

УДК 681.518.3:621.311

DOI 10.36910/10.36910/6775-2313-5352-2026-28-11

¹Труфан М. М., ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0006-7924-7170>¹Середюк О. Є., ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-8539-2693>²Пташенчук В. В., ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-1570-7570>¹Саманів Л. В., ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-1693-1961>¹Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу, м. Івано-Франківськ, Україна²Луцький національний технічний університет, м. Луцьк, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МУЛЬТИАГЕНТНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ ОБЛІКУ ПРИРОДНОГО ГАЗУ НА ОСНОВІ МЕТОДУ ПОДВІЙНОГО КОНТРОЛЮ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ

У роботі розглядається проблема підвищення достовірності комерційного обліку природного газу шляхом створення інтелектуальної системи контролю якості вимірювань у вузлах обліку, які функціонують в умовах значної невизначеності, спричиненої дрейфом метрологічних характеристик сенсорів, температурно-тисковими коливаннями, випадковими збуреннями та можливим несанкціонованим втручанням. Запропоновано інтелектуальну систему контролю якості обліку енергоносіїв, яка базується на багатоагентній інформаційно-вимірювальній архітектурі та методі подвійного контролю якості обліку, який поєднує фізичну перевірку узгодженості параметрів газового потоку з аналізом часових рядів реконструйованих за допомогою алгоритмів машинного навчання. Основою розробленої системи є адаптований метод подвійного контролю, який реалізує паралельний нагляд за процесом (узгодженість параметрів) та результатом (балансові співвідношення) обліку. Для виявлення аномалій, витоків та несанкціонованого відбору застосовуються алгоритми машинного навчання (*Isolation Forest*, *DBSCAN*, автоенкодеру). Запропоновано інтегральний показник якості обліку, який забезпечує комплексну оцінку достовірності вимірювальної інформації в реальному часі. Проведено експериментальну перевірку запропонованих моделей на гібридних наборах даних (*dataset*), які включають дрейф сенсорів, шум та штучно внесені аномалії. Запропоновано використання показника залишкового метрологічного ресурсу (*RMR*) як розрахункового часового інтервалу, протягом якого інтегральний показник якості обліку природного газу залишатиметься в межах встановленого метрологічного допуску до моменту досягнення критичного рівня накопиченої похибки. Результати дослідження підтверджують перспективність гібридних підходів, що поєднують фізико-математичні моделі процесу обліку газу з методами машинного навчання, для переходу від традиційного періодичного метрологічного контролю до безперервного інтелектуального моніторингу вузлів комерційного обліку природного газу.

Ключові слова: облік природного газу, інтелектуальна вимірювальна система, метод подвійного контролю, машинне навчання, залишковий метрологічний ресурс (*RMR*), викиди, інтегральний показник якості, похибка реконструкції, гібридний *dataset*

Постановка проблеми. Облік природного газу є критичним елементом функціонування сучасної енергетичної інфраструктури, оскільки від його точності безпосередньо залежать коректність комерційних розрахунків, енергетичний баланс підприємств та ефективність управління газорозподільними мережами.

Сучасні вузли комерційного обліку природного газу являють собою складні кіберфізичні системи, що включають витратоміри, датчики тиску та температури, обчислювачі корекції об'єму та канали передачі даних. У процесі тривалої експлуатації на точність вимірювань негативно впливають деградація сенсорних елементів, дрейф калібрувальних характеристик, температурні та механічні впливи, нестабільність режимів газопостачання, похибки цифрової обробки даних, а також можливе зовнішнє несанкціоноване втручання.

Традиційна система метрологічного забезпечення базується переважно на періодичних повірках засобів вимірювальної техніки. Такий підхід не дозволяє своєчасно виявляти приховані метрологічні відхилення та аномалії, які виникають між інтервалами калібрування і поступово призводять до значних неврахованих втрат енергоносія.

У зв'язку з цим одним із найактуальніших науково-практичних завдань є розробка інтелектуальної системи безперервного контролю якості обліку природного газу, здатної в реальному часі виявляти аномалії, оцінювати достовірність вимірювальної інформації та прогнозувати залишковий метрологічний ресурс засобів вимірювання.

Останні дослідження. Проблема забезпечення достовірності комерційного обліку енергоносіїв, в тому числі і природного газу є об'єктом активних досліджень у сферах метрології, автоматизації технологічних процесів та інтелектуального аналізу даних. Традиційні методи контролю якості вимірювань базуються на статистичних підходах, таких як контрольні карти Шухарта, методи ковзного середнього, фільтр Калмана та регресійні моделі [1-3]. Ці методи добре зарекомендували себе в умовах стаціонарних лінійних режимів, проте демонструють обмежену ефективність при наявності нелінійних залежностей, дрейфу метрологічних характеристик сенсорів та нестаціонарності потоків газу.

