

В. І. Роман, канд. техн. наук; М. І. Бугайчук; Я. С. Острей

МЕТОДОЛОГІЯ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ВИТРАТОМІРІВ

Стаття присвячена розробці методології застосування штучних нейронних мереж для підвищення точності вимірювання витрати багатоканальних хордових ультразвукових витратомірів в умовах складних спотворень структури потоку. Проведений в роботі аналіз наукових праць за темою дослідження, дозволив сформулювати концептуальні запитання, відповіді на які формують кроки такої методології. Використовуючи розроблену в роботі методологію, в науковій статті наведено конкретний приклад із детальним висвітленням відповідей на кожне з цих питань. В прикладі досліджено чотириканальний хордовий ультразвуковий витратомір встановлений на відстані 0D після місцевого опору «два коліна в різних площинах» (виступає в ролі джерела спотворення структури потоку). Для порівняння ефективності «роботи» тришарової штучної нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу для інтегрування швидкостей багатоканального ультразвукового витратоміра, в роботі проведено таке ж інтегрування із застосуванням числового методу Гауса-Якобі. Результати порівняння, проведені із використанням CFD-пакета Flow Simulations Solid Works та MATLAB, вказують на те, що в цьому конкретному випадку, описана штучна нейронна мережа спроможна інтегрувати швидкості спотвореного потоку з похибкою $\pm 1\%$ на всьому навчальному діапазоні масової витрати 0,0013...0,2175 кг/с. При цьому, числовий метод інтегрування Гауса-Якобі за таких самих умов дає похибку більшу за 5 %. Такий результат методології застосування штучних нейронних мереж для інтегрування швидкостей ультразвукових витратомірів в умовах спотворень структури потоку, дозволяє стверджувати, що машинне навчання може бути застосоване для розробки алгоритмів розрахунку витрати, що адаптуються до конкретних умов роботи витратомірів цього типу шляхом перенавчання (за потреби) нейромережі. На додачу, цей процес є досить гнучким, адже відтворити складні умови експлуатації ультразвукового витратоміра, задля створення навчальних даних, займає набагато менше часу, аніж проведення реальних експериментів в лабораторних чи виробничих умовах.

Ключові слова: методологія, ультразвуковий витратомір, машинне навчання, штучна нейронна мережа, інтегрування, спотворений потік, підвищення точності вимірювання, хордові акустичні канали.

Актуальність досліджень

Ультразвукові витратоміри (УЗВ) широко застосовуються для вимірювання витрати високовартісних енергоносіїв, таких як природний газ і нафтопродукти, де навіть незначні похибки можуть призводити до суттєвих фінансових втрат, що робить підвищення точності витратомірів цього типу, критично важливим завданням сьогодення [1].

Основним недоліком УЗВ газу, який і досі вважається відкритим питанням згідно основного світового стандарту в цій галузі вимірювання ISO 17089 [2], є нестабільність їх роботи в умовах спотворень структури потоку. Для його усунення, розробники УЗВ використовують різні підходи, зокрема, один із найчастіших – збільшення кількості акустичних каналів (АК). Адже вважається, що багатоканальні хордові УЗВ (без додаткових пристроїв підготовки потоку чи кондиціонування), на відміну від одноканальних діаметральних, здатні забезпечити кращу точність вимірювання витрати завдяки ефективнішому покриттю (врахуванню) профілю швидкості потоку зі спотвореною структурою [2]. З іншого боку, в умовах реальної експлуатації (до прикладу, на промислових майданчиках) можуть скластись такі умови, коли багатоканальність не стає основним вирішенням проблеми. Це може бути викликано обмеженнями галузевих стандартів щодо розмірів ділянки вимірювального трубопроводу (ВТ) або його складна конфігурація вище за течією, що не дозволяє встановити достатньо довгу прямолінійну ділянку ВТ, як того вимагає ISO 17089. Це призводить до того, що профіль швидкості потоку в місці

встановлення УЗВ не буде повністю розвиненим або навіть буде досі спотвореним, що призведе до непередбачуваних результатів вимірювання витрати [2].

Зважаючи на описану проблему, наукові дослідження, що спрямовані на розробку новітніх або удосконалення наявних підходів щодо підвищення точності УЗВ в умовах спотворень структури потоку, є актуальним завданням сьогодення. Оскільки комп'ютерні технології невпинно розвиваються, деякі запропоновані підходи можуть бути більш ефективними та актуальними. Одним із таких підходів є застосування інтелектуальних методів дослідження, як от машинного навчання (МН) (Machine Learning, ML), що набуло популярності серед науковців та практиків епохи четвертої промислової революції (Industry 4.0), зокрема і в галузі газової витратометрії [3 – 5].

Мета дослідження

Штучні нейронні мережі (ШНМ) (Artificial Neural Networks, ANN) є одним із базових інструментів МН для розробки алгоритмів, що здатні навчатись та узагальнювати на базі даних, й відтак, виконувати завдання (в тому числі наукові) без явних інструкцій [6]. Вибір ШНМ для дослідження зумовлений двома факторами: 1) ідея застосування ШНМ для вирішення задач ультразвукової витратометрії не нова [7 – 8], а отже, потребує перегляду на сучасний лад (із врахуванням новітніх обчислювальних технологій); 2) серед україномовних наукових журналів нам, на превеликий жаль, не вдалось знайти праць за цим напрямком дослідження, що безумовно потребує виправлення. Зважаючи на ці два фактори, та актуальність роботи, нами поставлено за мету розробити методологію застосування ШНМ для підвищення точності УЗВ в умовах спотворень структури потоку.

