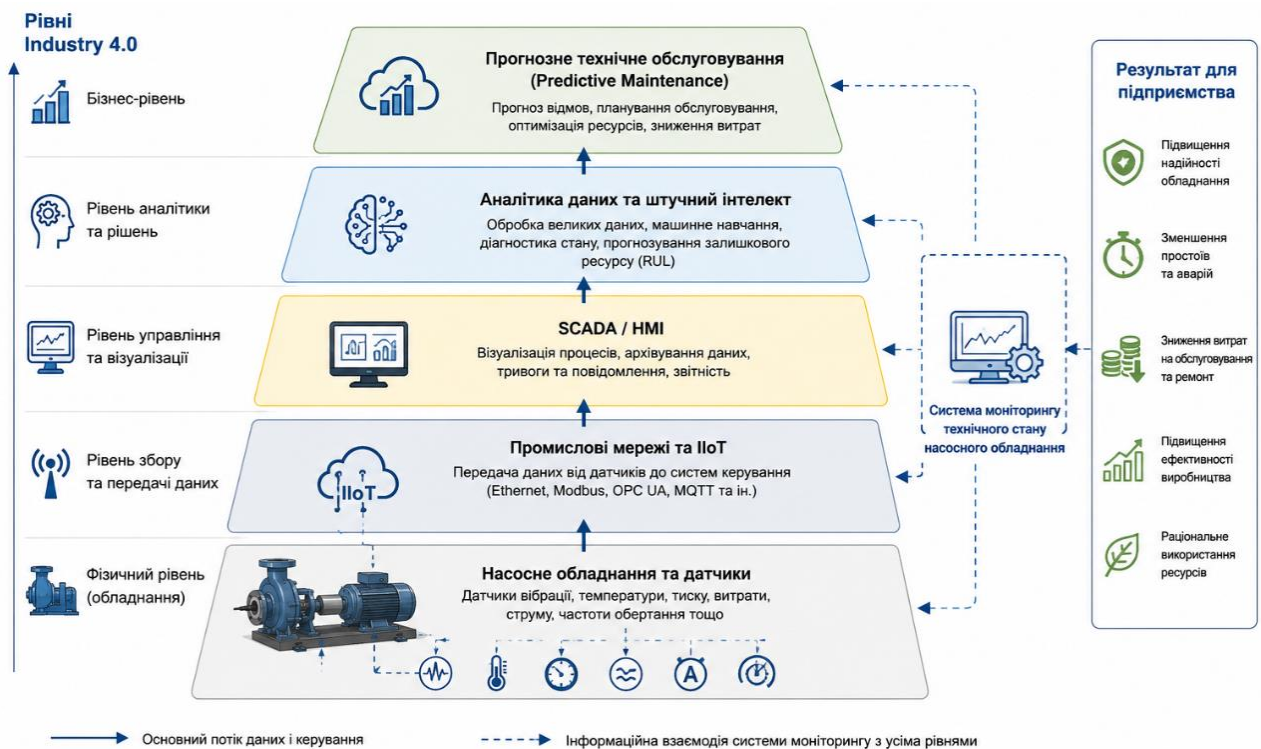


Рисунок 1.2 – Місце системи моніторингу насосного обладнання в концепції Industry 4.0

Завдяки використанню технологій Industry 4.0 підприємства отримують можливість здійснювати безперервний моніторинг стану обладнання незалежно від його місцезнаходження. Це дозволяє скоротити час реагування на аварійні ситуації та підвищити ефективність технічного обслуговування.

Одним із перспективних напрямів розвитку автоматизованих систем моніторингу є інтеграція методів машинного навчання [4]. На відміну від класичних систем контролю, які працюють за заздалегідь визначеними пороговими значеннями параметрів, алгоритми машинного навчання можуть враховувати складні взаємозв'язки між різними характеристиками обладнання та визначати його технічний стан на основі накопичених даних.

Загальна схема використання машинного навчання в системах моніторингу насосного обладнання наведена на рисунку 1.3.

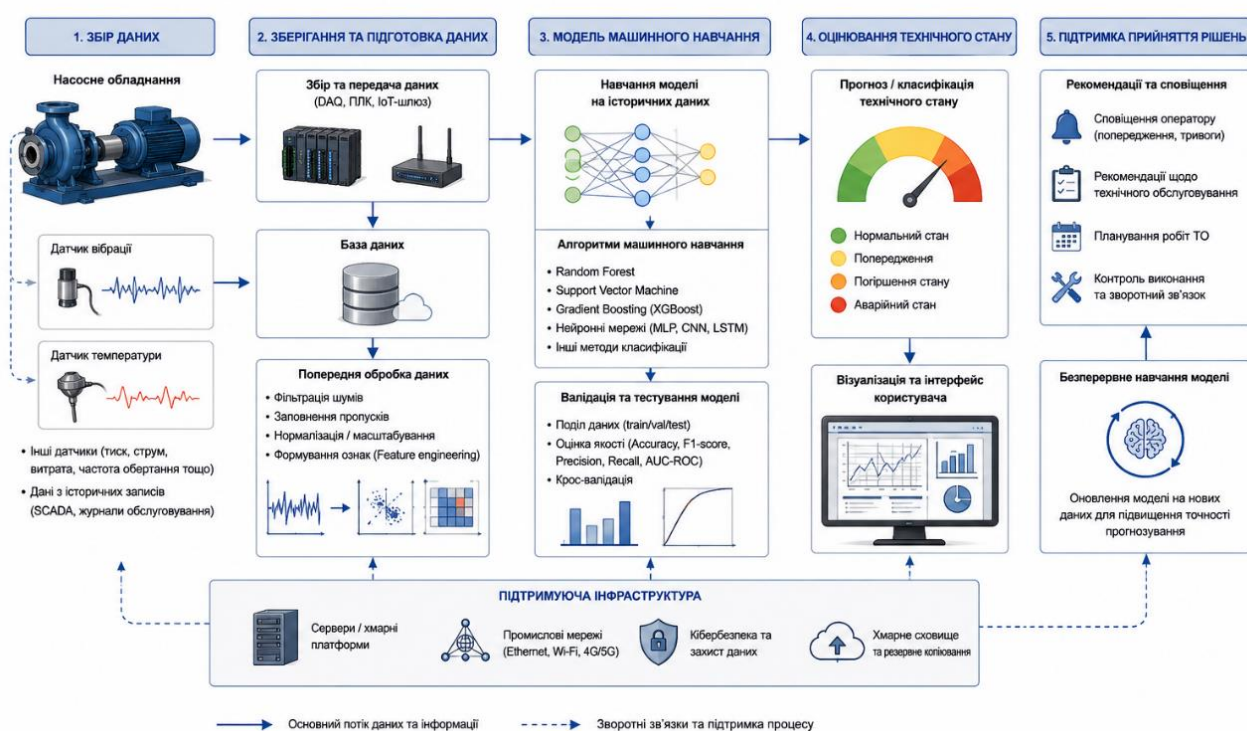


Рисунок 1.3 – Узагальнена схема застосування машинного навчання для моніторингу технічного стану насосного обладнання

Таким чином, автоматизовані системи моніторингу технічного стану насосного обладнання є важливим елементом сучасних автоматизованих

виробництв. Використання датчиків, програмованих логічних контролерів, SCADA-систем та методів машинного навчання створює передумови для переходу від традиційних підходів до обслуговування обладнання до концепції прогнозного технічного обслуговування, що дозволяє підвищити надійність функціонування технологічних систем і знизити експлуатаційні витрати [5-7].

1.2 Відцентрові насоси як об'єкт технічної діагностики та прогнозного обслуговування

Насосне обладнання належить до найбільш поширених видів промислового устаткування та використовується практично в усіх галузях виробництва [8]. Насоси забезпечують транспортування рідин, підтримання необхідних параметрів технологічних процесів, циркуляцію теплоносіїв, подачу води, нафтопродуктів, хімічних реагентів та інших робочих середовищ. Надійність їх роботи безпосередньо впливає на ефективність функціонування виробничих систем, якість продукції та безпеку технологічних процесів.

Серед різноманіття насосного обладнання найбільшого поширення набули відцентрові насоси. За різними оцінками, вони становлять понад 70% усіх насосів, що експлуатуються у промисловості. Широке застосування відцентрових насосів пояснюється їх відносно простою конструкцією, високою продуктивністю, надійністю, можливістю роботи в широкому діапазоні навантажень та порівняно невисокими витратами на експлуатацію.

Відцентрові насоси використовуються у системах водопостачання та водовідведення, теплових електростанціях, нафтогазовій галузі, хімічній промисловості, харчових виробництвах, металургійних підприємствах та багатьох інших сферах. У більшості випадків вони є складовими автоматизованих технологічних комплексів, де їх робота контролюється програмованими логічними контролерами, системами диспетчерського керування та засобами технічного моніторингу.

Основним призначенням відцентрового насоса є перетворення механічної енергії обертання робочого колеса на енергію потоку рідини. Принцип роботи базується на виникненні відцентрової сили під час обертання робочого колеса. Рідина надходить у центральну частину колеса, після чого під дією відцентрових сил переміщується до периферії та виштовхується в напірний трубопровід. Завдяки цьому створюється необхідний тиск і забезпечується транспортування рідини.

До основних конструктивних елементів відцентрового насоса належать корпус насоса, робоче колесо, вал, підшипниковий вузол, ущільнення, муфта, електродвигун (рис.1.4).

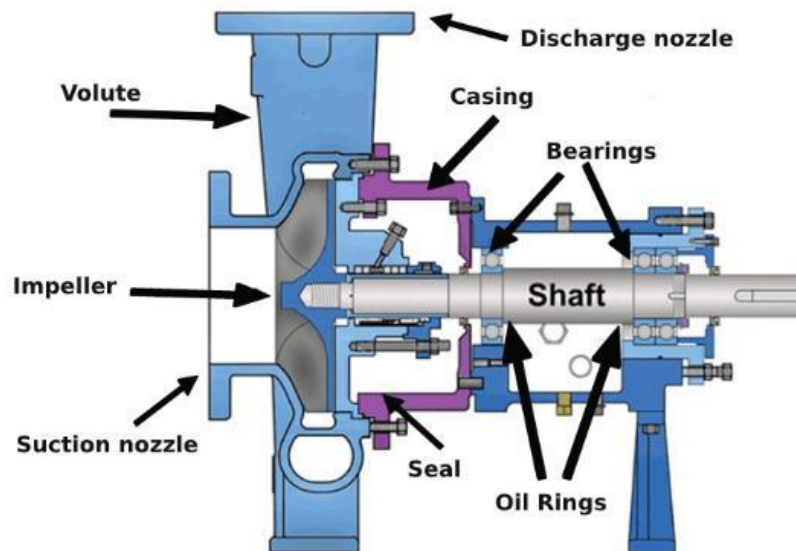


Рисунок 1.4 – Основні конструктивні елементи відцентрового насоса

У процесі експлуатації окремі вузли насоса піддаються механічним навантаженням, впливу вібрацій, температурних коливань та агресивних середовищ. Це призводить до поступового зношування компонентів і збільшує ризик виникнення несправностей. Найбільш вразливими елементами є підшипники, ущільнення, робоче колесо та електропривод.

Для сучасних промислових підприємств значну проблему становлять незаплановані відмови насосного обладнання. Аварійна зупинка насоса може призвести до порушення роботи всієї технологічної лінії, втрати продукції,

перевитрати енергоресурсів та виникнення аварійних ситуацій. Саме тому питання технічної діагностики насосного обладнання набувають особливої актуальності.

Технічна діагностика являє собою процес визначення поточного технічного стану обладнання на основі аналізу контрольованих параметрів його роботи. Основною метою діагностики є своєчасне виявлення дефектів та оцінювання ступеня деградації окремих вузлів до моменту виникнення критичної відмови. Типові несправності насосного обладнання та їх діагностичні ознаки показано у таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Типові несправності насосного обладнання

Несправність	Основні ознаки
Зношування підшипників	Підвищення вібрації та температури
Дисбаланс ротора	Зростання амплітуди вібрацій
Розцентрування валів	Нерівномірні коливання та шум
Кавітація	Характерний шум, вібрація, зниження продуктивності
Недостатнє змащування	Перегрів підшипників
Дефекти електродвигуна	Зміни струму, вібрації та температури

Особливістю сучасних систем технічної діагностики є використання методів безперервного моніторингу стану обладнання. На відміну від періодичних перевірок, безперервний моніторинг дозволяє контролювати параметри роботи насоса в режимі реального часу та своєчасно виявляти відхилення від нормального режиму функціонування.

