

Р.Т. Біщак¹ [0000-0001-6876-7142](#), О.О. Сапронов² [0000-0003-1115-6556](#), А.В. Букетов² [0000-0001-9836-3296](#),
В.В. Соценко² [0000-0003-4384-9373](#), М. В. Браїло² [0000-0001-8167-9999](#), В.Л. Демченко³ [0000-0001-9146-8984](#)

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу¹
Херсонська державна морська академія²
Інститут електрозварювання ім. Є.О. Патона НАН України³

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ НАЗЕМНОГО ТРУБОПРОВОДУ

У роботі розглянуто сучасні підходи до моніторингу технічного стану магістральних наземних трубопроводів із використанням інтелектуальних систем діагностування. Проведено аналіз основних типів дефектів трубопроводів, зокрема корозійних пошкоджень, тріщин, механічних деформацій, дефектів зварних з'єднань та пошкоджень ізоляційного шару. Встановлено, що розвиток таких дефектів призводить до порушення цілісності трубопроводів та виникнення аварійних ситуацій із суттєвими екологічними та експлуатаційними наслідками. Розглянуто сучасні методи неруйнівного контролю трубопроводів, серед яких електромагнітні, ультразвукові, радіографічні, акустичні та поверхневі методи діагностики. Особливу увагу приділено концепції Smart Maintenance, яка передбачає інтеграцію безпілотних літальних апаратів, IoT-технологій, сенсорних систем та алгоритмів машинного навчання для безперервного моніторингу технічного стану трубопровідної інфраструктури. Показано перспективність застосування методів комп'ютерного зору, згорткових нейронних мереж та систем семантичної сегментації для автоматизованого виявлення і класифікації дефектів. Визначено основні переваги інтелектуальних систем моніторингу, що полягають у підвищенні точності діагностування, зниженні впливу людського фактору та оптимізації процесів технічного обслуговування трубопроводів.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати, дефекти, машинне навчання, нейронні мережі, неруйнівний контроль, трубопровід.

R.T. Bishchak, O.O. Sapronov, A.V. Buketov, V.V. Sotsenko,
M.V. Brailo, V.L. Demchenko

INTELLIGENT SYSTEM FOR MONITORING THE TECHNICAL CONDITION OF AN ABOVEGROUND PIPELINE

The paper considers modern approaches to monitoring the technical condition of main aboveground pipelines using intelligent diagnostic systems. An analysis of the main types of pipeline defects was carried out, including corrosion damage, cracks, mechanical deformations, weld defects, and damage to the insulation layer. It was established that the development of such defects leads to pipeline leakage and emergency situations with significant environmental and operational consequences. Modern methods of non-destructive pipeline testing are considered, including electromagnetic, ultrasonic, radiographic, acoustic, and surface diagnostic methods. Special attention is paid to the Smart Maintenance concept, which involves the integration of unmanned aerial vehicles (UAVs), IoT technologies, sensor systems, and machine learning algorithms for continuous monitoring of the technical condition of pipeline infrastructure. The prospects of applying computer vision methods, convolutional neural networks, and semantic segmentation systems for automated defect detection and classification are demonstrated. The main advantages of intelligent monitoring systems are identified, including improved diagnostic accuracy, reduced human factor influence, and optimization of pipeline maintenance processes.

Keywords: defects, machine learning, neural networks, non-destructive testing, pipeline, unmanned aerial vehicles.

Постановка проблеми. Трубопроводи є основним видом транспорту, що забезпечує безперервне, ефективне та економічно вигідне постачання енергетичних ресурсів на великі відстані. Вони забезпечують стабільний потік енергетичних ресурсів від місць видобутку до нафтогазопереробних заводів та розподільчих центрів. Однак трубопроводи схильні до різних факторів ризику. Згідно зі статистикою Адміністрації безпеки трубопроводів та небезпечних матеріалів (PHMSA, USA), пошкодження під час земляних робіт та корозія визначені як основні причини відмов трубопроводів [1]. Застосування методів комп'ютерного зору, згорткових нейронних мереж та систем автоматизованого виявлення й класифікації дефектів трубопроводів залишається актуальним завданням сьогодення.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження у сфері моніторингу технічного стану магістральних трубопроводів демонструють активний перехід від традиційних методів контролю до інтелектуальних систем, заснованих на технологіях штучного інтелекту (AI), машинного навчання (ML), комп'ютерного зору та безпілотних літальних апаратів (UAV). Основною тенденцією їх розвитку є створення автономних систем безперервного моніторингу, здатних у реальному часі виявляти дефекти трубопроводів, прогнозувати розвиток пошкоджень та оптимізувати технічне обслуговування.

