

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-84-12>

УДК 004.896:006.91

ЧЕРВОТОКА Олег

Державний науково-дослідний інститут випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки

<https://orcid.org/0000-0002-1083-4178>

e-mail: [ron1978@ukr.net](mailto:ron1978@ukr.net)

ТАРАСЕНКО Ярослав

Державний науково-дослідний інститут випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки

<https://orcid.org/0000-0002-5902-8628>

e-mail: [yaroslav.tarasenko93@gmail.com](mailto:yaroslav.tarasenko93@gmail.com)

## МЕТОД ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ВИМІРЮВАННЯ В СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ ЛАБОРАТОРНИХ ВИПРОБУВАНЬ

У роботі представлено розроблений метод інтелектуального вимірювання у сенсорних мережах під час лабораторних випробувань. Метод надає можливість підвищити точність та стабільність інтелектуальних вимірювань в умовах метрологічного шуму та аномалій, які виникають під час інтелектуальних вимірювань при лабораторних випробуваннях. Запропоновано дворівневу модель виконання інтелектуальних вимірювань з попередньою обробкою даних за рахунок граничних обчислень та подальшій фінальній оцінці вхідних параметрів перед формуванням остаточного результату вимірювань. Зниження впливу шуму та аномалій на локальні та глобальні вагові коефіцієнти забезпечується використанням бутстреп-агрегації, вдосконаленої за рахунок прогнозування вибірок. Запропоновано нейромережеву модель, яка реалізує принципи інтелектуальних вимірювань. Проведений імітаційний експеримент продемонстрував підвищення точності інтелектуальних вимірювань у розробленого методу на 9,98% у порівнянні із середнім значенням точності аналогічних підходів. Надійність методу в умовах виникнення шуму та аномалій в сенсорній мережі була підвищена на 35,9%. Бутстреп-агрегація дозволила забезпечити відтворюваність результатів вимірювань, що є важливою умовою при лабораторних випробуваннях. Обмеженням методу визначено необхідність стабілізації точності прогнозування на значенні, вищому за вимірювальну точність сенсорів. Досягнення стабілізації пропонується за рахунок адаптивної вагової регресії та узгодження прогнозів. Розроблений метод можливо застосовувати для самокерованих лабораторій та у класичних науково-дослідних лабораторіях, автоматизація яких є пріоритетною задачею. Важливим напрямком подальших досліджень є обробка та інтерпретація параметрів, отриманих під час інтелектуального вимірювання з метою адаптивного управління процесами вимірювання.

Ключові слова: сенсорна мережа, інтелектуальні вимірювання, лабораторні випробування, автоматизовані лабораторії, точність вимірювань, відтворюваність результатів, бутстреп-агрегація.

CHERVOTOKA Oleh, TARASENKO Yaroslav

State Research Institute for Testing and Certification of Armaments and Military Equipment

## AN INTELLIGENT MEASUREMENT METHOD FOR SENSOR NETWORKS IN LABORATORY TESTING

The paper presents a developed method of intelligent measurement in sensor networks during laboratory tests. The method provides an opportunity to improve the accuracy and stability of intelligent measurements in conditions of metrological noise and anomalies that arise during intelligent measurements in laboratory tests. A two-level model for performing intelligent measurements is proposed, with preliminary data processing using edge computing and subsequent final evaluation of input parameters before forming the final measurement result. The reduction of the influence of noise and anomalies on local and global weight coefficients is ensured by the use of bootstrap aggregation, improved by sample prediction. A neural network model that implements the principles of intelligent measurements is proposed. A simulation experiment demonstrated an increase in the accuracy of intelligent measurements in the developed method by 9.98% compared to the average accuracy of similar approaches. The reliability of the method in conditions of noise and anomalies in the sensor network was increased by 35.9%. Bootstrap aggregation ensured the reproducibility of measurement results, which is an important condition for laboratory testing. The limitation of the method is the need to stabilize the prediction accuracy at a value higher than the measurement accuracy of the sensors. Stabilization is proposed to be achieved through adaptive weighted regression and forecast coordination. The developed method can be applied to self-driven laboratories and classical research laboratories, the automation of which is a priority task. An important direction for further research is the processing and interpretation of parameters obtained during intelligent measurement for the purpose of adaptive control of measurement processes.

Keywords: sensor network, intelligent measurements, laboratory tests, automated laboratories, measurement accuracy, reproducibility of results, bootstrap aggregation.

