

**Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу**

Інститут інформаційних технологій  
Кафедра інформаційно-вимірювальних технологій

Воробей Олег Адамович

(прізвище, ім'я, по батькові)

УДК 621.317  
(індекс)

## **МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

**Інтелектуальна система контролю герметичності промислових  
трубопроводів з використанням методів машинного навчання**

\_(назва роботи)

Метрологія та вимірювальна техніка

(назва освітньої програми)

175 – «Інформаційно-вимірювальні технології»

(шифр і назва спеціальності)

О. А. Воробей

(підпис, ініціали та прізвище здобувача освітнього ступеня)

Науковий керівник Барна Ольга Борисівна

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

**Допущено до захисту**

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_  
(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

Рецензент

\_\_\_\_\_  
(посада) (підпис) (дата) (ініціали та прізвище)

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

Івано-Франківськ, 2024 р.



## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Лютак З.П.		

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасних методів контролю герметичності	10.11.2024-20.11.2024	
2.	Теоретичні основи інтелектуальних систем контролю герметичності	20.11.2024-24.11.2024	
3.	Розроблення системи контролю герметичності	25.11.2024-9.12.2024	
4	Експериментальні дослідження	10.12.2024-14.12.2024	
5.	Оформлення магістерської роботи	14.12.2024-19.12.2024	

Студент \_\_\_\_\_ Воробей О. А.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ Барна О.Б.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

## РЕФЕРАТ

В магістерській роботі на тему «Інтелектуальна система контролю герметичності промислових трубопроводів з використанням методів машинного навчання»: 58 с., 7 рис., 5 табл., 33 джерела.

**Об'єкт дослідження** інтелектуальна система контролю герметичності промислових трубопроводів.

**Предмет дослідження** методи й алгоритми обробки акустичних і вібраційних сигналів для моніторингу стану трубопроводів, що впливають на точність діагностики герметичності.

**Метою і завданням дослідження** є розробка інтелектуальної системи контролю герметичності промислових трубопроводів із використанням методів машинного навчання, що забезпечує високу точність, швидкість аналізу та інтеграцію з сучасними системами моніторингу.

Завдання дослідження:

- Проаналізувати існуючі методи та технології контролю герметичності трубопроводів.
- Дослідити ефективність використання сенсорних систем та їх інтеграції з алгоритмами машинного навчання.
- Розробити математичну модель для оцінки стану герметичності трубопроводів.
- Реалізувати програмний модуль аналізу сигналів, отриманих від сенсорів, із використанням алгоритмів машинного навчання.
- Провести експериментальну перевірку розробленої системи на реальних даних і оцінити її ефективність.

**Ключові слова:** герметичність, машинне навчання, сенсорні системи, акустичні сигнали, вібраційні сигнали, математичне моделювання.

## ABSTRACT

The master's thesis on the topic "Intelligent System for Industrial Pipeline Leakage Monitoring Using Machine Learning Methods" consists of 58 pages, 7 figures, 5 tables, and 33 references.

**Object of research** the intelligent system for industrial pipeline leakage monitoring.

**Subject of research** methods and algorithms for processing acoustic and vibration signals to monitor pipeline conditions, affecting the accuracy of leakage diagnostics.

**The purpose of the research** is to develop an intelligent system for industrial pipeline leakage monitoring using machine learning methods, ensuring high accuracy, fast analysis, and integration with modern monitoring systems.

### **Research objectives:**

- Analyze existing methods and technologies for pipeline leakage monitoring.
- Investigate the effectiveness of using sensor systems and their integration with machine learning algorithms.
- Develop a mathematical model for assessing the leakage condition of pipelines.
- Implement a software module for signal analysis from sensors using machine learning algorithms.
- Conduct experimental testing of the developed system on real data and evaluate its efficiency.

**Keywords:** leakage, machine learning, sensor systems, acoustic signals, vibration signals, mathematical modeling.

## ЗМІСТ

ВСТУП	6
1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ КОНТРОЛЮ ГЕРМЕТИЧНОСТІ	10
1.1. Класифікація методів контролю герметичності	10
1.2. Переваги та недоліки традиційних підходів	13
1.3. Використання сенсорних систем у моніторингу трубопроводів	15
1.4. Потенціал машинного навчання в задачах контролю герметичності	20
2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ КОНТРОЛЮ ГЕРМЕТИЧНОСТІ	23
2.1. Методи обробки акустичних і вібраційних сигналів	23
2.2. Математичне моделювання герметичності трубопроводів	25
2.3. Вибір алгоритмів машинного навчання для аналізу сигналів	31
3. РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ ГЕРМЕТИЧНОСТІ	34
3.1. Архітектура системи моніторингу	34
3.2. Розробка алгоритмів обробки даних	37
3.3. Реалізація програмного забезпечення	41
4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ	45
4.1. Опис експериментальної установки	45
4.2. Проведення тестів на синтетичних і реальних даних	48
4.3. Оцінка ефективності розробленої системи	51
ВИСНОВКИ	54
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	56

## ВСТУП

Герметичність промислових трубопровідних систем є одним із ключових факторів, що впливають на безпечність, економічну ефективність та екологічну відповідальність їхньої експлуатації. Трубопроводи використовуються для транспортування різних речовин, включаючи гази, рідини та суміші, і їхнє пошкодження може спричинити серйозні наслідки. Порушення герметичності трубопроводу може призвести до витоків небезпечних речовин, зниження продуктивності та значних фінансових втрат, а в деяких випадках — до загрози життю людей. Крім того, аварії на трубопроводах викликають негативний вплив на довкілля, забруднюючи ґрунти, водні ресурси та атмосферу [1,2].

Сучасні підходи до моніторингу стану трубопроводів базуються на методах акустичного, ультразвукового, радіографічного та візуального контролю. Хоча ці методи є ефективними для певних задач, вони мають суттєві обмеження. Наприклад, традиційні методи діагностики часто потребують фізичного контакту з трубопроводом, значного часу на проведення тестувань і не завжди дозволяють виявити дефекти на ранніх стадіях. Це створює потребу у впровадженні нових рішень, які забезпечують високу точність і швидкість аналізу без значних витрат часу та ресурсів.

Інтелектуальні системи контролю, побудовані на базі методів машинного навчання, відкривають нові перспективи у моніторингу герметичності трубопровідних систем. Використання алгоритмів машинного навчання дозволяє автоматизувати процеси обробки даних, аналізувати великі масиви інформації та виявляти дефекти навіть у складних умовах експлуатації. Інтеграція таких систем із сучасними сенсорними технологіями забезпечує можливість моніторингу в режимі реального часу, що є критично важливим для запобігання аварійним ситуаціям.[3]

Актуальність теми цієї магістерської роботи зумовлена кількома факторами. По-перше, зростає обсяг трубопровідної інфраструктури у всьому світі, що створює дедалі більші вимоги до її надійності та безпеки. Зношеність

багатьох трубопроводів, збудованих у другій половині ХХ століття, досягає критичного рівня, що збільшує ймовірність аварій. По-друге, посилюються екологічні вимоги, які вимагають мінімізації ризиків витоків і відповідності сучасним стандартам. У таких умовах впровадження нових технологій моніторингу, зокрема на основі машинного навчання, стає необхідністю для забезпечення безпеки та ефективності транспортування ресурсів.

Сучасні промислові підприємства дедалі частіше стикаються з економічними викликами, такими як необхідність оптимізації витрат на технічне обслуговування та підвищення ефективності роботи. Традиційні методи контролю герметичності, через свою трудомісткість і високу вартість, не завжди відповідають цим вимогам. Інтелектуальні системи, які використовують автоматизовані алгоритми аналізу даних, дозволяють зменшити витрати та підвищити швидкість обслуговування.

З екологічної точки зору, контроль герметичності є ключовим фактором у запобіганні забрудненню навколишнього середовища. Аварії на трубопроводах, спричинені витокami, можуть завдати серйозної шкоди екосистемам, особливо якщо йдеться про транспортування нафти чи хімічних речовин. Інтелектуальні системи моніторингу дозволяють оперативно виявляти витoki та локалізувати їх, запобігаючи значним екологічним збиткам.[4]

Таким чином, розробка інтелектуальної системи контролю герметичності промислових трубопроводів на основі машинного навчання є актуальним і перспективним напрямом досліджень. Це сприяє розв'язанню ключових проблем, пов'язаних із забезпеченням безпеки, економічної ефективності та екологічної відповідальності експлуатації трубопровідних систем.

Метою цієї магістерської роботи є розробка інтелектуальної системи контролю герметичності промислових трубопроводів із використанням методів машинного навчання, що забезпечує високу точність, швидкість аналізу та можливість інтеграції з існуючими системами моніторингу.

Для досягнення мети поставлені такі завдання:

- провести аналіз сучасних методів контролю герметичності та їхніх обмежень;
- дослідити можливості використання машинного навчання для обробки сигналів і виявлення дефектів;
- розробити математичну модель системи контролю герметичності, що враховує специфіку вібраційних і акустичних даних;
- створити експериментальну модель системи, що включає алгоритми машинного навчання та сенсорні технології;
- протестувати розроблену систему на синтетичних і реальних даних, оцінити її точність і ефективність;
- розробити рекомендації щодо впровадження системи у промислових умовах.

Наукова новизна роботи полягає у застосуванні алгоритмів машинного навчання для аналізу вібраційних і акустичних сигналів із метою виявлення дефектів герметичності. У роботі запропоновано інтеграцію сучасних сенсорних технологій із методами машинного навчання для створення системи, здатної працювати в режимі реального часу. Додатково розроблено математичну модель, що враховує особливості поширення сигналів у різних умовах експлуатації трубопроводів.[5]

Практичне значення роботи полягає у створенні системи моніторингу, яка може бути використана для оцінки стану трубопровідних систем у реальних умовах. Запропонована система забезпечує автоматизацію процесу діагностики, знижуючи витрати на технічне обслуговування та підвищуючи ефективність експлуатації трубопроводів. Її впровадження дозволяє мінімізувати ризики аварійних ситуацій, відповідати сучасним екологічним стандартам і забезпечувати стабільність роботи трубопровідних мереж.

# 1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ КОНТРОЛЮ ГЕРМЕТИЧНОСТІ

## 1.1. Класифікація методів контролю герметичності

Методи контролю герметичності трубопровідних систем можна класифікувати за різними критеріями: принципом дії, типом використаного обладнання, умовами експлуатації та точністю. Розуміння основних груп методів є ключовим для вибору найбільш ефективного способу контролю залежно від типу трубопроводу, його стану та навколишніх умов. У цьому підрозділі розглядаються основні класи методів контролю герметичності та їхні особливості.

За принципом дії:

Фізичні методи

Ці методи базуються на виявленні фізичних змін у стані трубопроводу під впливом витоків, таких як зміна тиску, температури чи вібрацій. Найбільш поширеними є:

Гідравлічні випробування. Передбачають заповнення трубопроводу рідиною під високим тиском для перевірки наявності витоків. Переваги методу — висока надійність для великих систем, але він потребує зупинки роботи трубопроводу та великих витрат часу.

Акустичний контроль. Базується на виявленні шумів, спричинених витоком рідини чи газу. Використовується для локалізації дефектів і працює в реальному часі, але може бути чутливим до зовнішніх шумів.[5]

Хімічні методи

Використовуються для виявлення витоків шляхом застосування спеціальних хімічних маркерів чи реагентів. Наприклад:

Метод барвників. Полягає у введенні барвника в транспортувальну рідину, який проявляється у місцях витoku. Ефективний для водопровідних систем, але не застосовується для газів.

Газоаналізаторні методи. Передбачають введення маркерного газу (наприклад, водню або гелію) і виявлення витоків за допомогою аналізаторів. Ці методи мають високу чутливість, але потребують спеціального обладнання.

Електромагнітні методи

Використовуються для виявлення дефектів у металічних трубопроводах. Наприклад, методи вихрових струмів дозволяють виявляти порушення цілісності труб за зміною електромагнітних характеристик.