У останні роки значного розвитку набули методи машинного навчання для виявлення аномалій у системах обліку енергоносіїв. Зокрема, автоенкодери широко застосовуються для виявлення прихованих відхилень через аналіз помилки реконструкції вхідних даних [4, 5]. Isolation Forest показав високу ефективність у задачах неконтрольованого виявлення аномалій у газових мережах завдяки здатності ізолювати викиди за допомогою випадкових дерев рішень [6]. Рекурентні архітектури типу LSTM та Transformer використовуються для прогнозування поведінки часових рядів параметрів газового потоку (тиск, температура, витрата) [7,8].

За участю авторів розроблений метод подвійного контролю [9], який базується на інтеграції даних еталонних сенсорів, польових вимірювань та алгоритмів інтелектуального аналізу для забезпечення підвищення точності, достовірності й надійності функціонування інформаційно-вимірювальних систем. Метод реалізує безперервний паралельний контроль як процесу вимірювання, так і результатів обліку, що дозволяє своєчасно виявляти деградацію сенсорів, метрологічні відхилення та аномальні режими роботи вузлів обліку.

Окремої уваги заслуговують роботи [10-11], присвячені виявленню неврахованих втрат газу, де запропонували комбінацію нейронних мереж та статистичних методів для ідентифікації неврахованого споживання.

Паралельно розвивається напрямок інтеграції фізичних моделей з алгоритмами машинного навчання (Physics-Informed Machine Learning). Такий гібридний підхід дозволяє враховувати термодинамічні закономірності газового потоку, балансові співвідношення та метрологічні обмеження, що суттєво підвищує інтерпретованість і надійність моделей у реальних умовах експлуатації [12].

Щодо оцінки метрологічної надійності засобів вимірювання, значний внесок зроблено в моделюванні деградації характеристик на основі стохастичних процесів. Зокрема, Вінерівський процес з дрейфом та функція втрат Тагучі широко застосовуються для прогнозування залишкового метрологічного ресурсу (RMR) [13,14].

Однак аналіз літератури свідчить, що питання створення комплексних систем контролю якості обліку природного газу, які одночасно поєднують фізичну (балансову та термодинамічну) перевірку параметрів, аналіз часових рядів методами машинного навчання, розрахунок інтегрального показника якості обліку, оцінку залишкового метрологічного ресурсу залишається недостатньо дослідженим. Більшість існуючих рішень орієнтовані або на чисто data-driven підходи, або на традиційні метрологічні методи без глибокої інтеграції обох парадигм у єдину систему реального часу.

Таким чином, актуальним є розробка гібридного методу подвійного контролю, який усуває зазначені прогалини шляхом поєднання фізично обґрунтованої перевірки з адаптивними алгоритмами машинного навчання.

Мета роботи є розробка та дослідження інтелектуальної системи контролю якості комерційного обліку природного газу на основі гібридного поєднання фізико-математичних моделей процесу обліку газу та сучасних методів машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

- розробити метод подвійного контролю достовірності вимірювань, який поєднує фізичну (балансову та термодинамічну) перевірку параметрів з інтелектуальним аналізом даних;
- побудувати інтегральний показник якості обліку для комплексної кількісної оцінки достовірності вимірювальної інформації в реальному часі;
- реалізувати та дослідити ансамбль алгоритмів машинного навчання (Autoencoder, Isolation Forest, LSTM) у поєднанні з методом подвійного контролю (DEC);

- провести експериментальну перевірку запропонованих моделей на синтетичних і реальних даних;
- виконати порівняльний аналіз ефективності моделей за метриками якості виявлення аномалій (ROC-AUC, Precision, Recall, F1-score).

Викладення основного матеріалу. Запропонована нами інтелектуальна система ґрунтується на концепції переходу від періодичного метрологічного контролю до безперервного інтелектуального управління якістю обліку газу в розподілених енергетичних системах в реальному часі. У межах даного підходу газорозподільна мережа формалізується як складна багатоагентна система, що складається з множини вузлів обліку $S = \{S1, S2, \dots, SN\}$. При цьому кожен з вузлів розглядається як джерело багатовимірного часового ряду даних $x_i(t)$, який інтегрує отримані значення параметрів обліку природного газу та здійснює первинну локальну обробку, нормалізацію та валідацію вимірювальної інформації з урахуванням метрологічних характеристик сенсорів і умов експлуатації. Кожен агент вузла обліку виконує функції попереднього виявлення аномалій шляхом аналізу відхилень від статистично очікуваної поведінки сигналів, а також формує узагальнені інформативні ознаки для подальшої обробки на вищих рівнях ієрархії системи.

На міжвузловому рівні реалізується кооперативна взаємодія агентів, що дозволяє здійснювати перевірку балансових співвідношень потоків газу між суміжними ділянками мережі, забезпечуючи виявлення системних невідповідностей, які не можуть бути ідентифіковані на локальному рівні.

