

DOI 10.36074/logos-04.04.2025.043

ГІБРИДНІ ПІДХОДИ ДО ОБРОБКИ СЕНСОРНИХ ДАНИХ З МОБІЛЬНИХ ПРИСТРОЇВ: КЛАСИЧНІ АЛГОРИТМИ ТА МАШИННЕ НАВЧАННЯ

Духнов Юрій Ігорович¹Науковий керівник: Мич Ігор Андрійович²

1. аспірант кафедри кібернетики і прикладної математики
ДВНЗ «Ужгородський національний університет», УКРАЇНА
ORCID ID: 0009-0002-0352-1699

2. канд. фіз.-мат. наук., доцент кафедри кібернетики і прикладної математики
ДВНЗ «Ужгородський національний університет», УКРАЇНА
ORCID ID: 0000-0002-3392-1442

1. Вступ

У сучасному технологічному середовищі сенсори відіграють ключову роль у зборі даних для різноманітних систем, починаючи від медичних приладів та мобільних пристроїв, до промислових контролерів та автономного транспорту [1]. Вони забезпечують безперервне спостереження за навколишнім середовищем, станом об'єктів та фізіологічними параметрами, генеруючи значні обсяги інформації, які потребують ефективної обробки.

Однак, попри широке використання, обробка сенсорних даних залишається складним завданням. Вихідні сигнали часто супроводжуються шумом, артефактами, а також можуть містити пропущені або спотворені значення через обмеження самого пристрою або зовнішні умови. Це знижує якість аналізу та вимагає застосування спеціалізованих методів обробки, здатних забезпечити достовірність і точність отриманих результатів.

Класичні підходи, такі як логічна обробка даних на основі алгебри логіки, інтерполяційні методи та фільтрування, вже зарекомендували себе як ефективні інструменти у вирішенні задач попередньої обробки [6][7]. Вони дозволяють зменшити рівень шуму, відновити відсутні значення та підвищити якість даних, що надходять з сенсорів.

Водночас з розвитком штучного інтелекту (AI) та машинного навчання (ML), з'являється новий клас рішень, які дозволяють не лише покращити якість

обробки, а й виявляти приховані закономірності, автоматично адаптуватися до змін середовища та навчатися на основі історичних даних [3][4]. Поєднання традиційних методів з інтелектуальними підходами відкриває нові можливості для побудови надійних, адаптивних і масштабованих систем обробки сенсорних сигналів.

Метою цієї роботи є аналіз та порівняння класичних методів обробки сенсорних даних із сучасними AI/ML-підходами, а також вивчення потенціалу їх інтеграції у реальних системах збору та аналізу інформації.

2. Класичні підходи до обробки сенсорних даних

2.1 Алгебра логіки

Алгебра логіки є фундаментальною основою для багатьох цифрових систем і широко застосовується у задачах попередньої обробки сенсорних даних, особливо у вбудованих пристроях та системах з обмеженими обчислювальними ресурсами [6]. Її перевага полягає в простоті реалізації, низькій обчислювальній складності та високій швидкості обробки.

Базові логічні операції — **AND (логічне "І")**, **OR (логічне "АБО")**, **NOT (логічне заперечення)** — дозволяють реалізовувати фільтрацію, класифікацію та виділення корисної інформації з потоків сенсорних сигналів. Наприклад, операція AND може бути використана для виявлення даних, що одночасно задовольняють кілька умов, таких як значення в допустимому діапазоні та наявність сигналу з кількох сенсорів одночасно. Операція OR дозволяє об'єднувати сигнали з кількох джерел, зберігаючи дані, що відповідають хоча б одній з умов. Операція NOT корисна для відсікання аномалій, шуму або небажаних значень.

Крім базових логічних операцій, у практиці також широко використовуються **умовні переходи**, що дозволяють реалізувати гнучку логіку прийняття рішень на основі вхідних даних. Наприклад, якщо значення сенсора виходить за допустимий діапазон, система може автоматично змінити режим роботи або активувати додаткові механізми фільтрації. Це дозволяє побудувати адаптивні логічні структури, які реагують на зміни в реальному часі.

