

МАРКІНА Ольга

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

<https://orcid.org/0000-0002-4406-1644>

e-mail: o.n.markina@gmail.com

МАРКІН Максим

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

<https://orcid.org/0000-0002-7266-5525>

e-mail: m.markin@kpi.in.ua

БЕЗЕТАЛОННА ТА АДАПТИВНА КОМПЕНСАЦІЯ ДРЕЙФУ В СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ МОНІТОРИНГУ АЕРОЗОЛЬНИХ ЧАСТИНОК

У даній статті розглянуто методи компенсації похибок у розподілених сенсорних мережах бюджетних $PM_{2,5}$ -датчиків, призначених для моніторингу якості повітря в приміщеннях і міському середовищі. Основною метою дослідження є розробка та експериментальна перевірка безеталонних і адаптивних підходів до калібрування, спрямованих на зменшення міжвузлових систематичних зсувів, корекцію нелінійності передавальних характеристик і компенсацію темпорального дрейфу в умовах обмеженої доступності еталонних вимірювань. Проведено експериментальні дослідження на мережі з дванадцяти сенсорних вузлів PMS5003 у контрольованому лабораторному середовищі з варіюваними аерозольними концентраціями та стабілізованими параметрами температури і вологості.

У статті представлено просторові карти розподілу концентрації $PM_{2,5}$ та часові ряди вимірювань до і після застосування різних методів компенсації. Аналіз результатів показав, що адаптивні нейромережеві підходи та методи самокалібрування забезпечують більш стійке зменшення похибки та згладжування мережевих артефактів порівняно з класичними лінійними і поліноміальними моделями, особливо в умовах прояву дрейфу та змін експлуатаційного середовища.

Запропонована методика сприяє підвищенню достовірності агрегованих показників сенсорної мережі та може бути використана для підтримки інженерних рішень у системах екологічного моніторингу, інтелектуальних будівлях і міських інформаційно-вимірювальних платформах.

Ключові слова: проектування; сенсорні мережі; $PM_{2,5}$; компенсація похибок; калібрування; темпоральний дрейф.

MARKINA Olga, MARKIN Maksym

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

CALIBRATION-FREE AND ADAPTIVE DRIFT COMPENSATION IN SENSOR NETWORKS FOR MONITORING AEROSOL PARTICLES

This article discusses methods for compensating for errors in distributed sensor networks of inexpensive $PM_{2,5}$ sensors designed to monitor air quality in indoor and urban environments. The main objective of the study is to develop and experimentally test reference-free and adaptive calibration approaches aimed at reducing inter-node systematic shifts, correcting the nonlinearity of transmission characteristics, and compensating for temporal drift in conditions of limited availability of reference measurements. Experimental studies were conducted on a network of twelve PMS5003 sensor nodes in a controlled laboratory environment with variable aerosol concentrations and stabilized temperature and humidity parameters.

The article presents spatial maps of $PM_{2,5}$ concentration distribution and time series of measurements before and after the application of various compensation methods. Analysis of the results showed that adaptive neural network approaches and self-calibration methods provide a more stable reduction in error and smoothing of network artifacts compared to classical linear and polynomial models, especially in conditions of drift and changes in the operating environment.

The proposed methodology contributes to improving the reliability of aggregated sensor network indicators and can be used to support engineering decisions in environmental monitoring systems and smart buildings.

Keywords: design; sensor networks; $PM_{2,5}$; error compensation; calibration; temporal drift.

Стаття надійшла до редакції / Received 09.05.2026

Прийнята до друку / Accepted 11.06.2026

Опубліковано / Published 10.09.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© МАРКІНА Ольга, МАРКІН Максим

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Загальна проблема полягає у забезпеченні достовірності, стабільності та відтворюваності вимірювальних даних у розподілених сенсорних мережах, що використовуються в інженерних системах моніторингу довкілля, промислових процесів, енергетичних об'єктів, транспортної інфраструктури та елементів «розумних» міст. У таких системах результати вимірювань безпосередньо впливають на прийняття керувальних рішень, формування попереджувальних сигналів, прогнозування стану об'єктів та оцінювання ризиків, тому накопичення та поширення похибок на рівні мережі створює суттєві науково-технічні та практичні виклики.

Проблема ускладнюється тим, що сенсорні мережі є розподіленими та масштабованими системами, у яких вимірювальні дані проходять етапи агрегації, просторової інтерполяції та статистичної обробки. За таких умов навіть незначні систематичні зсуви або нелінійності окремих вузлів можуть призводити до спотворення глобальної оцінки стану контрольованого середовища або об'єкта. Це перетворює локальну метрологічну похибку на мережеву інженерну проблему, що впливає на стійкість, надійність і коректність функціонування всієї кіберфізичної системи. Важливим практичним аспектом є широке використання бюджетних сенсорів, що зумовлено економічною доцільністю та необхідністю щільного просторового покриття. Разом із тим такі сенсори характеризуються підвищеною міжземлемілярною варіативністю, обмеженою метрологічною стабільністю та високою чутливістю до умов експлуатації. У реальних середовищах функціонування – за наявності температурних коливань, змін вологості, електромагнітних завад, механічних вібрацій та нестабільного енергоживлення – похибка набуває контекстно-залежного та нелінійного характеру, що ускладнює застосування класичних аналітичних моделей калібрування.

