

С. А. БОГДАН, А. В. ЗЕЛЕНКОВ

Національний аерокосмічний університет

«Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна

ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ЗАБРУДНЕННЯ АТМОСФЕРНОГО ПОВІТРЯ

Предметом вивчення у статті є методи та засоби побудови гнучких розподілених систем екологічного моніторингу стану атмосферного повітря в умовах урбанізованих територій та зон підвищеного техногенного навантаження. **Метою роботи** є підвищення достовірності, оперативності та просторової роздільної здатності інформації про концентрацію забруднюючих речовин шляхом розробки архітектурних рішень на базі сучасних технологій Інтернету речей (IoT), інтеграції мобільних вимірювальних платформ та методів машинного навчання. **Завдання:** виконати аналіз обмежень існуючих стаціонарних постів спостереження; обґрунтувати архітектуру гібридної системи моніторингу, що поєднує наземні сенсорні мережі та мобільні сегменти на базі безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для розширення зони покриття; виконати порівняльний аналіз сенсорних технологій, енергоефективних комунікаційних протоколів (LoRaWAN, NB-IoT) та платформ обробки даних; дослідити ефективність застосування алгоритмів штучного інтелекту для підвищення якості вимірювань бюджетних сенсорів. **Результати.** У роботі досліджено недоліки традиційних систем моніторингу, зокрема їх високу вартість та низьку щільність покриття. Запропоновано комплексний підхід до розгортання IoT-систем, який передбачає використання розподілених сенсорних вузлів для збору даних у режимі реального часу. Особливу увагу приділено використанню безпілотних літальних апаратів як носіїв вимірювального обладнання, що дозволяє отримувати дані про вертикальний розподіл забруднень та здійснювати моніторинг у важкодоступних місцях або безпосередньо у шлейфах викидів джерел забруднення. Ідентифіковано ключові проблеми впровадження таких систем: точність low-cost сенсорів, енергоефективність автономних пристроїв та надійність передачі даних у складних умовах. **Наукова новизна** отриманих результатів полягає у систематизації архітектурних підходів до побудови гетерогенних IoT-систем екологічного моніторингу, які, на відміну від існуючих, динамічно поєднують стаціонарні та мобільні засоби вимірювання. Доведено ефективність застосування методів машинного навчання для автоматичного калібрування сенсорів та компенсації перехресної чутливості. **Висновки.** Впровадження запропонованих IoT-рішень дозволяє суттєво збільшити щільність точок контролю та знизити вартість розгортання мережі. Використання БПЛА забезпечує гнучкість моніторингу, а інтеграція штучного інтелекту дозволяє досягти необхідної точності вимірювань для прийняття управлінських рішень.

Ключові слова: Інтернет речей; забруднення атмосферного повітря, моніторинг якості повітря; low-cost сенсори, безпілотний літальний апарат, машинне навчання, граничні обчислення, якість даних.

1. Вступ

1.1 Мотивація дослідження

Всесвітня організація охорони здоров'я визнає забруднення атмосферного повітря одним з найсерйозніших екологічних ризиків для людства. Щорічно понад 7 мільйонів передчасних смертей спричинені забрудненням повітря, що викликає серцево-судинні захворювання, інсульти, хронічні обструктивні захворювання легень та онкологію [1]. Економічні втрати оцінюються у трильйони доларів.

Особливу увагу слід приділити зонам впливу об'єктів авіаційного транспорту. Аеропорти є потужними джерелами специфічних викидів (оксиди азоту, незгорілі вуглеводні, сажа), що утворюються під час злітно-посадкових циклів повітряних суден (LTO-cycle) та роботи наземного обслуговуючого транспорту. Традиційні стаціонарні пости не здатні оперативно відстежувати динаміку поширення шлейфів викидів від авіадвигунів, що робить актуальним впровадження гнучких IoT-систем.

Законом України «Про охорону навколишнього природного середовища» передбачено створення



[Creative Commons Attribution
NonCommercial 4.0 International](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

державної системи моніторингу довкілля та проведення спостережень за станом навколишнього природного середовища, рівнем його забруднення. Державна гідрометеорологічна служба (МНС) здійснює спостереження за забрудненням атмосферного повітря у 53 містах України на 162 стаціонарних та двох маршрутних постах спостережень. Особливо актуальним є моніторинг якості повітря у закритих приміщеннях, де люди проводять до 90% свого часу [2].

Програма обов'язкового моніторингу якості атмосферного повітря включає сім забруднюючих речовин: пил, двоокис азоту (NO_2), двоокис сірки (SO_2), оксид вуглецю, формальдегід (H_2CO), свинець та бенз(а)пірен. Окремі станції фіксують ще деякі додаткові забруднюючі речовини. Досліджується наявність забруднюючих речовин в опадах та сніговому покриві. Державна екологічна інспекція (Міндовкілля) здійснює відбір проб та вимірює понад 65 параметрів на джерелах викидів забруднюючих речовин на підприємствах. Санітарно-епідеміологічна служба (МОЗ) здійснює спостереження за якістю атмосферного повітря у житловій та рекреаційній зонах, у житлових будинках, школах, дитячих садочках та медичних закладах тощо [3].

Україна потребує модернізації систем екологічного моніторингу. Наявна мережа державних станцій недостатня для адекватної оцінки ситуації в містах, особливо з урахуванням зростання автомобільного трафіку та промислового навантаження. Моніторинг базується на мережі стаціонарних станцій з високоточними аналітичними приладами. Типова станція коштує 50-200 тисяч доларів, що обмежує щільність покриття – зазвичай одна станція на район міста [4]. Така роздільність унеможливує виявлення локальних джерел забруднення. Дані обробляються в лабораторіях із затримками у наданні інформації.

В роботах [5-7] досліджено використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для моніторингу довкілля та виявлення джерел токсичності у важкодоступних місцях. Сенсори, розміщені на БПЛА і об'єднані в єдину систему за допомогою технологій інтернету речей, можуть поставляти інформацію, яка заповнюватиме прогалини щодо територій, де не має або недостатньо стаціонарних вимірювачів.

Розвиток IoT-технологій за останнє десятиліття відкрив принципово нові можливості. IoT-системи дозволяють створювати розподілені мережі недорогих сенсорних пристроїв, які збирають, передають та обробляють дані в реальному часі [8]. Використання комерційних готових компонентів (COTS) та мініатюризація електроніки уможливили створення автономних станцій вартістю 100-1000 доларів, що на два порядки дешевше традиційних рішень [9].

Впровадження IoT-технологій могло б суттєво

покращити ситуацію, забезпечивши населення актуальною інформацією про якість повітря [3, 10]. Незважаючи на переваги, IoT-системи стикаються з викликами: недостатня точність та стабільність low-cost сенсорів, необхідність періодичного калібрування, обмежена автономність від батарей, забезпечення надійності передачі даних в умовах щільної забудови, проблеми якості великих масивів даних від розподілених мереж [11]. Актуальним є дослідження застосування машинного навчання для підвищення точності низьковартісних сенсорів та прогнозування рівнів забруднення [1, 3].

1.2. Сучасний стан

1.2.1. Традиційні системи моніторингу якості повітря

Традиційний моніторинг базується на мережі стаціонарних станцій з високоточними аналітичними приладами – хемілюмінесцентними аналізаторами для оксидів азоту, UV-фотометрами для озону, бета-атенуюційними моніторами для твердих частинок. Такі станції забезпечують точність вимірювань (похибка <5%) та відповідають міжнародним стандартам, проте мають суттєві обмеження [4].