Завдяки своїй простоті, логічна обробка особливо ефективна в системах, де критично важливі швидкодія, передбачуваність та низьке енергоспоживання — наприклад, у пристроях Інтернету речей (IoT), мікроконтролерах або вбудованих системах керування.

2.2 Інтерполяція

Інтерполяція є важливим інструментом при роботі з неповними або спотвореними сенсорними даними. Вона дозволяє оцінити проміжні значення між відомими точками, забезпечуючи безперервність сигналу та

покращуючи якість аналізу. Застосування інтерполяційних методів особливо актуальне у випадках втрати частини даних, низької частоти дискретизації або при згладжуванні різких змін сигналу, викликаних шумом або артефактами.

Існує декілька класичних методів інтерполяції:

- **Лінійна інтерполяція** — найпростіший і найшвидший метод, що базується на побудові відрізків між сусідніми відомими точками. Вона є ефективною для обробки даних з незначними змінами, але може бути недостатньо точною для складних сигналів.

- **Поліноміальна інтерполяція** — передбачає використання багаточленів для побудови згладжених кривих, що проходять через усі задані точки. Хоча цей метод дозволяє досягти високої точності, він може страждати від ефекту Рунге при великій кількості точок.

- **Сплайн-інтерполяція** — використовує шматково-поліноміальні функції з гладким з'єднанням між сегментами. Вона забезпечує хороше балансування між гладкістю та точністю, особливо при великому обсязі даних.

Інтерполяція відіграє критичну роль в обробці сенсорних даних у реальному часі, де втрата навіть кількох значень може суттєво вплинути на прийняття рішень. Наприклад, у медичних пристроях, які моніторять життєві показники, відсутність даних може призвести до помилкової оцінки стану пацієнта.

Окрім заповнення пропусків, інтерполяція також використовується у задачах **згладжування** сигналу — для зменшення ефектів дискретності або випадкових коливань. В потокових сценаріях, де обсяг даних перевищує доступну пам'ять або швидкість обробки, інтерполяційні методи дозволяють спрощувати сигнали без втрати ключової інформації.

Таким чином, інтерполяція є незамінною технікою при побудові стійких до пропусків систем обробки сенсорних даних, особливо коли важлива цілісність і безперервність отриманого сигналу.

2.3 Фільтрування

Фільтрування є одним із найважливіших етапів обробки сенсорних даних. Його головна мета — виділення корисного сигналу шляхом усунення шуму, артефактів та інших небажаних компонентів. Завдяки фільтрації можливо суттєво покращити якість даних ще до їхнього подальшого аналізу або передавання.

Існує багато типів фільтрів, кожен з яких має свої переваги та область застосування:

- **Фільтри нижніх/верхніх частот** — дозволяють відсіювати частини сигналу, що знаходяться за межами заданого частотного діапазону. Наприклад, фільтр нижніх частот згладжує сигнал, усуваючи високочастотний

SECTION 20.

SCIENCES PHYSIQUES ET MATHÉMATIQUES

шум, тоді як фільтр верхніх частот може виділити швидкі зміни, ігноруючи повільні тренди.

- **Медіанний фільтр** — нелінійний метод, який замінює значення кожної точки на медіану її сусідів, надзвичайно стійкий до імпульсного шуму [6]. Він особливо ефективний для усунення одиничних імпульсних шумів (так званий "сіль-перець").

- **Фільтр Калмана** — один із найпотужніших фільтрів для обробки часових рядів у динамічних системах [2]. Він використовує модель стану системи для прогнозування значення сигналу та адаптивно коригує його на основі нових вимірювань. У сучасних роботах розглядається також гібридний підхід, який поєднує фільтр Калмана з медіанним фільтром для покращення точності [7]. У розширених версіях, таких як адаптивний або варіаційний фільтр Калмана, можливе одночасне оцінювання стану системи і параметрів шуму, що особливо важливо при змінних умовах середовища.

Одне з перспективних рішень полягає у використанні **варіаційних байєсівських методів**, які дозволяють побудувати адаптивні фільтри на основі апроксимації апостеріорного розподілу. Це дозволяє динамічно враховувати зміну статистичних характеристик шуму без необхідності жорсткого налаштування параметрів фільтра на етапі ініціалізації.

