



Прийнято 03.04.2025. Прорецензовано 12.05.2025. Опубліковано 23.06.2025.

УДК 004.5

DOI: 10.31471/1993-9965-2025-1(58)-135-147

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОЄКТНИХ РОЗРАХУНКІВ СИСТЕМ ГАЗОПОСТАЧАННЯ НАСЕЛЕНИХ ПУНКТІВ

Ксенич А. І.*

Кандидат технічних наук, доцент

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна

<https://orcid.org/0009-0007-6569-951X>

e-mail: andrii.ksenych@nung.edu.ua

Іванов О. В.

Кандидат технічних наук, доцент

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

76019, вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, Україна

<https://orcid.org/0000-0001-6398-1510>

e-mail: oleksandr.ivanov@nung.edu.ua

Анотація. Розглядається застосування нейронних мереж для проведення гідравлічних розрахунків систем газопостачання. Основна мета роботи полягає в розробці конфігурації та методології застосування машинного навчання для прогнозування проєктних та енергетичних параметрів роботи газових мереж, враховуючи широкий діапазон завантаження ділянок. Традиційні методи проєктування, зокрема математичні та гідродинамічні моделі, мають певні обмеження в швидкості обчислень і здатності адаптуватися до динамічних змін, які можуть виникати в реальних умовах експлуатації газопостачальних систем. У статті пропонується використання нейронних мереж, зокрема глибинного навчання, для автоматизації та удосконалення процесу проєктування. Також визначаються основні етапи та вимоги до тренування нейронних мереж для розв'язання задач проєктування газопостачальних мереж, зокрема щодо підбору даних, налаштування архітектури мережі та оцінки точності отриманих результатів. Зазначено, що для досягнення високої точності та ефективності важливо забезпечити якісну підготовку навчальних даних та правильно вибрані параметри мережі, що дозволить адаптувати моделі до специфічних умов кожної конкретної газопостачальної системи. Один із важливих аспектів роботи – порівняння нейронних мереж із традиційними методами розрахунків, такими як гідродинамічні моделі та інші математичні підходи. Оцінено переваги й недоліки застосування нейронних мереж, зокрема їх здатність до швидкої адаптації до зміни умов і високої точності в прогнозуванні параметрів газопостачальних систем. Також в статті розроблено рекомендації щодо інтеграції нейронних мереж у вже існуючі програмні комплекси для проєктування систем газопостачання, що дозволить поєднати традиційні інженерні підходи з новітніми технологіями для підвищення ефективності проєктування. Особливу увагу приділено потенціалу глибинного навчання для підвищення точності прогнозування та оптимізації параметрів проєктованих систем в умовах динамічних змін експлуатаційних параметрів. Шляхом верифікації та оцінки точності прогнозування результатів, отриманих за допомогою нейронних мереж, доведено, що штучні нейронні мережі можуть з високою достовірністю прогнозувати проєктні та енергетичні параметри ділянок в широкому спектрі режимів їх роботи. Результати дослідження можуть стати основою для створення нових підходів до проєктування та оптимізації газопостачальних систем, що відповідають сучасним вимогам ефективності, точності та адаптивності в умовах змінних навантажень і умов експлуатації.

Запропоноване посилання: Ксенич А. І., & Іванов О. В. (2025). Використання нейронних мереж для проєктних розрахунків систем газопостачання населених пунктів. Науковий вісник ІФНТУНГ, 1(58), 135-147. doi: 10.31471/1993-9965-2025-1(58)-135-147

* Відповідальний автор



Copyright © The Author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Ключові слова: газопровід; проєктний розрахунок; газорозподільна система; газові мережі; нейронні мережі; глибоке навчання; TensorFlow; Keras.

Вступ

Газові мережі низького тиску відіграють ключову роль у забезпеченні споживачів природним газом у населених пунктах. Від точності їхнього проєктного розрахунку залежить ефективність розподілу газу, надійність системи та економічна доцільність будівництва й експлуатації газопроводів. Традиційні методи проєктування газових мереж базуються на детермінованих підходах, зокрема аналітичних та чисельних методах гідравлічного розрахунку. Проте, такі методи можуть мати певні недоліки, зокрема необхідність ручного налаштування параметрів, значну обчислювальну складність при моделюванні великих мереж.

Останніми роками набуває популярності використання методів штучного інтелекту, зокрема штучних нейронних мереж (ШНМ), для оптимізації інженерних розрахунків. Нейронні мережі здатні виявляти складні нелінійні залежності між параметрами системи, автоматизувати розрахунки та підвищувати точність прогнозів. Їхнє застосування для розрахунків у газових мережах та трубопроводах має ряд переваг над традиційними числовими методами та алгоритмами. Насамперед, це гнучкість і адаптивність, яка полягає в тому, що такі мережі можуть навчатися на основі реальних даних і адаптуватися до зміни умов експлуатації. При цьому числові методи зазвичай вимагають ручного налаштування параметрів і часто неефективні в умовах складних або нелінійних залежностей. З огляду на необхідність моделювання газодинамічних процесів, що мають місце при транспортуванні газу, то традиційні алгоритми можуть бути реалізовані виключно на основі аналітичних формул. При цьому вони зазвичай використовують метод послідовних наближень або метод скінченних елементів, які є ресурсомісткими, особливо при калькуляції складних розгалужених мереж. На противагу їм, нейромережі можуть бути натреновані на основі статистичних чи симуляційних даних, і після навчання миттєво видають результат, що робить їх ефективним інструментом для оцінки та прогнозування параметрів в режимі реального часу.

Актуальність дослідження

З огляду на тенденцію до цифровізації інженерних розрахунків та зростаючі вимоги до надійності та економічності газових мереж,

актуальним є пошук нових уточнених методів проєктування систем газопостачання та оптимізація їхнього проєктування загалом. Використання нейронних мереж дозволяє зменшити часові та фінансові витрати на проєктування, а також адаптувати методи проєктних розрахунків до реальних умов експлуатації, враховуючи широкий спектр режимів роботи ділянок та інші фактори, які мають вплив на результати гідравлічних розрахунків систем газопостачання.

Мета і задачі дослідження

Метою цього дослідження є розроблення методології застосування нейронної мережі для проєктного розрахунку газових мереж низького тиску населених пунктів. Для досягнення цієї мети сформульовано такі задачі.

1. Дослідити можливості застосування нейронних мереж для оптимізації розрахунку параметрів газорозподільної системи.

2. Розробити архітектуру нейромережевої моделі та визначити параметри навчання для прогнозування проєктних параметрів ділянок газових мереж у широкому діапазоні можливих режимів їх роботи.

3. Виконати навчання моделі на основі реальних або симуляційних даних та оцінити точність визначення необхідних параметрів у порівнянні з традиційними методами.

4. Запропонувати рекомендації щодо практичного впровадження розробленого підходу в процес проєктування газових мереж.

Аналіз сучасних закордонних і вітчизняних досліджень і публікацій

Проблематика проєктного розрахунку газових мереж є предметом досліджень багатьох науковців. Класичні методи розрахунку, засновані на рівняннях газодинаміки (Бернуллі, Дарсі-Вейсбаха), широко висвітлені в працях українських вчених. Так, у роботах [1, 2] проведено дослідження впливу зосередженого відбору газу на результати проєктних та експлуатаційних розрахунків систем газопостачання.