Для оцінювання технічного стану насосного обладнання використовуються різноманітні діагностичні параметри. Найбільш інформативними вважаються параметри вібраційного та температурного контролю. Вібраційний аналіз дозволяє виявляти дефекти підшипників, розбалансування ротора, розцентрування валів та інші механічні несправності. Температурний контроль дає змогу своєчасно виявляти перегрів вузлів, що часто

є наслідком підвищеного тертя, дефектів підшипників або порушення умов експлуатації.

У сучасних системах моніторингу технічного стану насосного обладнання часто використовуються такі параметри:

- середньоквадратичне значення віброшвидкості (Velocity ISO);
- середньоквадратичне значення прискорення (RMS Acceleration);
- середньоквадратичне значення демодульованого сигналу (RMS Demodulation);
- пікове значення прискорення (Peak-to-Peak Acceleration);
- температура вузлів обладнання.

Саме ці параметри застосовуються у більшості сучасних систем вібраційної діагностики та є основою для побудови моделей машинного навчання, призначених для класифікації технічного стану насосів (рис.1.5).

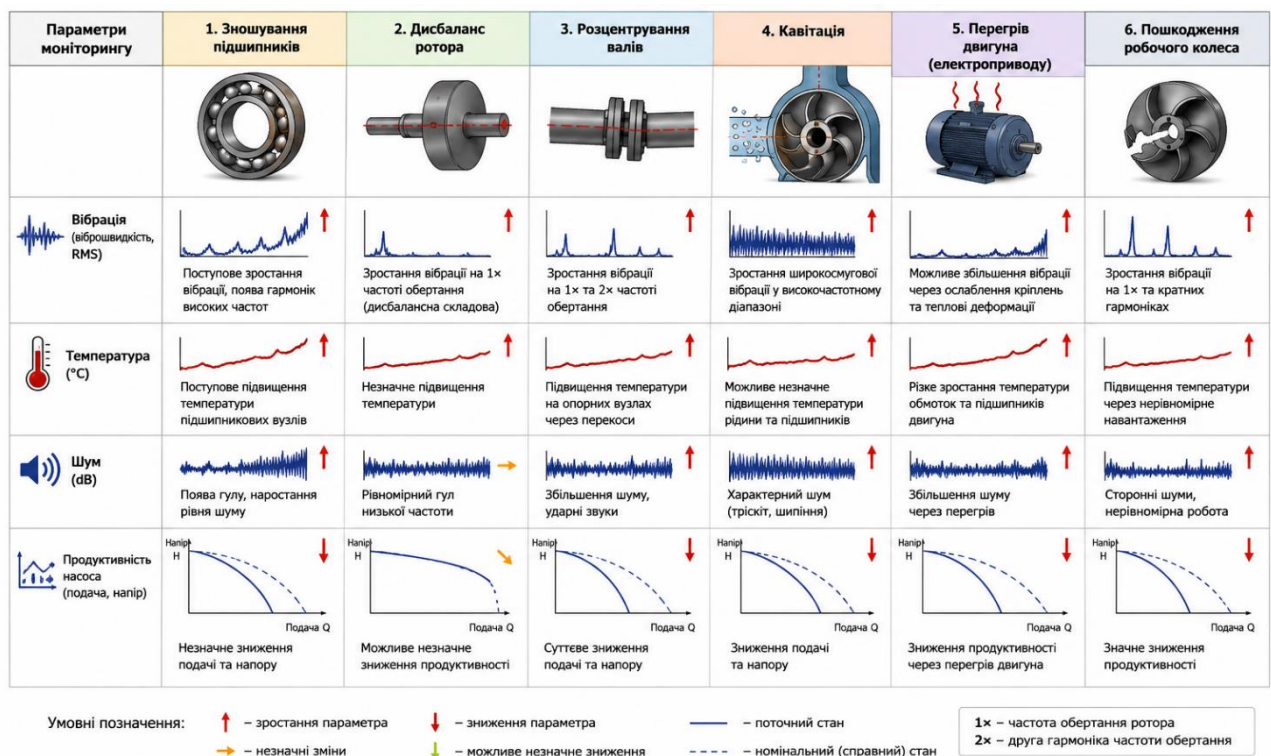


Рисунок 1.5 – Вплив основних несправностей на параметри вібраційного та температурного моніторингу

Традиційно технічне обслуговування насосного обладнання здійснювалося за двома основними підходами: реактивним та планово-попереджувальним. У першому випадку ремонт виконується після виникнення відмови, що супроводжується значними економічними втратами. У другому випадку обслуговування здійснюється через певні проміжки часу незалежно від фактичного технічного стану обладнання. Однак такий підхід часто призводить до виконання зайвих ремонтних робіт або, навпаки, не дозволяє своєчасно виявити розвиток дефекту.

Альтернативою є концепція прогнозного технічного обслуговування (Predictive Maintenance), яка передбачає використання даних моніторингу та методів аналізу даних для оцінювання поточного стану обладнання і прогнозування можливих відмов. Основна ідея полягає у виконанні технічного обслуговування саме тоді, коли це дійсно необхідно [2].

Застосування прогнозного технічного обслуговування для насосного обладнання дозволяє підвищити надійність роботи технологічних систем, зменшити кількість аварійних зупинок, скоротити витрати на ремонт, підвищити коефіцієнт готовності обладнання та використання ресурсів підприємства.

Останніми роками для реалізації систем прогнозного технічного обслуговування активно використовуються методи машинного навчання [9-11]. Алгоритми класифікації здатні аналізувати великі обсяги даних, отриманих від датчиків, та автоматично визначати технічний стан обладнання. Це дозволяє перейти від традиційних підходів до інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, які є важливою складовою концепції Industry 4.0.

Таким чином, відцентрові насоси є важливим об'єктом технічної діагностики та прогнозного технічного обслуговування. Їх широке використання у промисловості, висока критичність для технологічних процесів та наявність характерних діагностичних ознак роблять насосне обладнання перспективним об'єктом для застосування методів машинного навчання з метою автоматизованої класифікації технічного стану та підвищення ефективності технічного обслуговування.

1.3 Датчики вібрації та температури в системах контролю технічного стану обладнання

Ефективність систем технічної діагностики значною мірою визначається якістю інформації, що надходить від засобів вимірювання. Первинними джерелами такої інформації є датчики, які забезпечують перетворення фізичних величин у сигнали, придатні для подальшої обробки та аналізу. У системах моніторингу насосного обладнання найбільшого поширення набули датчики вібрації та температури, оскільки саме ці параметри найбільш чутливо реагують на розвиток механічних і теплових дефектів.

У процесі роботи насосного агрегату виникають механічні коливання, зумовлені обертанням ротора, роботою підшипників, дією гідродинамічних сил та особливостями взаємодії окремих конструктивних елементів. При виникненні несправностей характер цих коливань змінюється, що дозволяє використовувати параметри вібрації як інформативні діагностичні ознаки. Аналогічно більшість дефектів супроводжується зміною температурного режиму роботи окремих вузлів, тому температурний контроль також широко використовується в системах технічного моніторингу.

1.3.1. Датчики вібрації

Для вимірювання параметрів вібрації в сучасних системах діагностики найчастіше використовуються акселерометри. Принцип їх роботи базується на вимірюванні прискорення, що виникає під дією механічних коливань. Залежно від конструкції та принципу дії розрізняють:

- п'єзоелектричні акселерометри;
- MEMS-акселерометри;
- ємнісні акселерометри;
- тензометричні акселерометри.

Найбільшого поширення в промислових системах моніторингу набули п'єзоелектричні датчики. Їх робота ґрунтується на п'єзоелектричному ефекті, при якому механічна деформація кристала викликає появу електричного заряду. Такі

датчики характеризуються високою точністю, широким частотним діапазоном та стійкістю до несприятливих умов експлуатації (рис.1.6).



Рисунок 1.6 – Промислові датчики вібрації, що використовуються для моніторингу технічного стану обладнання

В останні роки все більшого поширення набувають MEMS-акселерометри, які відзначаються компактністю, низьким енергоспоживанням та можливістю інтеграції в бездротові системи моніторингу.

Датчики вібрації зазвичай встановлюються на підшипникових вузлах, корпусі насоса або електродвигуна. Саме ці елементи найбільш чутливі до розвитку механічних дефектів (рис.1.7).

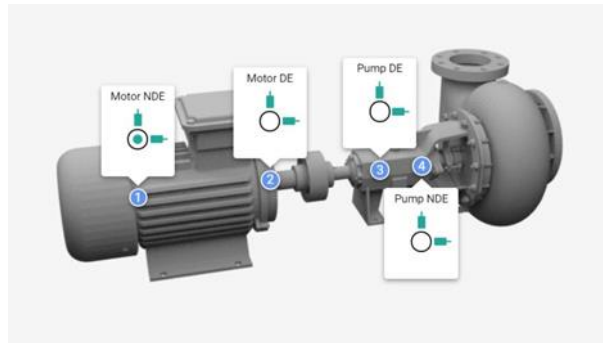


Рисунок 1.7 – Приклад встановлення датчиків вібрації на насосному агрегаті

1.3.2. Температурні датчики

Температурний контроль є одним із найбільш поширених методів оцінювання технічного стану обладнання. Підвищення температури часто свідчить про збільшення тертя, перевантаження механізмів, порушення умов змащування або розвиток інших несправностей.

У промислових системах автоматизації використовуються такі типи температурних датчиків:

- термопари;
- терморезистори (RTD);
- термістори;
- цифрові температурні датчики;
- інфрачервоні датчики.

Для контролю температури насосного обладнання найбільшого поширення набули терморезистори типу Pt100. Вони характеризуються високою

точністю вимірювань, стабільністю характеристик та можливістю інтеграції з промисловими контролерами.

Принцип роботи терморезистора базується на залежності електричного опору провідника від температури. Зі зміною температури змінюється опір чутливого елемента, що дозволяє визначати значення контрольованого параметра (рис.1.8).



Рисунок 1.8 – Промислові температурні датчики для контролю технічного стану обладнання

Сучасні системи моніторингу технічного стану насосного обладнання поєднують вібраційний та температурний контроль. Такий підхід дозволяє отримувати більш повну інформацію про стан обладнання та підвищувати достовірність результатів діагностики.

Вібраційні датчики забезпечують раннє виявлення механічних дефектів, тоді як температурні датчики дозволяють контролювати тепловий режим роботи

вузлів. Комплексне використання цих засобів вимірювання підвищує точність оцінювання технічного стану насосного обладнання та створює надійну інформаційну основу для подальшого застосування методів машинного навчання.

Таким чином, датчики вібрації та температури є ключовими елементами систем контролю технічного стану насосного обладнання. Їх використання забезпечує отримання достовірної інформації про роботу обладнання, дозволяє своєчасно виявляти ознаки розвитку несправностей та підвищує ефективність процесів технічної діагностики і прогнозного технічного обслуговування.

1.4 Методи прогнозного технічного обслуговування (Predictive Maintenance) в автоматизованих системах

Підвищення надійності та ефективності роботи промислового обладнання є одним із ключових завдань сучасних автоматизованих виробництв. Значна частина аварійних ситуацій на підприємствах пов'язана з поступовим погіршенням технічного стану обладнання, яке не було своєчасно виявлене під час експлуатації. У зв'язку з цим особливого значення набувають сучасні підходи до організації технічного обслуговування, що дозволяють мінімізувати ризики виникнення відмов та скоротити витрати на ремонтні роботи.

Традиційно в промисловості використовуються два основні підходи до технічного обслуговування обладнання: реактивне та планово-попереджувальне.

Реактивне технічне обслуговування (Reactive Maintenance) передбачає виконання ремонтних робіт після виникнення несправності або відмови обладнання. Незважаючи на простоту реалізації, такий підхід часто супроводжується значними фінансовими втратами через незаплановані простої виробництва, пошкодження суміжного обладнання та необхідність термінового виконання ремонтних робіт.