Основні недоліки: висока вартість обладнання (50-200 тис. доларів на станцію), значні експлуатаційні витрати на обслуговування та калібрування, необхідність спеціально обладнаних приміщень з контрольованими умовами, низька щільність просторового покриття (1-3 станції на місто), затримки в обробці та публікації даних. Така конфігурація унеможливує виявлення локальних джерел забруднення, оцінку персональної експозиції населення та оперативне реагування на надзвичайні ситуації.

1.2.2. IoT-based системи моніторингу повітря

IoT-моніторинг представляє інший підхід – розгортання щільної мережі низьковартісних автономних сенсорних вузлів. Типова IoT-станція коштує 100-1000 доларів і включає набір мініатюрних сенсорів, мікроконтролер для обробки, модуль бездротової комунікації та систему автономного живлення [9, 12].

Сучасні IoT-системи об'єднують: низьковартісні хімічні та оптичні сенсори для вимірювання концентрацій забруднювачів ($\text{PM}_{2.5}$, PM_{10} , CO_2 , NO_2 , O_3 , CO , VOC), енергоефективні комунікації для передачі на великі відстані (LoRaWAN, NB-IoT, Sigfox), хмарні та граничні обчислювальні платформи для збору й аналізу, методи штучного інтелекту

для калібрування, прогнозування та виявлення аномалій [12, 13].

Багаторівнева архітектура IoT-системи (рис. 1) складається з чотирьох рівнів:

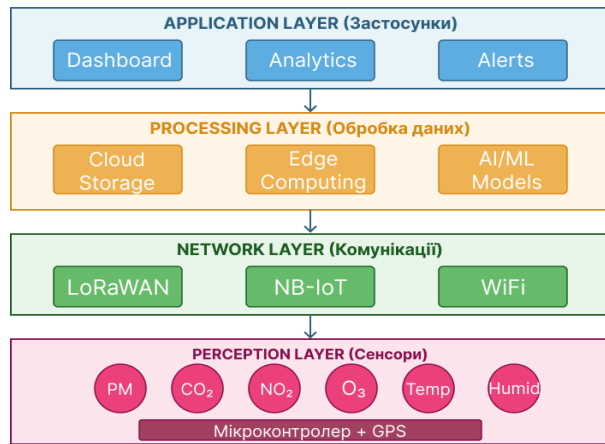


Рис. 1. Багаторівнева архітектура IoT системи

Рівень сприйняття (Perception Layer) – мережа розподілених сенсорних вузлів, що здійснюють безперервні вимірювання параметрів якості повітря (PM2.5, PM10, CO₂, NO₂, O₃, температура, вологість). Кожен вузол обладнано GPS-модулем для геолокації та модулем точного часу.

Мережевий рівень (Network Layer) – інфраструктура для передачі даних від сенсорних вузлів до центрів обробки з використанням різних комунікаційних технологій (LoRaWAN, NB-IoT, WiFi, 4G/5G) залежно від умов розгортання та вимог системи.

Рівень обробки (Processing Layer) – платформа для зберігання, обробки та аналізу даних, що реалізуються як в хмарі (Cloud Computing), так і на периферії мережі (Edge Computing). Включає компоненти для фільтрації, валідації, агрегації даних та виконання ML-моделей.

Рівень застосунків (Application Layer) – веб-та мобільні додатки для візуалізації, аналітичні панелі (dashboards), системи сповіщень про перевищення порогів та API для інтеграції з іншими сервісами.

В роботі [14] описана архітектура системи IoT, яка складається з трьох рівнів: автономних датчиків, концентратора та серверної платформи.

В контексті авіаційної галузі архітектура системи повинна враховувати три ешелони моніторингу:

1. Наземний (Ground Level) – сенсори по периметру аеропорту та в зонах житлової забудови під глісадою.

2. Мобільний повітряний (Aerial Level) – використання спеціалізованих БПЛА [5, 6] для вертикального профілювання атмосфери та забору проб

безпосередньо в зоні розсіювання викидів після злету літака.

3. Внутрішній (Indoor Level) – моніторинг якості повітря в пасажирських терміналах, де спостерігається велике скупчення людей, та в ангарах технічного обслуговування.

Порівняння традиційного та IoT-based підходів (рис. 2) демонструє суттєві переваги розподілених систем у щільності покриття та оперативності надання даних при значно нижчій вартості розгортання. IoT-системи поступаються в точності вимірювань, що частково компенсується статистичними методами обробки даних від великої кількості сенсорів та застосуванням алгоритмів машинного навчання для калібрування [13].

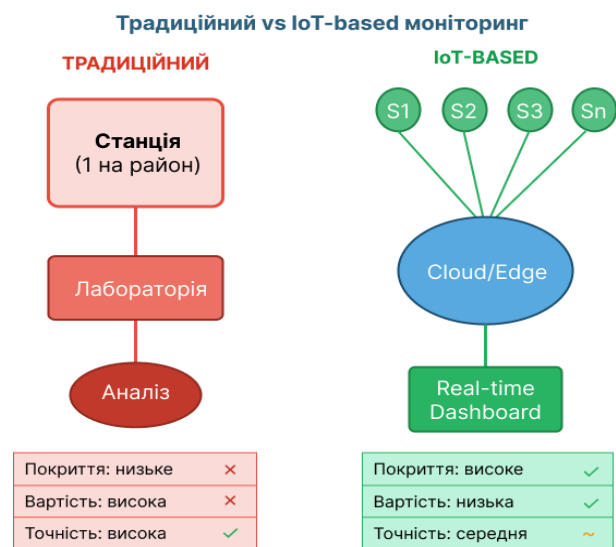


Рис. 2. Порівняння традиційного vs IoT-based моніторингу

Окрему категорію становлять рішення для моніторингу якості повітря всередині приміщень (indoor monitoring), які мають специфічні вимоги порівняно з outdoor-системами [2, 15, 16].

Indoor-системи характеризуються:

- моніторингом параметрів мікроклімату (температура 9.6-34.8°C, вологість 30-60%) для забезпечення комфорту [2];
- контролем накопичення CO₂ (до 1400 ppm) як індикатора провітрюваності приміщень;
- акцентом на комфорті та продуктивності людей, особливо в офісних та навчальних середовищах;
- можливістю живлення від мережі (відсутність жорстких обмежень автономності).

Практична реалізація indoor-системи на базі Arduino UNO з датчиками MQ135 (гази), DHT11 (температура, вологість) та платформою візуалізації Blynk IoT демонструє ефективність такого підходу [2]. Система забезпечує real-time моніторинг з

кольоровим індукуванням стану (зелений – норма, червоний – відхилення) та автоматичними сповіщеннями при погіршенні якості повітря (табл. 1).

Таблиця 1

Граничні норми indoor-параметрів якості повітря

Параметр	Безпечний діапазон
Температура	9.6-34.8°C (оптимально 20-24°C)
Вологість	30-60%
CO ₂	< 1400 ppm
PM2.5	< 12 µg/m ³
PM10	< 50 µg/m ³

Використання емуляції в Proteus дозволяє тестувати алгоритми без апаратних витрат на ранніх етапах розробки.

1.3. Мета, завдання та структура

Мета роботи – підвищення достовірності та доступності інформації про якість атмосферного повітря шляхом використання сучасних технологій інternету речей.