Дослідженням особливостей газодинамічних процесів транспортування газу поліетиленовими газопроводами присвячені роботи [3, 4], де наведено аналіз газодинамічних процесів транспортування газу такими газопроводами. Встановлено, що наявні залежності визначення перепаду тиску газу мають ряд при-

пущень, що веде до певної похибки в обчисленні енергетичних параметрів роботи таких ділянок. Запропоновано ряд уточнюючих моделей для підвищення достовірності прогнозування режимів роботи газопроводів.

Що стосується іноземних джерел, стаття [5] присвячена оцінці надійності кородуючих газопроводів за допомогою штучних нейронних мереж. Традиційний метод Монте-Карло (MCS), хоча і точний, є дуже ресурсомістким для оцінки ймовірності відмови газопроводів, тому автором запропоновано модель на основі штучних нейронних мереж для його заміни.

Наведені у роботі [6] дослідження стосуються прогнозування тиску руйнування кородованих трубопроводів за допомогою нейронної мережі, яка використовує фізичні закономірності (theory-guided neural network). Запропоновано поєднання емпіричних формул (наприклад, PCORRC) із нейронними мережами для покращення точності прогнозування.

Особливу увагу слід звернути на результати досліджень, наведених у статті [7]. У ній розглядається застосування фізично-обґрунтованих нейронних мереж (PINN) у сфері енергосистем. Основна ідея полягає в тому, що глибоке навчання має значний потенціал у вирішенні складних завдань у енергосистемах, зокрема і газопроводах, але стикається з численними викликами, такими як високі вимоги до якості та кількості даних для навчання, можливість отримання фізично некоректних або несумісних рішень, низька узагальнюваність і слабка інтерпретованість результатів.

Значна увага розробці моделей оцінки та прогнозування стану морських нафтогазових трубопроводів із використанням штучних нейронних мереж присвячена у статті [7]. Зазначено, що трубопроводи є найнадійнішим методом транспортування нафти та газу, але вони піддаються зносу та деградації. Зокрема розроблено моделі, які враховують кілька факторів, що впливають на стан трубопроводів, окрім корозії. Використано метод штучних нейронних мереж, навчених на історичних даних трьох морських трубопроводів у Катарі. Досягнуто високої точності (понад 97%) при прогнозуванні стану трубопроводів на тестових даних.

Стаття [8] присвячена використанню глибокого навчання, зокрема графових нейронних мереж (GNN), для вимірювання теплоти згоряння природного газу в процесі його транспортування. В ній зазначено, що традиційні методи (регресійні моделі, випадкові ліси, SVM)

добре прогнозують теплоту згоряння, але мають обмеження при збільшенні складності системи. Глибоке навчання, особливо GNN, здатне моделювати складні топологічні та часові зв'язки у газопровідній мережі. Запропоновано використання **графової нейронної мережі (GNN)** для врахування топології трубопроводів та їх динамічних характеристик. Досягнуто **покращення точності до 62%** (коефіцієнт детермінації R^2) та **зниження помилки до 50%** (MAE, MAPE, RMSE) порівняно зі звичайними алгоритмами глибокого навчання.

У статті [9] основна увага приділена проблемі накопичення рідини в газопроводах, що може знизити ефективність транспортування газу, підвищити рівень корозії та викликати серйозні гідродинамічні явища, такі як сильні гідравлічні удари. Для покращення точності розрахунків автори пропонують використання фізично-інформованої нейронної мережі (PINN), яка базується лише на фізичних обмеженнях двофазного потоку «газ-рідина» (GLF) і не потребує навчальних даних. Її ефективність перевірена на основі 89 експериментальних наборів даних і порівняна з трьома існуючими моделями. Дослідження показало, що фізично-інформована нейронна мережа забезпечує кращі результати в широкому діапазоні вхідних даних.

Висвітлення невирішених раніше частин загальної проблеми

Більшість попередніх досліджень фокусуються на загальних аспектах застосування нейронних мереж у газорозподільних системах, тоді як їх використання безпосередньо в проєктному розрахунку мереж низького тиску залишається недостатньо вивченим. Попри значний розвиток методів проєктування систем газопостачання, досі існує низка проблем, які потребують додаткових досліджень. Зокрема, застосування нейронних мереж у виконанні проєктних розрахунків ділянок газопостачання залишається відносно новим напрямом. До невирішених аспектів цієї проблеми можна віднести:

- недостатня кількість якісних навчальних даних – більшість існуючих моделей потребують великих обсягів достовірної інформації щодо параметрів газопостачальних мереж, що ускладнює їх ефективне тренування;

- визначення оптимальної архітектури нейронних мереж – питання вибору глибини та структури нейромереж для різних типів газопостачальних систем залишається відкритим;

- інтеграція з традиційними методами розрахунків – необхідно розробити методики поєднання нейронних мереж із класичними інженерними підходами для підвищення точності прогнозів;

- оцінка надійності та верифікація результатів – проблема верифікації розрахунків, отриманих за допомогою нейромереж, залишається актуальною, оскільки такі моделі часто виступають як "чорна скринька" без пояснюваності рішень.

Розв'язання зазначених проблем сприятиме підвищенню ефективності проектування газопостачальних мереж, скороченню часу розрахунків та оптимізації витрат на їх реалізацію.

Формулювання цілей статті

Ціль статті полягає у розробці методології використання нейронних мереж для проведення проєктних та енергетичних розрахунків систем газопостачання, що дозволить забезпечити оптимізацію параметрів цих систем з урахуванням специфічних умов експлуатації та навантажень. Стаття ставить за мету підвищення точності, ефективності та адаптивності проектування газопостачальних мереж шляхом інтеграції сучасних технологій глибокого навчання, а також порівняння їх з традиційними інженерними підходами. Основна мета включає:

- аналіз можливостей застосування глибокого навчання, а саме штучних нейронних мереж, для проведення проєктних розрахунків ділянок систем газопостачання;

- розробку алгоритму генерації наборів тренувальних даних на основі існуючих газодинамічних залежностей руху газу в газопроводах з метою отримання широкого спектру симуляційних даних режимів роботи газопроводу;

- розробка конфігурації та методів глибокого навчання, що дасть можливість із заданою високою точністю проводити проєктні розрахунки ділянок систем газопостачання;

- підтвердження точності проєктних параметрів отриманих за допомогою ШНМ шляхом верифікації з параметрами, обчисленими аналітичними методами.

Ця стаття має на меті обґрунтування можливості застосування штучних нейронних мереж для проведення проєктних та гідравлічних розрахунків ділянок газових мереж в широкому спектрі можливих режимів їх роботи.

Висвітлення основного матеріалу дослідження

Проєктний розрахунок систем газопостачання передбачає вибір необхідних діаметрів ділянок мережі, за яких перепад тиску газу на них буде близьким до заданого. Параметрами, що впливають на величину діаметра ділянки, є проєктний тиск на початку і в кінці ділянки, її довжина, максимальна витрата та фізичні властивості газу. Газові мережі мають складну геометричну конфігурацію, складаються з безлічі ділянок, які геометрично і гідравлічно зв'язані між собою. Це призводить до того, що вибір діаметра на одній ділянці впливає на подальші проєктні розрахунки ділянок, що живляться після неї. В цих умовах, для кожної ділянки може бути вибраний не один, а декілька варіантів проєктних діаметрів, які відрізняються економічними та технічними показниками. Результатом проєктного розрахунку є множина різних варіантів конфігурації системи, де найбільш оптимальний вибирається за результатами техніко-економічного аналізу.

