

О. М. ТКАЧЕНКО, д-р техн. наук, професор;

ORCID 0000-0001-7983-9033

А. Т. ШЕВЧЕНКО, аспірант,

ORCID 0009-0003-9927-8706

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

РОБАСТНО-АДАПТИВНА ОБРОБКА СЕНСОРНИХ СИГНАЛІВ В УМОВАХ ШУМУ, ВИКИДІВ ТА ПРОПУСКІВ ВИМІРЮВАНЬ

У роботі обґрунтовано проблему забезпечення стійкої фільтрації в IoT-системах за наявності пропущених вимірювань, викидів і шумових спотворень. Зазначено, що в реальних системах Інтернету речей сенсорні дані часто формуються під впливом нестабільності каналів передавання, обмежених обчислювальних ресурсів, зовнішніх завад і фізичних особливостей роботи датчиків. Це ускладнює застосування класичних алгоритмів оцінювання стану без адаптації до неповних і ненадійних потоків даних. Розглянуто особливості застосування методів оцінювання стану та рекурсивної фільтрації в задачах обробки сенсорних сигналів у режимі реального часу. Показано, що імпутація пропущених значень може бути недоцільною, оскільки здатна спричиняти затримки, спотворювати сигнал і створювати хибне уявлення про достовірність вимірювань. Запропоновано робастний адаптивний підхід до оцінювання стану, який явно враховує відсутні вимірювання в рекурсивній системі фільтрації. На відміну від підходів, що попередньо заповнюють пропуски, запропонований алгоритм розглядає відсутність вимірювання як окрему ситуацію в процесі оцінювання. Під час прогалів у даних він використовує модель процесу для прогнозування поточного стану, одночасно збільшуючи пов'язану з ним невизначеність відповідно до зменшення кількості доступної інформації. У разі надходження нових вимірювань метод адаптивно регулює їхній вплив на оновлення оцінки, зменшує дію аномальних значень і запобігає різким стрибкам оціненого стану. Виконано комп'ютерне моделювання та експериментальну перевірку запропонованого підходу з використанням набору даних, отриманого з реального сенсора, що містить шум, викиди та часті пропуски вимірювань. Отримані результати свідчать, що алгоритм забезпечує стабільні та згладжені оцінки стану, зберігає працездатність за тривалій відсутності даних і підтримує узгоджену еволюцію невизначеності. Підкреслено практичну цінність підходу для IoT-систем з обмеженими обчислювальними ресурсами, зокрема в контексті Edge Computing, де важливими є локальна обробка даних, своєчасне прийняття рішень і зменшення залежності від хмарної інфраструктури

Ключові слова: Інтернет речей, обробка сигналів у реальному часі, адаптивна фільтрація, сенсорні дані, викиди, пропуски вимірювання.

Вступ

Системи Інтернету речей широко застосовуються для моніторингу різних фізичних процесів у багатьох прикладних сферах. Реальні сенсорні дані, що формуються в таких системах, зазвичай не є ідеальними: вони можуть містити шуми, пропуски та аномальні значення. Такі спотворення виникають через тимчасові несправності датчиків, вплив навколишнього середовища, нестабільність каналів передавання даних або артефакти зв'язку. Особливої актуальності набуває обробка сенсорних сигналів у режимі реального часу, оскільки в багатьох IoT-застосуваннях затримки або помилки в оцінюванні стану процесу можуть призводити до зни-

ження надійності всієї системи. Водночас значна частина пристроїв Інтернету речей має обмежені обчислювальні ресурси, що ускладнює використання складних моделей обробки даних безпосередньо на рівні сенсорних вузлів або Edge-пристроїв. У зв'язку з цим актуальним є дослідження стійких та адаптивних моделей і алгоритмів програмного аналізу, здатних обробляти сенсорні сигнали в умовах шуму, пропущених вимірювань та аномальних значень у режимі реального часу.

Постановка проблеми

У реальних IoT-системах сенсорні сигнали часто формуються в умовах неповноти, невизначеності та ненадійності даних. Вимірювання можуть бути пропущені, спотворені шумом або містити атипові значення, які не завжди можуть бути надійно виявлені та усунені на етапі попередньої обробки. Класичні підходи до обробки сигналів часто передбачають регулярну дискретизацію, повну доступність вимірювань та відносно стабільні умови роботи датчиків. У реальних системах моніторингу такі припущення не завжди виконуються. Це створює потребу в розробленні підходів, які можуть враховувати не лише виміряні значення сигналу в часі, а й додаткові фактори, що впливають на процес вимірювання.