Стаття надійшла до редакції / Received 24.09.2025

Прийнята до друку / Accepted 29.10.2025

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

Сучасні вимоги до якості продукції, важливість зростання темпів розвитку виробництва та нарощування економічного потенціалу з метою збереження конкурентоздатності країни, вимагає проведення лабораторних досліджень виробів та матеріалів у контрольованих умовах. Технологічна складність та обсяги

об'єктів лабораторних випробувань зумовлюють потребу вдосконалення методів та засобів виконання досліджень у наукових лабораторіях. Автоматизація лабораторій є напрямком, який характеризується високим потенціалом та широкими перспективами розвитку. Потенціал та перспективи використання автоматизації в лабораторіях визначається у звіті національної лабораторії Оук-Ридж (США) [1]. Наголошується на зростаючій потребі розвитку підходів проведення наукових досліджень шляхом застосування інтелектуальних автономних лабораторій. Підвищення швидкості досліджень як заявлено в [2] досягається за рахунок самокерованих лабораторій (Self-Driving Laboratories – SDL). Процеси самоуправління досліджень в таких лабораторіях розглядаються через призму використання робототехнічних систем. Важливо зазначити, що такий підхід може бути реалізовано лише з використанням широкого спектру проміжних процесів. Як зазначається у звіті [1], автономна лабораторія виступає комплексною екосистемою, до якої належать сенсорні мережі, інтелектуальні системи, засоби обробки та управління даними тощо.

Актуальним напрямком досліджень в таких умовах є розробка технології забезпечення процесів у SDL та їх взаємна інтеграція.

У роботі [3] наголошується на важливості об'єднання лабораторної автоматизації та прийняття рішень на основі даних для SDL. Виникає потреба інтелектуалізації процесів на усіх етапах функціонування SDL, враховуючи, що будь-які дані підлягають вимірюванню та оцінюванню. Основна проблема полягає у необхідності розробки технологій отримання та обробки цих даних у вигляді, необхідному для повноцінного функціонування SDL з урахуванням шляхів отримання вхідних даних, якими є сенсорні мережі, використані для задач проведення лабораторних випробувань.

Формується потреба здійснення вимірювальних процесів при застосуванні інтелектуальних сенсорних мереж в автоматизованих науково-дослідних лабораторіях під час проведення лабораторних випробувань. Важливим аспектом при цьому є врахування характерних саме для лабораторних випробувань ознак, як похибка вимірювань, точність та відтворюваність результатів, що можуть формувати окремі виклики під час інтелектуалізації вимірювань.

### АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Методи та засоби інтелектуалізації інформаційно-вимірювальних систем на сьогоднішній день стрімко розвиваються в напрямку застосування у комплексі із технологіями Інтернету речей (IoT) та сенсорними системами. Підтвердження цього можна знайти у широкому спектрі вітчизняних та закордонних робіт, які присвячені вирішенню викликів, які виникають у процесі інтелектуальних вимірювань. Робота [4] присвячена вирішенню задач інтелектуального вимірювання у мультисенсорних системах. У роботі окреслюється важливість зниження шуму, ампутації відсутніх даних, виявленні викидів даних та нівелюванні впливу інших аномалій, які виникають в процесі інтелектуальних вимірювань. Розглядаються інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи промислового призначення, що звужує коло потенційних можливостей використання напрацювань в задачах лабораторних випробувань.

У роботі [5] проведено огляд методів та засобів, які можливо застосовувати в автоматизованих додатках для метрологічних практик. Наголошується на важливості забезпечення точності та робастності результатів інтелектуального вимірювання. Робота також націлена на розгляд промислових процесів.

Робота [6] присвячена напрямкам метрології у сенсорних мережах. У роботі сформуовано висновок про важливість забезпечення надійності вимірювань у розподілених сенсорах.

Інтелектуальні вимірювання пов'язані з граничними обчисленнями, які виступають першим етапом локального визначення вагових коефіцієнтів перед етапом остаточного вимірювання показників системою. У роботі [7] наголошується на важливості інтегрованих вимірювань та кореляції локальних та глобальних вагових коефіцієнтів. У роботі [3] визначається вплив автоматизації на проблеми відтворюваності результатів інтелектуального вимірювання. У роботі [8] розглядається проблема точності та відтворюваності результатів інтелектуальних вимірювань в IoT-орієнтованих сенсорних системах. Зазначається необхідність розробки робастних процедур забезпечення якості інтелектуальних вимірювань для нівелювання впливу аномалій, метрологічного шуму та ненадійних сенсорів. Запропонована авторами розробка також стосується виробничих процесів.

Спостерігається недостатня кількість праць присвячених процесам інтелектуальних вимірювань при застосуванні сенсорних мереж у лабораторних випробуваннях.

Сучасні дослідження вказують, що врахування особливостей лабораторних випробувань при застосуванні інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем та методів інтелектуального вимірювання за умови подолання викликів, які виникають в таких системах потребують окремого розгляду.

### ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою статті є підвищення точності та надійності інтелектуальних вимірювань у сенсорних мережах лабораторних випробувань шляхом зниження впливу метрологічного шуму та аномалій на локальні та глобальні ваги вимірювальних коефіцієнтів.

