

О. В. Червотока; Я. В. Тарасенко, д-р техн. наук, доц.

МЕТОД КОГНІТИВНОЇ ОБРОБКИ РЕЗУЛЬТАТІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ВИМІРЮВАНЬ У СЕНСОРНИХ МЕРЕЖАХ ЛАБОРАТОРНИХ ВИПРОБУВАНЬ

Робота спрямована на вирішення задачі забезпечення когнітивної обробки результатів інтелектуальних вимірювань та націлена на врахування метрологічних вимог й інтеграцію в повний когнітивний цикл вимірювань. У роботі вперше представлено метод когнітивної обробки результатів інтелектуальних вимірювань, який інтегрує когнітивне агрегування з онтологічною інтерпретацією. Метод складається з етапів формування повного вектора спостережень, дворівневого зважування та онтологічного формування пріоритетів конфігурації сенсорної мережі. Об'єднує три рівні когнітивності сенсорних мереж: отримує дані вимірювання, інтерпретує їх та передає для прийняття управлінського рішення. Метод дозволяє інтегрувати когнітивний процес у замкнутий цикл вимірювань під час лабораторних випробувань та підвищити достовірність результатів вимірювань. Попередня валідація методу шляхом виконання симуляційного експерименту доводить підвищення інтегрального показника достовірності результатів вимірювань на 35,5 % порівняно із середнім показником достовірності трьох розглянутих у роботі аналогів. Розроблений метод має вагоме практичне значення для лабораторних випробувань із використанням інформаційно-вимірювальних систем на основі сенсорних мереж завдяки можливості впровадження як апаратно-програмний засіб управління вимірювальними процесами. Отримані результати можуть бути використані в процесі цифровізації метрологічних процедур, оснащенні науково-дослідних лабораторій новітніми інформаційно-вимірювальними системами та для розвитку стандартизації у сфері лабораторних випробувань. Перспективним напрямком подальших досліджень є вирішення протиріччя між точністю та коригуванням аномалій в умовах взаємодії трьох рівнів когнітивності сенсорних мереж та розгляду питань взаємодії методів інтелектуальних вимірювань з розробленим методом когнітивної обробки результатів.

Ключові слова: інтелектуальні вимірювання, когнітивне агрегування, онтологічна інтерпретація, достовірність вимірювань, когнітивна обробка, цифровізація у метрології.

Постановка проблеми у загальному вигляді

Сучасний розвиток науки і техніки вимагає якісного метрологічного забезпечення. Різні галузі, як промисловість, виробництво, охорона здоров'я, екологія та інші потребують надійних, швидких та автоматизованих процедур вимірювань. Технологічна складність об'єктів контролю якості, збільшення обсягів даних, отриманих в результаті метрологічних процесів та зростання вимог до їх достовірності формує потребу використання інтелектуальних методів вимірювань та цифровізації обробки результатів. Для України такі тенденції набувають ще більшої актуальності через євроінтеграцію, що передбачає як один із компонентів гармонізацію метрологічної інфраструктури з вимогами європейських керівних документів. У стратегічному документі “Metrology for a stronger Europe (2030-2040)” [1] сформовано перспективи розвитку метрологічної сфери у напрямку цифрової трансформації. У документі підкреслюється важливість інтелектуальних вимірювань та наголошується на ролі сенсорних систем в цьому процесі. Стратегія визначає потребу автоматизації збору вимірних показників та застосування технологій штучного інтелекту під час аналізу вимірної інформації.

Аналіз останніх трендів та перспектив вирішення потреби автоматизованого дослідження результатів інтелектуальних вимірювань, особливо отриманих з використанням сенсорних мереж [2] показав, що основним викликом є когнітивна обробка таких даних. Сучасні інтелектуальні вимірювальні системи характеризуються наявністю значної кількості

сенсорів, типів вимірюваних параметрів та складністю каналів передачі інформації, що ускладнює структуру вимірних характеристик. Класичні підходи обробки є недостатніми для аналізу вимірюваної інформації, яка отримана від інтелектуальних сенсорних мереж.

Формується потреба у забезпеченні когнітивної обробки результатів інтелектуальних вимірювань з метою управління процесами інтелектуальних вимірювань.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У сучасній літературі когнітивність розглядається з різних точок зору. Є роботи, присвячені так званому когнітивному радіо (cognitive radio – CR) як робота [3]. CR використовується як функціональна частина сенсорної мережі, яка відповідає за механізм передачі сигналу між компонентами сенсорної мережі. Властивість когнітивності використовується для вимірювання стану спектра, пошуку тимчасово вільного та оптимізації якості зв'язку. Подібний принцип застосовується і до адаптивних сенсорних мереж в цілому.