У реальних застосуваннях, таких як медичні моніторингові системи, роботи або транспортні платформи, фільтрація забезпечує надійність та стабільність даних, що є критично важливим для прийняття рішень у реальному часі.

Правильний вибір фільтра та його параметрів залежить від типу даних, умов роботи системи та поставлених цілей. Нерідко застосовуються комбіновані підходи — наприклад, попереднє згладжування фільтром нижніх частот з подальшим використанням фільтра Калмана або медіанного фільтра для боротьби з імпульсними артефактами.

3. Можливості AI/ML у покращенні обробки сенсорних даних

З розвитком алгоритмів штучного інтелекту (AI) та машинного навчання (ML) відкрились нові підходи до обробки сенсорних даних, які виходять за межі традиційних методів. Завдяки здатності виявляти складні закономірності, адаптуватися до змін та працювати з високорозмірними, неповними або зашумленими даними, AI/ML-системи демонструють значний потенціал для підвищення точності та надійності обробки [3][4].

3.1 Переваги AI/ML у контексті сенсорних даних

AI/ML-підходи здатні:

- автоматично навчатися з даних, без необхідності ручного програмування правил або порогів;

- виявляти нелінійні, приховані зв'язки, які складно формалізувати класичними методами;
- ефективно працювати з великою кількістю вхідних ознак, включаючи історичні дані;
- адаптуватися до змін у сенсорному середовищі (температура, освітлення, зношування обладнання тощо);
- забезпечувати прогнозування майбутніх станів або поведінки системи на основі попередніх спостережень[5].

3.2 Приклади застосування AI/ML

Розглянемо кілька поширених класів моделей і сфер їх використання:

- **Нейронні мережі (LSTM, GRU)** — добре підходять для обробки часових рядів, включаючи сигнали зі смартфонів, смарт-годинників, тощо [3][4].
- **Автокодери (Autoencoders)** — корисні для відновлення пошкоджених або частково втрачених даних, а також для зменшення розмірності [4].
- **Класифікатори (Random Forest, SVM)** — ефективні для ідентифікації аномалій або класифікації станів на основі багатовимірних сенсорних даних [3].
- **Кластеризація (k-means, DBSCAN)** — використовується для групування подібних подій чи станів без необхідності мати попередньо розмічені дані [5][8].

3.3 Гібридні підходи: класика + AI

Поєднання класичних методів обробки з AI/ML-моделями дозволяє ефективно використовувати переваги обох підходів. Наприклад:

- Попередня фільтрація сигналу класичним методом (медіанним або частотним) → передача очищених даних у нейромережу для прогнозування або класифікації [7].
- Логічна обробка даних (на рівні сенсора) як “перший фільтр”, а потім — глибший аналіз за допомогою ML-моделі.
- Адаптація параметрів класичних фільтрів на основі виходу AI-моделі, що дозволяє налаштовувати систему під змінні умови в режимі реального часу [8].

Таким чином, гібридні системи можуть поєднувати швидкодію та передбачуваність традиційних методів із гнучкістю і самонавчанням AI/ML-підходів.

4. Обговорення та виклики

Незважаючи на значний прогрес у використанні AI/ML для обробки сенсорних даних, практична реалізація таких систем часто супроводжується низкою викликів. Більшість із них пов'язані з технічними обмеженнями, особливостями самих даних, а також специфікою застосування у реальному часі.



SECTION 20.
SCIENCES PHYSIQUES ET MATHÉMATIQUES

4.1 Обчислювальні ресурси та енергоефективність

AI/ML-моделі, особливо глибокі нейронні мережі, вимагають значних обчислювальних ресурсів. Це створює труднощі при реалізації в системах з обмеженими можливостями — наприклад, у мікроконтролерах, вбудованих пристроях або IoT-сенсорах [1][4]. Щоб зменшити навантаження, застосовуються техніки оптимізації моделей: **квантування, обрізання (pruning)** або **перенесення обчислень на edge/cloud** [4].