Планово-попереджувальне технічне обслуговування (Preventive Maintenance) базується на виконанні регламентних робіт через визначені

проміжки часу незалежно від фактичного стану обладнання. Основною перевагою цього підходу є можливість планування ремонтних заходів. Водночас він не враховує індивідуальні особливості експлуатації обладнання, що може призводити як до передчасної заміни справних вузлів, так і до несвоєчасного виявлення дефектів.

Розвиток цифрових технологій, систем моніторингу та методів аналізу даних сприяв появі нового підходу – прогнозного технічного обслуговування (Predictive Maintenance, PdM) [2]. Даний підхід ґрунтується на безперервному контролі параметрів роботи обладнання та прогнозуванні його технічного стану на основі даних, отриманих від датчиків.

Прогнозне технічне обслуговування можна визначити як стратегію управління технічним станом обладнання, за якої рішення про проведення ремонтних або профілактичних заходів приймається на основі аналізу фактичного стану об'єкта та оцінювання ймовірності виникнення відмови.

Основною перевагою Predictive Maintenance є можливість своєчасного виявлення ознак розвитку несправностей ще до моменту виникнення аварійної ситуації. Це дозволяє планувати технічне обслуговування відповідно до реального стану обладнання та уникати зайвих витрат на проведення необґрунтованих ремонтних робіт.

Для реалізації концепції прогнозного технічного обслуговування необхідним є функціонування системи моніторингу, яка забезпечує безперервний збір інформації про роботу обладнання. Джерелом такої інформації виступають датчики вібрації, температури, тиску, струму, швидкості обертання та інші засоби контролю технологічних параметрів. На основі отриманих даних здійснюється оцінювання поточного технічного стану обладнання та формування прогнозів щодо можливого розвитку несправностей.

Проміжним етапом між плановим і прогнозним обслуговуванням є обслуговування за фактичним станом обладнання (Condition-Based Maintenance, CBM). У цьому випадку рішення про проведення ремонту приймається на основі поточних показників моніторингу. Проте CBM переважно фіксує вже наявні

відхилення, тоді як Predictive Maintenance дозволяє прогнозувати майбутній стан обладнання.

Сучасні системи Predictive Maintenance широко використовують технології штучного інтелекту та машинного навчання. На відміну від класичних методів статистичного аналізу, алгоритми машинного навчання здатні автоматично виявляти приховані закономірності в даних та формувати більш точні прогнози щодо технічного стану обладнання.

Особливо ефективним є застосування методів машинного навчання для обробки даних вібраційного та температурного моніторингу. Саме ці параметри найчастіше використовуються для діагностики стану насосного обладнання, оскільки вони чутливо реагують на розвиток механічних дефектів і зміни режимів роботи агрегатів.

Використання систем прогнозного технічного обслуговування забезпечує низку переваг, зокрема, підвищення надійності обладнання, зменшення кількості аварійних зупинок, скорочення витрат на ремонт, збільшення терміну служби обладнання, підвищення ефективності використання виробничих ресурсів та оптимізацію графіків технічного обслуговування.

Особливо актуальним Predictive Maintenance є для насосного обладнання, яке часто працює в безперервному режимі та є критичним елементом багатьох технологічних процесів. Своєчасне виявлення ознак деградації підшипників, розбалансування ротора або перегріву вузлів дозволяє уникнути дороговартісних аварійних ремонтів і забезпечити безперервність виробництва.

Таким чином, прогнозне технічне обслуговування є сучасним напрямом розвитку систем керування технічним станом обладнання. Поєднання даних моніторингу з методами аналізу даних і машинного навчання дозволяє перейти від реактивного усунення несправностей до проактивного управління надійністю обладнання, що повністю відповідає концепціям цифрового виробництва та Industry 4.0.

1.5 Методи машинного навчання для класифікації технічного стану обладнання

Сучасні системи моніторингу технічного стану обладнання генерують значні обсяги даних, отриманих від різноманітних датчиків. Аналіз таких даних традиційними методами часто є складним через наявність нелінійних залежностей між контрольованими параметрами та фактичним станом обладнання. У зв'язку з цим дедалі більшого поширення набувають методи машинного навчання, які дозволяють автоматично виявляти закономірності у даних та використовувати їх для класифікації технічного стану об'єктів.

У задачах прогнозного технічного обслуговування машинне навчання застосовується для автоматизованого визначення поточного стану обладнання на основі показників моніторингу. У випадку насосного обладнання вхідними даними виступають параметри, отримані від датчиків вібрації та температури, а результатом роботи моделі є віднесення об'єкта до певного класу технічного стану.

Одним із найбільш ефективних напрямів розв'язання задач класифікації є використання ансамблевих методів машинного навчання. Ансамблеві алгоритми формують підсумкове рішення шляхом об'єднання результатів роботи декількох базових моделей, що дозволяє підвищити точність класифікації та покращити узагальнювальну здатність моделі [12-14].

Основою більшості ансамблевих методів є дерева рішень. Дерево рішень являє собою ієрархічну структуру, що складається з вузлів та гілок, які відображають процес послідовного прийняття рішень на основі значень вхідних ознак. У кожному вузлі виконується перевірка певної умови, після чого об'єкт переходить до наступного вузла або кінцевого класу [15-17].

Перевагами дерев рішень є простота побудови, зрозумілість отриманих результатів та можливість візуалізації процесу класифікації [18]. Водночас окремі дерева рішень мають схильність до перенавчання та можуть демонструвати нестабільність при зміні навчальної вибірки. Для усунення зазначених недоліків використовуються ансамблеві методи, серед яких

найбільшого поширення набули випадковий ліс та підсилені дерева рішень (рис.1.9).



Рисунок 1.9 – Ієрархія методів машинного навчання, використаних для класифікації технічного стану насосного обладнання

Випадковий ліс є одним із найпоширеніших ансамблевих методів машинного навчання для задач класифікації та прогнозування.

Принцип роботи Random Forest полягає у створенні множини дерев рішень, кожне з яких навчається на випадковій підмножині навчальних даних. Для формування окремих дерев використовується метод bootstrap-вибірок, що передбачає випадковий відбір записів із повторенням. Крім того, під час побудови кожного вузла аналізується лише випадково вибрана підмножина ознак.

Після завершення навчання всі дерева виконують класифікацію нового об'єкта незалежно одне від одного. Остаточне рішення формується шляхом голосування, а клас, який отримав найбільшу кількість голосів, вважається результатом класифікації.

Підсилені дерева рішень належать до ансамблевих методів машинного навчання, які реалізують концепцію бустингу. На відміну від випадкового лісу, де дерева будуються незалежно одне від одного, у методі Boosted Trees кожне нове дерево створюється з урахуванням помилок попередніх моделей. Ідея бустингу полягає у послідовному навчанні набору слабких класифікаторів, які поступово підвищують точність моделі. Після побудови чергового дерева аналізуються об'єкти, які були класифіковані неправильно, і саме на них зосереджується навчання наступного дерева.

У результаті формується ансамбль моделей, який забезпечує високу якість класифікації навіть для складних нелінійних залежностей між ознаками. Разом із тим алгоритми бустингу є більш чутливими до шумів у даних та потребують ретельного налаштування параметрів моделі.

Обидва розглянуті алгоритми належать до ансамблевих методів машинного навчання та широко застосовуються для розв'язання задач технічної діагностики обладнання. Незважаючи на спільну основу у вигляді дерев рішень, вони реалізують різні підходи до побудови ансамблю [18-21].

Таким чином, для подальшого дослідження технічного стану насосного обладнання доцільно використовувати алгоритми Random Forest та Boosted Trees. Зазначені методи добре зарекомендували себе у задачах класифікації промислових даних, забезпечують високу точність визначення технічного стану обладнання та можуть ефективно працювати з параметрами, отриманими від датчиків вібрації та температури. Саме ці алгоритми будуть використані в подальшому дослідженні для побудови та оцінювання моделей класифікації технічного стану насосного обладнання.

РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТНА ЧАСТИНА

2.1 Постановка задачі класифікації технічного стану насосного обладнання

Одним із важливих напрямів підвищення надійності промислового обладнання є своєчасне виявлення ознак погіршення його технічного стану. Традиційні підходи до технічної діагностики часто базуються на експертній оцінці результатів вимірювань або використанні порогових значень контрольованих параметрів. Проте зі збільшенням кількості контрольованих характеристик та обсягів накопичених даних такі підходи стають менш ефективними. У зв'язку з цим актуальним є застосування методів машинного навчання, здатних автоматично визначати технічний стан обладнання на основі результатів моніторингу.

У даній роботі об'єктом дослідження є насосне обладнання, технічний стан якого оцінюється за даними вібраційного та температурного контролю. Основною метою дослідження є побудова моделі машинного навчання, яка дозволяє автоматично класифікувати технічний стан насосного агрегату на основі параметрів, отриманих від датчиків моніторингу.

Задача належить до задач класифікації з учителем (Supervised Classification), оскільки для кожного запису навчальної вибірки відомий відповідний клас технічного стану обладнання. Під час навчання модель отримує набір вхідних параметрів та інформацію про фактичний стан насоса, що дозволяє сформулювати залежність між контрольованими характеристиками та класом обладнання.

У роботі розглядається задача бінарної класифікації, в якій необхідно визначити належність насосного обладнання до одного з двох класів:

- клас 1 (Healthy) - насос перебуває у справному технічному стані та не потребує проведення технічного обслуговування;

- клас 2 (Maintenance-Prone) - насос має ознаки погіршення технічного стану та потребує технічного обслуговування або додаткової діагностики.

Для побудови моделі класифікації необхідно виконати підготовку та аналіз даних, визначити структуру навчальної вибірки, провести навчання алгоритмів машинного навчання та оцінити якість їх роботи за допомогою відповідних метрик класифікації. Для розв'язання поставленої задачі обрано ансамблеві методи машинного навчання Random Forest та Boosted Trees. Вибір зазначених алгоритмів обумовлений їх високою точністю, здатністю працювати з невеликими наборами даних, стійкістю до шумів вимірювань та широким застосуванням у задачах технічної діагностики промислового обладнання.

Таким чином, результатом розв'язання поставленої задачі повинна стати модель машинного навчання, здатна автоматично визначати технічний стан насосного обладнання за даними вібраційного та температурного моніторингу та підтримувати процес прийняття рішень у системах прогнозного технічного обслуговування.

2.2 Аналіз структури набору даних та характеристик контрольованих параметрів

Якість результатів машинного навчання значною мірою залежить від характеристик навчальних даних. Тому одним із важливих етапів розробки моделі класифікації технічного стану обладнання є дослідження структури набору даних, аналіз його параметрів та оцінювання інформативності ознак.

Для виконання дослідження використовується відкритий набір даних Sensor Measurements of Centrifugal Pumps, розміщений на платформі Kaggle [3]. Набір сформовано на основі результатів експериментальних вимірювань технічного стану двох відцентрових насосів, які експлуатувалися в лабораторних умовах. Збір даних здійснювався за допомогою комплексу моніторингу технічного стану Mitsubishi Electric FA Smart Condition Monitoring Kit, що

дозволяє виконувати безперервний контроль вібраційних та температурних характеристик промислового обладнання.

Досліджувана система включала два відцентрові насоси одного виробника:

- **Machine ID = 1** – насос у справному технічному стані (Healthy);
- **Machine ID = 2** – насос із ознаками погіршення технічного стану (Maintenance-Prone).