У сучасних дослідженнях [4] виділяють три рівні когнітивності сенсорних мереж у цілому: когнітивні вимірювання, когнітивна інтерпретація і обробка вимірних даних та когнітивне управління. Перший рівень відповідає за формування даних для подальшої обробки, третій рівень описується в роботі [5]. Стаття присвячена другому рівню – обробці вимірних даних, отриманих за рахунок використання інтелектуальних сенсорних мереж.

Рівню вимірювань присвячено ряд наукових праць, як, наприклад [6], в якій описана формалізація інтерпретації даних та статистичних рішеннях. Питання семантичного використання результатів вимірювань для побудови прогнозу на основі моделей машинного навчання з урахуванням метрологічних параметрів, як невизначеність та калібрування розглянуті в роботі [7]. Алгоритми обробки даних, як ф'южн, відновлення пропусків чи аномалій описані в статті [8].

Процес когнітивності передбачає наявність замкнутого циклу: сприйняття, аналіз, ухвалення рішень, дії, навчання.

У сфері обробки та інтерпретації результатів у сучасних дослідженнях розглядаються такі підходи когнітивної обробки даних як когнітивна категоризація, онтологічні та семантичні моделі [9], що дає уявлення про структуру вимірних даних. Також розглядаються мультимодальний, мультиагентний та часовий ф'южн [10], що дає можливість інтерпретувати дані, отримані від різних джерел, робити семантичні висновки та працювати в гетерогенних сенсорних мережах.

Аналіз робіт виявив недостатньо досліджене питання врахування метрологічних вимог з підходами машинного навчання в інтерпретації результатів інтелектуальних вимірювань. У сучасних роботах цикл когнітивності відтворюється на окремому етапі вимірювань та не розглядаються питання інтеграції усіх етапів циклу когнітивності у повний процес вимірювань.

Формується потреба у когнітивних методах обробки та інтерпретації результатів вимірювань, які враховують метрологічні вимоги, мають можливість інтеграції в повному когнітивному циклі та застосовні для управління процесами вимірювань в лабораторних випробуваннях.

Метою статті є підвищення достовірності результатів вимірювань шляхом їх когнітивної обробки з урахуванням метрологічних характеристик, що дозволяє інтегрувати когнітивний процес у замкнутий цикл вимірювань під час лабораторних випробувань.

Основний матеріал

Метод когнітивної обробки результатів інтелектуальних вимірювань складається з трьох етапів: формування повного вектора спостережень, дворівневе зважування з використанням ф'южн та онтологічне формування пріоритетів реконфігурації сенсорної мережі. На кожному з етапів проводиться навчання, яке дозволяє забезпечити адаптивність обробки результатів

вимірювань та достовірність результатів.

У якості вхідних даних на обробку методу передається два параметри, одним з яких виступає початковий вектор спостережень:

$$x(t) = [x_1(t), \dots, x_N(t)]^T, \quad (1)$$

де $x_i(t)$ – локальні вимірювання, отримані від i -го сенсора.

Іншим параметром є локальні вагові коефіцієнти:

$$w^{loc}(t) = [w_1^{loc}(t), \dots, w_N^{loc}(t)]^T. \quad (2)$$

Локальні вагові коефіцієнти формуються на рівні граничних обчислень, враховують метрологічні характеристики сенсорів та є результатом інтелектуальних вимірювань у сенсорній мережі.

На етапі формування повного вектора спостережень для кожного вектора циклу k формується локальне представлення:

$$h_i(k) = \psi_i(\tilde{x}_i(k); \theta_i), \quad (3)$$

де $\tilde{x}_i(k)$ – каліброване значення вимірювань i -го сенсора на циклі k (локально скориговане значення); ψ_i – функція видобутку ознак, параметризована θ_i .

Для когнітивного модуля повний вектор спостережень формується за рахунок агрегування локальних представлень:

$$H(k) = \text{Aggregate}(\{h_i(k)\}_{i=1}^N), \quad (4)$$

де *Aggregate* – це стандартна операція, що зберігає структуру даних.