Проблема дослідження полягає у необхідності створення стійкого та адаптивного підходу до оцінювання сенсорних сигналів у системах Інтернету речей, який забезпечує роботу з шумовими спотвореннями, пропущеними вимірюваннями та аномальними значеннями в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Системи інтернету речей широко застосовуються для моніторингу різних фізичних процесів, у різних прикладних сферах [1]. Архітектура таких систем складається з декількох рівнів, де обробка даних з рівня сенсорів переважно орієнтована на обробку даних на рівні хмари [2]. Тим не менше, активно розвивається ідея перенесення деяких операцій на рівень, що знаходиться ближче до джерела даних – Edge рівень, що попри свої переваги має також низку викликів [3]. Зростаючий попит на обробку сигналів на Edge рівні зумовлений такими критично важливими застосуваннями, як автономні транспортні засоби, промислова автоматизація та розумні міста, де навіть незначні затримки обробки можуть призвести до серйозних наслідків [4]. До того ж реальні дані не є ідеальними і часто містять в собі шуми, включають пропуски та аномальні значення, що можуть виникати через тимчасові несправності датчиків, порушення навколишнього середовища або артефакти зв'язку та не можуть бути надійно попередньо відфільтровані в автономному режимі. Це створює необхідність досліджень створення стійких та адаптивних моделей та алгоритмів програмного аналізу, здатних справлятися з викликами даних, зібраних з реальних систем моніторингу, у режимі реального часу, що можуть бути розгорнуті на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами. Сучасні дослідження пропонують використання методів машинного та глибокого навчання для подолання описаних викликів для видалення шуму [5], для розпізнавання аномалій та роботи з заповненням пропущених значень вимірювань [6], [7], [8], [9]. Також розглядаються комплексні підходи на основі поєднання підходів класичної обробки сигналів та машинного навчання [7], [10].

Оскільки заповнення пропущених даних є класичною технікою, яку застосовують на основі статистичних показників доступних даних, використання такого підходу в умовах обмеженості наявних даних, їх недостатньої кількості та присутності некоректних вимірювань створює ризики спотворення вхідного сигналу й втрати його початкової інформації. До того ж більшість рішень орієнтовані на використання машинного навчання, що навіть за умови застосування легких методів потребує попереднього навчання та якісного набору даних, який має відповідати пристроям і умовам, у яких генеруються сигнали для подальшої обробки. Таким чином, попри наявність значної кількості підходів до обробки сенсорних даних, залишається актуальною потреба в розробленні ефективних моделей та алгоритмів, здатних забезпечити стійкість до помилок вимірювань, відсутності даних і впливу навколишнього середовища під час аналізу сигналів у реальному часі.

Мета і задачі дослідження

Метою дослідження є розроблення робастно-адаптивного підходу до оцінювання стану сенсорного сигналу в системах Інтернету речей у режимі реального часу за умов шумових спотворень, пропущених вимірювань та аномальних викидів. Для досягнення поставленої мети передбачено розв'язання таких задач дослідження:

1. Формалізувати подання сенсорного сигналу як дискретної послідовності вимірювань із можливими пропусками, шумовими спотвореннями та аномальними значеннями.
2. Побудувати рекурсивну модель еволюції стану сигналу та його невизначеності, придатну для покрокового оцінювання в режимі реального часу.
3. Розробити процедуру прогнозування та оновлення оцінки стану з урахуванням наявності або відсутності поточного вимірювання.
4. Запропонувати механізм виявлення неузгоджених вимірювань і адаптивного коригування довіри до них на основі зміни дисперсії похибки вимірювання.
5. Дослідити ефективність запропонованого підходу під час обробки реального сенсорного сигналу за наявності шуму, пропусків даних та короточасних аномальних викидів.

Результати дослідження

Математична модель оцінювання стану

Нехай маємо сигнал, що характеризується наявністю короточасних екстремальних викидів, нерівномірністю щільності даних та нестационарною структурою сигналу. Це унеможливує використання фільтрів з фіксованими параметрами та мотивує застосування робастних адаптивних моделей з покроковим оновленням стану. Оскільки дискретний сигнал визначений по дискретному аргументу, який представляє собою не фізичний вимір, а порядок відліків в якому відбувається вимірювання сигналу, то (1) можливе представлення сигналу.

$$x[k] = x(k\Delta t), \Delta t = \text{const}, \quad (1)$$

де $x(k\Delta t)$ – значення вимірювання у момент часу $t = k\Delta t$, Δt – інтервал дискретизації, $k = \overline{1, N}$ – номер відліку, N – загальна кількість вимірювань.

Таким чином, дискретний сигнал $x[k]$ є результатом дискретизації неперервного сигналу $x(t)$ за часом, та кроком Δt , а k – є безрозмірною величиною та використовується виключно для впорядкування відліків у часі. Слід зауважити, що інтервал дискретизації визначається або апаратними обмеження сенсору або частотою опитування системи збору даних відповідно від призначення системи, для забезпечення адекватних вимірів певних цільових величин з виправданою періодичністю. Припустимо, що сигнал розглядається в режимі реального часу, тоді значення $x[k]$ може бути доступним лише за умови отримання даного відліку, та не може бути відомим заздалегідь. Представлене подання сигналу є зручним для подальшого моделювання та опису стану процесу.