Поняття балансу в цьому контексті означає не лише формальну рівність потоків, а як фундаментальний фізико-метрологічний принцип збереження маси газу в межах контрольованої ділянки мережі.

У системах розподілу природного газу баланс означає, що для будь-якої локальної ділянки мережі кількість газу, яка надійшла до неї за певний часовий інтервал, повинна дорівнювати сумі кількості газу, що була спожита, передана далі мережею, накопичена в об'ємі трубопроводу (через зміну тиску) або втрачена внаслідок технологічних чи аварійних причин. Математично це співвідношення можна подати як:

$$Q_{in}(t) = \sum_{i=1}^m Q_{out,i} + Q_{cons}(t) + \Delta Q_{acc}(t) + Q_{loss}(t) \quad (1)$$

де $Q_{in}(t)$ – вхідний потік газу на контрольовану ділянку;

$Q_{out,i}(t)$ – вихідний i -тий потік газу;

$Q_{cons}(t)$ – обсяг споживання кінцевими споживачами;

$\Delta Q_{acc}(t)$ – зміна акумульованого газу в трубопроводі внаслідок зміни тиску та температури;

$Q_{loss}(t)$ – технологічні або несанкціоновані втрати.

Певний вузол мережі отримує газ через один вхідний трубопровід, але далі розподіляє його між кількома споживачами або ділянками, то сумарний вихідний потік визначається як сума потоків по всіх цих i -тих напрямках

При цьому у вираз балансового співвідношення величина m визначає кількість вихідних потоків газу з контрольованої ділянки мережі або вузла обліку. Кожний потік $Q_{out,i}(t)$ відповідає окремому напрямку транспортування або споживання природного газу. Таким чином, сумарний вихідний потік формується як суперпозиція всіх каналів розподілу газу в межах локальної підсистеми.

Зі збільшенням m зростає складність задачі забезпечення метрологічної узгодженості та локалізації аномалій, що обґрунтовує доцільність застосування багатоагентного підходу та методів інтелектуального аналізу даних.

Величина, яка відображає відхилення (порушення) балансу:

$$\varepsilon B(t) = Q_{in}(t) - (\sum_{i=1}^m Q_{out,i} + Q_{cons}(t) + \Delta Q_{acc}(t) + Q_{loss}(t)) \quad (2)$$

Параметр $\varepsilon B(t)$ є ключовим індикатором достовірності обліку. Тобто, якщо значення $\varepsilon B(t)$ не перевищує допустимого метрологічного порогу, система вважає режим роботи узгодженим. Перевищення цього порогу свідчить про можливі порушення, серед яких можуть бути:

- деградація або розкалібрування витратоміра;
- дрейф температурного чи тискового сенсора;
- локальні витоки;
- несанкціонований відбір газу;
- похибки корекції до стандартних умов;

В архітектурі запропонованої інтелектуальної багатоагентної системи контролю якості обліку енергоресурсів баланс має багаторівневу природу.

Локальний баланс вузла обліку. Перевіряється фізична узгодженість параметрів усередині одного вузла. Виміряна витрата відповідає поточним значенням тиску та температури згідно з рівняннями стану газу. Якщо витрата різко змінюється без відповідної зміни тиску – це локальна аномалія.

Міжвузловий баланс. Порівнюються потоки між сусідніми вузлами мережі. Наприклад, якщо вузол S1 подає газ до вузлів S2 та S3, виконується перевірка:

$$Q_{S1}(t) = Q_{S2}(t) + Q_{S3}(t) + \Delta Q_{\text{line}}(t), \quad (3)$$

де $Q_{S1}(t)$, $Q_{S2}(t)$, $Q_{S3}(t)$ - витрати газу, які вимірюються вузлами S1, S2, S3 відповідно, а $\Delta Q_{\text{line}}(t)$ враховує допустимі втрати та компресійні ефекти.

Глобальний баланс мережі. На цьому рівні контролюється узгодженість між сумарною подачею газу в розподільчу систему та сумарним споживанням всіх підключених абонентів. Цей рівень контролю дозволяє виявити невідповідності, які не можуть бути ідентифіковані на локальному рівні, наприклад, одночасний систематичний зсув кілька вузлів обліку. В той час коли окремі лічильники можуть працювати в межах паспортної похибки глобальний баланс буде порушено. В загальному, балансовими співвідношеннями є фізично обґрунтовані рівняння збереження маси природного газу в межах контрольованих ділянок розподільної мережі. Аналіз відхилення балансу дозволяє виявляти системні аномалії обліку (викиди, похибки), приховані витоки та несанкціонований відбір, які не можуть бути достовірно ідентифіковані лише засобами локального статистичного контролю параметрів окремих вузлів.