Існують два методи, які використовуються для проектування ділянок газових мереж. Перший з них – це графоаналітичний метод, який передбачає використання номограм. Це графічні залежності побудовані на основі аналітичних розрахунків з урахуванням деяких спрощень. Їх застосовують для визначення проєктного діаметра та фактичного перепаду тиску газу на ділянці. До переваг даного підходу можна віднести:

- швидкість розрахунків – номограми дозволяють швидко отримати результат без складних обчислень;

- простота використання – вони не вимагають наявності глибоких математичних знань чи спеціалізованого програмного забезпечення.

- наочність – графічне представлення допомагає краще зрозуміти взаємозв'язки між витратою, перепадом та діаметром ділянки;

- можливість застосування в польових умовах – метод не залежить від комп'ютерних технологій і може бути використаний у практичних ситуаціях;

- зручність для попередніх оцінок – підходить для швидкої перевірки проєктних рішень.

Але одночасно з перевагами, такий підхід має і ряд недоліків:

- низька точність – метод дає лише наближені результати, оскільки номограми мають певні обмеження точності;

- обмеженість діапазону розрахунків – номограми створюються для конкретних умов

і можуть не враховувати всі можливі варіанти роботи мережі;

- складність побудови номограм – якщо потрібна номограма для нетипових умов, її розробка може бути складною і трудомісткою;
- суб'єктивний фактор – зчитування даних із номограм може залежати від інтерпретації користувача, що призводить до похибок;
- необхідність друкованих матеріалів – у цифрову епоху метод менш зручний у порівнянні з комп'ютерним моделюванням.

Загалом графоаналітичний метод із використанням номограм є корисним для швидких інженерних оцінок, але для точних розрахунків і складних мереж зазвичай застосовують числові методи або спеціалізоване програмне забезпечення.

Другий же метод розрахунку передбачає виключно аналітичний розрахунок проєктних параметрів, побудований на основі аналітичних залежностей, які описують газодинамічні процеси в газопроводах, і дозволяє визначити параметри газорозподільних систем з високою точністю. До переваг даного методу слід віднести:

- висока точність – на відміну від графоаналітичних методів, розрахунки базуються на точних математичних залежностях, що мінімізує похибки;
- гнучкість – метод можна застосовувати для будь-яких конфігурацій мереж, незалежно від складності;
- об'єктивність – розрахунки не залежать від суб'єктивного фактору (наприклад, похибок у зчитуванні номограм);

Не зважаючи на суттєві переваги, такий підхід має наступні недоліки:

- складність розрахунків – такий метод потребує глибокого розуміння теорії газодинаміки та передбачає використання методу послідовних наближень, для визначення необхідних проєктних параметрів ділянок [11];
- потреба в автоматизації – для складних мереж необхідно використовувати спеціалізовані програми, що може бути високовартісним або потребувати додаткового навчання.

Аналітичний метод є найточнішим і універсальним способом розрахунку газових мереж низького тиску, але його складність і трудомісткість роблять його менш зручним для ручних розрахунків. Тому у сучасних умовах він найчастіше використовується у поєднанні з комп'ютерним моделюванням для оптимізації та автоматизації процесу.

В роботі пропонується використання штучних нейромереж для проведення аналітичних

проєктних розрахунків ділянок систем газопостачання. Використання такого підходу замість номограм для проведення графоаналітичних розрахунків проєктних параметрів ділянок систем газопостачання дає значні переваги, зокрема:

- автоматизація розрахунків – нейромережа може виконувати розрахунки без потреби у ручному зчитуванні даних, що усуває людський фактор і знижує ймовірність помилок;
- гнучкість у розрахунках – на відміну від номограм, які розраховані для певних умов, нейромережа може адаптуватися до різних параметрів газової мережі, включаючи зміни у матеріалах та сортаменту труб, витратах газу, тощо;
- висока точність – сучасні алгоритми машинного навчання можуть забезпечити більш точні результати, ніж номограми, які мають обмежену точність через округлення та графічні похибки;
- можливість врахування багатьох факторів – нейромережа може враховувати великий набір вхідних параметрів (температурні зміни, реальні втрати тиску, зношеність трубопроводів тощо), що складно реалізувати в традиційних методах;
- інтерактивність і доступність – модель нейромережі може бути реалізована у вигляді веб-додатку або простого програмного забезпечення, яке буде доступне будь-де та не потребуватиме реалізації складних алгоритмів аналітичних розрахунків або ручного пошуку потрібної номограми.

Поряд з такими перевагами існує і головний недолік – потреба у великій кількості навчальних даних, щоб нейронна мережа могла навчитися на них і надалі працювати точно. Враховуючи різноманітність вхідних параметрів, а також широкий спектр їхніх величин, кількість варіантів наборів даних повинна обчислюватися десятками тисяч штук. Зібрати такі дані в проєктних організаціях є нереальним завданням на даний час. Відповідно єдиним можливим рішенням цієї задачі є використання математичного моделювання для генерування необхідного обсягу даних.

Як було зазначено вище, проєктні параметри ділянок можуть бути обчислені аналітичними залежностями, використовуючи алгоритми побудовані на основі методу послідовних наближень [11]. В Україні розрахунки систем газопостачання проводяться згідно норм і рекомендацій чинного нормативного документа ДБН В.2.5-20:2018 “Газопостачання” [11]. На основі наведених там залежностей та рекомен-

дацій розроблено алгоритм та методику для створення набору тренувальних даних нейромережі, для проведення проєктних розрахунків систем газопостачання низького тиску.

Основним вихідним параметром для проєктного розрахунку ділянки мережі низького тиску є середній гідравлічний нахил в мережі. Він характеризує питомі втрати тиску газу на ділянках і може бути визначений за формулою:

$$I_{cp} = \frac{\Delta P_{don}}{1,1L_o}, \quad (1)$$

де ΔP_{don} – допустимі втрати тиску в мережі, Па;

L_o – довжина найбільш протяжного основного напрямку руху газу в газовій мережі, м.

Наведемо в таблиці 1 граничні значення середнього гідравлічного нахилу та інших вихідних параметрів для генерації тренувальних даних нейронної мережі.

Таблиця 1 – Граничні вихідні параметри для генерації набору тренувальних даних нейромережі

Параметр	Мінімальне значення	Максимальне значення
Середній гідравлічний нахил I_{cp} , Па/м	0,1	40
Розрахункова витрата газу за нормальних умов Q_p , м ³ /год	1	20000
Густина природного газу за нормальних умов ρ_n , кг/м ³	0,72	0,78
Кінематична в'язкість природного газу за нормальних умов ν_n , м ² /с	$1,32 \cdot 10^{-5}$	$1,43 \cdot 10^{-5}$

Кожен набір вихідних даних для тренування нейромережі повинен бути порашований для певного значення гідравлічного нахилу, розрахункової витрати, густини та кінематичної в'язкості газу. Для цього використовуючи метод *Randomize* отримуємо випадкове значення даних параметрів у зазначених вище межах.

Використовуючи метод послідовних наближень, визначаємо мінімально необхідний стандартизований діаметр ділянки газової мережі низького тиску, використовуючи сортамент поліетиленових газопроводів згідно чинних нормативних документів [1]. Для цього в першому наближенні приймаємо діаметр газопроводу, рівний найменшому, що дозволено

використовувати при підземному прокладанні газових мереж – 40x3,7 мм з внутрішнім діаметром 32 мм. Для вибраного діаметра визначаємо режим руху газу шляхом обчислення числа Рейнольдса згідно з ДБН В.2.5-20:

$$Re = 0.0354 \frac{Q_p}{d \cdot \nu_n}, \quad (2)$$

де d – внутрішній діаметр газопроводу, см.