Одним із найбільш перспективних напрямів є використання розподілених волоконно-оптичних сенсорів (DFOS) у поєднанні з алгоритмами машинного навчання для автоматичного виявлення корозії трубопроводів. У дослідженні [2] запропонована модель автоматизованого аналізу даних DFOS, яка забезпечує високоточне виявлення корозійних дефектів у режимі реального часу. В роботі проведено оптимізацію параметрів моделі машинного навчання. Це дозволяє підвищити стійкість системи до шумів та змін умов експлуатації трубопроводів.

В останні роки активно розвиваються системи автоматизованого виявлення дефектів за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN). У роботі [3] запропоновано методику виявлення пітингової корозії газопроводів на основі глибокого навчання та аналізу цифрових зображень поверхні трубопроводу. Дослідження показало, що CNN-моделі забезпечують значно вищу точність класифікації дефектів порівняно з традиційними алгоритмами обробки зображень. Особливу увагу приділено сегментації пошкоджених ділянок та автоматичному визначенню ступеня деградації металу.

Суттєвий розвиток отримали UAV-системи для автономної інспекції трубопроводів. У дослідженні [4] представлено систему моніторингу трубопроводів на основі UAV з використанням покращеної моделі YOLOv7. Запропонована система забезпечує: автономне інспектування трубопроводу; автоматичне розпізнавання дефектів; навігацію вздовж трубопроводу; аналіз технічного стану в реальному часі.

Сучасні системи моніторингу дедалі частіше базуються на концепції Smart Maintenance та AIoT (Artificial Intelligence of Things). У роботі [5] описано систему постійного моніторингу корозії із використанням: ультразвукових сенсорів; IoT-мереж; AI-аналітики; цифрових платформ NDE 4.0.

Автори наголошують, що традиційний ручний ультразвуковий контроль не забезпечує необхідної частоти вимірювань, тоді як AIoT-системи дозволяють реалізувати безперервний моніторинг технічного стану трубопровідної інфраструктури.

Перспективним напрямом є використання автономних роботизованих платформ та ройових систем. У роботі [6] представлено IoT-орієнтовану ройову систему роботів для виявлення тріщин у трубопроводах. Система використовує: машинне навчання; автономну навігацію; взаємодію між роботами; бездротову передачу даних. Такі системи особливо ефективні для моніторингу важкодоступних або небезпечних ділянок трубопроводів.

Метою роботи є комплексний аналіз сучасних технологій та інтелектуальних підходів до моніторингу технічного стану наземних магістральних трубопровідних мереж для підвищення надійності та безпеки їх експлуатації.

Викладення основного матеріалу. Корозія (рис. 1 а, е) є найпоширенішою проблемою, що спостерігається в трубопровідній інфраструктурі.