Таким чином, формується багаторівнева система подвійного контролю, де поєднуються локальні критерії узгодженості параметрів та глобальні балансові обмеження. Метод подвійного контролю забезпечує процесу обліку (узгодженість параметрів, стабільність режимів) та результату обліку (балансові співвідношення, аномалії споживання). На рис.1 зображена схема реалізації методу подвійного контролю в запропонованій інтелектуальній системі обліку якості природного газу.

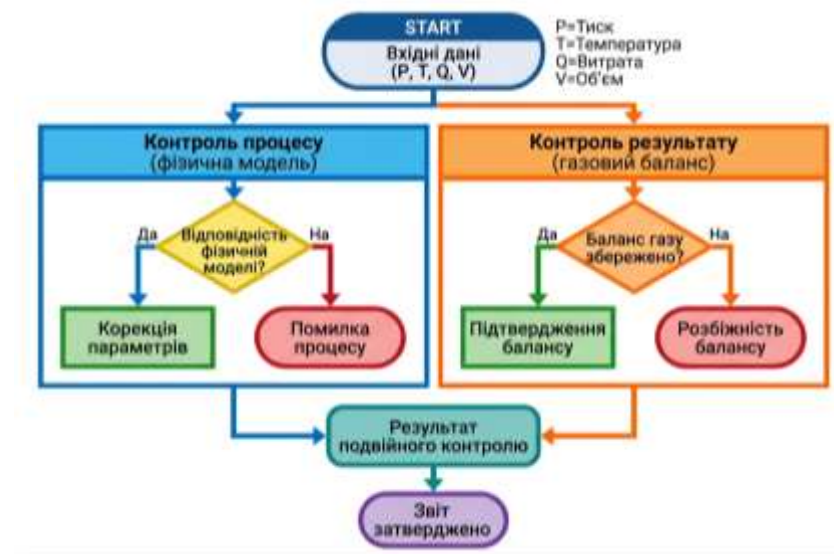


Рисунок 1 – Схема подвійного контролю якості обліку газу

Структурно система складається з таких функціональних модулів:

- модуль збору вимірювальної інформації (тиск $P(t)$, температура $T(t)$, витрата газу $Q(t)$, приведений об'єм $V(t)$);
- модуль попередньої обробки (нормалізація, усунення пропусків, фільтрація шуму);
- модуль фізичної верифікації, який перевіряє термодинамічну узгодженість, баланс потоків, стабільність режимів;
- модуль машинного навчання, який містить Autoencoder, Isolation Forest, LST;
- модуль подвійного контролю, який інтегрує фізичні та статистичні критерії;
- модуль оцінки якості, який формує інтегральний показник достовірності обліку - $QI(t)$.

Інтеграція методів машинного навчання у дану архітектуру забезпечує адаптивність системи до змін режимів споживання, сезонних коливань та деградації вимірювального обладнання. Неконтрольовані алгоритми машинного навчання (Isolation Forest, DBSCAN,

автоенкодер) застосовуються для виявлення аномалій обліку, детекції витоків і несанкціонованого відбору, ідентифікації деградації сенсорів. На рис. 2 відображено ансамблеве використання неконтрольованих алгоритмів машинного навчання в системі.



Рисунок 2 – Алгоритм ансамблевого використання методів машинного навчання.

У результаті, кожному вузлу обліку може бути поставлений у відповідність показник залишкового метрологічного ресурсу (RMR) як розрахунковий часовий інтервал, протягом якого інтегральний показник якості обліку природного газу залишатиметься в межах встановленого метрологічного допуску до моменту досягнення критичного рівня накопиченої похибки, який кількісно характеризує ступінь довіри до вимірювальної інформації та дозволяє прогнозувати момент втрати допустимої точності. Оцінка залишкового метрологічного ресурсу (RMR), реалізована на основі функції втрат Тагучі [13] та стохастичної моделі деградації (Вінерівський процес) [14], що дозволяє прогнозувати втрату достовірності вимірювань і адаптивно коригувати результати обліку.

На рисунку 3 відображено загальна парадигма інтелектуальної системи та взаємозв'язки між її елементами.