Завдання дослідження:

- розглянути варіанти архітектурних рішень IoT-систем для моніторингу повітря;
- виконати порівняльний аналіз сенсорних технологій, комунікаційних протоколів та платформ обробки даних;
- дослідити застосування штучного інтелекту та машинного навчання для підвищення якості вимірювань та прогнозування.

Структура роботи: у розділі 2 розглянуто архітектуру та компоненти систем моніторингу, а в розділі 3 – досліджено шляхи вирішення основних проблем побудови систем моніторингу з використання IoT-технологій та штучного інтелекту.

2. Архітектура та компоненти систем

Концептуально IoT об'єднує фізичні об'єкти з віртуальним світом через встановлення безшовної

комунікації між людьми, об'єктами та пристроями [17]. Основними компонентами IoT-екосистеми є сенсорні технології, комунікаційні протоколи та платформи обробки даних.

2.1. Сенсорні технології

Вибір типу сенсорів є компромісом між точністю вимірювань, вартістю, енергоспоживанням та строком служби. Таблиця 2 представляє порівняльний аналіз основних типів сенсорів для моніторингу забруднювачів повітря.

Оптичні сенсори твердих частинок базуються на принципі лазерного розсіювання світла. Промінь лазера проходить через повітряний потік, а фотодетектор реєструє інтенсивність розсіяного світла, пропорційну концентрації та розміру частинок. Недоліком є чутливість до вологості повітря та необхідність періодичного очищення оптичної камери [4, 18].

Електрохімічні сенсори для газів (NO₂, O₃, CO) працюють на принципі окислювально-відновних реакцій на електродах. Вони характеризуються гарною селективністю та лінійністю відгуку, проте мають обмежений строк служби (1-3 роки) через виснаження електроліту та отруєння електродів [13].

Недисперсійні інфрачервоні сенсори (NDIR) для вимірювання CO₂ базуються на поглинанні інфрачервоного випромінювання молекулами вуглекислого газу. Вони відзначаються стабільністю та довготривалістю роботи, проте мають відносно високе енергоспоживання. Для indoor-застосунків критичним є моніторинг CO₂ як індикатора якості провітрювання приміщень [5, 16].

2.2. Комунікаційні технології

Вибір комунікаційної технології суттєво впливає на архітектуру системи, енергоефективність сенсорних вузлів та можливість масштабування мережі [4, 13]. Таблиця 3 представляє порівняльний аналіз основних бездротових технологій для IoT-систем моніторингу повітря.

Таблиця 2

Типи сенсорів забруднювачів повітря та їх характеристики

Забруднювач	Тип сенсора	Діапазон вимірювання	Точність	Час відгуку	Вартість, \$
PM2.5/PM10	Оптичний (laser)	0-500 µg/m ³	±10-15%	<10 с	10-50
CO ₂	NDIR	400-5000 ppm	±50 ppm	20-60 с	20-100
NO ₂	Електрохімічний	0-20 ppm	±5-10%	30-60 с	30-80
O ₃	Електрохімічний	0-1 ppm	±10%	30-90 с	40-100
VOC	Metal oxide	0-1000 ppb	±15%	10-30 с	5-30
CO	Електрохімічний	0-1000 ppm	±5%	20-40 с	15-50

Таблиця 3

Порівняння комунікаційних технологій для IoT систем

Технологія	Дальність	Енергоспоживання	Швидкість передачі	Вартість	Застосування
LoRaWAN	2-15 км	Дуже низьке (<100 мВт)	0.3-50 kbps	Низька	Міста, сільська місцевість
NB-IoT	1-10 км	Низьке (100-300 мВт)	200 kbps	Середня	Міська забудова
WiFi	50-100 м	Високе (>500 мВт)	54-600 Mbps	Низька	Indoor моніторинг
Bluetooth LE	10-100 м	Низьке (10-50 мВт)	1-2 Mbps	Дуже низька	Персональні пристрої
4G/5G	До 10 км	Високе (>1 Вт)	100+ Mbps	Висока	Мобільні станції

LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) є однією з найпопулярніших технологій для IoT-моніторингу завдяки поєднанню великої дальності передачі (до 15 км в сільській місцевості), низького енергоспоживання та можливості роботи від батарей протягом кількох років. Дослідження [9, 19] демонструють успішне розгортання LoRaWAN-мереж для моніторингу якості повітря в масштабах міста з щільністю покриття до 1 сенсорного вузла на 1 км².

NB-IoT (Narrowband Internet of Things) є стандартом стільникового зв'язку, розробленим спеціально для IoT-застосунків. Переваги включають високу проникність сигналу в будівлі, надійність передачі через ліцензовані частоти та широке покриття в містах завдяки існуючій інфраструктурі мобільних операторів [9].

WiFi застосовується переважно для indoor-систем моніторингу в будівлях та офісах, де є доступ до електромережі. Висока швидкість передачі дозволяє транслювати дані в реальному часі, проте високе енергоспоживання робить WiFi непрактичним для автономних outdoor-станцій [15].

2.3. Платформи обробки даних

Сучасні IoT-системи використовують гібридні підходи до обробки даних, поєднуючи хмарні (Cloud Computing) та граничні обчислення (Edge Computing). Обробка на рівні граничних пристроїв дозволяє знизити навантаження на канали зв'язку, зменшити латентність та забезпечити роботу системи навіть при тимчасовій втраті зв'язку [15].

Типові функції Edge-обробки включають: первинну фільтрацію та валідацію даних від сенсорів, агрегацію вимірювань за часовими вікнами (1 хв, 5 хв, 1 год), детектування аномалій на основі статистичних правил, стиснення даних перед передачею, локальне сповіщення при критичних перевищеннях порогів.

Хмарні платформи виконують задачі глобальної аналітики: зберігання історичних даних від тисяч сенсорів, тренування та оновлення ML-моделей, візуалізація просторово-часового розподілу забруднення, інтеграція з метеорологічними та ГІС-даними, надання публічного API для додатків третіх сторін [3, 5].

Для indoor-застосунків ефективною є платформа Blynk IoT, яка надає готові інструменти для швидкої розробки мобільних та веб-інтерфейсів моніторингу [2]. Blynk підтримує no-code/low-code підхід до створення дашбордів з візуальними віджетами (графіки, gauge-індикатори, кнопки керування), систему сповіщень (push-notifications, email, SMS) та зберігання історичних даних. Безкоштовна версія зберігає дані протягом 1 тижня, що достатньо для побутових застосунків.

Для етапу прототипування та тестування IoT-систем використовують емулятори апаратного забезпечення, зокрема Proteus Design Suite, який дозволяє симулювати роботу мікроконтролерів Arduino та периферійних пристроїв без необхідності фізичної збірки [2]. Це прискорює цикл розробки та зменшує витрати на апаратні компоненти.

3. Проблеми побудови систем моніторингу

3.1. Точність та калібрування Low-cost сенсорів

Основною технічною проблемою IoT-систем є недостатня точність та стабільність показань низьковартісних сенсорів порівняно з еталонними приладами. Дослідження [4, 18] показують, що похибка вимірювань комерційних сенсорів PM2.5 може сягати 20-40% відносно референсних методів, особливо в умовах високої вологості, екстремальних температур або при зміні хімічного складу аерозолів.

