

ПАНОВИК Уляна

Національний університет «Львівська політехніка»

е-mail: uliana.p.panovykh@lpnu.ua

<https://orcid.org/0000-0002-9663-4328>

ГІДЕЙ Роман

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0009-0009-2615-4829>

е-mail: roman.v.hidei@lpnu.ua

АДАПТИВНЕ ЗМЕНШЕННЯ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ В БАГАТОКАНАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНИХ СИСТЕМАХ МОНІТОРИНГУ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСІВ

У статті досліджено проблему зменшення невизначеності в багатоканальних інформаційно-вимірювальних системах моніторингу виробничих процесів. Запропоновано математично обґрунтований алгоритмічний підхід до мінімізації інтегральної невизначеності агрегованої оцінки на основі коваріаційного аналізу та адаптивного перерозподілу ваг вимірювальних каналів. Розроблено алгоритм реалізації підходу в режимі реального часу, який може бути інтегрований у програмний контур наявних систем без зміни їх апаратної архітектури.

Ефективність запропонованого підходу оцінено через імітаційно-аналітичне моделювання з використанням синтетичних даних, що відповідають типовим метрологічним характеристикам сенсорів. Отримані результати демонструють суттєве зменшення стандартної невизначеності та середньоквадратичної похибки порівняно з традиційним рівномірним зважуванням. Розроблений підхід може бути застосований у PLC/SCADA та edge-рішеннях для підвищення достовірності вимірювальної інформації та забезпечення стійкості систем до деградації окремих каналів.

Ключові слова: мінімізація невизначеності; багатоканальні інформаційно-вимірювальні системи; адаптивне зважування; коваріаційний аналіз; агрегація вимірювальних даних; алгоритм реального часу; моніторинг виробничих процесів.

PANOVYK Ulyana, HIDEI Roman

Lviv Polytechnic National University

ADAPTIVE UNCERTAINTY REDUCTION IN MULTICHANNEL INFORMATION- MEASUREMENT SYSTEMS FOR INDUSTRIAL PROCESS MONITORING

The paper addresses the problem of uncertainty reduction in multichannel information-measurement systems for industrial process monitoring. A mathematically substantiated algorithmic approach is proposed for minimizing the integral uncertainty of an aggregated estimate based on covariance analysis and adaptive redistribution of measurement channel weights. An algorithm for real-time implementation of the proposed approach has been developed, which can be integrated into the software layer of existing systems without modifications to their hardware architecture.

The effectiveness of the proposed approach was evaluated through simulation-analytical modeling using synthetic data corresponding to typical metrological characteristics of sensors. The results demonstrate a significant reduction in standard uncertainty and root-mean-square error compared to conventional uniform weighting. The developed approach can be applied in PLC/SCADA and edge solutions to enhance measurement reliability and ensure system robustness against degradation of individual channels.

Keywords: uncertainty minimization; multichannel information-measurement systems; adaptive weighting; covariance analysis; measurement data aggregation; real-time algorithm; industrial process monitoring.

Стаття надійшла до редакції / Received 14.05.2026

Прийнята до друку / Accepted 15.06.2026

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/)

© ПАНОВИК Уляна, ГІДЕЙ Роман

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

Функціонування комп'ютеризованих систем моніторингу виробничих процесів ґрунтується на безперервному отриманні та обробці вимірювальної інформації від розподілених сенсорних вузлів. Достовірність цих даних визначає коректність оцінювання стану технологічного середовища та ефективність прийняття керуючих рішень. В умовах реального виробництва вимірювальна інформація формується під впливом низки факторів, зокрема, нестабільності характеристик сенсорів, дії випадкових шумів, впливу зовнішніх завад, коливань параметрів середовища, а також похибок, що виникають під час передачі та цифрової обробки даних.

У результаті формується інтегральна невизначеність вимірювальної інформації, яка характеризує ступінь розсіювання отриманих значень відносно фактичного стану об'єкта контролю. Зростання

невизначеності призводить до спотворення оцінки технологічних параметрів, зниження точності прогнозування відхилень та погіршення стабільності автоматизованого керування процесом. Особливо критичною ця проблема є для систем, що працюють у режимі реального часу, де затримка або повторне калібрування вимірювальних каналів є неможливими без порушення виробничого циклу.

Традиційні підходи до зменшення похибки вимірювань орієнтовані переважно на калібрування засобів вимірювання та статистичну обробку результатів спостережень. Проте в комп'ютеризованих інформаційно-вимірювальних системах (ІВС) невизначеність формується на кількох рівнях – сенсорному, комунікаційному та алгоритмічному. Відсутність інтегрованого методу компенсації цих складових у межах єдиної інформаційної технології обмежує можливості підвищення достовірності моніторингу.