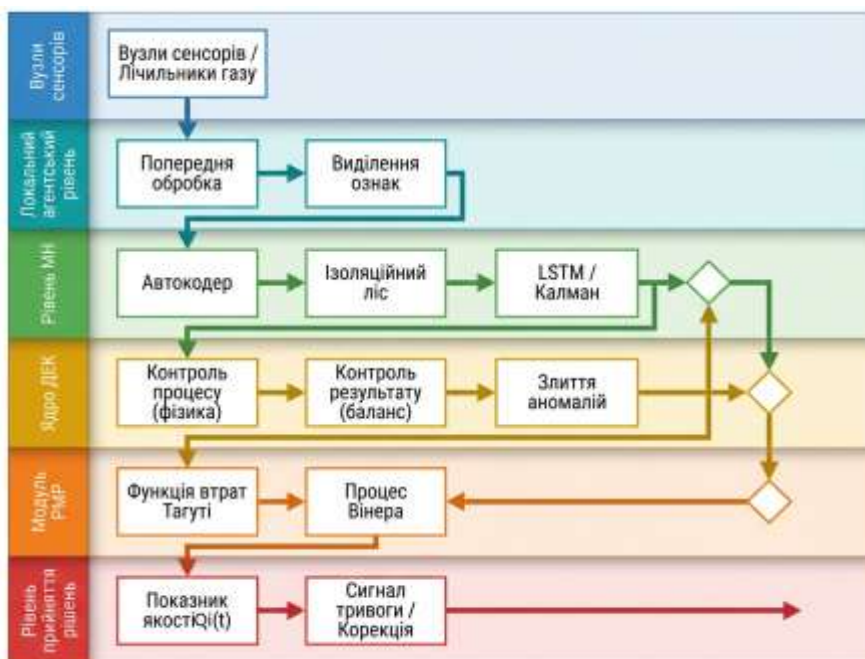


Рисунок 3 – Схема інтелектуальної системи контролю якості обліку енергоносіїв.

Центральним елементом методології є впровадження інтегрального показника якості обліку $QI(t) \in [0,1]$, що відображає ступінь достовірності отриманої інформації. Розрахунок даного показника здійснюється шляхом вагового підсумовування чотирьох критичних компонентів: узгодженості фізичних параметрів, динамічної стабільності сигналу, відсутності статистичних аномалій та дотримання балансових співвідношень у мережі:

Якість обліку описується інтегральним показником:

$$QI(t) = w_1 C_i(t) + w_2 D_i(t) + w_3 A_i(t) + w_4 B_i(t), \quad (4)$$

де $C_i(t)$ – узгодженість параметрів, $D_i(t)$ – динамічна стабільність, $A_i(t)$ – відсутність аномалій, $B_i(t)$ – баланс потоків, $w_{1..n}$ - вагові коефіцієнти визначають пріоритетність кожного фактора залежно від конфігурації вузла обліку, $\sum w_j = 1$.

Для виявлення аномалій застосовується ансамбль алгоритмів [8]:

Autoencoder – для реконструкційної похибки:

$$L_{AE} = \|x(t,n) - \hat{x}(t,n)\|^2, \quad (5)$$

де $x(t,n)$ – вектор вхідних даних;

$\hat{x}(t,n)$ – вектор реконструйованих даних. Алгоритм (5) дозволяє відокремити нормальні режими експлуатації від аномальних патернів споживання.

Isolation Forest – для швидкого виявлення статистично рідкісних подій;

LSTM-мережа – для прогнозування очікуваних значень параметрів і оцінки динамічної стабільності.

Математично цей процес описується як стохастична деградація, що підпорядковується законам Вінерівського процесу:

$$X(t) = \mu(t) + \sigma W(t), \quad (6)$$

де параметр μ відповідає за детермінований дрейф метрологічних характеристик, а складова $\sigma W(t)$ моделює випадкові впливи зовнішнього середовища. Для кількісної оцінки "ціни" похибки використовується функція втрат Тагучі [13], яка пов'язує квадрат відхилення вимірювання $e_i(t)$ з втратою економічної ефективності обліку.

$$L_i(t) = k (e_i(t))^2, \quad (7)$$

де $L_i(t)$ – економічні втрати, пов'язані з похибкою i -го вимірювального каналу,

k – коефіцієнт масштабування втрат,

$e_i(t)$ – відхилення вимірюваного параметра від еталонного або прогнозованого значення.

Величина $e_i(t)$ характеризує локальну метрологічну похибку сенсорного каналу та визначається як:

$$e_i(t) = x_i(t) - \hat{x}_1(t), \quad (8)$$

де $x_i(t)$ – фактичне значення параметра, отримане з сенсора;

$\hat{x}_1(t)$ – еталонне, прогнозоване або реконструйоване значення параметра, яке в інтелектуальній багатоагентній архітектурі може формуватися фізичною моделлю газового процесу, алгоритмами прогнозування або сусідніми агентами системи.

Використання квадратичної функції втрат дозволяє суттєво підсилити вплив великих похибок на інтегральний показник якості обліку (формула(4)), який забезпечує раннє виявлення критичних метрологічних відхилень. Такий підхід забезпечує перехід до інтелектуального управління енергоресурсами, де кожне рішення базується на динамічній оцінці рівня довіри до кожного вузла вимірювальної мережі. Це, у свою чергу, створює передумови для переходу до предиктивного метрологічного обслуговування та оптимізації витрат на перевірку засобів вимірювальної техніки.