Ключові фактори, що впливають на точність:

- **Перехресна чутливість** – реакція сенсора на інші гази, крім цільового (наприклад, O_3 -сенсори реагують на NO_2).

- **Температурна залежність** – зміна характеристик електрохімічних та напівпровідникових сенсорів при коливаннях температури;

- **Старіння** – деградація чутливості сенсорів з часом через виснаження реагентів та забруднення активних поверхонь;

- **Гігроскопічність** – вплив вологості на оптичні властивості аерозолів та роботу оптичних сенсорів частинок.

Методи калібрування та корекції включають [1, 3]:

1. Заводське калібрування – базова настройка сенсорів виробником у контрольованих умовах (найменш точний метод).

2. Колокаційне калібрування – розміщення IoT-станції поряд з референсною станцією на 2-4 тижні для побудови кореляційних моделей.

3. ML-based калібрування – використання алгоритмів Random Forest, XGBoost або нейронних мереж для побудови нелінійних калібрувальних моделей, що враховують температуру, вологість, концентрації інших забруднювачів.

4. Мережеве калібрування – взаємне калібрування сенсорів у розподіленій мережі на основі просторової кореляції даних.

Застосування ML-методів дозволяє зменшити середньоквадратичну похибку (RMSE) вимірювань $PM_{2.5}$ з 15-20 $\mu g/m^3$ до 5-8 $\mu g/m^3$, що наближає точність до вимог регуляторних стандартів [8].

3.2. Енергоефективність та автономність

Забезпечення тривалої автономної роботи сенсорних вузлів від батарей або сонячних панелей є

критичним викликом, особливо для систем з щільним покриттям території. Типовий енергетичний бюджет IoT-станції моніторингу повітря розподіляється наступним чином:

- живлення сенсорів (50-60% загального споживання), де особливо енергоємні оптичні сенсори PM та NDIR сенсори CO_2 ;

- робота мікроконтролера (15-25%), обробка даних, управління периферією;

- передача даних (10-30%) , що залежить від частоти передачі та відстані до базової станції;

- витрати в режимі очікування (5-10%), підтримка годинника реального часу, моніторинг стану.

Стратегії енергооптимізації [12, 13]:

1. Адаптивна частота вимірювань – збільшення інтервалів між вимірюваннями при стабільній якості повітря (з 1 хв до 10 хв).

2. Duty cycling – циклічне вмикання/вимикання енергоємних компонентів.

3. Energy harvesting – використання сонячних панелей (1-5 Вт) для підзарядки акумуляторів.

4. Інтелектуальна передача – агрегація даних локально та передача пакетами замість постійного стрімінгу.

Правильно спроектована система з LoRaWAN-комунікацією та Li-ion батареєю 10000 mAh може працювати автономно 1-2 роки при вимірюваннях кожні 5 хвилин [19].

3.3. Якість та достовірність даних

Системи з тисячами розподілених сенсорів генерують величезні обсяги даних, якість яких може варіюватися через технічні несправності, кібератаки, вандалізм або несприятливі умови експлуатації. Дослідження [11] систематизує проблеми якості даних в IoT-системах та методи їх вирішення.

Таблиця 4

Проблеми якості даних в IoT системах моніторингу повітря

Категорія проблеми	Опис	Вплив на систему	Методи вирішення
Accuracy (Точність)	Відхилення від еталонних вимірювань	Високий	Калібрування, ML-корекція, колокаційне порівняння
Completeness (Повнота)	Втрата даних через збої зв'язку	Середній	Локальна буферизація, redundancy, інтерполяція
Consistency (Узгодженість)	Неузгодженість між сенсорами	Високий	Cross-validation, просторова фільтрація, виявлення викидів
Timeliness (Своєчасність)	Затримки передачі даних	Середній	Edge computing, пріоритизація критичних даних
Reliability (Надійність)	Відмови обладнання	Високий	Моніторинг health status, автоматична діагностика, резервування
Validity (Валідність)	Дані поза фізично можливим діапазоном	Середній	Перевірка меж, статистичні тести, порівняння з моделями

Методи забезпечення якості даних включають [11]:

- **Детектування аномалій** – статистичні методи (Z-score, IQR), ML-підходи (Isolation Forest, Autoencoders) для виявлення несправних сенсорів або викидів;
- **Просторово-часова валідація** – перевірка узгодженості даних з сусідніх станцій з урахуванням метеоумов та топографії;
- **Data fusion** – об'єднання даних з різних джерел (IoT-сенсори, супутники, моделі розсіювання) для підвищення достовірності;
- **Redundancy** – дублювання критичних сенсорів у вузлах для підвищення надійності.

3.4. Безпека та приватність

IoT-системи моніторингу вразливі до різних типів кібератак: підміна даних (data injection attacks), DDoS-атаки на хмарну інфраструктуру, перехоплення комунікацій, несанкціонований доступ до панелей управління. Геолокаційні дані від персональних сенсорів можуть розкривати маршрути пересування користувачів, що створює ризики для приватності [20].

Механізми захисту включають:

- **Шифрування даних** – AES-128/256 для даних у спокої та при передачі;
- **Аутентифікація пристроїв** – використання цифрових сертифікатів та токенів;
- **Secure boot** – захист від запуску модифікованої прошивки;
- **Анонімізація** – агрегація даних перед публікацією для запобігання деанонімізації.

3.5. Особливості Indoor-моніторингу

Indoor-системи моніторингу повітря стикаються з додатковими викликами порівняно з outdoor-рішеннями:

Мікролокалізація джерел забруднення – необхідність виявлення конкретних джерел (кухонні плити, принтери, будматеріали) в межах приміщення вимагає високої щільності сенсорів або інтелектуальних алгоритмів просторової інтерполяції.

Динаміка повітрообміну – швидкі зміни концентрацій при відкритті/закритті вікон, роботі систем вентиляції потребують адаптивних алгоритмів усереднення даних [2].

Інтеграція з системами будівлі – для автоматичного покращення якості повітря необхідна інтеграція з HVAC (опалення, вентиляція, кондиціонування), що вимагає підтримки протоколів BACnet, Modbus [15].

Психологічні аспекти – надмірна кількість сповіщень про незначні відхилення може призвести

до "alarm fatigue" та ігнорування користувачами важливих попереджень [2]. Необхідна балансована система градації рівнів загрози.

3.5. Застосування штучного інтелекту та машинного навчання

Інтеграція AI/ML є критично важливою для підвищення ефективності IoT-систем моніторингу. Виділяють три основні напрями: калібрування та корекція показань low-cost сенсорів, прогнозування майбутніх концентрацій забруднювачів, виявлення аномалій та джерел забруднення [1, 14].

Калібрування low-cost сенсорів за допомогою ML дозволяє підвищити точність вимірювань на 15-30% порівняно з заводським калібруванням [8]. Найефективнішими є методи ансамблевого навчання (Random Forest, Gradient Boosting) та нейронні мережі (LSTM, CNN), які враховують не лише поточні покази сенсорів, але й метеорологічні параметри, час доби, сезонність та дані з сусідніх станцій.

