

Б. П. Книш¹
Я. А. Кулик¹

РОЗРОБКА МОДЕЛІ З ВИКОРИСТАННЯМ БАГАТОШАРОВОГО ПЕРЦЕПТРОНА ДЛЯ СИСТЕМИ ВИМІРЮВАННЯ КОНЦЕНТРАЦІЇ МЕТАНУ НА ОСНОВІ БЕЗДРОТОВОГО ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОГО СЕНСОРА

¹Вінницький національний технічний університет

Для системи вимірювання концентрації метану на основі бездротового оптико-електронного сенсора запропоновано модель з використанням багатошарового перцептрона (MLP). В середовищі контролю, яке може бути небезпечним для людини, розташовується сенсор, що дистанційно передає інформацію про концентрацію метану на комп'ютер, де нейронна мережа здійснює обробку отриманої інформації. Запропоновано використати оптико-електронний сенсор концентрації метану, зважаючи на його високу чутливість, точність, надійність та стабільність, а також швидку реакцію, безконтактність вимірювань, стійкість до завад, можливість дистанційного моніторингу та мінімальне технічне обслуговування. Як нейронну мережу запропоновано використати багатошаровий перцептрон завдяки простоті у реалізації та високій ефективності для задач оцінки концентрації газу в умовах невеликого або середнього обсягу навчальної вибірки, коли залежність між характеристиками сенсора і концентрацією газу добре апроксимується сумою базових нелінійностей без складних динамічних ефектів, а також у випадку низького рівня шумів та завад, якщо вони мають помірний рівень фонових флуктуацій. Такі системи дають змогу вимірювати концентрацію метану з високою точністю, шляхом збору оптико-електронним сенсором даних у режимі реального часу, що в поєднанні з обробкою зібраних даних з використанням нейронної мережі демонструє великий потенціал у вимірюванні концентрації метану, а, отже, і раннього попередження про його витік. Також в роботі запропоновано використовувати модель багатошарового перцептрона для обробки даних бездротового оптико-електронного сенсора концентрації метану. Основними показниками ефективності запропонованої моделі багатошарового перцептрона, що визначалися в процесі дослідження, вибрано такі характеристики як середньоквадратична похибка (MSE) та середня абсолютна похибка (MAE). Для аналізу цих показників проведено моделювання зміни MSE та точності під час навчання та перевірки моделі, порівняння даних з оптичного сенсора та з моделі, а також оцінки зміни MSE та MAE в процесі вимірювання.

Ключові слова: метан, оптико-електронний сенсор, концентрація, нейронна мережа, багатошаровий перцептрон.

Вступ

Сучасні методи дослідження газів в багатьох галузях техніки дозволяють визначити їхні фізичні параметри, зокрема густину, концентрацію, вміст домішок, кількісний склад газу тощо. Одним з важливих параметрів для контролю газу є його концентрація.

На основі методів контролю концентрації газу розроблено широкую класифікацію різноманітних сенсорів, датчиків, газоаналізаторів і систем, які дозволяють вимірювати концентрацію тих чи інших газів та їхніх сполук в різноманітних середовищах.

Серед газів, вимірювання концентрації яких є важливим, особливе місце посідає метан. Метан є основною складовою природного газу. Він широко використовується для опалення, виробництва електроенергії, як паливо для транспорту та в хімічній промисловості. Але, також, він дуже небезпечний через набагато сильніший вплив на парниковий ефект, ніж, наприклад, вуглекислий газ [1]. До того ж вплив метану та його сполук через викиди промислових підприємств та вихлопних газів автотранспорту, утворення смогу, накопичення в шахтах та свердловинах, в цехах та приміщеннях

з недостатньою вентиляцією є дуже небезпечним для здоров'я та життя людини [2].

Таким чином, підвищення точності контролю та швидкість реагування на витік метану, а також раннє виявлення потенційних небезпек витіку є надзвичайно важливим, що стимулювало до розвитку ефективних систем вимірювання концентрації та раннього попередження про витік метану. Серед них є рішення, які поєднують сенсори з нейронними мережами, що дозволяє здійснювати надійне та інтелектуальне вимірювання концентрації газу в динамічних умовах.

Існують різноманітні сенсори концентрації газу, зокрема електрохімічні, каталітичні, оптико-електронні тощо. Серед них особливо виділяються оптико-електронні сенсори завдяки високій чутливості, точності, надійності та стабільності, а також швидкій реакції, безконтактності вимірювань, стійкості до завад, можливості дистанційного моніторингу та мінімальному технічному обслуговуванню. Зазначені особливості дають змогу використовувати ці сенсори в різних середовищах, з мінімальним впливом людини та протягом довгого часу, що дозволяє розв'язувати різноманітні задачі моніторингу, виявлення та раннього попередження про витік газу.