Оскільки у реальних системах дані, що надходять зовні часто є шумними або з пропусками у вимірюваннях, що можуть бути обумовленими різними процесами, то при аналізі таких динамічних даних доцільно розглядати процес як такий, що окрім спостережуваних вимірювань додатково має певний прихований стан, що включає обмежену доступність спостережень. При аналізі сигналів згенерованими пристроями, систем IoT у більшості випадків зміни між сусідніми значеннями, за рахунок не великого інтервалу між вимірюваннями, очікуються відносно невеликим, що в цілому дозволяє розглядати еволюцію процесу у локальному часовому масштабі, що може знаходити своє застосування для повільно змінних сигналів, які притаманні задачам моніторингу. За таких обставин доцільно застосувати стохастичний опис динаміки процесу, в межах якого такі процеси як випадкові збурення, вплив змінного середовища, похибки моделей – узагальнюються за допомогою відповідної доданої компоненти, що дозволить побудувати гнучку, але просту модель придатну до умов роботи в умовах невизначеності та обмеженості обчислювальних ресурсів. Таким чином (2) ілюструє базову еволюцію сигналу.

$$\begin{aligned} x[k] &= x[k-1] + \xi[k] \\ (\xi[k]) &= 0, E(\xi[k]^2) = Q, Q > 0 \end{aligned} \quad (2)$$

де $\xi[k]$ – компонента, що узагальнює вплив неврахованих факторів між сусідніми вимірюваннями, а Q – задає її дисперсію та характеризує рівень мінливості процесу впливаючи на рівень оцінки на зміну сигналу, а отже визначає адаптивність оцінки. Окрім $x[k]$, далі ще розглядається величина $P[k]$, що відповідає дисперсії похибки, та відображає міру невизначеності. Таким чином (3) являє собою опис вимірювань.

$$\begin{aligned} y[k] &= x[k] + \vartheta[k] \\ E(\vartheta[k]) &= 0, \quad E(\vartheta[k]^2) = R_k, \\ E(\xi[i], \vartheta[j]) &= 0 \quad \forall i, j \end{aligned} \quad (3)$$

де $\vartheta[k]$ – шум вимірювання, що моделюється як випадкова величина. R_k – дисперсія похибки вимірювання на кроці k . Для моделювання пропусків вимірювань вводимо $\alpha[k] \in \{0,1\}$, де $\alpha[k] = 1$ – вимірювання присутнє, $\alpha[k] = 0$ – вимірювання відсутнє. З огляду на можливу відсутність початкових вимірювань початковий стан доцільно задавати першим доступним вимірюванням.

В сигналі, що розглядається відсутність значень вимірювання навмисно зберігаються та не заповнюються на етапі попередньої обробки. Натомість інформація про доступність даних явно моделюється та може бути використано алгоритмами фільтрації. Такий підхід відображає реалістичні обмеження обробки сигнальних даних у реальному часі на edge рівні коли майбутні дані недоступні, а штучне заповнення пропусків даних може призвести до зміщення. Для ілюстрації покажемо запропонований підхід на прикладі фільтра Калмана, що узгоджується з запропонованою моделлю. Процедура оцінки еволюції сигналу здійснюється послідовно у часі, що складається з прогнозу та можливого оновлення за результатами оновлення. Позначимо $x'[k]$, $P'[k]$ – апіорні оцінки перед використанням значень вимірювання, а $x[k]$, $P[k]$ – апостеріорні, за можливості їх оновлення (4).

$$x'_k = x[k-1], \quad P'_k = P[k-1] + Q \quad (4)$$

Відповідно, з виразу (4), маємо при $\alpha[k] = 0$ апостеріорна оцінка приймає значення (5), а за умов умови $\alpha[k] = 1$ справедливий вираз (6).

$$x[k] = x'[k], \quad P[k] = P'[k] \quad (5)$$

$$r[k] = y[k] - x'[k], \quad \text{Var}(r[k]) = P'[k] + R_k, \quad z[k] = \frac{|r[k]|}{\sqrt{P'[k] + R_k}} \quad (6)$$

Таким чином, $z[k]$ одночасно враховує зростання невизначеності при пропусках $P'[k]$, та зниження довіри до сенсора при викидах R_k , що може використовуватись як критерій узгодженості з моделлю. Введемо поріг узгодженості τ , при $z[k] < \tau$ – вимірювана точка узгоджена, а при $z[k] > \tau$ – вимірювання не узгоджені та дисперсія зростає, для цього задається коефіцієнт інфляції γ , та виконуємо оновлення (7), і після цього виконуємо повернення R_k до базового рівня (8).

$$R_i[k] = R_0 \cdot \gamma^{(z[k]-\tau)}, \quad \gamma > 1, \quad R_k = \min(R_{max}, \max(R_k, R_i)) \quad (7)$$

$$R_k = (1 - \eta_k) R_k + \eta_k R_0, \quad \eta_k = \begin{cases} \eta_+, & z[k] \leq \tau \\ \eta_-, & z[k] > \tau \end{cases} \quad (8)$$

Параметр η_k – задає режим швидкості адаптації параметру R_k залежно від узгодженості вимірювання і прогнозу. При узгоджених вимірюваннях використовується швидкий режим повернення до базового рівня, а при неузгоджених – повільний, що запобігає втраті робастності. Апостеріорна оцінка стану обчислюється за виразом (9), після визначення R_k .

$$\begin{aligned} x[k] &= x'[k] + K[k] r[k], \quad P[k] = (1 - K[k])P'[k] \\ K[k] &= \frac{P'[k]}{P'[k] + R_k} \end{aligned} \quad (9)$$

Таким чином, отримані співвідношення визначають рекурсивний алгоритм, що дозволяє оцінювати еволюцію стану процесу та його невизначеність у режимі реального часу.