У цьому випадку, *Aggregate* – це зважене середнє, оскільки оцінювання локальних вагових коефіцієнтів проводиться під час граничних обчислень, а повний вектор спостережень для когнітивної обробки передається з урахуванням надійності кожного сенсора.

На етапі дворівневого зважування з використанням ф'южн виконується оцінка локальних вагових коефіцієнтів. Для кожного сенсора виконується обчислення надійності за формулою:

$$s_i(k) = r(h_i(k), m(k); \phi), \quad (5)$$

де r – когнітивна модель оцінки; $m(k)$ – метадані експерименту, що включають дані про режим роботи, зовнішні умови, період калібрування та інші метрологічні параметри.

Когнітивна модель оцінки включає модель машинного навчання для оцінки якості сигналу, яка адаптується до різних умов сенсорів та чіткі логічні правила для врахування метаданих експерименту, які враховують метрологічні обмеження.

Під час когнітивної обробки на етапі дворівневого зважування формуються когнітивні ваги, які включаються у формування глобальних ваг при інтелектуальному вимірюванні. Когнітивні ваги є результатом оцінки вагових коефіцієнтів та як результат дворівневого зважування передаються на етап формування пріоритету реконфігурації.

Когнітивні ваги нормалізуються через Softmax за формулою:

$$w_i^{cog}(k) = \frac{\exp(\ln w_i^{loc}(k) + \alpha s_i(k))}{\sum_{j=1}^N \exp(\ln w_j^{loc}(k) + \alpha s_j(k))}. \quad (6)$$

Softmax забезпечує рівність суми ваг одиниці за α , що регулює чутливість до оцінки надійності.

Ф'южн вимірювань забезпечується скоригованими значеннями $\hat{x}(k)$, отриманими на основі локального представлення, когнітивної оцінки надійності і локального/глобального вагового коефіцієнту та об'єднаними з урахуванням когнітивних вагових коефіцієнтів:

$$\mathcal{G}(k) = \sum_{i=1}^N w_i^{cog}(k) \cdot \mathcal{G}_i(k). \quad (7)$$

Сумарна невизначеність обчислюється за стандартним правилом поширення похибок за формулою:

$$u^2(\mathcal{G}(k)) = \sum_{i=1}^N (w_i^{cog}(k))^2 \sigma_i^2(k) + 2 \sum_{i < j} w_i^{cog}(k) w_j^{cog}(k) \text{cov}(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j), \quad (8)$$

де $\sigma_i^2(k)$ – оцінка похибки вимірювань i -го сенсора на циклі k (локальна дисперсія); $\text{cov}(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j)$ – коваріація між каліброваними вимірюваннями двох сенсорів.

На етапі онтологічного формування пріоритетів реконфігурації за рахунок онтологічних перетворень скоригованих значень $\mathcal{G}(k)$, сумарної невизначеності, когнітивних вагових коефіцієнтів та метаданих експерименту виконується формування множини концептів:

$$A(k) = \text{Ont}(\mathcal{G}(k), u(\mathcal{G}(k)), w^{cog}(k), m(k)). \quad (9)$$

Онтологія включає правила та базу знань лабораторних випробувань, що дозволяє визначити пріоритети реконфігурації за формулою:

$$B(\tau_k) = \beta_1 \cdot \text{Impact}(\tau_k) + \beta_2 \cdot \text{Cost}(\tau_k)^{-1} + \beta_3 \cdot \text{Urgency}(\tau_k), \quad (10)$$

де τ_k – конкретна операція реконфігурації на циклі k ; *Impact* – очікуваний ефект; *Cost* – ресурсна вартість; *Urgency* – терміновість; β – коефіцієнти важливості для критерію.

Коефіцієнт важливості обчислюється за рахунок навчання, або може бути заданий вручну відповідно до сценарію лабораторних випробувань.

Структурно-логічна схема методу наведена на рис. 1.