Для досягнення мети в статті необхідно вирішити наступні задачі:

- 1) сформувати загальну модель впливу метрологічного шуму та аномалій на результати інтелектуальних вимірювань;
- 2) розробити формалізований механізм зниження впливу метрологічного шуму та аномалій на локальні вагові коефіцієнти;
- 3) розробити формалізований механізм зниження впливу метрологічного шуму та аномалій на глобальні вагові коефіцієнти;
- 4) дослідити поведінку розробленого методу інтелектуального вимірювання за рахунок проведення імітаційного експерименту.

### ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

У роботі акцентується увага саме на інтелектуальному вимірюванні, тому важливо зазначити, що існує необхідність визначення вагових коефіцієнтів для вимірюваних показників. Пропонується дворівнева модель виконання вимірювань. На першому рівні проводиться попередня обробка даних за рахунок граничних обчислень безпосередньо сенсорами. На цьому рівні визначаються локальні вагові коефіцієнти. На другому рівні визначаються глобальні вагові коефіцієнти з урахуванням локальних, що формують загальний результат вимірювань.

У загальному вигляді метод передбачає виконання 5 етапів: визначення локальних ваг; зниження впливу метрологічного шуму та аномалій на локальні ваги; визначення глобальних ваг; зниження впливу метрологічного шуму та аномалій на глобальні ваги; формування фінального скоригованого результату інтелектуальних вимірювань.

З метою формування основи для функціонування усіх етапів методу, а саме для зниження впливу, необхідно визначити механізм впливу метрологічного шуму та аномалій на загальний результат інтелектуальних вимірювань. У роботі [9] застосовується модель для аналізу невизначеності у сенсорних мережах. Основні принципи цієї моделі було використано з метою визначення ступеню впливу шуму та аномалій на результат і подальшого коригування вимірювань для зниження впливу цих факторів на формування вагових коефіцієнтів. При побудові моделі впливу використовувались наступні принципи, описані в роботі [9]: представлення похибки через комбінацію систематичних, стохастичних і спорадичних складових, а також моделі опису аномалій. Побудовану модель впливу представлено формулою:

$$Y_{i,t} = S_t + \Delta_i^{sys} + \Delta_i^{drift} + \varepsilon_{i,t}^{met} + A_{i,t}^{anom}, \quad (1)$$

де  $Y_{i,t}$  – результат вимірювання сенсора  $i$  в момент  $t$ ;  $S_t$  – істинне значення вимірювальної величини;  $\Delta_i^{sys}$  – систематична похибка сенсора;  $\Delta_i^{drift}$  – повільна зміна параметрів або дрейф;  $\varepsilon_{i,t}^{met}$  – метрологічний шум;  $A_{i,t}^{anom}$  – аномальна похибка.

Сумарний вплив похибок на результат інтелектуального вимірювання представляється у вигляді відхилення від істинного значення. Загальний вплив виступає комбінацією систематичних, стохастичних та аномальних похибок та описується формулою:

$$\Delta Y_{i,t} = Y_{i,t} - S_t = \Delta_i^{sys} + \Delta_i^{drift} + \varepsilon_{i,t}^{met} + A_{i,t}^{anom}. \quad (2)$$

Інтелектуальна складова вимірювань передбачає наявність механізмів інтерпретації результатів. Такі механізми забезпечуються наявністю вагових коефіцієнтів. У такому разі вплив похибок визначається через похідну:

$$f'(Y_{i,t}) = \frac{\partial S_t}{\partial Y_{i,t}} \cdot \Delta Y_{i,t}. \quad (3)$$

Через похідну обчислюється частковий внесок кожного сенсора у загальну похибку. Визначення внеску необхідно для формування вагових коефіцієнтів при роботі методу.

Важливо також урахувати особливості процедур лабораторних випробувань, зокрема вплив зовнішніх кліматичних чи механічних факторів при випробуваннях на появу аномалій, які можуть вплинути на результати вимірювань.

Модель впливу факторів похибок в умовах лабораторних випробувань описується формулою:

$$Y_{i,t}^r = S_t + \Delta_i^{cal} + \Delta_i^{drift} + \varepsilon_{i,t}^{inst} + \varepsilon_{i,t}^{env} + \varepsilon_{i,t}^{rep,r} + A_{i,t}^{anom}, \quad (4)$$

де  $Y_{i,t}^r$  – результат вимірювання сенсора  $i$  в момент  $t$  в повторенні  $r$ ;  $S_t$  – істинне значення вимірювальної величини;  $\Delta_i^{cal}$  – калібрувальний зсув для сенсора  $i$ ;  $\varepsilon_{i,t}^{inst}$  – інструментальний шум, характерний приладу;  $\varepsilon_{i,t}^{env}$  – інструментальний шум від зовнішніх кліматичних чи механічних факторів;  $\varepsilon_{i,t}^{rep,r}$  – внутрішньолабораторна повторюваність;  $A_{i,t}^{anom}$  – аномалія.