Розрахунковий гідравлічний нахил на ділянці газової мережі низького тиску залежно від режиму руху газу визначаємо :

- при ламінарному режимі ($Re \leq 2000$)

$$I_p = 1,132 \cdot 10^6 \frac{Q_p \nu_n \rho_n}{d^4}, \quad (3)$$

- при критичному режимі ($2000 < Re < 4000$)

$$I_p = 0,516 \frac{Q_p^{2,333} \rho_n}{d^{5,333} \nu_n^{0,333}}, \quad (4)$$

- при турбулентному режимі для всіх зон гідравлічного тертя ($Re > 4000$)

$$I_p = 69 \left(\frac{k_e}{d} + 1922 \frac{\nu_n d}{Q_p} \right)^{0,25} \frac{Q_p^2}{d^5} \rho_n. \quad (5)$$

Отримане значення розрахункового гідравлічного нахилу порівнюємо з значенням середнього гідравлічного нахилу. Якщо $I_p > I_{cp}$ тоді слід прийняти з сортаменту поліетиленових газопроводів наступний більший діаметр газопроводу і провести наступний цикл обчислення розрахункового гідравлічного нахилу, починаючи з формули (2). Обчислення слід проводити до тих пір, доки не буде визначено мінімальний діаметр газопроводу, для якого виконуватиметься умова:

$$I_p \leq I_{cp}. \quad (6)$$

Таким чином отримуємо мінімальне значення діаметра газопроводу, для якого фактичний розрахунковий гідравлічний нахил є меншим або рівним середньому проєктному значенню (1).

Використовуючи середовище таблиць Excel та мову програмування Visual Basic, створено програмний код, який дає можливість згенерувати необхідну кількість навчальних даних для тренування нейромережі за наведеним вище алгоритмом. Для наочності в таблиці 2 наведемо приклад отриманих наборів даних.

На рисунку 1 наведено загальну структуру нейронної мережі для проведення проєктного розрахунку ділянок систем газопостачання. Вона складається з двох незалежних частин, де перша відповідає за обчислення необхідного

Таблиця 2 – Формат набору вихідних даних для навчання нейромережі визначенню проєктних параметрів ділянок газових мереж низького тиску

№	Густина газу ρ_n , кг/м ³	Кінематична в'язкість газу ν_n , м ² /с	Розрахункова витрата газу Q_p , м ³ /год	Середній гідравлічний нахил $I_{сер}$, Па/м	Розрахунковий гідравлічний нахил I_p , Па/м	Внутрішній діаметр газопроводу d , см	Стандартизований діаметр газопроводу, мм
1	0.778	0.0000137	106	28.73	22.8	5.58	63x3,6
2	0.766	0.0000134	110	35.91	23.89	5.58	63x3,6
3	0.757	0.0000134	17	20.42	11.18	3.26	40x3,7
4	0.756	0.0000133	3864	0.46	0.36	49.66	560x31,7
5	0.753	0.0000140	7811	15.1	11.74	31.48	355x20,1
6	0.73	0.0000138	1941	13.79	8.36	19.94	225x12,8
7	0.764	0.0000138	15820	13.81	13.57	39.9	450x25,5
8	0.759	0.0000135	38	30.29	10.88	4.42	50x2,9
...	...	...	...	...	...	...	...
20000	0.738	0.0000134	2125	13.9	9.92	19.94	225x12,8

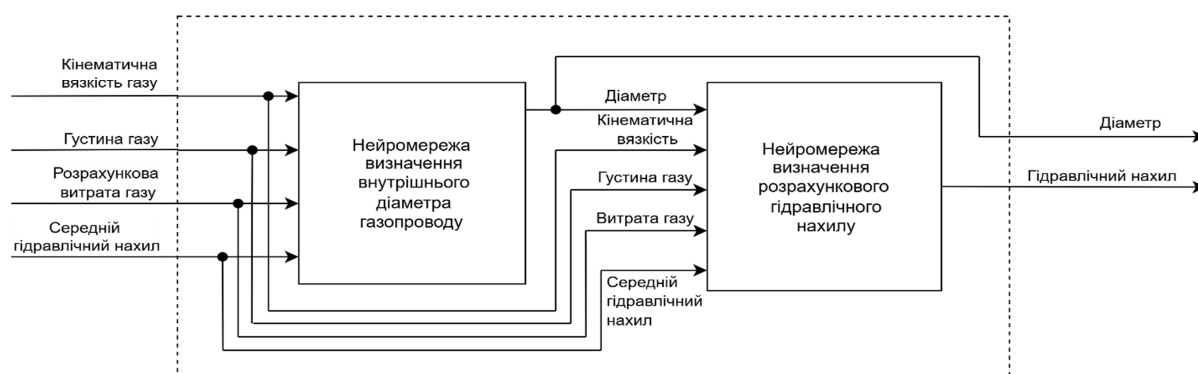


Рисунок 1 – Структура нейронної мережі для проведення проєктних розрахунків ділянок мереж систем газопостачання

діаметра ділянки газопроводу, а друга визначає розрахунковий гідравлічний нахил на ділянці, використовуючи попередньо-обчислений діаметр як додатковий вхідний параметр.

Для реалізації та навчання цієї моделі вибрано бібліотеку TensorFlow та її надбудову Keras [13], оскільки це відкрита бібліотека машинного навчання, розроблена компанією Google, яка використовується для створення, навчання та розгортання моделей штучного інтелекту. TensorFlow спеціально розроблений для ефективної роботи з нейронними мережами та моделювання складних залежностей. Моделювання здійснюється на мові Python.

Проведені численні дослідження [1, 2, 3, 4] вказують на те, що нормативні залежності, які наведені в чинному ДБН В.2.5-20, з похибкою від 5 до 10 % описують фактичні газодинамічні процеси, що мають місце в поліетиленових газопроводах. Відштовхуючись від цього, метою дослідження було визначити таку конфігурацію та параметри нейронної мережі, для якої похибка обчислення діаметру газопроводу

та фактичного гідравлічного нахилу у ньому не перевищувала би 10% для будь якої комбінації вхідних параметрів у всьому діапазоні можливих їх значень.

Шляхом проведених досліджень встановлено, що проєктний діаметр газопроводу може бути визначений з високою достовірністю нейронною мережею, яка наведена на рисунку 2, за таких параметрів навчання:

- функція активації для прихованих шарів – relu ;
- алгоритм навчання – метод зворотньо-поширення помилки;
- кількість епох (циклів) навчання – до 10000.

Дана мережа складається одного вхідного шару, який містить чотири вхідних перцептрони, семи прихованих шарів та вихідного шару з одним перцептроном, що виводить значення внутрішнього діаметра.

