

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ АЛГОРИТМУ ПОДВІЙНОГО КОНТРОЛЮ В МУЛЬТИАГЕНТНИХ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНИХ СИСТЕМАХ

Orest Serediuk, Dr.Sc., Prof., Mykhailo Trufan, PhD Student
Ivano-Frankivsk National Technical University
of Oil and Gas, Ukraine; e-mail: mivt@nunge.edu.ua

<https://doi.org/10.23939/istcmtm2025.01.005>

Анотація

У статті розглядаються теоретичні основи алгоритму подвійного контролю в контексті машинного навчання, акцентуючи увагу на його застосуванні для інтелектуальних агентів у мультиагентних інформаційно-вимірювальних системах. Розроблений алгоритм, який поєднує виявлення аномалій у даних і телеметричне калібрування сенсорів, що відкриває нові можливості для підвищення точності й надійності вимірюваних даних у складних і динамічних середовищах. Аналізуються переваги алгоритму в аспектах адаптивності, прогнозування та інтеграції даних, порівнюючи його з іншими алгоритмами машинного навчання. Представлено схему програмного алгоритму модуля отримання даних сенсорів. Розроблено модель машинного навчання алгоритму подвійного контролю та здійснено порівняння з моделлю ізольованого лісу, що підкреслює переваги застосування алгоритму подвійного контролю при побудові мультиагентних інформаційно-вимірювальних систем.

Ключові слова

Мультиагентні системи (MAS), Машинне навчання (ML), алгоритм подвійного контролю, нелінійне калібрування, адаптивність, модель алгоритму подвійного контролю, карти Кохонена (SOM), невизначеність; виявлення аномалій; вимірювання; метрологія; оброблення даних; алгоритми машинного навчання; сенсори

1. Вступ

Мультиагентні системи інтегруються в концепцію індустрії 4.0 у різних галузях господарства в тому числі, для створення адаптивних і самонавчальних виробництв. У розумній фабриці (Smart Factories) агенти автоматично налаштовують виробничі процеси на основі даних з сенсорів і історії виробництва, адаптуючи їх для оптимізації продуктивності. MAS використовують для координації різних етапів виробничого процесу, оптимізації використання ресурсів, управління потоками товарів і матеріалів у виробничих і складських приміщеннях, автоматизації логістики та управління системою контролю якості. Так, в [1] запропоновано створення MAS для розумної фабрики (SF-MAS) з частково децентралізованою архітектурою керування та можливістю ефективно планувати виробництво та швидко реагувати на порушення. В [2] пропонується багатоагентний підхід до планування для автоматизованих керованих транспортних засобів і машин у виробничій системі. Запропонований багатоагентний підхід працює в середовищі реального часу та генерує можливі розклади за допомогою механізмів переговорів/ставок між агентами.

Мультиагентні системи (MAS) набувають все більшої популярності в інформаційно-вимірювальних технологіях завдяки своїм унікальним характеристикам, які дозволяють ефективно вирішувати складні завдання в динамічних умовах. Мультиагентні інформаційно-вимірювальні системи це складні системи, що складаються з декількох автономних агентів, які взаємодіють між собою для збору, обробки, аналізу та передачі інформації про об'єкти дослідження в реальному часі. Ці системи поєднують технології інформаційних систем, метрології, а також принципи мультиагентних систем (MAS). Основні аспекти їх актуальності включають:

Адаптивність: MAS можуть швидко реагувати на зміни в середовищі, що особливо важливо для систем, які працюють у змінних умовах, таких як екологічний моніторинг або виробництво. Розподіл навантаження: Завдяки розподілу завдань між агентами, система може оптимізувати використання ресурсів, що підвищує ефективність і знижує витрати. Самоорганізація: Агенти можуть самостійно організовувати свою діяльність для досягнення спільних цілей, що підвищує стійкість системи до збоїв.

Виявлення аномалій: MAS можуть використовувати алгоритми машинного навчання для виявлення аномалій у даних, що дозволяє швидко реагувати на потенційні проблеми.

MAS складаються з декількох автономних агентів, які взаємодіють між собою для досягнення спільних цілей. Вони здатні до самоорганізації і можуть адаптуватися до змін у середовищі, що робить їх ідеальними для застосування в різних технологічних областях, включаючи інформаційно-вимірювальні технології. Мультиагентні системи в галузі інформаційно-вимірювальних технологій застосовуються для моніторингу, управління та аналізу даних в реальному часі, що дозволяє підвищити точність, надійність і швидкість обробки інформації. Основні метрологічні характеристики мультиагентних систем включають:

- Точність: здатність системи надавати вимірювання які близькі до істинних значень (0,05-0,1%).
- Надійність: стійкість системи до збоїв і помилок.
- Чутливість: здатність виявляти малі зміни в середовищі.
- Швидкість обробки даних: час, необхідний для обробки і аналізу даних.
- Адаптивність: здатність системи змінювати свою поведінку у відповідь на зміни в середовищі.

В той же час, в сучасних MAS зростає потреба у високій адаптивності та точності в умовах складних і динамічних середовищ.

Незважаючи на виявлені переваги мультиагентні системи мають деякі недоліки:

Складність координації: взаємодія між агентами може призводити до конфліктів і помилок.