Таким чином, в контрольованому середовищі, яке може бути небезпечним для людини, розташовується сенсор, який дистанційно передає інформацію про концентрацію газу на комп'ютер, де нейронна мережа здійснює обробку отриманої інформації. Такі системи можуть вимірювати концентрацію метану з високою точністю, шляхом збору оптико-електронним сенсором даних у режимі реального часу, що в поєднанні з обробкою зібраних даних нейронними мережами демонструє великий потенціал у вимірюванні концентрації метану, а, отже — раннього попередження про його витік.

Алгоритми вимірювання концентрації газу на основі нейронних мереж добре працюють у багатьох випадках [3], але все ще існують деякі проблеми, які потребують вирішення. Наприклад, традиційні моделі нейронних мереж можуть бути відносно складними та потребувати значних обчислювальних потужностей, що може обмежувати їхнє застосування. Проте останні досягнення в архітектурі легких нейронних мереж, таких як MobileNet [4] та ShuffleNet [5], значно вплинули на можливість використання нейронних мереж у поєднанні з периферійними пристроями, зокрема сенсорами концентрації газу [6].

Це створює багатообіцяючу основу для розгортання інтелектуальних систем вимірювання концентрації метану у реальних середовищах з поєднанням оптико-електронних сенсорів концентрації та нейронних мереж.

Таким чином, *метою роботи* є розробка моделі з використанням нейронної мережі для системи вимірювання концентрації метану на основі бездротового оптико-електронного сенсора та оцінка її точності.

Нейронні мережі у системах вимірювання концентрації газів

Сучасні нейронні мережі довели свою ефективність у вимірюванні концентрації газів на основі сенсорних даних. Так в роботі [7] використання класичних рекурентних нейронних мереж (RNN) або їхніх варіантів Long Short-Term Memory (LSTM), GRU (Gated Recurrent Unit) дозволяє моделювати часові ряди концентрації газів, що особливо корисно для аналізу динаміки сигналу від газових сенсорів чи прогнозуванні майбутньої концентрації для раннього попередження про витік газів. Але цей метод чутливий до шумів та завад, тому потребує фільтрації сигналу.

В дослідженні [8] застосовують модель Wavelet Threshold Denoising (WTD) + Phase Space + LSTM. У цій моделі WTD зменшується рівень шуму та завад, відбувається реконструкція фазового простору. Проте для цієї моделі складніше здійснювати попередню обробку даних для навчання.

В роботі [9] Physics-Informed Neural Networks (PINN) інтегрують фізичні рівняння в процеси вимірювання. Наприклад, для синтезу аміаку PINN дозволяє прогнозувати його концентрацію з обмеженою кількістю сенсорів в реальному часі та здійснювати раннє попередження про витік аміаку. Проте таку модель можна використовувати лише у випадку відомої моделі вимірювального фізичного процесу.

Одним з рішень, які поєднують простоту реалізації, швидкодію, невисокі вимоги до даних та інтерпретованість моделі, є багатошаровий перцептрон (MLP), тобто прямопрохідна мережа з одним чи декількома прихованими шарами. Вона, на відміну від складних архітектур (RNN, LSTM, PINN тощо), проста у реалізації, добре підходить для неглибокої класифікації і демонструє найвищу ефективність для задач оцінки концентрації газу у таких умовах:

- невеликий або середній обсяг навчальної вибірки. Для коректного навчання RNN або PINN

зазвичай потрібні великі часові ряди чи подробиці фізичної моделі. MLP, навпаки, добре працює навіть на відносно невеликих наборах ознак, коли вхідні дані — це відфільтровані чи агреговані значення сенсора. Якщо даних обмаль, MLP легко долає «перенавчання» за допомогою регуляризації:

- коли залежність між характеристиками сенсора і концентрацією газу добре апроксимується сумою базових нелінійностей (Rectified Linear Unit (ReLU)) без складних динамічних ефектів. У разі чіткої, майже лінійної залежності MLP є навіть кращим за складні архітектури. Завдяки відсутності часових залежностей (як у RNN) чи операцій згортки, MLP швидше навчається на статичних наборах даних і дає миттєві відповіді в реальному часі. Це критично в промислових системах з високою частотою зчитування сенсорів, де затримка неприпустима;

- низький рівень шумів та завад і стабільне середовище, якщо дані мають помірний рівень фонових флуктуацій (без різких викидів чи аномалій). Тоді MLP з базовою попередньою обробкою надійно працюватиме [10], [11].