Отже, виникає науково-прикладна задача розроблення методу зменшення невизначеності вимірювальної інформації в комп'ютеризованій системі моніторингу виробничих процесів, який забезпечує адаптивну корекцію результатів вимірювань з урахуванням багатокomпонентного характеру похибки та особливостей функціонування системи в реальному часі. Розв'язання цієї задачі пов'язане з удосконаленням метрологічного забезпечення автоматизованих систем, підвищенням їх надійності та відповідністю сучасним вимогам цифрового виробництва.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Питання оцінювання та зменшення невизначеності вимірювань є одним із ключових у метрологічному забезпеченні комп'ютеризованих систем моніторингу, оскільки саме невизначеність визначає межі довіри до вимірювальної інформації та впливає на коректність прийняття рішень. Базові принципи подання, інтерпретації та комбінування складових невизначеності формалізовано в стандарті GUM, де невизначеність розглядається як інтегральна характеристика результату вимірювання та задаються правила побудови моделі вимірюваного значення і обчислення розширеної невизначеності з урахуванням внесків від окремих чинників [1]. Разом із тим, практичні задачі промислового моніторингу потребують розвитку цих підходів для умов багатоканальних, розподілених і динамічних вимірювань, де похибка формується не лише на рівні сенсора, але й у процесах передачі, синхронізації та алгоритмічної обробки даних.

У сучасних дослідженнях також підкреслюється, що невизначеність вимірювального результату має багатокomпонентну природу та може аналізуватися не тільки як класична статистична характеристика, але і як інформаційна міра невизначеності. Зокрема, у роботі [2] розглянуто інформаційний підхід до невизначеності засобів вимірювання, що дає можливість інтерпретувати невизначеність як характеристику обмеженості знань про вимірюваний параметр та пов'язати її з властивостями вимірювального каналу. Такий підхід є корисним для задач моніторингу, де вимірювальна інформація надходить у вигляді потоків даних і потребує оцінювання достовірності на рівні системи. Окремий напрям сучасних досліджень стосується ІВС, у яких на перший план виходять задачі агрегування, узгодження та структурної обробки даних. У роботі [3] запропоновано математичну модель агрегації та обробки вимірювальної інформації в автоматизованих метрологічних системах моніторингу, де розглядається формування інтегрованого результату за рахунок перетворення та об'єднання вимірюваних потоків. Однак питання оцінювання та зменшення інтегральної невизначеності отриманого результату після етапів агрегації і цифрової обробки потребує подальшого розвитку. Доповнює цей напрям дослідження [4], у якому виконано формалізацію ІВС моніторингу технологічного процесу та показано вплив структурних характеристик ІВС на показники ефективності. З огляду на це виникає необхідність поєднання структурних моделей ІВС із метрологічним описом невизначеності, що є важливим для забезпечення відтворюваності та достовірності моніторингу.

Насьогодні активно розвивається напрям *sensor network metrology*, у межах якого оцінювання невизначеності в сенсорних мережах розглядається як окрема метрологічна проблема. У роботі [6] показано, що класичні підходи до оцінювання невизначеності потребують адаптації для сенсорних мереж, оскільки дані формуються в неоднорідних вимірювальних вузлах із різними метрологічними характеристиками, а також за наявності кореляцій і додаткових похибок, пов'язаних із мережевою взаємодією. Таким чином, актуалізується задача алгоритмічного врахування невизначеності в процесах узгодження даних і формування інтегрованих оцінок параметрів. Практичним інструментом зменшення невизначеності в багатосенсорних системах є методи злиття даних (*data fusion*), які дозволяють підвищити стабільність та точність оцінок шляхом комбінування інформації з різних вимірювальних каналів. У статті [5] розглянуто підхід до мультисенсорного злиття даних в IoT-середовищах на основі теорії Демпстера–Шафера, де формалізується поєднання свідчень від різних джерел та вводяться механізми зважування доказів, що дає змогу підвищити надійність інтегрованого результату при невизначених або суперечливих вимірюваннях. Для задач моніторингу виробничих процесів такі підходи є важливими в умовах наявності різнорідних сенсорів і необхідності підвищення достовірності даних без втручання оператора.

Значна група сучасних робіт фокусується на використанні фільтраційних та оцінювальних алгоритмів для компенсації похибок і зменшення невизначеності в реальному часі. У роботі [8] запропоновано підхід до злиття даних на основі модифікованої Kalman-фільтрації з короткочасною пам'яттю для сигналів із переривчастими спостереженнями, а також врахуванням змінного зміщення, що є типовою проблемою

сенсорних систем із дрейфом. Вказаний підхід демонструє ефективність корекції вимірювань у ситуаціях, коли сенсорні канали мають різну стабільність і повноту даних. Крім того, актуальною є задача узгодження оцінок у випадку невідомої кореляції шумів сенсорів, оскільки припущення незалежності вимірювань часто є некоректним і може призводити до завищеної впевненості в результаті. У роботі [9] запропоновано data-driven підхід до мультисенсорного злиття оцінок за умов невідомої кореляції шумів, що дає змогу підвищити адекватність інтегрованого результату в реальних системах. Це безпосередньо пов'язано із завданням коректного оцінювання невизначеності в комп'ютеризованих системах моніторингу, де кілька каналів можуть бути взаємозалежними через спільні впливи середовища або апаратні особливості.