Таким чином, клас технічного стану насоса визначається значенням ідентифікатора обладнання. Після попередньої обробки даних та видалення записів із відсутніми значеннями було сформовано набір даних, який містить 5118 записів спостережень, по 2559 записів для кожного класу технічного стану. Набір даних містить результати вимірювань, отриманих від системи моніторингу технічного стану відцентрових насосів. Кожний запис включає параметри вібраційного та температурного контролю, а також часові характеристики проведення вимірювання:

- **Machine_ID** – ідентифікатор насосного агрегату. Даний параметр використовується для визначення технічного стану обладнання та виступає цільовою змінною під час побудови моделі класифікації. Значення «1» відповідає справному насосу, тоді як значення «2» характеризує насос із ознаками погіршення технічного стану.
- **value_ISO** – середньоквадратичне значення віброшвидкості відповідно до вимог стандартів ISO щодо оцінювання стану машин. Параметр характеризує загальний рівень механічних коливань обладнання та широко використовується для діагностики дисбалансу ротора, розцентрування валів і послаблення кріплень.
- **value_DEN** – значення демодульованого вібраційного сигналу. Даний параметр дозволяє виділяти високочастотні складові коливань і є інформативним для раннього виявлення дефектів підшипників кочення та локальних механічних пошкоджень.
- **value_ACC** – середньоквадратичне значення віброприскорення. Використовується для оцінювання інтенсивності механічних коливань

та контролю стану підшипникових вузлів і обертових елементів насосного обладнання.

- **value_P2P** – пікове значення віброприскорення (Peak-to-Peak). На відміну від середньоквадратичних характеристик, цей параметр більш чутливий до короточасних ударних процесів і дозволяє виявляти локальні дефекти механічних вузлів.
- **value_TEM** – температура контролюваного вузла насосного агрегату. Температурний контроль використовується для виявлення перегріву обладнання, недостатнього змащування, підвищеного тертя та інших несправностей, пов'язаних із порушенням режимів роботи.
- **minute, second, hour, day, month, year** – часові характеристики вимірювання, що визначають дату та час отримання даних. Зазначені параметри використовуються для ідентифікації моменту проведення вимірювання та аналізу динаміки роботи обладнання.

Проведений аналіз набору даних показав, що він містить результати вимірювання параметрів вібраційного та температурного контролю двох відцентрових насосів із різним технічним станом. Для побудови моделей машинного навчання обрано п'ять найбільш інформативних ознак: віброшвидкість, демодульований сигнал, віброприскорення, пікове значення прискорення та температуру. Наявність двох чітко визначених класів технічного стану дозволяє розглядати поставлену задачу як задачу бінарної класифікації та використовувати для її розв'язання алгоритми Random Forest і Boosted Trees.

2.3 Розробка структури системи прогнозування технічного стану насосного обладнання

Ефективне функціонування систем прогнозного технічного обслуговування потребує інтеграції засобів збору даних, методів їх обробки та алгоритмів машинного навчання в єдину інформаційно-аналітичну систему. Основним призначенням такої системи є автоматизоване визначення технічного

стану обладнання на основі даних моніторингу та формування рекомендацій щодо необхідності проведення технічного обслуговування.

У межах даної роботи розробляється структура системи прогнозування технічного стану насосного обладнання, яка забезпечує автоматизовану обробку даних вібраційного та температурного контролю та реалізує класифікацію стану насосного агрегату за допомогою алгоритмів машинного навчання.

Функціонування системи ґрунтується на послідовному виконанні таких етапів як отримання даних від датчиків, накопичення та зберігання результатів вимірювань, попередня обробка даних, формування вектора ознак, класифікація технічного стану та формування результату для користувача.

У загальному вигляді структура системи прогнозування наведена на рисунку 2.1.

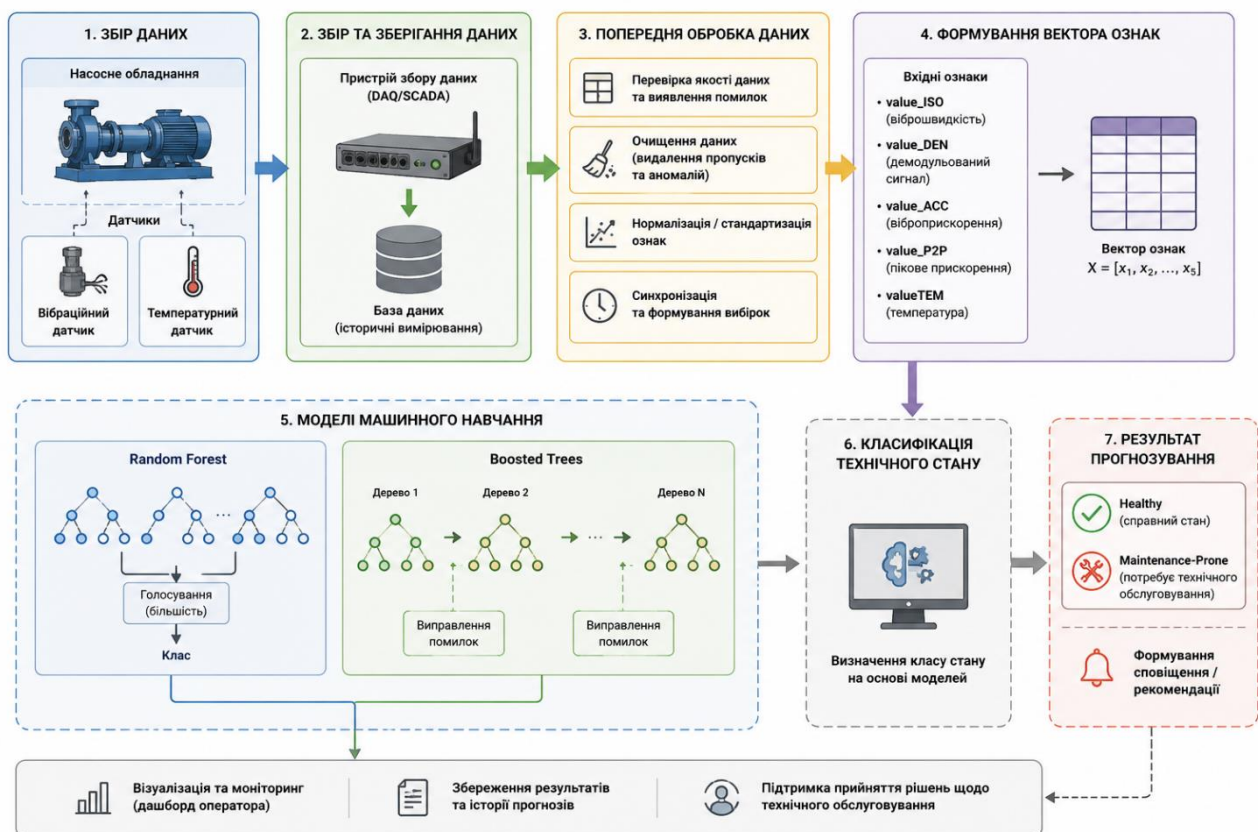


Рисунок 2.1 – Структура системи прогнозування технічного стану насосного обладнання

Запропонована структура передбачає використання даних вібраційного та температурного контролю як основного джерела інформації про технічний стан насосного обладнання. Отримані сигнали проходять етап попередньої обробки, який включає перевірку коректності даних, усунення пропусків та підготовку інформації до подальшого аналізу.

Після завершення попередньої обробки формується набір ознак, який використовується для навчання та тестування моделей машинного навчання. До складу набору ознак входять параметри віброшвидкості, віброприскорення, демодульованого сигналу та температури, що характеризують технічний стан насосного обладнання.

Для реалізації класифікації технічного стану у роботі використовуються два ансамблеві алгоритми машинного навчання: Random Forest та Boosted Trees. Застосування двох незалежних алгоритмів дозволяє порівняти якість класифікації та визначити найбільш ефективний підхід для розв'язання поставленої задачі.

Результатом роботи системи є визначення поточного технічного стану насосного обладнання. Залежно від результатів класифікації насос відноситься до одного з двох класів:

Healthy – обладнання перебуває у справному технічному стані;

Maintenance-Prone – обладнання потребує проведення технічного обслуговування або додаткової діагностики.

На основі отриманої інформації оператор або відповідальний персонал може приймати рішення щодо подальшої експлуатації обладнання та планування ремонтних робіт.

Таким чином, запропонована структура системи забезпечує автоматизовану обробку даних моніторингу та реалізацію класифікації технічного стану насосного обладнання на основі сучасних методів машинного навчання, що створює передумови для впровадження технологій прогнозного технічного обслуговування на промислових підприємствах.

2.4 Розробка алгоритму функціонування системи прогнозного технічного обслуговування

Після визначення структури системи прогнозування технічного стану насосного обладнання необхідно розробити алгоритм її функціонування. Алгоритм визначає послідовність дій, які виконуються від моменту отримання даних від засобів моніторингу до формування кінцевого результату класифікації технічного стану обладнання.

Основним призначенням алгоритму є забезпечення автоматизованого аналізу даних вібраційного та температурного контролю з подальшим визначенням стану насосного агрегату. Результатом роботи системи є віднесення обладнання до одного з двох класів: справний стан або стан, що потребує технічного обслуговування.

Алгоритм функціонування системи прогнозного технічного обслуговування передбачає виконання таких етапів:

1. Завантаження даних моніторингу насосного обладнання. На цьому етапі система отримує дані, що містять результати вимірювань вібраційних і температурних параметрів насосного агрегату.
2. Перевірка коректності вхідних даних. Виконується аналіз набору даних на наявність пропущених, некоректних або аномальних значень. У разі виявлення таких записів вони видаляються або коригуються.
3. Відбір контрольованих параметрів. Для подальшого аналізу використовуються лише ті параметри, які характеризують технічний стан обладнання: показники вібрації та температури. Часові ознаки можуть використовуватися для впорядкування даних, але не є основними ознаками класифікації.
4. Формування вектора ознак. Для кожного запису формується вектор вхідних параметрів, який подається на вхід моделі машинного навчання.

5. Поділ даних на навчальну та тестову вибірки. Набір даних поділяється на частину для навчання моделей та частину для перевірки їхньої якості. Такий підхід дозволяє оцінити здатність моделей правильно класифікувати нові дані.
6. Навчання моделей машинного навчання. На навчальній вибірці будуються моделі Random Forest та Boosted Trees, які використовуються для класифікації технічного стану насосного обладнання.
7. Класифікація технічного стану. Навчені моделі аналізують вхідні параметри та визначають клас стану насосного агрегату.
8. Оцінювання якості класифікації. Для перевірки ефективності моделей використовуються показники точності класифікації, повноти та F1-міри.
9. Формування висновку щодо технічного стану обладнання. За результатами роботи моделі формується висновок про стан насоса: обладнання є справним або потребує технічного обслуговування.
10. Підтримка прийняття рішень. Отриманий результат може бути використаний оператором або службою технічного обслуговування для планування профілактичних чи ремонтних робіт.

Запропонований алгоритм дозволяє забезпечити повний цикл обробки даних: від первинного отримання інформації про стан насосного обладнання до формування рішення щодо необхідності технічного обслуговування. Його використання дає змогу автоматизувати процес діагностування та зменшити залежність від суб'єктивної оцінки оператора.

Особливістю алгоритму є використання двох моделей машинного навчання, що дозволяє провести порівняльне дослідження їхньої ефективності. У разі отримання високих показників якості класифікації модель може бути використана як складова інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у процесах експлуатації насосного обладнання.

Таким чином, розроблений алгоритм функціонування системи прогностичного технічного обслуговування забезпечує послідовність дій,

необхідних для автоматизованого визначення технічного стану насосного агрегату та формування рекомендацій щодо його подальшої експлуатації. Реалізація зазначеного алгоритму дозволяє автоматизувати процес оцінювання технічного стану насосного обладнання та підвищити ефективність прийняття рішень у системах прогнозного обслуговування.

2.5 Вибір програмних засобів та критеріїв оцінювання якості моделей

Ефективність розробки моделей машинного навчання значною мірою залежить від правильного вибору програмних засобів, які забезпечують обробку даних, навчання моделей, візуалізацію результатів та оцінювання якості класифікації. У межах даної роботи для реалізації системи класифікації технічного стану насосного обладнання використовується мова програмування Python та сучасні програмні бібліотеки для аналізу даних і машинного навчання.

Python є однією з найпоширеніших мов програмування у сфері штучного інтелекту та аналізу даних. Популярність даної мови пояснюється простотою синтаксису, наявністю великої кількості спеціалізованих бібліотек, відкритим програмним кодом та широкою підтримкою наукової спільноти. Крім того, Python активно використовується у промислових системах аналізу даних та задачах прогнозного технічного обслуговування обладнання.