Ці умови та особливості враховуються і використовуються в різноманітних роботах з дослідження та контролю газів. У дослідженні [12] розроблено модель на основі MLP для оцінювання концентрації метану на виході вуглезбагачувальної лави. Використано дані автоматичної газовимірювальної системи шахти: 5 датчиків метану та анемометр, що дозволило вимірювати швидкість вентиляції з періодом 1 хв. Проте через малий крок для мережі з прямим поширенням помилки потрібна велика кількість ітерацій для навчання моделі.

У роботі [13] розроблено портативний пристрій на базі програмованої матриці (FPGA) для онлайн-аналізу складу природного газу. Використовується MLP, на який подається масив даних з трьох інфрачервоних датчиків, де кожен вимірює концентрацію конкретного компонента газу в потоці. Проте ефективність такого пристрою залежить від якості сенсорів, а значення похибки у дослідженні показує неповне вирішення проблеми перехресної чутливості.

У роботі [14] пропонується метод вимірювання концентрацій метану за наявності інтерференції водяної пари з обробкою даних MLP, яка навчається на змодельованих та експериментальних спектрах газової суміші та виділяє спектри метану і води. Проте цей метод вимірювання для реалізації потребує складного спектрометра.

Всі ці результати досліджень дають підстави стверджувати, що MLP у системі вимірювання концентрації метану показує високу точність, швидкодію та надійність у разі реалізації вимірювання концентрації газу, зокрема метану, порівняно з іншими складнішими моделями.

Бездротовий оптико-електронний сенсор концентрації метану

Система вимірювання концентрації метану передбачає в своєму складі наявність оптико-електронного сенсора концентрації метану, який перебуваючи в робочому середовищі, передає дані про концентрацію метану на комп'ютер.

Як такий сенсор вибрано оптичний сенсор концентрації газу [15], який завдяки особливостям конструкції вирізняється високою точністю вимірювання внаслідок компенсації дії показників, які характеризують адиабатний процес, та дестабілізуючих чинників. На рис. 1 показано схему оптичного сенсора концентрації газу, що складається з двох кювет — робочої 1, в якій міститься газова суміш, та опорної, в якій міститься відомий газ 2.

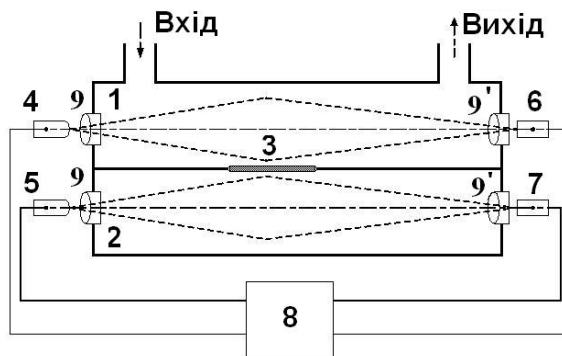


Рис. 1. Схема оптичного сенсора концентрації газу: 1 — робоча кювета; 2 — кювета з опорним газом; 3 — діафрагма; 4, 5 — джерела випромінювання вимірювального і опорного каналів відповідно; 6, 7 — відповідно виходи приймачів випромінювання вимірювального і опорного каналів; 8 — мікропроцесор; 9 і 9' — відповідно вхідні і вихідні оптичні системи

Аналізована газова суміш прокачується через вхідний патрубок робочої кювети 1. Мікропроцесор 8, який почергово активізує джерела інфрачервоного випромінювання вимірювального 4 та опорного 5 каналів, охоплених від'ємним зворотним зв'язком, формує світлові потоки. Вони проходять спочатку через вхідні оптичні системи 9 для розсіювання світлових потоків, а потім через аналізований газ, який тисне на діафрагму 3 кювети з опорним газом 2, опорний газ в робочій кюветі 1 і в кюветі з опорним газом 2 відповідно. Після цього вони потрапляють на вихідні оптичні системи 9' для збирання світлових потоків, а потім на приймачі інфрачервоного випромінювання вимірювального каналу 6 та опорного каналу 7. Внаслідок цього утворюються електричні сигнали, величину яких мікропроцесор 8 порівнює і, отриманий від порівняння сигнал, записує в свою пам'ять для наступної обробки [16].

Аналізована газова суміш, яка прокачується через робочу кювету, порівнюється з опорним газом, в якості якого використовується метан, що перебуває в опорній кюветі. Причому метан стандартизований у відповідності до ДСТУ EN 16723-1:2023 [17].

Вищенаведений оптичний сенсор концентрації газу можна модифікувати таким чином, щоб замість мікропроцесора використовувати модуль бездротового зв'язку, який буде передавати сигнали з приймачів на комп'ютер. Дані, які надходять, обробляються нейронною мережею, що в результаті дозволяє здійснювати вимірювання концентрації метану в аналізованій газовій суміші.

