

2. ISM [International Safety Management] Code 2018 (5th ed.). London: International Maritime Organization.
3. Ramirez, Ellen, and Alyssa Gray. (2018). *How the Ghosts of Shipwrecks Past Continue to Haunt U.S. Waters*. URL: <https://blog.response.restoration.noaa.gov/how-ghosts-shipwrecks-past-continue-haunt-us-waters>.
4. ISO 9712:2021(E). *Non-destructive Testing—Qualification and Certification of NDT Personnel*. Geneva: CP 401.
5. ABS Guide for Ship Security 2003. Houston, TX: American Bureau of Shipping.
6. Varbanets, R., Minchev, D., Kucherenko, Y., Zalozh, V., Kyrylash, O., and Tarasenko, T. (2024). Methods of Real-time Parametric Diagnostics for Marine Diesel Engine. *Polish Maritime Research*, 31 (3), 71–84. <https://doi.org/10.2478/pomr-2024-0037>.
7. Qi, Zh., Yu. Qi, and Gu. Hu. (2020). A Practical Approach to Detect Faults of Marine Diesel Engine. *Journal of Computer and Communications*, 8 (8), 12–21. <https://doi.org/10.4236/jcc.2020.88002>.
8. Wu, Ti., Ho. Song, Ho. Gao, Zo. Wu, and Fe. Han. (2024). Adaptive Dynamic Thresholding Method for Fault Detection in Diesel Engine Lubrication Systems. *Machines*, 12 (12), 895. <https://doi.org/10.3390/machines12120895>.
9. Youssef, A., Noura, H., Amrani, A. EL, Adel, E. EL, and Ouladsine, M. (2024). A Survey on Data-driven Fault Diagnostic Techniques for Marine Diesel Engines. *IFAC-PapersOnLine*, 58 (4), 55–60. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2024.07.193>.
10. Boriak, K., and Ihnatenko, O. (2024). An Express Method of Forecasting the Development of Degradation Processes in Ship's Mechanisms Using Current Information through On-board Instruments. *Proceedings of Odessa Polytechnic University*, 2 (70), 131–142. <https://doi.org/10.15276/opu.2.70.2024.15>.
11. Boriak, K., and Ihnatenko, O. (2025). Determination of Critical Values of Parameters for Practical Application of Express Method of Diagnosing the Technical State of Shipboard Diesel Engines. *Energy Engineering and Control Systems*, 11 (2), 135–150. <https://doi.org/10.23939/jeecs2025.02.135>.
12. Engines ReCon QSB5.9 for Marine. Cummins Inc. URL: <https://www.cummins.com/engines/products/recon-qsb59>.

Надійшла до редакції 19.11.2025

УДК 004.8:621.396:004.942

О. В. Червотока¹, В. П. Квасніков², д.т.н.

¹Державний науково-дослідний інститут випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки, м. Черкаси

²ДНП Державний університет «Київський авіаційний інститут», м. Київ

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА СИСТЕМА НА ОСНОВІ АДАПТИВНО РЕКОНФІГУРОВАНОЇ СЕНСОРНОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ЛАБОРАТОРНИХ ВИПРОБУВАНЬ

Стаття присвячена забезпеченню метрологічної довіри до інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем з можливістю адаптивної реконфігурації у задачах лабораторних випробувань. У роботі удосконалено модель когнітивної реконфігурації сенсорних мереж при врахуванні усіх чотирьох етапів замкнутого циклу інтелектуальних вимірювань OODA. Наведено гібридно структурно-логічну графічну модель інформаційно-вимірювальної системи. Підвищення точності та простежуваності результатів досягнуто шляхом поєднання принципів дворівневого інтелектуального зважування при вимірюваннях та когнітивного управління процесами. За результатами імітаційного експерименту підвищено показники точності на 38 % та простежуваності на 36 % у порівнянні з середніми показниками трьох розглянутих аналогічних моделей реконфігурації.

Ключові слова: інформаційно-вимірювальна система, сенсорна мережа, інтелектуальні вимірювання, лабораторні випробування, замкнутий цикл OODA, когнітивна реконфігурація.

