

УДК 620: 60: 006: 004.9

DOI: 10.15587/1729-4061.2019.174488

Удосконалення діагностування підземних трубопроводів нафтогазових підприємств на основі визначення водневого показника pH ґрунтових середовищ з використанням нейронних мереж

Л. В. Юзевич, Р. М. Скриньковський, В. М. Юзевич, В. П. Лозован,
М. Ф. Ясінський, Г. Павловські, І. В. Огірко

Сформовано множини визначальних параметрів та інформаційних потоків для моделювання етапів зондування зовнішньої поверхні підземного металевого трубопроводу (ПМТ) з урахуванням водневого показника (ВП) ґрунту, який контактує з металом труби.

Проведено обстеження зразків сталі 17ГІС, поміщених у кислі, лужні та нейтральні середовища. Обстеження здійснено за допомогою вимірювача поляризаційного потенціалу у комплексі з безконтактним вимірювачем струму. Сформульовано принципи використання нейронної мережі (НМ) для опрацювання результатів експерименту. Розроблено базу даних, яка відповідає початковим умовам для контролю ВП ґрунту на межі з металом в реальних умовах.

Запропоновано елементи оптимізаційного підходу щодо оцінювання ВП ПМТ з покриттям у ґрунтовому середовищі. В основі підходу лежить мультиплікативний кваліметричний критерій якості для ділянки ПМТ з урахуванням двох груп коефіцієнтів. Перша група коефіцієнтів стосується внутрішніх коефіцієнтів і характеризує метал трубопроводу, а друга – зовнішнього середовища (ґрунтового електроліту). Запропоновано елементи оптимізаційного підходу щодо оцінювання ВП трубопроводу з покриттям у ґрунтовому середовищі.

Представлено НМ для системи “трубопровід – покриття”, яка:

- 1) дає можливість розв’язувати задачі кластерного аналізу і класифікації образів;*
- 2) дозволяє виконувати обробку даних без попереднього спектрального перетворення, оперуючи з дискретними відліками інформаційних сигналів.*

Запропонований тип НМ дозволяє їй динамічно розширювати власну базу знань про можливі типи дефектів контрольованих об’єктів (трубопроводів) у процесі роботи. З допомогою НМ для ПМТ (зі сталі 17ГІС) проведено оцінювання ВП ґрунту для трьох ситуацій.

Відзначена інформація є важливою для удосконалення методів контролю ПМТ нафтогазових підприємств, зокрема, методик коректного оцінювання густини анодного струму у дефектах металу з урахуванням нелінійного характеру інформативних параметрів

Ключові слова: підземні трубопроводи, нафтогазові підприємства, корозійні струми, поляризаційний потенціал, водневий показник, нейронна мережа

1. Вступ

Основними видами руйнування підземних металевих трубопроводів (ПМТ) нафтогазових підприємств є [1, 2]:

- 1) механічне руйнування конструкційного матеріалу;
- 2) корозія – довільний процес руйнування металу внаслідок взаємодії (електрохімічної, хімічної, біохімічної) з навколишнім середовищем.

Зовнішніми факторами електрохімічної корозії металів (ПМТ нафтогазових підприємств) є [1]:

- 1) кислотність (лужність) ґрунту, що:
 - а) характеризується активністю водневих іонів, складом та концентрацією розчинів;
 - б) визначається водневим показником рН ґрунтових середовищ;
- 2) температура, тиск;
- 3) швидкість руху електроліту;
- 4) контакт з іншими металами та інші.