Важливим напрямом є також розроблення і валідація загальних фреймворків мультисенсорного злиття, які дозволяють порівнювати алгоритми на сталонних наборах даних та забезпечувати відтворюваність результатів. У роботі [7] представлено framework для multi-sensor data fusion і підхід до валідації алгоритмів на референтних датасетах, що є суттєвим для обґрунтування ефективності методів зменшення невизначеності та їх впровадження в промислових системах моніторингу.

Отже, аналіз літературних джерел [1–9] показує, що сучасні дослідження охоплюють: метрологічні основи оцінювання невизначеності та правила її подання; розвиток sensor network metrology як окремого напрямку для розподілених вимірювальних систем; алгоритмічні підходи до злиття даних та фільтрації сигналів для підвищення достовірності; проблематику корельованих шумів та валідації алгоритмів на референтних даних. Водночас, залишається недостатньо розкритим питання побудови методу, який поєднає метрологічну модель невизначеності з адаптивною алгоритмічною корекцією результатів вимірювань у межах комп'ютеризованої системи моніторингу виробничих процесів з урахуванням структурних особливостей ІВС. Саме це зумовлює необхідність подальших досліджень та обґрунтовує актуальність запропонованої в статті науково-прикладної задачі.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою роботи є розроблення методу зменшення невизначеності вимірювальної інформації в комп'ютеризованій системі моніторингу виробничих процесів, який забезпечує формалізований облік складових похибки на різних рівнях функціонування ІВС. Запропонований підхід передбачає побудову узагальненої математичної моделі інтегральної невизначеності вимірювального результату з урахуванням статистичних характеристик шумів, можливих кореляцій між каналами та особливостей алгоритмічної обробки даних. Реалізація методу спрямована на адаптивну корекцію вимірювальних значень у режимі реального часу з формуванням узгодженого інформаційного потоку підвищеної достовірності для подальшого аналітичного опрацювання та підтримки прийняття рішень..

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Формалізація задачі та джерела невизначеності вимірювальної інформації. Нехай у комп'ютеризованій системі моніторингу виробничого процесу здійснюється вимірювання технологічного параметра X , який формується як функція множини первинних сенсорних вимірювань

$$X = F(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1)$$

де x_i – результат вимірювання i -го сенсора, n – кількість вимірювальних каналів, $F(\cdot)$ – оператор агрегації та алгоритмічної обробки даних.

Кожне вимірювання x_i має власну стандартну невизначеність

$$u(x_i) = \sqrt{u_A^2(x_i) + u_B^2(x_i)}, \quad (2)$$

де $u_A(x_i)$ – оцінка невизначеності типу А (статистична складова), $u_B(x_i)$ – оцінка невизначеності типу В (інструментальна, методична, калібрувальна складова).

У багатоканальних системах моніторингу результати вимірювань можуть бути корельованими. Тому сумарна стандартна невизначеність функції X відповідно до узагальненого закону поширення невизначеності визначається як

$$u^2(X) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial F}{\partial x_i} \right)^2 u^2(x_i) + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \left(\frac{\partial F}{\partial x_i} \right) \left(\frac{\partial F}{\partial x_j} \right) u(x_i, x_j), \quad (3)$$

де $u(x_i, x_j) = r_{ij} u(x_i) u(x_j)$, r_{ij} – коефіцієнт кореляції між вимірюваннями x_i та x_j .

У багатоканальній системі моніторингу інтегральна невизначеність формується не лише на рівні сенсора. Доцільно подати її як суму трьох функціональних складових

$$u_{tot}^2(X) = u_{sens}^2(X) + u_{comm}^2(X) + u_{alg}^2(X), \quad (4)$$

де $u_{sens}(X)$ – сенсорна складова, $u_{comm}(X)$ – складова, обумовлена передачею даних (затримки, квантування, втрати пакетів), $u_{alg}(X)$ – алгоритмічна складова (чисельні похибки, апроксимації, фільтрація).

Результат вимірювання кожного сенсора можна подати як

$$x_i = x_i^{true} + \varepsilon_i + \delta_i(t), \quad (5)$$

де x_i^{true} – істинне значення, $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_i^2)$ – випадкова похибка, $\delta_i(t)$ – повільно змінна систематична складова (дрейф).

Для мультисенсорної системи вектор вимірювань

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}^{true} + \boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\delta}(t), \quad (6)$$

а матриця коваріації вимірювань:

$$\mathbf{C} = \mathbf{E}[(\mathbf{x} - \mathbf{x}^{true})(\mathbf{x} - \mathbf{x}^{true})^T]. \quad (7)$$

Задача полягає в знаходженні такого оператора агрегації $\tilde{F}$, для якого

$$u_{tot}^{new}(X) < u_{tot}^{classical}(X) \quad (8)$$

при збереженні незміщеності оцінки $E[\tilde{X}] = X^{true}$.