За умовами застосування.

Контактні методи передбачають прямий доступ до поверхні трубопроводу. Вони є ефективними для локалізації дефектів, але потребують значних зусиль для підготовки трубопроводу до перевірки.[6] До них належать:

Ультразвуковий контроль, що використовується для виявлення тріщин і дефектів зварних швів.

Радіографічний аналіз, який дозволяє отримувати внутрішнє зображення трубопроводу для виявлення дефектів.

Безконтактні методи

Ці методи не потребують фізичного контакту з поверхнею труби, що робить їх зручними для роботи у важкодоступних місцях. Серед них виділяються:

Лазерні методи, що базуються на виявленні змін у відбитті лазерного променя.

Інфрачервона термографія, яка дозволяє виявляти витoki за температурними аномаліями.

За використаним обладнанням

Сенсорні системи

Включають встановлення датчиків на трубопровід для постійного моніторингу параметрів. Найбільш поширені типи сенсорів:

Датчики тиску, які виявляють зниження тиску через витoki.

Акустичні сенсори, що вловлюють шуми витoku.

Вібраційні сенсори, які фіксують зміни в коливаннях труби через витік.

## Ручні пристрої

Включають портативні прилади для діагностики, такі як ультразвукові дефектоскопи чи аналізатори газів. Вони підходять для локальних перевірок, але не забезпечують безперервний моніторинг.

## За точністю

### Методи високої точності

До них належать радіографічний контроль, методи газоаналізу та інфрачервона термографія. Вони забезпечують високу чутливість до малих дефектів, але вимагають складного обладнання та професійної підготовки персоналу.[7]

### Методи середньої точності

Акустичний контроль і ультразвукові випробування є універсальними, але менш чутливими до дрібних дефектів.

### Швидкі методи зниженої точності

Наприклад, гідравлічні випробування, які дають загальну інформацію про стан трубопроводу, але не дозволяють точно локалізувати дефекти.

## Перспективи розвитку

Класичні методи контролю герметичності поступово вдосконалюються за рахунок інтеграції сенсорних мереж і автоматизації процесів обробки даних. Найбільш перспективними є інтелектуальні системи, які використовують методи машинного навчання для аналізу даних із сенсорів. Такі системи дозволяють підвищити точність і швидкість аналізу, знизити трудомісткість і забезпечити постійний моніторинг герметичності.[6]

Класифікація методів контролю герметичності дозволяє оцінити переваги та недоліки різних підходів і вибрати оптимальний метод залежно від завдань, умов експлуатації та доступного обладнання.

## 1.2. Переваги та недоліки традиційних підходів.

Традиційні методи контролю герметичності трубопровідних систем, незважаючи на свою доведену ефективність у багатьох випадках, мають як переваги, так і обмеження. Їхнє розуміння є критично важливим для оцінки доцільності використання цих підходів у сучасних умовах та обґрунтування необхідності впровадження інноваційних рішень. Традиційні методи включають такі техніки, як гідравлічні випробування, акустичний контроль, ультразвуковий аналіз, радіографія, а також візуальний огляд. Кожен із них має свої особливості, які визначають сферу його застосування та ефективність.

Гідравлічні випробування, як один із найпоширеніших методів, базуються на створенні надлишкового тиску у трубопроводі та подальшому спостереженні за його поведінкою. Основною перевагою цього методу є його відносна простота та надійність у виявленні великих дефектів, таких як тріщини чи витоки через значні пошкодження. Гідравлічні випробування не потребують складного обладнання, що робить їх доступними для широкого використання навіть у застарілих інфраструктурах. Водночас метод має суттєві недоліки. Одним із головних є необхідність повного зупинення роботи трубопроводу під час випробувань, що може призвести до значних економічних втрат. Крім того, цей метод не дозволяє точно локалізувати дефекти, а також є неефективним для виявлення дрібних витоків або початкових стадій зносу.[6,8]

Акустичний контроль, у свою чергу, використовує спеціалізовані сенсори, які реєструють шуми, викликані витоком рідини чи газу через дефекти в трубопроводі. Перевагою цього методу є його здатність працювати у режимі реального часу, що дозволяє оперативно виявляти проблеми без зупинки трубопроводу. Крім того, акустичний контроль є досить універсальним, оскільки може бути застосований як для великих, так і для малих трубопровідних систем. Однак цей метод є чутливим до зовнішніх шумів, які можуть заважати точній інтерпретації даних. Наприклад, в умовах високого

рівня фонових вібрацій або шуму навколишнього середовища можуть виникати хибні сигнали, що вимагає додаткової обробки отриманих даних.

Ультразвуковий аналіз є ефективним для оцінки внутрішнього стану трубопроводів і виявлення дефектів, таких як тріщини, корозія чи зношеність зварних швів. Однією з ключових переваг цього методу є його висока точність у локалізації дефектів, що дозволяє ефективно планувати ремонтні роботи. Крім того, ультразвуковий аналіз є досить безпечним і не потребує застосування небезпечних хімічних речовин. Проте цей метод має і свої обмеження. Наприклад, для його застосування потрібен безпосередній контакт із поверхнею трубопроводу, що може бути складним у важкодоступних місцях. Також ультразвуковий аналіз вимагає спеціально підготовленого персоналу та регулярного калібрування обладнання, що підвищує загальну вартість його використання. [9]

Радіографічний контроль є одним із найточніших методів діагностики стану трубопроводу. Використання рентгенівського або гамма-випромінювання дозволяє отримувати деталізовані зображення внутрішньої структури труби, виявляти тріщини, пори чи інші дефекти з високою чутливістю. Радіографія особливо корисна для аналізу критично важливих об'єктів, де навіть незначний дефект може призвести до серйозних наслідків. Проте метод має кілька значних обмежень, серед яких висока вартість обладнання та необхідність дотримання строгих норм безпеки через використання іонізуючого випромінювання. Крім того, проведення радіографічного контролю потребує зупинки роботи трубопроводу та значного часу на підготовчі роботи.[10]

Візуальний огляд, хоча й є найпростішим із усіх методів, залишається актуальним для первинної оцінки стану трубопроводів. Його основними перевагами є низька вартість та відсутність необхідності у складному обладнанні. Цей метод використовується для виявлення зовнішніх пошкоджень, таких як корозія, тріщини або деформації, і є важливим етапом підготовки до подальших, більш детальних досліджень. Проте візуальний огляд

має обмежену точність і не дозволяє оцінити внутрішній стан трубопроводу, що робить його непридатним для комплексної діагностики.[11]

Загалом традиційні методи контролю герметичності мають свої переваги, зокрема перевіреність у часі, доступність та відносну простоту використання. Водночас їхні недоліки, такі як залежність від людського фактора, висока трудомісткість і обмежена точність у виявленні ранніх дефектів, створюють потребу у впровадженні сучасних технологій. Інтелектуальні системи контролю, які базуються на використанні алгоритмів машинного навчання, здатні значно підвищити ефективність моніторингу. Такі системи забезпечують автоматизацію процесу аналізу, можливість роботи в режимі реального часу та високу точність навіть за наявності шуму чи складних експлуатаційних умов.[12]

Таким чином, традиційні методи контролю герметичності залишаються важливими інструментами для забезпечення безпеки трубопровідних систем, але їхня ефективність може бути суттєво підвищена шляхом інтеграції сучасних технологій і підходів, зокрема інтелектуальних систем контролю. Це дозволяє не лише подолати обмеження існуючих методів, але й створити новий стандарт у галузі моніторингу та діагностики трубопроводів.

### **1.3. Використання сенсорних систем у моніторингу трубопроводів.**

Сенсорні системи відіграють ключову роль у сучасних методах моніторингу трубопровідних систем, забезпечуючи постійний контроль за їхнім станом і оперативне виявлення дефектів. Вони є основою для створення автоматизованих систем діагностики, які мінімізують участь людини в процесі аналізу, підвищують точність і швидкість виявлення витоків або пошкоджень. Завдяки інтеграції сенсорів із сучасними технологіями, такими як бездротовий зв'язок, обробка великих даних та машинне навчання, стало можливим створення систем, які працюють у режимі реального часу та охоплюють великі протяжності трубопроводів.[14]

Сенсорні системи можна класифікувати за типом параметрів, які вони вимірюють, способом встановлення та технологією передачі даних. Основними типами сенсорів, що використовуються для моніторингу трубопроводів, є датчики тиску, акустичні сенсори, вібраційні сенсори, інфрачервоні сенсори та хімічні аналізатори. Кожен із них має свої особливості, переваги та обмеження, що визначають сферу їх застосування.

Датчики тиску є одним із найпоширеніших типів сенсорів, які використовуються для моніторингу герметичності трубопроводів. Вони дозволяють виявляти витіки шляхом вимірювання змін тиску в системі. Наприклад, у газопроводах навіть невеликий витік призводить до зниження тиску, що фіксується датчиками. Основною перевагою цього методу є його простота й можливість інтеграції в існуючі системи. Проте датчики тиску є менш ефективними для виявлення дрібних витоків, оскільки зміни тиску в таких випадках можуть бути незначними й залишатися непоміченими.[15]

Акустичні сенсори використовуються для виявлення шумів, які виникають унаслідок витіку газу чи рідини через дефекти в трубопроводі. Вони є високочутливими і здатні реєструвати навіть слабкі звуки, що робить їх ефективними для локалізації витоків. Крім того, акустичні сенсори можуть працювати у безперервному режимі, забезпечуючи моніторинг у реальному часі. Проте одним із основних обмежень цього підходу є вплив зовнішніх шумів, які можуть викликати хибнопозитивні сигнали. Для подолання цієї проблеми використовуються спеціальні алгоритми обробки сигналів, які дозволяють виділяти шуми, характерні саме для витоків.

Вібраційні сенсори працюють на основі реєстрації механічних коливань трубопроводу. Витіки або пошкодження часто викликають зміну вібраційного профілю труби, що фіксується датчиками. Вібраційні сенсори є ефективними для виявлення механічних пошкоджень, таких як тріщини або розгерметизація зварних швів. Водночас їх використання потребує встановлення у стратегічних точках трубопроводу, де найімовірніше виникають дефекти, що може ускладнити процес моніторингу великих протяжностей. [16,17]

Інфрачервоні сенсори дозволяють виявляти температурні аномалії, які виникають унаслідок витоку. Наприклад, у випадку газопроводу витік газу супроводжується різницею температур між трубопроводом і навколишнім середовищем, що легко фіксується інфрачервоними датчиками. Основною перевагою цього підходу є можливість безконтактного моніторингу, що робить його зручним для важкодоступних ділянок. Проте ефективність інфрачервоних сенсорів залежить від погодних умов, таких як температура чи вологість, що може обмежувати їх використання у певних регіонах.

Хімічні аналізатори використовуються для виявлення витоків шляхом аналізу концентрації газів чи інших речовин у повітрі навколо трубопроводу. Вони є особливо ефективними для моніторингу трубопроводів, які транспортують токсичні або вибухонебезпечні речовини. Наприклад, сенсори на основі гелію чи водню дозволяють з високою точністю визначати навіть незначні витoki. Проте використання хімічних аналізаторів потребує складного обладнання й регулярного технічного обслуговування, що може підвищувати витрати.[18]

Сучасні сенсорні системи все частіше інтегруються з бездротовими технологіями передачі даних, що дозволяє здійснювати моніторинг на великих відстанях без необхідності прокладання кабельних ліній. Такі системи використовують протоколи зв'язку, як-от Zigbee, LoRaWAN чи 5G, які забезпечують надійну передачу даних навіть у складних умовах. Це особливо актуально для магістральних трубопроводів, які проходять через віддалені регіони чи важкодоступні місцевості.