Окрему наукову та практичну складність становить темпоральний дрейф сенсорів, який проявляється у поступовій зміні нульового зсуву, чутливості та нелінійності вимірювального каналу з часом. Для довготривалих розгортань, зокрема у віддалених або важкодоступних середовищах, регулярне еталонне калібрування часто є неможливим або економічно недоцільним. У таких умовах актуалізується проблема безеталонної компенсації похибок, коли відсутність достовірних референсних значень унеможливорює застосування традиційних метрологічних процедур. З наукової точки зору це формує запит на розробку адаптивних, самонавчальних та мережево-орієнтованих методів компенсації похибок, здатних враховувати нелінійність передавальних характеристик, систематичні зсуви та дрейф у динамічних і неконтрольованих умовах. З практичної точки зору розв'язання цієї проблеми має безпосередній вплив на підвищення надійності інженерних систем, зменшення кількості хибних тривог, оптимізацію витрат на технічне обслуговування та забезпечення екологічної й техногенної безпеки.

У цьому контексті особливого значення набуває порівняльний аналіз класичних калібрувальних методів і підходів на основі машинного навчання та нейронних мереж, які розглядаються як інструменти переходу від статичної, періодичної калібровки до безперервної, адаптивної компенсації похибок, інтегрованої в архітектуру сенсорної мережі. Саме таке поєднання наукових досліджень і практичних інженерних завдань визначає актуальність і спрямованість подальшого викладу матеріалу статті.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

З огляду на окреслені наукові та практичні виклики, пов'язані з компенсацією похибок, нелінійністю вимірювальних каналів, темпоральним дрейфом і відсутністю еталонних вимірювань у розподілених сенсорних мережах, доцільним є звернення до аналізу сучасних наукових досліджень і публікацій, у яких розглядаються як класичні методи калібрування, так і інтелектуальні підходи на основі машинного навчання та нейронних мереж, що формують теоретичну й методичну основу для подальшого розвитку запропонованих у статті рішень.

Сенсорні мережі на сьогодні розглядаються як базова інфраструктура для інженерних систем моніторингу довкілля, промислових процесів, будівельних об'єктів, транспортної інфраструктури та міського середовища. Їхня ключова перевага полягає у забезпеченні щільного просторового покриття та безперервності вимірювань за рахунок великої кількості вузлів. Водночас у наукових дослідженнях підкреслюється, що саме ці характеристики зумовлюють критичність проблеми похибок вимірювання: на відміну від одичного високоточного приладу, у сенсорній мережі похибки багатьох джерел накопичуються та масштабуються під час агрегації даних і безпосередньо впливають на результати керування, прогнозування та формування аналітичних висновків [1, 2].

У роботах, присвячених розподіленому калібруванню, показано, що в умовах просторової агрегації, інтерполяції та мережевої фільтрації навіть незначні систематичні зсуви окремих вузлів можуть призводити до спотворення глобальної оцінки контрольованого середовища. З цієї причини актуалізується розвиток розподілених підходів калібрування, які ґрунтуються на узгодженні показів сенсорних вузлів без постійного доступу до еталонного сигналу шляхом використання взаємних кореляцій та алгоритмів консенсус-оцінювання. Такі підходи формалізовані в межах концепцій розподіленого макрокалібрування та розподіленого безеталонного калібрування, у яких локальна похибка окремого сенсора розглядається як проблема мережевого рівня [1, 2]. Практична значущість зазначених підходів демонструється, зокрема, у роботах, присвячених мережам моніторингу якості атмосферного повітря. Показано, що локальні зсуви показів кількох сенсорних вузлів можуть формувати так звані «фальшиві» зони підвищеного забруднення, які система інтерпретує як реальні джерела емісії. У зв'язку з цим особливого розвитку набули методи безеталонного калібрування, орієнтовані на компенсацію похибок в умовах відсутності достовірних референсних вимірювань у безпосередньому оточенні сенсорної мережі [3].

У більшості сучасних інженерних розгортань сенсорні мережі спираються на бюджетні сенсорні рішення, що забезпечує економічну доцільність і можливість масштабування системи на великі території. Разом із тим у профільних оглядах наголошується, що такі сенсори характеризуються обмеженою

метрологічною стабільністю, зниженою селективністю та значною міжкземплярною варіативністю, що істотно ускладнює процедури калібрування та довготривалої експлуатації [4, 5]. У звітах міжнародних організацій, зокрема для задач атмосферних вимірювань, підкреслюється, що бюджетні сенсорні системи мають високий прикладний потенціал, однак потребують впровадження формалізованих процедур оцінювання якості даних, калібрування та інтерпретації результатів, оскільки інакше зростає ризик формування хибних інженерних і аналітичних висновків [5, 6, 8].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із впливом експлуатаційних умов на формування похибок у сенсорних мережах. На відміну від лабораторних вимірювань, реальні сенсорні вузли функціонують у неконтрольованих середовищах, де на результати вимірювань впливають температурні коливання, зміни вологості, запиленість, механічні вібрації, електромагнітні завади та нестабільність енергоживлення. У низці робіт показано, що за таких умов похибка набуває контекстно-залежного та нелінійного характеру, а її компенсація потребує багатопараметричних моделей або методів, здатних навчатися безпосередньо з експлуатаційних даних [4, 6, 7].