Запропонована модель багатошарового перцептрона

В роботі запропоновано модель багатошарового перцептрона, яка обробляє дані з вищенаведеного модифікованого оптичного сенсора концентрації метану. Для її налаштування використовувались такі гіперпараметри: середньоквадратична похибка — Mean Squared Error (MSE), адаптивна миттєва оцінка — Adam з кроком 0,001, розмір пакета даних — 32, кількість епох до 200 з включенням алгоритму ранньої зупинки по функції втрат, співвідношення вибірки даних на навчальну і перевірку — 80 % на 20 %.

Для навчання моделі зібрано експериментальні дані шляхом проведення серії вимірювань за допомогою двох джерел інфрачервоного випромінювання, які просвітлювали опорну кювету з відомою концентрацією метану та робочу кювету, в яку подавалися газові суміші з різною концентрацією метану. Під час кожного вимірювання фіксувалися вихідні сигнали випромінювання вимірювального і опорного каналів. Для кожного такого значення додатково записувалася концентрація метану, визначена за допомогою вищенаведеного модифікованого оптичного сенсора концентрації метану. Дані охоплювали широкий діапазон концентрацій, що дозволило сформувати репрезентативну вибірку для подальшого навчання та валідації нейронної мережі.

Запропонована модель багатошарового перцептрона характеризується параметрами, поданими в таблиці.

Параметри запропонованої модель багатошарового перцептрона

Шар	Кількість нейронів	Функція активації	Призначення
Вхідний	2	—	отримання сигналів від інфрачервоних світлоприймачів оптичного сенсора концентрації газу
Прихований 1	16	ReLU	апроксимація залежності інтенсивності світлового потоку від концентрації газу
Прихований 2	8	ReLU	уточнення та згладжування апроксимації
Вихідний	1	linear	вихід даних про концентрацію метану

Вхідний шар передбачає використання двох нейронів для отримання сигналів від інфрачервоних світлоприймачів оптичного сенсора концентрації газу. Це дозволяє врахувати кореляцію світлового потоку від концентрації газу. Два приховані шари (16 та 8 нейронів) є компромісом між здатністю моделі вчитися та уникненням перенавчання. Функція активації ReLU забезпечує швидке й стабільне навчання моделі. Вихідний шар передбачає використання одного нейрона з лінійною функцією активації, що забезпечує регресія дійсної числової величини концентрації метану (ppm).

Перший прихований шар потрібний для апроксимації нелінійності, тобто перетворення вхідного вектора у простір значущих ознак. 5—20 нейронів зазвичай достатньо, щоб апроксимувати плавні функції залежності. Другий прихований шар потрібен для уточнення та згладжування апроксимації, що забезпечує додатковий рівень обробки, який фільтрує й узагальнює ознаки для точного наближення даних.

Один прихований шар здатен апроксимувати будь-яку функцію, але на практиці два прихованих шари дають вищу стійкість до шуму та завад і меншу схильність до перенавчання. Занадто глибока архітектура для простої регресії за двома вхідними сигналами призведе до потреби враховувати велику кількість додаткових параметрів в сигналі, що створить ризик перенавчання за обмеженої кількості даних і, відповідно, довшого навчання та витрату пам'яті.

Така модель може забезпечити кращу продуктивність навчання та в результаті ефективно вимірювання концентрації метану за допомогою оптичного сенсора.

Дослідження запропонованої моделі багатoshарового перцептрона

Основними показниками ефективності запропонованої моделі багатoshарового перцептрона, що визначалися в процесі дослідження, вибрано:

– середньоквадратичну похибку (MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2; \quad (1)$$

– середню абсолютну похибку (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_i - O_i|, \quad (2)$$

де O_i — значення концентрації метану з сенсора; P_i — прогнозовані моделлю значення концентрації метану; $i = 1, 2, \dots, n$ — кількість вимірювань; n — загальна кількість вимірювань.

Ці похибки є типовими для оцінки якості результатів, отриманих з моделей, що використовують штучні нейронні мережі. Це стандартизовані статистичні метрики, які використовуються для оцінки відповідності між фактичними вимірюваннями та прогнозованими результатами [12].

Дослідження запропонованої моделі багатoshарового перцептрона проведено шляхом моделювання, під час якого оцінювались MSE і точність навчання та перевірки моделі, порівняння даних з оптичного сенсора та з моделі, а також оцінки зміни MSE та MAE в процесі вимірювання.

На рис. 2 показано графіки зміни MSE та точності під час навчання та перевірки запропонованої моделі багатoshарового перцептрона для всіх епох у логарифмічному масштабі.