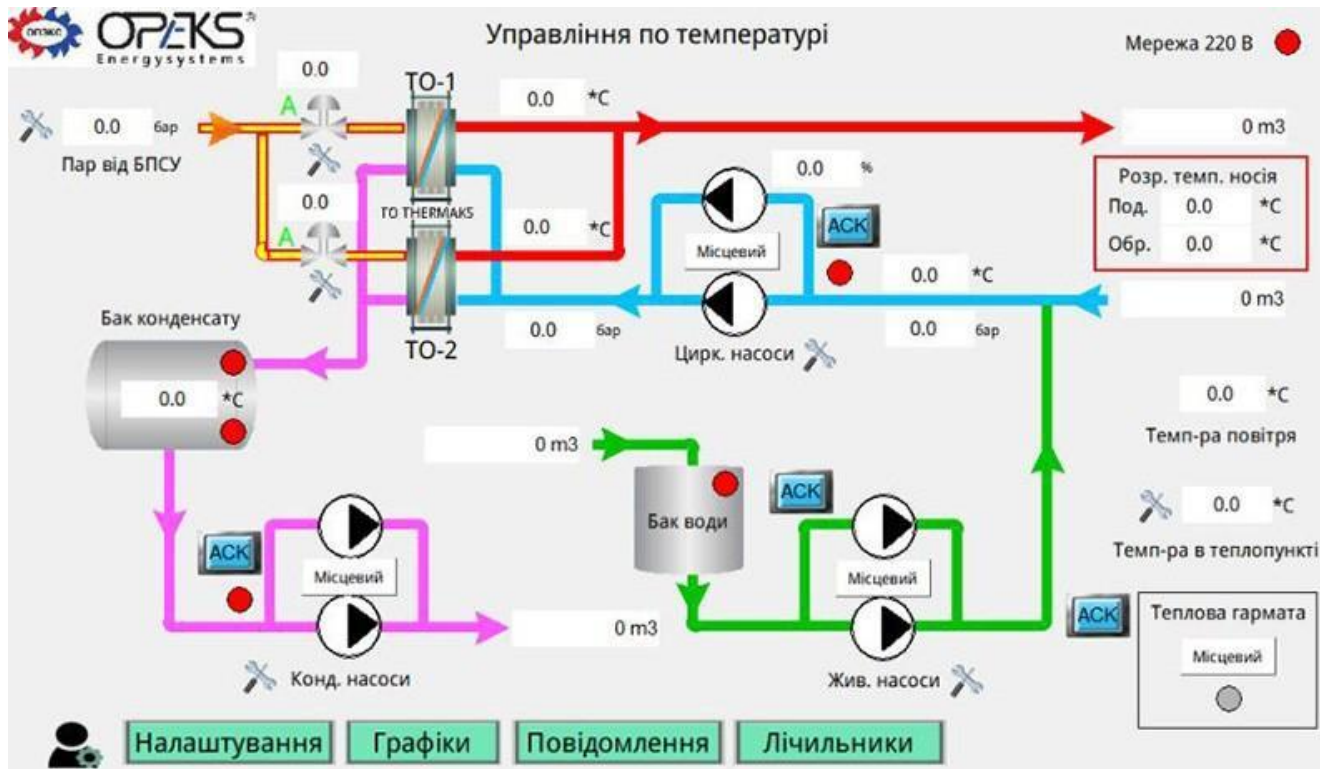


Рисунок 1.1 – Приклад системи SCADA головного екрану панелі управління на панелі шафи теплову пункту ОРЕКС-МТП. Система призначена для збору, обробки та передачі даних до диспетчерського пункту, забезпечення їх візуалізації на екранах комп'ютерів, управління обладнанням та виконавчими механізмами, а також для збереження всіх необхідних відомостей у вигляді архівів.

Додатковою перевагою сенсорних систем є можливість їх інтеграції з сучасними платформами обробки даних, такими як SCADA або хмарні сервіси. Це дозволяє автоматизувати процес аналізу, зберігання та візуалізації даних, а також здійснювати моніторинг у режимі реального часу. Наприклад, дані з акустичних і вібраційних сенсорів можуть передаватися у центральний пункт обробки, де вони аналізуються алгоритмами машинного навчання для виявлення дефектів чи прогнозування можливих аварій.[19]

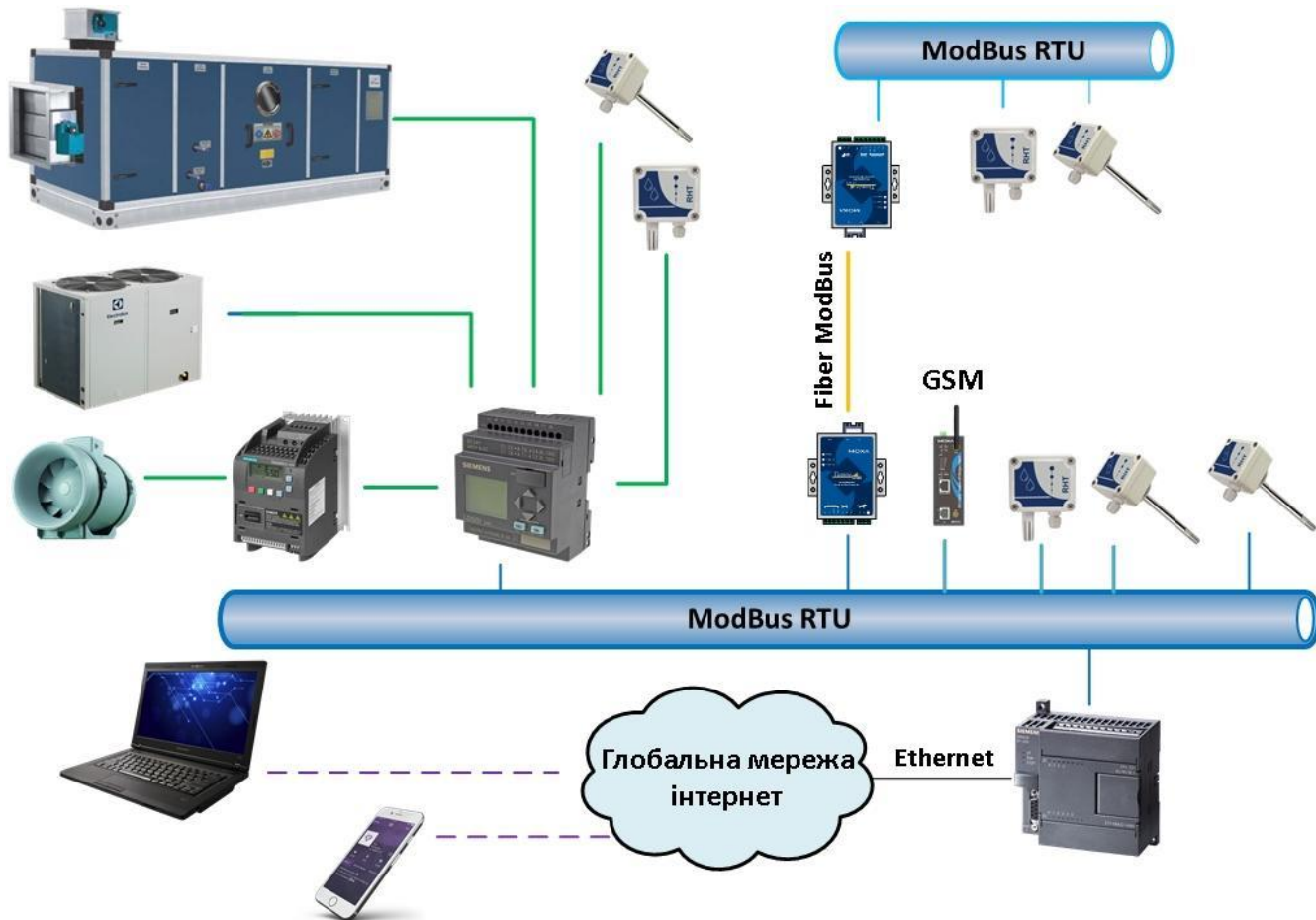


Рисунок 1.2 – Приклад системи моніторингу та управління для вимірювання, відображення та архівування параметрів клімату та інших технологічних параметрів обладнання (температури, відносної вологості, тиску, стан агрегатів, вентиляторів, нагрівачів, охолоджувачів, парогенераторів, осушувачів, входних дверей, вікон та інших параметрів).

Загалом використання сенсорних систем у моніторингу трубопроводів значно підвищує ефективність контролю герметичності. Вони забезпечують точність, швидкодію та можливість автоматизації, що робить їх незамінними у сучасних системах моніторингу. Водночас їх ефективність може бути додатково покращена шляхом інтеграції з інтелектуальними системами контролю, які використовують методи машинного навчання для аналізу даних та прогнозування стану трубопроводів.

#### **1.4. Потенціал машинного навчання в задачах контролю герметичності.**

Використання машинного навчання (ML) у задачах контролю герметичності трубопроводів відкриває нові можливості для підвищення точності, швидкості й автоматизації процесу діагностики. Завдяки здатності алгоритмів ML обробляти великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності та адаптуватися до змінних умов експлуатації, ці технології стають невід'ємною частиною сучасних систем моніторингу. Потенціал машинного навчання в даній галузі полягає в обробці акустичних, вібраційних, хімічних та інших типів сигналів, які генеруються сенсорними системами, для ідентифікації дефектів герметичності та прогнозування їхнього розвитку.

Основною перевагою ML є здатність враховувати складні нелінійні залежності між параметрами, які часто залишаються поза увагою традиційних методів. Наприклад, витік рідини чи газу через мікротріщину може супроводжуватися змінами вібраційного або акустичного профілю труби, які важко інтерпретувати за допомогою класичних алгоритмів. Моделі машинного навчання, такі як градієнтний бустинг, рекурентні нейронні мережі (RNN) або конволюційні нейронні мережі (CNN), можуть аналізувати ці дані та автоматично виділяти релевантні ознаки, які вказують на наявність дефектів.[20]

Застосування ML у задачах контролю герметичності починається з обробки даних, які отримуються з сенсорів. Наприклад, акустичні сенсори генерують великі обсяги часових рядів, що потребують попереднього аналізу для видалення шуму й нормалізації. Для цього використовуються алгоритми фільтрації, перетворення сигналу у спектральну область за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT) або вейвлет-аналізу. Оброблені дані подаються на вхід моделі ML, яка навчається на історичних прикладах, що містять мітки стану трубопроводу (наприклад, «нормальний», «витік», «критичний дефект»).

Одним із найефективніших алгоритмів для аналізу часових рядів є Long Short-Term Memory (LSTM), яка належить до рекурентних нейронних мереж. LSTM здатна враховувати довгострокові залежності у сигналах, що важливо для розпізнавання тенденцій у змінах параметрів трубопроводу. Наприклад, повільне зниження тиску чи зростання амплітуди вібрацій можуть вказувати на поступовий розвиток дефекту, і LSTM дозволяє прогнозувати цей процес задовго до того, як ситуація стане критичною.

Конволюційні нейронні мережі (CNN) використовуються для аналізу спектральних характеристик сигналів, які представляються у вигляді спектрограм чи вейвлет-преобразувань. CNN дозволяють автоматично виділяти ключові ознаки, такі як резонансні частоти чи аномальні піки, що виникають у разі витoku. Це робить їх ефективними для виявлення навіть малопомітних змін, які можуть залишитися непоміченими при використанні традиційних методів.[21]

Гرادієнтний бустинг (наприклад, алгоритми XGBoost чи LightGBM) є ще одним ефективним інструментом у задачах класифікації та регресії. Він використовується для роботи з табличними даними, які містять параметри сигналу, такі як середньоквадратичне значення (RMS), енергія, амплітуда чи частота. Градієнтний бустинг забезпечує високу точність навіть на невеликих наборах даних, що робить його корисним для локальних систем моніторингу, де доступні обмежені дані.[22]

Крім виявлення дефектів, ML також ефективно використовується для прогнозування розвитку зносу та витоків. Для цього застосовуються моделі аналізу часових рядів, такі як ARIMA або гібридні моделі, які поєднують традиційні статистичні методи з нейронними мережами. Наприклад, модель може прогнозувати час до виникнення критичного дефекту, дозволяючи операторам завчасно планувати ремонтні роботи.