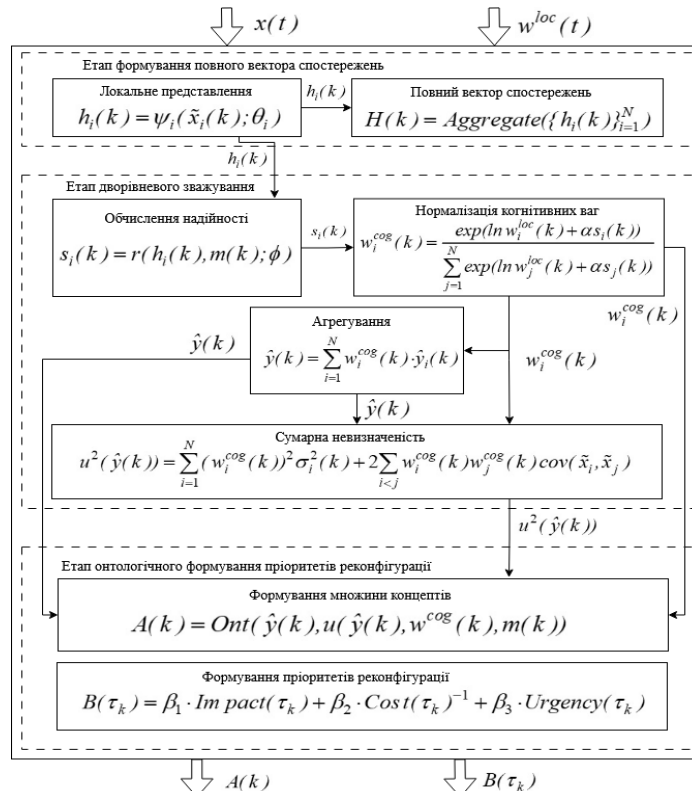


Рис. 1. Структурно-логічна схема методу когнітивної обробки результатів інтелектуальних вимірювань

Навчання моделі проводиться на усіх трьох рівнях. Для цього використовуються стандартні функції втрат у машинному навчанні. На рівні формування повного вектора Наукові праці ВНТУ, 2025, № 4

спостережень застосовується типова функція середньоквадратичної помилки із можливим регулятором для локальної оцінки і калібрування сенсорів:

$$L_{vec} = MSE_{loc} + \eta \cdot regularizer. \quad (11)$$

На рівні зважування з методу оптимізації когнітивних вагових коефіцієнтів застосовується типова комбінація MSE із додатковими регуляризаторами та компонентами невизначеності для ф'южн-моделі:

$$L_{fus} = E[(\hat{\mathcal{Y}} - y_{true})^2] \lambda_1 L_{reg} + \lambda_2 L_{uncert}. \quad (12)$$

На рівні формування пріоритету реконфігурації застосовується типова функція середньоквадратичної помилки для навчання моделі пріоритетів:

$$L_{prior} = MSE(\Delta accuracy, \Delta accuracy_{true}). \quad (13)$$

Використання цих функцій обґрунтоване їх типовим призначенням і не потребує детальної конкретизації позначень.

Для доведення досягнення поставленої в статті мети було розглянуто три аналогічні максимально релевантні дослідження [9, 11 – 12]. Не зважаючи на відсутність повного відповідника розробленому методу, який би охоплював усі аспекти замкнутого когнітивного циклу та метрологічні характеристики, аналогічні розробки обирались за принципом повного покриття ключових рівнів розробленого методу. Робота [9] (QOD-ONT) присвячена онтологічному підходу до опису якості даних, що відповідає етапу формування концептів онтології та пріоритетів реконфігурації розробленого методу когнітивної обробки. Робота [11] (UP-IoT) акцентує увагу на типах невизначеності та її поширенню на різні етапи когнітивних вимірювань, що відповідає прийняттю адаптивних рішень розробленим методом. Робота [12] (UA-F) спрямована на врахування невизначеності вимірювань під час застосування ф'южн (агрегуванні), що відповідає етапу дворівневого зважування розробленого методу.

З метою попередньої валідації розробленого методу та порівняння з аналогами було виконано симуляційний експеримент на основі комп'ютерного моделювання для розробленого методу та аналогів. Для експерименту використовувалось середовище NumPy та Pandas. Моделювався набір віртуальних сенсорів, які вимірюють параметри навколишнього середовища (кліматичні показники) та механічні показники. Було змодельовано 50 сенсорів, які передають як аналогові, так цифрові дані з наявністю шуму та похибок. Параметри симуляції включали: фіксоване початкове значення генератора випадкових чисел для генерації випадкових змінних, що дорівнює 42; використання 1000 точок спостережень (вимірювань); генерацію 100 аномалій; додавання базового шуму (випадкових відхилень) в інтервалі від 0 до 1,5. Модель шуму: нормальний (гаусів) шум $N(0, 1,5)$. Модель аномалій: адитивні сплески $N(10, 3)$ на 100 індексах, обраних випадковим чином. Базова довіра: незалежні значення $N(50, 5)$.

