

В. І. Роман, канд. техн. наук; М. І. Бугайчук

ОГЛЯД МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ЗАДАЧ АВТОМАТИЗОВАНОГО ВИМІРЮВАННЯ ВИТРАТИ

Наукова стаття присвячена огляду наукових праць за останні 25 років, в яких методи машинного навчання використовувались (як основні чи допоміжні методи дослідження) для вирішення різноманітних задач автоматизованого вимірювання витрати плинних середовищ. Одним із основних критеріїв при відборі наукових праць слугував той факт, що системи вимірювання витрати були побудовані на базі або ультразвукових витратомірів або на базі методу змінного перепаду тиску. За результатами аналізу відібраних 42 наукових праць, авторами створено класифікацію сфер застосування методів машинного навчання для вирішення задач автоматизованого вимірювання витрати. До цієї класифікації увійшли наступні п'ять сфер (із відсотковою часткою праць серед всього загалу, які репрезентували конкретну сферу): сфера прогнозування витрати (38 %), сфера адаптивного вимірювання (26 %), сфера удосконалення процесу калібрування (12 %), сфера розрахунку параметрів потоку (7 %), сфера нових підходів щодо вимірювання витрати (17 %). Ще одним результатом проведеного в роботі аналізу наукових праць, стало виокремлення штучних нейронних мереж (в основному багатошарових), як одного із методів машинного навчання, який найчастіше застосовувався (майже в половині праць, 47 %) і найкраще підходить (маючи чудову здатність до складного нелінійного відображення між виходом і входом витратоміра) для подальших досліджень авторів у сфері прогнозування витрати – розрахунку змінних вагових коефіцієнтів акустичних каналів хордових ультразвукових витратомірів. Для досягнення цієї мети, авторами було виконано підготовчу роботу вже в цій оглядовій статті: 1) додатково розширено підхід інтегрування швидкостей ультразвукових витратомірів сфери прогнозування на два напрями – прямого і непрямого визначення вагових коефіцієнтів акустичних каналів хордових ультразвукових витратомірів; 2) сформовано мету подальших досліджень, яка включає синтез оптимальної архітектури штучної нейронної мережі (для конкретного витратоміра та умов його роботи) та отримання достатнього набору навчальних даних за результатами CFD-моделювання структури спотвореного потоку.

Ключові слова: машинне навчання, вимірювання витрати, штучні нейронні мережі, ультразвуковий витратомір, метод змінного перепаду тиску, штучний інтелект, прогнозування витрати, змінні вагові коефіцієнти.

Актуальність досліджень

Сучасні системи вимірювання витрати плинних середовищ відіграють важливу роль у багатьох галузях промисловості, енергетиці, газотранспортній та комунальній сферах України. Високі вимоги до точності, надійності та адаптивності таких систем спонукають науковців до застосування, поряд з традиційними методами дослідження, новітніх підходів. Це викликано двома факторами:

1. Традиційні методи в окремих випадках є трудомісткими та часто обмеженими в умовах реальної експлуатації (спотворення структури потоку, наявність шумів, багатофазність, постійна зміна параметрів потоку тощо) [1].

2. Існує ряд питань, відповіді на які досі вважаються відкритими або недостатньо вивченими, як от вимоги до інсталяції ультразвукових витратомірів (УЗВ) природного газу (ПГ) за умов складного спотворення структури потоку чи спосіб розрахунку змінних вагових коефіцієнтів акустичних каналів (АК) хордових УЗВ [1].

У свою чергу, в епоху розквіту комп'ютерних технологій та популярності систем штучного інтелекту (ШІ), методи машинного навчання (ММН) пропонують науковцям нові можливості для вирішення багатьох проблем завдяки здатності виявляти складні приховані

залежності у даних, адаптуватися до змінних умов та підвищувати точність вимірювань [2 – 6]. Упродовж останніх двох десятиліть з'явилося значне число наукових та практичних досліджень, де ММН застосовують для калібрування витратомірів, реконструкції профілів спотвореного потоку, діагностики несправностей і навіть розробки принципово нових методів вимірювання.

Попри це, систематизованого огляду наукових робіт з цього питання поки бракує, особливо україномовного. Узагальнення сучасних результатів і порівняння підходів дозволить окреслити основні сфери застосування ММН та допоможе виокремити конкретні методи, які є найбільш перспективним та поширеним інструментом для вирішення задач автоматизованого вимірювання витрати. Таким чином, ґрунтовний огляд наукових праць є актуальним завданням як з наукової, так і з прикладної точки зору, адже він забезпечить фундамент для подальших розробок у галузі застосування ММН для вимірювання витрати.

Мета досліджень

Основною метою цього дослідження є проведення ґрунтовного огляду наукових праць, в яких в тій чи іншій мірі автори пропонують вирішення задач автоматизованого вимірювання витрати плинного середовища із застосування ММН. Результатом аналізу оглянутих нами наукових праць має стати розробка класифікації сфер застосування ММН та виокремлення методів, які найкраще підходять для подальших досліджень у вузьчій сфері – ультразвуковій витратометрії та системах автоматизованого вимірювання витрати на базі методу змінного перепаду тисків (МЗПТ).

Виклад основного матеріалу досліджень

1. Основні визначення. Першим етапом окресленого в меті роботи аналізу наукових праць, є актуалізація поняття (визначення) та переліку ММН. Згідно [2 – 6], машинне навчання (МН) – це підмножина ШІ, яка зосереджена на розробці комп'ютерних алгоритмів, що автоматично вдосконалюються (покрощують свою продуктивність з часом, стають точнішими та ефективнішими) завдяки досвіду та використанню все більшого обсягу даних. В подальшому, ці алгоритми сприяють науковцям та практикам епохи четвертої промислової революції (4IR або Industry 4.0): приймати складні рішення, підвищувати автоматизацію, персоналізацію, прогнозувати аналітику та операційну ефективність [2, 4]. Як результат, МН продовжує розвиватися та сприяти інноваціям, його майбутній успіх залежить від відповідального розвитку, міждисциплінарної співпраці та безперервного удосконалення як алгоритмів, так і етичних стандартів [2]. Основні концепції ШІ та МН – включаючи контрольоване навчання або навчання з учителем (supervised learning), неконтрольоване навчання або навчання без учителя (unsupervised learning), навчання з підкріпленням (reinforcement learning), напівнавчання (semi-supervised learning) – слугують основою для розуміння більш складних методів, як от глибинне навчання (ГН), що може інтелектуально аналізувати дані у великих масштабах та значно розширює можливості МН в обробці природної мови, комп'ютерному зорі тощо [3 – 5].