Для розробки програмного забезпечення використовується інтегроване середовище розробки Visual Studio Code. Дане середовище підтримує роботу з Python, має засоби налагодження програм, інтеграцію з системами контролю версій та широкий набір розширень для аналізу даних і машинного навчання. У роботі використовуються такі програмні бібліотеки [22]:

- Pandas – для завантаження, обробки та аналізу наборів даних;
- NumPy – для виконання математичних операцій над масивами даних;
- Scikit-learn – для реалізації алгоритмів машинного навчання та оцінювання якості моделей;

- Matplotlib – для побудови графіків та візуалізації результатів;
- Seaborn – для створення статистичних графіків та теплових карт;
- OpenPyXL – для роботи з файлами формату Microsoft Excel.

Після вибору програмних засобів важливим етапом є визначення критеріїв оцінювання якості моделей класифікації. Оскільки в роботі розглядається задача бінарної класифікації технічного стану насосного обладнання, для оцінювання ефективності моделей доцільно використовувати комплекс показників, які дозволяють всебічно оцінити якість класифікації.

Основою оцінювання є матриця помилок (Confusion Matrix), яка відображає співвідношення між фактичними та прогнозованими класами (рис.2.2).

		Прогнозований клас	
		Healthy (справний стан)	Maintenance-Prone (потребує ТО)
Фактичний клас	Healthy (справний стан)	True Negative (TN) Правильно визначено справний насос	False Positive (FP) Справний насос помилково віднесено до класу, що потребує ТО
	Maintenance-Prone (потребує ТО)	False Negative (FN) Несправний насос помилково віднесено до справного стану	True Positive (TP) Правильно визначено насос, що потребує ТО

Рисунок 2.2 – Структура конфузійної матриці

У матриці помилок використовуються чотири основні показники. True Positive (TP) – кількість об'єктів класу Maintenance-Prone, які модель правильно віднесла до обладнання, що потребує технічного обслуговування. True Negative (TN) – кількість об'єктів класу Healthy, які були правильно класифіковані як справне обладнання. False Positive (FP) – кількість справних насосів, які модель помилково віднесла до класу обладнання, що потребує технічного обслуговування. False Negative (FN) – кількість насосів із ознаками погіршення технічного стану, які модель помилково класифікувала як справні. Для задач

прогнозного технічного обслуговування особливо небезпечними є помилки типу False Negative, оскільки вони можуть призвести до невиявлення потенційної несправності та подальшої відмови обладнання під час експлуатації.

На основі матриці помилок обчислюються основні показники якості класифікації.

Точність класифікації (Accuracy) характеризує частку правильно класифікованих об'єктів від загальної кількості спостережень.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Чим ближче значення Accuracy до одиниці, тим вищою є загальна якість класифікації.

Прецизійність (Precision) визначає частку правильно визначених позитивних результатів серед усіх об'єктів, які модель віднесла до позитивного класу.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Даний показник є важливим у випадках, коли помилкове визначення несправності може призвести до необґрунтованого проведення технічного обслуговування.

Оскільки головною метою системи є своєчасне виявлення насосів, що потребують технічного обслуговування, під час аналізу результатів особлива увага приділятиметься показникам Recall та F1-міри, які характеризують здатність моделі виявляти потенційно несправне обладнання.

Повнота (Recall) характеризує здатність моделі виявляти всі об'єкти позитивного класу.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

У задачах технічної діагностики даний показник має особливе значення, оскільки дозволяє оцінити здатність моделі виявляти обладнання, яке потребує технічного обслуговування.

F1-міра. Для комплексного оцінювання якості класифікації використовується F1-міра, яка поєднує Precision та Recall в одному показнику.

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

F1-міра дозволяє врахувати як точність, так і повноту класифікації та широко застосовується для оцінювання моделей машинного навчання.

Крім зазначених показників, у роботі буде використано графічний аналіз результатів класифікації за допомогою матриць помилок та порівняльних діаграм якості моделей Random Forest і Boosted Trees.

Таким чином, для реалізації системи класифікації технічного стану насосного обладнання обрано мову програмування Python та середовище розробки Visual Studio Code. Для навчання моделей використовуються бібліотеки Pandas, NumPy та Scikit-learn, а для оцінювання ефективності класифікації застосовуються показники Accuracy, Precision, Recall та F1-міра. Обрані програмні засоби та критерії оцінювання забезпечують можливість виконання повного циклу дослідження та порівняльного аналізу моделей Random Forest і Boosted Trees.

РОЗДІЛ 3. СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

3.1 Реалізація програмного забезпечення для класифікації технічного стану насосного обладнання

Для дослідження можливостей застосування методів машинного навчання у задачах прогнозного технічного обслуговування насосного обладнання було розроблено програмне забезпечення мовою Python [23]. Програмна реалізація забезпечує автоматизоване виконання всіх основних етапів аналізу даних: завантаження набору даних, підготовку вхідних ознак, навчання моделей машинного навчання, оцінювання якості класифікації та візуалізацію отриманих результатів.

На початковому етапі роботи програмного забезпечення здійснюється підключення необхідних програмних модулів та завантаження набору даних моніторингу насосного обладнання з файлу формату Microsoft Excel. Крім цього, виконується перевірка структури даних, визначення кількості записів та аналіз наявності пропущених значень (рис.3.1).

```
1  # pip install pandas numpy openpyxl scikit-learn matplotlib seaborn
2
3  import pandas as pd
4  import matplotlib.pyplot as plt
5  import seaborn as sns
6
7  from sklearn.model_selection import train_test_split
8  from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, GradientBoostingClassifier
9  from sklearn.metrics import (
10     accuracy_score,
11     precision_score,
12     recall_score,
13     f1_score,
14     confusion_matrix,
15     classification_report,
16     roc_curve,
17     auc
18 )
19
20 # 1. Завантаження даних
21 file_path = r"C:\Users\Latitude\Downloads\Centrifugal_pumps_measurements.xlsx"
22 data = pd.read_excel(file_path)
```

Рисунок 3.1 – Фрагмент програмної реалізації імпорту бібліотек та завантаження даних моніторингу насосного обладнання

Після завантаження набору даних формується множина вхідних ознак, яка включає параметри вібраційного та температурного контролю обладнання. До складу ознак входять середньоквадратичне значення віброшвидкості, демодульованого сигналу, прискорення, пікове значення прискорення та температура контрольованих вузлів насоса. На основі параметра Machine_ID формується цільова змінна, що характеризує технічний стан обладнання та використовується для навчання моделей класифікації.

Для забезпечення коректного оцінювання якості моделей виконується розподіл набору даних на навчальну та тестову вибірки у співвідношенні 80 % та 20 % відповідно. При цьому використовується стратифікований поділ даних, що дозволяє зберегти співвідношення класів у кожній вибірці та забезпечити об'єктивність результатів класифікації.

Наступним етапом є реалізація алгоритмів машинного навчання. У роботі використовуються дві моделі класифікації: Random Forest та Boosted Trees (рис.3.2).

```
82 # 6. Модель Random Forest
83 rf_model = RandomForestClassifier(
84     n_estimators=30,
85     max_depth=3,
86     min_samples_leaf=10,
87     random_state=42
88 )
89
90 rf_model.fit(X_train, y_train)
91 rf_pred = rf_model.predict(X_test)
92
93 # 7. Модель Boosted Trees
94 bt_model = GradientBoostingClassifier(
95     n_estimators=30,
96     learning_rate=0.05,
97     max_depth=2,
98     random_state=42
99 )
100
101 bt_model.fit(X_train, y_train)
102 bt_pred = bt_model.predict(X_test)
```

Рисунок 3.2 – Програмна реалізація моделей Random Forest та Boosted Trees

Для кожної моделі задаються відповідні параметри навчання, після чого виконується побудова моделі на навчальній вибірці та прогнозування технічного стану об'єктів тестової вибірки.

Після завершення навчання моделей програмне забезпечення виконує оцінювання якості класифікації. Для цього обчислюються основні показники ефективності моделей: Accuracy, Precision, Recall та F1-score. Крім числових метрик, реалізовано автоматичне формування матриць помилок, ROC-кривих та графіків порівняння результатів класифікації (рис.3.3).

```
104 # 8. Функція оцінювання моделей
105 def evaluate_model(model_name, y_true, y_pred):
106     print(f"\n=== {model_name} ===")
107     print("Accuracy:", round(accuracy_score(y_true, y_pred), 4))
108     print("Precision:", round(precision_score(y_true, y_pred), 4))
109     print("Recall:", round(recall_score(y_true, y_pred), 4))
110     print("F1-score:", round(f1_score(y_true, y_pred), 4))
111     print("\nClassification report:")
112     print(classification_report(
113         y_true,
114         y_pred,
115         target_names=["Healthy", "Maintenance-Prone"]
116     ))
```

Рисунок 3.3 – Програмна реалізація оцінювання якості моделей класифікації

Окремим функціональним модулем програмного забезпечення є аналіз важливості ознак для моделі Random Forest. Використання даного механізму дозволяє визначити найбільш інформативні параметри моніторингу, які здійснюють найбільший вплив на процес класифікації технічного стану насосного обладнання.

Таким чином, розроблене програмне забезпечення реалізує повний цикл аналізу даних моніторингу насосного обладнання та забезпечує можливість дослідження ефективності методів машинного навчання для задач класифікації технічного стану обладнання. Отримані результати використовуються у наступних підрозділах для аналізу структури даних, навчання моделей та оцінювання їхньої якості.

3.2 Дослідження та підготовка даних для навчання моделей

Перед побудовою моделей машинного навчання було проведено дослідження набору даних та його підготовку до подальшого навчання алгоритмів класифікації. Основною метою даного етапу є перевірка придатності даних для машинного навчання, виявлення можливих проблем у структурі вибірки та формування навчального і тестового наборів даних.

Після завантаження набору даних було виконано аналіз його структури, визначено кількість записів та перевірено наявність пропущених значень. Перевірка показала відсутність пропусків у досліджуваних параметрах, що дозволило використовувати всі наявні спостереження без додаткових процедур очищення або відновлення даних. Таким чином, набір даних був повністю придатний для подальшого навчання моделей машинного навчання.

Для оцінювання здатності моделей до узагальнення отриманих знань було виконано поділ набору даних на навчальну та тестову вибірки. Навчальна вибірка використовувалася для побудови моделей класифікації, тоді як тестова застосовувалася для незалежного оцінювання їхньої ефективності на раніше невідомих даних.

Поділ даних здійснювався у співвідношенні 80 % для навчання та 20 % для тестування. Для забезпечення однакового представлення класів у кожній вибірці використовувався стратифікований поділ даних. Такий підхід дозволяє зберегти початкове співвідношення класів та отримати об'єктивні результати оцінювання моделей (рис.3.4).