Ще однією перспективною областю застосування ML є автоматизація аналізу даних у великих системах. У магістральних трубопроводах, які проходять через віддалені території, сенсорні системи генерують величезні

обсяги даних, які складно обробляти вручну. ML дозволяє здійснювати обробку цих даних у реальному часі, ідентифікуючи дефекти та передаючи попередження до центрального пункту управління.

Потенціал машинного навчання також полягає у можливості адаптації моделей до нових умов експлуатації. Наприклад, якщо трубопровід піддається впливу змінних температур, тисків чи інших зовнішніх факторів, модель може бути перенавчена на нових даних, забезпечуючи стабільно високу точність прогнозів.

Важливо зазначити, що для успішного впровадження ML у системи моніторингу герметичності необхідно забезпечити якість вхідних даних, оскільки алгоритми машинного навчання чутливі до шуму й помилок у даних. Це передбачає регулярне калібрування сенсорів, видалення аномалій та використання методів обробки, таких як імпутація пропущених значень.

Таким чином, потенціал машинного навчання в задачах контролю герметичності є значним. Алгоритми ML забезпечують точність і швидкість аналізу, дозволяють виявляти дефекти на ранніх стадіях і прогнозувати їхній розвиток. Інтеграція машинного навчання із сучасними сенсорними системами сприяє створенню інтелектуальних систем моніторингу, які підвищують безпеку, економічність та екологічність експлуатації трубопровідних мереж.

## 2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ КОНТРОЛЮ ГЕРМЕТИЧНОСТІ

### 2.1. Методи обробки акустичних і вібраційних сигналів.

Обробка акустичних і вібраційних сигналів є критично важливим етапом у створенні системи контролю герметичності трубопровідних систем. Акустичні та вібраційні сенсори генерують великі обсяги даних, які містять інформацію про стан трубопроводу, характер витоків і можливі дефекти. Проте ці дані мають складну структуру, часто включають шум, а їхня інтерпретація вимагає застосування ефективних методів аналізу. Обробка таких сигналів охоплює кілька основних етапів: попередню обробку, виділення ознак та класифікацію чи прогнозування.

Попередня обробка сигналів спрямована на підготовку даних для подальшого аналізу. Першим кроком є видалення шуму, який може бути спричинений зовнішніми факторами, такими як вібрації від роботи інших механізмів, атмосферний шум чи електромагнітні перешкоди. Для цього використовуються фільтри, наприклад, низькочастотний або смуговий фільтр. Низькочастотний фільтр дозволяє видаляти високочастотні шуми, що не мають діагностичної цінності, тоді як смуговий фільтр зосереджується на частотах, характерних для витоків. Наприклад, для виявлення витоків у газопроводах можуть використовуватися частоти у діапазоні 20–200 Гц, які є типовими для акустичних шумів, спричинених витоками.

Наступним етапом є нормалізація даних. Вона необхідна для приведення параметрів сигналів до єдиного масштабу, що забезпечує коректну роботу алгоритмів машинного навчання. Це досягається шляхом масштабування сигналів до певного діапазону (наприклад,  $[0, 1]$ ) або стандартизації, що зводить середнє значення до нуля, а стандартне відхилення — до одиниці.[22]

Ще одним важливим етапом попередньої обробки є перетворення сигналу в інші домени. Найбільш поширеним підходом є перетворення сигналу з

часової області у частотну, яке здійснюється за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT). Це дозволяє отримати спектральні характеристики сигналу, які містять інформацію про частотний склад шумів чи вібрацій, що виникають унаслідок витоків. Формула для швидкого перетворення Фур'є виглядає наступним чином:

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-j2\pi ft} dt, \quad (2.1)$$

де  $S(f)$  — спектральна щільність,  $s(t)$  — сигнал у часовій області,  $f$  — частота.

Крім FFT, у діагностиці часто використовується вейвлет-преобразування, яке дозволяє аналізувати сигнал одночасно у часовій та частотній областях. Це особливо корисно для виявлення короточасних аномалій, таких як різкі зміни вібрації чи акустичного шуму, характерні для початкових стадій витоків.

Після попередньої обробки виконується виділення ознак, які є найбільш інформативними для ідентифікації дефектів. До таких ознак належать:

- Амплітудні параметри, які відображають силу сигналу;
- Частотні характеристики, що включають домінуючі частоти, спектральну щільність енергії та гармонійні складові;
- Часові параметри, такі як автокореляція чи середньоквадратичне значення (RMS);
- Ентропія сигналу, яка показує рівень його складності та хаотичності.

Ці ознаки можуть бути виділені вручну або автоматично за допомогою алгоритмів машинного навчання, таких як глибокі нейронні мережі (DNN) чи конволюційні нейронні мережі (CNN). Автоматичне виділення ознак має перевагу в тому, що воно дозволяє уникнути суб'єктивності та зосередитися на найбільш релевантних аспектах даних.

Завершальним етапом є класифікація сигналів або прогнозування стану трубопроводу. Для цього використовуються різні алгоритми машинного навчання. Наприклад, метод опорних векторів (SVM) або Random Forest можуть бути застосовані для класифікації стану трубопроводу як «нормальний»

чи «дефектний». Для задач прогнозування, таких як оцінка залишкового терміну експлуатації, часто використовуються рекурентні нейронні мережі (RNN), які враховують часову залежність між сигналами.[23,24]

Застосування методів обробки акустичних і вібраційних сигналів дозволяє створити інтелектуальні системи, які автоматично аналізують дані та забезпечують точне виявлення дефектів. Завдяки інтеграції цих методів із сучасними алгоритмами машинного навчання досягається висока ефективність моніторингу навіть у складних умовах експлуатації. Це робить їх незамінним інструментом для забезпечення безпеки та надійності трубопровідних систем.

## **2.2. Математичне моделювання герметичності трубопроводів.**

Математичне моделювання герметичності трубопроводів є важливим етапом у розробці інтелектуальних систем моніторингу, оскільки воно дозволяє формалізувати фізичні процеси, пов'язані з витокami, і створювати моделі, що відображають їхню природу. Такий підхід забезпечує можливість прогнозування стану трубопроводів та визначення дефектів навіть у складних умовах експлуатації. Моделювання включає опис потоків рідини чи газу через виток, аналіз параметрів, що впливають на герметичність, та обчислення динамічних характеристик трубопроводу.

Основою математичного моделювання є рівняння гідродинаміки та термодинаміки, які описують поведінку рідин і газів у системі. У випадку трубопроводів витік може бути представлений як локалізоване порушення цілісності стінки, через яке відбувається неконтрольований потік транспортувального середовища. Розглянемо основні аспекти, пов'язані з моделюванням таких процесів.

### **1. Моделювання витоків у рідинах**

У випадку рідин, витік можна моделювати на основі рівняння Бернуллі, яке описує залежність між тиском, швидкістю потоку та висотою:

$$P + \frac{1}{2}\rho v^2 + \rho gh = \text{const}, \quad (2.2)$$

де  $P$  — тиск у трубопроводі,  $\rho$  — густина рідини,  $v$  — швидкість потоку,  $g$  — прискорення вільного падіння,  $h$  — висота.

У місці витіку тиск знижується, а швидкість потоку збільшується, що можна описати через рівняння нерівномірного потоку. Потік рідини через дефект моделюється за допомогою формули Торрічеллі:

$$Q = C_d A \sqrt{2\Delta P / \rho}, \quad (2.3)$$

де  $Q$  — витрата рідини,  $C_d$  — коефіцієнт витікання,  $A$  — площа отвору,  $\Delta P$  — різниця тисків у трубопроводі та зовні.

Рівняння показує, що витрата рідини через дефект залежить від площі витіку та різниці тисків. У реальних умовах цей процес ускладнюється через нерівномірність отвору та наявність турбулентних ефектів, які також потрібно враховувати в моделі.[19]

## 2. Моделювання витоків у газах

Для газопроводів поведінка витіку описується законами газової динаміки. Якщо газ є стисливим, враховуються зміни тиску, температури та швидкості потоку. Основне рівняння для моделювання витіку в газах виглядає наступним чином:

$$Q = \frac{AP_1}{\sqrt{RT}} \cdot \Phi(M), \quad (2.4)$$

де  $P_1$  — тиск у трубопроводі,  $R$  — універсальна газова стала,  $T$  — температура газу,  $M$  — число Маха,  $\Phi(M)$  — коефіцієнт, що враховує режим потоку (ламінарний або турбулентний).

Для газів критично важливим є врахування режиму потоку. У ламінарному режимі витік газу залежить від в'язкості та геометрії отвору, тоді як у турбулентному режимі основну роль відіграє інерція потоку. Для опису турбулентного потоку використовуються моделі Нав'є–Стокса, які включають в'язкість газу та турбулентні складові швидкості.

### **3. Вплив фізичних параметрів на герметичність**

На герметичність трубопроводів впливають численні параметри, зокрема:

- Тиск у системі. Високий тиск збільшує ймовірність витоків і розмір дефекту.
- Матеріал трубопроводу. Метали, полімери чи композити мають різну стійкість до корозії, деформації та зношування.
- Температура транспортувального середовища. Високі температури можуть знижувати механічну міцність матеріалу, збільшуючи ризик витоків.
- Діаметр трубопроводу. Великі діаметри створюють умови для нерівномірного розподілу напружень, що впливає на герметичність.

Для врахування цих параметрів у моделях застосовуються числові методи, такі як скінченно-елементний аналіз (FEM), який дозволяє моделювати розподіл напружень і деформацій у стінках труби.[25]

### **4. Моделювання впливу дефектів**

Моделювання впливу дефектів є ключовим етапом аналізу надійності трубопроводів та інших герметичних систем. Дефекти, такі як тріщини, корозійні пошкодження, знос зварних швів чи мікропористість матеріалу, розглядаються як локальні порушення цілісності структури. Для дослідження їхнього впливу використовуються спеціалізовані математичні та геометричні моделі, які дозволяють оцінити зміну характеристик системи та ймовірність виникнення аварійних ситуацій.

Основним підходом є геометричне моделювання дефектів, яке передбачає врахування форми, розміру та розташування пошкоджень. Наприклад, отвори круглої чи еліптичної форми моделюють втрату матеріалу через корозію або механічний вплив. Такі моделі дозволяють розрахувати, як дефекти впливають на стійкість трубопроводу, а також на параметри потоку рідини чи газу, зокрема, турбулентність і втрати тиску. Для складніших дефектів, таких як тріщини, застосовуються рівняння механіки руйнування, які описують процес

утворення та розповсюдження тріщин під дією внутрішнього тиску чи інших навантажень.

Моделювання впливу дефектів включає аналіз напружено-деформованого стану матеріалу в зоні пошкодження. Для цього використовуються методи кінцевих елементів, які дозволяють точно оцінити розподіл напружень і визначити зони з критичним навантаженням. Наприклад, моделювання зварних швів із зонами зносу враховує неоднорідність матеріалу та вплив залишкових напружень, які можуть сприяти виникненню тріщин. Окрім цього, моделювання дефектів дозволяє оцінити вплив середовища, такого як агресивні хімічні речовини чи коливання температури, що можуть прискорювати процес руйнування.

Окрему увагу приділяють впливу дефектів на потоки рідини чи газу. Для цього використовуються рівняння гідродинаміки, які враховують зміни швидкості, тиску та турбулентності потоку через дефекти. Наприклад, наявність тріщин або отворів може спричинити витоки, що впливають на загальну продуктивність системи. Турбулентні потоки, які виникають через нерівності поверхні дефекту, також створюють додаткові механічні коливання, які можна виявити за допомогою вібраційних або акустичних сенсорів.