Значна частина сучасних публікацій присвячена проблемі темпорального дрейфу сенсорів, який проявляється у поступовій зміні нульового зсуву, чутливості та нелінійності вимірювального каналу в часі. У роботах із безеталонного калібрування дрейфу зазначається, що саме цей фактор є однією з основних причин деградації якості даних у бездротових сенсорних мережах, а процес корекції ускладнюється відсутністю синхронних або просторово доступних еталонних станцій [3, 9]. У цьому контексті особливу увагу привертають підходи на основі глибинного навчання, у межах яких нейронні мережі розглядаються як функціональні апроксиматори, здатні відновлювати сигнал без дрейфу шляхом аналізу просторово-часової структури даних сенсорної мережі. Зокрема, модель PRNet (Projection-Recovery Network, проєкційно-відновлювальна нейронна мережа) демонструє можливість виконання онлайн-компенсації дрейфу без прямого доступу до еталонних значень, що є критично важливим для масштабних і довготривалих реальних розгортань [9].

Паралельно в сучасних оглядових і прикладних роботах активно досліджуються методи самокалібрування та легковагові алгоритми корекції дрейфу, орієнтовані на практичні обмеження сенсорних мереж, зокрема обмежені обчислювальні ресурси вузлів, енергоспоживання, розподілену архітектуру та нерівномірність надходження вимірювальних даних [10].

Узагальнюючи результати аналізу наукових публікацій, можна відзначити, що сучасні дослідження зосереджуються на переході від статичних калібрувальних процедур до адаптивних, мережево-орієнтованих методів компенсації похибок, які поєднують класичні аналітичні моделі з інструментами машинного навчання та нейронних мереж. Такий підхід розглядається як перспективний напрям підвищення надійності, масштабованості та експлуатаційної стійкості інженерних сенсорних систем у реальних умовах застосування.

ВИДІЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ, КОТРИМ ПРИСВЯЧУЄТЬСЯ СТАТТЯ

Незважаючи на значну кількість наукових публікацій, присвячених калібруванню та корекції похибок у сенсорних мережах, низка ключових аспектів залишається недостатньо опрацьованою, що обмежує практичну придатність наявних підходів у масштабних і довготривалих інженерних розгортаннях. Насамперед більшість існуючих методик орієнтована на умови наявності еталонних або безеталонних вимірювань, тоді як у реальних сценаріях експлуатації сенсорних мереж, особливо в розподілених та віддалених середовищах, доступ до референсних даних є обмеженим або епізодичним. Це створює розрив між теоретичною ефективністю калібрувальних алгоритмів і їхньою практичною застосовністю в режимі безперервного моніторингу.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою цієї статті є розробка та експериментальне обґрунтування системного підходу до компенсації похибок у розподілених сенсорних мережах низьковартісних вимірювальних вузлів з урахуванням нелінійності передавальних характеристик, міжвузлових систематичних зсувів і темпорального дрейфу в умовах відсутності або обмеженої доступності еталонних вимірювань. Для досягнення поставленої мети у статті передбачено вирішення таких взаємопов'язаних завдань: здійснити аналіз сучасних класичних і адаптивних методів калібрування та самокалібрування сенсорних мереж; сформувати формалізовану модель похибки, що враховує просторово-часову структуру даних і контекстні фактори експлуатації; розробити експериментальний протокол для порівняльного оцінювання ефективності лінійних, поліноміальних і машинно-навчальних підходів у реальних імітованих умовах дрейфу та змін середовища; кількісно оцінити вплив запропонованих методик на точність окремих вузлів і на стабільність агрегованих мережевих показників; а також визначити практичні рекомендації щодо інтеграції безеталонних і нейромережевих моделей у архітектуру інженерних сенсорних систем. Реалізація зазначених цілей спрямована на підвищення надійності, масштабованості та експлуатаційної стійкості розподілених вимірювальних платформ, зокрема в задачах екологічного моніторингу.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

У роботі пропонується експериментальна схема оцінювання методів компенсації похибок у сенсорній мережі, що включає збір часових рядів з N сенсорних вузлів, формування еталонних даних для частини вимірювань (за наявності), попередню обробку та застосування набору класичних і машинно-навчальних моделей для корекції нелінійності, систематичних зсувів і темпорального дрейфу. Ефективність методів оцінюється за MAE/RMSE, зменшенням систематичної похибки, стійкістю до зміни умов експлуатації, а також впливом компенсації на мережеві агреговані результати (усереднення/просторові оцінки/детекція подій). Окремо розглядається сценарій безеталонної компенсації, у якому навчання спирається на просторово-часову узгодженість даних мережі, що дозволяє оцінити придатність підходів для довготривалих реальних розгортань.