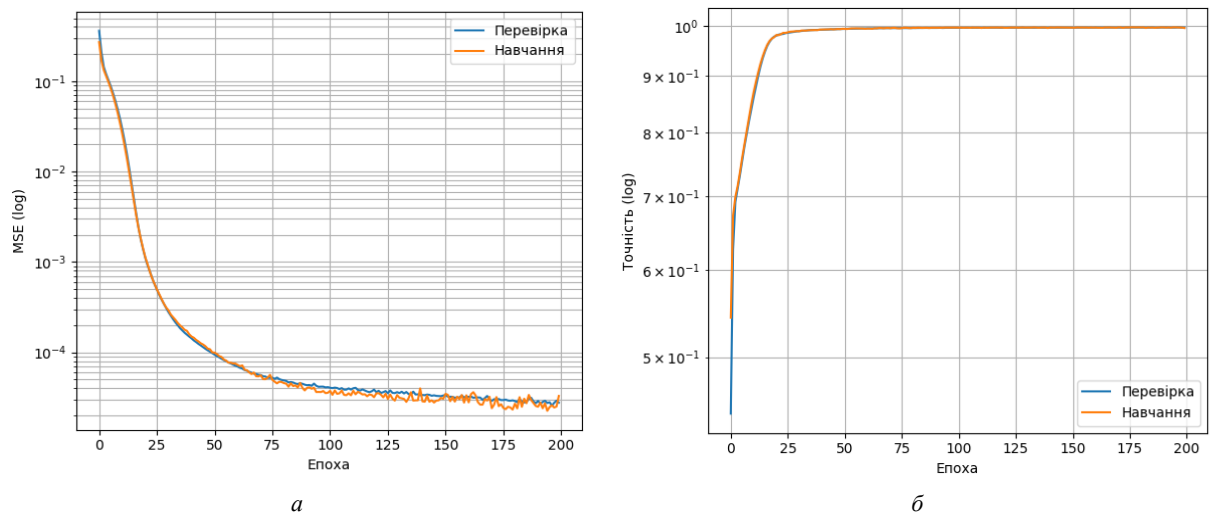


Рис. 2. Графіки зміни: а — MSE; б — точності під час навчання та перевірки запропонованої моделі багатoshарового перцептрона для всіх епох у логарифмічному масштабі

Як випливає з рис. 2, зменшення кривих зміни MSE під час навчання та перевірки свідчить про ефективне навчання моделі. До того ж спостерігається зростання точності моделі протягом всіх епох навчання. Використання log-шкали дозволяє виявити зміни, які важко помітити в лінійній шкалі, зокрема різницю значень, отриманих під час навчання та перевірки. На графіку зміни MSE видно як модель поступово знижує похибку на навчальних та перевіірочних даних. Графік точності, що розраховується як відхилення MAE від 1, показує, наскільки значення, отримані під час навчання, наближені до перевіірочних. Їхнє зростання є ознакою успішного навчання. Більше того,

оскільки обидві криві точності збігаються, то це свідчить про хорошу узагальнювальну здатність.

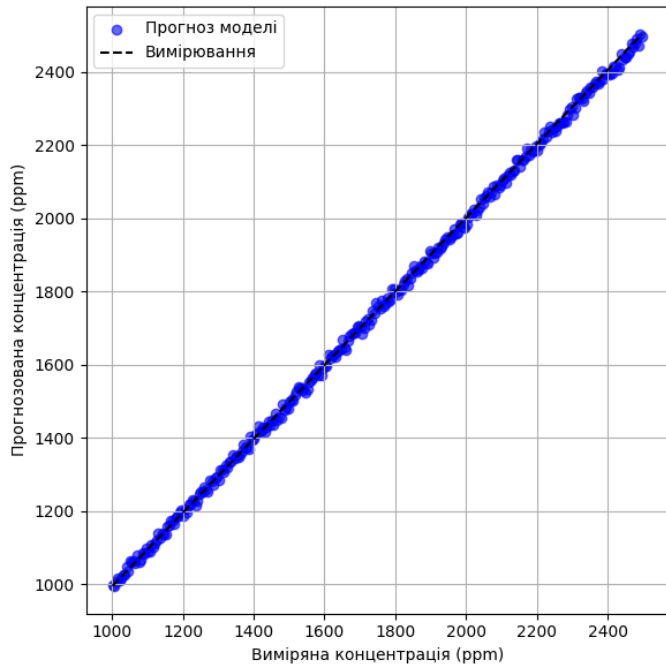


Рис. 3. Графік порівняння даних з оптичного сенсора та з моделі багатопарового перцептрона

На рис. 3 показано графік порівняння даних з оптичного сенсора та з моделі багатопарового перцептрона.