Математична модель ML-based калібрування сенсора описується наступним чином:

Референсна (калібрована) концентрація забруднювача C_{ref} визначається як функція f від сирих показів low-cost сенсора C_{raw} , температури повітря T , відносної вологості H , атмосферного тиску P та часу t (для врахування старіння сенсора), плюс залишкова похибка моделі ϵ . Функція f є нелінійною та апроксимується ML-моделлю.

$$C_{ref} = f(C_{raw}, T, H, P, t) + \epsilon, \quad (1)$$

де C_{ref} – референсна (калібрована) концентрація забруднювача,

C_{raw} – сирі покази low-cost сенсора,

T – температура повітря,

H – відносна вологість,

P – атмосферний тиск,

t – час (для врахування старіння сенсора),

$f(\cdot)$ – нелінійна функція, апроксимована ML-моделлю,

ϵ – залишкова похибка моделі.

Функція f від вхідного вектора x представляється як середнє арифметичне прогнозів N дерев рішень. Це записується як одна N -та частина від суми прогнозів T_i від x для всіх дерев від $i=1$ до N , де T_i від x позначає прогноз i -го дерева рішень.

Для методу Random Forest функція f представляється як ансамбль N дерев рішень:

$$f(x) = (1/N) \sum_{i=1}^N T_i(x), \quad (2)$$

де $f(x)$ – функція апроксимації, що представляє калібровану концентрацію,

N – кількість дерев рішень в ансамблі,

$T_i(x)$ – прогноз i -го дерева рішень,

x – вхідний вектор параметрів (C_{raw} , T , H , P , t),

$1/N$ – ваговий коефіцієнт для усереднення прогнозів всіх дерев.

Ефективність калібрування оцінюється через метрики:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\left(1/n\right) \sum_{i=1 \text{ to } n} \left(C_{\text{ref}, i} - \hat{C}_i\right)^2}, \quad (3)$$

де RMSE – корінь середньоквадратичної похибки калібрування,

n – кількість вимірювань у валідаційній вибірці, C_{ref} ,

i – i -те референсне значення концентрації забруднювача,

$\hat{C}_i$ – i -те каліброване значення, отримане від ML-моделі,

$(C_{\text{ref}, i} - \hat{C}_i)^2$ – квадрат відхилення між референсним та каліброваним значенням.

$$\text{MAE} = (1/n) \sum_{i=1 \text{ to } n} |C_{\text{ref}, i} - \hat{C}_i|, \quad (4)$$

де MAE – середня абсолютна похибка калібрування,

n – кількість вимірювань у валідаційній вибірці, C_{ref} ,

i – i -те референсне значення концентрації забруднювача,

$\hat{C}_i$ – i -те каліброване значення, отримане від ML-моделі,

$|C_{\text{ref}, i} - \hat{C}_i|$ – модуль (абсолютне значення) відхилення між референсним та каліброваним значенням.

$$R^2 = \frac{1 - \left[\sum (C_{\text{ref}, i} - \hat{C}_i)^2 \right]}{\left[\sum (C_{\text{ref}, i} - \bar{C}_{\text{ref}})^2 \right]}, \quad (5)$$

де R^2 – коефіцієнт детермінації, що показує якість апроксимації моделі,

$C_{\text{ref}, i}$ – i -те референсне значення концентрації забруднювача,

$\hat{C}_i$ – i -те каліброване значення, отримане від ML-моделі,

$\bar{C}_{\text{ref}}$ – середнє арифметичне всіх референсних вимірювань,

$\sum (C_{\text{ref}, i} - \hat{C}_i)^2$ – сума квадратів залишків (відхилень моделі),

$\sum (C_{\text{ref}, i} - \bar{C}_{\text{ref}})^2$ – загальна сума квадратів (варіація референсних даних).

Процес обробки даних в IoT-системі з інтеграцією AI/ML (рис. 3) включає послідовні етапи: збір сирих даних від сенсорів, попередню обробку (фільтрацію, нормалізацію), граничні обчислення для первинного аналізу, передачу агрегованих даних в хмару, застосування ML-моделей для калібрування та прогнозування, валідацію результатів та їх візуалізацію для користувачів. Зворотний зв'язок від хмарних моделей використовується для періодичного оновлення граничних алгоритмів.

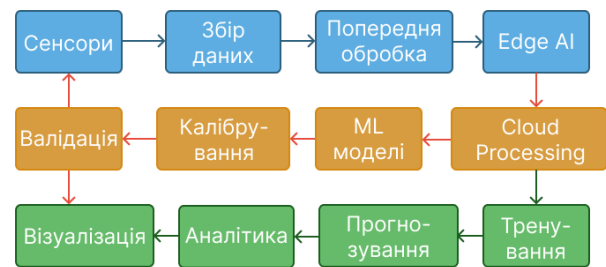


Рис. 3. Процес обробки даних з AIML

Прогнозування концентрацій забруднювачів на період 1 год – 7 днів використовується для попередження населення про очікуване погіршення якості повітря. Рекурентні нейронні мережі LSTM та трансформери демонструють найкращі результати, досягаючи точності $R^2 > 0.85$ для горизонту 24 години [1].

Виявлення аномалій дозволяє ідентифікувати несправності сенсорів, кібератаки на систему або надзвичайні події (пожежі, промислові викиди). Методи на основі автоенкодерів та ізоляційних лісів (Isolation Forests) ефективно виявляють статистичні відхилення в потоках даних від тисяч сенсорів в реальному часі [8].

4. Результати

Архітектурні рішення. Сучасні IoT-системи базуються на багаторівневій архітектурі, що включає рівні сприйняття (сенсорні мережі), комунікацій (LoRaWAN, NB-IoT), обробки (Edge/Cloud) та застосувань. Гібридний підхід з використанням граничних обчислень забезпечує low-latency обробку критичних даних при збереженні переваг хмарної аналітики.

Технологічні компоненти. Низьковартісні оптичні та електрохімічні сенсори (вартість 10-100 USD) дозволяють створювати станції моніторингу на два порядки дешевше традиційних при прийнятній точності (похибка 10-20%). LoRaWAN є оптимальним вибором для outdoor-систем завдяки поєднанню дальності (до 15 км), низького енергоспоживання та можливості автономної роботи 1-2 роки. Для Indoor-

застосунків ефективними є рішення на базі Arduino з інтеграцією хмарних платформ візуалізації (Blynk), які забезпечують швидке прототипування та розгортання систем моніторингу вартістю до 100 USD [2]. Емуляція в Proteus дозволяє тестувати алгоритми без апаратних витрат.

Роль штучного інтелекту. Методи машинного навчання (Random Forest, LSTM, трансформери) критично важливі для: калібрування сенсорів (підвищення точності на 15-30%), прогнозування якості повітря ($R^2 > 0.85$ для горизонту 24 год), детектування аномалій та джерел забруднення. Edge AI дозволяє виконувати інтелектуальну обробку локально з латентністю <100 мс.

Основними технічними проблемами залишаються: недостатня точність Low-cost сенсорів та їх деградація з часом, обмежена автономність роботи (потреба в energy harvesting), забезпечення якості даних в умовах несправностей та атак, захист приватності при використанні геолокаційних даних. Indoor-системи додатково стикаються з викликами мікролокалізації джерел, динаміки повітрообміну та інтеграції з HVAC-системами будівель.

5. Обговорення

Майбутній розвиток пов'язаний з: інтеграцією Edge AI для real-time обробки, застосуванням Blockchain для верифікації достовірності даних, мультимодальною інтеграцією IoT-даних з супутниковими спостереженнями та чисельними моделями, розвитком персонального моніторингу та громадської науки, інтеграцією з екосистемами Smart home для автоматизації покращення якості повітря.