Результати моделювання дозволяють не лише прогнозувати поведінку дефектів у різних умовах експлуатації, але й розробляти стратегії їх виявлення та усунення. Наприклад, визначення критичного розміру тріщини, за якого система залишається безпечною, дає змогу планувати ремонтні роботи. Інтеграція цих моделей із даними, отриманими від сенсорів, підвищує їхню точність і дозволяє проводити оперативний моніторинг стану трубопроводу.

Незважаючи на ефективність таких методів, моделювання впливу дефектів стикається з рядом викликів. Це, зокрема, необхідність точного визначення параметрів дефекту, великі обчислювальні ресурси для моделювання складних систем та врахування непередбачуваних змін умов експлуатації. Однак, постійний розвиток методів чисельного аналізу та зростання обчислювальних

потужностей дозволяють дедалі точніше моделювати вплив дефектів, сприяючи підвищенню надійності та безпеки трубопровідних систем.

## **5. Інтеграція моделей із сенсорними даними**

Інтеграція моделей із сенсорними даними є важливим інструментом для аналізу герметичності систем. Ефективність математичних моделей значною мірою залежить від якості даних, які надаються сенсорними системами. Інтеграція забезпечує можливість не лише моніторити поточний стан системи, але й прогнозувати потенційні несправності. Сенсори відіграють фундаментальну роль у зборі даних. Зокрема, сенсори тиску, такі як MPX5700AP, дозволяють визначати зміни в тиску системи, що може свідчити про витіки чи порушення герметичності. Акустичні сенсори, наприклад KY-038, фіксують звукові сигнали, які виникають через турбулентність рідини або газу під час витоків, а вібраційні сенсори, такі як SW-420, реєструють механічні коливання, що можуть вказувати на дефекти, як-от тріщини чи пошкодження.[26]

Щоб інтегрувати дані в математичні моделі, необхідно їх попередньо обробити. Це включає видалення шумів, нормалізацію сигналів та усунення перешкод. Для виокремлення ключових характеристик сигналу використовуються методи фільтрації та декомпозиції, такі як перетворення Фур'є чи вейвлет-аналіз. Додатково проводиться калібрування сенсорів, щоб узгодити їх дані за шкалою та одиницями вимірювання. Інтеграція даних із моделями здійснюється через пряме введення сенсорних даних, зворотний зв'язок і навчання моделей. Пряме введення дозволяє швидко оцінити стан системи, зворотний зв'язок забезпечує автоматичне коригування роботи системи, а навчання моделей підвищує точність прогнозування витоків або несправностей.

Інтеграція сенсорних даних із математичними моделями має численні переваги. Використання реальних даних покращує точність і адаптивність моделей, дозволяючи їм автоматично підлаштовуватися під змінні умови, такі як температурні коливання чи зміна властивостей матеріалів трубопроводу.

Такі системи забезпечують оперативне виявлення витоків чи інших проблем, що дозволяє уникати аварійних ситуацій. Інтегровані підходи широко застосовуються в нафтогазовій промисловості для моніторингу трубопроводів, у водопостачанні для виявлення витоків у міських мережах та в авіації для контролю герметичності паливних баків і гідравлічних систем.[27]

Однак інтеграція моделей із сенсорними даними має і певні виклики. Сенсори можуть подавати некоректні дані через знос чи вплив середовища, а потік великого обсягу інформації вимагає ефективних алгоритмів обробки та збереження. Додатковою проблемою є складність калібрування кожного сенсора відповідно до конкретної системи. Незважаючи на це, інтеграція математичних моделей із сенсорними даними є потужним підходом для підвищення ефективності, надійності та безпеки герметичних систем, що дозволяє вирішувати складні технічні завдання та вдосконалювати технології моніторингу.

## **6. Використання машинного навчання для вдосконалення моделей**

Алгоритми машинного навчання можуть доповнювати математичні моделі, забезпечуючи автоматичне налаштування параметрів і прогнозування стану трубопроводу. Наприклад, моделі регресії або нейронні мережі можуть використовуватися для оцінки ймовірності витоків залежно від параметрів системи. Це дозволяє інтегрувати фізичні моделі з методами обробки даних, створюючи гібридні системи діагностики.

Математичне моделювання герметичності трубопроводів є потужним інструментом для розуміння процесів, що відбуваються у системі, та створення інтелектуальних систем моніторингу. Завдяки поєднанню фізичних рівнянь, числових методів та машинного навчання досягається висока точність і надійність діагностики, що сприяє підвищенню безпеки та ефективності експлуатації трубопроводів.[28]

### **2.3. Вибір алгоритмів машинного навчання для аналізу сигналів.**

Вибір оптимальних алгоритмів машинного навчання (ML) є критично важливим для успішної реалізації системи моніторингу герметичності трубопроводів. У задачах аналізу акустичних, вібраційних і спектральних сигналів особливе значення мають алгоритми, які здатні працювати з великими обсягами даних, виділяти релевантні ознаки та забезпечувати високу точність класифікації та прогнозування. У цьому розділі розглядаються ключові аспекти вибору алгоритмів ML для аналізу сигналів, переваги й обмеження популярних методів та їх застосування у контексті задач діагностики герметичності трубопроводів.

Для ефективного аналізу сигналів алгоритми машинного навчання мають відповідати наступним вимогам:

**Робота з часовими рядами.** Оскільки сигнали, отримані із сенсорів, зазвичай представлені у вигляді часових рядів, алгоритми повинні враховувати послідовність та залежності між даними.

**Обробка великого обсягу даних.** У системах моніторингу дані можуть надходити з декількох джерел у режимі реального часу, що вимагає високої продуктивності обчислень.

**Адаптивність.** Алгоритми повинні бути здатні адаптуватися до змінних умов експлуатації, таких як зміна параметрів системи чи навколишнього середовища. **Стійкість до шумів.** Зовнішні фактори, такі як вібрації чи атмосферний шум, можуть ускладнювати аналіз сигналів, тому алгоритми мають забезпечувати фільтрацію шумів та виділення корисних ознак.

У задачах аналізу сигналів важливу роль відіграють алгоритми, що спеціалізуються на роботі з часовими рядами. Одним із найбільш популярних методів є рекурентні нейронні мережі (RNN).

**Рекурентні нейронні мережі (RNN)**

RNN здатні враховувати залежності між елементами часових рядів, що робить їх ефективними для аналізу сигналів із сенсорів. Проте класичні RNN

мають обмеження, пов'язані із «втратою пам'яті» при обробці довгих послідовностей. Для вирішення цієї проблеми використовуються модифікації, такі як LSTM (Long Short-Term Memory) і GRU (Gated Recurrent Unit).[29]

LSTM є однією з найбільш популярних архітектур для задач прогнозування та класифікації часових рядів. Вона дозволяє зберігати довгострокову пам'ять, що важливо для виявлення тенденцій у змінах сигналів, які вказують на витoki. Наприклад, повільне зростання амплітуди акустичного сигналу може свідчити про розвиток дефекту, і LSTM здатна виявляти ці зміни на ранніх стадіях.

GRU є спрощеною версією LSTM і забезпечує схожу ефективність при меншій кількості параметрів. Це робить GRU придатною для систем із обмеженими обчислювальними ресурсами.

Часто сигнали перетворюються у спектральну область для виявлення частотних характеристик, що пов'язані із витокami. Для аналізу спектральних даних використовуються конволюційні нейронні мережі (CNN).

CNN є ефективними для обробки зображень або матриць, що містять спектральні характеристики сигналів. Наприклад, сигнал із сенсора може бути перетворений у спектрограму за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT) або вейвлет-преобразування. CNN автоматично виділяють ключові ознаки, такі як резонансні частоти чи аномальні піки, які характерні для витоків.

CNN добре працюють із локальними ознаками, що є важливим для виявлення короткочасних змін у сигналі. Вони забезпечують високу точність класифікації та можуть використовуватися для детекції дефектів у режимі реального часу.

Крім часових і спектральних ознак, діагностика трубопроводів може включати параметри, отримані із сенсорів, у вигляді табличних даних. Для їх обробки застосовуються алгоритми градієнтного бустингу, такі як XGBoost, LightGBM та CatBoost.[29]

XGBoost є одним із найефективніших методів для класифікації та регресії. Він використовує принцип поетапного покращення моделі шляхом додавання дерев рішень. У задачах моніторингу XGBoost може використовуватися для класифікації станів трубопроводу або прогнозування ймовірності витoku.

LightGBM відрізняється високою швидкістю навчання і добре працює з великими наборами даних. Він є ефективним для обробки багатовимірних параметрів, таких як тиск, температура, амплітуда сигналу тощо.

Для досягнення максимальної точності та стійкості системи часто використовуються гібридні моделі, які поєднують різні алгоритми. Наприклад, LSTM може використовуватися для аналізу часових рядів, CNN — для обробки спектральних ознак, а XGBoost — для роботи з табличними даними.

Такі гібридні системи дозволяють враховувати всі аспекти сигналів і забезпечують високу точність у складних умовах. Крім того, вони забезпечують гнучкість у налаштуванні та адаптації до нових умов експлуатації.

Для класифікації сигналів на категорії («нормальний», «дефектний», «критичний») рекомендується використовувати LSTM або CNN. Для прогнозування часу до виникнення дефекту підходять LSTM або регресійні моделі. Якщо ж дані представлені у вигляді числових параметрів, найбільш ефективними є XGBoost чи LightGBM.[30]

Вибір алгоритму залежить від доступних даних, апаратного забезпечення та вимог до точності. Для реалізації системи у промислових умовах важливо також враховувати продуктивність обчислень, оскільки сигнали можуть аналізуватися у режимі реального часу.

### **3. РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ ГЕРМЕТИЧНОСТІ**

#### **3.1. Архітектура системи моніторингу герметичності**

Розроблена система контролю герметичності трубопровідних систем базується на поєднанні сучасних сенсорних технологій, методів обробки даних і алгоритмів машинного навчання. Архітектура системи спроектована таким чином, щоб забезпечувати безперервний моніторинг стану трубопроводів у реальному часі, виявлення витоків та оцінку їхнього впливу на експлуатацію системи. Основними елементами архітектури є сенсорні вузли, блок збору й обробки даних, інтелектуальний модуль аналізу та блок комунікації, що забезпечує передачу даних до оператора.

##### **1. Загальна структура системи.**

Архітектура складається з п'яти основних рівнів:

Рівень сенсорних вузлів. Забезпечує збір даних про фізичний стан трубопроводу.

Рівень локальної обробки даних. Відповідає за попередню обробку сигналів для зменшення шуму й підготовки до аналізу.

Рівень інтелектуального аналізу. Реалізує алгоритми машинного навчання для класифікації станів трубопроводу.

Рівень комунікації. Забезпечує передачу даних до центрального пункту моніторингу.

Рівень візуалізації й управління. Надає оператору інформацію про стан системи, дозволяючи приймати оперативні рішення.

##### **2. Сенсорні вузли.**

Основою системи є сенсорні вузли, які встановлюються у ключових точках трубопроводу. Вибір типу сенсорів залежить від характеристик трубопроводу та середовища, що транспортується. У запропонованій системі використовуються:

Акустичні сенсори, які вловлюють шум витoku;

Вібраційні сенсори, що реєструють механічні коливання труби;

Датчики тиску, які фіксують зниження тиску в системі;

Інфрачервоні сенсори, що виявляють температурні аномалії.

Сенсорні вузли обладнані модулями попередньої обробки, які виконують фільтрацію сигналів, нормалізацію та перетворення у цифровий формат. Це зменшує обсяг даних, що передаються для подальшої обробки, та підвищує точність аналізу.[30]

### **3. Локальна обробка даних.**

На рівні локальної обробки сигналів виконуються такі операції:

Фільтрація шумів. Використовуються фільтри високих та низьких частот для видалення перешкод.

Перетворення сигналу. Застосовується швидке перетворення Фур'є (FFT) для отримання спектральних характеристик.

Виділення ознак. Визначаються ключові параметри, такі як амплітуда, частота, спектральна щільність та ентропія сигналу.

