

**РОЛЬ СУРОГАТНИХ МОДЕЛЕЙ І МАШИННОГО НАВЧАННЯ В СУЧАСНІЙ УЛЬТРАЗВУКОВІЙ ВИТРАТОМЕТРІЇ***Гришанова І. А.**Національний технічний університет України**«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна**E-mail: [irgryshanova@gmail.com](mailto:irgryshanova@gmail.com)*

*Останні розробки в галузі машинного навчання знайшли своє застосування у широкому спектрі процесів проектування. Особливе використання вони мають там, де задіяні числові симуляції й дуже потрібні швидкі, більш точні прогнози та оптимізовані моделі. Щоб прискорити експерименти над моделлю приладу або системи, потрібно прискорити її виконання (симуляцію). На заміну детальним моделям можна створити сурогатну. Її основне завдання – швидкісне виконання, невеликий обсяг необхідної пам'яті та дотримання заданої границі помилки щодо детальної моделі.*

*У цій статті демонструється інтеграція машинного навчання в процес вимірювання витрати потоків з використанням ультразвукових витратомірів. Основне джерело похибок при застосуванні сучасного ультразвукового принципу вимірювання витрати полягає в складності врахування фактичного профілю швидкості вимірюваного потоку. На практиці розподіл швидкостей в поперечному перерізі трубопроводу відрізняється від теоретичного, введеного в алгоритм розрахунку. Однак, якщо відомий профіль швидкості, відповідну поправку можна оцінити та врахувати під час калібрування. Це підвищить точність вимірювань.*

*У цьому дослідженні була представлена інтелектуальна компенсація похибок, викликаних спотворенням профілю, для підвищення точності використовуваних в таких умовах ультразвукових багатопроменевих вимірювачів. Мета такої інтелектуальної корекції полягає в пошуку оптимального компонентування та мінімально достатньої кількості хорд у вимірювальному перетворювачі за різних умов інсталяції.*

*Прийняття нового підходу на базі сурогатної моделі з нейронною мережею дало можливість взяти апроксимований профіль потоку, що має певне спотворення, і для обраної топології акустичних каналів зондування потоку програмно, шляхом зміни кута розташування вимірювальної системи відносно місцевого опору, визначити такі положення хорд, для яких можна отримати максимально можливу точність вимірювання. Це означає використання нейромережі для необхідної моделі корекції за вхідними даними, особливо в середовищах, що характеризуються зміною профілю швидкостей під впливом гідравлічних опорів.*

**Ключові слова:** *ультразвуковий витратомір; машинне навчання; сурогатна модель; профіль швидкостей.*

**Вступ. Постановка проблеми**

Нещодавні розробки в галузі науки про дані та машинне навчання надихнули нову хвилю досліджень на основі результатів моделювання для математичної оптимізації процесів, систем і приладів [1-5].

Так, у сучасній розробці приладів, а зокрема витратомірів, підтримка процесу їхнього проектування і виробництва віртуальними методами є очевидною і зрозумілою. Комп'ютерне моделювання дає змогу аналізувати поведінку приладів за допомогою чисельних методів на основі скінчених елементів або скінчених різниць. Використання віртуальних і цифрових методів скорочує експериментальне тестування та створення прототипів під час розробки приладів. Крім того, складні симуляційні моделі дозволяють глибше зрозуміти процеси та структурну поведінку витратоміра, зокрема, взаємодію первинного перетворювача з вимірюваним середовищем. Якщо необхідно додатково оцінити загальний вплив усіх факторів на роботу приладу за різних умов, інтегровані обчис-

лювальні методи є єдиним доступним і адекватним інструментом для аналізу різних сценаріїв функціонування, використання та впливу навколишнього середовища з огляду на базову складність [6]. Чим надійнішими будуть використані методи та вхідні дані, тим більш значущою буде оцінка сценарію.

Так, наприклад, протягом тривалого часу, при установці ультразвукових витратомірів доводилося дотримуватись рекомендованих відстаней на вході та виході з витратомірної ділянки. Однак вже зараз стали з'являтися такі прилади, які забезпечують точні вимірювання незалежно від умов входу і викривлення профілю потоку. Вони створюються за допомогою чисельного моделювання і алгоритмів машинного навчання.

Для чисельного моделювання це означає швидші, точніші прогнози та оптимізовані моделі. У сфері тестування запити можуть бути доповнені або замінені машинним навчанням. Великі обсяги даних і зображень можна аналізувати швидко та «розумно», а вимірювальні процеси можна зробити більш ефективними та раціональними.

На відміну від підходів на базі моделей, які використовуються для інженерних цілей, алгоритми машинного навчання на основі даних довели свою придатність для цілей промислової експлуатації витратомірів. Завдяки безперервному збору та обробці даних сенсорів, машин і процесів паралельно з виробництвом ці методи забезпечують об'єктивну оптимізацію на основі даних і виявлення несправностей [7-9].

Однак існує помітна прогалина в дослідженнях ультразвукових витратомірів з використанням методів машинного навчання. Ця прогалина виникає через відсутність попередніх даних про застосування ультразвукової технології в різноманітних умовах і відсутність досліджень, спрямованих на ефективне моделювання зв'язку між помилковими та точними даними. Використання сурогатних моделей на базі нейронних мереж пропонує більш практичну та економічно ефективну альтернативу. Це усуває потребу в попередніх знаннях і має значний потенціал для широкого впровадження, оскільки прискорює розрахунки та дозволяє зберегти точність спрощених моделей за наявності декількох експериментальних точок даних.

#### **Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Хоча ідентифікація режиму потоку на основі машинного навчання може підвищити точність і ефективність чисельного моделювання шляхом класифікації та адаптації до сценаріїв реального життя, вона пов'язана з певними проблемами. Різні режими потоку можуть вимагати різноманітних моделей класифікації та алгоритмів для досягнення вищої точності. Крім того, моделювання в межах певних режимів потоку досі потребує врахування складних вхідних факторів, що призводить до підвищених витрат на моделювання. У контексті застосування ультразвукових витратомірів, де вплив епюри розподілу швидкостей в потоці викликає серйозні зміни гідродинамічного поправочного коефіцієнта та питання щодо необхідної кількості і розташування шляхів акустичного зондування потоку, складність моделювання ще більше підвищується. Тому існує нагальна потреба в більш економічно ефективних і здійсненних рішеннях у складних сценаріях.