Висока обчислювальна вартість: потреба у значних ресурсах для обробки великих обсягів даних.

Невизначеність: агенти можуть працювати в умовах неповної або неточної інформації, що ускладнює прийняття рішень.

Відсутність стандартів і нормативних документів: різноманітність архітектур і протоколів може ускладнити інтеграцію систем.

Відсутність в інформаційних джерелах результатів метрологічних досліджень MAS.

Ці аспекти підкреслюють необхідність досліджень у галузі оптимізації та вдосконалення мультиагентних систем для забезпечення їхньої ефективності застосування в інформаційно-вимірювальних технологіях.

У попередніх дослідженнях [3] авторами запропоновано метод подвійного контролю як механізм удосконалення інформаційно-вимірювальних технологій в інформаційно-вимірювальних системах. В даній статті розглядається основний механізм методу - алгоритм подвійного контролю, що на думку авторів є інноваційним і перспективним способом організації мультиагентних інформаційно-вимірювальних систем.

Однак, для забезпечення ефективної роботи MAS важливо вирішити ряд проблем, пов'язаних із якістю даних та непередбачуваністю поведінки агентів. У цьому контексті роль машинного навчання (ML) стає критично важливою, оскільки ці алгоритми дозволяють агентам навчатися на основі даних, адаптувати свої стратегії та вдосконалювати прийняття рішень. Машинне навчання дає можливість виявляти складні патерни в даних і розробляти моделі, які можуть підвищити точність та надійність системи.

Машинне навчання (ML) відіграє ключову роль у розвитку мультиагентних систем (MAS), забезпечуючи агентів здатністю адаптуватися до змінюваних умов середовища, покращувати їхню поведінку та приймати більш обґрунтовані рішення. Застосування алгоритмів машинного навчання в MAS дозволяє оптимізувати процеси збору, обробки та аналізу даних, а також забезпечує підвищення ефективності системи в цілому. Дослідники машинного навчання MAS, зокрема, Пшемислав Спихальський та Рішард Арендт [4] вважають, що системи, оснащені алгоритмами машинного навчання, починають проявляти креативність і навіть здатність передбачати людські рішення. Здатність до навчання є критично важливою характеристикою інтелектуальних агентів, особливо коли вони стикаються з багатоагентним середовищем [5].

Існує три основних типи машинного навчання (це також стосується багатоагентних систем): контрольоване, неконтрольоване та навчання з підкріпленням.

Контрольоване навчання (навчання під наглядом) характеризується узагальненням проблеми та побудовою більш загальної гіпотези на основі позначених навчальних даних. Неконтрольоване навчання характеризується виявленням структур і патернів у даних без попередньо визначених міток або позначених навчальних даних [6]. У цьому підході агенти аналізують дані самостійно, намагаючись класифікувати їх на основі внутрішніх механізмів, що дозволяє їм виявляти схожості та відмінності між різними зразками. Результати навчання підлягають подальшому аналізу для ідентифікації потенційних груп або кластерів, що можуть бути корисними для розуміння структури даних і прийняття рішень. Останні застосування контрольованого навчання в мультиагентних системах стосуються генерації стратегії адаптації сервіс-орієнтованої архітектури в мінливих умовах [7]. Різниця між навчанням під наглядом і навчанням з підкріпленням полягає в припущенні, що в алгоритмі подвійного контролю поведінка агента оцінюється на основі виявлених аномалій, що дозволяє адаптувати стратегії реагування в реальному часі (навчання під наглядом розрізняє оцінку результату системи, а не поведінку агента).

Основні напрямки застосування машинного навчання в MAS:

-Адаптивне навчання агентів. Агенти, використовуючи методи машинного навчання, можуть навчатися на основі свого досвіду та взаємодії з оточенням. Це дозволяє їм приймати рішення, виходячи з історичних даних і поведінки інших агентів.

-Оптимізація процесів. Алгоритми машинного навчання можуть бути використані для оптимізації розподілу ресурсів у MAS, що дає змогу зменшити витрати та підвищити продуктивність.

-Виявлення аномалій. За допомогою технологій машинного навчання агенти можуть виявляти аномалії у даних, що дозволяє швидко реагувати на можливі проблеми або збої в системі.

-Прийняття рішень. Машинне навчання допомагає агентам формувати стратегії прийняття рішень на основі аналізу великих обсягів даних, що забезпечує більш точне і обґрунтоване управління.

-Співпраця між агентами. Дослідження в області машинного навчання сприяють розвитку алгоритмів кооперації та координації між агентами, що важливо для досягнення спільних цілей.

Таким чином, машинне навчання є невід'ємною частиною мультиагентних систем, що сприяє підвищенню їхньої ефективності, адаптивності та надійності. Інтеграція ML у MAS відкриває нові можливості для автоматизації процесів і прийняття рішень на основі аналізу даних, що робить ці системи більш потужними та здатними до самовдосконалення.

Актуальність алгоритму подвійного контролю в MAS полягає в його здатності інтегрувати дані з кількох сенсорів, виконуючи дві основні функції: періодичне калібрування "польових" сенсорів за допомогою кореляції даних, отриманих телеметрично з еталонних сенсорів, та виявлення аномалій і похибок у вимірюваннях. Алгоритм забезпечує постійне коригування показників сенсорів у реальному часі, що підвищує точність і стабільність вимірювань, що особливо важливо для інформаційно-вимірювальних систем.