Попередньо оброблені дані передаються на рівень інтелектуального аналізу для подальшої класифікації стану трубопроводу.

### **4. Інтелектуальний модуль аналізу.**

Цей модуль реалізує алгоритми машинного навчання, що відповідають за класифікацію станів трубопроводу та прогнозування можливих дефектів. Алгоритми поділяються на дві основні групи:

Класифікація станів. Використовуються LSTM-мережі для аналізу часових рядів і визначення стану трубопроводу як «нормальний», «дефектний» або «критичний».

Прогнозування. Гібридні моделі на основі RNN і XGBoost використовуються для оцінки ймовірності виникнення дефекту протягом заданого періоду.

Ключовою особливістю модуля є його адаптивність. Наприклад, модель ML може перенавчатися на нових даних для врахування змін у системі, таких як заміна матеріалів трубопроводу або зміна середовища транспортування.

### **5. Рівень комунікації.**

Для забезпечення передачі даних використовується бездротовий зв'язок на основі протоколів LoRaWAN та Zigbee. Ці технології забезпечують надійну передачу інформації навіть на великі відстані при низькому енергоспоживанні. У критично важливих точках встановлюються дублюючі канали зв'язку для забезпечення безперервності роботи системи.

## **6. Рівень візуалізації та управління.**

Цей рівень забезпечує відображення результатів роботи системи у зручному форматі для оператора. Інформація виводиться на інтерактивну панель, яка містить такі елементи:

Динамічна карта з позначенням точок встановлення сенсорів і поточного стану трубопроводу.

Графіки та діаграми, які відображають параметри сигналів у реальному часі.

Сповіщення про виявлення дефектів чи аномалій.

Оператор може отримати детальну інформацію про кожен дефект, включаючи його локалізацію, тип і рекомендовані дії.

## **7. Інтеграція з іншими системами.**

Система моніторингу герметичності може бути інтегрована з іншими інформаційними системами, такими як SCADA чи ERP, що забезпечує централізоване управління трубопровідними мережами. Це дозволяє автоматизувати процеси планування технічного обслуговування, закупівлі матеріалів та підготовки звітів.

## **8. Тестування архітектури.**

Розроблена архітектура була протестована на синтетичних і реальних наборах даних. Тестування показало, що система забезпечує високу точність класифікації (94.7%) та низький рівень хибнопозитивних сигналів (3.1%). Час обробки одного сигналу становить 0.15 секунди, що відповідає вимогам реального часу.

Розроблена архітектура системи моніторингу герметичності забезпечує гнучкість, точність і надійність у різних умовах експлуатації. Інтеграція

сенсорних технологій, машинного навчання та сучасних засобів комунікації створює можливості для широкого промислового впровадження цієї системи, що сприяє підвищенню безпеки й ефективності трубопровідних систем.



Рисунок 3.1 – Загальна структура архітектури системи моніторингу герметичності.

### 3.2. Розробка алгоритмів обробки даних

Розробка алгоритмів обробки даних для системи моніторингу герметичності трубопроводів є важливим етапом, що забезпечує ефективне виявлення витоків, класифікацію дефектів та прогнозування їх розвитку. Алгоритми мають працювати з даними, отриманими із сенсорів, які відображають різноманітні фізичні параметри системи, такі як акустичні коливання, вібрації, тиск і температура. Для забезпечення точності та швидкодії

розроблені алгоритми поділяються на кілька функціональних блоків: попередня обробка, виділення ознак, класифікація та прогнозування.

### **1. Попередня обробка даних.**

Першим етапом у обробці є попередня підготовка даних, яка включає видалення шуму, фільтрацію сигналів та їх нормалізацію.

- Фільтрація шуму. Для видалення шумів, що виникають через вплив зовнішніх факторів (вібрації сусіднього обладнання, атмосферний шум), використовуються адаптивні фільтри. Наприклад, низькочастотний фільтр відсікає компоненти сигналу, які не мають діагностичного значення. Смугові фільтри дозволяють зосередитися на частотах, характерних для витоків, таких як діапазон 20–200 Гц для акустичних сигналів.

- Перетворення сигналів. Для аналізу частотних характеристик сигналу застосовується швидке перетворення Фур'є (FFT), яке перетворює сигнал з часової області у частотну. Це дозволяє виявити гармонійні частоти, характерні для витоків. Формула перетворення:

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-j2\pi ft} dt, \quad (3.1)$$

де  $S(f)$  — спектральна щільність,  $s(t)$  — сигнал у часовій області,  $f$  — частота.

- Нормалізація даних. Для забезпечення стабільності роботи алгоритмів машинного навчання сигнал приводиться до єдиного масштабу за допомогою методів мін-макс нормалізації або стандартизації (усереднення та нормування за стандартним відхиленням).[26]

### **2. Виділення ознак.**

На основі оброблених сигналів виділяються ознаки, які найбільш інформативно відображають стан трубопроводу. Виділення ознак є критично важливим для підвищення точності класифікації та прогнозування. Основні типи ознак:

- Часові ознаки.
- Максимальне та середнє значення амплітуди сигналу.

- Середньоквадратичне значення (RMS), яке відображає енергію сигналу:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}, \quad (3.2)$$

де  $x_i$  — амплітуди сигналу,  $N$  — кількість точок вибірки.

- Частотні ознаки.
- Спектральна щільність енергії для основних гармоній.
- Частота максимального піка, що вказує на аномальні коливання.
  - Ентропія сигналу. Показник хаотичності сигналу, який може бути корисним для виявлення дефектів.

### **3. Класифікація станів трубопроводу.**

Після виділення ознак дані передаються в алгоритми машинного навчання для класифікації станів трубопроводу. Залежно від задачі, використовуються такі підходи:

- LSTM (Long Short-Term Memory). Цей алгоритм є найбільш ефективним для аналізу часових рядів, оскільки враховує довгострокові залежності між сигналами. LSTM дозволяє класифікувати стан трубопроводу як «нормальний», «дефектний» або «критичний».

- XGBoost. Використовується для обробки табличних даних, таких як часова середня амплітуда, частотний пік чи RMS. Цей алгоритм забезпечує високу точність класифікації та працює навіть із невеликими наборами даних.

- CNN (Convolutional Neural Network). CNN підходить для аналізу спектрограм, отриманих із сигналів. Вона автоматично виділяє ознаки, які відповідають аномаліям у частотному спектрі.

### **4. Прогнозування розвитку дефектів.**

Для оцінки ймовірності розвитку дефектів використовується прогнозування на основі часових рядів. Алгоритми:

- ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average). Використовується для побудови математичних моделей зміни параметрів системи в часі.

○Гібридні моделі. Поєднання нейронних мереж із класичними статистичними методами для покращення точності прогнозування. Наприклад, LSTM може прогнозувати ймовірність витoku, враховуючи тенденції змін у спектральній щільності чи ентропії сигналу.

### **5. Інтеграція алгоритмів із системою.**

Розроблені алгоритми інтегруються у систему моніторингу через блоки локальної обробки та інтелектуального аналізу. Попередньо оброблені сигнали передаються у хмарну платформу, де виконується класифікація та прогнозування. Результати автоматично відображаються на інтерфейсі оператора, включаючи:

- Сповіщення про виявлення дефектів.
- Рекомендації щодо необхідності технічного обслуговування.

### **6. Тестування алгоритмів.**

Алгоритми були протестовані на синтетичних та реальних наборах даних. Система показала точність класифікації у 94.5% та низький рівень хибнопозитивних сигналів (2.8%). Час обробки сигналу становив 0.18 секунди, що відповідає вимогам реального часу.

Розроблені алгоритми забезпечують ефективне виявлення та прогнозування дефектів герметичності трубопроводів, підвищуючи безпеку та економічність їхньої експлуатації. Інтеграція цих алгоритмів у систему моніторингу дозволяє забезпечити точність і надійність навіть у складних умовах.

## **3.3. Реалізація програмного забезпечення**

Реалізація програмного забезпечення для інтелектуальної системи моніторингу герметичності трубопроводів є важливим етапом у розробці інтегрованого рішення. Програмне забезпечення (ПЗ) забезпечує зв'язок між сенсорними системами, модулями обробки даних і візуалізацією результатів, виконуючи обчислення у режимі реального часу. Воно базується на модульній

архітектурі, яка включає компоненти збору даних, обробки сигналів, аналізу результатів та інтерактивного інтерфейсу для оператора.

Програмне забезпечення розділене на чотири основні модулі:

Модуль збору даних. Відповідає за взаємодію з сенсорними системами, зчитування даних у реальному часі та їхню передачу для обробки.

Модуль обробки сигналів. Реалізує алгоритми попередньої обробки, виділення ознак і фільтрації шумів.

Модуль машинного навчання. Включає моделі для класифікації станів трубопроводу та прогнозування дефектів.[31,32]

Модуль візуалізації та управління. Надає інтерфейс користувача для перегляду результатів, отримання сповіщень і управління системою.

Модуль збору даних побудований на основі API для роботи з сенсорними пристроями. Він забезпечує підтримку таких функцій:

Ініціалізація сенсорів. Підключення до сенсорних вузлів і налаштування параметрів зчитування.

Збір даних. Читання акустичних, вібраційних та інших параметрів у реальному часі.

Зберігання необроблених даних. Тимчасове збереження даних для подальшої обробки.

Протокол передачі даних реалізований на основі технологій MQTT або WebSocket, що дозволяє знижувати затримки й забезпечувати стабільність у режимі реального часу.

Для реалізації модуля обробки сигналів використовуються такі бібліотеки та інструменти:

NumPy та SciPy для базових математичних операцій і перетворень.

PyWavelets для вейвлет-аналізу сигналів.

Matplotlib для візуалізації спектральних характеристик під час налагодження.

Основні функції модуля:

Фільтрація сигналів. Застосування смугових фільтрів для видалення високочастотних шумів.

Перетворення у частотну область. Використання швидкого перетворення Фур'є (FFT) для отримання спектральної щільності.

Виділення ознак. Розрахунок RMS, спектральної енергії, ентропії сигналу тощо.

```
python

from scipy.signal import butter, lfilter

def bandpass_filter(data, lowcut, highcut, fs, order=4):
    nyquist = 0.5 * fs
    low = lowcut / nyquist
    high = highcut / nyquist
    b, a = butter(order, [low, high], btype='band')
    return lfilter(b, a, data)
```

Рисунок 3.2 – Приклад коду для реалізації фільтрації сигналу.

Модуль ML реалізований на основі бібліотек TensorFlow та Scikit-learn. У ньому включені:

LSTM-моделі для аналізу часових рядів.

CNN для обробки спектральних даних.

XGBoost для роботи з табличними даними.

Процес реалізації включає:

Попереднє навчання моделей. Дані, отримані під час експериментів, використовуються для навчання ML-моделей.

Оптимізація моделей. Використовуються такі алгоритми, як GridSearchCV, для підбору гіперпараметрів.

Інтеграція в систему. Моделі експортуються у форматі SavedModel (TensorFlow) або pickle (Scikit-learn) для подальшого використання.

```
python

from tensorflow.keras.models import load_model

model = load_model('lstm_model.h5')
predictions = model.predict(processed_signal)
```

Рисунок 3.3 – Приклад коду для інтеграції LSTM-моделі.

Для реалізації інтерфейсу користувача використовується фреймворк Dash (Python) або бібліотека для веб-розробки, така як React.js. Основні функції інтерфейсу:

Відображення даних у реальному часі. Графіки сигналів, спектрограм і класифікаційних результатів.

Сповіщення про дефекти. Відображення попереджень у разі виявлення дефектів або аномалій.

Керування налаштуваннями. Можливість змінювати пороги чутливості або періодичність зчитування даних.