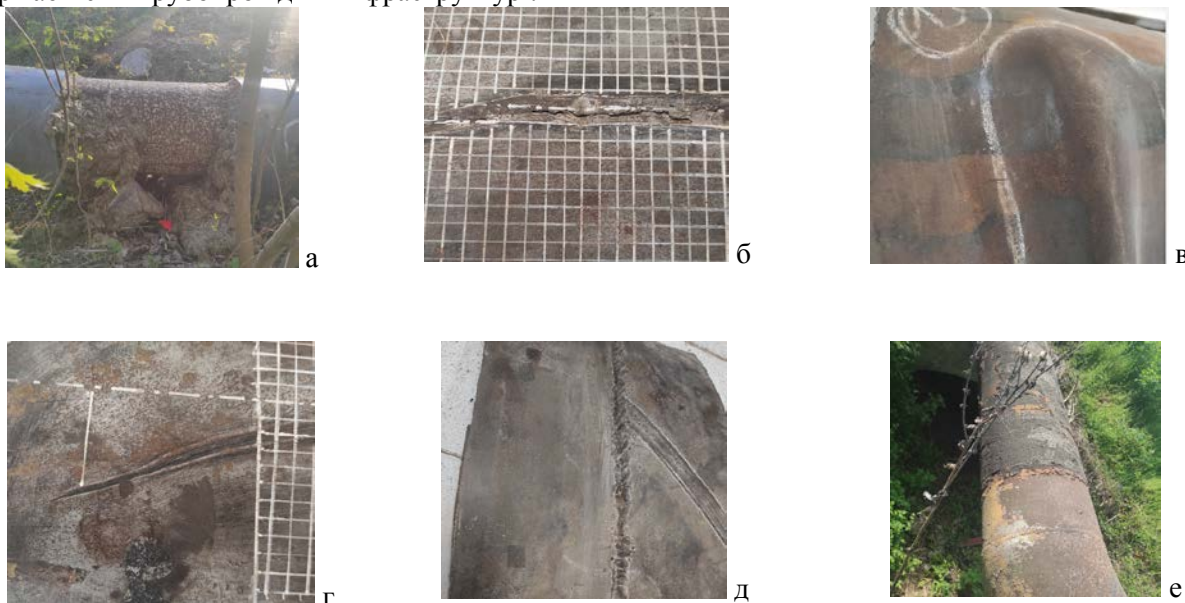


Рис. 1. Дефекти трубопроводів: а) корозійні пошкодження; б) тріщини; в) вибоїни та вм'ятини; г) механічні пошкодження під час земляних робіт; д) вм'ятини та дефекти зварних швів; е) корозія внаслідок пошкодження захисного ізоляційного шару

Вона спричиняє структурну деградацію та подальше виникнення витоків енергоресурсів. Трубопроводи часто пошкоджуються через внутрішню та зовнішню корозію, спричинену вологою або корозійними реагентами. У багатьох частинах світу відбуваються пошкодження трубопроводів, не прогнозовані витoki та подальші розливи через корозійне руйнування зовнішніх і внутрішніх поверхонь. Це свідчить про те, що корозія є поширеною та широкою проблемою в трубопроводах. Механічна деформація, така як вм'ятини та брижі (рис. 1 в, д) часто спостерігається, особливо в трубопроводах, прокладених по нерівній місцевості. Вм'ятини також є поширеним явищем трубопроводів. При цьому вплив таких дефектів на експлуатаційну надійність оцінюється на основі їхньої глибини відносно внутрішнього тиску трубопроводу. Ще однією серйозною загрозою є земляні роботи або пошкодження третіми сторонами (рис. 1 б, г), які часто спричиняються навмисним або ненавмисним врізанням у трубопровід. Ці пошкодження є більш небезпечними для трубопроводів меншого діаметру через їхню тоншу стінку та більшу вразливість.

На рис. 2 показано схильність трубопроводу до різних типів пошкоджень, таких як вибоїни та вм'ятини, тріщини та зовнішні впливи. У певний момент в трубопроводі може статися витік нафти або газу, що транспортується. Дослідження показують, що витік може виникати через поєднання таких факторів, як корозія, втручання третіх сторін та, в деяких випадках, навмисне пошкодження. Таким чином, порушення герметичності трубопроводу з подальшим витокom транспортованого середовища може призвести до значних екологічних, матеріальних та експлуатаційних втрат.



Рис. 2. Класифікація дефектів трубопроводів

Подана схема відображає систематизовану класифікацію дефектів, характерних для нафтогазових трубопроводів, із урахуванням їх походження, механізмів розвитку та експлуатаційних наслідків.

Структурно матеріал організовано за ієрархічним принципом. У верхньому рівні виділено чотири основні класи дефектів: корозійні, механічні, пошкодження спричинені третіми сторонами, а також функціональні дефекти. Кожен із зазначених класів деталізується на підкатегорії відповідно до фізичної природи процесів руйнування.

Корозійні дефекти поділяються на внутрішню та зовнішню корозію. Внутрішня корозія асоціюється переважно з локалізованими формами руйнування (пітингами), що призводять до утворення ямок і наскрізних отворів. Зовнішня корозія, як правило, має рівномірний характер і зумовлює поступове зменшення товщини стінки труби та загальну втрату матеріалу. Таким чином, у межах цієї групи простежується чіткий зв'язок між типом корозійного процесу та морфологією пошкоджень.

Механічні дефекти формуються під дією зовнішніх навантажень і включають вм'ятини, вибоїни, задири та тріщини. Часто відбуваються переходи між цими видами пошкоджень, зокрема розвиток тріщин як наслідок пластичних деформацій або локальних концентраторів напружень.