Згідно аналізу [2 – 6], можна виокремити наступні найбільш поширені групи ММН:

1. Група класичних ММН:

- регресійні методи, як от лінійна та логістична регресії чи регресія опорних векторів (РОВ);
- дерева рішень (decision trees);
- метод опорних векторів, який часто називають машинами опорних векторів (МОВ) або опорно-векторними машинами, інколи опорно-векторними мережами;
- наївний баєсівський класифікатор (naïve Bayes classifiers);
- метод К-найближчих сусідів (K-Nearest Neighbour або KNN);
- ансамблеві методи, як от метод «випадкового лісу» (random forest) який є об'єднанням

кількох дерев рішень чи градієнтне підсилювання (gradient boosting).

2. Група методів ГН:

- штучні нейронні мережі (ШНМ) різного типу та архітектури (рекурентні, згорткові, машини екстремального навчання (МЕН), довга короткочасна та двонаправлена довга короткочасна пам'ять тощо);
- трансформери;
- нейроеволюційні та гібридні методи.

Кожен із наведених ММН має свої переваги та недоліки, а вибір конкретного підходу залежить від обсягу чи типу доступних даних, обчислювальної потужності та характеру задачі. Наведені вище назви ММН були використані для пошуку наукових праць, які тим чи іншим чином використовуються під час вирішення задач автоматизованого вимірювання витрати УЗВ та МЗПТ.

2. Методологія пошуку та відбору наукових праць. Другим етапом окресленого в меті роботи аналізу наукових праць, є детальний їх пошук та відбір за певними ознаками. Щоб виконати цей етап, нами застосовано методологію пошуку та відбору праць в мережі Інтернет, із застосуванням назв описаних вище ММН як ключових слів. Тобто, цей пошук базувався на принципах систематизації і мета-аналізу. Наукові праці та дані з них були отримані від кількох відомих глобальних баз даних і джерел, зокрема Elsevier Science Direct, IEEE Xplore, Research Gate, Scholar Google тощо. До прикладу, пошук у базі даних Science Direct здійснювався за такими шаблонами логіки: “Artificial Neural Network” Title, Abstract, Keywords: “Measurement of Fluid Flow” чи “Ultrasonic Flow Meter” Title, Abstract, Keywords: “Neural Network”.

Рішення щодо включення або виключення праці з відбору, базувалось на таких критеріях:

- тільки оригінальні наукові статті та тези міжнародних наукових конференцій, опубліковані англійською або українською мовами;
- УЗВ та МЗПТ всіх типів та для різних середовищ (рідина, газ, багатофазні потоки);
- наукові праці, де порід із класичними методами дослідження, розглянуто принаймні один із описаних вище ММН.

В результаті проведеного пошуку та застосування цих критеріїв, нами було відібрано для аналізу 42 наукові публікації (статті та тези конференцій). Хронологія випуску цих праць наведена на рис. 1.

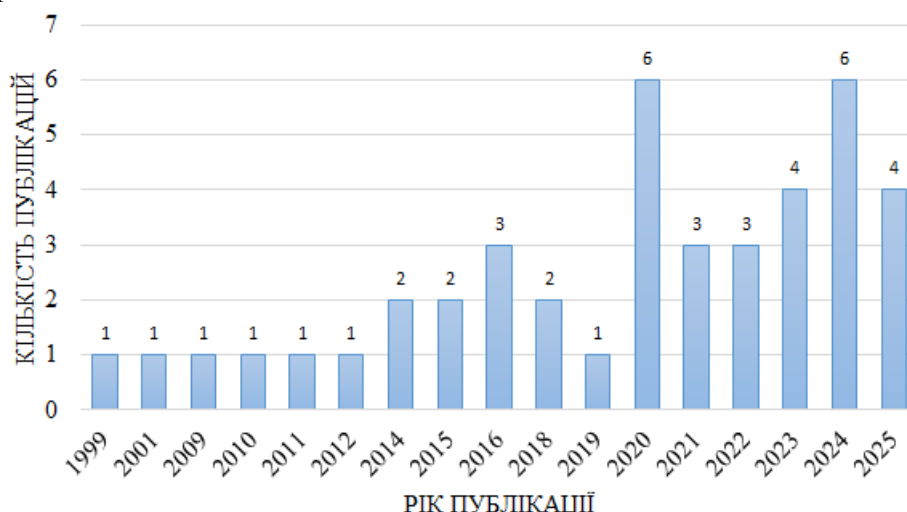


Рис. 1. Хронологія виходу наукових праць щодо вирішення проблем вимірювання витрати із застосування ММН

Як можна побачити з рис. 1, популярність ММН для вирішення задач автоматизованого вимірювання витрати значно зросла в останні роки. Це викликано тим, що системи ШП, а з ними і ММН, стали доступнішими широкому загалу.

3. Результати аналізу наукових праць. Отримавши достатню вибірку наукових праць, Наукові праці ВНТУ, 2025, № 4

нами було проведено їх детальний аналіз. Першим результатом проведеного аналізу, стало розроблення класифікації сфер застосування ММН для вирішення задач в галузі автоматизованого вимірювання витрати. Вигляд розробленої класифікації наведено на рис. 2.