Тому в контексті методу подвійного контролю баланс виконує роль інваріантного фізичного критерію достовірності, який доповнює статистичний аналіз часових рядів. Остаточне рішення про аномалію приймається лише за умови підтвердження відхилення обома рівнями подвійного контролю.

Однією з ключових проблем сучасних досліджень у сфері інтелектуального контролю якості обліку природного газу є відсутність відкритих реальних наборів даних, придатних для тестування алгоритмів виявлення аномалій. Більшість операторів газорозподільних мереж не надають доступу до телеметричних даних вузлів обліку через питання комерційної таємниці, критичності інфраструктури та кібербезпеки.

У зв'язку з цим у роботі нами запропоновано підхід до побудови hybrid physics-informed benchmark dataset, який поєднує реальні часові ряди вузла обліку природного газу та фізично правдоподібне моделювання аномальних режимів. Запропонований підхід дозволяє зберегти реальну структуру шумів, кореляцію між каналами, природну інерційність процесів, часову

нестабільність вимірювань та властивості реальних сенсорних сигналів. За основу для benchmark-набору виступають реальні часові ряди, отримані з вузла обліку природного газу [16]. Дані містять послідовності значень витрати газу, отримані з двох витратомірів (ультразвукового і змінного перепаду тиску) з періодичністю 15 секунд протягом 285 сек.

Однак, використання лише реальних даних не дозволяє повноцінно оцінити здатність алгоритмів виявляти аномалії, викиди або аварійні стани, оскільки більшість реальних режимів відповідає нормальній експлуатації системи. Тому для створення контрольованого benchmark-середовища у часові ряди було виконано процедуру ін'єкції фізично правдоподібних аномалій (*anomaly injection*), що передбачає керувані модифікації реальних часових рядів з метою відтворення типових порушень функціонування вузлів обліку природного газу, а саме: дрейф сенсорів (*Sensor Drift Injection*), локальних витоків газу (*Leakage Injection*), часової десинхронізації каналів телеметрії (*Synchronization Injection*), шумових сплесків (*Noise Burst Injection*) та режимів "зависання" сенсорів (*Frozen Sensor Injection*). На відміну від повністю синтетичної генерації сигналів, запропонований підхід дозволяє зберегти реальні статистичні характеристики часових рядів, природну структуру шумів, кореляцію між вимірювальними каналами та фізичну інерційність процесу транспортування природного газу. Таким чином, модифікований benchmark-набір даних залишається максимально наближеним до умов реальної експлуатації вузлів обліку. У перерахованих маніпуляцій було сформовано багатоканальний benchmark-набір даних, який містить: нормальні режими функціонування, слабковиражені аномалії, комбіновані аварійні режими, деградаційні процеси, порушення фізичного балансу. Такий підхід дозволяє оцінювати алгоритми не лише в умовах ідеалізованих порушень, а й у сценаріях, максимально наближених до реальної експлуатації вузлів обліку природного газу.

Для порівняльної оцінки ефективності моделей виявлення аномалій у задачі контролю якості обліку природного газу було обрано чотири ключові метрики: ROC-AUC, Precision, Recall та F1-score. Вибір саме цих показників обумовлений тим, що нормальні режими роботи значно переважають аномальні (витоки, дрейф сенсорів, несанкціонований відбір). У таких умовах традиційна точність (Accuracy) є непридатною, оскільки модель, яка завжди прогнозує «норму», матиме високу точність, але буде абсолютно непридатною на практиці. В результаті обробки даних різними методами отримано результати, які відображені в таблиці 1.

Таблиця 1 – Порівняння ефективності моделей при виявленні аномалій

Модель	ROC-AUC	Precision	Recall	F1-score
Isolation Forest	0,9416	0,89	0,92	0,905
Autoencoder	0,6804	0,71	0,65	0,678
LSTM	0,5281	0,62	0,55	0,583
Метод подвійного контролю (DEC)	0,873	0,85	0,88	0,864

Аналіз результатів показує, що запропонований метод подвійного контролю забезпечує кращий баланс між чутливістю та специфічністю порівняно з окремими ML-моделями завдяки інтеграції фізичних закономірностей, фізичної перевірки узгодженості параметрів газового потоку та аналізу поведінки часових рядів за допомогою алгоритмів машинного навчання.

Зокрема, метод DEC досяг ROC-AUC = 0,873, що свідчить про високу загальну здатність моделі розрізняти нормальні та аномальні стани. При цьому він продемонстрував Precision = 0,85 і Recall = 0,88, що вказує на оптимальне поєднання низького рівня хибнопозитивних спрацьовувань та високої ймовірності виявлення реальних аномалій. У результаті F1-score = 0,864 перевищує відповідні показники Autoencoder (0,678) та LSTM (0,583) і є близьким до найкращого результату Isolation Forest (0,905).