5.1. Інтеграція Edge AI для Real-time обробки

Розміщення моделей машинного навчання безпосередньо на граничних пристроях (Edge AI) відкриває можливості для інтелектуальної обробки даних в реальному часі без необхідності постійного зв'язку з хмарою [1, 3]. Сучасні мікроконтролери (ARM Cortex-M7, ESP32-S3) та спеціалізовані AI-акселератори дозволяють виконувати інференс нейронних мереж з енергоспоживанням менше 100 мВт.

Переваги Edge AI:

- **Зменшення латентності** – миттєве прийняття рішень без затримок на передачу даних;
- **Економія трафіку** – передача лише агрегованих результатів замість сирих даних;
- **Приватність** – обробка персональних даних локально без передачі в хмару;
- **Автономність** – функціонування при відсутності зв'язку.

Типові застосування: real-time калібрування сенсорів, детектування аномалій, класифікація джерел забруднення, адаптивне управління частотою вимірювань.

5.2. Blockchain для забезпечення достовірності

Технологія blockchain може вирішити проблему довіри до даних з розподілених IoT-мереж, де відсутній центральний орган контролю якості. Незмінний розподілений реєстр забезпечує криптографічне підтвердження автентичності та цілісності даних від моменту генерації до використання [20].

Сценарії застосування:

- **Аудит походження даних** – доведення, що дані отримані з конкретного сертифікованого сенсора в певний час;
- **Monetization** – створення ринків даних, де власники сенсорів можуть продавати дані з гарантією якості;
- **Transparency** – публічна верифікація даних регуляторними органами та дослідниками.

Виклики: енергоємність традиційних blockchain (Proof-of-Work), масштабованість (обмежена пропускна здатність транзакцій), складність інтеграції з IoT-пристроями.

5.3. Мультимодальна інтеграція даних

Поєднання даних з IoT-сенсорів, супутникового дистанційного зондування та даних з БПЛА, чисельних моделей розсіювання забруднювачів та краудсорсингових джерел дозволяє створювати високоточні просторово-часові карти якості повітря [3, 10].

Супутникові дані (Sentinel-5P, TROPOMI) надають глобальне покриття з роздільністю 3-7 км для газів (NO_2 , SO_2 , O_3 , CO) та аерозолів (AOD). Інтеграція з наземними IoT-вимірюваннями через data fusion алгоритми підвищує просторову роздільність до рівня вулиць [1].

Чисельні моделі (WRF-Chem, CMAQ) розраховують перенесення та трансформацію забруднювачів на основі метеорології та даних про емісії. Асиміляція IoT-даних в моделі методами Kalman фільтрації або 4D-Var покращує точність прогнозів.

5.4. Громадська наука та персональний моніторинг

Залучення громадян до моніторингу довкілля через персональні портативні сенсори (носимі пристрої, смартфони) створює можливості для оцінки персональної експозиції та збору даних з високою просторовою щільністю [5, 9].

Платформи громадської науки (Citizen Science)

дозволяють:

- виявляти локальні "гарячі точки" забруднення, невидимі для офіційних мереж;
- підвищувати екологічну обізнаність населення;
- збирати дані про Indoor- якість повітря в житлових та робочих приміщеннях.

5.5. Indoor моніторинг та smart home інтеграція

Розвиток доступних IoT-платформ (Arduino, ESP32, Blynk) робить indoor-моніторинг повітря доступним для широкої аудиторії без глибоких технічних знань. Low-code/no-code підходи дозволяють користувачам самостійно налаштовувати системи під власні потреби:

- батьки можуть моніторити якість повітря в дитячих кімнатах;
- офісні працівники – контролювати провітрюваність робочих місць;
- люди з респіраторними захворюваннями – відстежувати тригери загострень.

Інтеграція з екосистемами smart home (Google Home, Amazon Alexa) відкриває можливості автоматизації: автоматичне ввімкнення вентиляції при високому CO₂, відкриття віконних приводів при погіршенні якості повітря, сповіщення через голосових асистентів [10, 16].

Виклики: забезпечення якості даних від некаліброваних пристроїв, мотивація учасників, захист приватності геолокаційних даних.

Висновки

Проведено систематизований аналіз сучасних IoT-технологій для побудови систем моніторингу якості атмосферного повітря. IoT-рішення збільшують щільність покриття моніторингу у 10-100 разів порівняно з традиційними системами при зниженні вартості вузла у 20-50 разів. IoT-технології роблять моніторинг якості повітря доступним для міст з обмеженими бюджетами. Це критично важливо для України, де наявна мережа державних станцій є недостатньою для адекватної оцінки ситуації в умовах зростаючого антропогенного навантаження.

Інтеграція машинного навчання підвищує точність низьковартісних сенсорів.

Напрями подальших досліджень включають: розробку adaptive sampling стратегій для оптимізації енергоспоживання, створення Federated learning підходів для навчання ML-моделей без централізації даних, дослідження Blockchain-рішень з низьким енергоспоживанням (Proof-of-Stake), інтеграцію з smart city екосистемами для комплексного управління міським довкіллям.

Запропоновані підходи можуть бути інтегровані в концепцію «Розумного аеропорту» (Smart Airport) для автоматизованого керування системами вентиляції терміналів залежно від поточної екологічної ситуації на аеродромі.

Внесок авторів: формулювання проблеми та завдань – А. В. Зеленков, аналіз інформаційних джерел – С. А. Богдан, розділи 2-3 – С. А. Богдан, розділ 4 – С. А. Богдан, А. В. Зеленков, формулювання висновків та плану подальших досліджень – А. В. Зеленков.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що у них немає конфлікту інтересів щодо цього дослідження, фінансового, особистого, авторського чи іншого, який міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в цій статті.

Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних даних.

Використання штучного інтелекту

Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

Усі автори прочитали та погодилися з опублікованою версією рукопису.

Література

1. *Advancements in air quality monitoring: a systematic review of IoT-based air quality monitoring and AI technologies [Text]* / A. Garcia, & et al. // *Artificial Intelligence Review*. – 2025. – Vol. 58. – Art. 275. DOI: 10.1007/s10462-025-11277-9.
2. *Павелко, О. Автоматизована система моніторингу якості повітря [Текст]* / О. Павелко, Н. Куликовська, & А. Тіменко // *Modeling, Control and Information Technologies : Proceedings of International Scientific and Practical Conference*. – 2023. – No. 6. – P. 238–241. DOI: 10.31713/MCIT.2023.074.
3. *Екологічний моніторинг довкілля [Електронний ресурс]* // Міністерство захисту довкілля та природних ресурсів України. – Режим доступу: <https://mepr.gov.ua/diyalnist/napryamky/ekologichnyj-monitoryng/ekologichnyj-monitoryng-dovkillya/> (дата звернення: 12.10.2025).

4. Bobulski, J. An IoT System for Air Pollution Monitoring with Safe Data Transmission [Text] / J. Bobulski, S. Szymoniak, & K. Pasternak // *Sensors*. – 2024. – Vol. 24, no. 2. – Art. no. 445. DOI: 10.3390/s24020445.

5. Кобріна, Н. Моніторинг довкілля з використанням безпілотних літальних апаратів [Текст] / Н. Кобріна // *International Science Journal of Engineering & Agriculture*. – 2024. – Vol. 3, no. 6. – P. 101–106. DOI: 10.46299/j.isjea.20240306.10.