O. V. Chervotoka, V. P. Kvasnikov, DSc

INTELLIGENT INFORMATION AND MEASUREMENT SYSTEM BASED ON AN ADAPTIVE RECONFIGURABLE SENSOR NETWORK FOR LABORATORY TESTING

The article addresses the urgent problem of ensuring metrological trust in intelligent information-measurement systems based on sensor networks with adaptive reconfiguration capabilities applied in laboratory testing tasks. The paper improves a cognitive reconfiguration model of sensor networks that incorporates all four stages of the closed-loop OODA cycle of intelligent measurements. Hybrid structural and logical graphical model of the proposed distributed intelligent information-measurement system with adaptive reconfiguration is presented in detail, demonstrating the links between components, the role of the cognitive control module, and intelligent measurements at each stage of the OODA loop, as well as the distribution of system elements. An increase in accuracy and traceability of the results is achieved through the use of two-level intelligent weighting of measured parameters enabled by cognitive decision-making control. A simulation experiment was conducted to obtain preliminary data on accuracy and traceability. The results of preliminary validation demonstrate a 38 % improvement in accuracy and a 36 % improvement in traceability compared to the average values of three selected state-of-the-art reconfiguration models. The work has practical value for laboratory testing. The proposed information-measurement system and cognitive reconfiguration model are applicable to intelligent distributed information-measurement systems in research laboratories. A promising direction for future research is the development of multi-level cognitive adaptation models for implementing the principles of Total Laboratory Automation in research laboratories and the organization of hybrid intelligent information-measurement systems with both static and reconfigurable components. Such development may further enhance measurement quality, system robustness, and real-time decision-making in complex testing environments.

Keywords: information-measuring system, sensor network, intelligent measurement, laboratory testing, closed-loop OODA, cognitive reconfiguration.

DOI 10.32684/2412-5288-2025-2-27-95-101

Постановка проблеми в загальному виді
Стрімкий розвиток промисловості до індустрії 4.0 сприяє еволюції вимірювальних систем. Вимірювання аналогових величин змінюється на фіксацію необхідної для автоматизованого та автоматичного прийняття рішень в інтелектуальних системах Інтернету речей (IoT). Ускладнення процедур вимірювання, різноманіття сучасних дослідних зразків, параметри яких необхідно визначити зумовлює ускладнення вимірювальних систем в напрямку розширення кількості датчиків, обсягів та складності інформації для обробки. Такий стан речей не дозволяє ефективно використовувати централізовану обробку даних людиною. Актуальним на сьогоднішній день напрямком є інтелектуалізація інформаційно-вимірювальних систем (ІВС). Для сучасних виробничих та архітектурних рішень необхідним є використання тих переваг, які надають подібні вимірювальні системи як точність вимірювань та швидкість реакції ІВС на зміну параметрів за умови автоматичного прийняття управлінських рішень.

Інтелектуальна складова ІВС на сьогодні реалізується через обробку вимірних показників на рівні сенсора (in-sensor) чи навколо сенсора (near-sensor) [1]. В аналітичному звіті організації EDGE AI Foundation [2] виділяється ще одне

представлення інтелектуальних ІВС – штучний інтелект для граничних обчислень у вимірюваннях (edge-AI). Наводиться прогноз зростання ринку в цьому напрямку з 25,65 мільярди доларів у 2025 році до 143,06 мільярди доларів у 2034 році.

Аналіз сучасних тенденцій розвитку інтелектуальних ІВС показує перехід від збору вимірних показників до адаптивних дій над ними з характеристикою автономності. Такий замкнений цикл відображено у звіті [2], який представляє собою 4 етапи: збір даних, діагностика, прийняття рішення, виконання дій. Подібний цикл характеризує саморегульовані інтелектуальні ІВС з можливістю автономної реконфігурації. Формується потреба розробки подібних саморегульованих ІВС, які враховують усі етапи замкнутого циклу під час проведення інтелектуальних вимірювань та управління процесами вимірювань.