Аналіз публікацій за темою дослідження

В базовій, для наших досліджень, роботі [7] авторів Е. Luntta та J. Halttunen (1999) вперше (серед оглянутих нами робіт), було запропоновано застосовувати ШНМ для підвищення точності УЗВ в умовах спотворень структури потоку. Для цього Luntta та Halttunen розділили цю задачу на два напрями – інтерполяція профілів швидкості спотвореного потоку та інтегрування швидкостей багатоканальних УЗВ, отриманих вздовж їх хордових АК.

В роботі [8] авторів Т. Т. Yeh та Р. І. Espina (2001) описано розробку та використання вдосконаленого УЗВ для підвищення точності вимірювання витрати в умовах спотворень структури потоку та виявлення динамічних властивостей калібрувальних установок. Запропонований авторами «інтелектуальний» багатоканальний УЗВ дозволяє аналізувати профіль швидкості спотвореного потоку задля компенсації впливу цих збурень на покази витратоміра. Автори пропонують застосовувати цей УЗВ разом з ШНМ зі спеціальним алгоритмом розпізнавання профілів потоку (Flow Field Recognizer, FFR) [8].

В роботі [9] колективу авторів Huichao Zhao, LihuiPeng, Tsuyoshi Takahashi, Takuya Hayashi, Kazuyoshi Shimizu та Toshihiro Yamamoto (2014), представлено метод інтегрування даних чотириканального хордового УЗВ на основі ШНМ для покращення його продуктивності за складних спотворень структури потоку. Авторами встановлено, що похибка УЗВ на основі ШНМ в умовах спотворень структури потоку знаходиться в нормативних межах $\pm 0,3\%$ [2] без будь-яких додаткових вимог щодо розташування витратоміра по відношенню до джерела спотворення, що значно краще, ніж результат традиційного підходу на базі числових методів інтегрування (ЧМІ) [10].

Колектив авторів Longhui Qin, Liang Hu, Kai Mao, Wenyu Chen та Xin Fu протягом 2016 року опублікували одразу три наукові праці [11 – 13], в яких досліджено нові підходи до застосування ШНМ для підвищення точності УЗВ при їх роботі в умовах спотворень структури потоку. Так, в роботі [11] запропоновано використовувати генетичні алгоритми для визначення архітектури ШНМ, на відміну від класичних підходів, що зустрічаються в роботах [7 – 9] для аналізу профілів швидкості спотвореного потоку. В роботі [12], авторами розвинена ідея праці [11], і запропоновано один із методів МН – машини екстремального

навчання (Extreme Learning Machines, ELM), для аналітичного визначення вихідних ваг ШНМ за надзвичайно високої швидкості навчання замість алгоритму зворотного поширення похибки (АЗПП) та ітераційного налаштування параметрів. В останній роботі авторів цього періоду [13], запропоновано та розроблено на базі ШНМ та машин опорних векторів (Support Vector Machines, SVM) автоматичний інтелектуальний багатокласовий ідентифікатор профілів швидкості спотворених потоків для використання в парі з багатоканальними УЗВ.

В останній відібраній нами статті авторів Zhijia Xu та Minghai Li (2024) [5], розглянуто методи глибинного навчання (Deep Learning) для створення моделей швидкості спотвореного потоку на базі 480 груп даних (швидкість потоку від 1 до 10 м/с) для навчання та перевірки. Результати такого підходу показали, що він на 5 % перевершує класичні алгоритм оптимізації (як от Equal Tab) та на 3 % традиційні ШНМ для подібних сценаріїв (умов спотворення структури швидкості потоку) роботи УЗВ.

Як видно з аналізу літературних джерел за темою дослідження, ідея застосування МН, зокрема ШНМ, для вирішення задач ультразвукової витратометрії існує вже тривалий час. Попри це, залишається питання відсутності чіткої методології застосування ШНМ із врахуванням сучасного стану справ, як в галузі ультразвукової витратометрії, так і програмних засобів для її реалізації.

Виклад основного матеріалу дослідження

За результатами огляду та аналізу результатів наукових праць за темою дослідження, нами запропоновано методологію застосування ШНМ для підвищення точності (зменшення похибки вимірювання витрати) багатоканальних УЗВ в умовах спотворень структури потоку. Ця методологія не є лінійною, і залежить від потреб науковця та цілей її застосування. Для розуміння цієї методології розглянемо наступні питання, відповіді на які, визначатимуть результати застосування ШНМ для підвищення точності багатоканальних УЗВ в умовах спотворень структури потоку.

1. Який спосіб підвищення точності багатоканальних УЗВ в умовах спотворень структури потоку обрати? За результатами проведеного огляду та аналізу результатів наукових праць, встановлено, що існує принаймні два такі способи – інтерполяція профілю швидкості потоку та інтегрування швидкостей потоку УЗВ [7].

Інтерполяції профілю швидкості в тих точках, для яких немає вимірних значень, але які необхідні для моделювання УЗВ, дозволяє відновити (реконструювати) повний профіль швидкості потоку на основі обмеженої кількості вимірних значень. Цей процес використовується для отримання рівномірної сітки значень швидкості, що необхідно для подальших розрахунків і аналізу впливу спотворень на покази УЗВ. Технічно, інтерполяцію профілю швидкості можна зробити із використанням лазерної доплерівської анемометрії (Laser Doppler Anemometry, LDA), яка попри це, має такі недоліки [14]: а) неповне покриття перерізу ВТ (LDA дозволяє зробити вимірювання лише в окремих точках, а не у всьому перерізі потоку); б) складність вимірювань біля стінок ВТ (у пристінних областях градієнт швидкості дуже великий, що ускладнює отримання точних даних); в) обмежена кількість вимірювань вздовж ВТ (дані зазвичай збирають у певних положеннях вздовж осі ВТ, а не безперервно). Через ці обмеження, профіль швидкості потрібно все одно реконструювати (інтерполювати) між вимірними точками, щоб отримати повну картину потоку в перерізі ВТ та вздовж неї. Тобто LDA слугує інструментом для отримання початкових даних, але щоб побудувати повний профіль швидкості, необхідно застосовувати ті чи інші методи інтерполяції.