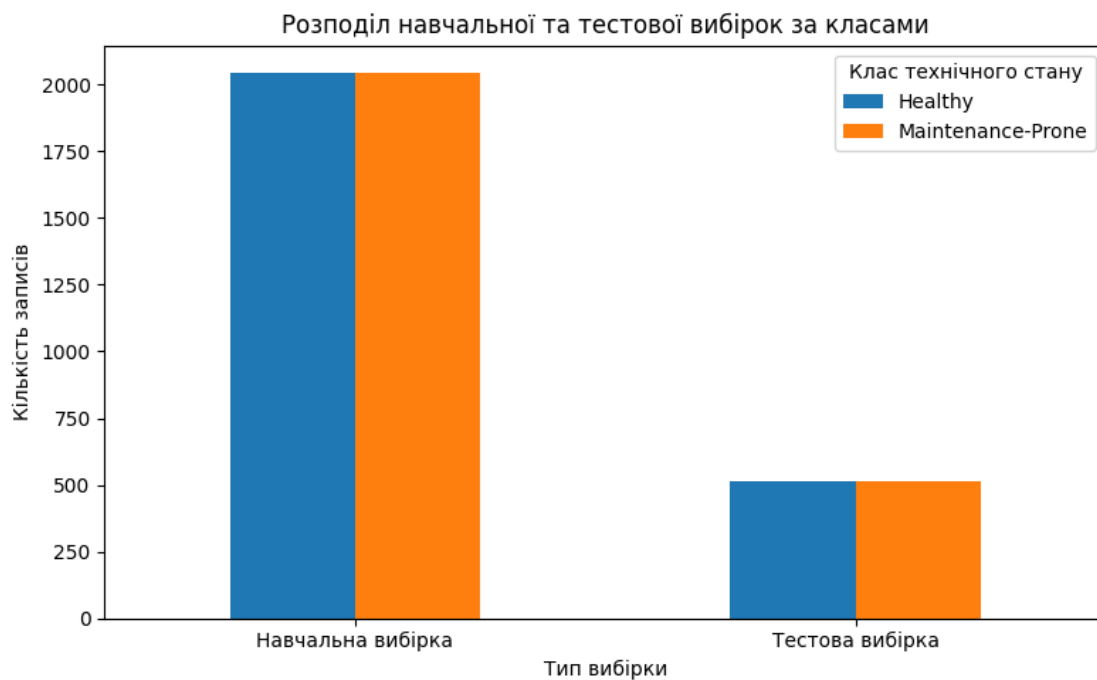


Рисунок 3.4 – Розподіл навчальної та тестової вибірок за класами технічного стану насосного обладнання

З аналізу рисунка 3.4 видно, що в навчальній та тестовій вибірках збережено практично однакове співвідношення класів Healthy та Maintenance-Prone. У навчальній вибірці кожен клас представлений приблизно 2045 записами, тоді як у тестовій вибірці кожен клас містить близько 512 спостережень. Використання стратифікованого поділу дозволило зберегти початковий розподіл класів у вибірках, що мінімізує вплив дисбалансу даних на результати класифікації та підвищує достовірність оцінювання моделей машинного навчання.

Оскільки в роботі використовуються ансамблеві алгоритми Random Forest та Boosted Trees, додаткова нормалізація або стандартизація ознак не проводилася. Дерева рішень та ансамблі на їх основі є стійкими до різних масштабів вхідних параметрів і не потребують попереднього приведення ознак до єдиного діапазону значень. Завдяки цьому для навчання моделей використовувалися початкові значення параметрів моніторингу без додаткового масштабування.

У результаті виконаної підготовки було сформовано репрезентативні навчальну та тестову вибірки, які забезпечують коректне навчання моделей та об'єктивне оцінювання їхньої ефективності. Підготовлені дані використовувалися для побудови моделей Random Forest та Boosted Trees і подальшого дослідження їхньої здатності класифікувати технічний стан насосного обладнання.

3.3. Побудова та дослідження моделей класифікації технічного стану насосного обладнання

Одним із ключових етапів дослідження є побудова моделей машинного навчання та оцінювання їхньої здатності класифікувати технічний стан насосного обладнання на основі даних вібраційного та температурного моніторингу. Для вирішення поставленої задачі було використано два ансамблеві алгоритми машинного навчання: Random Forest та Boosted Trees. Дані методи широко застосовуються у задачах технічної діагностики завдяки високій точності класифікації, стійкості до шумів у даних та можливості роботи з багатовимірними наборами ознак.

Навчання моделей здійснювалося на підготовленій навчальній вибірці, сформованій у попередньому підрозділі. Для оцінювання ефективності алгоритмів використовувалася тестова вибірка, яка не брала участі у процесі навчання. Такий підхід дозволяє отримати об'єктивну оцінку здатності моделей до узагальнення інформації та прогнозування технічного стану нових об'єктів.

Якість класифікації оцінювалася за допомогою показників Accuracy, Precision, Recall та F1-score. Додатково проводився аналіз матриць помилок, ROC-кривих та важливості ознак, що дозволило комплексно оцінити ефективність побудованих моделей.

3.3.1 Дослідження моделі Random Forest

Для побудови першої моделі було використано алгоритм Random Forest, який реалізує ансамбль дерев рішень та формує підсумкове рішення шляхом

голосування окремих класифікаторів. Однією з основних переваг даного підходу є здатність ефективно працювати з нелінійними залежностями між ознаками та забезпечувати високу точність класифікації навіть у випадку складних багатofакторних даних.

Під час навчання моделі використовувалися параметри вібраційного та температурного моніторингу насосного обладнання. Для зменшення ризику перенавчання кількість дерев та їхня глибина були обмежені відповідними параметрами моделі.

Після завершення навчання виконувалося прогнозування технічного стану насосного обладнання для тестової вибірки та розрахунок основних показників якості класифікації.

Таблиця 3.1 – Показники якості моделі Random Forest

	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Random Forest	0.9971	1.0	0.9941	0.9971

Отримані результати показали високу ефективність алгоритму Random Forest при вирішенні задачі класифікації технічного стану насосного обладнання. Значення Ассурасу перевищує 99%, що свідчить про правильну класифікацію переважної більшості об'єктів тестової вибірки.

Для детальнішого аналізу результатів класифікації було побудовано матрицю помилок (рис.3.5).



Рисунок 3.5 – Матриця помилок моделі Random Forest

З аналізу матриці помилок видно, що модель коректно визначає як справний технічний стан обладнання, так і стан, що потребує проведення технічного обслуговування. Кількість помилково класифікованих об'єктів є незначною, що підтверджує високу узагальнювальну здатність моделі.

Отримані результати свідчать про можливість використання алгоритму Random Forest у складі систем прогнозного технічного обслуговування насосного обладнання для автоматичного виявлення потенційно несправних агрегатів.

3.3.2 Дослідження моделі Boosted Trees

Для порівняння результатів класифікації було реалізовано модель Boosted Trees, яка належить до ансамблевих методів послідовного навчання дерев рішень. На відміну від Random Forest, у даному алгоритмі кожне наступне дерево будується з урахуванням помилок попередніх моделей, що дозволяє поступово підвищувати точність класифікації.

Навчання моделі здійснювалося на тій самій навчальній вибірці та з використанням аналогічного набору ознак. Після завершення процесу навчання

виконувалося прогнозування технічного стану насосного обладнання для тестових даних.

Таблиця 3.2 – Показники якості моделі Boosted Trees

	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Boosted Trees	0.9971	1.0	0.9941	0.9971

Отримані результати показали, що модель Boosted Trees також забезпечує високий рівень точності класифікації. Значення основних метрик перевищують 98%, що підтверджує ефективність використання даного алгоритму для задач технічної діагностики обладнання.

Для оцінювання характеру помилок класифікації було побудовано матрицю помилок моделі (рис.3.6).

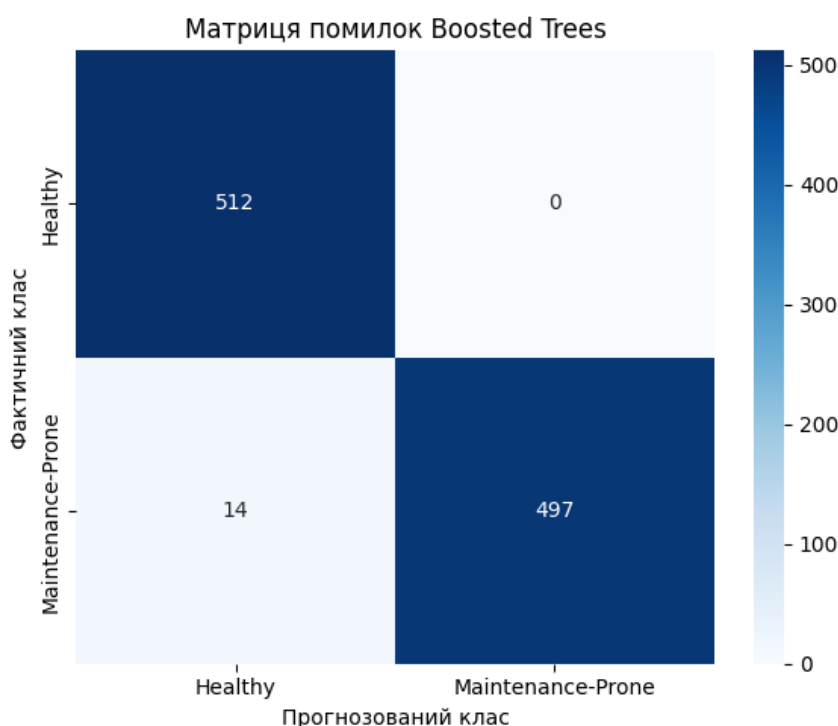


Рисунок 3.6 – Матриця помилок моделі Boosted Trees

Аналіз матриці помилок показує, що більшість об'єктів тестової вибірки були класифіковані правильно. Водночас кількість помилок є дещо більшою

порівняно з моделлю Random Forest, що відображається у нижчих значеннях показників Recall та F1-score.

Незважаючи на це, модель Boosted Trees демонструє високі результати класифікації та може бути використана для автоматизованого визначення технічного стану насосного обладнання.

3.3.3 Порівняльний аналіз результатів класифікації

Для визначення найбільш ефективного алгоритму було проведено порівняльний аналіз отриманих результатів класифікації.

Порівняння результатів показує, що обидві моделі забезпечують високий рівень точності класифікації технічного стану насосного обладнання. Проте модель Random Forest демонструє кращі результати за всіма основними показниками якості, зокрема Ассурасу, Recall та F1-score.

Для графічного порівняння ефективності моделей було побудовано ROC-криві (рис.3.7).

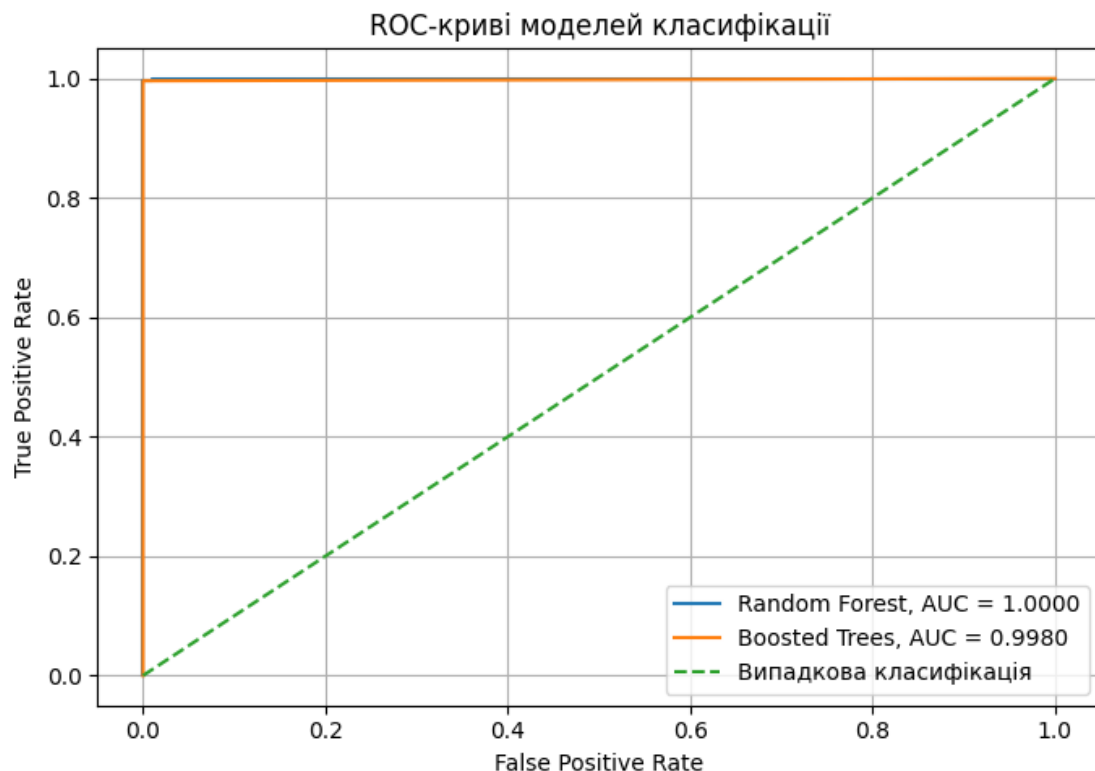


Рисунок 3.7 – ROC-криві моделей Random Forest та Boosted Trees

ROC-криві підтверджують високу якість класифікації для обох алгоритмів. Площа під ROC-кривою наближається до одиниці, що свідчить про високий рівень роздільної здатності моделей та їхню здатність коректно відокремлювати справний стан обладнання від стану, що потребує технічного обслуговування.