Так, основна концепція машинного навчання, запропонована Hinton та ін. [10], полягає в тому, щоб безпосередньо дізнатися кінцевий вихід із початкового введення. Цей метод відмінно підходить для визначення нелінійних зв'язків між змінними, не вимагаючи попередніх знань, і пропонує спрощене моделювання, що робить його, наприклад, незамінною стратегією для калібрування ультразвукових доплерівських витратомірів.

Наприклад, у сфері вимірювання природного газу Yazdanshenasshad і Safizadeh [11] навчили традиційні багатoshарові нейронні мережі перцептронів (*MLPNN*) для встановлення нелінійних відображень між входами та виходами, зменшуючи

похибки, спричинені переходом від ламінарного до турбулентного режиму ультразвукового потоку газу, підвищувати точність вимірювань. Інші дослідження були зосереджені на виправленні помилок потоку в двофазному середовищі газ-рідина шляхом розробки трьох рекурентних моделей нейронної мережі *LSTM* на основі різного вмісту газу, таким чином виправляючи помилки в масових витратомірах Кориюліса [12].

У нашому порівнянні традиційних методів машинного навчання ми надаємо стислий опис кожного методу. *SVM* (*Support Vector Machine*) працює як контрольований алгоритм навчання, який шукає оптимальну гіперплощину в багатовимірному просторі для класифікації завдання. *KNN* (*K-Nearest Neighbors*) [13] використовує простий підхід для завдань класифікації та регресії на основі близькості *K* найближчих точок даних. *LR* або лінійна регресія [14] використовує статистичні методи для моделювання зв'язку між залежними та незалежними змінними за допомогою лінійних предикторів. *RF* (випадковий ліс) поєднує численні дерева рішень для покращення результатів класифікації та регресії, використовуючи голосування більшістю або усереднення. *BLR* або байєсова лінійна регресія включає байєсовські методи в лінійну регресію, враховуючи невизначеність у параметрах. *ABR* (*AdaBoost Regression*) ітеративно зосереджується на важкопрогнозованих випадках шляхом коригування ваг і поєднує кілька слабких предикторів, щоб сформувати сильнішу прогностичну модель. *GBDT* (*Gradient Boosting Decision Tree*) [15] покращує ефективність прогнозування шляхом послідовного виправлення помилок за допомогою дерев рішень. *MLP* або багатoshаровий перцептрон – це тип нейронної мережі, яка складається з кількох рівнів і використовує зворотне поширення для навчання.

Для поглибленого вивчення цієї методології в зазначеній літературі миститься широкий аналіз проблематики і обговорення.

Таким чином, **мета цієї статті** полягає в тому, щоб продемонструвати загальну концепцію того, як інженерні інструменти та дані (тобто знання про поведінку ультразвукового витратоміра за різних умов експлуатації, з різною кількістю та способом розташування хорд) можуть бути передані з фази традиційного планування та розробки на фазу пошуку оптимального варіанту для конкретних умов експлуатації.

#### **Математична модель ультразвукового витратоміра**

##### **1. Принцип дії.**

Традиційно ультразвукові випромінювачі (УВ) розташовані так, що акустичні коливання проходять під кутом  $\alpha$  до осі витратомірної ділянки шляху *L* (рис. 1).

Середню швидкість потоку в проєкції на його вісь позначимо залежно від числа Рейнольдса як

$v_{п\ сеп}=f(Re)$ , тоді проекція цієї швидкості на напрям  $L$  буде дорівнювати  $v_{п\ сеп}(Re) \cdot \cos\alpha$ . Швидкість ультразвуку в робочому середовищі позначимо залежно від температури  $T$ , як  $c=f(T)$ .

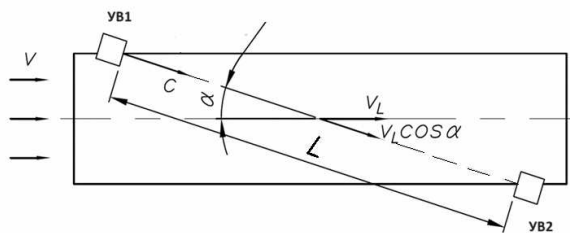


Рис. 1. Функціональна схема ультразвукового витратоміра

Якщо звуковий промінь спрямований за потоком, то час його руху визначатиметься [16]

$$\tau_1 = \frac{L}{c + v_{п\ сеп}(Re) \cdot \cos\alpha} \quad (1)$$

Якщо звуковий промінь спрямований проти потоку, то час його руху визначатиметься

$$\tau_2 = \frac{L}{c - v_{п\ сеп}(Re) \cdot \cos\alpha} \quad (2)$$

Різниця часів проходження променів за потоком і проти нього буде

$$\Delta\tau = \tau_1 - \tau_2 = \frac{2L}{c^2} \frac{v_{п\ сеп}(Re) \cdot \cos\alpha}{1 - (v_{п\ сеп}(Re) \cdot \cos\alpha)^2} \quad (3)$$

$$\Delta\tau \approx \frac{2L \cdot v_{п\ сеп}(Re) \cdot \cos\alpha}{c(T)^2} \quad (4)$$

і, відповідно, швидкість

$$v_{п\ сеп}(Re) = \frac{\Delta\tau \cdot c(T)^2}{2L \cdot \cos\alpha} \quad (5)$$

## 2. Вплив профілю швидкостей.

Залежність швидкості  $v(h, x)$  від відстані хорди до діаметру труби  $h$  та координати по хорді  $x$  при осесиметричному турбулентному потоці можна визначити як

$$v_h(h, x, Re) = v_m \left( 1 - \frac{\sqrt{h^2 + x^2}}{R} \right)^{\frac{1}{n(Re)}} \quad (6)$$

де  $R$  – радіус витратомірної ділянки;  $Re$  – число Рейнольдса;  $v_m$  – осьова швидкість труби (при осесиметричному потоці є максимальною).