Інтегрування швидкостей багатоканальних УЗВ, дозволяє, маючи теоретично-усереднене (або експериментально-вимірне) значення швидкостей потоку вздовж всіх хордових АК, отримати значення об'ємної витрати за такою формулою [2, 10]:

$$q_{USM} = k_v A \sum_{i=1}^N [u_h(i) k_h(i)], \quad (1)$$

де k_v – коефіцієнт поправки на профіль швидкості потоку; A – площа поперечного перерізу ВТ; $u_h(i)$ – усереднена швидкість потоку вздовж i -го хордового АК; $k_h(i)$ – ваговий коефіцієнт i -го хордового АК; N – кількість хордових АК УЗВ. Згідно [2], вагові коефіцієнти АК УЗВ можуть бути постійними або змінними. Якщо використовують постійні вагові коефіцієнти, то для їх визначення найчастіше застосовують підхід на базі ЧМІ. Маючи абсцису ЧМІ (x) та його вагу (w), ваговий коефіцієнт i -го АК УЗВ можна розрахувати за такою формулою [15]:

$$k_h = \left(\frac{2w\sqrt{R^2 - x^2}}{\pi R} \right), \quad (2)$$

де R – внутрішній радіус ВТ; x – відстань між площиною, в якій проходить АК і паралельною їй площиною, яка проходить через центр ВТ (рис. 1). Згідно підходу із застосуванням ЧМІ, абсциса методу тотожна x .

Значення абсцис та ваг конкретного ЧМІ можна знайти у відповідних математичних довідниках [16], або наукових працях, присвячених їх застосуванню для задач ультразвукової витратометрії [10, 16, 17]. Як можна побачити з формул (1) – (2), значення витрати q_{USM} отримуємо методом зваженої суми виміряних (визначених) швидкостей УЗВ по кожному з АК. Проте, оскільки АК є фіксованими, а розподіл швидкості спотвореного потоку змінюється нелінійно зі зміною числа Рейнольдса, зв'язок між швидкостями потоку вздовж окремих АК і середньою швидкістю потоку, є нелінійним. З цієї причини профіль спотвореного потоку особливо впливає на традиційне зважене інтегрування (із використанням ЧМІ) швидкостей потоку по окремих АК, у яких ваги фіксовані.

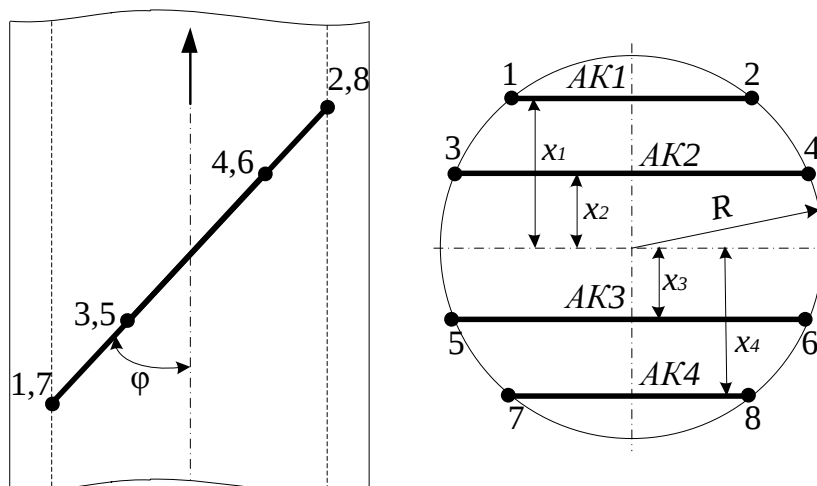


Рис. 1. Схема просторового розташування АК чотириканальногохордового УЗВ

2. Яку ШНМ обрати? Це питання потребує надання комплексної відповіді, що містить такі компоненти: який тип ШНМ; яка архітектура ШНМ (кількість шарів, кількість нейронів у конкретному шарі та тип функції активації нейронів – залежно від того, в якому вони шарі знаходяться); які вагові коефіцієнти нейронів ШНМ; що є (в показах УЗВ) входами та виходами ШНМ.

Щодо типу ШНМ, то за результатами проведеного огляду та аналізу результатів наукових праць, нами встановлено, що для дослідження проблеми підвищення точності УЗВ в умовах спотворень структури потоку, науковцями найчастіше використовувались такі типи нейронних мереж: 1) багатошарова мережа перцептронів [7]; 2) трьохшарова ШНМ прямого поширення сигналу, з АЗПП для її навчання [9, 12]; 3) одношарова мережа з лінійними нейронами для безпосереднього пошуку вагових коефіцієнтів АК (що тотожні вагам нейронів) [7]; 4) мережа радіально базисних функцій [7].

Всі чотири названі вище ШНМ відносяться до класу ієрархічних нейромережових структур [18]. Перші три є варіаціями багатошарових ШНМ прямого поширення. Остання – ШНМ радіально базисних функцій, відрізняється від трьох попередніх тільки тим, що її

прихований шар нейронів використовує як функції активації радіальні базисні функції (тип функцій, основна ідея яких полягає в тому, що їх значення залежать тільки від відстані між точкою, де обчислюється функція, і деяким центром, що задається в просторі – до прикладу, функція Гауса, багаточленова функція, функція основи зворотного квадрата тощо [16]).

3. Звідки брати навчальні та тестові дані для обраної ШНМ? Як було сказано нами раніше, ШНМ потрібно «навчити», тобто підібрати значення ваг нейронів, щоб вона працювала потрібним чином – створювала хороше відображення та хороше узагальнення даних між виходом та входом УЗВ за умов спотворення структури потоку. Для навчання ШНМ розроблені спеціальні алгоритми навчання, як от АЗПП, що використовується для навчання багатосарових ШНМ прямого поширення сигналу.