Окремо виділимо пошкодження, спричинені третіми сторонами, які мають переважно антропогенний характер. До них належать пошкодження внаслідок земляних робіт та зовнішніх механічних впливів. Зазначена категорія тісно пов'язана з механічними дефектами, оскільки виступає їх безпосереднім джерелом.

Функціональні дефекти характеризують порушення гідравлічних умов експлуатації трубопроводу. Вони проявляються у вигляді збоїв у русі робочого середовища та можуть призводити до витоків або закупорювання. При цьому витoki розглядаються як наслідок корозійних, так і механічних пошкоджень, тоді як закупорювання зумовлені накопиченням продуктів корозії або сторонніх відкладень.

Таким чином, схема ілюструє причинно-наслідкову взаємодію між різними типами дефектів, їх еволюцію та вплив на надійність і безпеку функціонування трубопровідних систем.

При цьому для забезпечення надійної та безпечної експлуатації трубопровідного транспорту застосовуються різні методи неруйнівного контролю (НДК), які дозволяють виявляти дефекти на ранніх стадіях їх розвитку без порушення цілісності конструкції. Використання сучасних методів НДК є одним із ключових елементів інтелектуальних систем моніторингу технічного стану трубопроводів, оскільки дозволяє своєчасно ідентифікувати вище перераховані експлуатаційні дефекти.



Рис. 3. Методи неруйнівного контролю трубопроводів

В залежності від фізичної природи контрольованих процесів виділяють електромагнітні, ультразвукові, радіографічні, акустичні та методи контролю поверхні (рис. 3).

Електромагнітні методи базуються на аналізі змін електромагнітного поля поблизу поверхні металу та використовуються для виявлення корозії, тріщин і локального зменшення товщини стінки трубопроводу. Їх перевагою є висока чутливість до поверхневих і підповерхневих дефектів, а також можливість оперативного контролю значних ділянок трубопроводів.

Ультразвукові методи ґрунтуються на поширенні ультразвукових хвиль у матеріалі трубопроводу та дозволяють визначати товщину стінки, виявляти внутрішні дефекти, такі як тріщини, пори, непровари, шлакові включення. Застосування ультразвукового контролю є одним із найбільш ефективних способів неруйнівного контролю, що дозволяє виявляти внутрішні дефекти без пошкодження виробу. Перевагами ультразвукового контролю є висока точність, швидкість проведення перевірки.

Радіографічні методи забезпечують візуалізацію внутрішньої структури металу шляхом використання рентгенівського або γ-випромінювання. Вони дозволяють виявляти приховані дефекти зварних швів, порожнини, несплавлення та інші неоднорідності структури матеріалу.

Акустичні методи базуються на аналізі акустичних сигналів, які виникають під час розвитку дефектів або витоків робочого середовища. Такі методи використовуються для оперативного виявлення місць порушення герметичності трубопроводів і оцінювання цілісності конструкцій у режимі реального часу.

Методи контролю поверхні включають візуальний, капілярний, магнітопорошковий та вихрострумний контроль, які застосовуються для виявлення поверхневих дефектів, мікротріщин і зон локального руйнування матеріалу. Їх використання є особливо важливим при оцінюванні стану зварних з'єднань та ділянок трубопроводів, що експлуатуються в умовах підвищених механічних і корозійних навантажень.

Таким чином, комплексне застосування методів неруйнівного контролю створює передумови для переходу від періодичного технічного огляду до безперервного інтелектуального моніторингу технічного стану трубопроводів у межах концепції Smart Maintenance (рис. 4) із використанням алгоритмів автоматизованого аналізу та прогнозування розвитку дефектів.