2. Недоліки

Важливим аспектом ефективної роботи мультиагентної інформаційно-вимірювальної системи є розв'язання проблеми обробки багатовимірних даних. Складність, пов'язана з обробкою таких даних, може суттєво звузити можливості алгоритму, особливо в умовах, коли дані характеризуються високим рівнем складності та варіативності. Це може ускладнити аналіз і призвести до менш точних результатів. Відсутність єдиного стандарту для реалізації алгоритмів у різних мультиагентних системах може стати серйозною перешкодою. Оскільки існує безліч різновидів MAS, відсутність загальноприйнятих протоколів може ускладнити застосування алгоритму в різних контекстах і призвести до несумісності між системами. Це підкреслює важливість розробки універсальних рішень, які могли б адаптуватися до різних вимог і умов роботи.

3. Мета

The goal of this article is to develop and explore the theoretical foundations of the dual control algorithm in information-measuring systems based on multi-agent systems (MAS).

4. Алгоритм подвійного контролю MAS

Алгоритм подвійного контролю працює на основі інтеграції даних з еталонних сенсорів і польових вимірювань для забезпечення точності та надійності вимірювань у інформаційно-вимірювальних системах. Він виконує калібрування сенсорів шляхом постійного коригування їх показників, використовуючи дані в реальному часі.

Іншим важливим принципом алгоритму є виявлення аномалій у даних, що здійснюється за допомогою самоорганізованих карт Кохонена (SOM-self-organizing maps). Ці карти класифікують дані, розподіляючи їх на різні кластери, що дозволяє виділити аномальні об'єкти. Аномалії, які суттєво відрізняються від нормальних показників, мають тенденцію групуватися в окремі кластери, що спрощує їх виявлення.

Алгоритм подвійного контролю забезпечує корекцію вимірювань на основі виявлених аномалій. Оскільки аномальні дані потребують окремої уваги, алгоритм може швидко реагувати на зміни в середовищі, адаптуючи калібрування сенсорів відповідно до нових умов. Це дозволяє зменшити ризик помилок і підвищити точність вимірювань.

Слід зазначити, що виявлення аномалій у даних є важливою проблемою для таких галузей, як паливно-енергетична, охорона здоров'я, а також кібербезпека. Запропоновано багато підходів до виявлення аномалій [8, 9]. В той же час майже всі ці методи і підходи залежні від моделей керованого машинного навчання, яке в свою чергу залежить від значних наборів даних з мітками. Сам процес позначення даних (нормальні чи аномальні) наприклад, в медичній галузі займає багато часу і потребує специфічних знань і відповідних експертів у цій галузі, а тому, застосування керованих моделей досить обмежене. Крім того,

деякі попередні підходи до виявлення аномалій не враховують послідовний характер даних, припускаючи, що вони незалежні та однаково розподілені в часі. За умови, коли дослідники мають справу з даними часових рядів, важливо враховувати часові залежності даних. Саме тому останнім часом відновився інтерес до неконтрольованого навчання, яке, як очікується, відіграватиме важливу роль у майбутньому машинному навчанні моделей, здатних класифікувати дані і аномалії. [10].

Алгоритм подвійного контролю тісно пов'язаний з кількома існуючими підходами та алгоритмами в машинному навчанні та аналізі даних. Ось кілька найбільш подібних алгоритмів, які можуть мати спільні риси або концепції. Алгоритм виявлення аномалій (Anomaly Detection Algorithm) використовується для виявлення незвичайних або аномальних патернів у даних. Алгоритми, такі як LOF (Local Outlier Factor), Isolation Forest та Autoencoders, можуть бути використані для цієї мети. Методи контролю за змінами (Change Detection Algorithms) - алгоритми які аналізують дані для виявлення змін у часі, що можуть свідчити про значні події або зміни в системі. Приклади включають CUSUM (Cumulative Sum Control Chart) та зміни в часових рядах. Алгоритм класифікації (Classification Algorithms), такі як Random Forest, SVM (Support Vector Machines) та нейронні мережі, використовуються для класифікації даних на основі різних характеристик. Методи прогнозування (Forecasting Algorithms), такі як ARIMA, Exponential Smoothing або LSTM, використовуються для прогнозування майбутніх значень на основі історичних даних. Системи раннього попередження (Early Warning Systems) які моніторять дані та виявляють потенційні загрози, щоб вчасно попереджати про можливі ризики (наприклад, природні катастрофи). Методи аналізу часових рядів (Time Series Analysis Methods), які використовуються для аналізу даних, зібраних у часі, з метою виявлення трендів, сезонності та циклічності.

Переваги алгоритму подвійного контролю виявляються в його здатності не лише виконувати калібрування, а й виявляти аномалії, що робить його потужним інструментом для забезпечення надійності даних. Він здатний здійснювати прогнозування на основі історичних даних, що дозволяє користувачам приймати обґрунтовані рішення та забезпечувати стабільність роботи системи. Таким чином, алгоритм подвійного контролю є важливим інструментом у розвитку інтелектуальних агентів у мультиагентних системах, що працюють з великими обсягами даних.