Аналіз останніх досягнень і публікацій

Процеси інтелектуальних вимірювань на сьогоднішній день виконуються за рахунок використання сенсорних мереж. Сенсорна мережа в такому процесі виступає в ролі ІВС. У роботі [3] детально представлено мультисенсорну (мережеву) конфігурацію як ІВС. У сучасних наукових працях розглядаються сенсорні мережі як різно-

вид розподілених ІВС [4]. Є сучасні наукові праці, присвячені проблемам використання штучного інтелекту в процесі застосування сенсорних мереж в якості розподілених ІВС [5]. У цій роботі пояснюється механізм використання архітектури сенсорних мереж для вимірювань та розглядаються особливості перетворення сенсорів на обчислювальні вузли в процесі вимірювань.

Для реалізації процесів замкнутого циклу вимірювань, недостатньо використання лише згаданих розподілених ІВС із статичними властивостями. Для таких процесів широко використовуються саморегульовані розподілені ІВС. Основні алгоритмічні стратегії адаптивної реконфігурації для сенсорних мереж які включають розподілені тригери, кластеризацію, адаптивну маршрутизацію чи перерозподіл задач розглядаються в роботі [6]. Практична реалізація гібридної реконфігурації, яка враховує системний підхід описано в роботі [7]. Описана реалізація підходить для використання у замкнутому циклі вимірювань. Існують моделі когнітивної реконфігурації сенсорних мереж, які можуть використовуватись на окремих етапах замкнутого циклу (Observe-Orient-Decide-Act, OODA), як робота [8], де адаптивна кластеризація і маршрутизація відповідає етапу Observe чи робота [9], де вибір кластерів і управління комунікацією відповідає етапу Decide.

У сучасній літературі приділено недостатньо уваги реконфігурації розподілених ІВС когнітивного типу, які повністю реалізують OODA. Не розглядається застосування для виконання задач лабораторних випробувань. Існуючі стратегії та моделі реконфігурації орієнтовані на практичне використання і не враховують вимог до лабораторного відтворення умов. Лабораторні випробування характеризуються необхідністю строго контрольованих умов, повторюваності експериментів та окремими метрологічними особливостями як відтворюваність та простежуваність результатів. Реконфігурація ускладнює відтворюваність результатів при фіксованих режимах випробувань. Такі вимоги до ІВС зумовлюють потребу метрологічної довіри, що неможливо досягти за допомогою розповсюджених сучасних ІВС розподіленого типу з можливістю реконфігурації.

Метою статті є підвищення точності та простежуваності результатів при збереженні адаптивності інтелектуальних вимірювань у лабораторних випробуваннях шляхом вдосконалення моделі когнітивної реконфігурації сенсорної мережі.

Виклад основного матеріалу

Робота присвячена інтелектуальній ІВС, тому пропонується представлення розробки у вигляді гібридної структурно-логічної графічної моделі. Важливо зазначити, що представлена інтелектуальна ІВС у своїй основі використовує модель реконфігурації, яка потребує окремого опису. Модель реконфігурації представлено у вигляді формалізованої математичної моделі, яка описує такі ключові елементи адаптивної реконфігурації, як використання дворівневих вагових коефіцієнтів, когнітивного управління та правила зміни конфігурації сенсорної мережі. Процес перебудови сенсорної мережі при інтелектуальних вимірюваннях для лабораторних випробувань передбачає охоплення усіх чотирьох етапів замкнутого циклу OODA.

У формалізованому вигляді інтелектуальну ІВС може бути представлено так:

$$S_k = (X_k, F_k, R_k), \quad (1)$$

де X_k – вектор спостережень;

F_k – оператори інтелектуальної обробки вимірюваної інформації;

R_k – конфігураційний стан сенсорної мережі.

На етапі спостереження (Observe) виконується збір даних від сенсорів, вимірювання фізичних величин сенсорами і підготовка до проведення граничних обчислень та інтелектуального вимірювання. Виконується формування початкового вектору спостережень. Повний вектор спостережень може бути представлений наступним чином:

$$X_k = \{x_{i,k}, \sigma_{i,k}, \tau_{i,k}, R_{lab,k}\}_{i=1}^N, \quad (2)$$

де $x_{i,k}$ – поточне значення фізичної величини, яке вимірює i -й сенсор на циклі k ;

$\sigma_{i,k}$ – оцінка похибки вимірювань i -го сенсора на циклі k ;

$\tau_{i,k}$ – затримка i -го сенсора на циклі k ;

$R_{lab,k}$ – еталонне значення вимірюваної величини у лабораторних умовах на циклі k .