Як випливає з рис. 3, вибрано діапазон концентрації метану від 1000 до 2500 ppm, оскільки це відповідає небезпечному рівню метану у виробничих цехах та приміщеннях з недостатньою вентиляцією. Проведено 400 вимірювань. Спостерігається висока збіжність між виміряними сенсором значеннями концентрації та прогнозованими моделлю значеннями. Розсіювання прогнозованих моделлю значень концентрації відносно множини виміряних значень вказує на величину та характер похибки MAE.

Такий графік є інформативним засобом візуального аналізу точності та стабільності моделі, дозволяючи швидко оцінити, наскільки добре вона апроксимує функціональну залежність між виміряними та прогнозованими параметрами концентрації метану.

На рис. 4 показано графіки зміни похибок MSE та MAE в процесі вимірювання.

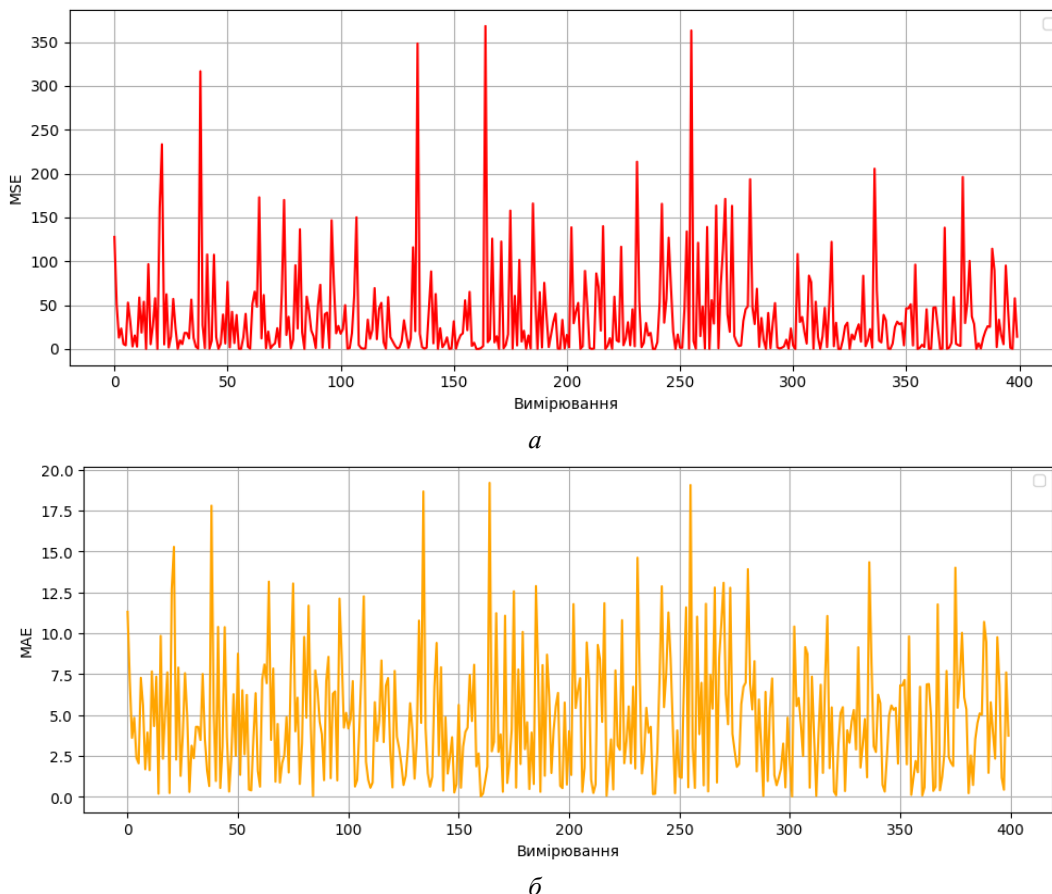


Рис. 4. Графіки зміни похибок в процесі вимірювання: а — MSE; б — MAE

З рис. 4 випливає, що розподіл похибок MSE та MAE дозволяє оцінити наскільки рівномірно модель здійснює прогнозування значень концентрації метану та чи є значні відхилення. Також цей розподіл дає змогу оцінити узагальнювальну здатність моделі на перевіірочних даних. Встановле-

но, що загальне значення MSE становить 36,866 ppm², а MAE — 4,771 ppm. Таким чином, відхилення прогнозованих значень концентрації перебуває в межах малих похибок, що вказує на високу точність і надійну роботу моделі та її потенційне застосування в системах моніторингу метану в режимі реального часу.