Алгоритм подвійного контролю для інформаційно-вимірjuвальних систем на основі неконтрольованих алгоритмів машинного навчання виконує кілька ключових функцій:

1. Виявлення аномалій: Ідентифікація аномалій, пропусків і помилкових даних, а також надзвичайних подій чи патернів у даних з систем моніторингу середовища.

2. Калібрування даних та класифікація подій: Автоматичне калібрування на основі еталонних сенсорів та класифікація подій за категоріями, такими як критичні стани, техногенні аварії та зміни параметрів.

Прогнозування можливих станів: Формування прогнозів на основі виявлених патернів, що вказують на потенційні ризики для систем автоматичного управління.

Адаптивне навчання моделі: Адаптація алгоритму до нових даних для покращення точності виявлення та класифікації.

Візуалізація даних: Інструменти для графічного відображення даних та виявлених подій, що полегшують розуміння ситуації для оператора.

На нашу думку, актуальність алгоритму подвійного контролю в мультиагентних системах (MAS) полягає в його здатності інтегрувати дані з кількох сенсорів. Він виконує дві основні функції: періодичне калібрування "польових" сенсорів за допомогою кореляції даних, отриманих телеметрично з еталонних сенсорів, та виявлення аномалій і похибок у вимірюваннях. Коригування показників сенсорів у реальному часі, суттєво підвищує точність і стабільність вимірювань, що особливо важливо тоді, коли інформаційно-вимірjuвальні системи працюють у складних динамічних середовищах.

Крім того, його застосування в діючих системах моніторингу значно підвищить ефективність моніторингу середовища, дозволяючи своєчасно реагувати на можливі загрози та надзвичайні ситуації.

Алгоритм також оптимізує ресурси, зменшуючи потребу в ручному аналізі даних, що дозволяє зосередитися на більш складних задачах. Він покращує управління ризиками, адже прогнозування ризиків дозволяє вжити заходів для їх мінімізації.

Архітектура алгоритму подвійного контролю зображена на рис.1.

Алгоритм подвійного контролю є складною системою, що забезпечує інтеграцію даних з різних джерел, таких як сенсори, модулі управління, комунікаційні та інші пристрої інтелектуальних агентів MAS. Він починає з отримання різноманітних періодичних даних у "сирому" вигляді, які можуть включати числові значення, рядки команд інші типи і категорії даних. Потім дані проходять через модуль попередньої обробки, де фільтруються і нормалізуються. На цьому етапі видаляються випадкові та аномальні значення, а також виправляються неточності. Далі, у модулі виявлення аномалій, використовуються самоорганізуючі карти Кохонена для ідентифікації незвичайних патернів у даних. Після виявлення аномалій дані класифікуються в класифікаційному модулі, де застосовуються алгоритми машинного навчання для визначення типу подій або аномалій. Цей модуль також відповідає за порівняння та корекцію даних отриманих від "польових" сенсорів відносно даних, отриманих від еталонних сенсорів. Наступним

етапом є модуль прийняття рішень, який використовує адаптивні пороги та динамічні правила для реагування на зміни в даних у реальному часі. Нарешті, результати обробки формуються в модулі виходу, де генеруються попередження про виявлені аномалії, звіти для подальшого аналізу та візуалізації для кращого розуміння ситуації. Ця архітектура алгоритму забезпечує ефективний моніторинг і управління в реальному часі.