Експериментальна перевірка підходу

Застосовуючи запропонований підхід до реального сенсорного сигналу, можемо бачити, що алгоритм забезпечує згладжену та стабільну оцінку еволюції навіть за наявності шуму та інтервалів відсутніх вимірювань Рис1. Оцінка стану зберігає свою неперервність за відсутності даних, та не повторює аномальні коливання вимірювань, що свідчить про робастну поведінку.

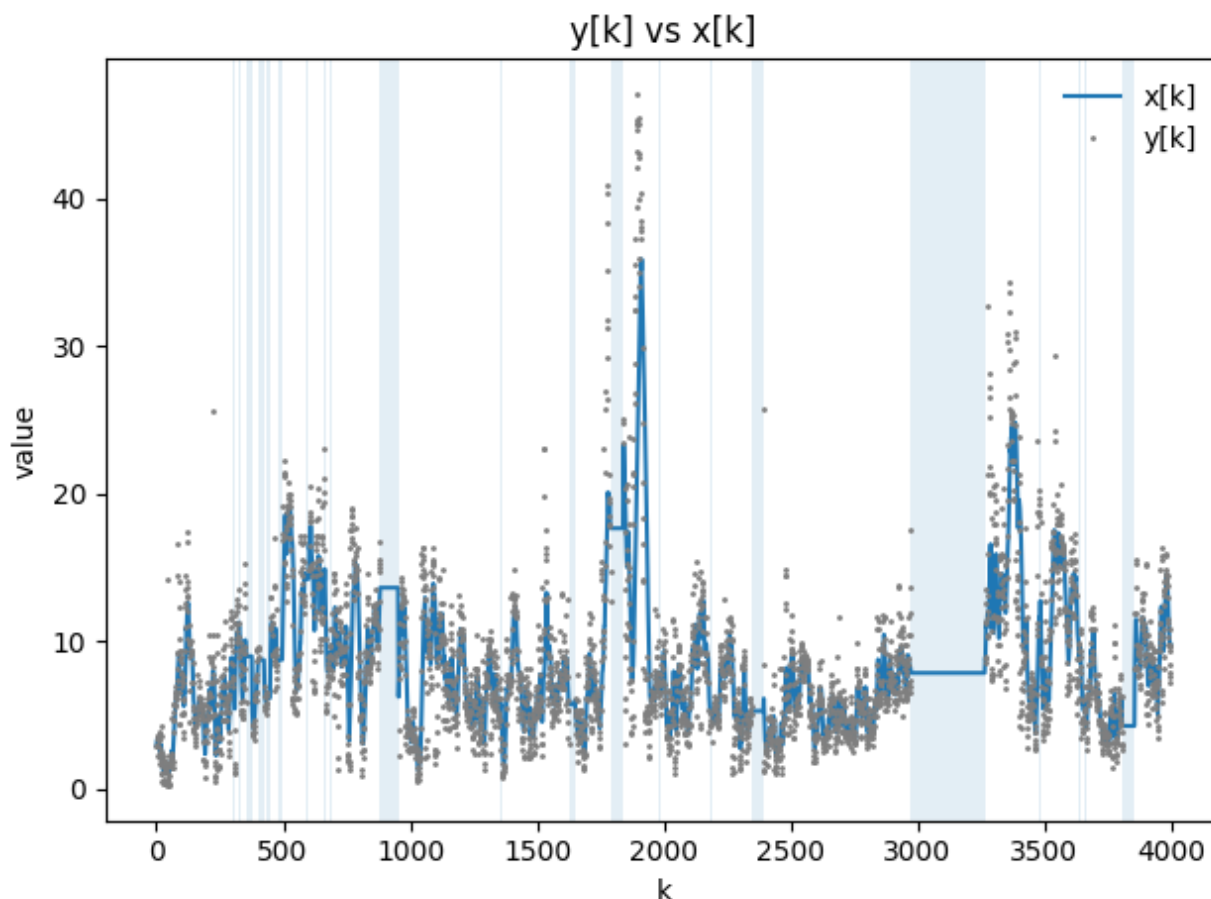


Рис. 1. Виміряні значення сенсорного сигналу $y[k]$ та оцінка стану $x[k]$; затінені області відповідають інтервалам відсутності даних

Варто зазначити, що як видно з рис. 1, інтервали відсутності даних є різними за часом. Для більш детального аналізу розглянемо поведінку алгоритму в окремій ділянці сигналу, розглянемо збільшений фрагмент, що містить аномальні вимірювання, та пропуски даних рис. 2. Виявлення аномальних вимірювань, продемонстроване на рис. 2, безпосередньо впливає на механізм адаптації. Реакцію алгоритму на аномальні вимірювання та пропуски даних відображає еволюція параметру R_k , що показана на рис. 3.

Адаптація параметру R_k безпосередньо впливає на невизначеність оцінки стану. Для аналізу цієї залежності розглянемо еволюцію апостеріорної дисперсії $P[k]$, яка характеризує довіру алгоритму до поточної оцінки стану. Після впровадження механізму швидкого відновлення для адаптивного шуму вимірювання, затримка відгуку оцінювача значно зменшується. Як тільки залишки повертаються до номінального діапазону, фільтр негайно відновлює довіру до вхідних вимірювань, дозволяючи своєчасно відстежувати справжні зміни процесу, зберігаючи при цьому стійкість до імпульсних збурень. Як видно з рис. 4 значення $P[k]$ зростає у часових інтервалах відсутності вимірювань, тоді як після появи узгоджених вимірювань невизначеність зменшується.