Показник  $n$  залежить від числа Рейнольдса і досить часто представляється різноманітними емпіричними формулами [16].

Середня швидкість по перерізу трубопроводу визначається як

$$\bar{v}_s(Re) = \frac{1}{\pi R^2} \int_0^R (2\pi r \cdot v_h(0, x, Re)) dx \quad (7)$$

а середня швидкість по хорді

$$\bar{v}_h(h, Re) = \frac{1}{\sqrt{R^2 - h^2}} \int_0^{\sqrt{R^2 - h^2}} v_h(h, x) dx \quad (8)$$

Зв'язок між швидкостями, представленими формулами (7) і (8), можна записати у вигляді

$$\bar{v}_s(Re) = k_{гд}(h, Re) \cdot \bar{v}_h(h, Re) \quad (9)$$

де  $k_{гд}(h, Re)$  – гідродинамічний коефіцієнт, що залежить від розташування хорди та режиму потоку.

$$k_{гд}(h, Re) = \frac{\bar{v}_s(Re)}{\bar{v}_h(h, Re)} \quad (10)$$

Враховуючи приведені вище складові, об'ємну витрату можна визначити за формулою

$$Q(Re, h) = \pi R^2 \bar{v}_s(Re) = \pi R^2 k_{гд}(h, Re) \bar{v}_h(h, Re) \quad (11)$$

При цьому, як видно, об'ємна витрата залежить від розташування хорд. Взагалі, положення хорд, вибір їх достатньої кількості є предметом багатьох публікацій, однак всі дослідження мають розрізнений характер і не формують достатній масив даних, з якого можна було б обрати коректні варіанти за різних станів потоку досліджуваного середовища.

## Визначення оптимальної топології розташування хорд

Оптимальне розташування хорд в ультразвуковому витратомірі будемо визначати за такими факторами, як топологія хорд, кількість хорд для обраної топології, профіль розподілу швидкостей залежно від наявного місцевого опору (МО) перед витратоміром.

Позначимо топологію хорд з врахування кількості хорд як  $T_{ij}$ , де  $i$  – номер топології ( $i = \overline{1, n_i}$ ),  $j$  – кількість хорд в топології ( $j = \overline{1, n_j}$ ).

Профіль швидкості позначимо як  $P_{ks}$ , де  $k$  – номер МО ( $k = \overline{1, n_k}$ ),  $s$  – номер для відстані МО до витратоміра ( $s = \overline{1, n_s}$ ). Зафіксуємо величини рядів:

$$n_i=3, n_j=5, n_k=5, n_s=3.$$

Критерій якості топології розташування хорд – середньоквадратичне відхилення реальної швидкості потоку від швидкості, яку видає вимірювальна система (далі багатородовий витратомір буде розглядати як вимірювальну систему).

Середнє квадратичне відхилення розраховуємо для кожного варіанту топології хорд для двох випадків відхилень, усереднюючи результати по  $k$ , і отримаємо множину відхилень з потужністю  $2ij$ :

1. Відхилення, викликане осесиметричністю потоку, позначимо як  $D$ . Результати, розраховані за експериментом, показані в табл. 1 окремо для кожного  $s$  (відстані до МО)

$$S_{Dij_s} = \sqrt{\sum_{k=1}^{n_k} D^2}, \quad i = \overline{1, n_i}, \quad j = \overline{1, n_j}, \quad s = \overline{1, s}. \quad (12)$$

Узагальнено середнє квадратичне відхилення по  $s$  (для всіх відстаней від МО), результати показані в табл. 2.

$$S_{Dij} = \sqrt{\sum_{k=1}^{n_k} \sum_{s=1}^{n_s} D_{ksij}^2}, \quad i = \overline{1, n_i}, \quad j = \overline{1, n_j}. \quad (13)$$

Позначимо випадки  $i=1$  як  $S$  (коли хорди знаходяться на відстані, рівній половині радіуса витратомірної ділянки),  $i=2$  як  $C$  (коли хорди проходять через центр витратомірної ділянки),  $i=3$  як  $H$

(коли хорди розташовуються паралельно вісі витратомірної ділянки, але на певній відстані від неї, залежно від кількості хорд).

2. Відхилення, викликане відхиленням числа Рейнольдса від зразкового, позначимо як  $E$ . Результати, розраховані на базі експерименту, показані в табл. 3 окремо для кожного  $s$  (відстані до МО).

$$S_{Eij_s} = \sqrt{\sum_{k=1}^{n_k} E_{ksij}^2}, \quad i = \overline{1, n_i}, \quad j = \overline{1, n_j}, \quad s = \overline{1, s}. \quad (14)$$

Таблиця 1. Середнє квадратичне відхилення  $S_{Dij_s}$ , %

| $s$ (відстань від МО, ДУ) | $i \backslash j$ | 5     | 4     | 3     | 2     | 1     |
|---------------------------|------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1 (5)                     | 1                | 0.225 | 0.738 | 1.110 | 1.595 | 1.947 |
|                           | 2                | 0.040 | 0.321 | 0.461 | 0.762 | 1.947 |
|                           | 3                | 1.164 | 1.246 | 0.945 | 1.595 | 1.947 |
| 2 (10)                    | 1                | 0.187 | 0.757 | 0.915 | 1.033 | 1.312 |
|                           | 2                | 0.130 | 0.201 | 0.401 | 0.764 | 1.312 |
|                           | 3                | 0.520 | 0.508 | 0.574 | 1.033 | 1.312 |
| 3 (20)                    | 1                | 0.036 | 0.361 | 0.531 | 0.754 | 1.182 |
|                           | 2                | 0.014 | 0.036 | 0.204 | 0.597 | 1.182 |
|                           | 3                | 0.547 | 0.583 | 0.731 | 0.754 | 1.182 |