Таким чином, задача зменшення невизначеності формалізується як задача мінімізації функціонала $J = u_{tot}^2(X)$ за умов $\sum_{i=1}^n w_i = 1$, де w_i – вагові коефіцієнти агрегації вимірювальних каналів.

Модель агрегації вимірювань та інтегральна невизначеність результату. Нехай у комп'ютеризованій системі моніторингу формується вектор первинних вимірювань

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix}. \quad (9)$$

Агрегована оцінка контрольованого параметра визначається як зважена лінійна комбінація вимірювань $\hat{X} = \sum_{i=1}^n w_i x_i$, де w_i – вагові коефіцієнти, що задовольняють умову нормування $\sum_{i=1}^n w_i = 1$.

У векторно-матричному вигляді $\hat{X} = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$, де

$$\mathbf{w} = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_n \end{pmatrix}. \quad (10)$$

Нехай матриця коваріації вимірювань має вигляд

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} u^2(x_1) & u(x_1, x_2) & \dots & u(x_1, x_n) \\ u(x_2, x_1) & u^2(x_2) & \dots & u(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(x_n, x_1) & u(x_n, x_2) & \dots & u^2(x_n) \end{pmatrix} \quad (11)$$

Тоді стандартна невизначеність агрегованої оцінки дорівнює

$$u^2(\hat{X}) = \mathbf{w}^T \mathbf{C} \mathbf{w} \quad (12)$$

Цей вираз враховує як індивідуальні дисперсії каналів, так і їхню кореляцію.

За відсутності кореляції $u(x_i, x_j) = 0$, $i \neq j$ та при рівнозначних вимірюваннях, часто застосовується рівномірне зважування $w_i = 1/n$. Тоді

$$u^2(\hat{X}) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n u^2(x_i). \quad (13)$$

Однак такий підхід не враховує різну точність сенсорів і може призводити до субоптимальної інтегральної невизначеності.

Задача зменшення інтегральної невизначеності формулюється як задача мінімізації квадратичної форми $\min_{\mathbf{w}} J(\mathbf{w}) = \mathbf{w}^T \mathbf{C} \mathbf{w}$ за умов $\mathbf{1}^T \mathbf{w} = 1$.

Використовуючи метод множників Лагранжа, отримаємо систему $2\mathbf{C}\mathbf{w} - \lambda \mathbf{1} = 0$, звідси оптимальний вектор ваг

$$\mathbf{w}_{opt} = \frac{\mathbf{C}^{-1}}{\mathbf{1}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{1}}, \quad (14)$$

а мінімальна інтегральна невизначеність:

$$u_{min}^2(\hat{X}) = \frac{1}{\mathbf{1}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{1}}. \quad (15)$$

Отриманий вираз показує, що вагові коефіцієнти автоматично зменшують вплив каналів із великою дисперсією; кореляція між вимірюваннями безпосередньо враховується через матрицю $\mathbf{C}$; агрегована оцінка є оптимальною в сенсі мінімізації дисперсії.

Разом з тим, у реальних комп'ютеризованих системах моніторингу матриця коваріації є динамічною величиною, що змінюється в часі. Тому застосування статичних ваг не гарантує стабільного зменшення невизначеності в умовах змінних шумових характеристик і зовнішніх впливів, що обґрунтовує необхідність розроблення адаптивного методу корекції вагових коефіцієнтів.

Запропонований метод зменшення невизначеності базується на мінімізації інтегральної невизначеності агрегованої оцінки $u^2(\hat{X}) = \mathbf{w}^T \mathbf{C} \mathbf{w}$, але на відміну від класичної статичної оптимізації передбачає динамічну адаптацію параметрів у реальному часі.

Метод реалізується в чотири етапи.

Етап 1. Ідентифікація складових похибки

Кожне вимірювання представляємо у вигляді $x_i(t) = X(t) + \varepsilon_i(t)$, де $\varepsilon_i(t)$ – сукупна похибка, що може бути подана як $\varepsilon_i(t) = b_i(t) + \eta_i(t)$, $b_i(t)$ – систематична складова (дрейф), $\eta_i(t)$ – випадкова складова.

Оцінка локальної дисперсії виконується в ковзному вікні довжини m

$$\hat{\sigma}_i^2(t) = \frac{1}{m-1} \sum_{k=t-m+1}^t (x_i(k) - \bar{x}_i(t))^2. \quad (16)$$

Оцінка локального дрейфу визначається як $\hat{b}_i(t) = \bar{x}_i(t) - \hat{X}(t)$.