За результатами симуляційного експерименту оцінювались метрики, важливі для визначення достовірності результатів вимірювань. Було використано наступні метрики оцінювання: середня абсолютна похибка (MAE), яка оцінює точність; 95 % довірчий інтервал (CI95), яка оцінює стабільність результатів; частки скоригованих аномалій (AF), яка оцінює ефективність когнітивної обробки. Результати симуляційного експерименту наведено в таблиці 1.

Як показано в таблиці 1, розроблений метод має порівняно гірші показники MAE та CI95, але значно кращий показник AF. Така ситуація пояснюється використанням класичного підходу когнітивної обробки, при якому коригування аномалій може збільшувати розкид. Протиріччя між точністю та коригуванням аномалій може бути вирішено шляхом підвищення точності вимірювань, результати яких опрацьовує метод когнітивної обробки.

Таблиця 1

Порівняльна таблиця результатів симуляційного експерименту щодо метрик достовірності результатів обробки інформації розробленим методом та аналогами

Позначення аналогу	Джерело	Метрика		
		MAE	CI95	AF
Розроблений метод	–	2,70	6,61	0,41
QOD-ONT	[11]	2,17	7,48	0,01
UP-IoT	[12]	2,16	7,43	0,01
UA-F	[13]	2,41	5,79	0,23

Для визначення загальної достовірності результатів вимірювань було застосовано формулу визначення інтегрального показника достовірності:

$$R_i = \frac{1}{3} \cdot \frac{MAE_{min}}{MAE_i} + \frac{1}{3} \cdot \frac{CI95_{min}}{CI95_i} + \frac{1}{3} \cdot \frac{AF_i}{AF_{max}}. \quad (14)$$

Застосувавши цю формулу до отриманих результатів симуляційного експерименту були отримані значення інтегрального показника достовірності, наведені на рис. 2.

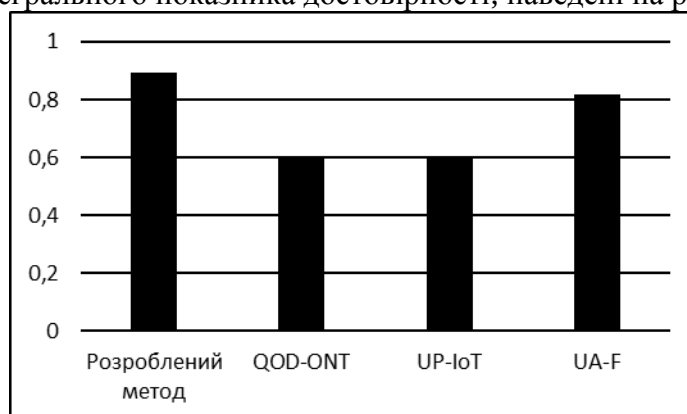


Рис. 2. Порівняльна діаграма інтегрального показника достовірності результатів вимірювань

Діаграма візуально ілюструє підвищення показника достовірності вимірювань із використанням розробленого методу когнітивної обробки порівняно з аналогами. Розроблений метод має найвищий показник серед розглянутих трьох аналогів. Метод дозволяє збалансувати показники точності, довірчого інтервалу та корекцію аномалій з метою отримання найбільш достовірних результатів. Показник достовірності для розробленого методу вищий на 8,9 % за показник найкращого з розглянутих аналогів та на 49,2 % вищий за показник найгіршого. Середнє значення підвищення достовірності в порівнянні з трьома розглянутими аналогами складає 35,5 %, що доводить надійність розробленого методу та підвищення достовірності вимірювань.

Висновки

Стаття сприяє вирішенню проблеми когнітивної обробки результатів вимірювань з урахуванням метрологічних вимог та інтеграцією в повному когнітивному циклі вимірювань.

Вперше запропоновано метод когнітивної обробки результатів інтелектуальних вимірювань на основі дворівневого зважування за рахунок когнітивного агрегування, інтегрованого з онтологічною інтерпретацією шляхом урахування метрологічних вимог, що завдяки врахуванню різних рівнів когнітивності дозволяє інтегрувати когнітивний процес у замкнутий цикл вимірювань під час лабораторних випробувань та підвищує достовірність результатів.

За результатами попередньої валідації розробленого методу, що виконувалась у вигляді симуляційного експерименту, який моделює обробку інтелектуально-вимірних показників,

інтегральний показник достовірності результатів вимірювань вище на 35,5 % порівняно з середнім показником достовірності для трьох розглянутих аналогів.