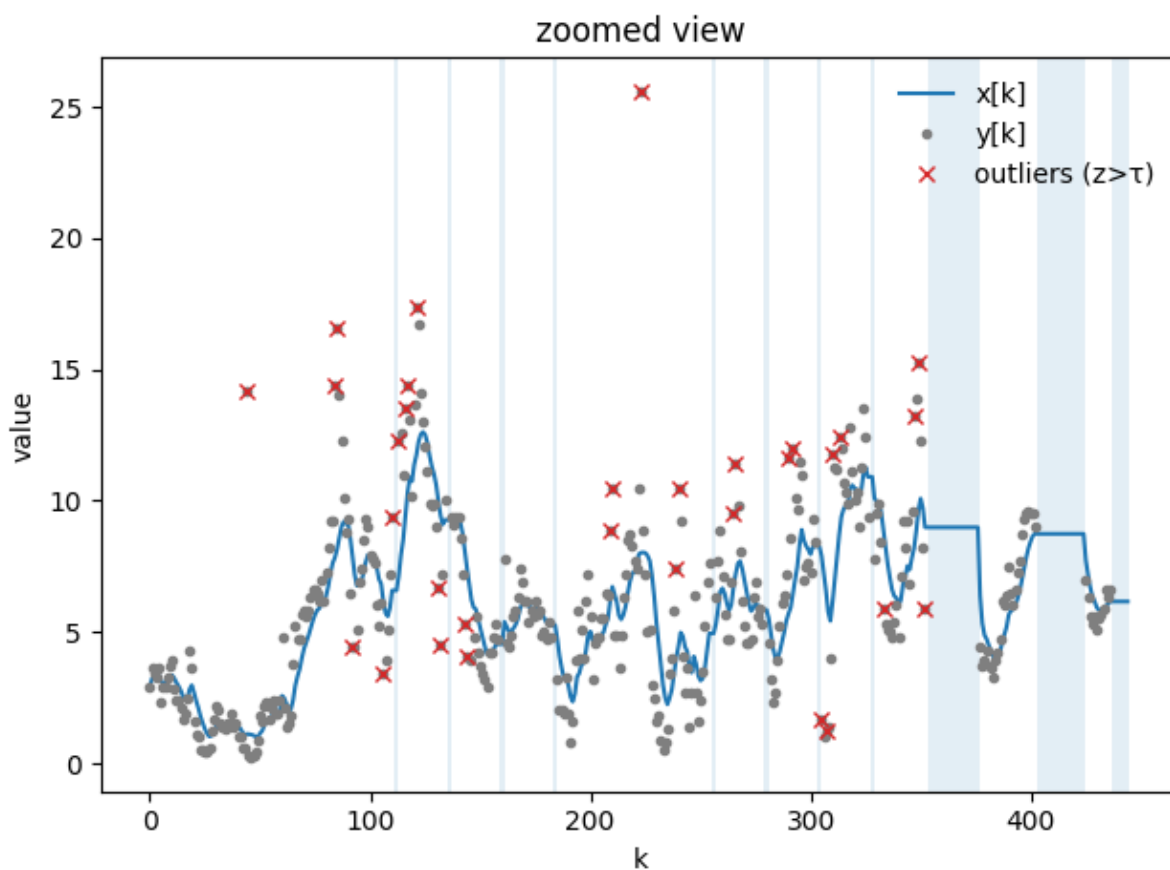


Рис. 2. Збільшений фрагмент сенсорного сигналу з аномальними вимірюваннями; червоними маркерами позначені вимірювання, що були ідентифіковані як аномальні за описаним раніше критерієм; затінені області відповідають інтервалам відсутності даних