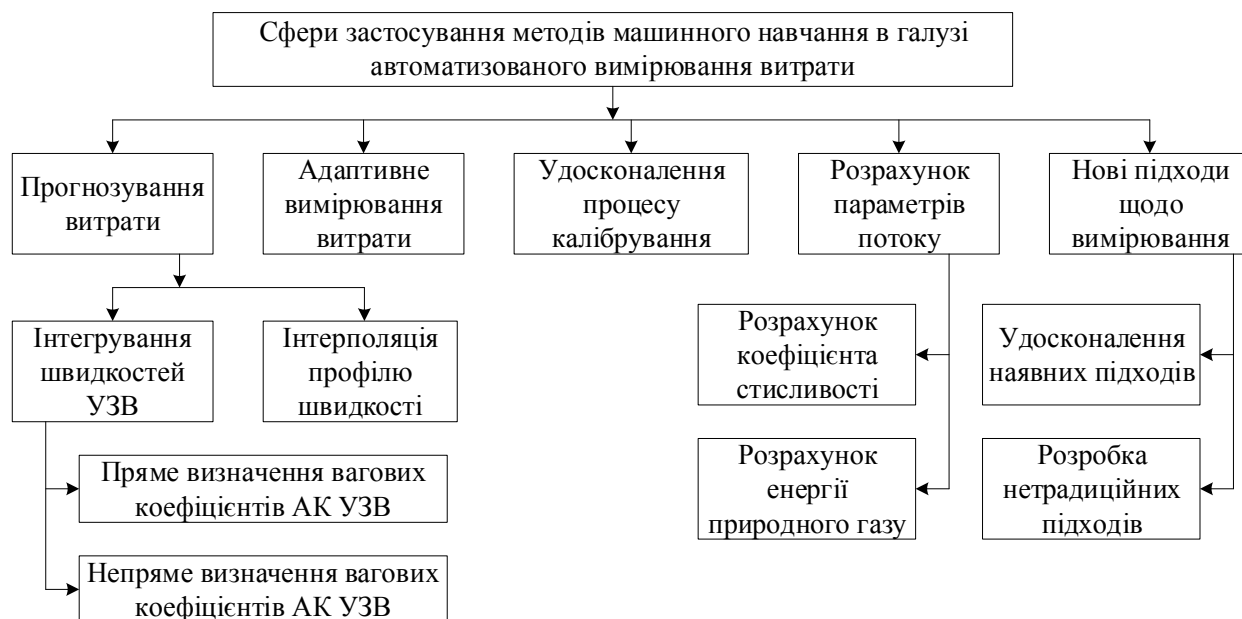


Рис. 2. Класифікація сфер застосування ММН для вирішення задач в галузі автоматизованого вимірювання витрати

На рис. 3 продемонстровано гістограму кількісної оцінки охоплення наукових праць в кожній з п'яти сфер, де 1 – сфера прогнозування витрати, 2 – сфера адаптивного вимірювання витрати, 3 – сфера удосконалення процесу калібрування, 4 – сфера розрахунку параметрів потоку та 5 – сфера нових підходів щодо вимірювання.

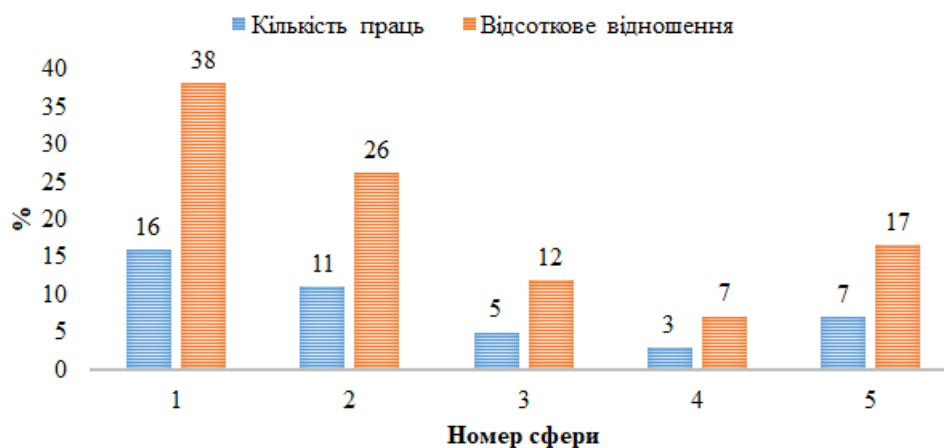


Рис. 3. Кількісне співвідношення праць в окремій сфері до загальної кількості відібраних наукових праць

Розглянемо більш детально суть виокремлених сфер (задач, що в них вирішуються) та короткий огляд наукових праць, що їх репрезентують.

Прогнозування витрати. Як видно з рис. 3, ця сфера є найбільш описаною серед науковців (16 праць). Це спонукає до думки про те, що проблема прогнозування витрати, особливо в умовах спотворень структур потоку (чи інших невизначень), є надзвичайно актуальною задачею для автоматизованих систем вимірювання витрати плинного середовища.

За результатами аналізу наукових праць в цій сфері, нами її додатково розділено на два напрями, як про це зазначено в [5] – інтегрування швидкостей багатоканальних хордових

УЗВ та інтерполяція (реконструкція) профілю швидкості спотвореного потоку. Щодо першого напрямку, то в галузі ультразвукової витратометрії, особливо для комерційного обліку ПГ, проблема інтегрування швидкостей потоку, отриманих з усіх хордових АК УЗВ, є однією із дискусійних. ISO 17089 [1], основний міжнародний стандарт в цій галузі, пропонує два методи інтегрування – із застосуванням постійних вагових коефіцієнтів (на базі числових методів інтегрування (ЧМІ)) або із застосуванням змінних вагових коефіцієнтів. Постійні вагові коефіцієнти добре працюють за умов неспотвореного потоку. Як тільки потік спотворюється, з'являється відповідна додаткова похибка вимірювання витрати. Отже, актуальним є дослідження методів отримання змінних вагових коефіцієнтів, при яких ефект усунення впливу на похибку вимірювання витрати УЗВ (зумовленої спотворення структури потоку), міг би бути закладений на етапі розрахунку вагових коефіцієнтів (тобто, на етапі прогнозування витрати). Конкретики щодо цього питання стандарт не надає, окрім як зазначає, що параметром при визначенні змінних вагових коефіцієнтів може слугувати швидкість потоку.