Етап 2. Оцінка статистичних параметрів

На основі локальних оцінок формується поточна матриця коваріації

$$\hat{C}(t) = E[(x(t) - \mu(t))(x(t) - \mu(t))^T] \quad (17)$$

У практичній реалізації використовується рекурсивна оцінка

$\hat{C}(t) = \alpha \hat{C}(t-1) + (1-\alpha)(x(t) - \mu(t))(x(t) - \mu(t))^T$, де $0 < \alpha < 1$ – коефіцієнт згладжування.

Етап 3. Адаптивне зважування

Вагові коефіцієнти визначаються як

$$w(t) = \frac{c^{-1}(t)1}{1^T c^{-1}(t)1}. \quad (18)$$

Для підвищення стійкості при близькій сингулярності матриці вводиться регуляризація: $\hat{C}_\lambda = \hat{C}(t) + \lambda 11$, де $\lambda > 0$ – параметр регуляризації.

Тоді

$$w(t) = \frac{c_\lambda^{-1}(t)1}{1^T c_\lambda^{-1}(t)1}. \quad (19)$$

Етап 4. Алгоритмічна компенсація

Систематична складова компенсується $x_i^{corr}(t) = x_i(t) - \hat{b}_i(t)$.

Остаточна агрегована оцінка:

$$\hat{X}(t) = \sum_{i=1}^n w_i(t) x_i^{corr}(t). \quad (20)$$

Таким чином досягається мінімізація поточної інтегральної невизначеності при змінних статистичних характеристиках вимірювальних каналів.

Запропонований метод реалізується як окремий програмний модуль у складі ІВС та працює в режимі реального часу, обробляючи потік вимірювань із фіксованим кроком дискретизації Δt . Інтеграція здійснюється без зміни апаратної архітектури: модуль підключається на рівні програмного контуру обробки даних між етапами первинного приймання/буферизації вимірювань та передаванням результату в аналітичні підсистеми.

Алгоритм функціонує циклічно та виконується для кожного кроку дискретизації. На вході формується пакет поточних вимірювань від n каналів у момент часу t . У разі пропусків використовується політика *hold / interpolation / missing* відповідно до налаштувань ІВС.

$x(t)$: пакет вимірювань з n каналів

$x = \text{read_packet}()$ # $[x_1, x_2, \dots, x_n]$

$x = \text{apply_missing_policy}(x)$ # *hold / interp / NaN*

Для кожного каналу підтримується ковзне вікно довжини m , яке забезпечує локальне оцінювання статистичних характеристик.

оновлення вікна для кожного каналу

$\text{window.push}(x)$ # додаємо вектор x у буфер

$x_win = \text{window.get_matrix}()$ # матриця $m \times n$

На основі ковзного вікна визначаються показники стабільності каналів: дисперсія/варіація, наявність викидів, ознаки дрейфу, частка пропусків. Формується «паспорт якості» каналу на поточному кроці.

$\text{var} = \text{local_variance}(x_win)$ # $[\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2]$

$\text{drift} = \text{local_drift}(x_win)$ # $[d_1, d_2, \dots, d_n]$

$\text{outl} = \text{outlier_rate}(x_win)$ # $[p_1, p_2, \dots, p_n]$

Виконується порівняння показників якості з порогами. Канали, що виходять за межі, маркуються як ненадійні.

$\text{bad} = (\text{var} > \text{tau_var}) \mid (\text{abs}(\text{drift}) > \text{tau_drift}) \mid (\text{outl} > \text{tau_outl})$

Якщо фіксується погіршення стану (перевищення порогів), виконується адаптивне оновлення вагових коефіцієнтів згідно з методом (16–20). У компактній реалізації ваги можна обчислювати через оцінену коваріацію або через «якості» каналів.

$C_hat = \text{cov_matrix}(x_win)$ # $\hat{C}(t)$

$w = \text{adaptive_weights}(C_hat, \text{bad})$ # $w(t)$, з урахуванням *bad*-каналів

Функція *adaptive_weights(...)* реалізує правило через $\hat{C}^{-1}$ та нормування, або його стабілізовану версію з регуляризацією.

За потреби виконується компенсація дрейфу/зміщення і формується агреговане значення контрольованого параметра.

$x_corr = \text{compensate}(x, \text{drift})$ # $x_i \rightarrow x_i^{corr}$

$x_hat = \text{aggregate}(x_corr, w)$ # $\hat{X}(t) = \sum w_i x_i^{corr}$

Вихід передається в підсистеми аналітики/SCADA/архіву разом зі службовими параметрами, що відображають «якість» вимірювань і факт спрацювання корекції.

`publish(x_hat, w, var, bad)` # SCADA/DB/визуалізація

Модуль підключається між прийманням/фільтрацією та аналітикою — без зміни апаратної архітектури. На рис. 1 наведено узагальнену структурно-алгоритмічну організацію запропонованого методу в складі комп'ютеризованої ІВС. Модуль адаптивного зменшення невизначеності інтегрується між підсистемами первинної обробки та аналітики без зміни апаратної структури, забезпечуючи формування стабілізованої оцінки контрольованих параметрів і керуючих впливів.