Для порівняння основних показників якості класифікації було побудовано відповідну діаграму (рис.3.8).

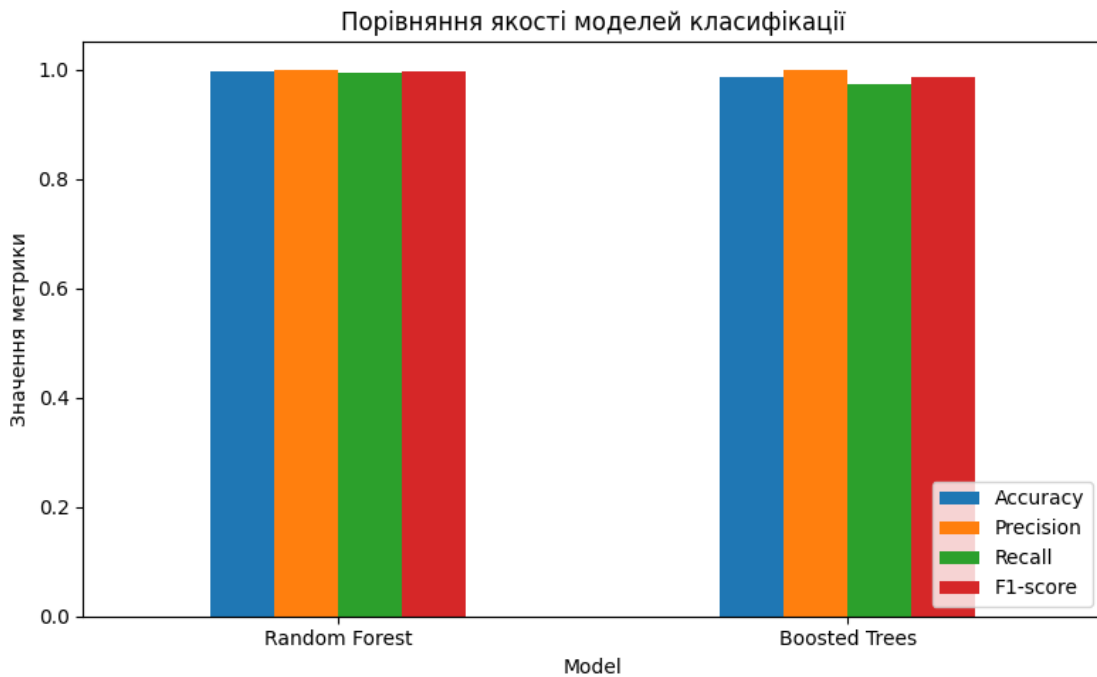


Рисунок 3.8 – Порівняння показників Accuracy, Precision, Recall та F1-score для досліджуваних моделей

З рисунка 3.8 видно, що модель Random Forest демонструє найкращі результати за більшістю показників якості. Найбільша різниця між моделями спостерігається за показником Recall, який характеризує здатність виявляти об'єкти, що потребують технічного обслуговування.

Додатково було проведено аналіз важливості ознак для моделі Random Forest (рис.3.9).

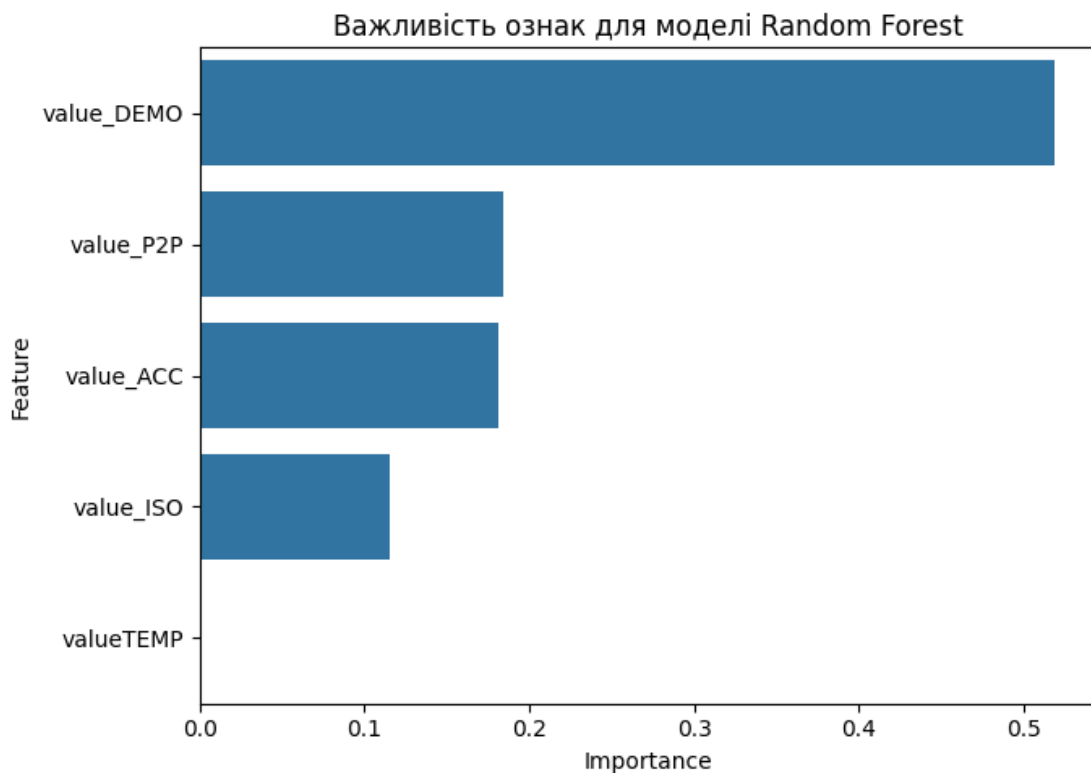


Рисунок 3.9 – Важливість ознак для моделі Random Forest

Результати аналізу показали, що найбільший вплив на процес класифікації здійснює параметр демодульованого сигналу (value_DEMO), внесок якого перевищує 50 %. Значний вплив також мають параметри пікового прискорення (value_P2P) та середньоквадратичного прискорення (value_ACC). Найменш інформативною ознакою виявилася температура обладнання (valueTEMP), внесок якої у процес класифікації є незначним.

На основі проведеного дослідження можна зробити висновок, що обидві моделі забезпечують високий рівень точності класифікації технічного стану насосного обладнання. Проте найкращі результати продемонструвала модель Random Forest, яка досягла точності 99,71 % та забезпечила найвищі значення основних показників якості класифікації. Саме тому дана модель може бути рекомендована для використання у складі систем прогностного технічного обслуговування насосного обладнання.

РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ

4.1 Характеристика шкідливих факторів виробничого середовища

Під час роботи на виробництві на людину можуть впливати один або низка небезпечних та шкідливих виробничих факторів. Безпека того чи іншого технологічного процесу може бути визначена за їх кількістю і за ступенем небезпеки кожного з них зокрема. Безпека праці на виробництві визначається ступенем безпеки окремих технологічних процесів [24-25].

Небезпечні й шкідливі виробничі фактори стандартом ГОСТ 12.0.003-74 поділяються на фізичні, хімічні, біологічні й психофізіологічні. Останні за характером впливу на людину підрозділяються на фізичні й нервово-психічні перевантаження, а інші – на конкретні небезпечні й шкідливі виробничі фактори. В процесі роботи на підприємстві на працівника можуть впливати такі небезпечні й шкідливі виробничі фактори:

- машини, що рухаються, автотранспорт і механізми;
- рухомі незахищені елементи механізмів, машин і виробничого обладнання;
- падаючі вироби техніки, інструмент і матеріали під час роботи;
- ударна хвиля (вибух посудини, що працює під тиском пари рідини);
- струмені газів і рідин, що стікають із посудин і трубопроводів під тиском;
- підвищене ковзання (через зледеніння, зволоження й замаслювання поверхонь, по яких переміщується робочий персонал);
- підвищені запыленість й загазованість повітря;
- підвищена чи знижена температура поверхонь техніки, обладнання й матеріалів;
- підвищена чи знижена температура, вологість і рухомість повітря;
- підвищений рівень шуму, вібрації, ультра та інфразвуку;

- підвищена напруга в електричному ланцюзі, замикання якого може відбутися через тіло людини;
- підвищений рівень статичної електрики;
- гострі кромки, задирки й шорсткість на поверхнях обладнання й інструментів;
- відсутність чи нестача природного світла;
- недостатня освітленість робочої зони;
- знижена контрастність об'єктів в порівнянні з фоном;
- пряма блискість (прожекторне освітлення територій виробництв, світло фар автотранспорту) і відбита блискість (від розлитої води й інших рідин на поверхні територій виробництв);
- підвищена пульсація світлового потоку;
- підвищений рівень ультрафіолетової й інфрачервоної радіації;
- хімічні речовини (токсичні, подразнюючі, сенсibiliзуючі, канцерогенні, мутагенні, що впливають на репродуктивну функцію людина);
- хімічні речовини, що проникають в організм через органи дихання, шлунково-кишковий тракт, шкірні покриви і слизові оболонки;
- патогенні мікроорганізми (бактерії, віруси, гриби, найпростіші) і продукти їхньої життєдіяльності;
- перевантаження (статичні й динамічні) і нервово-психічні чинники (емоційні перевантаження, перенапруга аналізаторів, розумова перенапруга, монотонність праці).

Рівні небезпечних і шкідливих виробничих факторів не повинні перевищувати граничнодопустимих значень, встановлених у санітарних нормах, правилах і нормативно-технічній документації.

4.2 Забезпечення безпеки життєдіяльності при роботі з ПК

Під час роботи на комп'ютерах можуть діяти такі небезпечні та шкідливі фактори, як:

- фізичні;
- психофізіологічні.

Електробезпека при роботі.

Заходи щодо усунення небезпеки ураження електричним струмом зводяться до правильного розміщення устаткування та електричних кабелів. Інші заходи щодо забезпечення електробезпеки, збігаються з загальними заходами пожежо- та електробезпеки.

В якості профілактичних заходів для забезпечення пожежної безпеки слід використовувати скриту електромережу, надійні розетки з пожежобезпечних матеріалів, силові мережі живлення устаткування виконувати кабелями, розрахованими на підключення в 3-5 разів більшого навантаження, включати й виключати живлення обладнання за допомогою штатних вимикачів. Треба регулярно робити очистку внутрішніх частин комп'ютерів, іншого устаткування від пилу, розташовувати комп'ютери на окремих неспалюваних столах. Для запобігання іскріння необхідно рідше встромляти і виймати штепсельні вилки з розеток.

Освітлення.

Система освітлення повинна відповідати таким вимогам:

- освітленість на робочому місці повинна відповідати характеру зорової роботи, який визначається трьома параметрами: об'єктом розрізнення – найменшим розміром об'єкта, що розглядається на моніторі ПК; фоном, який характеризується коефіцієнтом відбиття; контрастом об'єкта і фону;
- необхідно забезпечити достатньо рівномірне розподілення яскравості на робочій поверхні монітора, а також в межах навколишнього простору;
- на робочій поверхні повинні бути відсутні різкі тіні;

- в полі зору не повинно бути відблиски (підвищеної яскравості поверхонь, які світяться та викликають осліплення);
- величина освітленості повинна бути постійною під час роботи;
- слід обирати оптимальну спрямованість світлового потоку і необхідний склад світла.

Вимоги до монітору.

Основним обладнанням робочого місця користувача комп'ютера є монітор, системний блок та клавіатура.

Робочі місця мають бути розташовані на відстані не менше 1,5 м від стіни з вікнами, від інших стін на відстані 1 м, між собою на відстані не менше 1,5 м. Відносно вікон робоче місце доцільно розташовувати таким чином, щоб природне світло падало на нього збоку, переважно зліва.

Робочі місця слід розташовувати так, щоб уникнути попадання в очі прямого світла. Джерела освітлення рекомендується розташовувати з обох боків екрану паралельно напрямку погляду. Для уникнення світлових відблисків екрану, клавіатури в напрямку очей користувача, від світильників загального освітлення або сонячних променів, необхідно використовувати антиполюсківі сітки, спеціальні фільтри для екранів, захисні козирки, на вікнах – жалюзі.