Вплив на фінальний результат інтелектуального вимірювання з урахуванням особливостей лабораторних випробувань та вагових коефіцієнтів представлений наступною формулою:

$$Y_{lab} = \sum_{i=1}^N \omega_i (x_i + n_i + a_i + \varepsilon_{env} + \varepsilon_{cal}), \quad (5)$$

де  $N$  – кількість сенсорних вузлів у сенсорній мережі;  $x_i$  – істинне значення вимірюваної величини;  $\omega_i$  – вага  $i$ -го сенсора в процесі формування результату вимірювань;  $n_i$  – метрологічний шум  $i$ -го сенсора;  $a_i$  – аномальна складова процесу вимірювань;  $\varepsilon_{env}$  – вплив зовнішніх кліматичних чи механічних факторів;  $\varepsilon_{cal}$  – похибка калібрування.

Візуальне представлення впливу шуму та аномалій на інтелектуальну інформаційно-вимірювальну систему відображено на рисунку 1.

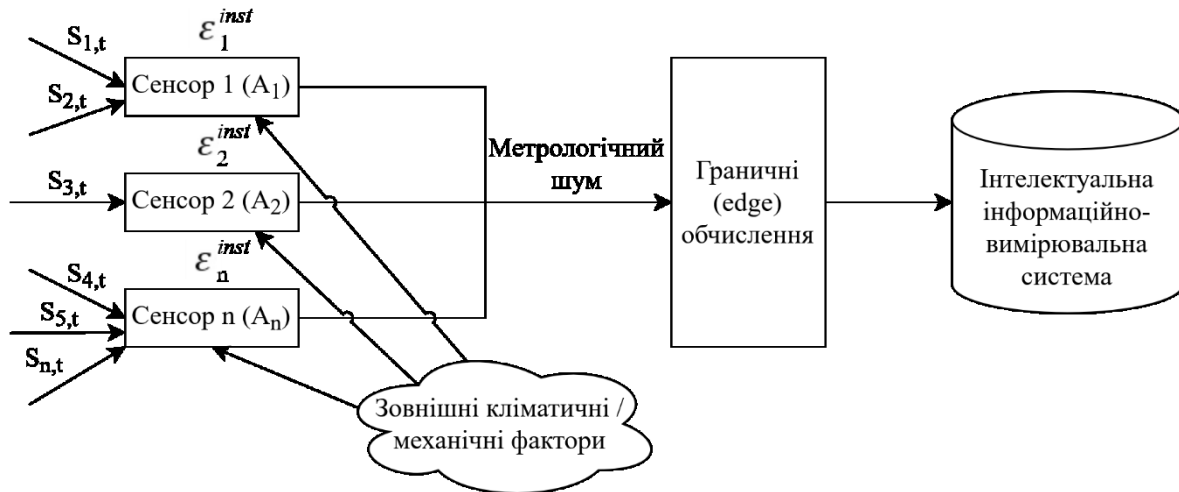


Рис. 1 Структурно-логічна схема впливу метрологічного шуму та аномалій на результати вимірювань

Перший етап методу інтелектуального вимірювання присвячений формуванню локальних вагових коефіцієнтів на рівні граничної обробки сенсорами. Враховуючи механізм формування вагових коефіцієнтів, описаний в роботі [10] з урахуванням впливу шумів чи аномалій, сформовано формулу визначення локальних вагових коефіцієнтів:

$$\omega_{i,t}^{loc} = \frac{\frac{f_i + \tilde{f}_i}{MSE_{i,t}}}{\sum_{j=1}^N \frac{f_j + \tilde{f}_j}{MSE_{j,t}}}, \quad (6)$$

де  $MSE_{i,t}$  – середньоквадратична помилка локальної оцінки сенсора  $i$  в момент  $t$ ;  $f_i$  – фактор довіри до сенсора  $i$ ;  $\tilde{f}_i$  – важливість даних сенсора  $i$  для поточного лабораторного випробування.

У формулі (6) вага визначається за принципом, де зменшення помилки сенсора при збільшенні його важливості для поточних випробувань впливає на збільшення значення вагового коефіцієнту. Локальні вагові коефіцієнти дозволяють зменшити вплив сенсорів з високою похибкою для підвищення точності результатів вимірювань.

Зниження впливу метрологічного шуму та аномалій на локальні ваги на другому етапі пропонується виконувати за рахунок використання бутстреп-агрегації, вдосконаленої за рахунок прогнозування вибірок. Локальні вагові коефіцієнти, скориговані за рахунок бутстреп-агрегації визначаються:

$$\tilde{\omega}_{i,t}^{loc} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \omega_{i,t}^{loc}(X_{i,t+\tau}^{*(b)}), \quad (7)$$

де  $B$  – кількість бутстреп-вибірок;  $\omega_{i,t}^{loc}(\cdot)$  – локальні вагові коефіцієнти, які визначаються за формулою (6) та обчислені на конкретному наборі даних під час лабораторних випробувань;  $X_{i,t+\tau}^{*(b)}$  – бутстреп-вибірка локальних спостережень з урахуванням очікуваного стану сенсора із прогнозуванням на горизонті  $\tau$ .