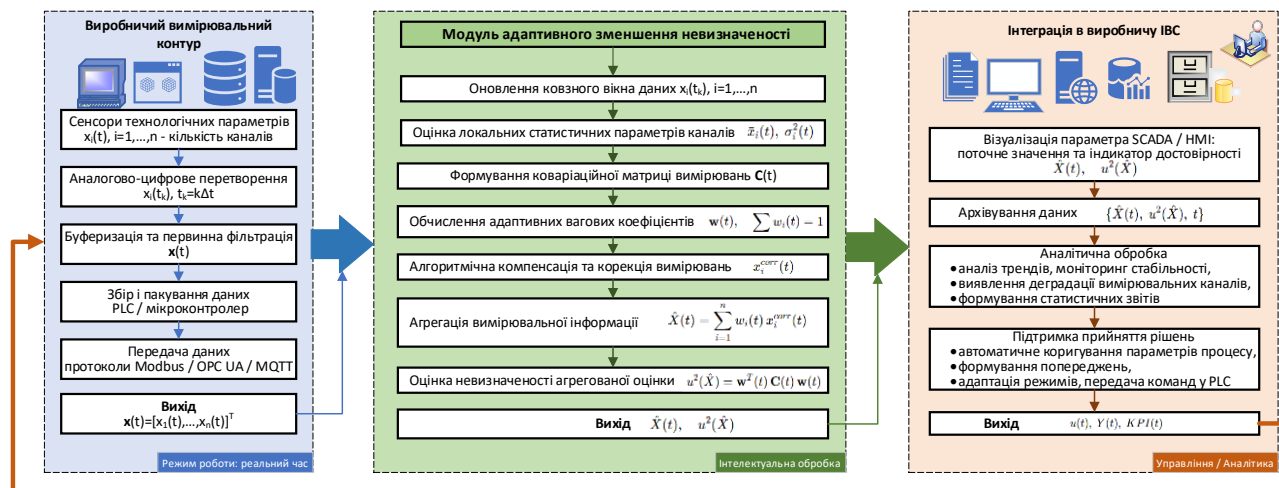


Рис. 1. Структурно-алгоритмічна схема інтеграції модуля адаптивного зменшення невизначеності в ІВС моніторингу виробничих процесів

Запропонований алгоритм не потребує складної офлайн-обробки: усі обчислення виконуються на ковзному вікні невеликої довжини m , що забезпечує обмежену обчислювальну складність та стабільну роботу в реальному часі. З практичної точки зору модуль може бути реалізований у вигляді сервісу збору даних (edge-рівень), програмного компонента SCADA/PLC-шлюзу або окремого модуля в системі аналітики, залежно від архітектури ІВС.

Оцінювання ефективності запропонованого методу зменшення невизначеності виконано шляхом імітаційного моделювання вимірювальних процесів із заданими статистичними характеристиками. Аналіз проведено на синтетичних даних, сформованих відповідно до типових метрологічних параметрів вимірювальних каналів автоматизованих систем моніторингу. Параметри моделювання (дисперсія, дрейф, кореляція, частота викидів) обиралися в межах, характерних для сенсорів контролю технологічних параметрів.

Для кількісного аналізу використано такі показники:

1. Середньоквадратична похибка агрегованої оцінки	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\hat{X}(k) - X_{true}(k))^2}$
2. Стандартна невизначеність агрегованої оцінки	$u(\hat{X}) = \sqrt{w^T C w}$
3. Коефіцієнт зменшення невизначеності	$K_{red} = u_{before} / u_{after}$
4. Дисперсія агрегованого сигналу	$\sigma_{\hat{X}}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (\hat{X}(k) - \bar{\hat{X}})^2$

Оцінювання проводилось для чотирьох типових сценаріїв: нормальна робота всіх каналів; підвищення дисперсії одного каналу; наявність систематичного дрейфу; імпульсні викиди в одному з каналів. Кількість каналів – $n=6$. Обсяг вибірки – $N=10^4$ відліків. Результати імітаційного дослідження наведені в табл. 1.

Таблиця 1

Порівняння показників до та після адаптивної обробки

Показник	Без адаптації	З адаптацією	Відносна зміна
RMSE	0.041	0.017	58% (зменшення)
$u(\hat{X})$	0.035	0.014	60% (зменшення)
$\sigma_{\hat{X}}^2$	0.00125	0.00039	69% (зменшення)
Вплив нестабільного каналу	Значний	Мінімізований	—