Оскільки «навчання» ШНМ за Менделем і Маклареном – це процес, при якому вільні параметри ШНМ адаптуються в результаті її безперервної стимуляції зовнішнім оточенням, необхідно відтворити цей процес впливу [6, 18]. В науковій та навчальній літературі часто можна зустріти крім терміну «навчання» також рівноправні поняття «тренування мережі» і «настроювання параметрів мережі». В контексті цієї методології, найкраще для навчання ШНМ підійдуть або експериментальні дані або дані результатів симуляції спотвореної структури потоку із використанням методів обчислювальної гідродинаміки (Computational Fluid Dynamics, CFD) [7 – 9, 11 – 13], оскільки це економніше за експеримент та швидше.

4. Як реалізувати роботу ШНМ та оцінити її ефективність? В еру комп'ютерних технологій існує безліч інструментів, що дозволяють науковцям реалізувати ШНМ для їх задач. До прикладу, залежно від цілей, можна застосувати мови програмування (Python, MATLAB, C/C++ чи Java) у парі з фреймворками (Tensor Flow або Scikit-learn) та спеціальними бібліотеками або навіть онлайн сервіси (Google Colab, Kaggle Notebooks, Microsoft Azure ML Studio, Amazon Sage Maker тощо).

Щодо оцінки ефективності ШНМ, то в цій методології запропоновано виконувати порівняння похибки її результатів із результатами, отриманими із застосуванням ЧМІ. Для цього введемо дві відносні похибки:

1) Відносна похибка об'ємної витрати УЗВ визначена шляхом інтегрування ШНМ швидкостей потоку за умов спотворень його структури, яку можна отримати за такою формулою [2, 9]:

$$\delta_{ANN} = \frac{(\pi R^2 u_{USM_ANN}) - q_{CFD}}{q_{CFD}} 100, \quad (3)$$

де u_{USM_ANN} – інтегроване значення швидкості потоку як вихід ШНМ; q_{CFD} – об'ємна витрата потоку, знайдена за результатами CFD-моделювання;

2) Відносна похибка об'ємної витрати УЗВ визначена шляхом зваженого сумування (одним із ЧМІ) швидкостей потоку за умов спотворень його структури, яку можна отримати за такою формулою [2, 9]:

$$\delta_{ЧМІ} = \frac{q_{USM} - q_{CFD}}{q_{CFD}} 100, \quad (4)$$

де q_{USM} – об'ємна витрата УЗВ визначена за формулами (1) – (2) із застосуванням ЧМІ.

Приклад застосування методології

Розглянемо детальніше кроки розробленої методології на прикладі її застосування для підвищення точності чотиріканального хордового УЗВ.

1. Як спосіб підвищення точності багатоканальних УЗВ в умовах спотворень структури потоку обрано інтегрування швидкостей потоку. Одним із підходів, на протипагу постійних вагових коефіцієнтів АК УЗВ (реалізує ЧМІ), є змінні коефіцієнти. Єдине, що пропонує стандарт ISO 17089-1 щодо їх визначення, це те, що їх можна розрахувати базуючись на певних параметрах потоку (як от швидкість). Зважаючи на це, ШНМ можна вважати одним із

способів розрахунку змінних вагових коефіцієнтів АК УЗВ, які можна отримати на базі масиву швидкостей потоку по кожному окремому АК в якості навчальних даних. Навчаючи ШНМ на конкретному випадку застосування УЗВ, ми наче розробляємо для нього конкретні вагові коефіцієнти АК, що будуть іншими за інших умов інсталяції витратоміра: інший місцевий опір (МО), інша відстань до нього, але та сама конструкція АК тощо. Тобто, підхід на базі ШНМ може підвищити точність обрахунку об'ємної витрати багатоканальних УЗВ, використовуючи здатність нейронних мереж до нелінійного відображення.

В цьому прикладі для дослідження обрано чотириканальний хордовий УЗВ із розташуванням його АК (рис.1) за даними ЧМІ Гауса-Якобі [17]. Тобто, x_1 та x_4 рівні $\pm 0,809017 \cdot R$, x_2 та $x_3 = \pm 0,309017 \cdot R$, з відповідними вагами $w_{1,4} = 0,361803$ та $w_{2,3} = 0,138197$.

2. Як зазначено в роботі [7], при застосуванні одношарової ШНМ з лінійними нейронами для інтегрування швидкостей УЗВ (визначення вагових коефіцієнтів їх АК), виникають певні проблеми: ваги нейронів безпосередньо відповідають ваговим коефіцієнтам АК, що дає низьку продуктивність, через нелінійну залежність між швидкостями потоку на АК і середньою швидкістю потоку в поперечному перерізу ВТ (у випадку сильного асиметричного потоку та закрученого профілю). Тому, в цьому прикладі цей підхід не розглядається для інтегрування швидкостей УЗВ, натомість, нами обрано багатшарову ШНМ прямого поширення сигналу (Feed for ward neural network в MATLAB) для цих цілей. Це означає, що її архітектура може будуватись за такою логікою: ШНМ має один вхідний шар (Input Layer), один вихідний шар (Output Layer) і один прихований шар (Hidden Layer) (рис. 2). Те, скільки нейронів має вхідний шар, залежить від кількості хордових АК досліджуваного УЗВ [7, 9, 12, 13]: кожне значення швидкості потоку по i -му АК буде сигналом i -го нейрона у вхідному шарі ШНМ.