Найважливішим технологічним показником (серед представлених вище факторів), який впливає на швидкість корозії ПМТ нафтогазових підприємств є водневий показник рН ґрунтових середовищ [1–3]. Фактори, що визначають вплив корозійної активності ґрунтів на метал (ПМТ), вказують на складність діагностування ПМТ нафтогазових підприємств у ґрунтових середовищах. Як відомо, до переліку основних факторів належать [2, 4, 5]:

- 1) структура і гранулометричний склад ґрунту;
- 2) склад ґрунтового електроліту;
- 3) вологість;
- 4) загальна кислотність чи лужність ґрунту;
- 5) повітропроникність;
- 6) концентрація водневих іонів;
- 7) окисно-відновний потенціал (редокс-потенціал);
- 8) електричний опір ґрунтів;
- 9) бактерії.

Засоби математичного моделювання та інформаційних технологій доцільно застосовувати до системи “трубопровід – покриття” і, відповідно, до прогнозування довговічності ПМТ нафтогазових підприємств з використанням нейронних мереж.

Поряд з тим, тут важливими є проект оцінювання водневого показника рН ПМТ, який є важливою характеристикою електрохімічної корозії металу на поверхні труби. Важливою також є концепція щодо забезпечення надійної та безпечної експлуатації ПМТ нафтогазових підприємств, які перебувають в умовах тривалої експлуатації з урахуванням водневого показника (ВП) ґрунту, який контактує з металом труби. Зазначена концепція включає:

1. Аналіз результатів неруйнівного контролю (НК) металу ПМТ і заміна зношених ділянок трубопроводів за наявною статистикою моніторингу експлуатуючого нафтогазового підприємства.

2. Обстеження ділянок ПМТ нафтогазового підприємства з використанням сучасних методів і засобів НК. Зокрема, безконтактна діагностика трубопроводів приладами БВС і ВПП, що дозволяють:

1) виконувати ранню діагностику пошкоджень;

2) виявляти зони концентрації напружень (ЗКН). ЗКН – основні джерела, що спричинюють (або сприяють розвитку) пошкодження.

3. На ділянках нафтогазопроводів з виявленими ЗКН після операції “шурфування” додатково виконується контроль традиційними засобами НК (УЗД (ультразвукова діагностика – ідентифікація, аналіз, оцінка стану), рентген, дослідження (виявлення) механічних властивостей і структури металу).

4. Для окремих найбільш напружених ділянок із ЗКН, що залишаються в експлуатації, здійснюється перевірочний розрахунок елементів конструкцій на міцність з урахуванням характеру пошкоджень і умов зношування металу трубопроводів.

5. Узагальнення результатів комплексного обстеження і розробка заходів щодо забезпечення надійності трубопроводів нафтогазового підприємства з складанням плану-графіка заміни фізично зношених ділянок труб, найбільш схильних до пошкодження.

В основі запропонованої концепції лежить оцінка реального ресурсу підземних трубопроводів нафтогазових підприємств. Така оцінка поєднує досвід експлуатації (статистику колишніх пошкоджень) і ранню діагностику майбутніх пошкоджень з використанням сучасних методів та засобів. Зокрема, за допомогою відповідних приладів, таких як вимірювач поляризаційного потенціалу (ВПП) та безконтактний вимірювач струму (БВС). Тут (у поданій діагностиці) важливе значення також має використання нейронної мережі.

Актуальність досліджень обумовлена 2-ма основними факторами. По-перше, систему “металевий трубопровід – покриття” варто розглядати як складну комплексну систему з її особливостями. Подана система включає множину визначальних параметрів та інформаційних потоків для моделювання етапів зондування зовнішньої ПМТ з урахуванням ВП ґрунту, який контактує з металом труби. По-друге, для коректного прогнозування ресурсу ПМТ, які контактують з ґрунтовим електролітом, слід використати коректні критерії оцінювання з використанням нейронної мережі водневого показника рН на поверхні ПМТ нафтогазових підприємств.

Звідси очевидно, що питання про діагностування ПМТ нафтогазових підприємств в ґрунтових середовищах з використанням нейронних мереж, виходячи з реалій сьогодення, є актуальним, потребує додаткового вивчення та дослідження.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Встановлено, що проблема якості підземних металевих трубопроводів (ПМТ) пов’язана з процесами на межі “метал – покриття”.