Вперше ідею застосування ММН задля прогнозування витрати УЗВ можна зустріти в праці [7] 1999 року. Її автори запропонували використати одношарові ШНМ з лінійними функціями активації нейронів для інтегрування швидкостей багатоканальних хордових УЗВ, та багатшарові ШНМ й ШНМ з радіально базисними функціями активації нейронів для інтерполяції профілів спотвореного потоку. В подальшому, ідея використання ММН для прогнозування витрати на базі створеного (навченого, натренованого) складного нелінійного відображення між вхідними та вихідними даними витратоміра (за умов спотворення структури потоку), активно розвивалась і удосконалювалась. Так, для ефективнішого (порівняно із ЧМІ) інтегрування швидкостей багатоканальних хордових УЗВ (за умов спотворення структури потоку) використовувались різні ММН: тришарова ШНМ з прямим розповсюдженням сигналу [8], РОВ [9], алгоритм Левенберга-Марквардта [10], ШНМ з оптимізованою генетичним алгоритмом архітектурою [11], ШНМ з оптимізованою архітектурою на базі МОВ та МЕН [12]. У всіх зазначених вище наукових працях, в якості навчальних даних застосовувались або результати CFD-моделювання структури спотвореного потоку після типових МО або дані відповідних експериментів.

Щодо інтерполяції, то це другий напрям прогнозування витрати, згідно якого, профіль швидкості спотвореного потоку реконструюють в тих точках, для яких немає вимірних значень. Поєднуючи методи інтерполяції, в тому числі на базі МН, з вимірними значеннями багатоканальних УЗВ чи результатів лазерної доплерівської анемометрії, науковці можуть реконструювати повний профіль швидкості потоку на основі обмеженої кількості вимірних значень. Маючи повний профіль спотвореного потоку, ми можемо за потреби спрогнозувати і витрату.

Серед наукових праць, що репрезентують цей напрям прогнозування витрати, авторами були запропоновані різні концепції застосування ММН, проте основна ідея полягала в тому, щоб максимально відновити структуру профілю швидкості спотвореного потоку або створити універсальний автоматичний ідентифікатор профілів потоку. Для цього, автори використовували дані або багатоканальних хордових УЗВ у поєднанні з ММН (ШНМ, навчені бути розпізнавачем поля потоку [13], МОВ [14], метод головних компонентів [15], ГН [16]) або дані з інших систем вимірювання витрати у поєднанні з відповідними ММН. До таких прикладів можна віднести: працю [17], в якій поєднано дані МЗПТ з діафрагмою та згорткову ШНМ, що дозволило прогнозувати витрату нафти; працю [18], в якій автори поєднали дані МЗПТ з трубою Вентурі та кілька ММН (глибокі ШНМ, довга короткочасна пам'ять, «випадковий ліс» та XGBoost) задля підвищення точності вимірювань витрати вологого газу. Існує ряд статей, де немає чіткого вказування на тип системи вимірювання витрати. Так, в [19] авторами досліджено можливість застосування ММН для відновлення (реконструкції) нестационарних полів течії рідини (в основному, вихори та зсувні шари) за

даними з обмеженої кількості вимірювальних давачів. Для цього автори використовують регресивну реконструкцію (на базі ШНМ, лінійної регресії, РОВ та градієнтне бустування) та реконструкцію на основі бібліотек, причому кожен метод проходить перехресну валідацію для забезпечення гарного узагальнення на тестових даних. Положення вимірювальних давачів оптимізується за допомогою вдосконаленого алгоритму кластеризації. Працю [20], автори присвятили перспективам вимірюванню поля течії методом візуалізації та вимірювання швидкостей за рухом частинок у потоці, зокрема, із застосуванням згорткових ШНМ. В статті [21] авторами проаналізовано наукові роботи, пов'язані із застосуванням багатосарових ШНМ для визначення параметрів багатофазних потоків. Статті оцінювалися за трьома категоріями: дослідження режимів потоку, дослідження об'ємних часток фаз (особливо газової об'ємної частки) та дослідження швидкості потоку різних фаз. І в останній статті цієї сфери [22], авторами було проведено аналіз, наскільки ефективно ММН можуть передбачати необхідність проведення технічного обслуговування в нафтових трубопроводах, зокрема, шляхом оцінки швидкості руху рідини по трубах. Виявлено, що використання цих моделей, навчених на даних інспекцій, дає змогу точно прогнозувати швидкість потоку нафти в трубопроводах, що допомагає планувати обслуговування. Було відзначено різний рівень продуктивності серед ансамблевих моделей. Зокрема, моделі Gradient Boosting і XG Boost Regressor продемонстрували найвищу точність, забезпечуючи кращі прогнози та нижчі рівні помилок порівняно з РОВ. Результати дослідження підкреслюють важливість вибору відповідного ММН, що відповідає завданням та наявним даним. Вони також демонструють, як фахівці нафтової та газової галузі можуть використовувати ці знання для прийняття обґрунтованих рішень щодо застосування МН під час планування технічного обслуговування трубопроводів.

Адаптивне вимірювання витрати. Ця сфера представлена 11 відібраними науковими працями, і посідає друге місце за цим показником. Її суть полягає в розробці нечутливих, адаптованих до змін параметрів вимірювального середовища, систем вимірювання витрати. Згідно огляду наукових праць цієї сфери, адаптивність вимірювання витрати пропонують реалізувати, в тому числі, і за допомогою ММН. В нашому розумінні, адаптивне вимірювання витрати передбачає таку роботу автоматизованої системи, коли витратомір підлаштовує свою роботу (свій алгоритм) до змін параметрів вимірювального середовища або змін характеристик трубопроводу.

Першим, серед особливостей адаптивних вимірювань витрати, розглянемо корекцію температурних впливів на точність УЗВ. Так, в роботах [23, 24] авторами запропоновано застосовувати ШНМ зі зворотним поширенням похибки для корекції температурних впливів на точність УЗВ. Цей підхід може бути застосований для компенсації впливу й інших факторів, як от внутрішній/зовнішній діаметри трубопроводу, внутрішній тиск трубопроводу тощо [25]. Цей перелік можна доповнити напрацюваннями з праць [26, 27], де автори до вище згаданих факторів, додали адаптацію до коливань густини рідини. Для цього, вони рекомендують застосувати ШНМ навчену за алгоритмом оптимізації мурашиної колонії.