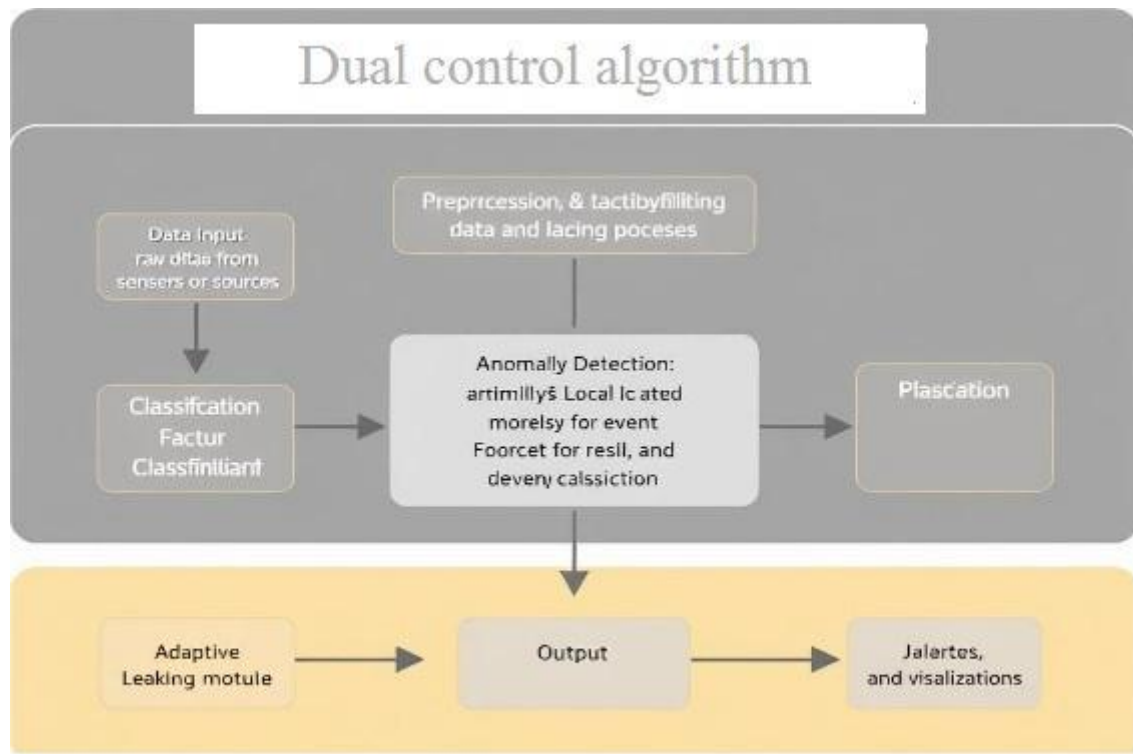


Fig.1 Architecture of the dual control algorithm

Алгоритм подвійного контролю складається з кількох основних компонентів, кожен з яких виконує специфічні функції:

1. *Вхідні дані (Data Input)*. Цей модуль отримує дані по каналах зв'язку з різних джерел, таких як сенсори, модулі управління, релейні та інші кінцеві пристрої, а також інші системи. Дані можуть включати числові значення, команди у вигляді рядків або чисел, категоріальні дані або часові ряди.

2. *Модуль попередньої обробки (Preprocessing Module)*. У цьому модулі дані фільтруються та нормалізуються.

Основні етапи включають:

- фільтрація шуму (видалення випадкових і аномальних значень для покращення якості даних);
- нормалізація (притосування даних до одного масштабу для подальшого аналізу)
- очистка даних (виправлення або видалення неточностей у даних)

3. *Модуль виявлення аномалій (Anomaly Detection Module)*. Цей модуль відповідає за виявлення незвичайних патернів у даних. Для цього використовуються самоорганізуючі карти Кохонена, які дозволяють виявляти аномалії на основі структурних патернів у даних.

4. *Класифікаційний модуль (Classification Module)*. У цьому модулі дані класифікуються на основі виявлених патернів. Для цього використовуються модель машинного навчання, які забезпечують ідентифікацію типів подій або аномалій.

5. *Модуль прийняття рішень (Decision-Making Module)*. Даний модуль використовує адаптивні пороги та динамічні правила для прийняття рішень на основі вхідних даних та результатів класифікації. Це дозволяє системі реагувати на зміни в даних у реальному часі.

6. *Вихід (Output)*. Модуль виходу генерує результати у різних форматах, включаючи:

- попередження (Alerts), сповіщення про виявлені аномалії або важливі події;
- звіти (Reports), документація результатів аналізу для подальшого використання;
- візуалізації (Visualizations), графіки та діаграми, що сприяють кращому розумінню даних і результатів.

Для отримання "польових" даних алгоритм подвійного контролю використовує сенсорний модуль, що діє за програмним алгоритмом (рис 2.)