Початковий вектор спостережень включає виміряні фізичні величини та часові параметри (затримки).

На цьому ж етапі відбувається моніторинг стану сенсорної мережі, її топології та активності вузлів.

Опис етапу спостереження у формалізованому вигляді представлений так:

$$Observe_k : X_k \rightarrow F_k, \quad (3)$$

що демонструє процес підготовки та збору інформації для подальшого інтелектуального вимірювання у замкнутому циклі OODA.

Етап орієнтації (Orient) у замкнутому циклі відповідає за аналіз та оцінку даних, отриманих на попередньому етапі. На цьому етапі виконується інтелектуальне вимірювання та обробка даних, формується повний вектор спостережень, оцінюється похибка вимірювань і порівнюється з еталонним значенням.

Застосування когнітивного аналізу даних є необхідним елементом інтелектуального вимірювання. Фіксація історії вимірювань забезпечує можливість трасування.

Когнітивний аналіз формально описується формулою:

$$C_k = Cog(X_k, H_k), \quad (4)$$

де H_k – історія вимірювань та спостережень.

На цьому ж етапі виконується дворівневе зважування вимірних показників. Локальні ваги показників, отриманих від сенсорів та вузлів мережі присвоюються в процесі граничної обробки, глобальні – при когнітивній оцінці.

Процес дворівневого зважування на етапі орієнтації при когнітивній реконфігурації забезпечує оцінювання рівня важливості даних для прийняття рішення та реконфігурації мережі.

Оцінювання важливості сенсора i на циклі k виконується за формулою:

$$w_{i,k}^{loc} = f_{loc}(x_{i,k}, \sigma_{i,k}, \tau_{i,k}, R_{lab,k}), \quad (5)$$

яка відповідає за оцінювання локальних ваг.

Загальна оцінка усіх вимірних на попередньому етапі параметрів проводиться за формулою:

$$w_{i,k}^{glob} = f_{glob}(w_{1..N,k}^{loc}, H_k), \quad (6)$$

яка відповідає за оцінювання глобальних ваг.

Для формування єдиного пріоритету реконфігурації сенсорної мережі проводиться об'єднання оцінок локальних та глобальних ваг за формулою:

$$\rho_{i,k} = \alpha_k w_{i,k}^{loc} + \beta_k w_{i,k}^{glob}, \quad (7)$$

де α_k, β_k – коефіцієнти, які задають відносну вагу оцінок для циклу k .

Етап прийняття рішення (Decide) відповідає за вибір оптимальної конфігурації сенсорної мережі, опираючись на оцінці пріоритетів, сформованих на попередніх етапах за рахунок дворів-

невого зважування. Приймається рішення щодо зміни активності сенсора чи вузла, проводиться перерозподіл задач та топології сенсорно мережі. З аналітичних когнітивних даних попереднього етапу формується порядок дій. Вибір оптимальної конфігурації сенсорної мережі проводиться за рахунок максимізації цільової функції:

$$r_k^* = \arg \max_{r \in R(\Gamma_k)} J(r, X_k, \rho_k, C_k), \quad (8)$$

де $r \in R(\Gamma_k)$ – рішення про реконфігурацію мережі для поточного циклу вимірювань, яке належить до множини можливих конфігурацій мережі її поточного стану.

Цільова функція J обчислюється за формулою:

$$J = \lambda_1 A(r) + \lambda_2 T(r) + \lambda_3 C(r) + \lambda_4 K(r, C_k), \quad (9)$$

де $A(r)$ – показник точності мережі за конфігурації r ;

$T(r)$ – показник трасованості;

$C(r)$ – критерій ресурсної оптимізації;

λ_n – вагові коефіцієнти;

$K(r, C_k)$ – показник відповідності поточному стану мережі.

Етап дії (Act) відповідає за фізичну реалізацію прийнятого рішення та є завершальним етапом для циклу k .