Наступним, серед особливостей адаптивних вимірювань витрати, розглянемо застосування ММН для адаптації щодо збурень в каналах вимірювання часу проходження звукових коливань. Так, в праці [28], авторами запропоновано ШНМ на основі ГН для покращеного вимірювання різниці часу проходження звукових коливань вздовж АК УЗВ на базі лінійних давачів. Представлено три підходи до обчислення різниці часу проходження: крос-кореляція з переходом через нуль фази (XCorr), повністю зв'язана ШНМ і рекурентна ШНМ з довгою короткочасною пам'яттю. В іншій роботі [29], авторами вирішується проблема стабільності ультразвукових сигналів часо-імпульсного методу вимірювання швидкості потоку із застосуванням одновимірних згорткових ШНМ.

Третім, серед особливостей адаптивних вимірювань витрати, розглянемо здатність ММН вирішувати різнотипні нештатні ситуації в роботі витратомірів: в [30] авторами

запропоновано використовувати тришарову ШНМ для оцінки продуктивності чутливих до дрейфу УЗВ; в [31] авторами розглянуто питання підвищення продуктивності вимірювання швидкості потоку рідин і газів в складних технологічних площадках (зокрема, в двигунах бортових апаратів) з використанням сучасних пристроїв, які можна перепрограмувати для виконання різних функцій або завдань залежно від потреби – програмованих вентильних матриць та цифрових сигнальних процесорів, а також підходів глибинного навчання; в [32] авторами представлено метод виявлення хибнопозитивних вимірювань УЗВ води (коли швидкість потоку дорівнює нулю), який зокрема дозволяє класифікувати стану потоку на базі різних алгоритмів МН – логістична регресія, МОВ і лінійний дискримінантний аналіз; в статті [33] авторами задля забезпечення точності УЗВ створено модель прогнозування та аналізу похибок на основі алгоритму «випадкового лісу» та цифрових сигнальних процесорів; в [34] авторами розглянуто застосування комбінації методів МН (МОВ) та оптимізації (вдосконалений алгоритм пошуку горобців) для комплексної діагностики несправностей УЗВ рідин у нафтовій промисловості під час їхнього транспортування та тривалої експлуатації.

Удосконалення процедури калібрування. Ця сфера представлена 5 науковими працями, в яких автори пропонують різні удосконалення процесу калібрування витратомірів із використанням методів МН. Запропоновані авторські рекомендації, в розглянутих нами працях, спонукають цю сферу застосування методів МН до створення надійних метод перевірки стану УЗВ (та інших витратомірів) на основі векторів діагностичних параметрів, що дозволяє оцінювати похибку вимірювання витрати в режимі реального часу. Це, в свою чергу, дає змогу надавати докази відповідності витратоміра встановленим вимогам навіть після тривалого періоду експлуатації, що може бути підставою для відтермінування повторного калібрування (TUV-NEL, 2012).

Так, в праці [35] авторами запропоновано калібрування УЗВ на основі МН. Це стає ефективним в тих випадках, коли витратомір працює в перехідній зоні між ламінарним і турбулентним режимом руху потоку. Бо коли присутня низька швидкість потоку (в області ламінарного потоку), це викликає нелінійні ефекти, які в свою чергу викликають похибку зміщення (biaserror). Щоб зменшити цю похибку та підвищити точність вимірювання, авторами застосовано тришарову ШНМ під час калібрування УЗВ. В [36] автори, спираючись на два класичні баєсівські класифікатори – лінійний дискримінантний аналіз та квадратичний дискримінантний аналіз, розробили новий метод контрольованого машинного навчання – лінійне зниження розмірності. Розроблений алгоритм може використовуватись як інструмент інтелектуальної самодіагностики УЗВ, забезпечуючи підвищену надійність і скорочення витрат у нафтогазовій промисловості. В праці [37] авторами запропоновано використовувати штучний інтелект для повторного калібрування УЗВ (початково відкалібрований в однофазному потоці) для вимірювання потоку розбавленої водно-бентонітової суміші. Для калібрування було запропоновано три алгоритми МН: метод регресії, який використовує найменші квадрати для апроксимації функції; двовимірна інтерполяція; алгоритм класифікації, який базується на застосуванні наївного баєсівського підходу з умовною незалежністю між прогнозованими змінними. В праці [38], автори запропонували метод калібрування УЗВ на основі МН для компенсації впливу температури. Для моделювання зв'язку між зміною температури і вимірюванням витрати застосовувалися лінійна регресія, РОВ, регресія на основі гаусових процесів та ШНМ. В [39] розглянуто застосування ансамблевого методу МН «випадкового лісу» для передбачення похибки показів УЗВ природного газу на основі наявних вимірювань, без потреби в традиційному калібруванні. В результаті, це дозволяє підвищувати точність УЗВ під час його роботи (in-use measurement), тобто, проводити онлайн-оцінку, використовуючи доступні дані. Автори пропонують для налаштування гіперпараметрів методу (алгоритму) «випадкового лісу» застосовувати байєсівську оптимізацією, що дозволяє автоматизувати процес

налаштування такої моделі вимірювання та підвищити її прогностичну здатність. Також запропоновано адаптивний відбір ознак (найінформативніші параметри моделі), що на 5 % покращує точність прогнозу. Результати дослідження демонструють потенціал для реалізації онлайн-калібрування УЗВ у промислових умовах.

Розрахунок параметрів потоку це найменш представлена сфера застосування методів МН (тільки 3 праці). В роботах цієї сфери автори пропонують замінити методами МН класичні аналітичні підходи для розрахунку важливих при автоматизованому вимірювання витрати параметрів потоку (як от коефіцієнт стисливості ПГ для приведення робочого значення витрати до стандартного чи енергія згорання ПГ).

В праці [40] авторами запропоновано розраховувати коефіцієнта стисливості ПГ із використанням багат шарової ШНМ, яка навчена приймати тиск, температуру та швидкість звуку як вхідні дані. В праці [41], за тією ж логікою що існує в праці [40], на додачу до коефіцієнта стисливості, автори пропонують розраховувати і теплотворну здатність ПГ. Проте, в цій роботі ШНМ застосовують в парі з алгоритмом байєсівської регуляризації. І на останок, в праці [42] розглянуто можливість застосування багат шарових ШНМ для вимірювання енергії ПГ. Для ефективної реалізації задуму, автори провели оцінку чотирьох методів навчання ШНМ (градієнтного спуску, спряженого градієнтного спуску, методу Левенберга-Марквард та та байєсівської регуляризації), три найкращі з яких були інтегровані у новий метод авторів, що отримав назву метод комплексної діаграми. Як навчальні дані для описаних в цих роботах підходах можна використати набори даних складу ПГ з нормативних документів, як от GERG-2008 EOS [40].