Основними типами природних ґрунтів є: кислі, лужні та нейтральні ґрунти [1]. У працях [2, 3] відзначено, що електролітний склад ґрунтового середовища (ґрунту) суттєво впливає на швидкість росту дефектів типу тріщин у трубній сталі.

Зокрема, у працях [4, 5] доведено, що на процес ґрунтової корозії підземної металоконструкції впливають багато факторів (чинників). А саме – вміст води, хімічний склад та значення рН навколишнього середовища, електричний опір, тип ґрунту, солоність, шум, пористість та інші фактори. Частина відповідних процесів пов'язана з воднем [6]. Проте, у працях [4, 5] відсутня системна орієнтація, не розглянуто прикладний характер роботи у цій сфері, що значно обмежує можливості для прийняття результативних інженерно-технологічних рішень за проблемою.

Водночас доцільно відмітити, що основні принципи діагностики складних систем для підприємств (з урахуванням діагностичної цінності інформації та ризиків) представлено у працях [7, 8].

Встановлено, що для вирішення проблеми оцінювання якості підземних металевих трубопроводів (ПМТ) нафтогазових підприємств необхідно:

- 1) провести діагностику ПМТ у відповідних типах ґрунтових середовищ (кислих, лужних та нейтральних [1]);

- 2) реалізувати відповідні інвестиційні проекти (рішення) з модернізації та реконструкції [9, 10], що є перспективою подальших досліджень у цьому напрямі.

Тут (щодо діагностики ПМТ у відповідних типах ґрунтових середовищ) важливі властивості покриття (тонкої плівки) на поверхні металу та їх потенціальні особливості. Зокрема, як правило, поверхня металу характеризується електричними потенціалами на металевій поверхні, а також певним визначенням потенціалів репасивації [6]. Недоліком праці [6] є те, що в ній не представлено конкретної методики оцінювання зв'язку поляризаційного потенціалу з характеристиками дефектів на зовнішній поверхні металевої труби.

Поряд з тим, варто також зауважити, що критерій якості для ПМТ нафтогазових підприємств представлено у статті [8]. Але в ній не відображено вплив на якість ПМТ хімічного складу ґрунтового електроліту, а також вологості і загальної кислотності чи лужності ґрунту. Позитивним у цьому плані є те, що у працях [9, 10] представлено інструментарій для оцінювання інвестиційних проектів підприємств і критеріїв якості.

В контексті цього встановлено, що в даний час для зондування трубопроводів (ПМТ) використовують метод безконтактних вимірювань струмів (БВС), а також потенціалів [8]. Це дає змогу оперативно контролювати протикорозійний захист ПМТ і виявляти місця дислокації корозійних дефектів [11, 12].

З'ясовано, що моделювання корозійних процесів у трубопроводах з урахуванням електрофізичних параметрів та енергетичних характеристик міжфазних шарів можна проводити на основі співвідношень, приведених у працях [13, 14]. Але у статтях [13, 14] не описано зв'язок енергетичних характеристик міжфазних шарів з електричними струмами та потенціалами в околі вершини каверни на поверхні металу. Частково (фрагментарно) зв'язок енергетичних характеристик міжфазних шарів з електричними струмами та потенціалами на плоскій бездефектній поверхні металу представлено у [15].

Елементи нелінійного характеру поширення корозійних дефектів зі зовнішньої поверхні, яка контактує з ґрунтовим електролітом, у глибину труби представлено в наукових статтях [16, 17]. Запропоновано, зокрема, ймовірнісний підхід до структурного аналізу процесів у ПМТ [17]. Але в такого типу працях [16–18] не відображено особливості зв'язку процесів у трубопроводі зі струмами та електричними потенціалами, отриманими приладами типу БВС.