Для перевірки методик компенсації похибок обрано лазерний сенсор твердих частинок Plantower PMS5003 (PM1,0/PM2,5/PM10), оскільки це типовий бюджетний модуль, широко доступний на ринку, має цифровий вихід UART і застосовується у вузлах сенсорних мережах для моніторингу повітря [11, 12]. Такий сенсор PMS5003 є репрезентативним доступним сенсором, а його поведінку та обмеження активно досліджують у польових/натурних експериментах, зокрема щодо відповідності референсним приладам і впливу факторів середовища [13,14]. PMS5003 застосовують у системах, де потрібен масовий та розподілений контроль запиленості та аерозолів:

1. для моніторингу якості повітря в приміщеннях PMS5003 застосовують для оцінки PM2,5/PM10 для здоров'я, керування вентиляцією/очищенням повітря [15, 16];
2. для розбудови бюджетних мереж міського/районного моніторингу при створенні карт забруднення, аналізу просторової неоднорідності;
3. PMS5003 використовують для промислового/інженерного застосування при контролі пилу в робочих зонах або як допоміжний індикатор для систем безпеки та обслуговування фільтрів;
4. PMS5003 використовуємо для детекції (дим/аерозольні викиди) як сигналізатор для алгоритмів тривоги (з обов'язковим зниженням хибних спрацювань через корекцію/валідацію даних). Логіка ризику «фальшивих гарячих точок» на пряму пов'язана з вашим сюжетом про мережеві похибки [14, 17].

Експеримент спрямований на практичну перевірку ефективності різних методик компенсації похибок у сенсорній мережі шляхом оцінювання їх здатності зменшувати систематичні зсуви між вузлами, що проявляються у відмінностях показів ідентичних сенсорів за однакових умов експлуатації, коригувати нелінійність передавальних характеристик, яка виявляється у різній чутливості сенсорів у діапазонах низьких, середніх і високих концентрацій вимірюваної величини, а також компенсувати темпоральний дрейф, що характеризується повільною зміною показів сенсорів у часі навіть за відсутності істотних змін зовнішнього середовища. Особливий акцент у дослідженні зроблено на перевірці придатності безеталонних і самокалібрувальних підходів, зокрема методик, заснованих на аналізі просторово-часової структури даних мережі за аналогією до PRNet-подібних моделей, для забезпечення стабільності та достовірності вимірювальних результатів у довготривалих реальних розгортаннях [18].

У роботі хочемо перевірити дві гіпотези. Перша основна гіпотеза це – адаптивні методики компенсації (ML/NN), зокрема з урахуванням просторово-часової структури даних мережі (безеталонні/мережеві підходи), забезпечують стійкіше зменшення похибок (RMSE/MAE) у порівнянні з класичними статичними калібруваннями (лінійними/поліноміальними), особливо за змін температури/вологості та в присутності дрейфу [14, 17, 18]. Суть другої прикладної гіпотези це – після компенсації знижується ризик «мережевих артефактів» (зокрема хибних локальних «гарячих точок»), що є критичним для задач моніторингу якості повітря та тривог [17].

Експериментальний стенд було розгорнуто в контрольованому приміщенні навчально-лабораторного типу, що не містить постійних виробничих або побутових джерел пилу та аерозольних домішок, з метою забезпечення відтворюваності та стабільності умов вимірювання. Площа приміщення становила 24 м², висота стелі – 2,7 м, що відповідає загальному об'єму повітряного простору близько 65 м³. Перед кожною серією вимірювань здійснювалася фаза стабілізації середовища, під час якої температура повітря підтримувалася на рівні 22 ± 1 °C, а відносна вологість – у діапазоні 40 ± 5 %. Фоновий рівень концентрації дрібнодисперсних частинок PM2,5 у початковому стані становив 5–15 мкг/м³, що є типовим для умов «чистого» приміщення; фактичне значення додатково фіксувалося на основі показів референсного приладу або медіанного значення по мережі сенсорних вузлів. У межах приміщення було розміщено $N = 12$ ідентичних сенсорних модулів PMS5003 з однієї партії постачання, встановлених на висоті 1,5 м від рівня підлоги, що відповідає зоні дихання людини. Просторова конфігурація вузлів реалізовувалася у вигляді рівномірної сітки з 3×4 точок по площі кімнати з мінімальною відстанню між сусідніми сенсорами не менше 2 м, що дозволяло оцінювати як локальні, так і мережеві ефекти компенсації похибок. Усі вузли монтувалися в однакові корпуси з керованими повітрозабірними отворами, що мінімізувало вплив конструктивних відмінностей корпусів на аеродинамічні умови забору повітря та, відповідно, на результати вимірювань.