Таблиця 2. Середнє квадратичне відхилення  $S_{Dij}$ , %

| $i \backslash j$ | 5     | 4     | 3     | 2     | 1     |
|------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1                | 0.294 | 1.117 | 1.534 | 2.044 | 2.629 |
| 2                | 0.139 | 0.381 | 0.644 | 1.233 | 2.629 |
| 3                | 1.387 | 1.466 | 1.325 | 2.044 | 2.629 |

Таблиця 3. Середнє квадратичне відхилення  $S_{Eij_s}$ , %

| $s$ (відстань від МО, ДУ) | $i \backslash j$ | 5      | 4      | 3      | 2      | 1      |
|---------------------------|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1 (5)                     | 1                | 2.405  | 2.452  | 2.570  | 2.318  | 11.548 |
|                           | 2                | 11.333 | 11.358 | 11.378 | 11.415 | 11.548 |
|                           | 3                | 4.808  | 4.520  | 3.655  | 2.318  | 11.548 |
| 2 (10)                    | 1                | 2.902  | 2.880  | 2.946  | 2.774  | 2.605  |
|                           | 2                | 2.346  | 2.379  | 2.386  | 2.431  | 2.605  |
|                           | 3                | 2.344  | 2.409  | 2.608  | 2.774  | 2.605  |
| 3 (20)                    | 1                | 2.585  | 2.498  | 2.356  | 2.782  | 4.176  |
|                           | 2                | 4.154  | 4.137  | 4.094  | 4.179  | 4.176  |
|                           | 3                | 2.730  | 2.748  | 2.514  | 2.782  | 4.176  |

За критерієм середнього квадратичного відхилення реальної швидкості потоку від швидкості, яку видає вимірювальна система, можна зробити такі висновки:

- Похибку, викликану осесиметричністю потоку найкраще компенсує топологія хорд  $C$  (симетричне розташування хорд, проведених через центр), при тому за подальшого збільшення

хорд до  $j=5$  до схеми  $C$  наближається схема  $S$  (симетричне розташування хорд, проведених на відстані  $0.5R$  від центру). Схема з паралельним розташуванням хорд дає хорошу компенсацію при кількості хорд  $j \leq 3$ , подальше збільшення  $j$  не дає покращення результатів.

- Похибку, викликану відхиленням потоку від зразкового турбулентного найкраще компенсує

топология хорд  $S$ , при цьому кількість хорд, починаючи з  $j \geq 2$  не впливає на величину компенсації похибки. Схожі результати дає схема  $H$ . Найгірше у даному випадку веде себе схема  $C$ .

Однак дивлячись на цей величезний масив даних, виникає резонне запитання, як обробити всю отриману інформацію, щоб надати правильні висновки. Пропонуємо створити науково обґрунтовану методику корекції показань ультразвукових витратомірів залежно від відповідного ефекту установки та розташування хорд.

**Критерій достатньої кількості хорд**

Для обґрунтованого здійснення інтелектуальної корекції вимірювальної системи потрібно ввести критерій достатньої кількості хорд – це така мінімальна кількість хорд  $k_{min}$  для топології  $T_{ij}$  ( $i \geq k_{min}$ ), за якої з заданою похибкою, що може вносити інтелектуальна корекція  $\delta_{кор}$ , буде обрано вірну модель компенсації з заданою потужністю критерію (надійністю)  $t_p$ , тобто не буде здійснена похибка другого роду ( $\beta$  - похибка).

На жаль, теоретичне визначення даного критерію викликає великі труднощі, тому використаємо один з підходів методу Монте-Карло [17]. Для кожної з топологій  $T_i$  за результатами досліджень існує множина профілів потоків  $P_{ks}$ .

Для кожного випадку топології  $T_{ij}$  згенеруємо  $N$  разів модель потоку з урахуванням кута розташування МО відносно вимірювальної системи  $M^*_{k^*s^*r^*}$ , де відповідно  $k^* = rand\{1, \dots, n_k\}$  (номер МО),  $s^* = rand\{1, \dots, n_s\}$  (номер для відстані МО до ви-

тратоміра),  $r^* = rand\{1, \dots, n_r\}$  (номер кута повороту МО відносно вимірювальної системи).

Далі, задаючи граничну похибку інтелектуальної корекції  $\delta_{кор}$ , знайдемо для кожного випадку свою найоптимальнішу модель корекції  $M_{ksr}$  і перевіримо її відповідність. Якщо дана модель виявилася невірною, то отримуємо похибку другого роду. Маючи кількість похибок другого роду  $N_\beta$ , кількість згенерованих моделей  $N$  та задану потужність критерію  $t_p$ , залишаємо дану топологію, якщо виконується умова рівня значущості  $P\left(\frac{N_\beta}{N}\right) \leq 1 - t_p = \beta$ , в

іншому випадку робимо висновок, що для даної топології кількість хорд не достатня.

Проведемо даний дослід для всіх топологій  $T_{ij}$ , задаючи кількість згенерованих моделей  $N=1000$ , граничну похибку корекції  $\delta_{кор}$  різною відповідно до кількості хорд  $j$  (для різних класів точності витратомірів), надійність  $t_p=0.99$  (табл. 4).

На базі даної таблиці можна сформулювати критерій достатньої кількості хорд при заданих обмеженнях, але він не буде зовсім точним, оскільки потребуватиме збільшити кількість профілів потоків  $P_{ks}$  та відповідно до цього кількість згенерованих моделей  $N$ .

З таблиці 4 видно, що при заданих обмеженнях критерієм достатності для всіх топологій є  $k_{min}=3$ . Тобто, починаючи з кількості хорд  $j \geq 3$ , можна використовувати інтелектуальну корекцію результатів, при цьому гранична похибка корекції  $\delta_{кор}$  буде зменшуватись при збільшенні кількості хорд.