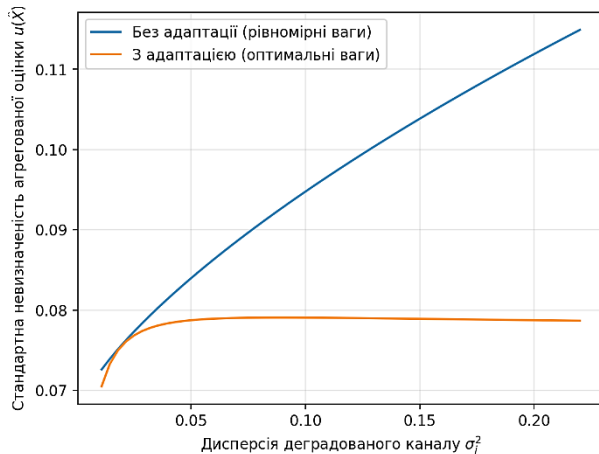


Рис. 2. Залежність стандартної невизначеності агрегованої оцінки від рівня дисперсії одного з каналів

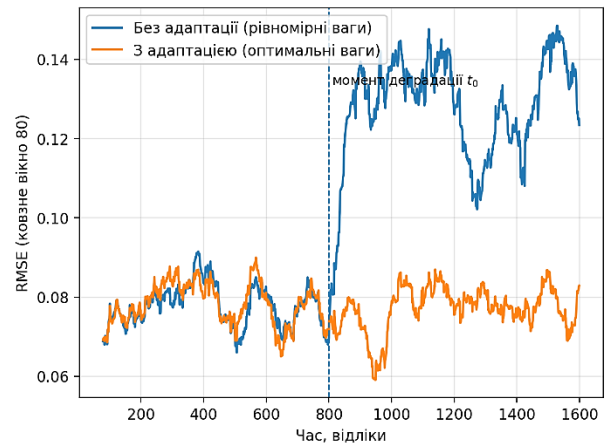


Рис. 3. Динаміка середньоквадратичної похибки при раптовій деградації одного вимірювального каналу

Результати імітаційного моделювання підтверджують ефективність запропонованого адаптивного підходу до агрегування вимірювальних даних. Залежність стандартної невизначеності від зростання дисперсії одного з каналів демонструє, що при рівномірному зважуванні інтегральна невизначеність зростає майже лінійно, тоді як адаптивний алгоритм стабілізує її значення, автоматично зменшуючи вплив деградованого каналу. Динамічний аналіз RMSE у часі показує, що після моменту деградації одного вимірювального каналу система без адаптації демонструє різке зростання похибки, тоді як запропонований метод забезпечує швидку стабілізацію та обмеження помилки в допустимих межах. Отримані результати узгоджуються з аналітичними оцінками та підтверджують стійкість алгоритму до змін статистичних характеристик вимірювальних потоків.

Імітаційно-аналітичне дослідження підтвердило, що запропонований метод адаптивного зменшення невизначеності забезпечує суттєве підвищення точності агрегованої оцінки навіть за наявності деградації окремих вимірювальних каналів. Отримані результати можуть розглядатися як прогнозна оцінка ефективності перед подальшим експериментальним або виробничим впровадженням.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У роботі розроблено математично обґрунтований метод адаптивного зменшення невизначеності в багатоканальних ІВС, що базується на використанні поточної коваріаційної структури вимірювальних даних та оптимальному перерозподілі вагових коефіцієнтів агрегування. Запропонована модель дає можливість формалізувати інтегральну невизначеність агрегованої оцінки через квадратичну форму $w^T C w$ та забезпечити її мінімізацію через адаптивне оновлення ваг з урахуванням статистичних характеристик каналів. На відміну від класичних підходів із фіксованими коефіцієнтами, запропонований метод враховує зміну дисперсії, наявність міжканальної кореляції, появу систематичного дрейфу та імпульсних завад, що дає змогу автоматично зменшувати вплив деградованих вимірювальних каналів без необхідності ручного втручання. Розроблено алгоритмічну реалізацію методу для режиму реального часу, яка інтегрується в стандартний програмний контур обробки даних інформаційно-вимірювальної системи без зміни її апаратної архітектури.

Ефективність запропонованого підходу підтверджено шляхом імітаційно-аналітичного дослідження на синтетичних даних, сформованих відповідно до типових метрологічних характеристик сенсорів виробничих систем. Проведене моделювання продемонструвало суттєве зменшення стандартної невизначеності агрегованої оцінки та середньоквадратичної похибки в порівнянні з традиційним рівномірним зважуванням, зокрема, у сценаріях зростання шуму одного каналу, появи систематичного дрейфу та імпульсних завад. Отримані результати свідчать про стійкість алгоритму до часткової деградації вимірювальних каналів та його здатність забезпечувати стабілізацію оцінюваного параметра.

Отже, запропонований метод може розглядатися як перспективний інструмент підвищення метрологічної достовірності багатоканальних систем моніторингу. Імітаційні результати створюють підґрунтя для подальшого експериментального підтвердження ефективності алгоритму в умовах реального виробничого середовища та розширення його застосування в системах автоматизованого контролю технологічних процесів. Перспективи подальших досліджень пов'язані з практичною реалізацією алгоритму в середовищах PLC та SCADA, зокрема, на рівні edge-обробки даних безпосередньо біля джерел вимірювань, що дозволить мінімізувати затримки та підвищити стійкість системи до деградації окремих каналів. Доцільним є також дослідження інтеграції адаптивного зважування з механізмами діагностики стану сенсорів та системами обслуговування, що забезпечить формування самокоригованих інформаційно-вимірювальних комплексів у рамках концепції Industry 4.0.