Бутстреп-агрегація надає можливість сформувати множини можливих сценаріїв. Удосконалення, завдяки прогнозуванню вибірок надає можливість врахувати короткостроковий тренд (дрейф) сенсора, що зменшує вплив випадкових аномалій. Усереднення по усіх вибірках дозволяє забезпечити стабільність вагових коефіцієнтів та коригувати їх.

Характерною особливістю є створення  $B$  бутстреп вибірок, на кожній з яких обчислюються локальні вагові коефіцієнти. Усереднення по всіх вибірках забезпечує стійкість вагових коефіцієнтів та зменшує вплив метрологічного шуму чи аномалій. Прогнозування короткострокових змін дозволяє враховувати дрейф.

Визначення загальної оцінки вхідних параметрів відбувається на основі глобальних ваг з урахуванням скоригованих локальних ваг та взаємозв'язків між сенсорами. Обчислення глобальних ваг ґрунтується на процедурі обчислення оптимальних вагових матриць описаній в роботі [11] для врахування похибок і взаємозв'язків між сенсорами. Глобальні вагові коефіцієнти обчислюються за формулою:

$$\omega_{i,t}^{glob} = \frac{\frac{\tilde{\omega}_{i,t}^{loc}}{\sigma_{i,t}^2}}{\sum_{j=1}^N \frac{\tilde{\omega}_{j,t}^{loc}}{\sigma_{j,t}^2}}, \quad (8)$$

де  $\sigma_{i,t}^2$  – дисперсія скоригованого після граничної обробки сигналу від сенсора.

У результаті обчислення глобальних вагових коефіцієнтів, сенсорам з меншою дисперсією присвоюється вище вагове значення. Використання локальних вагових коефіцієнтів дозволяє врахувати стабілізовані локальні значення вагових коефіцієнтів та вагові значення сенсорів для проведення поточних випробувань. Дисперсія обчислюється на основі калібрування сенсорів та значень помилок при бутстреп-агрегації. Урахування значень локальних вагових коефіцієнтів та важливості сенсорів при обчисленні глобальних вагових коефіцієнтів дозволяє забезпечити кореляцію сигналів від різних сенсорів.

Зменшення впливу метрологічного шуму та аномалій на глобальні вагові коефіцієнти досягається за рахунок бутстреп-агрегації з прогнозуванням вибірок за аналогією із локальними ваговими коефіцієнтами.

Глобальні вагові коефіцієнти, скориговані за рахунок бутстрепової агрегації за принципом [10] з використанням глобальних вагових матриці, яка враховує похибки [11] визначаються за формулою:

$$\tilde{\omega}_{i,t}^{glob} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \omega_{i,t}^{glob} (X_{1:N,t+\tau}^{*(b)}), \quad (9)$$

де  $X_{1:N,t+\tau}^{*(b)}$  – бутстреп-вибірка усіх вимірювань сенсорів із прогнозуванням на горизонті  $\tau$ .

Завдяки запропонованим обчисленням досягається врахування залишкових помилок після стабілізації локальних вагових коефіцієнтів на етапі граничних обчислень та забезпечення кореляції вимірювань від різних сенсорів. Завдяки прогнозуванню забезпечується врахування очікуваного стану сенсорів у найближчі значення  $t$  для урахування короткострокових тенденцій.

Скоригований результат інтелектуальних вимірювань з урахуванням локальних та глобальних вагових коефіцієнтів описується формулою:

$$\hat{Y}_{lab,t} = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_{i,t}^{glob} X_{i,t}^{pred}, \quad (10)$$

де  $X_{i,t}^{pred}$  – прогнозоване значення вимірювання сенсора  $i$ .

Загальна формула нейромережевої моделі для реалізації принципу інтелектуальних вимірювань формується з використанням підходу моделювання інтелектуальних вимірювань. За основу було взято підхід визначення інтегрального результату вимірювання, описаний в роботі [12]. Нейромережева модель описується формулою:

$$\hat{Y}_t = f(\sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_{i,t}^{glob} X_{i,t}^{pred} + b). \quad (11)$$

Структурно-логічна схема методу представлена на рисунку 2.

У ході дослідження було сформовано обмеження для методу, а саме для точності прогнозування  $X_{i,t}^{pred}$ . Точність прогнозу завжди повинна бути вищою за точність вимірювання сенсора. В іншому випадку розроблений метод може знизити точність вимірювань. У даному методі стабілізацію точності прогнозування на значенні вищому за точність вимірювань забезпечує дворівневий підхід. По перше, адаптивна вагова регресія, сформована на основі локальних та глобальних вагових коефіцієнтів. Для сенсорних каналів формуються динамічні вагові коефіцієнти, значення яких залежить від стабільності, визначеної на основі регресії. Завдяки цьому досягається можливість формування довірчих каналів. По друге, інтелектуальне узгодження прогнозів на основі бутстреп вибірок. Бутстреп-вибірки метрологічно узгоджуються з урахуванням похибки вимірювання сенсора. Якщо точність прогнозу менша, ваговий коефіцієнт зменшується, а результат повинен бути скоригований до метрологічної достовірності.