Реалізація реконфігурації представлена формулою:

$$R_{k+1} = R(r_k^*, \Gamma_k, R_{lab,k}), \quad (10)$$

яка описує фізичні зміни у сенсорній мережі.

Перехід до наступного циклу $k + 1$ описується формулою:

$$S_{k+1} = \Phi_{r_k^*}(S_k), \quad (11)$$

де S_k – стан мережі на поточному циклі;

$\Phi_{r_k^*}(\cdot)$ – оператор реконфігурації.

Реконфігурація повторюється на кожному новому циклі в залежності від прийнятих рішень інтелектуальною ІВС. Після формального опису моделі реконфігурації сенсорної мережі наводиться її інтеграція у складі інтелектуальної ІВС.

На рисунку 1 представлено гібридну структурно-логічну графічну модель ІВС, яка демонструє взаємодію компонентів цієї ІВС з урахуванням реалізації замкнутого циклу вимірювань OODA. Основні блоки та модулі в їх складі роз-

поділені за принципом приналежності до відповідного етапу замкнутого циклу. Зображено дані та керуючі команди, які передаються між блоками. Два типи сенсорів передають первинні дані на сенсорний вузол, який виконує граничну об-

робку та присвоює локальні вагові коефіцієнти. Початковий вектор спостережень та локальні ваги передаються блоку когнітивної обробки, який обмінюється даними з базою даних (БД) та виконує інтелектуальне вимірювання.