Таблиця 4. Визначення критерію достатньої кількості хорд при заданих обмеженнях

| Топологія $i$<br>(познач.) | Кількість хорд $j$ | Кількість згенерованих моделей $N$ | Гранична похибка корекції $\delta_{кор}$ | Надійність $t_p$ | Кількість похибок другого роду $N_\beta$ | Ймовірність $P\left(\frac{N_\beta}{N}\right)$ | Відповідність умові рівня значущості |
|----------------------------|--------------------|------------------------------------|--|------------------|--|---|--------------------------------------|
| 1(S)                       | 5                  | 1000                               | 0.001                                    | 0.99             | 0  | 1.000   | +                                    |
|                            | 4                  | 1000                               | 0.002                                    | 0.99             | 1  | 0.999   | +                                    |
|                            | 3                  | 1000                               | 0.003                                    | 0.99             | 3  | 0.997   | +                                    |
|                            | 2                  | 1000                               | 0.005                                    | 0.99             | 11                                       | 0.989   | -                                    |
|                            | 1                  | 1000                               | 0.010                                    | 0.99             | 23                                       | 0.977   | -                                    |
| 2(C)                       | 5                  | 1000                               | 0.001                                    | 0.99             | 1  | 0.999   | +                                    |
|                            | 4                  | 1000                               | 0.002                                    | 0.99             | 1  | 0.999   | +                                    |
|                            | 3                  | 1000                               | 0.003                                    | 0.99             | 5  | 0.995   | +                                    |
|                            | 2                  | 1000                               | 0.005                                    | 0.99             | 16                                       | 0.984   | -                                    |
|                            | 1                  | 1000                               | 0.010                                    | 0.99             | 23                                       | 0.977   | -                                    |
| 3(H)                       | 5                  | 1000                               | 0.001                                    | 0.99             | 3  | 0.997   | +                                    |
|                            | 4                  | 1000                               | 0.002                                    | 0.99             | 3  | 0.997   | +                                    |
|                            | 3                  | 1000                               | 0.003                                    | 0.99             | 5  | 0.995   | +                                    |
|                            | 2                  | 1000                               | 0.005                                    | 0.99             | 16                                       | 0.984   | -                                    |
|                            | 1                  | 1000                               | 0.010                                    | 0.99             | 23                                       | 0.977   | -                                    |

**Оцінка критерію вибору моделі компенсації**

Для побудови інтелектуальної моделі компенсації похибок багатохордового ультразвукового

витратоміра від впливу МО необхідно мати базу моделей компенсації.

Моделлю компенсації будемо називати дані щодо відносних показань по хордах витратоміра. Для кожної топології розташування хорд  $T_{ij}$ , де, відповідно,  $i$  – номер топології,  $j$  – кількість хорд в топології, необхідно згенерувати достатню кількість моделей компенсації (критерії достатності тут досліджуватись не будуть).

Позначимо множину моделей компенсації для однієї з топологій хорд  $T_{ij}$  як  $M_{ksr}$ , де  $k$  – номер МО ( $k = \overline{1, n_k}$ ),  $s$  – номер для відстані МО до витратоміра ( $s = \overline{1, n_s}$ ),  $r$  – номер кута повороту МО відносно вимірювальної системи ( $r = \overline{0, n_r}$ ). Критерій достатності моделей компенсації повинен бути побудований на частотах дискретизації інтервалу відстаней вимірювальної системи від МО та повного кута повороту відносно МО (квантування  $360^\circ$ , а також кількості досліджуваних МО (повинна складати повний набір найбільш використовуваних МО, як конфузори, дифузори, раптові звуження, раптові розширення, коліно, подвійне коліно в одній площині, подвійне коліно в різних площинах).

Для кожної моделі задаємо  $s=n_s$ ,  $n_k=5$ ,  $n_r=360$  і отримуємо потужність для множини моделей компенсації  $|M| = 5400$ , що очевидно не задовольняє критерій достатності, але є достатнім для проведення подальших досліджень.

Кожна модель компенсації  $M_{ksr}$  являє собою множину з елементів номером  $j$ , кількість яких відповідає кількості хорд в даній топології  $n_j$

$$M_{ksr} = \{h_{ksr1}, \dots, h_{ksrn_j}\}, \quad (15)$$

де  $h_{ksrn_j}$  – відносне показання по хорді  $j$  для номеру відстані  $s$  від вимірювальної системи до МО, номеру обраного МО та номеру кута повороту  $r$  МО відносно вимірювальної системи для обраної топології хорд

$$h_{ksrj} = \frac{v_{h_{ksrj}} \cdot k_{r_{dj}}}{v_{h_{ksr}}} = \frac{(v_{h_{ksrj}} \cdot k_{r_{dj}}) n_j}{\sum_{j=1}^{n_j} (v_{h_{ksrj}} \cdot k_{r_{dj}})}, \quad (16)$$

де  $v_{h_{ksrj}}$  – швидкість по  $j$  хорді;  $k_{r_{dj}}$  – гідродинамічний коефіцієнт корекції для  $j$  хорди;  $\overline{v_{h_{ksr}}}$  – середня швидкість по всім хордам, приведеним по  $k_{r_{dj}}$ .

В ідеальному випадку, коли відсутній вплив МО  $h_{ksrj} = 1$ .

Інтелектуальна компенсація буде здійснюватися за рахунок пошуку в базі даних відповідної моделі компенсації. Критерієм вибору моделі компенсації буде допустиме відхилення суми квадратів похибок відносних показань хорд топології з вимірювальної системи від моделі компенсації з бази даних.

Похибка відносних показань хорд становить

$$\delta_{\text{вп } ksr} = \sqrt{\sum_{j=1}^{n_j} (h_{ksrn_j} - h_j^*)^2}, \quad (17)$$

де  $h_j^*$  – відносне показання по хорді з вимірювальної системи.