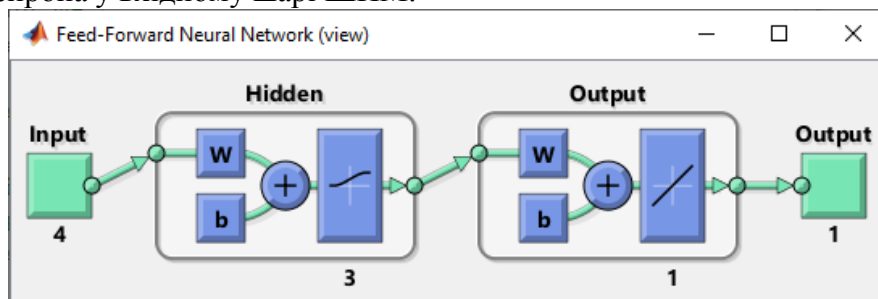


Рис. 2. Архітектура обраної нами тришарової ШНМ прямого поширення для дослідження чотириканального УЗВ в середовищі MATLAB

Оскільки в роботі зосереджено увагу на інтегруванні швидкостей потоку за даними чотирьох АК УЗВ із застосуванням ШНМ, вихідний шар має тільки один нейрон, який відповідає за усереднену швидкість потоку в поперечному перерізі ВТ u_{USM_ANN} . Тоді виникає логічне запитання – де саме взяти це значення для навчання ШНМ? І тут можливі два варіанти: 1) це значення усередненої швидкості в поперечному перерізі ВТ (або витрати), яку задано на початку тривимірного макету перед початком симуляції в CFD-пакеті [21]; 2) це значення усередненої швидкості в поперечному перерізі ВТ (або витрати) після симуляції в CFD-пакеті, яку отримано на відстані між МО і УЗВ, яка є достатньою, щоб вважати, що спотворення структури потоку зменшилось (або зникло). Нами обрано перший варіант.

Наступне, що потрібно визначити, це кількість нейронів у прихованому шарі. Для цього можна скористатись формулою виду [9]:

$$n = \sqrt{n_i + n_o} + a, \quad (5)$$

де n_i – кількість нейронів у вхідному шарі ШНМ; n_o – кількість нейронів у вихідному шарі ШНМ; $a = 1$ для зміцнення здатності узагальнення (GeneralizationAbility) [9]. Так, для чотириканального УЗВ буде застосовано 3 нейрони у прихованому шарі (рис. 2).

Щодо функцій активації для нейронів, то їх обирають в залежності від того, в якому шарі ШНМ вони знаходяться: для нейронів, які знаходяться в прихованому шарі, і які передають

сигнал до нейрона вихідного шару, найчастіше використовують нелінійні диференційовані функції [7, 9, 11]; для нейрона у вихідному шарі обирають лінійну функцію [9, 11]. Оскільки для реалізації ШНМ ми обрали середовище для числових обчислень MATLAB, в цьому прикладі обрано такі функції активації: *logsig* (Log-Sigmoid TransferFunction) як нелінійна функція активації (прихований шар) та *purelin* (Linear Transfer Function) як лінійна функція активації (вихідний шар).

Щодо налаштування синапсів або ваг нейронів ШНМ, то тут існує два варіанти [18]. Перший, що притаманний ШНМ з фіксованими зв'язками – ваги нейронів ШНМ вибираються відразу, виходячи з умов задачі. Другий, що наявний у ШНМ з динамічними зв'язками, передбачає застосування процесу навчання для налаштування ваг. В нашій роботі досліджено другий варіант, коли пошук набору значень ваг виконується на базі набору навчальних даних із застосуванням АЗПП за методом Левенберга-Марквардта [7] – *trainlm* в MATLAB.

3. Навчальні та тестові дані для обраної ШНМ. За результатами проведеного огляду та аналізу результатів наукових праць за темою дослідження, нами встановлено, що для навчання ШНМ найчастіше використовують дані CFD-моделювання з таких МО (виступають джерелом спотворення структури потоку): одينية коліно (SingleElbow) [7 – 9, 11 – 13] та два коліна в різних площинах (Double Elbow Out-Of-Plane) [7, 9, 11 – 13] (рис. 3). При цьому, дослідники використовують різні відстані до цих МО (переважно 0, 5, 10, 40D) та різну орієнтації УЗВ (перпендикулярне чи паралельне розташування АК відносно осі ВТ). Логічно, що використовувати можна будь-які типи МО, і навіть такі, які не є типізованими або вважаються МО невизначеного типу. Головне, максимально точно відтворити його конструкції та отримати адекватні дані для навчання ШНМ. Те саме стосується і діапазону швидкостей потоку (число Рейнольдса), складу речовини чи газу та інших параметрів потоку (до прикладу, тиск чи температура).