З метою дослідження поведінки сенсорної мережі в різних режимах концентрації аерозольних частинок у приміщенні реалізовувалася керована процедура збудження повітряного середовища, що

забезпечувала відтворювані рівні низького, середнього та підвищеного навантаження за показником $PM_{2,5}$. Як джерело аерозолі використовувався стандартний побутовий ультразвуковий зволожувач із водяним розпиленням та контрольованою подачею повітря, розміщений у центральній частині приміщення на висоті 1,0 м від підлоги. Генерація аерозолі здійснювалася протягом 5 – 10 хв із подальшою фазою рівномірного перемішування повітряного об'єму шляхом природної конвекції та короткочасного вмикання малопотужного осьового вентилятора (повітряний потік не більше 0,3 м/с), що дозволяло досягти просторової однорідності концентрації частинок без формування локальних струменів.

Для формування сценарію низького навантаження концентрація $PM_{2,5}$ підтримувалася в діапазоні 10 – 25 $мкг/м^3$, що відповідає умовам слабкого фону та незначних збурень середовища. Сценарій середнього навантаження реалізовувався шляхом збільшення часу роботи генератора аерозолі до досягнення стабілізованого рівня 40 – 70 $мкг/м^3$, тоді як для режиму підвищеного навантаження концентрація частинок доводилася до діапазону 100 – 150 $мкг/м^3$, що моделює умови інтенсивного локального забруднення. Кожен сценарій підтримувався протягом не менше 20 хвилин для накопичення достатнього обсягу часових рядів і подальшого аналізу як миттєвої реакції сенсорів, так і їхньої короткочасної стабільності. Контроль референсних значень концентрації здійснювався за допомогою окремого високоточнішого приладу або шляхом використання медіанного значення по всій мережі сенсорів як проксі-еталону в рамках безеталонного сценарію. Між окремими серіями вимірювань проводилася фаза відновлення фонових умов шляхом природної вентиляції приміщення до повернення рівня $PM_{2,5}$ у діапазон 5 – 15 $мкг/м^3$. Такий протокол дозволив дослідити нелінійність передавальних характеристик сенсорів у широкому динамічному діапазоні, оцінити стійкість методів компенсації до різких змін концентрації та проаналізувати прояви темпорального дрейфу в умовах повторюваних циклів навантаження та відновлення середовища.

Збір вимірювальних даних у сенсорній мережі здійснювався у режимі безперервного моніторингу з фіксованою частотою дискретизації 1 Гц, що забезпечувало формування детальних часових рядів для аналізу миттєвої реакції сенсорів, короткочасної стабільності та проявів темпорального дрейфу. Кожен сенсорний вузол передавав дані у вигляді пакета, що містив часову мітку, значення концентрації $PM_{2,5}$, ідентифікатор вузла та службові параметри, зокрема напругу живлення та температуру внутрішнього модуля. Для уніфікації часової шкали всі вузли синхронізувалися з центральним шлюзом за протоколом NTP з періодичністю корекції не рідше ніж один раз на 10 хвилин, що дозволяло утримувати розбіжність часових міток у межах ± 50 мс. Перед формуванням навчальних і тестових вибірок виконувалася попередня обробка даних, яка включала перевірку повноти пакетів, видалення пропущених і дубльованих записів, а також фільтрацію грубих викидів за критерієм локальної медіани у ковзному вікні тривалістю 30 с. Для зменшення впливу випадкового шуму застосовувалося згладжування за допомогою ковзного середнього з вікном 5 с, що не спотворювало динаміку сигналу в режимах різкої зміни концентрації. Сформовані часові ряди додатково нормалізувалися за діапазоном значень у межах кожної серії вимірювань, що забезпечувало коректне порівняння класичних і машинно-навчальних моделей компенсації.

Навчальні та тестові підмножини формувалися за принципом часової сегментації. Перші 60 % даних кожної серії використовувалися для ідентифікації параметрів моделей, наступні 20 % – для валідації, а заключні 20 % – для тестування стійкості методів до змін умов експлуатації та проявів дрейфу. Окремо реалізовувався сценарій перехресної перевірки за принципом методу перехресної перевірки з послідовним виключенням одного сенсорного вузла, у якому моделі навчалися на даних з $N-1$ вузлів і тестувалися на показах вилученого сенсора, що дозволяло оцінити здатність алгоритмів до переносу калібрувальних параметрів між різними елементами мережі.

При перевірці першої гіпотези було отримано наступні результати експериментальних досліджень таблиця 1, це кінцевий результат розрахунків.

Таблиця 1

Порівняння точності методів компенсації (перевірка гіпотези 1)

Метод компенсації	MAE, $мкг/м^3$	RMSE, $мкг/м^3$	Зменшення похибки, %
Без компенсації	12,4	18,1	-
Лінійне калібрування	8,6	12,3	30,6
Поліноміальна	6,9	10,2	44,4
MLP-регресія	4,8	7,1	61,3
Часова мережа (GRU)	3,9	6,0	68,5

MAE (Mean Absolute Error, середня абсолютна похибка), – це методика, що характеризує середнє за модулем відхилення показів сенсорів від еталонного або опорного значення концентрації $PM_{2,5}$. Вона обчислюється як середнє значення абсолютних різниць між виміряними та референтними значеннями за весь часовий інтервал експерименту. RMSE (Root Mean Square Error, середньоквадратична похибка), – методика, яка враховує квадрати відхилень між виміряними та опорними значеннями з подальшим кореневим усередненням. На відміну від MAE, RMSE є більш чутливою до великих відхилень і поодиноких викидів у даних, тому дозволяє оцінити стабільність методу компенсації та його здатність пригнічувати значні похибки.