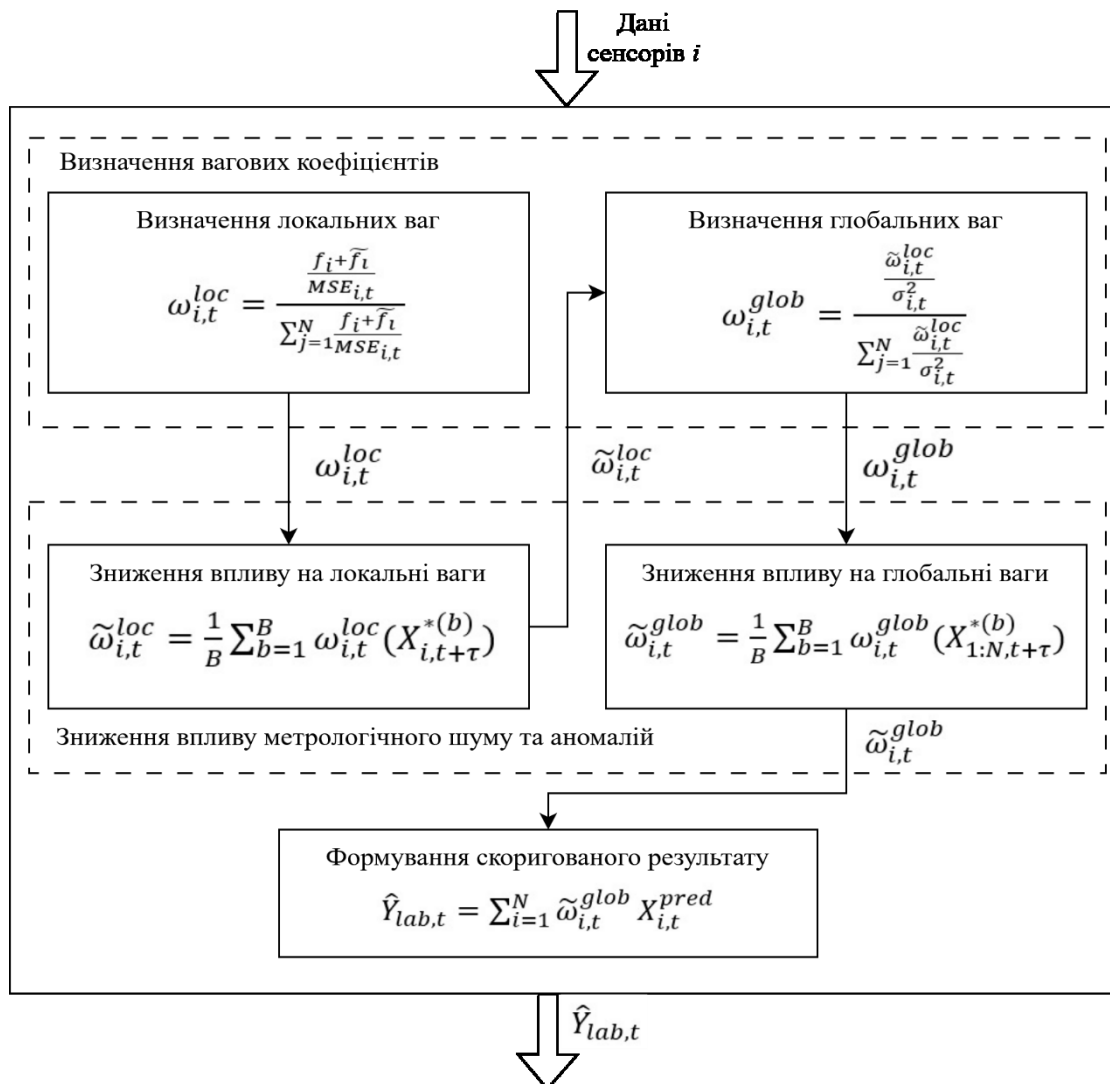


Рис. 2 Структурно-логічна схема методу інтелектуального вимірювання в сенсорних мережах лабораторних випробувань

Для визначення точності було виконано імітаційний експеримент функціонування запропонованого методу в порівнянні з аналогічними підходами. Для порівняння було обрано звичайну бутстреп агрегацію з метою доведення підвищення точності в результаті вдосконалення, а також методи, які демонструють високу точність та ефективність під час інтелектуального вимірювання та описані в роботах [13-15].

Експеримент виконано в середовищі Python 3.10 з використанням бібліотек TensorFlow 2.15 та NumPy. Моделювалась робота трьох сенсорів у мережі. Кожен із сенсорів виконував 300 вимірювань. Було змодельовано шум із дисперсією 10% та 5% аномалій, які виникають випадковим чином. Усі методи оцінювались на однакових наборах вхідних даних. Для бутстреп-агрегації було використано 100 реплікацій.