Що стосується іншої частини нейронної мережі, що відповідає за прогнозування фактичного гідравлічного нахилу на ділянці газо-

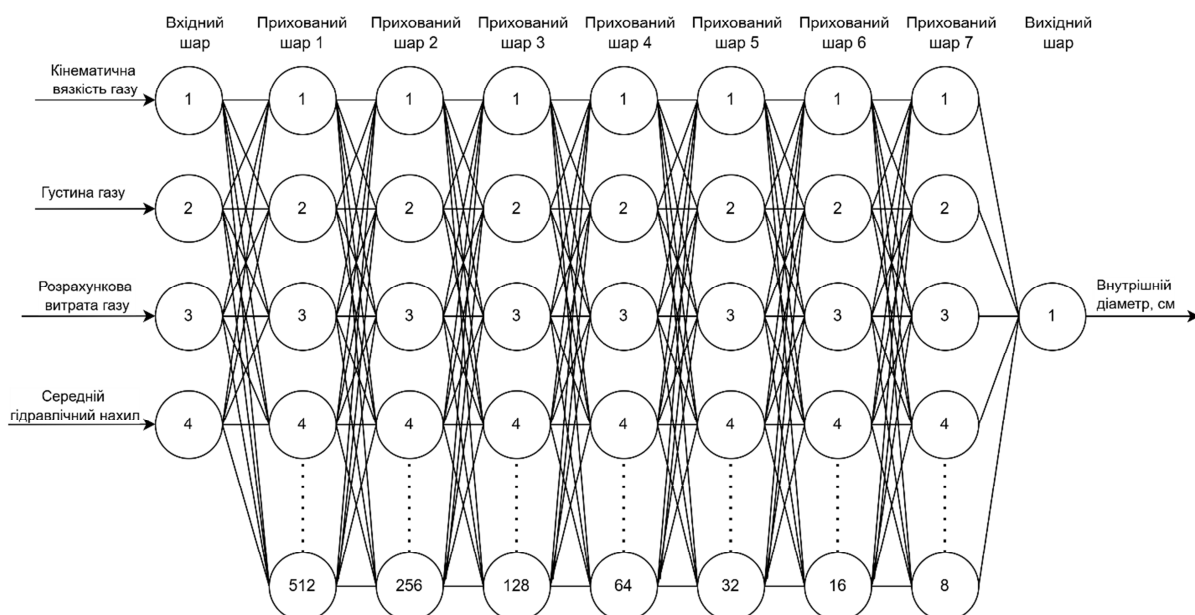


Рисунок 2 – Конфігурація нейронної мережі для прогнозування проєктного діаметра газової мережі низького тиску

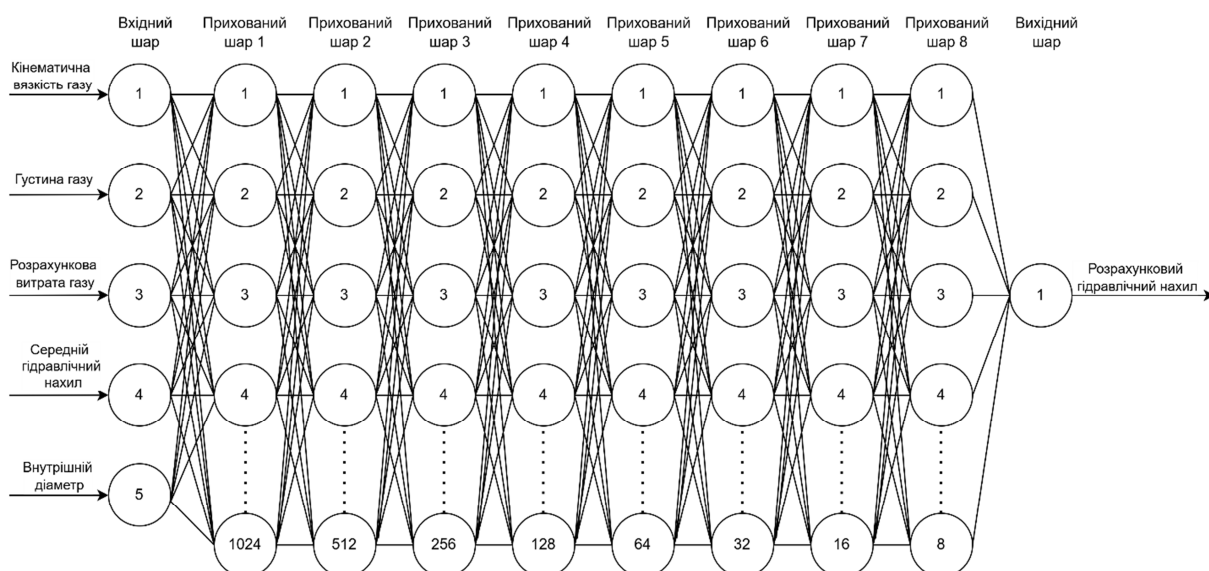


Рисунок 3 – Конфігурація нейронної мережі для прогнозування фактичного гідрравлічного нахилу на ділянці газової мережі низького тиску

проводу, то дослідження показали, що конфігурація, яка наведена на рисунку 3, з високою достовірністю прогнозує даний параметр.

Для її навчання було використано наступні параметри:

- кількість шарів – 10 (вхідний, вихідний, 8 прихованих);
- функція активації для прихованих шарів – *relu*;
- алгоритм навчання – метод зворотного поширення помилки;
- кількість епох (циклів) навчання – до 20000.

Перевірка достовірності прогнозування проєктних параметрів газових ділянок нейронною мережею здійснена на основі нового набору з 10000 вихідних даних, отриманих за допомогою алгоритму (2) - (6). Для кожного окремого стандартизованого значення діаметра відхилення прогнозованих значень від фактичних визначено шляхом обчислення середньоквадратичної похибки за наступною формулою:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_i^*)^2, \quad (7)$$

де n – кількість точок, шт;

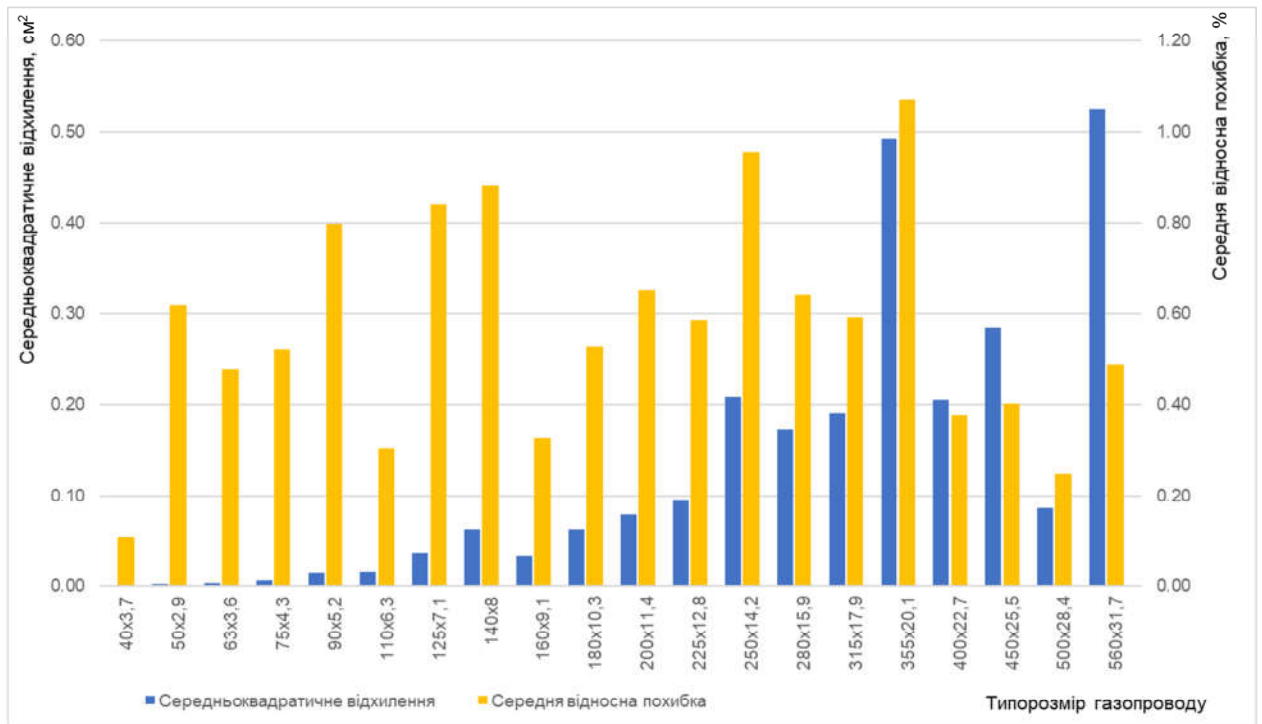


Рисунок 4 – Результати обчислення середньоквадратичного відхилення та середньої відносної похибки визначення внутрішнього діаметра газопроводу нейромережею

Y_i – фактичне значення;

Y_i^* – прогнозоване значення.