Нові підходи щодо вимірювання це остання сфера в розробленій нами класифікації, яка представлена 7 працями. Задачі, які вирішують автори праць з цієї сфери, стосуються кардинального удосконалення наявних витратомірів та розробки нових нетрадиційних підходів до вимірювання витрати із застосуванням методів МН.

Ця сфера застосування методів МН є найбільш новаторська, і включає ті наукові правці, які важко було віднести до попередніх. До прикладу, в [43] авторами представлено альтернативну схему УЗВ для асиметричних профілів з томографічною конфігурацією АК, що програмується (встановлення режиму конфігурації шляху між паралельним АК УЗВ і томографією). Кінцеву функцію відображення пропонується визначати за допомогою ШНМ і РОРВ. В [44] авторами проведено огляд сучасного стану методів та програмних продуктів щодо віртуальної витратометрії (ВВ) для оцінки витрати багат фази потоків у системах видобутку нафти та газу. За результатами огляду, автори зауважили, що: 1) потенціал методів МН для ВВ, зокрема ШНМ, ще не повністю реалізований, і майбутні дослідження повинні спрямовуватися на розробку надійних методів, здатних кількісно оцінювати невизначеність оцінок витрати; 2) методи динамічної оцінки стану в поєднанні з моделюванням багат фази потоків і МН можуть ще більше підвищити точність ВВ, особливо у перехідних режимах, але впровадження цих методів може бути складним і потребує подальших досліджень для забезпечення їх надійності. В [45] авторами запропоновано новий парний багатоканальний УЗВ, що поєднує два триканальних хордові УЗВ зміщені один від одного на певну відстань, що працює за часо-імпульсним методом вимірювання швидкості потоку. Для оцінки швидкості потоку в такому УЗВ, автори пропонують скористатись довгою короткочасною пам'яттю, яка є однією з архітектур рекурентних ШНМ. В [46] авторами розглянуто вимірювання швидкості фазового потоку в двофазному кільцевому потоці газ-рідина під час видобутку та транспортування вологого природного газу. Запропоновано комбінований мультимодальний ультразвуковий давач і давач диференціального тиску для одночасного отримання інформації про потік без поділу. В роботі запропоновано використовуватись ШНМ як алгоритм нелінійної підгонки для визначення вагових коефіцієнтів акустичної траєкторій та розрахунку середньої швидкості газу. В [47] авторами представлено новий метод вимірювання швидкості повітряного потоку

на основі поєднання 3D-друку, термоанемометра з гарячою плівкою та моделей МН (метод множинної лінійної регресії, алгоритму k-ближчих сусідів та глибоких нейронних мереж удосконалених за допомогою байєсівської оптимізації). В [48] авторами запропоновано підхід до прогнозування витрати охолодженої води в системах опалення, вентиляції та кондиціонування повітря будівель на основі великих мовних моделей без потреби в ручному програмуванні. Такі моделі (зокрема Doubao, ChatGPT-4o та Gemini 1.5 Pro) використовують дані з частотного приводу насоса для побудови регресійних моделей. Така ВВ дозволяє замінити або доповнити дані фізичних витратомірів, які можуть бути ненадійними. В [49] авторами розроблено новий недорогий безконтактний тепловий об'ємний витратомір і детектор несправностей із застосуванням контрольованого МН – навчальні регресійніта класифікаційні методи.

Як можна побачити з усіх оглянути по сферах наукових працях, ШНМ є ММН який найбільше використовують під час вирішення задач автоматизованого вимірювання витрати (47,6 %). Завдяки своїй здатності опрацьовувати великі масиви даних (і навчатись на них) та знаходити складні нелінійні залежності між входом і виходом витратоміра, ШНМ, на нашу думку, є найбільш перспективним ММН, а отже, буде більш детально дослідженим нами в подальших наших дослідженнях. Саме цей факт спонукав нас до того, щоб додати два нові способи визначення змінних вагових коефіцієнтів АК УЗВ в розроблену нами класифікацію (рис. 2). Адже ШНМ можна навчити *прямо* визначати значення вагових коефіцієнтів АК УЗВ на базі даних про швидкості потоку, або спробувати зробити так, щоб ШНМ розраховувала тільки змінні ваги для наявного ЧМІ, тобто робила *непрямо* визначення вагових коефіцієнтів АК УЗВ.

Висновки та перспективи подальших досліджень

За результатами проведеного аналізу наукових статей, нами створено класифікацію сфер застосування сучасних ММН для вирішення задач автоматизованого вимірювання витрати. Детально проаналізувавши кожну зі сфер, кожну статтю що її репрезентують, нами зроблено основний висновок про те, що ШНМ є саме тим найуживанішим ММН (за понад 25 років досвіду застосування його в науці), який ми досліджуватимемо в подальшому, щоб спробувати розрахувати змінні вагові коефіцієнти АК УЗВ або виконувати прогнозування витрати за МЗПТ. Для досягнення поставленої мети подальших досліджень, необхідним буде вирішити дві важливі задачі:

- 1) синтезувати оптимальну архітектуру ШНМ для конкретного витратоміра;
- 2) отримати достатній набір навчальних даних за результатами CFD-моделювання структури спотвореного потоку.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. ISO 17089-1:2019. Measurement of fluid flow in closed conduits – Ultrasonic meters for gas. Part 1: Meters for custody transfer and allocation measurement. Geneva : International Organization for Standardization, 2019. 114 p.
2. Thilagavathi S., Rahul R. R. Machine Learning with Applications. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*. 2025. №13 (5). P. 7220–7224. DOI: 10.22214/ijraset.2025.71812.
3. Komaragiri Srinivasa Raju, Dasika Nagesh Kumar. Artificial Intelligence and Machine Learning Techniques in Engineering and Management. Singapore: Springer, 2025. 266 p. DOI: 10.1007/978-981-96-2621-2.
4. Sarker I. H. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. *SN COMPUT. SCI.* 2021. №2 (160). DOI: 10.1007/s42979-021-00592-x. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42979-021-00592-x>.
5. Mishra A. A Comprehensive Review of Artificial Intelligence and Machine Learning: Concepts, Trends, and Applications. *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*. 2024. №11 (5). P. 126–142. DOI: 10.32628/IJSRST2411587.
6. Razzaq K., Shah M. Machine Learning and Deep Learning Paradigms: From Techniques to Practical Applications and Research Frontiers. *Computers*. 2025. №14 (3). DOI: 10.3390/computers14030093. URL: <https://www.mdpi.com/2073-431X/14/3/93>.
7. Luntta E., Halttunen J. Neural network approach to ultrasonic flow measurements. *Flow Measurement and*

Instrumentation. 1999. № 10. P. 35–43. DOI: 10.1016/S0955-5986(98)00035-1.

8. ANN Based Data Integration for Multi-Path Ultrasonic Flowmeter / H. Zhao et al. *IEEE Sensors Journal*. 2014. №14 (2). P. 362–370. DOI: 10.1109/JSEN.2013.2282466.

9. Support Vector Regression-Based Data Integration Method for Multipath Ultrasonic Flowmeter / H. Zhao et al. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2014. №63 (12). P. 2717–2725. DOI: 10.1109/TIM.2014.2326276.

10. Data integration for multi-path ultrasonic flowmeter based on Levenberg-Marquardt algorithm / Xiaoyu Tang et al. *IET Sci. Meas. Technol.* 2015. №9 (8). P. 1–12. DOI: 10.1049/iet-smt.2015.0060.

11. Optimization of Neural Network by Genetic Algorithm for Flowrate Determination in Multipath Ultrasonic Gas Flowmeter / L. Hu et al. *IEEE Sensors Journal*. 2016. №16 (5). P. 1158–1167. DOI: 10.1109/JSEN.2015.2501427.

12. Application of extreme learning machine to gas flow measurement with multipath acoustic transducers / Qin Longhui et al. *Flow Measurement and instrumentation*. 2016. №49. P. 31–39. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2016.03.003.

13. Yeh T. T., Espina P. I., Osella S. A. An intelligent ultrasonic flowmeter for improved flow measurement and flow calibration facility. *IMTC 2001. Proceedings of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. Rediscovering Measurement in the Age of Informatics*, Budapest, Hungary, 21–23 May 2001. DOI: 10.1109/IMTC.2001.929499. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/929499>.

14. Flow profile identification with multipath transducers / Qin Longhui et al. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2016. №52. P. 148–156. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2016.09.018.

15. Ngoclan Tran, Chi-Chuan Wang. Enhancement of the accuracy of ultrasonic flowmeters by applying the PCA algorithm in predicting flow patterns. *Measurement Science and Technology*. 2021. №32 (8). DOI: 10.1088/1361-6501/abf95d. URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6501/abf95d>.

16. Xu Z., Li M. Accuracy of a multipath ultrasonic flowmeter with deep learning based on the velocity profile. *Sensor Review*. 2024. №44 (1). P. 13–21. DOI: 10.1108/SR-08-2022-0306.

17. Predicting oil flow rate through orifice plate with robust machine learning algorithms / Abouzar Rajabi Behesht Abad et al. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2021. №81. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2021.102047. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0955598621001527?via%3Dihub>.

18. Multiphase flow measurement of wet gas flow using machine learning modelling algorithms / Seyedahmad Hosseini et al. *Measurement: Sensors*. 2025. №38. DOI: 10.1016/j.measen.2024.101556. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2665917424005324?via%3Dihub>.

19. Machine learning for fluid flow reconstruction from limited measurements / P. Dubois et al. *Journal of Computational Physics*. 2022. №448. DOI: 10.1016/j.jcp.2021.110733. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0021999121006288?via%3Dihub>.

20. Discetti S., Liu Yingzheng. Machine learning for flow field measurements: a perspective. *Measurement Science and Technology*. 2023. №34 (2). DOI: 10.1088/1361-6501/ac9991. URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6501/ac9991>.

21. Application of artificial neural network to multiphase flow metering: A review / Siamak Bahrami et al. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2024. №97. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2024.102601. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0955598624000815?via%3Dihub>.

22. Sani A. A., Wahab M. M. A., Shafiq N. Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Flow Rate Prediction in Optimizing Pipeline Maintenance Strategies. *Engineering Proceedings*. 2025. №87 (1). DOI: 10.3390/engproc2025087037. URL: <https://www.mdpi.com/2673-4591/87/1/37>.

23. Yan-xia Wang, Zhi-hao Li, Ting-hu Zhang. Research of Ultrasonic Flow Measurement and Temperature Compensation System based on Neural Network. *2010 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, 23–24 Oct. 2010, Sanya, China. DOI: 10.1109/AICI.2010.63. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5656741>.

24. Yan-xia Wang, Zhi-hao Li. Temperature Compensation of Ultrasonic Flow Measurement Based on the Neural Network. *2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, 7–8 Nov. 2009, Shanghai, China. DOI: 10.1109/AICI.2009.325. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5376500>.

25. Pijush Dutta, Asok Kumar. Intelligent calibration technique using optimized fuzzy logic controller for ultrasonic flow sensor. *Mathematical modelling of Engineering problems*. 2017. №4 (2). P. 91–94. DOI: 10.18280/mmep.040205.

26. Santhosh K. V., Roy B. K. An Intelligent Flow Measurement Technique using Ultrasonic Flow Meter with Optimized Neural Network. *International Journal of Control and Automation*. 2012. №5 (4). P. 185–195.

27. Santhosh K. V., Roy B. K. A Practically Validated Intelligent Calibration Technique using Optimized ANN for Ultrasonic Flow meter. *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*. 2015. №7 (3). P. 379–393. DOI: 10.15676/ijeei.2015.7.3.2.

28. Nguyen T. H. L., Park S. Intelligent Ultrasonic Flow Measurement Using Linear Array Transducer With Recurrent Neural Networks. *IEEE Access*. 2020. №8. P. 137564–137573. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3012037.