Необхідно побудувати функцію, що описує залежність похибки вибору відносних показань по хордам  $\delta_{\text{вп}}$  від похибки, що вноситься в показання вимірювальної системи внаслідок інтелектуальної корекції  $\delta_{\text{кор}}$ :  $\delta_{\text{вп}} = f(\delta_{\text{кор}})$ . Знаючи цю залежність для кожного випадку розташування хорд  $T_{ij}$ , можна задатись граничною похибкою від інтелектуальної корекції  $\delta_{\text{кор } \text{гран}}$  і знайти допустиму похибку вибору відносних показань по хордах

$$\delta_{\text{вп } \text{доп}} = f(\delta_{\text{кор}}) \Big|_{\delta_{\text{кор } \text{гран}}}. \quad (18)$$

Якщо після пошуку в базі даних ми знаходимо множину допустимих моделей компенсації  $M_{\text{доп } ksr} \subseteq M_{ksr}$ , елементи якої задовольняють умові

$$\delta_{\text{вп } ksr} < \delta_{\text{вп } \text{доп}}, \quad (19)$$

то далі обираємо найкращу модель за критерієм мінімальної похибки відносних показань по хордах

$$M_{\text{опт}} : \delta_{\text{вп } \text{мін}} = \{\delta_{\text{вп } \text{доп } ksr}\}. \quad (20)$$

Залежність  $\delta_{\text{вп } \text{доп}} = f(\delta_{\text{кор}})$  не можливо побудувати аналітично, також не можливо побудувати одразу у вигляді графіку. Проте ми можемо знайти для точкових значень відхилення  $\delta_{\text{кор}}$  похибку  $\delta_{\text{вп}}$  даними експерименту, а потім провести апроксимацію цих значень і отримати  $\delta_{\text{вп } \text{доп}} = f(\delta_{\text{кор}})$ .

Беручи апроксимований профіль одного з потоків, що утворився після МО з номером  $k$ , розташований на відстані від МО з номером  $s$ , для обраної топології  $T_{ij}$  можна програмно, шляхом зміни кута розташування вимірювальної системи відносно МО, створити такі два положення хорд, для яких  $\delta_{\text{вп}}$  один відносно одного буде дорівнювати заданій  $\delta_{\text{вп}}$  з настільки високою точністю, що можна вважати, що  $\delta_{\text{вп}}$  – це число, а не випадкова величина ( $D(\delta_{\text{вп}}) \rightarrow 0$ ). Якщо згенерувати скінченне число  $N_{\text{ген}}$  таких варіантів для кожного профілю швидкості  $P_{ks}$ , то отримуємо вибірку похибок від інтелектуальної корекції показань вимірювальної системи  $\delta_{\text{кор}}$  величиною  $N_{\text{ген}} \cdot k \cdot s$ .

Зробимо відповідні дослідження для топології  $T_{25}(C5)$  для множини точок  $\delta_{\text{вп}}$  (табл. 5).

Під час дослідження для всіх вибірок було висунуто нуль-гіпотезу про нормальний закон розподілу випадкових величин і для кожної з них з рівнем надійності 0.95 гіпотеза була підтверджена критерієм  $\chi^2$  (Пірсона).

Таблиця 5. Статистичні оцінки для вибірок, сформованих при заданому  $\delta_{\text{вп}}$ 

| $\delta_{\text{вп}}$ | $E$      | $D$     | $\delta_{\text{кор}}$<br>(надійність<br>0.95) | Нуль гіпотеза про нормальний закон<br>розподілу (надійність 0.95) |
|----------------------|----------|---------|---|---|
| 0.001                | 0.00002  | 0.00021 | 0.000412                                      | підтверджена  |
| 0.002                | 0.00001  | 0.00038 | 0.000745                                      | підтверджена  |
| 0.005                | 0.00001  | 0.00050 | 0.000980                                      | підтверджена  |
| 0.01                 | -0.00005 | 0.00130 | 0.002548                                      | підтверджена  |
| 0.02                 | 0.00012  | 0.00590 | 0.011564                                      | підтверджена  |

Враховуючи нормальність розподілу, знайдемо математичне сподівання та середнє квадратичне відхилення. За отриманими даними розраховано величину похибки, що вноситься в показання вимірювальної системи внаслідок інтелектуальної корекції з рівнем надійності 0.95.

Дані табл. 5 демонструють залежність  $\delta_{\text{вп}}=f(\delta_{\text{кор}})$ , з якої видно, що відношення  $\delta_{\text{вп}}/(\delta_{\text{кор}})\cong 2\div 5$ , тобто при величині похибки вибору відносних показань хорд, похибка, яка вноситься корекцією, приблизно в два – п'ять разів менша. За цією залежністю можна задаватись критерієм вибору моделі компенсації. Наприклад, якщо нас задовольняє похибка від інтелектуальної корекції  $\delta_{\text{кор}}=0.1\%$  (а при цьому ми можемо компенсувати похибку від впливу МО порядку кількох відсотків), то нам потрібно обрати критерій  $\delta_{\text{вп}}=0.5\%$ . Оскільки ці симуляції зазвичай займають багато часу та є дорогими для оцінки, необхідна відповідна сурогатна модель на основі нейронних мереж, що є дуже ефективною для обчислень.

### Розпізнавання моделі корекції за допомогою сурогатної моделі на основі нейронної мережі Хопфілда

Виявлення необхідної моделі корекції по входним даним проведемо з використанням нейронних мереж, зокрема мережі Хопфілда [17, 18].

Нейронна мережа Хопфілда складається з  $N$  штучних нейронів (спінів), де кожен нейрон системи може прийняти один з двох станів

$$y_i = \begin{cases} 1, \\ -1 \end{cases} \quad (21)$$

Кожен нейрон сітки отримує та передає інформацію іншим. Дана нейронна сітка є одношаровою рекурсивною, тому що має зворотні зв'язки. Приклад сітки з 4 нейронами показаний на рис. 2.

Взаємодія спінів сітки описується рівнянням

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N w_{ij} x_i x_j, \quad (22)$$

де  $w_{ij}$  – елемент матриці взаємодій  $W$ , яка складається із вагових коефіцієнтів зв'язків між нейронами.