6. On the Use of Unmanned Aerial Systems for Environmental Monitoring [Text] / S. Manfreda, & et al. // *Remote Sensing*. – 2018. – Vol. 10, no. 4. – Art. no. 641. DOI: 10.3390/rs10040641.

7. Advances in UAV Remote Sensing for Monitoring Crop Water and Nutrient Status: Modeling Methods, Influencing Factors, and Challenges [Text] / X. Yang, & et al. // *Plants*. – 2025. – Vol. 14, no. 16. – Art. no. 2544. DOI: 10.3390/plants14162544.

8. Real-time IoT-powered AI system for monitoring and forecasting of air pollution in industrial environment [Text] / M. N. A. Ramadan, & et al. // *Ecotoxicology and Environmental Safety*. – 2024. – Vol. 283. – Art. no. 116856. DOI: 10.1016/j.ecoenv.2024.116856.

9. Review of IoT Systems for Air Quality Measurements Based on LTE/4G and LoRa Communications [Text] / M. G. D. Gololo, & et al. // *IoT*. – 2024. – Vol. 5, no. 4. – P. 711–729. DOI: 10.3390/iot5040032.

10. Мокін, В. Побудова інформаційної системи моніторингу фізичних показників на основі технології «Інтернет речей» [Текст] / В. Мокін, Д. Гончаренко, & Д. Проценко // *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. – 2023. – Т. 57, № 2. – С. 99–108. DOI: 10.31649/1999-9941-2023-57-2-99-108.

11. Data Quality in IoT-Based Air Quality Monitoring Systems: a Systematic Mapping Study [Text] / J. Buelvas, & et al. // *Water, Air, & Soil Pollution*. – 2023. – Vol. 234. – Art. no. 248. DOI: 10.1007/s11270-023-06127-9.

12. Advancements in Mobile-Based Air Pollution Detection: From Literature Review to Practical Implementation [Text] / S. Sladojevic, & et al. // *Journal of Sensors*. – 2024. – Vol. 2024. – Art. no. 4895068. DOI: 10.1155/2024/4895068.

13. Open-source Internet of Things (IoT)-based air pollution monitoring system with protective case for tropical environments [Text] / E. Collado, & et al. // *HardwareX*. – 2024. – Vol. 19. – Art. no. e00560. DOI: 10.1016/j.ohx.2024.e00560.

14. The Use of IoT for Determination of Time and Frequency Vibration Characteristics of Industrial

Equipment for Condition-Based Maintenance [Text] / I. Turkin, & et al. // *Computation*. – 2023. – Vol. 11, no. 9. – Art. no. 177. DOI: 10.3390/computation11090177.

15. Achieving better indoor air quality with IoT systems for future buildings: Opportunities and challenges [Text] / X. Dai, & et al. // *Science of The Total Environment*. – 2023. – Vol. 895. – Art. no. 164858. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.164858.

16. Saini, J. Indoor Air Quality Monitoring Systems Based on Internet of Things: A Systematic Review [Text] / J. Saini, M. Dutta, & G. Marques // *International Journal of Environmental Research and Public Health*. – 2020. – Vol. 17, no. 14. – Art. no. 4942. DOI: 10.3390/ijerph17144942.

17. Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions [Text] / J. Gubbi, & et al. // *Future Generation Computer Systems*. – 2013. – Vol. 29, no. 7. – P. 1645–1660. DOI: 10.1016/j.future.2013.01.010.

18. Carbon based sensors for air quality monitoring networks; middle east perspective [Text] / I. Shahid, & et al. // *Frontiers in Chemistry*. – 2024. – Vol. 12. – Art. no. 1391409. DOI: 10.3389/fchem.2024.1391409.

19. LoRaWAN-Based IoT System Implementation for Long-Range Outdoor Air Quality Monitoring [Text] / W. A. Jabbar, & et al. // *Internet of Things*. – 2022. – Vol. 18. – Art. no. 100540. DOI: 10.1016/j.iot.2022.100540.

20. AI-IoT Low-Cost Pollution-Monitoring Sensor Network to Assist Citizens with Respiratory Problems [Text] / S. Felici-Castell, & et al. // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, no. 23. – Art. no. 9585. DOI: 10.3390/s23239585.

21. The State-of-the-Art in Air Pollution Monitoring and Forecasting Systems Using IOT, Big Data, and Machine Learning [Text] / A. Gangwar, & et al. // *Wireless Personal Communications*. – 2023. – Vol. 130. – P. 1699–1729. DOI: 10.1007/s11277-023-10351-1.

References

1. Garcia, A., Saez, Y., Harris, I., Huang, X., & Collado, E. Advancements in air quality monitoring: a systematic review of IoT-based air quality monitoring and AI technologies. *Artificial Intelligence Review*, 2025, vol. 58, art. no. 275. DOI: 10.1007/s10462-025-11277-9.

2. Pavelko, O., Kulykovska, N., & Timenko, A. Avtomatyzovana systema monitorynhu yakosti povitria [Automated air quality monitoring system]. *Modeling, Control and Information Technologies: Proceedings of International Scientific and Practical Conference*, 2023, no. 6, pp. 238–241. DOI: 10.31713/MCIT.2023.074. (In Ukrainian).

3. Ministry of Environmental Protection and Natural Resources of Ukraine. *Ekologichnyi monitorynh dovkillia* [Ecological monitoring of the environment]. Available at: <https://mepr.gov.ua/diyalnist/napryamky/ekologichnyj-monitoryng/ekologichnyj-monitoryng-dovkillia/> (accessed 12 October 2025). (In Ukrainian).

4. Bobulski, J., Szymoniak, S., & Pasternak, K. An IoT System for Air Pollution Monitoring with Safe Data Transmission. *Sensors*, 2024, vol. 24, no. 2, art. no. 445. DOI: 10.3390/s24020445.

5. Kobrina, N. Monitorynh dovkillia z vykorystanniam bezpilotnykh litalnykh aparativ [Environmental monitoring using unmanned aerial vehicles]. *International Science Journal of Engineering & Agriculture*, 2024, vol. 3, no. 6, pp. 101-106. DOI: 10.46299/j.isjea.20240306.10. (In Ukrainian).

6. Manfreda, S., McCabe, M. F., Miller, P. E., Lucas, R., Pajuelo Madrigal, V., Mallinis, G., Ben Dor, E., Helman, D., Estes, L., Ciraolo, G., & et al. On the Use of Unmanned Aerial Systems for Environmental Monitoring. *Remote Sensing*, 2018, vol. 10, no. 4, art. 641. DOI: 10.3390/rs10040641.

7. Yang, X., Chen, J., Lu, X., Liu, H., Liu, Y., Bai, X., Qian, L., & Zhang, Z. Advances in UAV Remote Sensing for Monitoring Crop Water and Nutrient Status: Modeling Methods, Influencing Factors, and Challenges. *Plants*, 2025, vol. 14, no. 16, art. no. 2544. DOI: 10.3390/plants14162544.

8. Ramadan, M. N. A., Ali, M. A. H., Khoo, S. Y., Alkhedher, M., & Alherbawi, M. Real-time IoT-powered AI system for monitoring and forecasting of air pollution in industrial environment. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2024, vol. 283, art. no. 116856. DOI: 10.1016/j.ecoenv.2024.116856.