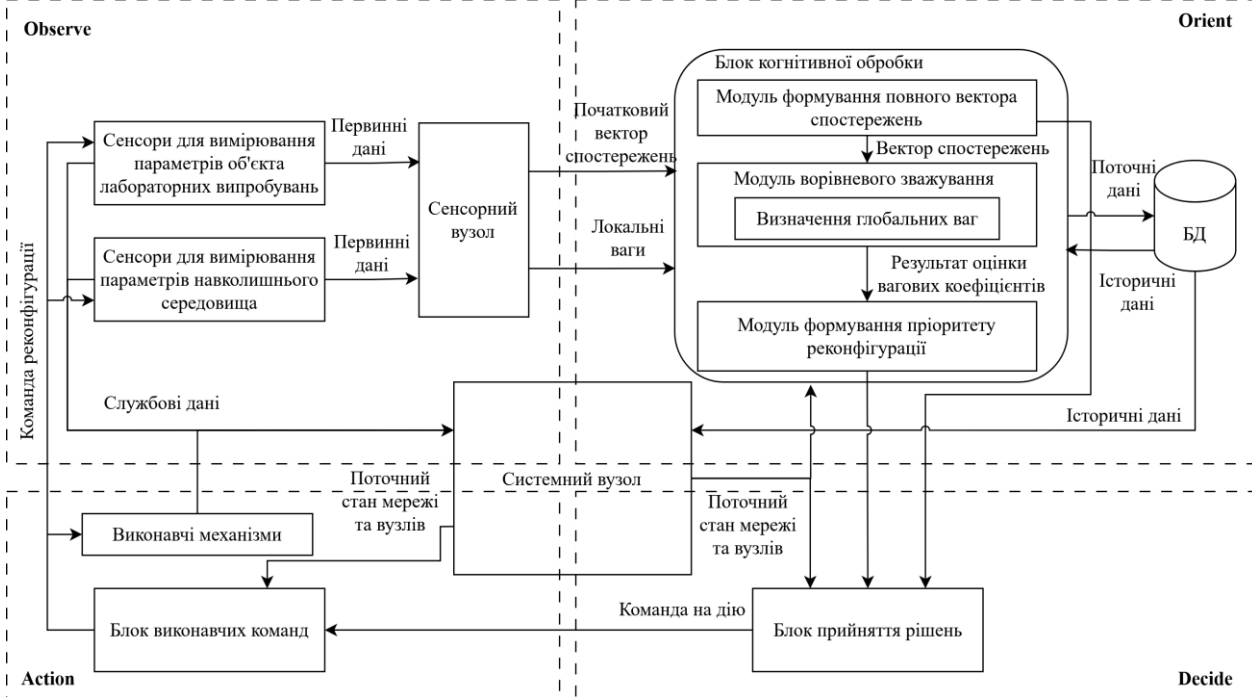


Рисунок 1 – Гібридна структурно-логічна графічна модель IBC

Сформований пріоритет реконфігурації передається до блоку прийняття рішень, який відправляє команду на дію блоку виконавчих команд. Команда на реконфігурацію сенсорам та виконавчим механізмам передається від блоку виконавчих команд. Після цього цикл повторюється. Системний вузол об'єднує усі 4 етапи циклу OODA та виконує збір службових даних від сенсорів і виконавчих механізмів, після чого передає інформацію про поточний стан мережі та вузлів блоком прийняття рішень та виконавчих команд.

Для оцінки точності та простежуваності удосконаленої моделі було проведено імітаційний експеримент. Результати порівнювались із даними імітаційного експерименту трьох аналогічних моделей та дозволили провести попередню валідацію.

Через відсутність прямих аналогів, які реалізують повний цикл OODA, вибір аналогів для порівняння здійснювався за принципом структурної відповідності. Було обрано три динамічні (реконфігуровані) моделі з елементами когнітивності, що оптимізують функціонування сенсорної мережі, які є результатом сучасних та релевантних досліджень [10–12]. У якості аналогів розглянуто модель на основі підкріпленого навчання (ASC-RL) [10], модель на основі алго-

ритму q -навчання (RLSSA-CDG) [11] та на основі когнітивного підходу, який базується на оцінці стану середовища (CR) [12]. Імітація проведена у середовищі MATLAB R2023a із використанням скриптової моделі сенсорної мережі із підтримкою стохастичної реконфігурованої моделі. Було змодельовано роботу 10 сенсорів, які вимірюють різні фізичні величини із відомими еталонними значеннями величин. Виконувалось 50 циклів реконфігурації. Для кожної моделі встановлювався початковий стан та задавались еталонні значення вимірюваних величин із додаванням шуму. Для кожного циклу зчитувались поточні дані сенсорів та виконувалась процедура реконфігурації кожної моделі.

Після реконфігурації вимірювались величини та обчислювалась похибка. Для оцінки простежуваності порівнювалась зміна результатів вимірювання на різних циклах реконфігурації. Після завершення підраховувались агреговані метрики для кожної з моделей.

Результати порівняльного аналізу результатів імітаційного експерименту наведено на рис. 2.

Діаграма показує, що удосконалена модель демонструє найкращі показники точності та простежуваності. При цьому зберігаються властиво-

сті адаптивності, що забезпечуються механізмом реконфігурації.

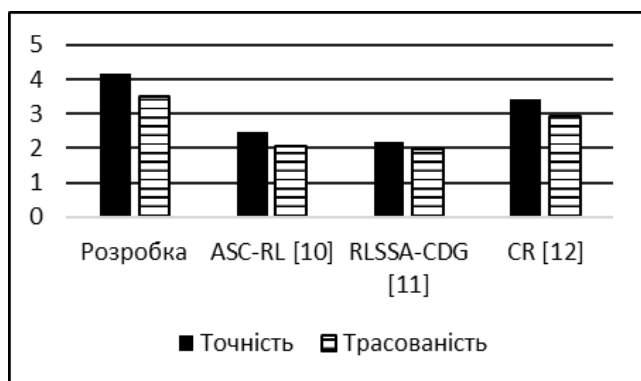


Рисунок 2 – Порівняльна діаграма показників точності і трасованості для розробки і аналогів

Результати імітаційного експерименту довели покращення показників точності на 38 % і показників трасованості на 36 % у порівнянні з середніми значеннями показників розглянутих трьох найбільш сучасних аналогічних моделей реконфігурації.

Висновки

Робота сприяє вирішенню проблеми забезпечення метрологічної довіри до інтелектуальних адаптивних ІВС розподіленого типу з можливістю реконфігурації в умовах лабораторних випробувань.

Запропоновано інтелектуальну інформаційно-вимірювальну систему розподіленого типу для лабораторних випробувань, яка ґрунтується на сенсорній мережі з адаптивною реконфігурацією.