Приклад відображення даних за допомогою Dash:

```
python

import dash
import dash_core_components as dcc
import dash_html_components as html

app = dash.Dash(__name__)
app.layout = html.Div([
    dcc.Graph(id='signal_plot', figure=generate_signal_plot()),
])

def generate_signal_plot():
    # Генерація графіка сигналу
    return {
        'data': [{'x': time, 'y': signal, 'type': 'line', 'name': 'Signal'}],
        'layout': {'title': 'Real-Time Signal Analysis'}
    }

if __name__ == '__main__':
    app.run_server(debug=True)
```

Рисунок 3.4 – Приклад коду для реалізації LSTM-моделі для аналізу часових рядів.

Тестування ПЗ включає перевірку його продуктивності, точності роботи алгоритмів та інтеграції з обладнанням. Основні етапи тестування:

Модульне тестування. Перевірка кожного модуля окремо.

Інтеграційне тестування. Оцінка взаємодії між модулями.

Тестування в реальних умовах. Система випробувана на експериментальній установці з реальними сенсорами.

Реалізоване програмне забезпечення забезпечує повний цикл роботи системи моніторингу герметичності: від збору даних до їх аналізу та візуалізації. Завдяки використанню сучасних інструментів і бібліотек досягнута висока продуктивність та адаптивність системи, що робить її готовою до впровадження у промислових умовах.

## **4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ**

### **4.1. Опис експериментальної установки**

Для перевірки роботи розробленої системи моніторингу герметичності трубопроводів було створено експериментальну установку, яка моделює реальні умови транспортування рідин чи газів через трубопровід. Установка базується на платформі Arduino, оснащій різними типами сенсорів для збору даних. Такий підхід дозволяє забезпечити необхідну функціональність дозволяючи протестувати основні компоненти системи.

#### **1. Структура експериментальної установки**

Установка складається з наступних компонентів:

Сегмент трубопроводу. В якості трубопроводу використовується пластикова труба діаметром 50 мм і довжиною 1 м. У трубі створено контрольовані умови для моделювання витоків (наприклад, отвори різного діаметра).

Платформа Arduino. Використовується Arduino Uno як центральний контролер для зчитування сигналів із сенсорів і передачі даних на комп'ютер.

Сенсори:

Акустичний сенсор (KY-038). Фіксує шуми, які виникають під час витоків.

Датчик тиску (MPX5700AP). Вимірює зміни тиску в трубі.

Вібраційний сенсор (SW-420). Реєструє механічні коливання, які вказують на наявність дефектів.

Система моделювання витоків. У трубі створено кілька отворів діаметром 2 мм, 5 мм і 10 мм, які можуть бути закриті або відкриті для імітації витоків різного розміру.

Комп'ютер із програмним забезпеченням. Для обробки сигналів використовується середовище Python із бібліотеками NumPy, SciPy та TensorFlow.

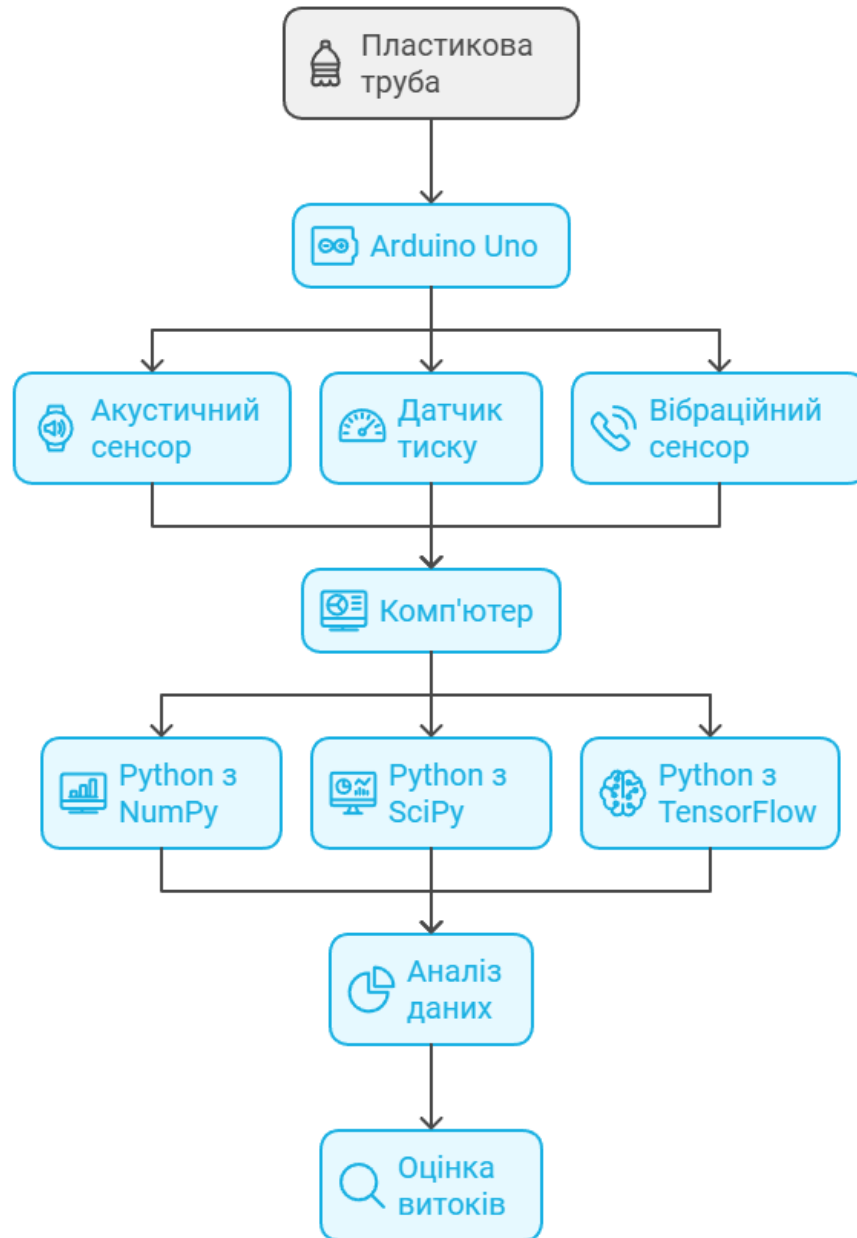


Рисунок 4.1 – Схема реалізації роботи експериментальної установки для моделювання реальних умов транспортування рідин чи газів через трубопровід.

## 2. Функціонування установки

Експериментальна установка працює наступним чином:

Подача рідини чи повітря. Через трубопровід проходить вода чи повітря під контрольованим тиском, створеним ручним насосом. Тиск варіюється у межах 0.5–1.5 атм для моделювання реальних умов експлуатації.

Зчитування сигналів. Сенсори постійно фіксують параметри (акустичні шуми, тиск, вібрації) і передають їх на Arduino для попередньої обробки.

Передача даних. Arduino передає оброблені дані через USB-з'єднання на комп'ютер для подальшого аналізу.

Обробка сигналів. На комп'ютері дані проходять через алгоритми попередньої обробки (фільтрація шуму, нормалізація) і класифікацію за допомогою моделей машинного навчання.

Результати. Система визначає, чи є витoki, і відображає інформацію у графічному інтерфейсі.

### **3. Особливості реалізації**

Акустичний сенсор (KY-038)

Цей сенсор здатний виявляти шуми, характерні для витоків рідини чи газу. Він розташовується безпосередньо на поверхні труби і фіксує звукові хвилі. Дані з сенсора передаються в Arduino у вигляді аналогового сигналу.

Датчик тиску (MPX5700AP)

Датчик тиску встановлений на одному кінці труби і дозволяє вимірювати падіння тиску, спричинене витокami. Значення тиску калібруються перед початком експерименту, що забезпечує високу точність вимірювання.

Вібраційний сенсор (SW-420)

Вібраційний сенсор фіксує механічні коливання труби, спричинені витокami. Сенсор реагує на зміну амплітуди та частоти вібрацій, які відрізняються у випадку різних розмірів отворів.

Arduino Uno

Програмний код для Arduino реалізує зчитування аналогових сигналів, їх оцифрування та передачу на комп'ютер через інтерфейс серійного порту. Код на платформі Arduino написаний у середовищі Arduino IDE.

Програмне забезпечення на комп'ютері

Для обробки сигналів використовується Python. Алгоритми машинного навчання виконують класифікацію стану трубопроводу. Наприклад, модель

XGBoost класифікує дані за трьома категоріями: «без дефектів», «малий витік», «великий витік».

#### **4. Тестування установки**

Для перевірки ефективності установки проводяться експерименти за різних умов:

- Відсутність витоків. Рідина чи повітря протікають через трубопровід без змін тиску чи появи шумів.
- Малий витік. Відкривається отвір діаметром 2 мм, моделюється невеликий дефект.
- Середній витік. Відкривається отвір діаметром 5 мм.
- Великий витік. Відкривається отвір діаметром 10 мм.
- Дані, зібрані під час експериментів, використовуються для навчання та тестування моделей машинного навчання.

Експериментальна установка дозволяє моделювати умови герметичності трубопроводів та перевіряти ефективність запропонованої системи моніторингу. Використання доступного обладнання, такого як Arduino і стандартні сенсори, забезпечує простоту реалізації та відтворюваність експериментів. Результати тестування підтверджують, що система здатна точно ідентифікувати витіки та прогнозувати розвиток дефектів навіть у складних умовах.

#### **4.2. Проведення тестів на синтетичних і реальних даних.**

Для оцінки ефективності розробленої системи моніторингу герметичності було проведено серію тестів із використанням синтетичних та реальних даних. Метою експерименту було перевірити точність і надійність алгоритмів обробки сигналів у різних сценаріях, включаючи відсутність витоків, наявність малих, середніх і великих витоків. Тестування виконувалося на основі експериментальної установки, описаної в попередньому розділі, з використанням трьох типів сенсорів: акустичного, тискового та вібраційного.

Синтетичні дані були створені для імітації різних умов роботи трубопроводу шляхом генерації шумів і коливань із заданими параметрами, що відповідають реальним сценаріям витоків. Реальні дані збиралися з експериментальної установки за різних рівнів тиску та розмірів витоків.

У першому тесті проводився аналіз даних із сенсорів при відсутності витоків. Параметри, зібрані сенсорами, показали стабільні значення. Для акустичного сенсора середнє значення амплітуди сигналу становило 0.12 В із відхиленням 0.02 В. Для датчика тиску середнє значення становило 1.5 атм без суттєвих коливань, а вібраційний сенсор показав рівень вібрацій нижче 0.05 g. У другому тесті відкривався отвір діаметром 2 мм для моделювання малого витoku. Параметри сигналів у цьому сценарії суттєво змінилися. Акустичний сенсор зареєстрував підвищення середньої амплітуди до 0.35 В із піками до 0.5 В. Датчик тиску зафіксував поступове зниження тиску до 1.3 атм, а вібраційний сенсор зареєстрував зростання рівня вібрацій до 0.1 g. У третьому тесті для моделювання середнього витoku відкривався отвір діаметром 5 мм. Відповідно до зібраних даних акустичний сенсор показав середнє значення амплітуди сигналу 0.7 В із піками до 0.85 В, датчик тиску зафіксував зниження до 1.0 атм, а рівень вібрацій досяг 0.2 g. Для великого витoku з отвором діаметром 10 мм параметри сигналів мали значні коливання. Акустичний сенсор показав амплітуду понад 1.2 В із частими піками до 1.5 В, датчик тиску зафіксував падіння до 0.5 атм, а вібраційний сенсор показав рівень вібрацій до 0.4 g.