4.2 Інтерпретованість та довіра до рішень

На відміну від класичних методів, рішення, що приймаються AI/ML-моделями, не завжди є прозорими або пояснюваними. Це може викликати недовіру з боку користувачів, особливо в критичних галузях, як медицина або авіація. Для підвищення інтерпретованості необхідно впроваджувати методи пояснювального машинного навчання (Explainable AI, XAI), які дозволяють зрозуміти логіку прийняття рішень моделлю[5].

4.3 Якість та доступність даних

AI/ML-моделі чутливі до якості даних, на яких вони навчаються. Наявність шумів, пропусків, аномалій або зміна середовища може суттєво вплинути на точність та стабільність роботи. Додатково, в реальних сценаріях часто бракує репрезентативних навчальних вибірок або їх неможливо отримати без значних витрат.

4.4 Робота в реальному часі

Обробка даних у реальному часі — це важлива вимога для багатьох сенсорних систем, зокрема у промисловій автоматизації, автономному русі чи медичних приладах. AI/ML-моделі мають бути не лише точними, а й швидкими. Це викликає необхідність у балансі між складністю моделі, точністю прогнозу та затримкою в обробці.

4.5 Інтеграція з класичними методами

Вбудовування AI/ML у вже існуючі системи, які побудовані на класичних методах, часто потребує створення гібридної архітектури. Це створює додаткові вимоги до узгодження форматів даних, передачі сигналів між модулями та управління конфліктами в логіці обробки.

5. Висновки

У цій роботі було розглянуто ключові підходи до обробки сенсорних даних, зокрема зосереджено увагу на методах алгебри логіки, інтерполяції та фільтрування. Ці класичні методи, попри свою простоту, залишаються надзвичайно ефективними в задачах первинної обробки, очищення даних та підготовки сигналів до подальшого аналізу.

Алгебра логіки забезпечує чіткі та передбачувані правила фільтрації, дозволяючи швидко реагувати на відхилення у даних. Інтерполяція —

незамінний інструмент для відновлення пропущених значень та згладжування сигналів, що особливо актуально при нестабільному збиранні даних з мобільних сенсорів. Фільтрація, у свою чергу, дозволяє зменшити шум і покращити якість сигналів навіть у динамічному середовищі.

Разом з тим, використання AI/ML-підходів відкриває нові горизонти в інтелектуальній обробці сенсорної інформації. Алгоритми машинного навчання здатні не лише очищати та інтерпретувати дані, а й виявляти приховані закономірності, здійснювати прогнозування та приймати рішення у реальному часі. Це особливо важливо для мобільних пристроїв, які діють в умовах непередбачуваного середовища та потребують адаптивності.

Найбільш перспективним є **гібридний підхід**, що поєднує класичні методи з інтелектуальними алгоритмами. Такий підхід дозволяє досягати високої точності при збереженні ефективності, особливо у випадках, коли доступні ресурси обмежені або необхідна обробка в режимі реального часу.

У майбутніх дослідженнях доцільно зосередитися на розробці легких, енергоефективних AI/ML-моделей, оптимізованих для роботи на мобільних пристроях. Додатково варто вивчати питання інтерпретованості моделей та інтеграції AI у вже існуючі системи збору сенсорних даних.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

- [1] Chen, M., Ma, Y., Song, J., Lai, C.F., & Hu, B. (2016). Smart clothing: Connecting human with clouds and big data for sustainable health monitoring. *Mobile Networks and Applications*, 21(5), 825–845.
- [2] Haykin, S. (2001). *Kalman Filtering and Neural Networks*. Wiley.
- [3] Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.
- [4] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- [5] Rasmussen, C. E., & Williams, C. K. I. (2006). *Gaussian Processes for Machine Learning*. MIT Press.
- [6] García, S., Luengo, J., & Herrera, F. (2015). *Data Preprocessing in Data Mining*. Springer.
- [7] Shin, S. Y., Hwang, K., & Choi, J. (2017). Real-time sensor data filtering using a hybrid Kalman and median filter for wearable devices. *Sensors*, 17(12), 2851.
- [8] Zhao, Y., Zhang, Y., & Song, J. (2015). Anomaly detection and correction of sensor data in cyber-physical systems. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 12(5), 1820–1830.