На рисунку 4 наведено результати обчислення середньоквадратичного відхилення та середньої відносної похибки прогнозованого значення внутрішнього діаметра газопроводу для всього набору вихідних даних. Враховуючи, що в ДБН В.2.5-20 внутрішній діаметр наведений в см, середньоквадратичне відхилення також наведено в cm^2 .

Як видно з результатів обчислення проєктних параметрів газопроводів, середньоквадратичне відхилення складає менше $0,55 \text{ cm}^2$ для всіх діаметрів ділянок, а середнє значення відносної похибки не перевищує 1,1 %. Це свідчить про високу достовірність прогнозування величини проєктного діаметра за допомогою нейромережі. Як приклад, на рисунку 5 для діаметра 355x20,1мм наведено масив величин відносної похибки для кожного з варіантів вихідних даних обчислення даного діаметра. Аналіз результатів свідчить про те, що максимальна відносна похибка для газопроводу 355x20,1мм є менше 9 %, а для переважної більшості точок вона складає менше 1 %. Подібна картина спостерігається і для інших діаметрів ділянок газопроводів.

Результати обчислення достовірності прогнозування фактичного гідравлічного нахилу з урахуванням результатів розрахунку діаметра ділянки наведені на рисунку 6.

Аналіз результатів обчислення засвідчив, що максимальна відносна середня похибка не перевищує 5%, а максимальне середньоквадратичне відхилення складає менше $0,9 (\text{Па/м})^2$. Це свідчить про те, що запропонована конфігурація та методи навчання нейромережі дають можливість їй з високою достовірністю прогнозувати необхідні параметри.

Як приклад, наведемо на рисунку 7 відносну похибку обчислення фактичного гідравлічного нахилу для всіх варіантів вихідних даних газопроводу 280x15,9мм. Як видно з графічної залежності, похибка обчислень не перевищує 10%, що і є початковою задачею досліджень конфігурації мережі.

Це свідчить про те, що запропонована конфігурація нейронної мережі та параметри її навчання дають можливість з високою достовірністю прогнозувати необхідні проєктні параметри газопроводу.

Висновки

У рамках наведених досліджень розглянуто можливість застосування нейронних мереж для проведення гідравлічних розрахунків систем газопостачання та сформовано методологію їх впровадження в процес проєктування ділянок газових мереж низького тиску.

Зокрема розроблено алгоритм генерації симуляційних даних для проведення навчання нейромережевої моделі згідно з чинними нор-

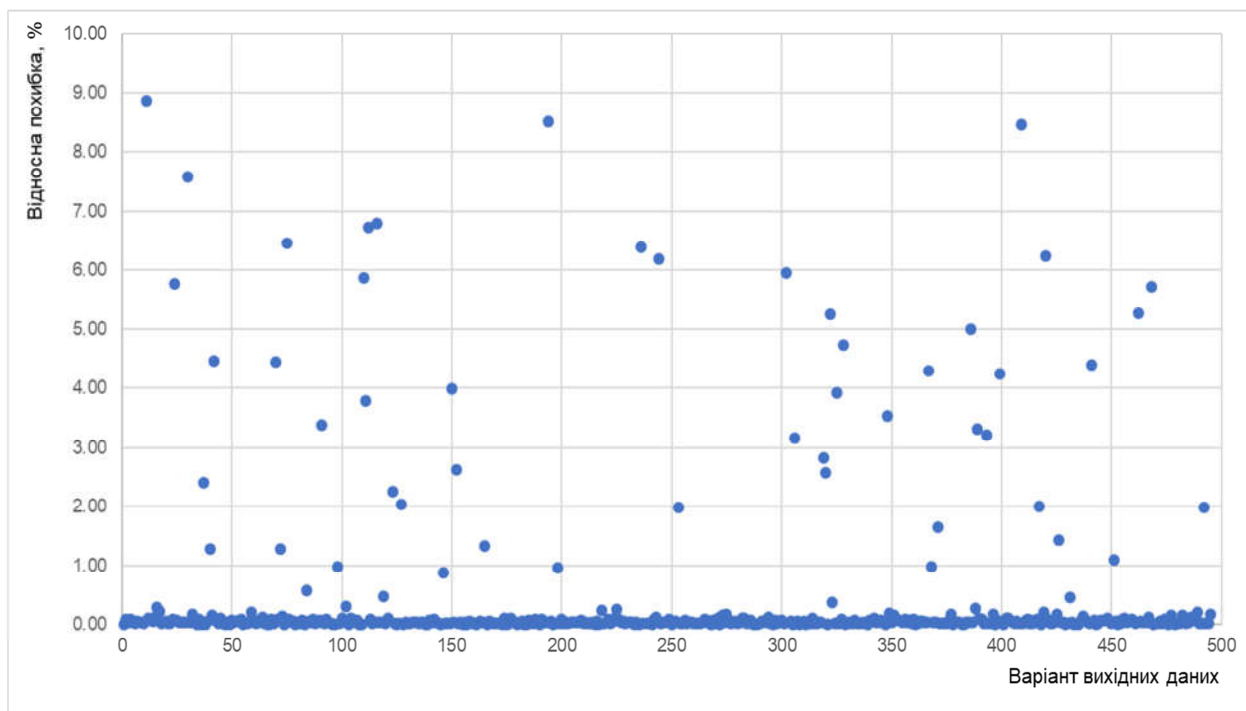


Рисунок 5 – Величини відносної похибки прогнозування газопроводу діаметром 355х20,1мм для кожного з варіантів вихідних даних