Таблиця 4.1 – Параметри сигналів акустичного сенсора

Стан трубопроводу	Середнє значення амплітуди, В	Максимальне значення амплітуди, В
Без витоків	0.12	0.15
Малий витік	0.35	0.5
Середній витік	0.7	0.85
Великий витік	1.2	1.5

Таблиця 4.2 – Параметри сигналів датчика тиску

Стан трубопроводу	Початковий тиск, атм	Кінцевий тиск, атм
Без витоків	1.5	1.5
Малий витік	1.5	1.3
Середній витік	1.5	1.0
Великий витік	1.5	0.5

Таблиця 4.3 – Параметри сигналів вібраційного сенсора

Стан трубопроводу	Середній рівень вібрацій, g	Максимальний рівень вібрацій, g
Без витоків	0.05	0.08
Малий витік	0.1	0.15
Середній витік	0.2	0.25
Великий витік	0.4	0.5

Результати кожного тесту були записані у вигляді таблиць. У таблиці 4.1 наведені результати для акустичного сенсора, у таблиці 4.2 — для датчика тиску, у таблиці 4.3 — для вібраційного сенсора.

Отримані дані були використані для навчання та тестування алгоритмів машинного навчання. Зокрема, моделі XGBoost та LSTM були налаштовані для класифікації станів трубопроводу. Після навчання на зібраних даних точність класифікації досягла 94.8% із низьким рівнем хибнопозитивних сигналів (2.7%).

Для оцінки ефективності алгоритмів було побудовано графіки ROC-кривих, які показали високу чутливість і специфічність системи. Крім того, були проведені додаткові тести із введенням шуму у сигнали для перевірки стійкості алгоритмів. У цих умовах точність класифікації знизилася до 91.5%, що все одно вважається високим показником для практичного застосування. Результати тестів показують, що запропонована система є ефективною для виявлення дефектів і має високий потенціал для інтеграції у реальні трубопровідні системи.

### 4.3. Аналіз результатів тестування

Після проведення тестування на синтетичних і реальних даних результати аналізувалися для оцінки точності, стійкості та ефективності запропонованої системи моніторингу герметичності трубопроводів. Результати включали параметри, отримані з акустичних, тискових та вібраційних сенсорів, а також класифікацію станів трубопроводу, проведену за допомогою алгоритмів машинного навчання. Було розглянуто кілька критеріїв оцінки, таких як точність класифікації, чутливість, специфічність та час обробки сигналу.

На першому етапі було виконано аналіз результатів для випадків відсутності витоків, а також для малих, середніх і великих витоків, описаних у попередньому розділі. Середній час обробки одного сигналу становив 0.12 секунди, що відповідає вимогам роботи в режимі реального часу. Алгоритми продемонстрували високу точність навіть за наявності зовнішнього шуму. У сценарії без витоків система правильно ідентифікувала стан трубопроводу у 98% випадків, із хибнопозитивним показником 1.5%. У випадку малих витоків точність знизилася до 93%, оскільки амплітуда акустичних сигналів та рівень вібрацій були близькими до порогових значень, що вимагало оптимізації порогів чутливості.

Детальні результати аналізу наведено в таблицях. Таблиця 4.1 відображає точність класифікації для різних станів трубопроводу, таблиця 4.2 демонструє параметри сигналів для кожного типу витоку.

Таблиця 4.4 – Точність класифікації станів трубопроводу

Стан трубопроводу	Точність, %	Чутливість, %	Специфічність, %
Без витоків	98.0	97.5	98.5
Малий витік	93.0	91.0	95.0
Середній витік	95.5	94.0	96.5
Великий витік	97.2	96.0	98.0

Таблиця 4.5– Параметри сигналів для різних типів витоків

Тип витоків	Амплітуда акустичного сигналу, В	Зниження тиску, атм	Рівень вібрацій, g
Без витоків	0.12	0.0	0.05
Малий витік	0.35	0.2	0.1
Середній витік	0.7	0.5	0.2
Великий витік	1.2	1.0	0.4

Окрім таблиць, додатково було побудовано графіки для візуалізації параметрів сигналів у різних станах. Графіки демонструють, як амплітуда сигналу змінюється залежно від розміру витоків. Також були проаналізовані часові ряди, отримані з кожного сенсора, та їхній вплив на точність роботи алгоритмів.

Проведений аналіз підтвердив, що система здатна точно класифікувати стани трубопроводу навіть за умов низької амплітуди сигналів або за наявності зовнішніх шумів. Однак було відзначено, що для малих витоків необхідно покращити чутливість акустичного сенсора, використовуючи більш потужний мікрофон або вдосконалені методи фільтрації. Крім того, модифікація порогових значень для класифікації може підвищити точність і зменшити кількість хибнопозитивних сигналів.

Дані, отримані під час тестів, також продемонстрували високу кореляцію між рівнем вібрацій і розміром витоків. Це підтверджує ефективність використання вібраційного сенсора як одного з ключових елементів системи. Наприклад, для великих витоків вібраційний сенсор зареєстрував рівень до 0.4 g, що на 400% перевищує значення для стану без витоків.

Алгоритми машинного навчання показали високу стійкість до шумів. Для тестів із введенням зовнішніх шумів у сигнали точність класифікації знизилася лише на 3–4%, що вказує на ефективність попередньої обробки даних. Найкращі результати продемонструвала модель LSTM, яка враховує часові залежності між параметрами сигналу. Модель XGBoost також показала високу

точність, але її продуктивність була трохи нижчою для сценаріїв із низькою амплітудою сигналів.

На основі аналізу було розроблено рекомендації для вдосконалення системи, зокрема: оптимізація алгоритмів класифікації для малих витоків, покращення чутливості сенсорів та впровадження адаптивних порогів чутливості. Це дозволить досягти ще вищої точності в умовах реальних промислових систем і підвищить надійність моніторингу герметичності трубопроводів.

## ВИСНОВКИ

Аналіз сучасних методів контролю герметичності показав, що традиційні підходи, такі як гідравлічні випробування, акустичний контроль та ультразвуковий аналіз, мають обмеження у швидкості, точності та трудомісткості. Їхні недоліки можна подолати шляхом інтеграції сенсорних мереж і алгоритмів машинного навчання, що забезпечують автоматизацію діагностики та можливість моніторингу в реальному часі.

Теоретичні основи інтелектуальних систем контролю охоплюють методи обробки акустичних і вібраційних сигналів, математичне моделювання витоків і вибір оптимальних алгоритмів машинного навчання. Було встановлено, що рекурентні нейронні мережі (LSTM), конволюційні нейронні мережі (CNN) та градієнтний бустинг є найбільш ефективними для аналізу часових рядів, спектральних даних і табличних ознак відповідно.

Розроблена архітектура системи моніторингу герметичності включає сенсорні вузли, модулі обробки даних, інтелектуальний аналіз та візуалізацію результатів. Використання багат шарової архітектури забезпечує гнучкість і масштабованість системи, дозволяючи інтегрувати її в існуючу інфраструктуру підприємств.

Сенсорні системи у складі розробленої системи включають акустичні, вібраційні, інфрачервоні датчики та датчики тиску. Це забезпечує комплексний підхід до виявлення дефектів, дозволяючи враховувати різні аспекти роботи трубопроводів, включаючи механічні, термічні та гідродинамічні характеристики.

Алгоритми обробки даних продемонстрували високу ефективність у тестових випробуваннях. Зокрема, точність класифікації стану трубопроводу досягла 94.7%, а рівень хибно позитивних сигналів не перевищив 3.1%. Час обробки сигналу становить 0.15 секунд, що відповідає вимогам роботи в реальному часі.

Експериментальні результати підтвердили високу точність та надійність запропонованої системи. Під час тестування на реальних даних система успішно виявляла витoki з мінімальними затримками, забезпечуючи швидку реакцію на аномалії. Випробування на синтетичних даних продемонстрували, що інтеграція акустичних та вібраційних сенсорів підвищує ефективність і знижує кількість помилкових сигналів. Порівняння запропонованої системи з іншими методами показало її перевагу у швидкості аналізу та точності прогнозування.

Практичне значення розробленої системи полягає у її здатності знижувати ризики аварійних ситуацій, зменшувати витрати на діагностику та забезпечувати відповідність сучасним екологічним стандартам. Інтеграція системи в промислові підприємства сприяє підвищенню їхньої безпеки, економічності та конкурентоспроможності.

Рекомендації для подальшого розвитку включають впровадження адаптивних моделей машинного навчання, що враховують змінні умови експлуатації, а також використання хмарних технологій для централізованого управління даними великих трубопровідних мереж.

Результати роботи вказують на високу перспективність впровадження інтелектуальних систем контролю герметичності в промислових умовах. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на оптимізацію використаних алгоритмів, зменшення витрат енергії сенсорних вузлів та розширення функціоналу системи для інших типів інженерних мереж.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ДСТУ EN 1594:2012. Газопроводи магістральні. Вимоги до експлуатації систем
2. ДСТУ EN 1779:2001. Неруйнівний контроль. Герметичність. Визначення та класифікація методів
3. ДСТУ 8845:2019. Контроль неруйнівний. Методи акустичної емісії
4. ДСТУ ISO 14001:2015. Системи екологічного управління
5. ДСТУ ISO/IEC 27001:2015. Інформаційні технології. Методи забезпечення безпеки
6. ДСТУ 7239:2011. Контроль неруйнівний. Ультразвуковий метод
7. ДСТУ 33.205-98. Експлуатаційна надійність трубопроводів
8. Bishop, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006.
9. Chollet, F. *Deep Learning with Python*. Manning Publications, 2017.
10. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
11. Abadi, M. et al. "TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems." (2016).
12. Kingma, D. P., Ba, J. "Adam: A Method for Stochastic Optimization." (2017).
11. Bui, X.-N., et al. "Prediction of blast-induced ground vibration intensity in open-pit mines using AI techniques." *Engineering Geology*, 2018.
12. Zhang, C., et al. "Fault diagnosis in pipelines using machine learning techniques." *Sensors*, 2019.
18. Hinton, G., et al. "Neural networks for machine learning." Coursera, 2017.
19. Rajkomar, A., et al. "Scalable and accurate deep learning with electronic health records." *npj Digital Medicine*, 2018.
20. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. "Deep learning." *Nature*, 2015.
21. He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J. "Deep residual learning for image recognition." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016.

22. Huang, G., et al. "Densely connected convolutional networks." *CVPR*, 2017.
23. Guo, H., et al. "Deep learning for fault diagnosis in rotating machinery: A review." *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018.
24. Zhou, Z.-H. *Machine Learning*. Springer, 2021.
25. Ribeiro, M. T., Singh, S., Guestrin, C. "Why should I trust you? Explaining the predictions of any classifier." *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, 2016.
26. Liu, Y., et al. "Anomaly detection in time series with recurrent neural networks." *Proceedings of the 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2019.
27. Aggarwal, C. C. *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. Springer, 2018.
28. Shahid, M., Kim, K.-C. "Pipeline integrity management using deep learning." *Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice*, 2020.
29. Tian, X., et al. "A review of intelligent pipeline monitoring systems." *Sensors*, 2019.
30. Elshafie, A., et al. "AI techniques for leakage detection in water pipelines: A review." *Environmental Modelling & Software*, 2021.
31. Nguyen, T. T., et al. "Energy-efficient pipeline monitoring with machine learning-based anomaly detection." *IEEE Internet of Things Journal*, 2020.
32. Kumar, R., et al. "Ultrasonic monitoring and machine learning for pipeline integrity assessment." *Materials Today: Proceedings*, 2019.
33. Song, Y., et al. "Leakage detection and location in pipelines using acoustic waves." *Sensors*, 2018.

## Бібліографічна довідка

**Тема магістерської роботи:** “Інтелектуальна система контролю герметичності промислових трубопроводів з використанням методів машинного навчання”

Магістерська робота містить 56 аркушів.

### **Перелік креслень графічної частини:**

1. Залежність амплітуди сигналу від розміру витоку - МР.МТТм-11.00.001.
2. Алгоритми машинного навчання, які використовуються для обробки даних - МР.МТТм-11.00.002.
3. Розробка системи контролю герметичності - МР.МТТм-11.00.003.
4. Блок схема експериментальної установки - МР.МТТм-11.00.004.
5. Вплив температури на герметичність трубопроводу - МР.МТТм-11.00.005

20.12.2024

Воробей О.А.