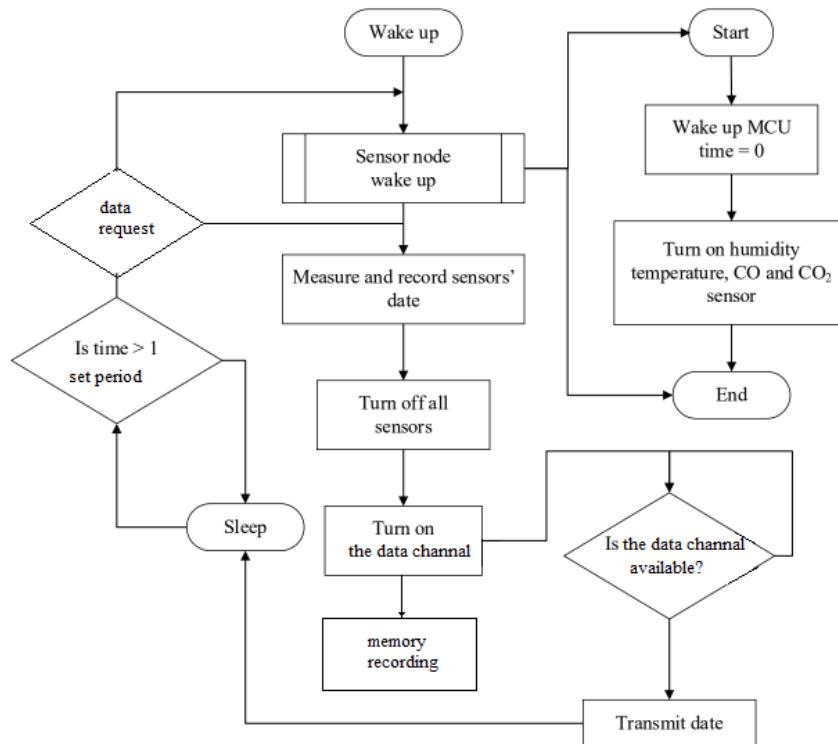


Fig. 2. Software algorithm of the sensor module of the MAS intelligent agent

Програмний алгоритм модуля сенсора інтелектуального агента MAS функціонує таким чином: спочатку він пробуджує мікроконтролер (MCU) після закінчення встановленого часу, або в разі отримання команди на передачу даних. Далі активуються сенсори, які вимірюють та записують дані про навколишнє середовище, наприклад, температуру, вологість та рівень CO, CO₂, тощо. Після збору даних усі сенсори вимикаються, щоб знизити енергоспоживання. Потім система перевіряє, чи доступний канал даних для передачі зібраної інформації. Якщо канал доступний, дані передаються до відповідного приймача та/або записуються в пам'ять модуля. Далі алгоритм переходить у режим сну, чекаючи на наступне пробудження, що дозволяє оптимізувати використання ресурсів системи та забезпечити ефективне збирання і передачу даних у реальному часі.

Після передачі даних з сенсорів застосовується модель машинного навчання, яка реалізує за допомогою паралельних обчислень та розподіленого програмування [11] подальшу роботу з даними.

5 Розробка моделі машинного навчання алгоритму подвійного контролю

Запропонований авторами алгоритм подвійного контролю відрізняється від традиційних методів обробки даних тим, що інтегрує інформацію з різних джерел для постійного моніторингу. У звичайних методах обробки даних, зокрема в методах найменших квадратів або максимальної правдоподібності, аналізується середнє значення та розкид даних для оцінки аномалій [12].

Існують три підходи до вирішення завдання знаходження аномалії в даних [13]. Під підходом "виявлення аномалій з учителем" розуміється наявність додаткової ознаки у вихідних наборах даних — міток класу, які вказують на те, чи є конкретний екземпляр даних нормальним чи аномальним. Такі задачі зазвичай вирішуються шляхом побудови та навчання класифікаторів — алгоритмів машинного навчання, здатних навчатися на даних з незбалансованими класами.

У випадку "виявлення аномалій з частковим залученням вчителя" вихідний набір даних містить інформацію лише про нормальні об'єкти та не включає аномальні. Проте в запропонованому алгоритмі пошук аномалій здійснюється без учителя, що означає відсутність розмічених даних, зокрема міток про аномальність. Це дозволяє моделі самостійно класифікувати дані як аномальні під час навчання, оскільки екземпляри, які найменше відповідають більшій частині вибірки, вважаються аномальними.

Для більш точного розділення даних на нормальні та аномальні, алгоритм подвійного контролю спочатку очищає та нормалізує дані, після чого виявляє незвичайні патерни за допомогою самоорганізованих карт

Кохонена. Цей підхід дозволяє моделі виявляти аномалії на основі структурних патернів у даних, без необхідності знання їх розподілу або середнього значення.

Моделі Кохонена, або самоорганізовані карти (SOM), є типом нейронних мереж, які використовуються для аналізу багатовимірних даних, класифікації, візуалізації та зменшення розмірності. В алгоритмі подвійного контролю вони забезпечують надійні результати в порівнянні з традиційними методами обробки даних, оскільки є потужним інструментом для аналізу багатовимірних даних, зокрема даних з сенсорів, завдяки своїй здатності до самоорганізації, класифікації та візуалізації.

Їх використання в інформаційно-вимірювальних технологіях має великий потенціал, оскільки дозволяє покращити розуміння даних, забезпечити швидке реагування на зміни в середовищі та підтримувати прийняття рішень на основі аналітики. Алгоритм подвійного контролю є ефективним інструментом для виявлення аномалій у реальному часі, що критично важливо для управління ризиками та реагування на потенційно небезпечні ситуації в різних сферах (Табл. 1).

Таблиця 1. Порівняльна характеристика аналізу даних з використанням моделі алгоритму подвійного контролю та традиційних методів

Критерій	Алгоритм подвійного контролю	Традиційні методи
Обробка даних з сенсорів.	Ефективно обробляють багатовимірні дані, виявляють патерни та аномалії.	Зазвичай потребують попередньої обробки та агрегування даних.
Класифікація даних	Використовуються для самоорганізації та класифікації станів, групують подібні зразки.	Часто вимагають міток класів і можуть бути менш гнучкими.
Візуалізація даних	Формують наочні двовимірні карти для візуалізації багатовимірних даних.	Візуалізація зазвичай обмежена простими графіками та діаграмами.
Адаптивність	Адаптуються до змін у даних у динамічних середовищах.	Можуть вимагати повторного навчання або налаштування при зміні умов.
Підтримка прийняття рішень	Виявлення патернів допомагає приймати рішення на основі аналізу даних.	Зазвичай потребують додаткової обробки даних для отримання висновків.
Комбінування з іншими методами	Легко інтегруються з іншими алгоритмами машинного навчання для створення складних моделей.	Інтеграція може бути складнішою і вимагати значних зусиль.

Алгоритм подвійного контролю в контексті машинного навчання базується на ідеї виявлення аномалій та адаптації моделей. Основні змінні та математична формула можуть варіюватися залежно від конкретної реалізації, але загальна структура описується наступним чином:

-фільтрація та нормалізація даних. Перш ніж дані потрапляють до самоорганізуючих карт, вони проходять етапи очищення та нормалізації. Це дозволяє зменшити шум і спростити структуру даних, що полегшує їх подальший аналіз.