Рис. 4. Інтелектуальне діагностування трубопроводів (Smart Maintenance)

Подана схема ілюструє структурну організацію інтелектуальної системи моніторингу технічного стану трубопроводів, яка поєднує сучасні засоби дистанційного контролю, цифрової обробки інформації та методи штучного інтелекту. Центральним елементом системи є інтеграція UAV-технологій, сенсорних систем та алгоритмів машинного навчання для забезпечення автоматизованого оцінювання технічного стану поверхонь трубопровідного транспорту. Одним із ключових елементів Smart Maintenance є використання безпілотних літальних апаратів (UAV), які забезпечують оперативний дистанційний моніторинг протяжних ділянок трубопроводів у важкодоступних умовах експлуатації. Застосування дронів дозволяє здійснювати візуальний контроль поверхні трубопроводів, виявляти корозійні пошкодження, дефекти ізоляційного шару, механічні пошкодження та зони потенційного витoku робочого середовища. Важливу роль у функціонуванні системи відіграють датчики та IoT-технології, які забезпечують безперервний збір інформації про параметри експлуатації трубопроводу, зокрема тиск, температуру, вібраційні навантаження та акустичні сигнали. Отримані дані передаються до систем цифрової обробки сигналів, де виконується фільтрація, аналіз і класифікація діагностичної інформації. Подальший етап передбачає застосування алгоритмів штучного інтелекту та машинного навчання для автоматизованого розпізнавання дефектів, їх аналізу і прогнозування технічного стану трубопроводу. Використання AI/Machine Learning дозволяє встановлювати приховані закономірності розвитку пошкоджень, оцінювати ризики виникнення аварійних ситуацій та формувати прогностичні моделі залишкового ресурсу конструкції.

У цьому контексті важливо підкреслити роль методів машинного навчання у виявленні та моніторингу дефектів трубопроводів. Експериментальні підходи досліджень надають цінну інформацію про механізми несправностей, але не є масштабованими для безперервного моніторингу. Числові моделі можуть моделювати сценарії несправностей, але часто залежать від припущень без перевірки в режимі реального часу. Підходи машинного навчання є точними, але опираються на попередньо зібрані або однопараметричні дані, що обмежує їхню адаптивність. Крім

того, більшість існуючих досліджень майже не інтегрують малопотужні, багато параметричні сенсорні вузли для практичних застосувань моніторингу. В експлуатованих трубопроводах такі несправності, як витік, корозія та механічна деформація, розвиваються поступово. Ці порушення роботи викликають помітні зміни тиску, температури та швидкості потоку. Однак, дуже мало досліджень, як поводить ся потік нафти чи газу при різних типах пошкоджень, або розроблені масштабовані рішення, що інтегрують експериментальну перевірку, машинне навчання та моделювання. Ця відсутність інтеграції обмежує їхню застосовність і може неточно відображати складну поведінку трубопроводу за різних умов відхилень в роботі.

Перспективи застосування методів машинного навчання для виявлення, класифікації пошкоджень та оперативного реагування на магістральних трубопроводах із використанням безпілотних літальних апаратів (рис. 5) пов'язані з поєднанням сучасних досягнень у галузях комп'ютерного зору, дистанційного зондування та інтелектуального аналізу даних. Такий підхід забезпечує перехід від традиційних періодичних інспекцій до безперервного моніторингу технічного стану інфраструктури, що є критично важливим для підвищення надійності та безпеки транспортування енергоносіїв.

З наукової точки зору, ключовою перевагою використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) є можливість отримання високодеталізованих мультиспектральних і візуальних даних у важкодоступних районах. У поєднанні з алгоритмами глибокого навчання, зокрема згортковими нейронними мережами (CNN), це дозволяє автоматизувати процес виявлення дефектів, таких як корозія, тріщини, витоки, деформації та порушення ізоляційного покриття. Дослідження показують, що сучасні архітектури, такі як ResNet, EfficientNet та YOLO, демонструють високу точність у задачах виявлення об'єктів і сегментації дефектів на зображеннях інфраструктури [7].

Одним із перспективних напрямів є використання методів семантичної сегментації (наприклад, U-Net, DeepLab), які дозволяють не лише виявляти дефекти, але й точно визначати їх геометричні характеристики та площу пошкодження. Це особливо важливо для кількісної оцінки ступеня пошкодження та прогнозування залишкового ресурсу трубопроводу. Крім того, інтеграція даних із різних сенсорів (RGB, інфрачервоні камери, LiDAR) у рамках мульти-модальних моделей підвищує стійкість системи до змін освітлення, погодних умов і шумів [8].

Іншим важливим аспектом є застосування методів навчання без “вчителя” та напівкерованого навчання для виявлення відхилень. Оскільки зібрати великі обсяги даних пошкоджень складно, підходи на основі автоенкодерів, генеративно-змагальних мереж (GAN) та трансформерних архітектур дозволяють моделювати “нормальний” стан поверхні трубопроводу та виявляти відхилення від нього [9-10]. Це значно знижує залежність від трудомісткого процесу аналізу даних.