9. Gololo, M. G. D., Nyathi, C. W., Boateng, L., Nkadameng, E. K., McKenzie, R. P., Atif, I., Kong, J., Mahboob, M. A., Cheng, L., & Mellado, B. Review of IoT Systems for Air Quality Measurements Based on LTE/4G and LoRa Communications. *IoT*, 2024, vol. 5, no. 4, pp. 711-729. DOI: 10.3390/iot5040032.

10. Mokin, V., Honcharenko, D., & Protsenko, D. Pobudova informatsiinoi systemy monitorynhu fizychnykh pokaznykiv na osnovi tekhnolohii «Internet rechei» [Construction of an information system for monitoring physical indicators based on Internet of Things technology]. *Informatsiini tekhnolohii ta kompiuterna inzheneriia – Information technologies and computer engineering*, 2023, vol. 57, no. 2, pp. 99-108. DOI: 10.31649/1999-9941-2023-57-2-99-108. (In Ukrainian).

11. Buelvas, J., Múnera, D., Tobón, V. D. P., Aguirre, J., & Gaviria, N. Data Quality in IoT-Based Air

Quality Monitoring Systems: a Systematic Mapping Study. *Water, Air, & Soil Pollution*, 2023, vol. 234, art. no. 248. DOI: 10.1007/s11270-023-06127-9.

12. Sladojevic, S., Arsenovic, M., Nikolic, D., Anderla, A., & Stefanovic, D. Advancements in Mobile-Based Air Pollution Detection: From Literature Review to Practical Implementation. *Journal of Sensors*, 2024, vol. 2024, art. no. 4895068. DOI: 10.1155/2024/4895068.

13. Collado, E., Calderón, S., Cedeño, B., De León, O., Centella, M., García, A., & Sáez, Y. Open-source Internet of Things (IoT)-based air pollution monitoring system with protective case for tropical environments. *HardwareX*, 2024, vol. 19, art. no. e00560. DOI: 10.1016/j.ohx.2024.e00560.

14. Turkin, I., Leznovskyi, V., Zelenkov, A., Nabizade, A., Volobueva, L., & Turkina, V. The Use of IoT for Determination of Time and Frequency Vibration Characteristics of Industrial Equipment for Condition-Based Maintenance. *Computation*, 2023, vol. 11, no. 9, art. no. 177. DOI: 10.3390/computation11090177.

15. Dai, X., Shang, W., Liu, J., Xue, M., & Wang, C. Achieving better indoor air quality with IoT systems for future buildings: Opportunities and challenges. *Science of The Total Environment*, 2023, vol. 895, art. no. 164858. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.164858.

16. Saini, J., Dutta, M., & Marques, G. Indoor Air Quality Monitoring Systems Based on Internet of Things: A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, vol. 17, no. 14, art. no. 4942. DOI: 10.3390/ijerph17144942.

17. Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., & Palaniswami, M. Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 2013, vol. 29, no. 7, pp. 1645-1660. DOI: 10.1016/j.future.2013.01.010.

18. Shahid, I., Shahzad, M. I., Tutsak, E., Mahfouz, M. M. K., Al Adba, M. S., Abbasi, S. A., Rathore, H. A., Asif, Z., & Chen, Z. Carbon based sensors for air quality monitoring networks; middle east perspective. *Frontiers in Chemistry*, 2024, vol. 12, art. no. 1391409. DOI: 10.3389/fchem.2024.1391409.

19. Jabbar, W. A., Subramaniam, T., Ong, A. E., Shu'lb, M. I., Wu, W., & de Oliveira, M. A. LoRaWAN-Based IoT System Implementation for Long-Range Outdoor Air Quality Monitoring. *Internet of Things*, 2022, vol. 18, art. no. 100540. DOI: 10.1016/j.iot.2022.100540.

20. Felici-Castell, S., Segura-Garcia, J., Perez-Solano, J. J., Fayos-Jordan, R., Soriano-Asensi, A., & Alcaraz-Calero, J. M. AI-IoT Low-Cost Pollution-Monitoring Sensor Network to Assist Citizens with

Respiratory Problems. *Sensors*, 2023, vol. 23, no. 23, art. no. 9585. DOI: 10.3390/s23239585.

21. Gangwar, A., Singh, S., Mishra, R., & Prakash, S. The State-of-the-Art in Air Pollution Monitoring and

Forecasting Systems Using IOT, Big Data, and Machine Learning. *Wireless Personal Communications*, 2023, vol. 130, pp. 1699-1729. DOI: 10.1007/s11277-023-10351-1.

Отримано 25.10.2025, отримано у доопрацьованому вигляді 12.11.2025

Дата ухвалення 17.11.2025, дата публікації 08.12.2025

USING INTERNET OF THINGS TECHNOLOGIES FOR ATMOSPHERIC AIR POLLUTION MONITORING

Serhii Bohdan Andrii Zelenkov,

Subject of Study: The article focuses on methods and tools for developing flexible distributed environmental monitoring systems for ambient air in urbanized areas and zones of high technogenic load. **Objective:** To enhance the reliability, timeliness, and spatial resolution of information regarding pollutant concentrations by developing architectural solutions based on modern Internet of Things (IoT) technologies, incorporating mobile measurement platforms and machine learning methods. **Tasks:** To analyze the limitations of existing stationary monitoring stations; to define the architecture of a hybrid monitoring system combining ground-based sensor networks and mobile segments based on Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) to expand coverage; to perform a comparative analysis of sensor technologies, energy-efficient communication protocols (LoRaWAN, NB-IoT), and data processing platforms; to investigate the effectiveness of applying artificial intelligence algorithms to improve the measurement quality of low-cost sensors. **Results:** The study investigates the shortcomings of traditional monitoring systems, particularly their high cost and low coverage density. A comprehensive approach to deploying IoT systems is proposed, involving the use of distributed sensor nodes for real-time data collection. Special attention is paid to the use of Unmanned Aerial Vehicles as carriers of measurement equipment, which enables the collection of data on the vertical distribution of pollutants and monitoring in hard-to-reach places or directly in the emission plumes of pollution sources. Key challenges in implementing such systems have been identified: the accuracy of low-cost sensors, the energy efficiency of autonomous devices, and data transmission reliability in complex conditions. **Scientific Novelty:** The scientific novelty lies in the systematization of architectural approaches to building heterogeneous IoT environmental monitoring systems, which, unlike existing solutions, dynamically combine stationary and mobile measurement tools. The effectiveness of applying machine learning methods for automatic sensor calibration and cross-sensitivity compensation has been proven. **Conclusions:** Implementing the proposed IoT solutions enables a significant increase in the density of monitoring points and reduces network deployment costs. The use of UAVs ensures monitoring flexibility, while the integration of artificial intelligence facilitates the necessary measurement accuracy for decision-making.

Keywords: Internet of Things; air pollution; air quality monitoring; low-cost sensors; unmanned aerial vehicle (UAV); machine learning; edge computing; data quality.

Богдан Сергій Анатолійович – асп. каф. інженерії програмного забезпечення, Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна.

Зеленков Андрій Вікторович – канд. техн. наук, доц., доц. каф. інженерії програмного забезпечення, Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна.

Serhii Bohdan – Ph.D. Student at the Department of Software Engineering, National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute", Kharkiv, Ukraine, e-mail: s.a.bohdan@khai.edu, ORCID: 0009-0002-8540-8824.

Andrii Zelenkov – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Software Engineering, National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Kharkiv, Ukraine, e-mail: a.zelenkov@khai.edu, ORCID: 0000-0002-2163-4497, Scopus Author ID: 58615826600.