-структурне виявлення. Використовують нейронну мережу для виявлення структурних патернів у даних. У процесі навчання агенти адаптують свої ваги відповідно до входних даних, класифікуючи їх у кластери на основі схожості. Це означає, що аномалії можуть бути виявлені як точки, які не вписуються в жоден з кластерів, що визначаються моделлю.

- створення топологічної структури. Однією з ключових особливостей карт Кохонена є їхня здатність зберігати топологічні відстані між даними. Це означає, що схожі дані будуть близько один до одного в карті, що дозволяє виявляти не лише аномалії, але й закономірності, які можуть бути не очевидними при традиційних методах аналізу.

Для ефективного навчання моделі обрано змінні які наведено в матриці реалізації. (табл.2.)

Таблиця 2. Матриця реалізацій змінних в даних алгоритму подвійного контролю

Змінна	Опис	Тип	Розмірність	Приклад
X	Вхідний вектор даних	Вектор	n	$[x_1, x_2, \dots, x_n]$
D	Набір навчальних даних	Матриця	$m \times n$	$\begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \dots & d_{mn} \end{bmatrix}$
W	Вектор ваг	Вектор	k	$[w_1, w_2, \dots, w_k]$
Y	Вихідний вектор	Вектор	m	$[y_1, y_2, \dots, y_m]$
L	Функція втрат	Скаляр	1	$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - Y_{\text{true},i})^2$
R	Винагорода або штраф	Скаляр	1	$R = \begin{cases} r_{\text{success}} & \text{якщо дія успішна} \\ r_{\text{failure}} & \text{в іншому випадку} \end{cases}$

Кожна змінна у таблиці виконує специфічну роль у процесі обробки даних:

-**Вхідний вектор даних (X)**. Включає інформацію, отриману від сенсорів, що слугує основою для навчання моделі. Цей вектор є першим етапом у передачі даних в алгоритм.

-**Набір навчальних даних (D)**. Представляє собою матрицю, що містить усі навчальні дані, необхідні для тренування моделі. Це дозволяє алгоритму виявляти закономірності та взаємозв'язки між вхідними даними.

-**Вектор ваг (W)**. Включає параметри, що визначають вплив кожної ознаки на результати моделі. Оптимізація ваг є критично важливою для підвищення точності алгоритму.

-**Вихідний вектор (Y)**. Включає результати, отримані в процесі роботи алгоритму, які потрібно порівняти з істинними значеннями для оцінки ефективності.

-**Функція втрат (L)**. Визначає якість прогнозів, що дозволяє алгоритму коригувати свої параметри для зменшення помилок. Це є основою для навчання моделі.

-**Винагорода або штраф (R)**. Визначає, які дії є успішними або невдалими, що є важливим для адаптивності системи. Цей компонент впливає на навчання агента, стимулюючи його до поліпшення результатів.

Матриця реалізацій змінних є важливим інструментом для розуміння структури даних і механізмів, що лежать в основі алгоритму подвійного контролю, сприяючи його ефективному впровадженню у мультиагентні системи.

Таким чином, алгоритм подвійного контролю поєднує в собі виявлення аномалій через навчання моделей та адаптацію через зворотний зв'язок, що дозволяє йому ефективно реагувати на зміни в даних і середовищі.

Для порівняння ефективності застосування алгоритму подвійного контролю для виявлення аномалій і похибок в даних, отриманих з сенсорів обрано модель ізольованого лісу (isolation forest), описану в [14].

Таблиця 3. Порівняння умов застосування алгоритму подвійного контролю та ізольованого лісу

Критерій	модель алгоритму подвійного контролю	модель ізольований ліс
----------	--------------------------------------	------------------------

Принцип роботи	Інтеграція даних з еталонних сенсорів і польових вимірювань	Побудова дерев прийняття рішень для розподілу даних
Спосіб виявлення аномалій	Класифікація за допомогою карт Кохонена	Ізоляція аномалій через коротший шлях до кореня дерева
Застосування	В інформаційно-вимірювальних системах для забезпечення точності	в основному в фінансовому аналізі, виявленні шахрайства та інших задач
Прогнозування	Забезпечує можливість прогнозування на основі історичних даних	Основна увага на виявленні аномалій, без акценту на прогноз
Адаптивність	Адаптація до змін у середовищі та своєчасна реакція на аномалії	Швидке виявлення відхилень від нормальних шаблонів
Складність реалізації	Може вимагати значних ресурсів для реалізації	Менш складний у реалізації, швидко застосовується
Обробка даних	Вимагає корекції вимірювань на основі виявлених аномалій	Відокремлює аномалії від нормальних даних

Обидва алгоритми мають свої сильні та слабкі сторони. Алгоритм подвійного контролю оптимально підходить для задач, де важливі калібрування та прогнозування, тоді як ізольований ліс ефективно виявляє аномалії в даних з високою варіативністю.

6. Висновки

Обґрунтовано необхідність застосування алгоритму подвійного контролю для машинного навчання в мультиагентних інформаційно-вимірювальних системах, що є актуальним вирішенням прикладних задач у сфері інформаційно-вимірювальних технологій, які стосуються оптимізації і підвищення ефективності обробки даних багатofакторних ІВС.