Важливою науково-прикладною задачею є також розробка спрощених моделей, оптимізованих для роботи безпосередньо на борту БПЛА. Використання таких моделей (наприклад, MobileNet, YOLOv5 Nano) дозволяє здійснювати попередню обробку та фільтрацію даних у реальному часі, зменшуючи обсяг передаваних даних і підвищуючи оперативність прийняття рішень [11].

З точки зору перспектив, особливий інтерес становить інтеграція машинного навчання з цифровими двійниками трубопровідних систем. Це дає змогу не лише фіксувати поточні дефекти, але й прогнозувати їх розвиток на основі накопичених даних та моделей деградації матеріалу. Такі підходи активно досліджуються в роботах, присвячених прогнозуванню обслуговуванню та управлінню критичною інфраструктурою [12].

Водночас існують і певні виклики. До них належать обмежена доступність якісних датасетів, варіативність умов зйомки, необхідність стандартизації методів оцінки точності моделей, а також питання кібербезпеки та надійності автономних систем. Окремою проблемою є узагальнюваність моделей, навченої на одному типі трубопроводів або середовищі, на інші експлуатаційні умови.

На рис. 5 представлено ілюстрацію моніторингу технічного стану магістрального наземного газопроводу із застосуванням безпілотного літального апарату. Концептуальна модель інтелектуальної системи моніторингу технічного стану магістрального наземного газопроводу із застосуванням безпілотного літального апарата (БПЛА) та методів комп'ютерного зору обладнана багатороторним БПЛА, оснащеним сенсорним модулем, RGB-камерою або мультиспектральною системою, який виконує дистанційне сканування поверхні трубопроводу. Застосування проєкційної сітки дозволяє використовувати методи тривимірної реконструкції поверхні або структурованого світла для оцінки геометричних характеристик дефекту. Це дозволяє отримувати високоточні дані про топографію пошкодженої ділянки.



Рис. 5. Моніторинг технічного стану магістрального наземного газопроводу із застосуванням безпілотного літального апарату

Центральним об'єктом дослідження є ділянка трубопроводу з вираженою корозійною деградацією, що проявляється у вигляді локальних втрат матеріалу, пітингової корозії та нерівномірного руйнування захисного покриття. Візуальні ознаки (корозійне пошкодження, неоднорідність поверхні) свідчать про тривалий вплив агресивного середовища та можуть бути класифіковані як дефекти високого рівня ризику.

Аналітична система моніторингу дозволяє одержувати результати обробки даних із використанням алгоритмів машинного навчання. Зокрема, дозволяє відображати:

- тривимірну карту поверхні дефекту, яка дозволяє оцінити глибину та морфологію корозійного ураження;
- RGB-зображення дефектної ділянки для візуального аналізу;
- сегментацію області пошкодження, отриману за допомогою моделей глибокого навчання (наприклад, згорткових нейронних мереж), де зона корозії виділена окремим кольором;
- кількісні параметри дефекту, такі як площа ураження, максимальна та середня глибина, що є критичними для оцінки залишкового ресурсу конструкції;
- класифікацію рівня ризику, яка може бути отримана на основі попередньо навчених моделей прогнозування.

Таким чином, інтегрована система неруйнівного контролю, де поєднуються БПЛА, сенсорні технології та алгоритми штучного інтелекту дозволяє виконувати автоматизоване виявлення, кількісну оцінку та класифікацію дефектів трубопроводів. Такий підхід відповідає сучасним тенденціям розвитку систем моніторингу інфраструктури та забезпечує підвищення точності діагностики, зниження людського фактору та оптимізацію процесів технічного обслуговування.

Отже, застосування машинного навчання у поєднанні з БПЛА має значний потенціал для трансформації систем моніторингу магістральних трубопроводів. Подальші дослідження мають бути спрямовані на створення стандартизованих наборів даних, розробку гібридних моделей, що поєднують фізичні та статистичні підходи, а також на впровадження таких систем у реальні промислові умови з урахуванням економічної ефективності та нормативних вимог.