Визначалась середня абсолютна похибка роботи методу (MAE) та відтворюваність точності (STD MAE), що відображає стабільність в умовах шуму та аномалій. Дані щодо точності методів, отримані в результаті симуляції наведено в таблиці 1.

Таблиця 1.

Порівняльна таблиця результатів імітаційного експерименту щодо точності інтелектуальних вимірювань для розробленого метода та аналогів

| № з/п | Короткий опис методу                                                 | Джерело | MAE   | STD MAE |
|-------|----------------------------------------------------------------------|---------|-------|---------|
| 1     | Розроблений метод                                                    | —       | 0,286 | 0,022   |
| 2     | Використання бутстреп-агрегації без можливості прогнозування вибірок | —       | 0,312 | 0,041   |
| 3     | Басівське злиття даних з урахуванням невизначеності                  | [13]    | 0,302 | 0,027   |
| 4     | Вибір оптимальних сенсорів за допомогою підкріплення                 | [14]    | 0,318 | 0,031   |
| 5     | Глибинне виявлення та усунення аномальних вузлів                     | [15]    | 0,333 | 0,045   |

Розроблений метод продемонстрував найвищу точність серед усіх розглянутих методів. Удосконалення бутстреп-агрегації дозволило підвищити точність на 8,3% порівняно із класичною бутстреп-агрегацією. У порівнянні із середнім значенням точності розглянутих аналогів було досягнуто підвищення точності на 9,98%. Надійність методу, або стабільність його роботи в умовах імовірних похибок та аномалій в задачах лабораторних випробувань підвищена на 35,9% порівняно із середнім значенням стабільності аналогів. Надійність у порівнянні з класичною бутстреп-агрегацією підвищена на 46,34%. Такі значення отримані в умовах, коли точність прогнозування була вище точності вимірювання сенсором.

### ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У роботі вирішено актуальну наукову задачу підвищення точності та надійності інтелектуальних вимірювань, які здійснюються за допомогою сенсорних мереж в процесі проведення лабораторних випробувань.

Було розроблено метод інтелектуального вимірювання в сенсорних мережах лабораторних випробувань на основі формалізованого механізму зниження впливу метрологічного шуму та аномалій на локальні та глобальні ваги вимірювальних коефіцієнтів шляхом використання вдосконаленої за рахунок прогнозування вибірок бутстрепої агрегації, що дозволило забезпечити точність та відтворюваність результатів інтелектуальних вимірювань.

Досягнуто підвищення точності інтелектуальних вимірювань на 9,98% у порівнянні з середнім значенням для аналогічних методів. Надійність інтелектуальних вимірювань, а саме стабільність в умовах імовірного метрологічного шуму та аномалій підвищено на 35,9% у порівнянні з надійністю аналогічних методів. Використання бутстреп-агрегації дозволило забезпечити відтворюваність результатів вимірювань, що важливо для лабораторних випробувань.

Стабілізація точності прогнозування на вищому за вимірювальну точність значенні досягається за рахунок адаптивної вагової регресії, сформованої на основі локальних і глобальних вагових коефіцієнтів та за рахунок інтелектуального узгодження прогнозів на основі бутстреп-вибірок.

Практичне значення отриманих у роботі результатів полягає у можливості застосування розробленого методу в роботі самокерованих лабораторій та під час лабораторних випробувань у класичних науково-дослідних лабораторіях з метою інтелектуального вимірювання характеристик об'єкту випробувань.

Подальших досліджень потребують процеси підвищення точності прогнозу та адаптивного управління сенсорною мережею в процесі вимірювань під час лабораторних випробувань. Важливим напрямком є обробка інформації, яка отримана в процесі інтелектуальних вимірювань.