За результатами попередніх досліджень [15, 17] доведено, що з допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ) проводять аналіз процесів, характерних для системи “трубопровід – система катодного захисту (СКЗ)”. Але в цих статтях [15, 17] не висвітлено методику застосування ШНМ для системи “трубопровід – діелектричне покриття”.

Приклади оцінювання термінів експлуатації ПМТ з урахуванням втомної довговічності наведено у статтях [18, 19]. Враховуючи результати досліджень у статтях [20, 21], з допомогою ймовірнісного підходу і ШНМ сформовано елементи на пряму розв'язання проблеми контролю якості функціонування газо- і нафтотранспортних систем.

В результаті аналізу статей [22, 23] з допомогою ШНМ можна провести аналіз інформації, отриманої в результаті діагностування ділянки трубопроводу з покриттям приладами БВС та ВПП. А також прогнозувати ресурс ПМТ з виявленим дефектом, враховуючи значення водневого показника на поверхні труби та ефект корозійної втоми металу, який знаходиться в умовах електрохімічної корозії.

Обґрунтування ресурсу (або оцінювання термінів експлуатації) ПМТ з урахуванням втомної довговічності, приймаючи до уваги процеси в системі “ПМТ – ґрунтове середовище”, є однією із головних проблем нафтогазових підприємств для контролю якості функціонування газо- і нафтотранспортних систем. Все це, з огляду доцільності та важливості дослідження за поданою проблемою, обумовило мету і задачі дослідження.

3. Мета і завдання дослідження

Метою дослідження є оцінювання з використанням нейронної мережі (НМ) водневого показника рН на поверхні підземних металевих трубопроводів (ПМТ) нафтогазових підприємств, які функціонують в умовах електрохімічної корозії.

Для досягнення мети були поставлені такі завдання:

- провести обстеження зразків сталі 17Г1С, поміщених у різні види ґрунтових середовищ, за допомогою вимірювача поляризаційного потенціалу та безконтактного вимірювача струму і сформулювати принципи використання НМ для опрацювання результатів експерименту;

- удосконалити критерій якості для системи “ПМТ – покриття” з урахуванням характеристик агресивного ґрунтового середовища;

- з використанням початкових умов, а також розробленої НМ запропонувати варіанти оцінювання водневого показника рН ПМТ і відповідні ймовірнісні пара-

метри, які характеризують особливості зовнішньої поверхні металу трубопроводу на межі з ґрунтовим електролітом.

4. Матеріали та методи дослідження впливу ґрунтового середовища на технічний стан підземних металевих трубопроводів

У зв'язку із високим рівнем зношеності компонентів (складових) газотранспортної системи (ГТС) та недосконалістю державного контролю за її безпекою, останніми роками спостерігається збільшення кількості аварійних ситуацій (аварій та відмов) на ГТС. Для довідки наведемо інформацію. Середній амортизаційний знос газотранспортної системи України, виходячи з аналітичних матеріалів, складає більше 60 %. Майже 20 тис. км. магістральних газопроводів (з 33,25 тис. км.) в Україні експлуатується понад 33 роки. До 29 % газопроводів України відпрацювали свій амортизаційний термін [15].

З'ясовано, що сьогодні традиційний підхід до підтримки працездатності ПМТ нафтогазових підприємств не може забезпечити надійність і безпеку ГТС через їх велику протяжність і різний технічний стан окремих ділянок. Тому основною стратегією забезпечення високої надійності магістральних систем стає експлуатація та ремонт “за фактичним станом”, тобто перехід до вибіркового “точкового” ремонту елементів і ділянок за результатами діагностичного обстеження (діагностування) багатокілометрових трубопроводів. З цією метою використовуються діагностичні прилади, принцип дії яких стосується електромагнітного поля [15].