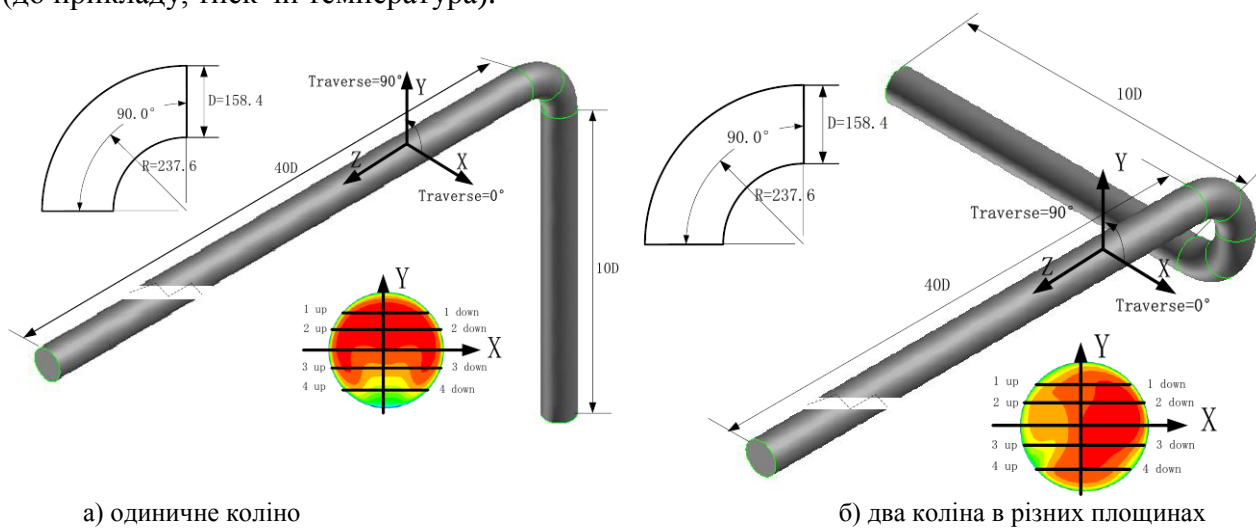


Рис. 3. Приклад двох тривимірних макетів МО для симуляції навчальних та тестових даних ШНМ засобами CFD-моделювання [9]

Конструкція тривимірного макету (на відстані 0D від УЗВ) для створення навчальних та тестових даних, для нашого прикладу, наведена на рис. 4. Моделювання проведено в CFD-пакеті Flow Simulations Solid Works (k-ε модель турбулентності) за статичного тиску 101325 Па та температури 20° С. Стан внутрішньої поверхні стінки ВТ – гладка (шорсткість рівна 0 мікрон). Обмін температурою із зовнішнім навколишнім середовищем – відсутній.

Щодо кількості наборів даних для ШНМ, то в цьому прикладі нами обрано (згідно рекомендацій в [9]) – 17 навчальних груп точок (по одній швидкості потоку вздовж чотирьох АК УЗВ та одній усередненій по перерізу ВТ швидкості потоку, знайденій через масову витрату q_m на кришці тривимірного макету УЗВ). Для тестування використано дані 8 відібраних груп точок, які не було використано при навчанні ШНМ, і які входять в діапазон

навчальних даних 0,0013...0,2175 кг/с.

4. Реалізація ШНМ та оцінка її ефективності. Оскільки для реалізації ШНМ нами використано MATLAB [7], він має у своєму розпорядженні безліч інструментів для цього – функції (як от `feed forwardnet()`) або графічні пакети MATLAB Neural Network Toolbox або MATLAB Neural Network Start. Для зручного завантаження в MATLAB результатів симуляції профілів потоку з CFD-пакету Solid Works Flow Simulations, нами використано інструмент експорту даних в excel-файли (опція Solid Works XYPlots).

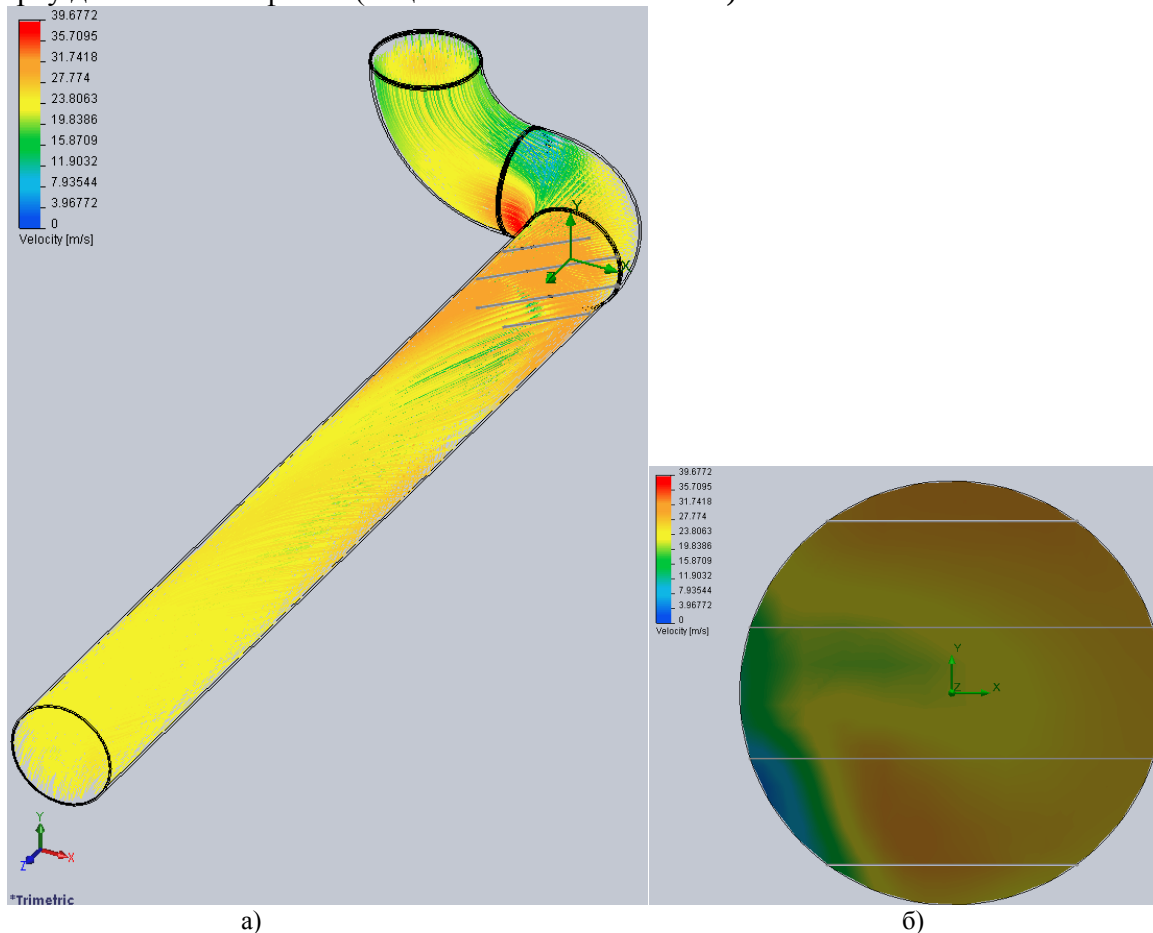


Рис. 4. Вигляд тривимірного макету МО з УЗВ (а) та імітаторів АК УЗВ (б) в Flow Simulations Solid Works для повітряного потоку за масової витрати 0,2175 кг/с