Висновок. У роботі проаналізовано основні типи дефектів магістральних трубопроводів та їх вплив на експлуатаційну надійність трубопровідного транспорту. Встановлено, що корозійні пошкодження залишаються однією з основних причин аварій трубопровідних систем та можуть призводити до локальної втрати товщини стінки понад 40–60%. Показано, що застосування сучасних методів неруйнівного контролю забезпечує виявлення поверхневих і підповерхневих дефектів із точністю до 90–95% залежно від типу методу діагностування. Обґрунтовано доцільність використання концепції Smart Maintenance для переходу від періодичного технічного контролю до безперервного моніторингу технічного стану трубопроводів у режимі реального часу. Визначено, що застосування безпілотних літальних апаратів дозволяє скоротити час обстеження протяжних ділянок трубопроводів на 40–70% порівняно з традиційними методами інспекції. Показано перспективність використання алгоритмів машинного навчання та комп'ютерного зору, де сучасні згорткові нейронні мережі типу YOLO, ResNet та EfficientNet забезпечують точність автоматизованого виявлення дефектів на рівні 92–98 %. Встановлено, що інтеграція мультисенсорних систем, IoT-технологій та AI-алгоритмів дозволяє підвищити оперативність

виявлення аварійних ситуацій та зменшити вплив людського фактору. Показано, що використання цифрових двійників і прогностичних моделей створює передумови для оцінювання залишкового ресурсу трубопровідних систем та оптимізації технічного обслуговування. Подальші дослідження мають бути спрямовані на створення стандартизованих датасетів дефектів, адаптацію AI-моделей до реальних умов експлуатації та розроблення енергоефективних систем моніторингу критичної інфраструктури.

Роботу виконано за фінансової підтримки гранту Національного фонду досліджень України («Підвищення надійності обладнання газо-нафтотранспортного комплексу шляхом впровадження алгоритмів діагностування їх технічного стану та застосування новітніх полімерних матеріалів». Реєстраційний номер проєкту 2025.07/0008).

Список використаних джерел

1. M.B. Kermani, D. Harrop, The Impact of Corrosion on Oil and Gas Industry, SPE Prod. Facil. 11 186–190 (1996) <https://doi.org/10.2118/29784-PA>.
2. Liu Y., Tan X., Bao Y. Machine learning-assisted intelligent interpretation of distributed fiber optic sensor data for automated monitoring of pipeline corrosion. Measurement. 226, 114190 (2024). DOI: 10.1016/j.measurement.2024.114190.
3. Malashin I. et al. Deep Learning Approach for Pitting Corrosion Detection in Gas Pipelines. Sensors. 24(11), 3563 (2024). DOI: 10.3390/s24113563.
4. Zhao Y. et al. An oil and gas pipeline inspection UAV based on improved YOLOv7. Measurement and Control. 57, 8 (2024). DOI: 10.1177/00202940241230426
5. Schreiber C. AIoT-Driven Deadleg Corrosion Monitoring: Future-Ready Asset Integrity Management. Pipeline Technology Journal. 19, 56-66 (2024).
6. Kandil A. et al. A Machine-Learning-Based and IoT-Enabled Robot Swarm System for Pipeline Crack Detection. Robotics. 5(4), 951-969 (2024). <https://doi.org/10.3390/robot5040043>
7. Geng, S., et al. Detection of underground natural gas pipeline micro-leakage based on UAV hyperspectral remote sensing and GIS. International Journal of Remote Sensing. (2024). <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2413542>
8. Machine learning-based Shapley additive explanations approach for corroded pipeline failure mode identification. Structures. (2024). <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2024.106653>
9. Akcay S., Atapour-Abarghouei A., & Breckon T. P. GANomaly: Semi-supervised anomaly detection via adversarial training. In Computer Vision – ACCV. 622–637 (2019). https://doi.org/10.1007/978-3-030-20893-6_39
10. Ruff L., Vandermeulen R., Goernitz N., Deecke L., Siddiqui S. A., Binder A., Müller E., & Kloft M. Deep One-Class Classification. In Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning (ICML) 4393–4402 (2018).
11. Howard A., Sandler M., Chu G., et al. Searching for MobileNetV3. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 1314–1324 (2019). <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00140>
12. Lei Y., Li N., Guo L., Li N., Yan T., & Lin J. Machinery health prognostics: A systematic review. Mechanical Systems and Signal Processing. 104, 799–834. (2020). <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.11.027>

Дата надходження статті до видання: 26.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 24.05.2026

Дата оприлюднення: 28.05.2026