29. Zhang T. Flow Measurement of Natural Gas in Pipeline Based on 1D-Convolutional Neural Network. *Int J ComputIntell Syst*. 2020. №13. P. 1198–1206. DOI: 10.2991/ijcis.d.200803.002.

30. Detecting flow meter drift by using artificial neural networks / M. Ben Salamah, E. Palaneeswaran, M. Savsar, M. Ektesabi. *International Journal of Sustainable Development and Planning*. 2011. №6 (4). P. 512–521. DOI: 10.2495/SDP-V6-N4-512-521.
31. A comprehensive review on accuracy in ultrasonic flow measurement using reconfigurable systems and deep learning approaches / J. Senthil Kumar et al. *AIP Advances*. 2020. №10 (10). DOI: 10.1063/5.0022154. URL: <https://pubs.aip.org/aip/adv/article/10/10/105221/1071166/A-comprehensive-review-on-accuracy-in-ultrasonic>.
32. Alkım Gökçen, Bahadır Yeşil. Zero Flow Rate Detection of Ultrasonic Water Meter Using Machine Learning Techniques. *European Journal of Science and Technology*. 2021. №26. P. 477–481. DOI: 10.31590/ejosat.961090.
33. Mengna Lia, Zhenlin Li, Chunhui Li. In-use measurement of ultrasonic flowmeter based on Machine learning. *Measurement*. 2023. №223. DOI: 10.1016/j.measurement.2023.113721. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S026322412301285X?via%3Dihub>.
34. A Fault Diagnosis Method for Ultrasonic Flow Meters Based on KPCA-CLSSA-SVM / Chen Ziyi et al. *Processes*. 2024. №12 (4). DOI: 10.3390/pr12040809. URL: <https://www.mdpi.com/2227-9717/12/4/809>.
35. Yazdanshenasshad B., Safizadeh M. S. Neural-network-based error reduction in calibrating utility ultrasonic flow meters. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2018. №64. P. 54–63. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2018.10.003.
36. Linear dimensionality reduction for classification via a sequential Bayes error minimisation with an application to flow meter diagnostics / K. S. Gyamfi et al. *Expert Systems with Applications*. 2018. №91. P. 252–262. DOI: 10.1016/j.eswa.2017.09.010.
37. Thiam Teik Wan, Hoong Chuin Lau, Wai Lam Loh. Machine Learning Applied to Ultrasonic Flow Meters for measuring Dilute, Turbulent Water-Bentonite Suspension Flow. *Authorea Preprints*. 2020. DOI: 10.22541/au.159986871.18984293. URL: <https://www.authorea.com/users/358390/articles/480555-machine-learning-applied-to-ultrasonic-flow-meters-for-measuring-dilute-turbulent-water-bentonite-suspension-flow?commit=cad31e868c24695783435d61f7f7a241d263b4a2>.
38. Alkım Gökçen, Bahadır Yeşil. Evaluation and Compensation of Temperature Effects on Ultrasonic Flow Measurement. *European Journal of Science and Technology*. 2022. №37. P. 113–118. DOI: 10.31590/ejosat.1136816.
39. Li M., Li Z., Li C. Machine learning model with Bayesian optimization for ultrasonic flowmeter in-use measurement. *Sensors*. 2024. №38. DOI: 10.1016/j.measen.2024.101570. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2665917424005464?via%3Dihub>.
40. Farzaneh-Gord M., Reza Rahbari H. An intelligent approach for calculating natural gas compressibility factor and its application in ultrasonic. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2020. №76. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2020.101833. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0955598620301746?via%3Dihub>.
41. An intelligent ultrasonic flowmeter: theoretical analysis and field tests / Jingya Donga et al. *SSRN Electronic Journal*. 2022. URL: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4108347>.
42. Research on a Hybrid Intelligent Method for Natural Gas Energy Metering / Jingya Dong et al. *Sensors*. 2023. №23. DOI: 10.3390/s23146528. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/14/6528>.
43. Asymmetric Flow Velocity Measurement Using Multipath Ultrasonic Flowmeter With Adaptive Weighting Method Guided By Tomography / Khairul Amri et al. *Jurnal Teknologi*. 2019. №82 (1). P. 135–146. DOI: 10.11113/jt.v82.13785.
44. Bismukhametov T., Jäschke J. First Principles and Machine Learning Virtual Flow Metering: A Literature Review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2020. №184. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106487. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0920410519309088?via%3Dihub>.
45. Wiranata L. F., Kurniadi D. The development of simultaneous transducer ultrasonic with dual-transducer to measure flow velocity in the pipe. *EUREKA: Physics and Engineering*. 2023. №4. P. 77–86. DOI: 10.21303/2461-4262.2023.002761.
46. Flow rate measurement of gas-liquid annular flow through a combined multimodal ultrasonic and differential pressure sensor / Mi Wang et al. *Energy*. 2024. №288. DOI: 10.1016/j.energy.2023.129852. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544223032462?via%3Dihub>.
47. Utilization of Machine Learning Techniques in Hot-Film Based Airflow Rate Sensors for Improving Flow Measurement / Sanghun Shin et al. *Advanced Intelligent Systems*. 2024. №6 (5). DOI: 10.1002/aisy.202300711. URL: <https://advanced.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/aisy.202300711>.
48. Coding-free virtual flowmeter for building chilled water using pump VFD data and LLM / Shunian Qiu et al. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2025. №105. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2025.102943. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0955598625001359?via%3Dihub>.
49. A low-cost non-intrusive thermal flow meter and fault detector enhanced by machine learning / Ramon Peruchi Pacheco da Silva et al. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. 2025. №249. DOI: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2025.127260. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S001793102500599X?via%3Dihub>.

Стаття надійшла до редакції 29.09.2025.

Стаття пройшла рецензування 05.11.2025.

Наукові праці БНТУ, 2025, № 4

Роман Віталій Іванович – канд. техн. наук, доцент кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, e-mail: vitalii.i.roman@lpnu.ua.

Бугайчук Максим Іванович – аспірант кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, e-mail: maksym.i.buhaichuk@lpnu.ua.

Національний університет «Львівська політехніка».