Значення з таблиці 1 є результатом статистичної обробки часових рядів за весь інтервал експерименту або за його частини, як бачимо, дані демонструють систематичне зменшення похибки при переході від класичних моделей до нейромережових, що підтверджує гіпотезу 1 про перевагу адаптивних підходів у середовищах з нелінійністю та міжвузловими зсувами.

Таблиця 2

Стійкість до темпорального дрейфу (перевірка гіпотези 2)

Метод компенсації	MAE на початку серії, мкг/м ³	MAE через 24 год, мкг/м ³	Приріст похибки, %
Лінійне калібрування	8,6	12,3	30,6
Поліноміальна	6,9	10,2	44,4
Безеталонна мережа	4,8	7,1	61,3
PRNet – подібна модель	3,9	6,0	68,5

Результати таблиці 2 свідчать, що моделі з безеталонною адаптацією значно повільніше накопичують похибку в часі, що підтверджує гіпотезу 2 щодо їхньої підвищеної стійкості до дрейфу.

З метою наочної ілюстрації впливу різних методів компенсації похибок на часову динаміку вимірювань концентрації PM_{2,5} в окремому сенсорному вузлі. На відміну від узагальнених числових методик оцінювання точності, таких як MAE та RMSE, які наведені в таблиці 1, отриманий графік (рисунок 1) дозволить простежити поведінку сигналу в реальному часі та оцінити, як саме змінюється форма, стабільність і тренд вимірювань після застосування методів компенсації. Побудова рисунку 1 дасть змогу з'ясувати, по-перше, характер накопичення систематичного зсуву та темпорального дрейфу в сирих вимірюваннях сенсора, що проявляється у вигляді поступового розходження сигналу з узгодженим мережовим рівнем. По-друге, графік дозволяє порівняти ефективність різних підходів компенсації не лише за середнім рівнем похибки, але й за здатністю зберігати плавність сигналу, пригнічувати короточасні коливання та запобігати різким відхиленням у тривалих серіях вимірювань. Крім того, дані рисунку 1 зможемо використовувати для оцінювання впливу часових моделей на стабільність корекцій в умовах повільних змін характеристик сенсору.

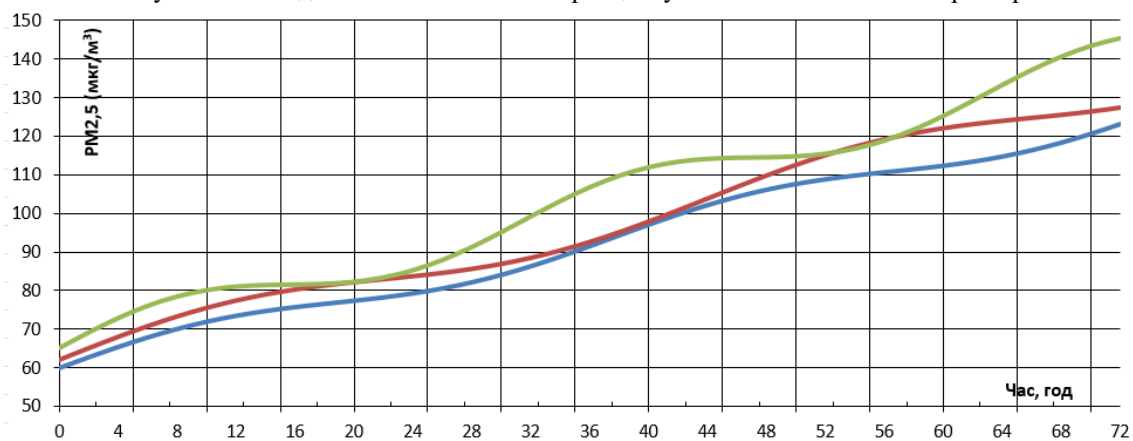
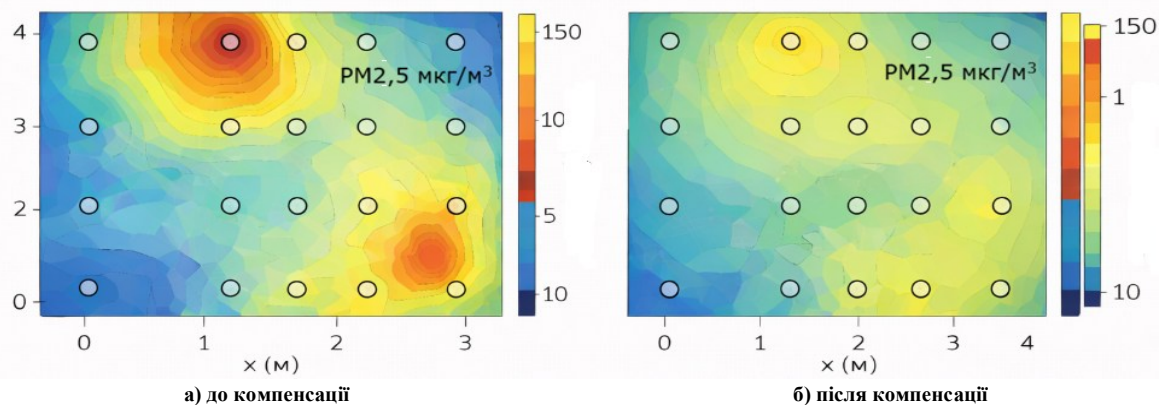