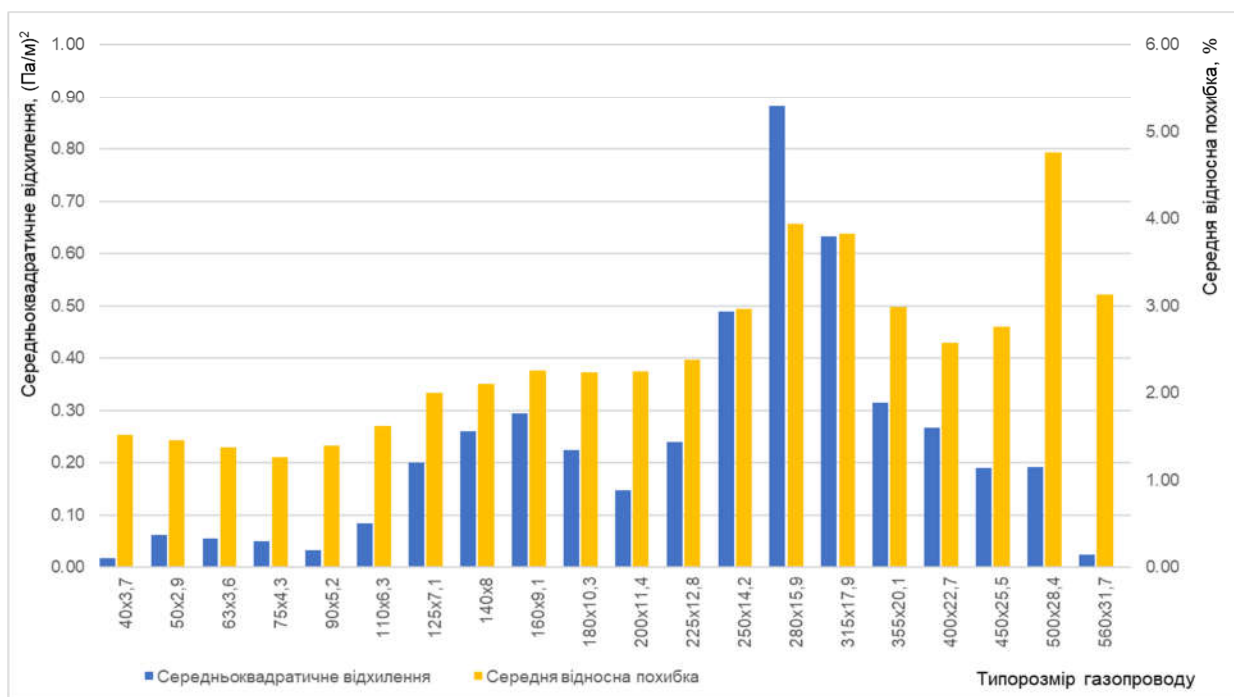


Рисунок 6 – Результати обчислення достовірності прогнозування фактичного гідравлічного нахилу ділянки газової мережі низького тиску

мами технологічного проєктування ДБН В.2.5-20:2018. Це дало можливість отримати перелік вхідних даних в повному спектрі можливих режимів роботи ділянок газових мереж для всього сортаменту поліетиленових газопроводів.

Запропоновано конфігурацію та параметри навчання штучної нейронної мережі, які з високою достовірністю прогнозують проєктні

параметри газопроводів систем газопостачання в широкому діапазоні режимів їх роботи. Порівняльний аналіз результатів прогнозування із традиційним аналітичним методом підтвердив високу точність запропонованого підходу, а також швидкість обчислень та здатність адаптуватися до динамічних змін вхідних параметрів. Це дозволяє розглядати можливість засто-

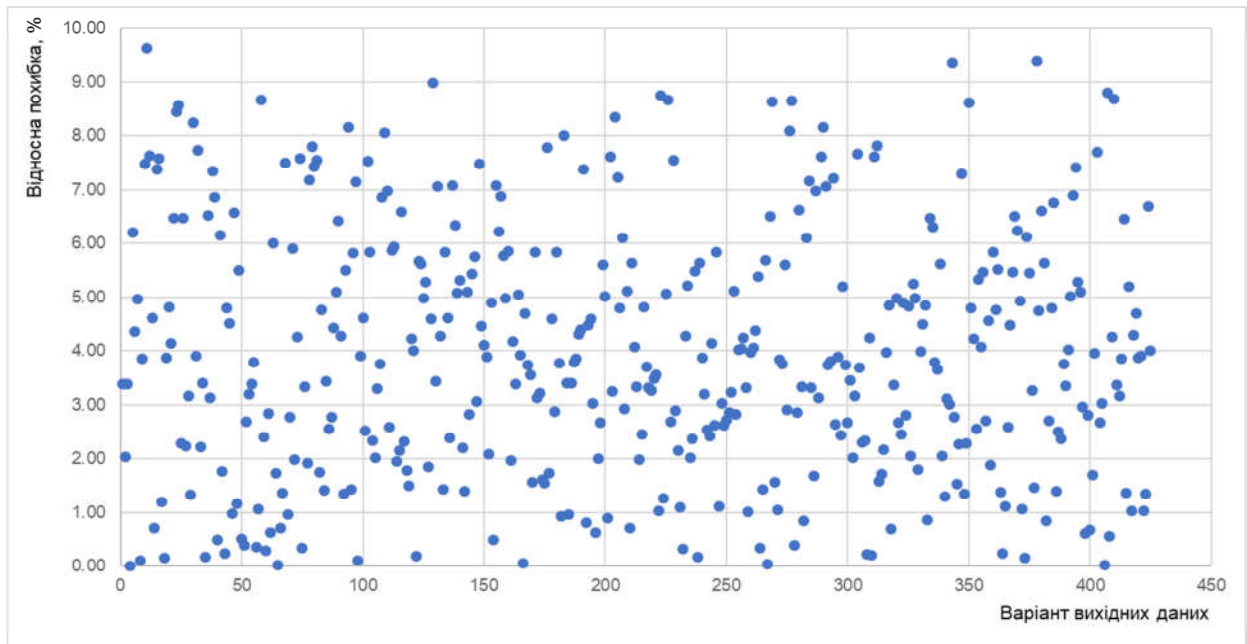


Рисунок 7 – Відносна похибка обчислення фактичного гідравлічного нахилу для всіх варіантів вихідних даних газопроводу 280x15,9мм

сування ШНМ як доповнення до традиційних методів розрахунку режимів роботи ділянок газових мереж, особливо в випадках, де потрібно моделювати параметри роботи ділянок на основі реальних даних їх експлуатації, або за умовах, які не враховуються класичними гідродинамічними залежностями.

Отримані результати свідчать про можливість застосування отриманої нейронної моделі в системах інтелектуальних програмних комплексів, що автоматизують проектування та управління газопостачальними мережами. Це сприятиме підвищенню надійності, ефективності та безпеки запроектованих систем. Зокрема використання ШНМ у поєднанні з великими даними (Big Data) та Інтернетом речей (IoT)

дозволить значно підвищити ефективність управління газопостачальними системами.

Робота сприяє розвитку методології застосування штучного інтелекту у газодинамічних розрахунках і є основою для подальших досліджень у сфері прогнозування, оптимізації та аналізу енергетичних систем з використанням штучного інтелекту.

Подяки

Відсутні.

Конфлікт інтересів

Відсутній.

Список використаних джерел

1. Ксенич А. І., Середюк М. Д., Височанський І. І. Методика гідравлічного розрахунку кільцевих газових мереж низького тиску із зосередженим відбором газу. *Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ*. 2015. № 1(54). С. 97–104. URL: <http://elar.nung.edu.ua/bitstream/123456789/2938/1/4899p.pdf> (дата звернення: 17.03.2025).
2. Ксенич А.І. Розрахунок газових мереж низького тиску з урахуванням зосередженого відбору газу по довжині ділянок. *Науковий вісник Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу*. 2015. № 1(38). С.101-109. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/73903601.pdf> (дата звернення: 17.03.2025).
3. Ксенич А.І. Особливості розподілу газу в системах газопостачання із поліетиленових труб. *Нафтогазова енергетика*. 2015. № 1(23). С.17-24. URL: <https://www.nge.nung.edu.ua/index.php/nge/article/view/328/312> (дата звернення: 17.03.2025).
4. Середюк М. Д., Ксенич А.І. Особливості газодинамічних процесів у поліетиленових газопроводах систем газопостачання. *Нафтогазова галузь України*. 2015. № 3. С. 28-30. URL: <http://elar.nung.edu.ua/bitstream/123456789/276/3/5208p.pdf> (дата звернення: 17.03.2025).