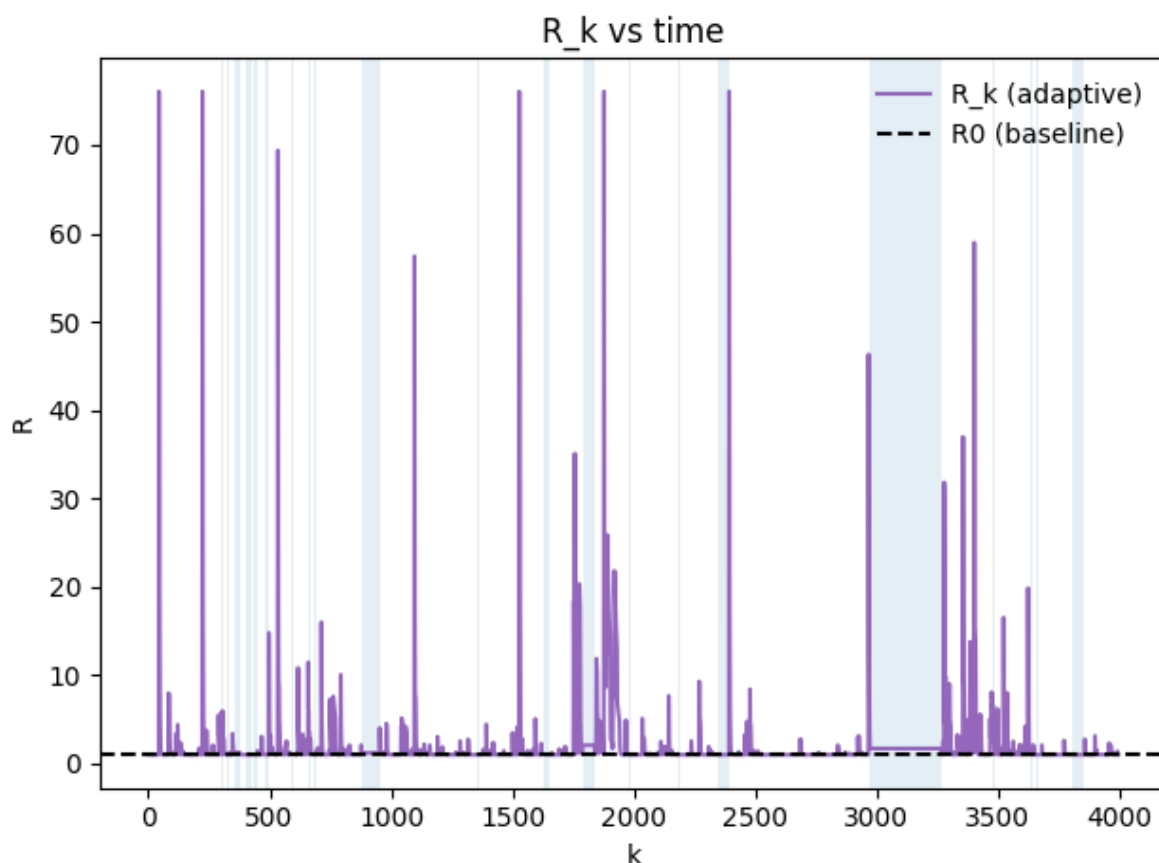


Рис. 3. Зміна параметру R_k , що відображає довіру до вимірювань

Зростання R_k спостерігається у відповідь на аномальні вимірювання, тоді за нормальних умов параметр R_k повертається до базового значення; затінені області відповідають інтервалам відсутності даних. Таким чином, наведені приклади застосування демонструють узгодженні результати роботи запропонованого підходу, що поєднує робастність до аномальних вимірювань з адаптивним механізмом оцінювання довіри до вимірювань та коректною оцінкою невизначеності стану в умовах реального часу з можливими інтервалами відсутності даних вимірювання.