Хоча Isolation Forest показав найвищий ROC-AUC (0,9416), його перевага досягається за рахунок надмірної чутливості, що може призводити до частіших хибних тривог у реальних умовах. Натомість метод DEC забезпечує більш стабільний і надійний результат, поєднуючи фізичну обґрунтованість з адаптивними можливостями машинного навчання.

Отримані результати підтверджують доцільність використання комбінованих physics-informed підходів для задач інтелектуального контролю якості обліку енергоносіїв, оскільки вони дозволяють досягти кращого компромісу між точністю, інтерпретованістю та практичною придатністю в умовах реальної експлуатації газорозподільних мереж.

Висновки. У роботі розроблено інтелектуальну багатоагентну систему контролю якості обліку природного газу, яка базується на методі подвійного контролю та машинному навчанні.

Запропонована система інтегрує фізично обґрунтовану перевірку термодинамічної узгодженості параметрів газового потоку, балансові співвідношення та динамічну стабільність з адаптивними алгоритмами машинного навчання (Autoencoder, Isolation Forest, LSTM).

Наукова новизна дослідження полягає в розробці гібридного physics-informed методу подвійного контролю, який поєднує рівні фізичного та інтелектуального аналізу даних у рамках багатоагентної архітектури. Запропоновано математичну модель інтегрального показника якості обліку (QI) та показника залишкового метрологічного ресурсу RMR, а також підхід до створення hybrid physics-informed benchmark dataset шляхом керованих ін'єкцій аномалій у реальні часові ряди. Такий підхід дозволяє ефективно поєднувати інтерпретованість фізичних моделей з високою чутливістю сучасних методів машинного навчання.

Практичне значення отриманих результатів полягає в можливості впровадження розробленої багатоагентної системи на діючих вузлах комерційного обліку природного газу. Метод подвійного контролю забезпечує раннє виявлення метрологічних відхилень, дрейфу сенсорів, витоків та несанкціонованого відбору, що сприяє суттєвому зменшенню неврахованих втрат енергоносія, підвищенню точності комерційних розрахунків та переходу від періодичного метрологічного контролю до предиктивного обслуговування засобів вимірювальної техніки.

Експериментальні дослідження з використанням гібридного dataset підтвердили ефективність запропонованого підходу, який методом подвійного контролю досяг ROC-AUC = 0,873, F1-score = 0,864, продемонструвавши кращий баланс між Precision та Recall порівняно з окремими моделями машинного навчання. Подальші дослідження будуть спрямовані на масштабну валідацію запропонованої системи на великих масивах реальних даних, отриманих з різних типів вузлів обліку природного газу, а також на інтеграцію методу подвійного контролю з технологіями цифрових двійників та Retrieval-Augmented Generation (RAG). Використання RAG-підходу дозволить реалізувати інтелектуальну підтримку прийняття рішень та створювати бази технологічних знань функціонування вузлів обліку.

Крім того, перспективним напрямом є розробка адаптивних механізмів динамічного налаштування вагових коефіцієнтів між рівнями фізичного, балансового та ML-контролю залежно від поточного стану мережі й характеристик вимірювального середовища. Розроблені підходи створюють передумови для формування нового покоління інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем енергетичного сектору, здатних забезпечувати високий рівень метрологічної надійності, пояснюваності прийнятих рішень та економічної ефективності обліку енергоносіїв в умовах цифрової трансформації критичної інфраструктури.

Інформаційні джерела

1. Montgomery D. C. Introduction to Statistical Quality Control. 8th ed. Hoboken : Wiley, 2020. 752 p.
2. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Journal of Basic Engineering. 1960. Vol. 82, No. 1. P. 35–45. (DOI: <https://doi.org/10.1115/1.3662552>).
3. Володарський Є. Т., Кухарчук В. В., Поджаренко В. О., Сердюк Г. Б. Метрологічне забезпечення вимірювань і контролю. Навчальний посібник. – Вінниця : ВНТУ, 2001. – 219 с.
4. Ihsan A.F., et al., "Deep Learning Based Anomaly Detection on Natural Gas Pipeline Operational Data," in Proc. IEEE Conference on Big Data and Analytics, 2022, pp. 1-8. (DOI: <https://doi.org/10.1109/ICBDA55046.2022.10037988>).
5. ElMahdy O.F.M. et al. Machine learning anomaly detection of lost and unaccounted for gas in natural gas networks, *Journal of Engineering and Applied Science*, 72(1) 2025. (DOI: <https://link.springer.com/article/10.1186/s44147-025-00677-x>).
6. Liu F. T., Ting K. M., Zhou Z. -H., "Isolation Forest", 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining, Pisa, Italy, 2008, pp. 413-422. (DOI: 10.1109/ICDM.2008.17).
7. Zheng S., Zhu Z., Chen L., Anomaly Q. Detection and correction of power metering data based on machine learning algorithm, *Science and Technology for Energy Transition*, vol. 80, 2025. (DOI: 10.2516/stet/2024106).
8. Lee S., Jung M., Kim H. "Smart metering system with BiLSTM autoencoder capable of anomaly detection by", 2022 IEEE 40th International Conference on Consumer Electronics (ICCE), Las Vegas, USA, 2022, pp. 1-3. (DOI: 10.1109/ICCE53296.2022.9730398).
9. Orest Serediuk, Mykhailo Trufan, Theoretical foundations of the dual control algorithm for multi-agent information-measuring systems *Measuring equipment and metrology*. Vol. 86, No. 1, 2025, pp.5-12. (DOI: <https://doi.org/10.23939/istcm2025.01>).