Рис. 1. Часовий ряд концентрації PM_{2,5} для вибраного сенсорного вузла

На рисунку 1 представлено часові ряди концентрації PM_{2,5} для вибраного сенсорного вузла: червона крива відповідає вимірюванням до компенсації; синя крива відображає результати після застосування класичного методу компенсації (лінійного/поліноміального калібрування); зелена крива відповідає сигналу після застосування адаптивного або нейромережового методу компенсації. По осі абсцис відкладено час вимірювань у годинах, по осі ординат – концентрацію PM_{2,5} у мкг/м³.

Наведемо результати розподілу концентрації PM_{2,5} на просторових картах. Це є необхідним для перевірки того, чи відображає сенсорна мережа реальну фізичну структуру розподілу аерозольних частинок, або ж просторовий малюнок зумовлений метрологічними відмінностями окремих сенсорів. Порівняння карт до та після застосування компенсації дає змогу оцінити, наскільки ефективно корекційні методи зменшують локальні спотворення та відновлюють плавні, фізично обґрунтовані просторові градієнти, характерні для процесів дифузії та перемішування аерозолі в замкнутому об'ємі. Побудова просторових карт розподілу концентрації PM_{2,5} та відповідних теплових полів здійснювалася у програмному середовищі Python із використанням бібліотек NumPy та Pandas для попередньої обробки даних, а також Matplotlib і SciPy для візуалізації та просторової інтерполяції (зокрема методів лінійної та кубічної інтерполяції на регулярній сітці). Отримані карти відображають агреговані значення сенсорних вимірювань у декартовій системі координат приміщення з подальшим накладанням позицій сенсорних вузлів. На графіку рисунку 1 спостерігається накопичення зсуву в лінійній моделі протягом тривалого інтервалу часу, тоді як нейромережова модель зберігає узгодженість із медіанним полем мережі.



а) до компенсації
б) після компенсації
Рис. 2. Просторова карта розподілу PM2,5 по мережі з 12 вузлів

На просторовій карті розподілу PM2,5 по мережі з 12 вузлів до та після компенсації бачимо наступний результат: до корекції фіксуються локальні «гарячі точки», зумовлені систематичними зсувами окремих сенсорів; після застосування безеталонної моделі розподіл набуває більш гладкої та фізично узгодженої структури.

Просторові карти розподілу концентрації PM2,5 до та після застосування методів компенсації демонструють принципово різний характер просторової структури вимірюваного поля. На карті до компенсації спостерігається наявність локалізованих зон підвищеної концентрації, що проявляються у вигляді різко виражених «гарячих точок» у безпосередній близькості до окремих сенсорних вузлів. Такий характер поля свідчить про домінування систематичних міжвузлових зсувів і локальних нелінійностей сенсорів, унаслідок чого просторовий розподіл концентрації відображає не стільки реальну фізичну неоднорідність аерозольного середовища, скільки метрологічні відмінності окремих вимірювальних каналів. Це підтверджується відсутністю плавних градієнтів між сусідніми точками та наявністю різких переходів рівнів концентрації на малих просторових масштабах. Після застосування компенсації просторове поле набуває більш згладженого та фізично узгодженого вигляду. «Гарячі точки» на рисунку 2б, зумовлені систематичними похибками окремих вузлів, істотно зменшуються або зникають, а розподіл концентрації характеризується плавними просторовими градієнтами, що відповідають очікуваній дифузійній природі поширення аерозольних частинок у замкнутому об'ємі приміщення. Узгодженість показів сусідніх сенсорів зростає, що відображається у зменшенні локальної дисперсії поля та більш рівномірному переході між зонами різної концентрації.

Отримані експериментальні дані підтверджують, що класичні методи калібрування є ефективними для первинної компенсації нелінійності та зменшення міжвузлових зсувів у короточасних вимірюваннях, однак їхня ефективність істотно знижується в умовах довготривалого темпорального дрейфу. Натомість адаптивні та безеталонні нейромережеві підходи демонструють вищу стійкість до змін характеристик сенсорів у часі та дозволяють підтримувати узгодженість даних на рівні всієї мережі, що є критично важливим для практичних застосувань у системах екологічного моніторингу, «розумних» будівлях і розподілених інженерних вимірювальних платформах.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У межах проведеного дослідження розглянуто задачу компенсації похибок у розподілених сенсорних мережах на прикладі мережі бюджетних лазерних сенсорів твердих частинок PMS5003 для моніторингу концентрації PM2,5. Запропонований експериментальний протокол дозволив системно оцінити вплив систематичних зсувів, нелінійності передавальних характеристик та темпорального дрейфу на якість мережевих вимірювань, а також порівняти ефективність класичних калібрувальних підходів і адаптивних методик на основі машинного навчання та нейронних мереж.