Висновки

В роботі запропоновано модель з використанням багатошарового перцептрона (MLP) для системи вимірювання концентрації метану на основі бездротового оптико-електронного сенсора. Ця модель обробляє дані з бездротового оптико-електронного сенсора концентрації метану. Основними показниками ефективності запропонованої моделі багатошарового перцептрона, що визначалися в процесі дослідження, вибрано такі характеристики як середньоквадратична похибка (MSE) та середня абсолютна похибка (MAE). Для аналізу цих показників проведено моделювання зміни MSE та точності під час навчання та перевірки моделі, порівняння даних з оптичного сенсора та з моделі, а також оцінки зміни MSE та MAE в процесі вимірювання. Зменшення кривих зміни MSE під час навчання та перевірки показало ефективність навчання моделі з одночасним зниженням похибки на навчальних та перевірочних даних і, відповідно, зростанням точності моделі протягом всіх епох навчання. До того ж обидві криві точності для навчання та перевірки збігаються, що свідчить про хорошу узагальнювальну здатність. Вибрано діапазон концентрації метану від 1000 до 2500 ppm, оскільки це відповідає небезпечному рівню метану у виробничих цехах та приміщеннях з недостатньою вентиляцією. Проведено 400 вимірювань. Спостерігалася висока збіжність між виміряними сенсором значеннями концентрації та прогнозованими моделлю значеннями. Розподіл похибок MSE та MAE дозволив оцінити узагальнювальну здатність моделі на перевірочних даних та встановити, що загальне значення MSE становить 36,866 ppm², а MAE — 4,771 ppm, що вказує на високу точність запропонованої моделі. Таким чином, відхилення прогнозованих значень концентрації перебуває в межах малих похибок, це вказує на високу точність і надійну роботу моделі та її потенційне застосування в системах моніторингу метану в режимі реального часу.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Метан — отримання, властивості та застосування. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://www.products.pcc.eu/uk/blog/%d0%bc%d0%b5%d1%82%d0%b0%d0%bd-%d0%be%d1%82%d1%80%d0%b8%d0%bc%d0%b0%d0%bd%d0%bd%d1%8f-%d0%b2%d0%bb%d0%b0%d1%81%d1%82%d0%b8%d0%b2%d0%be%d1%81%d1%82%d1%96-%d1%82%d0%b0-%d0%b7%d0%b0%d1%81/>. Дата звернення 07.07.2025.
- [2] Г. Ю. Бахарєва, «Аналіз трьох основних джерел викидів метану як основа розробки технологій очистки повітря», в Тезах доп. XXII міжнар. наук.-практ. конф., Харків, 15-17 жовт. 2014 р., у 4 ч. НТУ «ХПІ», № 18, 2014. <http://www.kpi.kharkov.ua/archive/microcad/2014/S18/p250-p250.pdf>.
- [3] K. Zhou, and Y. Liu, “Early-Stage Gas Identification Using Convolutional Long Short-Term Neural Network with Sensor Array Time Series Data,” *Sensors*, no. 21, pp. 1-17, 2021. <https://doi.org/10.3390/s21144826>.
- [4] A.G. Howard, et al., “MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications,” *ArXiv*, no. 04, pp. 1-9, 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861>.
- [5] X. Zhang, X. Zhou, M. Lin, and J. Sun, “ShuffleNet: An Extremely Efficient Convolutional Neural Network for Mobile Devices,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018, pp. 18-23. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.01083>.
- [6] M. Zhou, S. Wang, J. Li, Z. Wei, and L. Shui, “A Wireless Sensor Network-Based Combustible Gas Detection System Using PSO-DBO-Optimized BP Neural Network,” *Sensors*, no. 10, pp. 1-23, 2025. <https://doi.org/10.3390/s25103151>.
- [7] S. Song, et al., “Research on a working face gas concentration prediction model based on LASSO-RNN time series data,” *Cell Press*, no. 9, pp. 1-10, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14864>.
- [8] K. Gao, Z. Zhou, and Ya. Qin, “Gas concentration prediction by LSTM network combined with wavelet thresholding denoising and phase space reconstruction,” *Cell Press*, no. 10, pp. 1-10, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e28112>.
- [9] Б. Р. Водяник, М. Г. Лорія, і Є. В. Кобзарєв, «Застосування фізично обґрунтованих нейронних мереж (PINN) у контролі якості продукту процесу Габера-Боша», *Вісник Східноукраїнського університету імені Володимира Даля*, № 6, с. 190-198, 2024. <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2024-286-6-190-198>.
- [10] S. Hoffman, and R. Jasinski, “The Use of Multilayer Perceptrons to Model PM2.5 Concentrations at Air Monitoring Stations in Poland,” *Atmosphere*, no. 14, pp. 1-19, 2023. <https://doi.org/10.3390/s25103151>.
- [11] J. D. Kim, H. G. Byun, and K. C. Persaud, “Application of a multilayer perceptron based on the Levenberg-Marquardt algorithm to odour pattern classification and concentration estimation using odour sensing system,” in *7th International Symposium on Olfaction and Electronic Noses*, 2000. [Electronic resource]. Available: <https://research.manchester.ac.uk/en/publications/application-of-a-multilayer-perceptron-based-on-the-levenberg-mar>.
- [12] M. Tutak, T. Krenicky, R. Pirnik, J. Brodny, and W. Grebski, “Predicting Methane Concentrations in Underground Coal