Практичне значення отриманих результатів дослідження полягає у можливості підвищення достовірності результатів вимірювань в новітніх інтелектуальних інформаційно-вимірювальних системах. Запропонований метод доцільно впроваджувати як програмно-апаратний засіб керування вимірювальними процесами у лабораторних випробуваннях під час застосування сенсорних мереж. Отримані результати сприяють цифровізації метрологічних процедур та розвитку стандартизації у сфері лабораторних випробувань.

Перспективним напрямком є подальші дослідження взаємодії методів інтелектуального вимірювання з розробленим методом когнітивної обробки результатів вимірювання для вирішення протиріччя між точністю та коригуванням аномалій в умовах взаємодії трьох рівнів когнітивності сенсорних мереж.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. EURAMET e.V. *Metrology for a stronger Europe: A European Metrology Agenda for the next decade (2030–2040). Strategy Paper. Version 1.0 (11/2024)*. Braunschweig : EURAMET e.V., 2024. 14 p. URL: https://www.poweredbymetrology.org/securedl/sdl-eyJ0eXAiOiJKV1QiLCJhbGciOiJIUzI1NiJ9.eyJpYXQiOiE3NTExNjMwMzUsImV4cCI6MTc4Mjc4NTQzNSwidXNlciI6MCwiZ3JvdXBzIjpbMCwtMV0sImZpbGUiOiJNZWRpYS9kb2NzL1B1Ym9yY2F0aW9ucy9zdHJhdGVneS9NZXRYb2xvZ3lfZm9yX2Ffc3Ryb25nZXJfRXVyb3BlX3dlYi5wZGYiLCJwYWdlIjozNDI1fQ.fscuev8VpolXsduOYgwKT-q3VVANb_3vcxNRSpKONsE/Metrology_for_a_stronger_Europe_web.pdf.
2. Integrating AI Cognition Networks with Real-Time Sensor Data / V.Ortiz et al. 2025. URL: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5524138>.
3. Khalek N. A., Tashman D. H., Hamouda W. Advances in machine learning-driven cognitive radio for wireless networks: a survey. *IEEE communications surveys & tutorials*. 2023. P. 1201–1237. URL: <https://doi.org/10.1109/comst.2023.3345796>.
4. Introduction to cognitive sensing technologies and applications / G. R. Sinha et al. Cognitive sensing technologies and applications. S. I. 2023. P. 1–26. URL: https://doi.org/10.1049/pbce135e_ch1.
5. A model of a secure information system for cognitive data processing in IoT sensor networks for laboratory climatic testing / Ya. Tarasenko et al. *CEUR WS*. 2025. Vol. 4042. P. 90–104. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17501340>.
6. Duro N. Sensor data fusion analysis for broad applications. *Sensors*. 2024. Vol. 24, № 12. URL: <https://doi.org/10.3390/s24123725>.
7. Semantic description of quality of data in sensor networks / A. P. Vedurmudi et al. *Sensors*. 2021. Vol. 21, № 19. URL: <https://doi.org/10.3390/s21196462>.
8. A survey of multimodal event detection based on data fusion / M. Mondal et al. *The VLDB Journal*. 2024. Vol. 34, № 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s00778-024-00878-5>.
9. Towards semantic sensor data: an ontology approach / J. Liu et al. *Sensors*. 2019. Vol. 19, № 5. URL: <https://doi.org/10.3390/s19051193>.
10. A comprehensive survey on deep learning multi-modal fusion: methods, technologies and applications / T. Jiao et al. *Computers, materials & continua*. 2024. Vol. 80, № 1. P. 1–35. URL: <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.053204>.
12. Uncertainty propagation in the Internet of Things / P. Shantanu et al. *Discover Internet of Things*. 2024. Vol. 4, № 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s43926-024-00085-2>.
13. D2.2 uncertainty-aware sensor fusion in sensor networks / M. Gruber et al. *Smsi 2021, digital*. 3–6 May 2021. S. I. 2021. P. 246–247. URL: <https://doi.org/10.5162/smsi2021/d2.2>.

Стаття надійшла до редакції 29.09.2025.

Стаття пройшла рецензування 05.11.2025.

Червотока Олег Вікторович – начальник науково-дослідного відділу.

Тарасенко Ярослав Володимирович – д-р техн. наук, доцент, провідний науковий співробітник, e-mail: yaroslav.tarasenko93@gmail.com.

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