5. An optimization of artificial neural network modeling methodology for the reliability assessment of corroding natural gas pipelines. K. Wen et al. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. 2019. No. 60. P. 1–8. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2019.03.010>. (дата звернення: 14.03.2025).
6. Deeppipe: Theory-guided neural network method for predicting burst pressure of corroded pipelines. Yunlu Ma et al. *ScienceDirect*. 2022. № 162. P. 595–609. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.psep.2022.04.036> (дата звернення: 17.03.2025).
7. Bin Huang, Jianhui Wang. Applications of Physics-Informed Neural Networks in Power Systems - A Review. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2023. № 38. P. 572–588. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2022.3162473> (дата звернення: 16.03.2025).
8. Artificial neural network models for predicting condition of offshore oil and gas pipelines. Mohammed S. El-Abbasy et al. *ScienceDirect*. 2014. № 45. P. 50–65. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2014.05.003> (дата звернення: 11.03.2025).
9. A graph neural network (GNN) method for assigning gas calorific values to natural gas pipeline networks. Zhaoming Yang et al. *ScienceDirect*. 2023. № 278. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127875> (дата звернення: 12.03.2025).
10. Calculation for critical gas velocity of liquid accumulation in inclined pipelines: a method based on physics-informed neural network. Xinru Zhang та ін. *Journal of Pipeline Science and Engineering*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpse.2025.100257> (дата звернення: 22.03.2025).
11. ДБН В.2.5-20:2018. Газопостачання. [Чинний від 2019-07-01]. Вид. офіц. Київ. Укрархбудінформ. 2019. 115 с
12. Гончарук М. І., Середюк М. Д., Шелудченко В. І. Довідник з газопостачання населених пунктів України. Івано-Франківськ : Сімік, 2006. 1313 с.
13. Keras documentation: Keras 3 API documentation. *Keras: Deep Learning for humans*. URL: <https://keras.io/api/> (дата звернення: 30.01.2025).

References

1. Ksenych, A. I. & Serediuk, M. D., Vysochanskyi, I. I. (2015) Metodyka hidravlichnoho rozrakhunku kiltsevykh hazovykh merezh nyzkoho tysku z zoseredzhenym vidborom hazu. *Rozvidka ta rozrobka naftovykh i hazovykh rodovysch*. 1(54). 97–104. URL: <http://elar.nung.edu.ua/bitstream/123456789/2938/1/4899p.pdf> (application date: 17.03.2025) [in Ukrainian]
2. Ksenych, A.I. (2015) Rozrakhunok hazovykh merezh nyzkoho tysku z urakhuvanniam zoseredzhenoho vidboru hazu po dovezhyi dilianok. *Naukovyi visnyk Ivano-Frankivskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu nafty i hazu*. No 1(38). S.101-109. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/73903601.pdf> (application date: 17.03.2025). [in Ukrainian]
3. Ksenych, A.I. (2015) Osoblyvosti rozpodilu hazu v systemakh hazopostachannia iz polietylenovykh trub. *Naftohazova enerhetyka. Ivano-Frankivskiy natsionalnyi tekhnichnyi universytet nafty i hazu*. 1(23). 17-24. URL: <https://www.nge.nung.edu.ua/index.php/ng/article/view/328/312> (application date: 17.03.2025). [in Ukrainian]
4. Serediuk, M. D. & Ksenych A.I. (2015) Osoblyvosti hazodynamichnykh protsesiv u polietylenovykh hazoprovodakh system hazopostachannia. *Naftohazova haluz Ukrainy*. 3. 28-30. URL: <http://elar.nung.edu.ua/bitstream/123456789/276/3/5208p.pdf> (application date: 17.03.2025). [in Ukrainian]
5. K. Wen et al. (2019) An optimization of artificial neural network modeling methodology for the reliability assessment of corroding natural gas pipelines. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*. 60. 1–8. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2019.03.010>. (application date: 14.03.2025).
6. Deeppipe: Theory-guided neural network method for predicting burst pressure of corroded pipelines. Yunlu Ma et al. *ScienceDirect*. 2022. 162. 595–609. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.psep.2022.04.036> (application date: 17.03.2025).
7. Bin Huang & Jianhui Wang. (2023) Applications of Physics-Informed Neural Networks in Power Systems - A Review. *IEEE Transactions on Power Systems*. 38. 572–588. DOI: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2022.3162473> (application date: 16.03.2025).
8. Mohammed, S. El-Abbasy & al (2014) Artificial neural network models for predicting condition of offshore oil and gas pipelines. *ScienceDirect*. 45. 50–65. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2014.05.003> (application date: 11.03.2025).

9. Zhaoming, Yang et al. (2023) A graph neural network (GNN) method for assigning gas calorific values to natural gas pipeline networks. *ScienceDirect*. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.127875> (application date: 12.03.2025).
10. Xinru, Zhang et al. (2025) Calculation for critical gas velocity of liquid accumulation in inclined pipelines: a method based on physics-informed neural network. *Journal of Pipeline Science and Engineering*. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jpse.2025.100257> (application date: 22.03.2025).
11. DBN V.2.5-20:2018. Hazopostachannia. [Chynnyi vid 2019-07-01]. Vyd. ofits. Kyiv. Ukrarkhbudininform. 2019. [in Ukrainian]
12. Honcharuk, M. I., Serediuk, M. D. & Sheludchenko V. I. Dovidnyk z hazopostachannia naselenykh punktiv Ukrainy. Ivano-Frankivsk : Simyk, 2006. [in Ukrainian]
13. Keras documentation: Keras 3 API documentation. Keras: Deep Learning for humans. URL: <https://keras.io/api/> (application date: 30.01.2025). [in Ukrainian]

THE USE OF NEURAL NETWORKS FOR DESIGN CALCULATIONS OF GAS SUPPLY SYSTEMS IN SETTLEMENTS

Ksenych A. I.

Candidate of Technical Sciences, associate professor
Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas
76019, Karpatska Str., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine
<https://orcid.org/0009-0007-6569-951X>
e-mail: andrii.ksenych@nung.edu.ua

Ivanov O. V.

Candidate of Technical Sciences, associate professor
Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas
76019, Karpatska Str., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0001-6398-1510>
e-mail: oleksandr.ivanov@nung.edu.ua

Abstract. The article explores the application of neural networks for performing hydraulic calculations in gas supply systems. The primary objective of the study is to develop a configuration and methodology for applying machine learning to predict design and energy parameters of gas networks, taking into account a wide range of load conditions along pipeline sections. Traditional design methods, including mathematical and hydrodynamic models, have certain limitations in terms of computational speed and adaptability to dynamic changes that may occur under real operating conditions of gas supply systems. The paper proposes the use of neural networks, particularly deep learning techniques, to automate and enhance the design process. The key stages and requirements for training neural networks to solve gas supply system design tasks are defined, including data selection, network architecture configuration, and accuracy assessment of the obtained results. The study highlights the importance of high-quality data preparation and proper parameter selection to ensure model adaptability to the specific conditions of each gas distribution system. One of the critical aspects addressed in the paper is the comparison of neural networks with traditional calculation methods, such as hydrodynamic models and other mathematical approaches. The advantages and limitations of neural networks are evaluated, emphasizing their ability to quickly adapt to changing conditions and to accurately predict parameters of gas supply systems. The article also presents recommendations for integrating neural networks into existing software tools for gas supply system design, combining traditional engineering methods with advanced technologies to improve design efficiency. Special attention is given to the potential of deep learning to enhance prediction accuracy and to optimize design parameters under dynamic operating conditions. Through verification and accuracy assessment of neural network predictions, the study demonstrates that artificial neural networks can reliably forecast design and energy parameters across a broad range of operating modes. The results of the research provide a foundation for the development of new approaches to the design and optimization of gas supply systems that meet current requirements for efficiency, accuracy, and adaptability under variable loads and conditions.

Key words: gas pipeline, design calculation, gas distribution system, gas networks, neural networks, deep learning, TensorFlow, Keras.