В цю матрицю в процесі навчання записуються  $M$  образів  $N$  – мірних бінарних векторів  $S_m=(s_{m1}, s_{m2}, \dots, s_{mN})$ . В мережі Хопфілда матриця взаємодій є симетричною ( $w_{ij} = w_{ji}$ ), а діагональні

елементи рівні нулю ( $w_{ii}=0$ ), що виключає ефект взаємодії нейрона самого на себе, і є необхідним для даної мережі, але не достатнім для стійкості під час роботи. Достатньою умовою вважається асинхронний режим роботи.

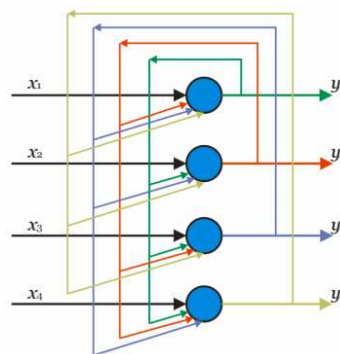


Рис. 2. Схема нейронної сітки Хопфілда

Для розпізнавання  $K$  образів, нам необхідно мати кількість нейронів сітки  $N \cong 6.5K$ . Образ, який ми подаємо на вхід сітки, має бути представлений, як вектор  $X$  розмірністю  $n$ . Кожен нейрон повинен приймати значення (0,1).

У вимірювальній системі ми маємо на виході множину відносних показань хорд  $\{h_1, \dots, h_{n_j}\}$ , для подачі якої на вхід нейронної мережі її потрібно перетворити в  $N$ -мірний вектор. Розмірність  $n$  можна знайти з умов

$$\begin{cases} n \geq 6.5K, \\ n \geq n_j \cdot z, \end{cases} \quad (23)$$

де  $z$  – точність визначення  $h_i$  (наприклад,  $10^5$ ).

Для випадку нашої вимірювальної системи вектор  $N$  будемо розраховувати наступним чином

$$N_i = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \left( h_j - \frac{i-(j-1)z}{z} \right) > 0 \\ 0, & \text{якщо } \left( h_j - \frac{i-(j-1)z}{z} \right) < 0 \end{cases}, \quad (24)$$

де  $i = \overline{(1, n_j \cdot z)}$ ,  $j = \overline{(1, n_j)}$ .

Навчання мережі побудоване на обчисленні вагових коефіцієнтів зв'язків між нейронами. Для кожного образу необхідно повторити алгоритм

$$w_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{якщо } i = j \\ w_{ij} + x_i \cdot x_j, & \text{якщо } i \neq j \end{cases} \quad (25)$$

де  $x_i$  – елемент вектора навчаючого образу  $X$ .

Розпізнавання образу здійснюється після того, як мережа пройшла навчання. На вхід мережі подається вектор для розпізнавання  $X_i$ , і мережа повертає вектор свого стану  $X_{i+1}$ .

$$X_{i+1} = F(X_i W), \quad (26)$$

де  $F$  – активаційна функція;  $X_i, X_{i+1}$  – поточний та наступний стани мережі.

Якщо мережа знайшла (еталонний) необхідний вектор  $X_e$ , який був закладений в неї при навчанні, то при передачі його на вхід ми його ж і отримаємо  $X_e = F(X_e W)$ . Це і є сигналом для завершення розпізнавання. Активаційна функція для випадкового нейрона розраховує новий стан, і в результаті, свій стан змінює і вся мережа.

### Висновки

У цій роботі ми застосували дослідження спотворень профілю потоку для розробки алгоритму визначення поправочного коефіцієнта та оцінки похибок ультразвукових вимірювань у різних робочих умовах.

Для відповідної корекції ультразвукового багатопроменевого вимірювача використовувався критерій достатньої кількості хорд. Цей критерій полягає у взятті мінімальної кількості хорд для певної схеми розташування, при якій із заданою похибкою  $\delta_{\text{кор}}$ , що може бути введена методологією корекції, буде обрана правильна модель компенсації. Потім зазначений критерій може бути сформульований чисельно для кожної схеми хорд з надійністю  $t_p=0,99$ . На основі представленого критерію була розроблена система корекції.

Ця методологія використовує прямий пошук компенсаційної моделі, для якої здійснюється оцінка критерію вибору такої моделі. Отже, існує чітка залежність між похибкою від вибору моделі корекції та похибкою визначення цієї моделі.

Для створення зазначеного системного підходу було запропоновано набір схем розміщення хорд із залученням впливу збурень течії, довжин прямолінійних ділянок труб, кутів повороту площин з ультразвуковими вимірювальними перетворювачами.

Виявлення необхідної моделі корекції по входним даним можливо також з використанням сурогатних моделей на основі нейронних мереж, зокрема мережі Хопфілда. Це усуває потребу в попередніх недостатніх знаннях щодо поведінки ультразвукового витратоміра за різних умов викривлення потоку і має значний потенціал для ширшого впровадження, оскільки прискорює розрахунки і дозволяє зберегти точність спрощених моделей за наявності декількох експериментальних

точок даних, отриманих як в ході реального, так і чисельного експериментів.