### Література

1. Ferreira da Silva, R. et al. (2024). *Shaping the future of self-driving autonomous laboratories workshop*. Office of Scientific and Technical Information (OSTI). <https://doi.org/10.2172/2481197>
2. Szymanski, N. J. et al. (2023). An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials. *Nature*, 624, 86-91. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06734-w>
3. Tom, G. et al. (2024). Self-driving laboratories for chemistry and materials science. *Chemical Reviews*, 124, 16, 9633-9732. <https://doi.org/10.1021/acs.chemrev.4c00055>
4. Дячок, Р.В. (2023). *Методи та засоби інтелектуалізації інформаційно-вимірювальних систем з мультисенсорною конфігурацією* [дис. д-ра філософії, Національний університет "Львівська політехніка"]. Інституційний репозиторій Національного університету "Львівська політехніка". <https://lpnu.ua/rada-phd/51>
5. Vedurmudi, A.P. et al. (2025). Automation in sensor network metrology: an overview of methods and their implementations. *Measurement: Sensors*, 38, 101799. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2024.101799>
6. Tabandeh, S. et al. (2025). Sensor network metrology: current state and future directions. *Measurement: Sensors*, 38, 101798. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2024.101798>
7. Baek, Y. et al. (2025). Edge intelligence through in-sensor and near-sensor computing for the artificial intelligence of things. *npj Unconventional Computing*, 2(1). <https://doi.org/10.1038/s44335-025-00040-6>
8. Guo, X. Chong, J. & Li, Y. (2024). Adaptive deep fusion neural network based soft sensor for industrial process. *Journal of Chemometrics*, 38(2), e3529. <https://doi.org/10.1002/cem.3529>
9. Harris, P. et al. (2025). Measurement uncertainty evaluation for sensor network metrology. *Metrology*, 5 (1), 3. <https://doi.org/10.3390/metrology5010003>
10. Zou, T. et al. (2017). A real-time smooth weighted data fusion algorithm for greenhouse sensing based on wireless sensor networks. *Sensors*, 17 (11), 2555. <https://doi.org/10.3390/s17112555>
11. Insausti, X. et al. (2017). In-network computation the optimal weighting matrix for distributed consensus on wireless sensor networks. *Sensors*, 17 (8), 1702. <https://doi.org/10.3390/s17081702>
12. Cheng, Z.-Y. et al. (2023). Deep learning-based intelligent measurement methods and system for CMM. *Measurement*, 221, 113474. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113474>

13. Kendal, A. & Gal, Y. (2017). What uncertainties do we need in Bayesian deep learning for computer vision? *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.04977>
14. Liu, S. et al. (2023). A federated learning and deep reinforcement learning-based method with two types of agents for computation offload. *Sensors*, 23(4), 2243. <https://doi.org/10.3390/s23042243>
15. Wang, Z. et al. (2025). An anomaly node detection method for wireless sensor networks based on deep metric learning with fusion of spatial–temporal features. *Sensors*, 25(10), 3033. <https://doi.org/10.3390/s25103033>

### References

1. Ferreira da Silva, R. et al. (2024). *Shaping the future of self-driving autonomous laboratories workshop*. Office of Scientific and Technical Information (OSTI). <https://doi.org/10.2172/2481197>
2. Szymanski, N. J. et al. (2023). An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials. *Nature*, 624, 86-91. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06734-w>
3. Tom, G. et al. (2024). Self-driving laboratories for chemistry and materials science. *Chemical Reviews*, 124, 16, 9633-9732. <https://doi.org/10.1021/acs.chemrev.4c00055>
4. Dyachok, R.V. (2023). *Methods and means of intellectualization of information and measurement systems with a multi-sensor configuration* [dissertation for degree of Doctor of Philosophy, Lviv Polytechnic National University]. Lviv Polytechnic National University Institutional Repository. <https://lpnu.ua/rada-phd/51>
5. Vedurmudi, A.P. et al. (2025). Automation in sensor network metrology: an overview of methods and their implementations. *Measurement: Sensors*, 38, 101799. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2024.101799>
6. Tabandeh, S. et al. (2025). Sensor network metrology: current state and future directions. *Measurement: Sensors*, 38, 101798. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2024.101798>
7. Baek, Y. et al. (2025). Edge intelligence through in-sensor and near-sensor computing for the artificial intelligence of things. *npj Unconventional Computing*, 2(1). <https://doi.org/10.1038/s44335-025-00040-6>
8. Guo, X. Chong, J. & Li, Y. (2024). Adaptive deep fusion neural network based soft sensor for industrial process. *Journal of Chemometrics*, 38(2), e3529. <https://doi.org/10.1002/cem.3529>
9. Harris, P. et al. (2025). Measurement uncertainty evaluation for sensor network metrology. *Metrology*, 5 (1), 3. <https://doi.org/10.3390/metrology5010003>
10. Zou, T. et al. (2017). A real-time smooth weighted data fusion algorithm for greenhouse sensing based on wireless sensor networks. *Sensors*, 17 (11), 2555. <https://doi.org/10.3390/s17112555>
11. Insausti, X. et al. (2017). In-network computation the optimal weighting matrix for distributed consensus on wireless sensor networks. *Sensors*, 17 (8), 1702. <https://doi.org/10.3390/s17081702>
12. Cheng, Z.-Y. et al. (2023). Deep learning-based intelligent measurement methods and system for CMM. *Measurement*, 221, 113474. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113474>
13. Kendal, A. & Gal, Y. (2017). What uncertainties do we need in Bayesian deep learning for computer vision? *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.04977>
14. Liu, S. et al. (2023). A federated learning and deep reinforcement learning-based method with two types of agents for computation offload. *Sensors*, 23(4), 2243. <https://doi.org/10.3390/s23042243>
15. Wang, Z. et al. (2025). An anomaly node detection method for wireless sensor networks based on deep metric learning with fusion of spatial–temporal features. *Sensors*, 25(10), 3033. <https://doi.org/10.3390/s25103033>