Оскільки ШНМ на початку кожного навчання випадково ініціалізує ваги нейронів у всіх своїх шарах та виконує випадкове розбиття даних, це може впливати на стабільність результатів під час перенавчання (до прикладу, при перестворенні ШНМ в MATLAB без змін її архітектури та навчальних даних). Це викликано тим, що локальний мінімум, який знайде оптимізатор, буде постійно змінюватися. Цей ефект зветься стохастичною компонентною навчання ШНМ [19]. Одним із способів усунення (стабілізувати повторюваність), є фіксація генератора випадкових чисел через команду MATLAB `rng` (будь-яке фіксоване число) [20].

Оцінку ефективності обраної тришарової ШНМ прямого поширення сигналу зі АЗПП при інтегруванні швидкостей чотириканального хордового УЗВ в цьому прикладі виконано порівнянням із результатами інтегрування за класичним ЧМІ Гауса-Якобі. Результати такого порівняння наведено на рис. 5.

Як можна побачити з рис. 5, максимальне значення похибки $\delta_{\text{ЧМІ}}$ (за модулем) приблизно рівне 5,8 %, в той самий час, максимальне значення похибки δ_{ANN} (за модулем) складає 1,29 %. При цьому, в деяких точках ШНМ видає результати, що майже рівні нулю. Цей, і попередній висновок свідчить про те, що застосування ШНМ в парі з чотириканальним хордовим УЗВ в умовах складних спотворень структури потоку (УЗВ встановлено одразу

після МО на відстані 0D), на яких було навчено нейромережу, дозволяє підвищити точність вимірювання витрати:

1) Максимальна (по модулю) додаткова похибка вимірювання витрати чотириканального УЗВ, зумовлена спотворенням структури потоку, зменшилась на 4,51 %.

2) В 5 із 7 тестових точок, УЗВ видає значення додаткової похибки вимірювання витрати (зумовленої спотворенням структури потоку) в діапазоні $\pm 0,3$ %, що вважається міжнародним стандартом у цій галузі витратометрії ISO17089-1 таким, яким можна знехтувати.

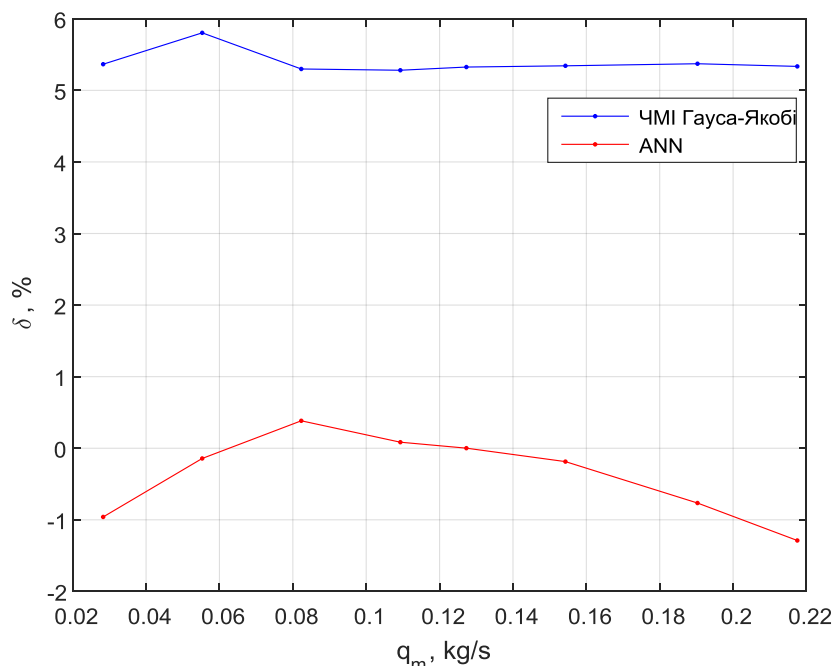


Рис. 5. Графік залежностей $\delta_{\text{ANN}} = f(q_m)$ та $\delta_{\text{ЧМІ}} = f(q_m)$

Висновки та перспективи подальших досліджень

1. Проаналізувавши наукові праці щодо застосування інтелектуальних методів дослідження (зокрема, МН) для підвищення точності багатоканальних УЗВ в умовах спотворень структури потоку, було розроблено відповідну методологію на базі ШНМ.

2. На базі розробленої методології, наведено приклад застосування ШНМ прямого поширення сигналу для підвищення точності чотириканального хордового УЗВ. Встановлено, що застосування ШНМ для інтегрування швидкостей УЗВ в умовах складних спотворень структури потоку (МО «два коліна в різних площинах» на відстані 0D), дозволяє зменшити додаткову похибку вимірювання витрати на 4,51 % (по модулю) порівняно з інтегруванням швидкостей класичним ЧМІ Гауса-Якобі.