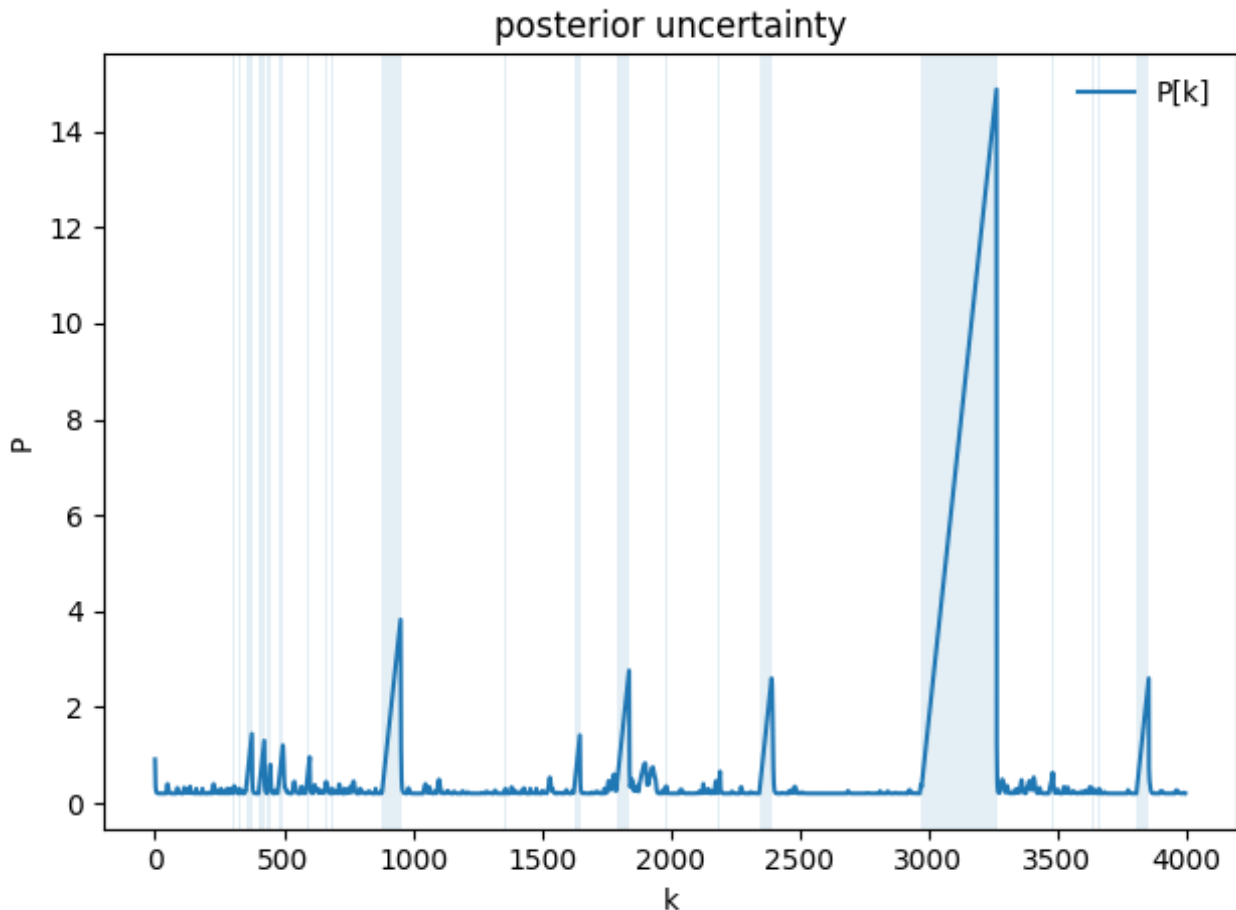


Рис. 4. Еволюція апостеріорної дисперсії оцінки стану $P[k]$

Зростання $P[k]$ відповідає інтервалам відсутності вимірювань та зниженню довіри до даних, тоді як після появи узгоджених вимірювань невизначеність зменшується; затінені області відповідають інтервалам відсутності даних

Висновки та перспективи подальших досліджень

У роботі запропоновано при моделюванні динаміки сигналів, що відображають реальні процеси, враховувати не лише виміряні значення у часі, а і додаткові фактори, які мають вплив на вимірювання, як стани загального процесу, у яких може знаходитися реальний сигнал. Описано робастно-адаптивний підхід до оцінювання сенсорних сигналів у системах Інтернету речей у режимі реального часу. Реалізовано схему прогнозування стану, який явно враховує наявність пропусків вимірювань, із узгодженим оновленням невизначеності стану, а вплив атипових вимірювань адаптивно змінюється за рахунок динамічної корекції довіри до вимірювань. Запропонований підхід може бути використаний на рівні сенсорних вузлів та Edge-пристроїв IoT архітектури, для оцінювання стану процесів у присутності шуму, аномальних вимірювань та пропусків даних. Перспективним напрямком подальших досліджень може залишатися розробка гібридних схем обробки сигналів, у яких локальні детектори аномальних вимірювань інтегруються з механізмами адаптивного регулювання довіри до даних у моделях оцінювання стану.

У роботі запропоновано робастно-адаптивний рекурсивний підхід до оцінювання стану сенсорного сигналу в системах Інтернету речей у режимі реального часу за умов шумових спотворень, пропущених вимірювань та короточасних аномальних викидів. Підхід ґрунтується на покроковому прогнозуванні стану сигналу та оновленні оцінки з урахуванням рівня невизначеності й довіри до поточного вимірювання. Сформовано модель еволюції сигналу, у якій випадкова компонента узагальнює вплив неврахованих факторів між сусідніми вимірюваннями. Для випадків відсутності вимірювання передбачено збереження прогнозованого стану з оновленням дисперсії похибки, що забезпечує неперервність оцінювання за неповних даних. Введено критерій узгодженості вимірювання з прогнозом і механізм адаптивного коригування дисперсії похибки вимірювання. Збільшення цієї дисперсії для неузгоджених вимірювань зменшує їхній вплив на апостеріорну оцінку стану, а подальше повернення параметра до базового рівня дає змогу поступово відновлювати довіру до вимірювань за умови повернення сигналу до узгодженої поведінки. Результати застосування підходу до реального сенсорного сигналу показали, що алгоритм забезпечує стійку та згладжену оцінку еволюції сигналу, зберігає неперервність на інтервалах пропущених даних і не повторює короточасні аномальні коливання. Подальші дослідження доцільно спрямувати на інтеграцію запропонованого механізму з локальними детекторами аномалій та його адаптацію до роботи на сенсорних вузлах і Edge-пристроях.

Внесок авторів

Ольга ТКАЧЕНКО – обґрунтування актуальності дослідження, концептуалізація та постановка задачі, участь у валідації й обговоренні отриманих результатів, редагування окремих фрагментів рукопису; Аліна ШЕВЧЕНКО – аналіз літературних джерел, участь у концептуалізації та постановці задачі, формалізація моделі, проведення експериментального дослідження, візуалізація й інтерпретація результатів, формування рукопису.

Декларація про штучний інтелект

Під час підготовки рукопису інструменти штучного інтелекту використовувалися лише за окремої необхідності для додаткової перевірки граматичної правильності, пунктуації та термінологічної узгодженості окремих формулювань.