Екран дисплея повинен бути розташованим перпендикулярно до напрямку погляду. Якщо він розташований під кутом, то стає причиною сутулості. Відстань від дисплея до очей повинна трохи перевищувати звичну відстань між книгою та очима. Перед екраном монітора, особливо старих типів, повинен бути спеціальний захисний екран. При його відсутності треба сидіти на відстані витягнутої руки від монітора.

Фільтри з металевої або нейлонової сітки використовувати не рекомендується, тому що сітка спотворює зображення через інтерференцію світла. Найкращу якість зображення забезпечують скляні поляризаційні фільтри. Вони усувають практично усі відблиски, роблять зображення чітким і контрастним.

При роботі з текстовою інформацією (в режимі введення даних та редагування тексту, читання з екрану) найбільш фізіологічним правильним є зображення чорних знаків на світловому (чорному) фоні.

Монітор повинен бути розташований на робочому місці так, щоб поверхня екрана знаходилася в центрі поля зору на відстані 400-700 мм від очей користувача. Рекомендується розміщувати елементи робочого місця так, щоб витримувалася однакова відстань очей від екрана, клавіатури, тексту.

Робоча поза.

Зручна робоча поза при роботі з комп'ютером забезпечується регулюванням висоти робочого столу, крісла та підставки для ніг. Раціональною робочою позою може вважатися таке положення, при якому ступні працівника розташовані горизонтально на підлозі або підставці для ніг, стегна зорієнтовані у горизонтальній площині, верхні частини рук – вертикальній. Кут ліктьового суглоба коливається в межах 70-90°, зап'ястя зігнуті під кутом не більше ніж 20°, нахил голови 15-20°.

Важливою є форма спинки крісла, яка повинна повторювати форму спини. Висота крісла повинна бути такою, щоб користувач не відчував тиску на куприк або стегна. Крісло бажано обладнати бильцями. Його потрібно встановити так, щоб не треба було тягтися до клавіатури. Періодично користувачу необхідно рухатися, вчасно змінювати положення тіла і робити перерви у роботі.

При напруженій роботі за комп'ютером щогодини необхідно робити перерву на 15 хвилин через кожну годину і треба займатися іншою справою. Декілька разів на годину бажано виконувати серію легких вправ для розслаблення.

Для нейтралізації зарядів статичної електрики в приміщенні, де виконується робота на комп'ютерах, в тому числі на лазерних та світлодіодних принтерах, рекомендується збільшувати вологість повітря за допомогою кімнатних зволожувачів. Не рекомендується носити одяг з синтетичних матеріалів.

Вимоги безпеки перед початком роботи:

- увімкнути систему кондиціювання в приміщенні;
- перевірити надійність встановлення апаратури на робочому столі.

Повернути монітор так, щоб було зручно дивитися на екран – під прямим кутом (а не збоку) і трохи зверху вниз, при цьому екран має бути трохи нахиленим, нижній його край ближче до оператора;

- перевірити загальний стан апаратури, перевірити справність електропроводки, з'єднувальних шнурів, штепсельних вилок, розеток, заземлення захисного екрана;

- відрегулювати освітленість робочого місця;

- відрегулювати та зафіксувати висоту крісла, зручний для користувача нахил його спинки;

- приєднати до системного блоку необхідну апаратуру. Усі кабелі, що з'єднують системний блок з іншими пристроями, слід вставляти та виймати при вимкненому комп'ютері;

- ввімкнути апаратуру комп'ютера вимикачами на корпусах в послідовності: монітор, системний блок, принтер (якщо передбачається друкування);

- відрегулювати яскравість свічення монітора, мінімальний розмір світної точки, фокусування, контрастність. Не слід робити зображення надто яскравим, щоб не втомлювати очей.

Вимоги безпеки під час виконання роботи:

- необхідно стійко розташовувати клавіатуру на робочому столі, не опускати її хитання. Під час роботи на клавіатурі сидіти прямо, не напружуватися;

- для забезпечення несприятливого впливу на користувача пристроїв типу «миша» належить забезпечувати вільну велику поверхню столу для переміщення «миші» і зручного упору ліктьового суглоба;

- не дозволяються посторонні розмови, подразнюючі шуми;

- періодично при вимкненому комп'ютері прибирати ледь змоченою мильним розчином бавовняною ганчіркою пил з поверхонь апаратури. Екрани

ВДТ та захисний екран протирають ганчіркою, змоченою у спирті. Не дозволяється використовувати рідинні або аерозольні засоби очищення поверхонь комп'ютера.

Забороняється:

- класти будь-які предмети на апаратуру комп'ютера;
- закривати будь-чим вентиляційні отвори апаратури, що може призвести до її перегрівання і виходу з ладу.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальну задачу розробки та дослідження моделі машинного навчання для прогнозування технічного стану насосного обладнання на основі даних вібраційного та температурного моніторингу.

У результаті виконання аналітичної частини роботи проведено дослідження сучасних автоматизованих систем моніторингу технічного стану обладнання, розглянуто особливості відцентрових насосів як об'єктів технічної діагностики та проаналізовано роль датчиків вібрації і температури в системах контролю технічного стану. Виконано аналіз концепції прогнозного технічного обслуговування (Predictive Maintenance) та сучасних методів машинного навчання, що застосовуються для задач класифікації технічного стану промислового обладнання.

У проєктній частині сформульовано задачу класифікації технічного стану насосного обладнання, виконано аналіз структури набору даних Sensor Measurements of Centrifugal Pumps та розроблено структуру системи прогнозування технічного стану обладнання. Запропоновано алгоритм функціонування системи прогнозного технічного обслуговування та обґрунтовано вибір програмних засобів і критеріїв оцінювання якості моделей машинного навчання.

У спеціальній частині реалізовано програмне забезпечення для автоматизованої класифікації технічного стану насосного обладнання мовою Python. Виконано підготовку даних до навчання моделей та сформовано навчальну і тестову вибірки із використанням стратифікованого поділу даних у співвідношенні 80% до 20%.

Для вирішення поставленої задачі досліджено два ансамблеві алгоритми машинного навчання: Random Forest та Boosted Trees. Проведене навчання моделей та оцінювання їх ефективності показало високі результати класифікації для обох алгоритмів.

За результатами дослідження модель Random Forest забезпечила найкращі показники якості класифікації. Проведений порівняльний аналіз показав, що модель Random Forest перевищує модель Boosted Trees за більшістю показників якості класифікації та забезпечує більш ефективне виявлення обладнання, що потребує технічного обслуговування.

Дослідження важливості ознак встановило, що найбільший вплив на процес класифікації здійснює параметр демодульованого сигналу (value_DEMO), внесок якого становить понад 50%. Важливими також є показники пікового прискорення (value_P2P) та середньоквадратичного прискорення (value_ACC), тоді як температура обладнання виявилася найменш інформативною ознакою для досліджуваного набору даних.

Практичне значення роботи полягає у можливості використання розробленої моделі машинного навчання у складі систем прогностного технічного обслуговування насосного обладнання. Запропонований підхід дозволяє автоматизувати процес визначення технічного стану насосів, своєчасно виявляти ознаки виникнення несправностей, зменшувати кількість аварійних зупинок обладнання та підвищувати ефективність експлуатації виробничих систем.

Отримані результати підтверджують доцільність застосування методів машинного навчання для задач моніторингу та діагностики технічного стану обладнання й можуть бути використані при розробці інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у галузі автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Zonta T., da Costa C.A., da Rosa Righi R., de Lima M.J., da Trindade E.S., Li G.P. Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*. 2020. Vol. 150. Article 106889. DOI: 10.1016/j.cie.2020.106889.
2. Bechtsis D., Koutsiantzis M., Kolokas A., et al. Predictive maintenance framework for assessing health state of centrifugal pumps. *International Journal of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 13, No. 1. P. 850–862. DOI: 10.11591/ijai.v13.i1.pp850-862.
3. Bechtsis D. Sensor Measurements of Centrifugal Pumps Dataset. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/dimitriosbechtsis/centrifugal-pumps-sensor-measurements>
4. Carvalho T.P., Soares F.A.A.M.N., Vita R., Francisco R.P., Basto J.P., Alcalá S.G. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*. 2019. Vol. 137. Article 106024. DOI: 10.1016/j.cie.2019.106024.
5. Zhang W., Yang D., Wang H. Data-Driven Methods for Predictive Maintenance of Industrial Equipment: A Survey. *IEEE Systems Journal*. 2019. Vol. 13, No. 3. P. 2213–2227. DOI: 10.1109/JSYST.2019.2905565.
6. Jardine A.K.S., Lin D., Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2006. Vol. 20(7). P. 1483–1510. DOI: 10.1016/j.ymssp.2005.09.012.
7. Susto G.A., Schirru A., Pampuri S., McLoone S., Beghi A. Machine Learning for Predictive Maintenance: A Multiple Classifier Approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2015. Vol. 11(3). P. 812–820. DOI: 10.1109/TII.2014.2349359.

8. Lei Y., Li N., Guo L., Li N., Yan T., Lin J. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2018. Vol. 104. P. 799–834. DOI: 10.1016/j.ymssp.2017.11.016.
9. Zhao R., Yan R., Chen Z., Mao K., Wang P., Gao R.X. Deep learning and its applications to machine health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2019. Vol. 115. P. 213–237. DOI: 10.1016/j.ymssp.2018.05.050.
10. Khan S., Yairi T. A Review on the Application of Deep Learning in System Health Management. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2018. Vol. 107. P. 241–265. DOI: 10.1016/j.ymssp.2017.11.024.
11. Didych I., Yasniy O., Tymoshchuk D., Maruschak P., Demchyk V. Prediction of structural elements lifetime of titanium alloy using neural network. *Modelling*. 2025. Vol. 6, No. 4. DOI: 10.3390/modelling6040118.
12. Russell S., Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 4th ed. Pearson, 2021.
13. Alpaydin E. *Introduction to Machine Learning*. 5th ed. MIT Press, 2020.
14. Géron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow*. 3rd ed. O'Reilly Media, 2022.
15. Han J., Pei J., Tong H. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 4th ed. Morgan Kaufmann, 2022.
16. Sarker I.H. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN Computer Science*. 2021. Vol. 2. Article 160. DOI: 10.1007/s42979-021-00592-x.
17. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45(1). P. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.
18. Friedman J.H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *Annals of Statistics*. 2001. Vol. 29(5). P. 1189–1232. DOI: 10.1214/aos/1013203451.

- 19.Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016. P. 785–794. DOI: 10.1145/2939672.2939785.
- 20.Molnar C. Interpretable Machine Learning. 2022. URL: <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>
- 21.Lundberg S.M., Lee S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. Advances in Neural Information Processing Systems. 2017. Vol. 30. P. 4765–4774.
- 22.Конспект лекцій з дисципліни «Методи та системи штучного інтелекту». Модуль 2. Для студентів спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка» денної та заочної форми здобуття освіти / уклад. І. С. Дідич, А. Г. Микитишин. // ТНТУ. – 2025. – С. 64.
- 23.Sarkar D., Bali R., Sharma T. Practical Machine Learning with Python. Apress, 2018. 545 p. URL: www.apress.com/978-1-4842-3206-4.
24. Навчально-методичний посібник до практичних заняття з дисципліни «Безпека життєдіяльності, основи охорони праці» для студентів освітнього ступеня „бакалавр" усіх спеціальностей та форм навчання / Укладачі: Гурик О.Я., Окіпний І.Б., Сенчишин В.С., Мариненко С.Ю., Король О.І. – Тернопіль: ТНТУ імені Івана Пулюя, 2025. 123 с.
25. Методичні рекомендації з виконання, оформлення та захисту кваліфікаційних робіт бакалаврів спеціальності «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка» освітньої програми «Комп'ютеризовані системи управління та прикладне програмування» / ТНТУ ім. І. Пулюя; уклад. А.Г. Микитишин, В.В. Левицький, О.С. Голотенко – Тернопіль: ТНТУ, 2025. – 86 с.