Mining Using a Multi-Layer Perceptron Neural Network Based on Mine Gas Monitoring Data,” *Sustainability*, no. 16, pp. 1-23, 2024. <https://doi.org/10.3390/su16198388>.

[13] T. Jia, et al., “Mixed Natural Gas Online Recognition Device Based on a Neural Network Algorithm Implemented by an FPGA,” *Sensors*, no. 19, pp. 1-11, 2019. <https://doi.org/10.3390/s19092090>.

[14] Q. Chi, et al., “Dual-Comb Gas Sensor Integrated with a Neural Network-Based Spectral Decoupling Algorithm of Overlapped Spectra for Gas Mixture Sensing,” *ACS OMEGA*, no. 8, pp. 14648-14655, 2023. <https://doi.org/10.1021/acsomega.3c00518>.

[15] Б. П. Книш, Й. Й. Білінський, і В. Р. Гладишевський, «Оптичний сенсор концентрації газу», *Патент України G01N 21/81. № 61667МПК (2011)*, 25.07.2011.

[16] Й. Й. Білінський, Б. П. Книш, і О. А. Павлюк, «Інфрачервоний двохвильовий сенсор контролю концентрації газу», *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*, № 3, 2011. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://praci.vntu.edu.ua/index.php/praci/article/view/290>.

[17] ДСТУ EN 16723-1:2023. «Природний газ і біометан для використання в транспорті та біометан для закачування в мережу природного газу. Частина 1. Технічні характеристики біометану для закачування в мережу природного газу.» Чинний від 2023-11-01. Вид. офіц. Київ : УкрНДНЦ, 2023. 32 с.

Рекомендована кафедрою автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 22.09.2025

Книш Богдан Петрович — канд. техн. наук, доцент кафедри загальної фізики, e-mail: tutmos-3@i.ua ;

Кулик Ярослав Анатолійович — канд. техн. наук, доцент кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, e-mail: Yaroslav_Kulik@i.ua .

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

B. P. Knysh¹
Ya. A. Kulyk¹

Development of a Model Using a Multilayer Perceptron for Methane Concentration Measurement System Based on a Wireless Opto-Electronic Sensor

¹Vinnitsia National Technical University

The work proposes a model using a multilayer perceptron (MLP) for methane concentration measurement system based on a wireless optoelectronic sensor. In the controlled environment that may be dangerous to humans, a sensor is located, it remotely transmits information regarding the methane concentration to a computer, where a neural network processes the received data. As a sensor, it is proposed to use optoelectronic methane concentration sensor due to its high sensitivity, accuracy, reliability, and stability, as well as fast response, non-contact measurements, resistance to interference, the possibility of remote monitoring, and minimal maintenance. As a neural network, it is proposed to use a multilayer perceptron due to its simplicity in implementation and high efficiency for gas concentration estimation tasks in conditions of a small or medium training sample size, when the sum of basic nonlinearities well approximates the relationship between the sensor characteristics and the gas concentration without complex dynamic effects, and in case of low noise and interference, if the data has a moderate level of background fluctuations. Such systems allow measuring methane concentration with high accuracy by collecting data by means of optoelectronic sensor in real time, which, in combination with processing of the collected data using a neural network, demonstrates great potential in measuring methane concentration, and, consequently, early warning of its leakage. The work also proposes to use a multilayer perceptron model for processing data from a wireless optoelectronic sensor of methane concentration. The main indicators of the effectiveness of the proposed multilayer perceptron model, which were determined during the research, were selected such characteristics as the mean square error (MSE) and the mean absolute error (MAE). To analyze these indicators, the change in MSE and accuracy during model training and validation, the comparison of data from the optical sensor and the model, as well as the assessment of the change in MSE and MAE during the measurement process, were carried out.

Keywords: methane, opto-electronic sensor, concentration, neural network, multilayer perceptron.

Knysh Bogdan P. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor of the Chair of General Physics, e-mail: tutmos-3@i.ua ;

Kulyk Yaroslav A. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor of the Chair of Automation and Intelligent Information Technologies, e-mail: Yaroslav_Kulik@i.ua