Удосконалено модель когнітивної реконфігурації сенсорних мереж на основі дворівневого інтелектуального зважування вимірюваних параметрів за рахунок когнітивного управління при автоматизованому прийнятті рішень, що дозволило підвищити точність і трасованість результатів вимірювань при збереженні адаптивності та врахувати чотири етапи замкнутого циклу інтелектуальних вимірювань OODA.

З метою попередньої валідації результатів було виконано імітаційний експеримент, який моделює умови лабораторних випробувань для моделей реконфігурації сенсорних мереж.

За результатами експерименту удосконалена у роботі модель когнітивної реконфігурації сенсорних мереж демонструє покращені на 38 % показники точності та на 36 % показники простежуваності в порівнянні із середніми значеннями показників трьох розглянутих сучасних моделей реконфігурації.

Практична значущість роботи полягає у можливості застосування моделі когнітивної реконфігурації та запропонованої ІВС в інтелектуальних вимірювальних системах розподіленого типу науково-дослідних лабораторій.

Перспективним напрямком подальших досліджень є розробка моделей багаторівневої когнітивної адаптації для реалізації принципів автоматизації (Total Laboratory Automation) науково-дослідних лабораторій та організація гібридних (статично-реконфігурованих) інтелектуальних ІВС у лабораторних випробуваннях, що дозволяє забезпечити подальше підвищення якості вимірювань, стійкості системи та підтримки прийняття рішень у складних випробувальних середовищах.

Список використаних джерел

1. Fabre, W., Haroun, K., Lorrain, V., Lepesq M., and Sicard, G. (2024). From near-sensor to in-sensor: A state-of-the-art review of embedded AI vision systems. *Sensors*, 24 (16), 5446. <https://doi.org/10.3390/s24165446>.
2. EDGE AI Foundation. The 2025 Edge AI technology report. EDGE AI Foundation, 2025. 87 p. URL: <https://www.edgeaifoundation.org/edgeai-content/the-2025-edge-ai-technology-report> (дата звернення: 08.10.2025).
3. Дячок Р. В. Методи та засоби інтелектуалізації інформаційно-вимірювальних систем з мультисенсорною конфігурацією : дис. ... д-ра філософії : 123 – комп'ютерна інженерія. Львів, 2023. 201 с.
4. Pang M., Li, K., Wang, X., Wang, W., Cheng, W., Liu, D., Yin, Y., Chen P. (2024). DEWS: a distributed measurement scheme for efficient wireless sensing. *Proceedings of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies*, 8(4), 1–34. <https://doi.org/10.1145/3699728>.
5. Baek, Y., Bae, B., Shin, H. Sonnadara, Ch., Cho, H., Lin, Ch.-Yi, Mu, Yu., Shen, C., Shah, S., Wang, G. & Lee, K. (2025). Edge intelligence through in-sensor and near-sensor computing for the artificial intelligence of things. *Npj unconventional computing*, 2, 25 (2025). <https://doi.org/10.1038/s44335-025-00040-6>.
6. S. Najjar et al. Dynamic reconfiguration of wireless sensor networks: a survey. *Computer networks*. 2025. Vol. 262. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2025.111176>.
7. Alamzadeh I., Imani M.F. Experimental demonstration of sensing using hybrid reconfigurable intelligent surfaces. *Sensors*. 2025. Vol. 25, № 6. <https://doi.org/10.3390/s25061811>.