Задля підтвердження отриманих результатів, що свідчать про спроможність ШНМ до узагальнення складних взаємозв'язків між входом та виходом багатоканальних УЗВ, нами в подальших дослідженнях буде проведено застосування розробленої методології для інших типів МО. Також, планується дослідити вплив варіативності архітектури ШНМ (інший тип функцій активації, кількості нейронів, шарів) та конструкції УЗВ (менша кількість АК) на ефективність цієї методології.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- Білінський Й. Й., Стеценко А. А. Огляд сучасних тенденцій розвитку ультразвукових лічильників. *Наукові праці ВНТУ*. 2024. № 4. URL: <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2024-4-1-10>
- ISO 17089-1:2019. Measurement of fluid flow in closed conduits – Ultrasonic meters for gas. Part 1: Meters for custody transfer and allocation measurement. – Replaces ISO 17089-1:2010 ; effective from 2019-08-01. – Official edition. – Geneva : International Organization for Standardization, 2019. – 114 p.

3. Dong J., Song B., He F., Xu Y., Wang Q., Li W., Zhang P. Research on a Hybrid Intelligent Method for Natural Gas Energy Metering. *Sensors*. 2023. №23 (14). URL: <https://doi.org/10.3390/s23146528>.
4. Dong J., Song B., He F., Xu Y., Wang Q., Li W., Zhang P. An Intelligent Ultrasonic Flowmeter: Theoretical Analysis and Field Tests. *Social Science Research Network*. 2022. URL: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4108347>.
5. Zhijia Xu, Minghai Li. Accuracy of a multipath ultrasonic flowmeter with deep learning based on the velocity profile. *Sensor Review*. 2024. №44 (1). P. 13–21. URL: <https://doi.org/10.1108/SR-08-2022-0306>.
6. Дранишников Л. В. Інтелектуальні методи в управлінні: навчальний посібник. Кам'янське: ДДТУ, 2018. 416 с.
7. Luntta E., Halttunen J. Neural network approach to ultrasonic flow measurements. *Flow Measurement and Instrumentation*. 1999. №10. P. 35–43. URL: [https://doi.org/10.1016/S0955-5986\(98\)00035-1](https://doi.org/10.1016/S0955-5986(98)00035-1).
8. Yeh T. T., Espina P. I. An Intelligent Ultrasonic Flow Meter for Improved Flow Measurement and Flow Calibration Facility. *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Budapest, Hungary, 21-23 May 2001. URL: <https://doi.org/10.1109/IMTC.2001.929499>.
9. Huichao Zhao, Lihui Peng, Tsuyoshi Takahashi, Takuya Hayashi, Kazuyoshi Shimizu, Toshihiro Yamamoto. ANN based data integration for multi-path ultrasonic flowmeter. *IEEE Sensors Journal*. 2014. №14 (2). URL: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2013.2282466>.
10. Pannel C. N., Evans C. N., Jackson D. A. A new integration technique for flowmeters with chordal paths. *Flow Measurement Instrumentation*. 1990. №1. P. 216–224. URL: [https://doi.org/10.1016/0955-5986\(90\)90016-Z](https://doi.org/10.1016/0955-5986(90)90016-Z).
11. Liang Hu, Longhui Qin, Kai Mao, Wenyu Chen, Xin Fu. Optimization of Neural Network by Genetic Algorithm for Flowrate Determination in Multipath Ultrasonic Gas Flowmeter. *IEEE Sensors Journal*. 2016. №16 (5), P. 1158–1167. URL: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2501427>.
12. Longhui Qin, Liang Hu, Kai Mao, Wenyu Chen, Xin Fu. Application of extreme learning machine to gas flow measurement with multipath acoustic transducers. *Flow Measurement and instrumentation*. 2016. №49. P. 31–39. URL: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2016.03.003>.
13. Longhui Qin, Liang Hu, Kai Mao, Wenyu Chen, Xin Fu. Flow profile identification with multipath transducers. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2016. №52. P. 148–156. URL: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2016.09.018>.
14. Heitmann F., Juling M., Steinbock J. Performance of the LDA Volumetric Flow Rate Standard Under Severely Disturbed Flow Conditions. *Flow Measurement and Instrumentation*. 2020. №74. URL: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2020.101756>.
15. Gryshanova I., Rak A., Korobko I. The investigation of the correction factor for ultrasonic flowmeters. *Measurement*. 2023. 219. URL: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113326>.
16. Abramovitz M., Stegun I. Handbook of mathematical function with formulas, graphs, and mathematical tables. New York : NBS, 1964. 1046 p. URL: <https://physicsgg.me/wp-content/uploads/2019/11/handbook-of-mathematical-functions-by-m.-abramowitz-i.-stegun.pdf>.
17. Tresch T., Gruber P., Staubli T. Comparison of integration methods for multipath acoustic discharge measurements. *VI International Conference on International Group for Hydraulic Efficiency Measurement (IGHM)*, Portland, July 30 – August 1 2006. URL: <https://www.ighem.org/Paper2006/d6.pdf>.
18. Новотарський М. А., Нестеренко Б. Б. Штучні нейронні мережі: обчислення. Праці Інституту математики НАН України. Т50. Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. 408 с.
19. Mbeledogu N., Paul R. Development of a Simulated Artificial Neural Network Model for Stock Prediction. *Open Access Library Journal*. 2024. №11. P. 1–18. URL: <https://doi.org/10.4236/oalib.1111498>.
20. MATLAB Help Center. URL: <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/rng.html>.
21. Роман В. І., Прокопів В. О. Алгоритм побудови тривимірного макета ультразвукового витратоміра для його CFD-аналізу. *Науковий журнал «Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво»*. 2023. №53. С. 300–308. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-53-44>.

Стаття надійшла до редакції 05.05.2025.

Стаття пройшла рецензування 12.05.2025.

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.

Острей Ярослава Сергіївна – студентка кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій, e-mail: yaroslava.ostrei.av.2021@lpnu.ua.

Національний університет «Львівська політехніка».