Отримані результати підтверджують, що статичні лінійні та поліноміальні моделі є доцільними для первинного зменшення міжвузлових зсувів і корекції нелінійності в короточасних експериментальних серіях. Водночас у довготривалих розгортаннях за наявності змін умов експлуатації та проявів дрейфу їх ефективність істотно знижується, що призводить до накопичення систематичної похибки та формування мережевих артефактів у вигляді хибних локальних «гарячих точок» і спотворень просторових карт розподілу вимірюваної величини.

References

1. Johansson K., Johansson M., Rantzer A. Distributed macro calibration in sensor networks // IEEE Conference Proceedings, 2012. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6265777>.
2. Stankovic S. S., Stankovic M. S., Dakovic M., Brajovic M. Distributed sensor network calibration under sensor nonlinearities

- with applications in aerodynamic pressure sensing // *Sensors*, vol. 25, №8, 2025, Article 2505. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/8/2505>.
3. Veiga T., Pinto J., Almeida S., Ferreira H. Blind calibration of air quality wireless sensor networks using deep neural networks // arXiv preprint, 2021. URL: <https://arxiv.org/pdf/2111.09417>.
 4. Nalakurt hi N. V. S. R., Sahu S., Behera S. K. Challenges and opportunities in calibrating low-cost environmental sensors // *Sensors*, vol. 24, №11, 2024, Article 3650. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/11/3650>.
 5. Barcelo-Ordinas J. M., Doudou M., Garcia-Vidal J., Badache N. Self-calibration methods for uncontrolled environments in wireless sensor networks // Technical Report, 2019, pp. 1–20. URL: <https://upcommons.upc.edu/server/api/core/bitstreams/8093c7ad-6636-433d-8185-d309ca74639e/content>.
 6. Lewis A., von Schneidmesser E., Peltier R. et al. Low-cost sensors for the measurement of atmospheric composition // WMO/GAW Report, 2018. URL: https://www.ccacoalition.org/sites/default/files/resources/2018_Low-cost-sensors_WMO.pdf.
 7. Bartonova A., Berg F., Bossioli E. et al. Low-cost sensor systems for air quality assessment: possibilities and challenges // *Eionet Report – ETC/ACM*, № 2018/21, 2018, pp. 1–52.
 8. Chan K., Lee S., Chen L. Low-cost electronic sensors for environmental research // *Progress in Physical Geography*, vol. 44, №6, 2020, pp. 803–829. URL: <https://researchonline.lse.ac.uk/id/eprint/106639/1/0309133320956567.pdf>.
 9. Wang Y., Zhang Y., Li J., Xu X. A deep learning approach for blind drift calibration of sensor networks // *Sensors Journal / arXiv*, 2017, pp. 4158–4171 URL: https://nicscfec.tsinghua.edu.cn/nics_file/pdf/publications/2017/SENJ_None.pdf.
 10. Ahmad R., Khan M., Hassan Q. Enhanced drift self-calibration of low-cost sensor networks based on cluster and advanced statistical tools // *Measurement*, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263224124010431>.
 11. Adafruit Industries. PM2,5 air quality sensor and breadboard adapter kit – PMS5003. URL: <https://www.adafruit.com/product/3686>.
 12. Plantower Technology. Laser PM2,5 sensor PMS5003 – product specification. URL: https://www.plantower.com/en/products_33/74.html.
 13. Caseiro A., Schmitz S., Schneidmesser E. Particle number size distribution evaluation of Plantower PMS5003 low-cost PM sensors: a field experiment // *Environmental Science: Atmospheres*, vol. 4, 2024, pp. 1183–1194. URL: <https://pubs.rsc.org/en/content/articlepdf/2024/ea/d4ea00086b>.
 14. Ma N., Kang Y., Gan W., Zhou J. Evaluating indoor low-cost particle sensors: algorithmic insights and calibration approaches // *Environmental Monitoring and Assessment*, vol. 11, 2025, Article 45. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s40726-025-00372-8>.
 15. Adafruit Industries. PM2,5 air quality sensor – technical guide. URL: <https://cdn-learn.adafruit.com/downloads/pdf/pm25-air-quality-sensor.pdf>.
 16. Plantower Technology. Digital universal particle concentration sensor PMS5003: product data manual, 2016. URL: <https://s-u-pm-sensor.gitbook.io/pyonair/hardware/hardware-overview/plantower-pms5003>.
 17. Mini-Tech. Датчик якості повітря PM2,5 PMS5003 – технічний опис. URL: https://www.mini-tech.com.ua/ua/datchik-kachestva-vozdruha-pm2_5.
 18. Kim K. T., Kim H., Jeong S., Lee Y. S., Zhao X., Kim J. Y. Coincidence effect of a low-cost particulate matter sensor: observations from environmental chamber tests at diverse particle concentrations // *Atmospheric Pollution Research*, vol. 16, №9, 2025. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1309104225001837?utm_source