Розглянуті напрямки застосування машинного навчання в MAS які є невід’ємною частиною вдосконалення мультиагентних систем.

Розроблений алгоритм подвійного контролю MAS, який реалізує виявлення аномалій в даних в реальному часі вимірювального процесу.

Викладено суть розробленої архітектури алгоритму подвійного контролю, яка враховує ряд виконуваних специфічних алгоритмів для реалізації її функціонування.

Наведено структуру програмного алгоритму подвійного контролю з використанням сенсорного модуля, який забезпечує практичну реалізацію алгоритму подвійного контролю для машинного навчання мультиагентних інформаційно-вимірювальних систем.

Викладена суть розробленої моделі машинного навчання алгоритму подвійного контролю яка порівняна з застосуванням традиційних методів аналізу даних отриманих з сенсорів.

У вигляді прикладу подана матриця реалізації вхідних даних для навчання моделі алгоритму подвійного контролю.

Здійснено порівняльний аналіз методології реалізації розробленого алгоритму подвійного контролю та відомої моделі ізольованого лісу.

Метою продовження наукових досліджень будуть практична реалізація машинного навчання моделі алгоритму подвійного контролю для вимірювання технологічних параметрів середовища (температури, тиску, вологості, тощо) для конкретного об’єкту контролю та удосконалення алгоритму в частині забезпечення телеметричного калібрування “польових” сенсорів за допомогою отриманих еталонних даних.

Список використаної літератури

- [1] Y. Li, Q. Liu, X. Li, L. Gao, "Manufacturing resource-based self-organizing scheduling using multi-agent system and deep reinforcement learning", *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. 79, 2025, pp. 179-198, ISSN 0278-6125, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.01.004>.
- [2] R. Erol, C. Sahin, A. Baykasoglu, V.t Kaplanoglu, "A multi-agent based approach to dynamic scheduling of machines and automated guided vehicles in manufacturing systems", *Applied Soft Computing*, Vol. 12, Issue 6, 2012, pp. 1720-1732, ISSN 1568-4946, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.02.001>.
- [3] O. Serediuk, M. Trufan, A. Vynnychuk, "The Double Control Method in Information and Measurement Technologies and Prospects for Its Application", in *Proc. VI International Scientific Practical Conference "Quality Management in Education and Industry: Experience, Problems, and Perspectives"*, November 16-17, 2023, Lviv, Ukraine, 2023, pp. 270-271.
- [4] P. Sychalski, R. Arendt, "Machine Learning in Multi-Agent Systems using Associative Arrays", *Parallel Computing*, Vol. 75, 2018, pp. 88-99, ISSN 0167-8191, <https://doi.org/10.1016/j.parco.2018.03.006>.
- [5] E. Alonso, M. d'Inverno, D. Kudenko, M. Luck, J.Noble, Learning in multi-agent systems. The Knowledge Engineering Review. (2001). [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/33038108_Learning_in_multi-agent_systems
- [6] K.M. Khalil, M. Abdel-Aziz, T. T. Nazmy, A-B. M. Salem, "MLIMAS: A Framework for Machine Learning in Interactive Multi-agent Systems", *Procedia Computer Science*, Vol. 65, 2015, pp. 827-835, ISSN 1877-0509, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.09.035>.
- [7] I. Basheer, M Hajmeer, "Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application", *Journal of Microbiological Methods*, Vol. 43, Issue 1, 2000, pp. 3-31, ISSN 0167-7012, [https://doi.org/10.1016/S0167-7012\(00\)00201-3](https://doi.org/10.1016/S0167-7012(00)00201-3)
- [8] V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar, "Anomaly Detection: A Survey," *ACM Comput. Surv.*, vol. 41, no. 3, 2009, P. 58, <http://doi.acm.org/10.1145/1541880.1541882>.
- [9] W. Fang, Y. Shao, P. E.D. Love, T. Hartmann, W. Liu, "Detecting anomalies and de-noising monitoring data from sensors: A smart data approach", *Advanced Engineering Informatics*, Vol. 55, 2023, 101870, ISSN 1474-0346, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2022.101870>.
- [10] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep Learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, 2015, pp. 436–444 .
- [11] V. Kotsovskiy, *Theory of Parallel Computing. A Textbook*. Uzhhorod, 2021.
- [12] S. Gavrin, D. Murzagulov, A. Zamyatin, "Anomaly Detection in Process Signals within Machine Learning and Data Augmentation Approach", *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition. MLDM 2019: in 15th International Conference on Machine Learning and Data Mining*, New York, 20-25 July 2019: Vol. 2. Leipzig: Ibai-publishing, 2019. pp. 585–598.
- [13] R. Lebid, I. Zhukov, M. Huziy, *Mathematical Methods in System Modeling: A Textbook for University Students*. Kyiv, 2000.
- [14] V. Aschepkov, "The use of the Isolation Forest model for anomaly detection in measurement data", *Innovative technologies and scientific solutions for industries*, no 1 (27), 2024, pp. 236–245-, doi:10.30837/ITSSI.2024.27.236.