10. Soltanisarvestani, A. , Safavi A. A., Rahimi M. The Detection of Unaccounted for Gas in Residential Natural Gas Customers Using Particle Swarm Optimization-based Neural Networks, *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy* 18 (1)2022. (DOI:10.1080/15567249.2022.2154412).
11. Akpınar M., Arslan K., Adak F. The detection of unaccounted natural gas consumption: A neural networks and subscriber-based solution *Engineering Science and Technology, an International Journal* Vol 52, April 2024 pp.44-49. (DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2024.101669>).
12. Zhang C., et al., Nested physics-informed neural network for analysis of transient flows in natural gas pipelines, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 126, Part B, 106073, 2023. (DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106073>).
13. Taguchi G., Chowdhury S., and Wu Y., *Taguchi's Quality Engineering Handbook*, Wiley, 2005.
14. Chen J., Zhang Z., Zhong C., et al. Research on the Life Prediction Method of Meters Based on a Nonlinear Wiener Process. *Electronics*, vol. 11, no. 13, 2022. (DOI: 10.3390/electronics11132026).
15. Wang Z., Li J., Zhang Y., Fu H., Liu C., Krishnaswamy S. A novel Wiener process model with measurement errors for degradation analysis. *Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability*, 2016, vol. 18, no. 3, pp. 396–405. (DOI: 10.17531/ein.2016.3.11).
16. Середюк О. Є., Лютенко Т. В. Експериментальні дослідження вузлів обліку природного газу різних принципів дії. *Метрологія та прилади*. 2015. № 3 (53). С. 51–56.
17. Труфан М.М.Репозиторій GitHub <https://github.com/TIMCON23/gas-quality.git>

UDC 681.518.3:621.311

¹Trufan M., ¹Serediuk O., ²Ptashenchuk V., ¹Samaniv L.

¹Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas, Ivano-Frankivsk, Ukraine

²Lutsk National Technical University, Lutsk, Ukraine

INTELLIGENT MULTI-AGENT QUALITY CONTROL SYSTEM FOR NATURAL GAS METERING BASED ON THE DUAL-CONTROL METHOD AND MACHINE LEARNING

This paper addresses the problem of enhancing the reliability of commercial natural gas metering by developing an intelligent measurement quality control system for metering stations operating under conditions of significant uncertainty. This uncertainty is driven by the drift of sensor metrological characteristics, temperature and pressure fluctuations, random disturbances, and potential unauthorized tampering. An intelligent quality control system for energy resource metering is proposed, based on a multi-agent information and measurement architecture and a dual-control metering quality method. This method combines the physical verification of gas flow parameter consistency with the analysis of time series reconstructed via machine learning algorithms. The core of the developed system is an adapted dual-control method that implements parallel oversight of both the process (parameter consistency) and the outcome (balance relations) of the metering. To detect anomalies, leaks, and unauthorized extraction, machine learning algorithms (Isolation Forest, DBSCAN, and autoencoders) are applied. An integral metering quality indicator is proposed, providing a comprehensive, real-time assessment of measurement information reliability. Experimental validation of the proposed models was conducted using hybrid datasets that incorporate sensor drift, noise, and artificially introduced anomalies. The use of the Remaining Metrological Resource (RMR) indicator is proposed as a calculated time interval during which the integral natural gas metering quality indicator will remain within the established metrological tolerance before reaching a critical level of accumulated error.

The research results confirm the viability of hybrid approaches that combine physical and mathematical models of the gas metering process with machine learning methods. This facilitates a transition from traditional periodic metrology control to continuous intelligent monitoring of commercial energy resource metering stations, including those for natural gas.

Key words: natural gas metering, intelligent measurement system, dual-control method, machine learning, remaining metrological resource (RMR), outliers, integral quality indicator, reconstruction error, hybrid dataset.

Дата першого надходження
статті до видання
15.04.2026 р.

Дата прийняття статті
до друку
18.05.2026 р.

Дата
оприлюднення
30.05.2026 р.