Література

1. ДСТУ ISO/IEC Guide 98-3:2018. Невизначеність вимірювання. Частина 3. Настанова з вираження неvizначеності вимірювання (GUM). Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2018. URL: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page?id_doc=62233
2. Манко Г.І. Інформаційна невизначеність засобів вимірювання. *Вісник Східноукраїнського національного університету ім. В. Даля*, 2021. № 3. URL: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2021-269-5-38-41>
3. Пановик У.П., Гідей Р.В. Математичне моделювання процесу агрегації та обробки вимірювальної інформації в автоматизованих метрологічних системах моніторингу. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*, 2025. № 2 (82). С. 37–44. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-82-6>
4. Пановик У.П., Гідей Р.В. Формалізація та ефективність інформаційно-вимірювальної системи моніторингу друкарських процесів. *Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології у виробництві та освіті: стан, досягнення, перспективи і розвиток : матеріали Всеукр. наук.-практ. Internet-конф.* Черкаси, 2025. С. 7–9.
5. Hamda N.E.I., Hadjali A., Lagha M. (2023). Multisensor Data Fusion in IoT Environments in Dempster–Shafer Theory Setting: An Improved Evidence Distance-Based Approach. *Sensors*. 2023. Vol. 23(11). Art. 5141. URL: <https://doi.org/10.3390/s23115141>
6. Harris P. et al. (2025). Measurement Uncertainty Evaluation for Sensor Network Metrology. *Metrology*, 2025. Vol. 5(1). Art. 3. URL: <https://doi.org/10.3390/metrology5010003>
7. Lafon L.-F. et al. (2024). Multi-sensor data fusion framework and validation of algorithms with reference datasets. *Procedia CIRP*, 2024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.024>
8. Pal A., Nagarajaiah S. (2024). Data fusion based on short-term memory Kalman filtering using intermittent-displacement and acceleration signal with a time-varying bias. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111482>
9. Wang M. et al.(2025). Data-driven multisensor estimate fusion with unknown correlation in sensor measurement noises. *Information Fusion*, 2025. Vol. 115. Art. 102750. URL: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102750>

References

1. DSTU ISO/IEC Guide 98-3:2018. Nevyznachenist vymiriuvannia. Chastyna 3. Nastanova z vyrazhennia nevyznachenosti vymiriuvannia (GUM). Kyiv: DP «UkrNDNT», 2018. URL: https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page?id_doc=62233
2. Manko H.I. (2021). Informatsiina nevyznachenist zasobiv vymiriuvannia. Visnyk Skhidnoukrainskoho natsionalnoho universytetu im. V. Dalia, 2021. № 3. URL: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2021-269-5-38-41>
3. Panovyk U.P., Hidei R.V. (2025). Matematychnе modeliuвання protsesu ahrehatsii ta obrobky vymiriuvanoi informatsii v avtomatyzovanykh metrolohichnykh systemakh monitorynhu. Vymiriuvalna ta obchysliuvalna tekhnika v tekhnolohichnykh protsesakh, 2025. № 2 (82). S. 37–44. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-82-6>
4. Panovyk U.P., Hidei R.V. Formalizatsiia ta efektyvnist informatsiino-vymiriuvanoi systemy monitorynhu drukarskykh protsesiv. Avtomatyzatsiia ta kompiuterno-intehrovani tekhnolohii u vyrobnytstvi ta osviti: stan, dosiahnennia, perspektivy i rozvytok : materialy Vseukr. nauk.-prakt. Internet-konf. Cherkasy, 2025. S. 7–9.
5. Hamda N.E.I., Hadjali A., Lagha M. (2023). Multisensor Data Fusion in IoT Environments in Dempster–Shafer Theory Setting: An Improved Evidence Distance-Based Approach. *Sensors*. 2023. Vol. 23(11). Art. 5141. URL: <https://doi.org/10.3390/s23115141>
6. Harris P. et al. (2025). Measurement Uncertainty Evaluation for Sensor Network Metrology. *Metrology*, 2025. Vol. 5(1). Art. 3. URL: <https://doi.org/10.3390/metrology5010003>
7. Lafon L.-F. et al. (2024). Multi-sensor data fusion framework and validation of algorithms with reference datasets. *Procedia CIRP*, 2024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.024>
8. Pal A., Nagarajaiah S. (2024). Data fusion based on short-term memory Kalman filtering using intermittent-displacement and acceleration signal with a time-varying bias. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111482>
9. Wang M. et al.(2025). Data-driven multisensor estimate fusion with unknown correlation in sensor measurement noises. *Information Fusion*, 2025. Vol. 115. Art. 102750. URL: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102750>