### Література

- [1] S. J. Qin, L. H. Chiang, “Advances and opportunities in machine learning for process data analytics,” *Comput. Chem. Eng.*, 126, pp. 465–473, 2019. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2019.04.003
- [2] C. Shang, F. You, “Data analytics and machine learning for smart process manufacturing: recent advances and perspectives in the big data era,” *Engineering*, 5(6), pp. 1010–1016, 2019. DOI: 10.1016/j.eng.2019.01.019
- [3] C. Tsay, M. Baldea, “110th anniversary: Using data to bridge the time and length scales of process systems,” *Ind. Eng. Chem. Res.*, 58, pp. 16696–16708, 2019. DOI: 10.1021/acs.iecr.9b02282
- [4] A.M. Schweidtmann, E. Esche, A. Fischer, M. Kloft, J.-U. Repke, S. Sager, A. Mitsos, “Machine learning in chemical engineering: A perspective,” *Chem. Ing. Tech.*, 93 (12), pp. 2029–2039, 2021b. DOI: 10.1002/cite.202100083
- [5] A. Thebelt, J. Wiebe, J. Kronqvist, C. Tsay, R. Misener, “Maximizing information from chemical engineering data sets: Applications to machine learning,” *Chem. Eng. Sci.*, 252, 117469, 2022b. DOI: 10.1016/j.ces.2022.117469
- [6] F. Cerdas, S. Thiede, C. Herrmann, “Integrated computational life cycle engineering – application to the case of electric vehicles,” *CIRP Ann* 67(1), pp. 25–28, 2018. DOI:10.1016/j.cirp.2018.04.052
- [7] T. Wuest, C. Irgens, K. D. Thoben, “An approach to monitoring quality in manufacturing using supervised machine learning on product state data,” *J Intell Manuf* 25(5), pp. 1167–1180, 2014. DOI: 10.1007/s10845-013-0761-y
- [8] T. T. Ademujimi, M. P. Brundage, V. V. Prabhu, “A review of current machine learning techniques used in manufacturing diagnosis”, in: H. Lodding, R. Riedel, K. D. Thoben, G. von Cieminski, D. Kiritsis (eds), *Advances in production management systems. The path to intelligent, collaborative and sustainable manufacturing*, Springer International Publishing, Cham, pp. 407–415, 2017.
- [9] D. Weichert, P. Link, A. Stoll, S. Ruping, S. Ihlenfeldt, S. Wrobel, “A review of machine learning for the optimization of production processes,” *Int J Adv Manuf Technol*, 104(5), pp. 1889–1902, 2019. DOI: 10.1007/s00170-019-03988-5
- [10] G. Hinton, L. Deng, D. Yu, G. E. Dahl, A.-r. Mohamed, N. Jaitly, A. Senior, V. Vanhoucke, P. Nguyen, & T. N. Sainath, “Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups,” *IEEE Signal processing magazine*, 29(6), pp. 82–97, 2012.
- [11] B. Yazdanshenasshad, & M. Safizadeh, “Neural-network-based error reduction in calibrating utility ultrasonic flow meters,” *Flow Measurement and*



- Instrumentation*, 64, pp. 54-63, 2018. DOI: 10.1016/j.flowmeasinst.2018.10.003
- [12] J. Lu, L. Liu, G. Chen, J. Li, C. Li, & Y. Liu, "Flow calibration method for gas-liquid two-phase flow of Coriolis flowmeter based on LSTM," *Journal of Physics: Conference Series*, 2022. DOI: 10.1088/1742-6596/2369/1/012031
- [13] H. S. Park, Y. W. Park, O. H. Kwon, & S. H. Park, "Applying Clustered KNN Algorithm for Short-Term Travel Speed Prediction and Reduced Speed Detection on Urban Arterial Road Work Zones," *Journal of Advanced Transportation*, 2022. DOI: 10.1155/2022/1107048
- [14] V. Kumar, M. K. Parida, R. Goswami, & D. Deb, "Model for predicting the threshold voltage of tunnel field-effect transistors using linear regression," *Journal of Electronic Materials*, 50, pp. 6015-6019, 2021.
- <https://link.springer.com/article/10.1007/s11664-021-09189-9>
- [15] D. Li, & C. Ma, "Research on lane change prediction model based on GBDT," *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 608, 128290, 2022. DOI: 10.1016/j.physa.2022.128290
- [16] I. Gryshanova, "A Computational Investigation of Flow Meters," in *Proc. of 15th Int. Flow Measurement Conference 2010, FLOMEKO 2010*, Taipei, Taiwan, pp. 888-895, 2010.
- [17] Ranzato Marc'Aurelio, Christopher Poultney, Sumit Chopra and Yann LeCun, "Efficient Learning of Sparse Representations with an Energy-Based Model," in J. Platt et al. (Eds), *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 2006)*, MIT Press, 2006.
- [18] Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr and K. Muller, "Efficient BackProp," in G. Orr, and K. Muller (Eds), *Neural Networks: Tricks of the trade*, Springer, 1998.

УДК 681.121

**Iryna Gryshanova***National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute», Kyiv, Ukraine***THE ROLE OF SURROGATE MODELS AND MACHINE LEARNING IN MODERN ULTRASONIC FLOW MEASUREMENT**

Recent developments in the field of machine learning have found their application in a wide range of design processes. They have particular use where numerical simulations are involved and fast, more accurate predictions and optimized models are very much needed. In order to speed up experiments on a device or system model, it is necessary to speed up its execution (simulation). Instead of detailed models, you can create a surrogate. Its main task is fast execution, small amount of occupied memory and preservation of the specified error threshold in relation to the detailed model.

This article demonstrates the integration of machine learning into the flow measurement process using ultrasonic flowmeters. The main source of errors in the application of the modern ultrasonic principle of flow measurement arises from the difficulty of taking into account the actual velocity profile of the measuring flow. In practice, the distribution of velocities in the cross-section of the pipeline differs from the theoretical one introduced in the calculation algorithm. However, if the velocity profile is known, an appropriate correction can be estimated and taken into account during calibration. This will increase the accuracy of measurements.

In this study, an intelligent compensation of errors caused by profile distortion was presented to improve the accuracy of using multipath meters in such ultrasonic conditions. The purpose of such an intelligent correction arises in the search for the optimal layout and the minimum sufficient number of chords in the measuring transducer for various installation conditions.

The adoption of a new approach based on a surrogate model with a neural network made it possible to take an approximate flow profile that has a certain distortion. So, for the chosen topology of the acoustic flow sensing channels, programmatically, by changing the location angle of the measuring system, instead of the local resistance, add such a position of the chords for which it is possible to set maximum admissible measurement accuracy. This means using a neural network for the required input correction model, especially in an environment characterized by a change in the velocity profile under the influence of different flow distortions.

**Key words:** ultrasonic flow meter; machine learning; surrogate model; velocity profile.

Надійшла до редакції  
08 травня 2024 року

Рецензовано  
27 травня 2024 року



© 2024 Copyright for this paper by its authors.  
Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).