Науковий зміст, постановка задачі, математична модель, інтерпретація результатів і висновки сформовані авторами. Автори несуть повну відповідальність за зміст поданої роботи.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів та підтверджують, що під час підготовки цієї роботи не існувало комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Роботу виконано відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. Atzori L. *The Internet of Things: A survey [Electronic resource]* / L. Atzori, A. Iera, G. Morabito // *Computer Networks*. – 2010. – Vol. 54, no. 15. – P. 2787–2805. – Mode of access: <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2010.05.010>
2. Patel K. K. *Internet of Things-IOT: Definition, Characteristics, Architecture, Enabling Technologies, Application & Future Challenges* / K. K. Patel, S. M. Patel, P. Scholar.
3. *Edge Computing: Vision and Challenges [Electronic resource]* / W. Shi [et al.] // *IEEE Internet Things J.* – 2016. – Vol. 3, no. 5. – P. 637–646. – Mode of access: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>

4. Aishah S. *Advanced Signal Processing Techniques for Real-Time Systems in Edge Computing* [Electronic resource] / S. Aishah // *J. Comput. Signal Syst. Res.* – 2024. – Vol. 1, no. 1. – P. 20–29. – Mode of access: <https://doi.org/10.70088/0c99tw16>
5. *Signal Processing Techniques in IoT with a Deep Learning-Based Approach for Noise Reduction and Data Enhancement* [Electronic resource] / V. Dankan Gowda [et al.] // *Modern Practices and Trends in Expert Applications and Security* / ed. by V. S. Rathore [et al.]. – [S. l.], 2025. – Vol. 1379. – P. 473–484. – Mode of access: https://doi.org/10.1007/978-981-96-5784-1_38
6. Dzaferagic M. *Fault Detection and Classification in Industrial IoT in Case of Missing Sensor Data* [Electronic resource] / M. Dzaferagic, N. Marchetti, I. Macaluso // *IEEE Internet of Things Journal.* – 2022. – Vol. 9, no. 11. – P. 8892–8900. – Mode of access: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3116785>
7. Okafor N. U. *Missing Data Imputation on IoT Sensor Networks: Implications for on-Site Sensor Calibration* [Electronic resource] / N. U. Okafor, D. T. Delaney // *IEEE Sensors Journal.* – 2021. – Vol. 21, no. 20. – P. 22833–22845. – Mode of access: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3105442>. – Title from screen.
8. Du J. *Missing Data Problem in the Monitoring System: A Review* [Electronic resource] / J. Du, M. Hu, W. Zhang // *IEEE Sensors J.* – 2020. – Vol. 20, no. 23. – P. 13984–13998. – Mode of access: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3009265>
9. Zhou J. *Recover Missing Sensor Data with Iterative Imputing Network* / J. Zhou, Z. Huang. – [S. l. : s. n.].
10. Reis M. J. C. S. *Lightweight Signal Processing and Edge AI for Real-Time Anomaly Detection in IoT Sensor Networks* [Electronic resource] / M. J. C. S. Reis // *Sensors.* – 2025. – Vol. 25, no. 21. – Mode of access: <https://doi.org/10.3390/s25216629>

O. Tkachenko, A. Shevchenko

ROBUST-ADAPTIVE PROCESSING OF SENSOR SIGNALS IN CONDITIONS OF NOISE, OUTLIERS, AND MEASUREMENT OMISSIONS

The paper substantiates the problem of ensuring robust filtering in IoT systems in the presence of missing measurements, outliers, and noise distortions. It also demonstrates the limitations of traditional methods, which usually assume regular sampling, complete data availability, and relatively stable measurement conditions. It is noted that in real Internet of Things systems, sensor data are often affected by unstable communication channels, limited computational resources, external disturbances, and the physical characteristics of sensing devices. These factors complicate the direct application of classical state estimation algorithms without additional adaptation to incomplete and unreliable data streams. The paper considers the specific features of applying state estimation and recursive filtering methods to real-time sensor signal processing tasks. It is shown that the use of imputation methods is not always appropriate for such systems, since it may lead to additional delays, distortion of the informational content of the signal, and incorrect uncertainty estimation. Moreover, artificial reconstruction of missing values may create a misleading impression of measurement reliability, which is undesirable for monitoring systems where the estimation result is used for further analysis or decision-making. A robust adaptive approach to state estimation is proposed, which explicitly accounts for missing measurements in a recursive filtering system. Unlike approaches that preliminarily fill in data gaps, the proposed algorithm treats the absence of a measurement as a separate situation within the estimation process. During data gaps, the algorithm uses the process model to predict the current state while increasing the associated uncertainty according to the reduced amount of available information. When new measurements are received, the method adaptively regulates their influence on the estimate update, reduces the effect of anomalous values, and prevents abrupt jumps in the estimated state. Computer simulation and experimental validation of the proposed approach are performed using a dataset obtained from a real sensor, which contains noise, outliers, and frequent missing measurements. The obtained results show that the proposed algorithm provides stable and smoothed state estimates, remains operational even during prolonged periods of data absence, and maintains a consistent evolution of uncertainty.

It is also shown that the algorithm limits the influence of isolated anomalous measurements without losing the ability to respond to actual changes in the system state. The practical value of the approach is emphasized for IoT systems with limited computational resources, particularly in the context of Edge Computing, where local data processing, timely decision-making, and reduced dependence on cloud infrastructure are important. The proposed approach can be used in monitoring, diagnostics, and real-time sensor signal analysis tasks under conditions of incomplete data availability and imperfect sensing

Keywords: Internet of Things, real-time signal processing, adaptive filtering, sensor data, outliers, measurement gaps.

Надійшла до редакції: 03.03.2026

Прийнята до друку: 21.04.2026

Опубліковано: 29.06.2026

© 2026 О. М. Ткаченко, А. Т. Шевченко.

Цей матеріал ліцензовано за умовами CC BY 4.0. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>