8. Guo X., Chen K., Yang J. Multimedia Cognitive Wireless Sensor Network Cluster Routing based on Intelligent Robot Edge Computing and Collection. *Informatica*. 2024. Vol. 48, № 13. <https://doi.org/10.31449/inf.v48i13.6062>.
9. Panbude, S., Deshpande, P., Iyer, B., and Nandgaonkar, A. B. (2024). Enhancing cognitive radio WSN communication through cluster head selection technique. *Engineering, technology & applied science research* [online]. 14(2), 13347–13351. <https://doi.org/10.48084/etasr.6803>.
10. Khan M.N., Lee S., Shah M. Adaptive scheduling in cognitive IoT sensors for optimizing network performance using reinforcement learning. *Applied sciences*. 2025. Vol. 15, № 10. <https://doi.org/10.3390/app15105573>.
11. Wang, X., Chen, H., and Li, S. (2023). A reinforcement learning-based sleep scheduling algorithm for compressive data gathering in wireless sensor networks. *EURASIP journal on wireless communications and networking* [online]. 2023, 28. <https://doi.org/10.1186/s13638-023-02237-4>.
12. Gul, N., Ahmed, S., Min Kim, S., Sajjad Khan, M., and Kim, J. (2023). Reconfigurable sensing time in cooperative cognitive network using machine learning. *Computers, materials & continua* [online]. 74(3), 5209–5227. <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.026945>.
13. Fabre, W., Haroun, K., Lorrain, V., Lep-ecq, M. and Sicard, G., (2024). From near-sensor to in-sensor: A state-of-the-art review of embedded AI vision systems. *Sensors* [online]. 24(16), 5446. <https://doi.org/10.3390/s24165446>
14. EDGE AI Foundation, (2025). *The 2025 Edge AI technology report* [online]. EDGE AI Foundation. [Viewed 8 October 2025]. Available from: <https://www.edgeaifoundation.org/edgeai-content/the-2025-edge-ai-technology-report>.
15. Diachok, R.V., 2023. *Methods and means of intellectualization of information-measuring systems with multisensor configuration* [Metody ta zasoby intelektualizatsii informatsiino-vymiriuvalnykh system z multisensornoiu konfihuratsiieiu]. PhD thesis, Lviv Polytechnic National University (in Ukrainian).
16. Pang, M., Li, K., Wang, X., Wang, W., Cheng, W., Liu, D., Yin, Y. and Chen, P., (2024). DEWS: a distributed measurement scheme for efficient wireless sensing. *Proceedings of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies* [online]. 8(4), 1–34. <https://doi.org/10.1145/3699728>.
17. Baek, Y., Bae, B., Shin, H., Sonnadara, C., Cho, H., Lin, C.-Y., Mu, Y., Shen, C., Shah, S., Wang, G. and Lee, K., (2025). Edge intelligence through in-sensor and near-sensor computing for the artificial intelligence of things. *Npj unconventional computing* [online]. 2(1). <https://doi.org/10.1038/s44335-025-00040-6>.
18. Najjar, S., David, M., Derigent, W. and Zouinkhi, A., (2025). Dynamic reconfiguration of wireless sensor networks: a survey. *Computer networks* [online]. 262, 111176. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2025.111176>.
19. Alamzadeh, I. and Imani, M.F., (2025). Experimental demonstration of sensing using hybrid reconfigurable intelligent surfaces. *Sensors* [online]. 25(6), 1811. <https://doi.org/10.3390/s25061811>.
20. Guo, X., Chen, K. and Yang, J., (2024). Multimedia cognitive wireless sensor network cluster routing based on intelligent robot edge computing and collection. *Informatica* [online]. 48(13), 219–230. <https://doi.org/10.31449/inf.v48i13.6062>.
21. Panbude, S., Deshpande, P., Iyer, B. and Nandgaonkar, A.B., (2024). Enhancing cognitive radio WSN communication through cluster head selection technique. *Engineering, technology & applied science research* [online]. 14(2), 13347–13351. <https://doi.org/10.48084/etasr.6803>.
22. Khan, M.N., Lee, S. and Shah, M., (2025). Adaptive scheduling in cognitive iot sensors for optimizing network performance using reinforcement learning. *Applied sciences* [online]. 15(10), 5573. <https://doi.org/10.3390/app15105573>
23. Wang, X., Chen, H., and Li, S. (2023). A reinforcement learning-based sleep scheduling algorithm for compressive data gathering in wireless sensor networks. *EURASIP journal on wireless communications and networking* [online]. 2023, 28. <https://doi.org/10.1186/s13638-023-02237-4>.
24. Gul, N., Ahmed, S., Min Kim, S., Sajjad Khan, M., and Kim, J. (2023). Reconfigurable sensing time in cooperative cognitive network using machine learning. *Computers, materials & continua* [online]. 74(3), 5209–5227. <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.026945>.

Надійшла до редакції 11.11.2025