Розглядаємо металеву трубу ПМТ із сталі 17Г1С. Труба розміщена під землею. Особливістю корозійного середовища є наявність ґрунтового електроліту як зображено на рис. 1. Зовнішній діаметр труби D , товщина стінки d , внутрішній діаметр $D-d$. В деяких місцях можливе деформування покриття, відрив і в тих місцях утворюються пустоти, які заповнюються водним розчином ґрунтового електроліту. Отже, за впливу вологості утворюються корозійні дефекти типу каверн та тріщин. З часом за впливу ґрунтового електроліту каверна поширюється в глибину металу.

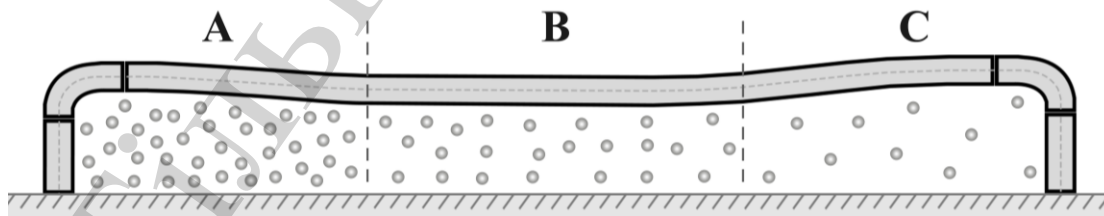


Рис. 1. Схематичне зображення видів ґрунтових середовищ: А – кисле середовище, В – нейтральне середовище, С – лужне середовище

Нейронна мережа (для системи “трубопровід – покриття”) здатна вирішувати задачі кластерного аналізу і класифікації образів, а також дозволяє виконувати обробку даних без попереднього спектрального перетворення, оперуючи з дискрет-

ними відліками інформаційних сигналів. Даний тип нейронної мережі з урахуванням [24, 25] дозволяє їй динамічно розширювати власну базу знань про можливі типи дефектів контрольованих об'єктів (трубопроводів) у процесі роботи.

Необхідно відзначити характерну особливість мережі: обидві матриці вагових коефіцієнтів (W та V) об'єднуються в одну матрицю W . Складові вхідних векторів X – експериментальні дані, нормуються в інтервалі $[0, 1]$: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, причому $X \in [0, 1]$. В шарі розпізнавання $F2$ містяться нейрони для зберігання інформації про базу класів.

На початку процесу навчання нейронної мережі кожен клас j встановлюється у неактивний початковий стан. Між входом і шаром розпізнавання розташована матриця вагових коефіцієнтів W . Всі її елементи (вагові коефіцієнти) спочатку ініціалізуються одиницями, тобто $w_{ij}=1$ для $i=1, 2, \dots, n$ та $j=1, 2, \dots, m$ (індекс i відповідає елементу вхідного вектору, а j – нейрону (номеру класу) шару розпізнавання). В мережі встановлюються також наступні параметри:

$$y_j = \frac{|X \cap W_j|}{a + |W_j|}, \quad (1)$$

де a – параметр вибору $a > 0$, що визначає вибір класу в момент класифікації; n – $[0, 1]$ – коефіцієнт корекції, що суттєво впливає на швидкість нейронної мережі; p – $[0, 1]$ – коефіцієнт чутливості класифікатора або рівень подібності вхідного та еталонного сигналів, що керує процесом формування класів сигналів.

Для визначення класу k , до якого належить вхідний параметр (вектор) X , визначається спочатку ступінь активації нейронів (1):

де X – вхідний вектор; W_j – вектор вагових коефіцієнтів нейрона j , відображає еталон в пам'яті нейронної мережі; a – параметр, що визначає вибір класу в момент класифікації; \cap – оператор перетину 2-х нечітких множин (оператор нечіткого "І"); $|M|$ – L_2 -норма вектора в Евклідовому просторі.

При цьому вхідний вектор X відноситься до того класу y_j , для якого ступінь активації максимальна

$$(y_k) : y_k = \max_j (y_j).$$

В тих випадках, коли два класи мають однакове максимальне значення ступеня активації, вибирається клас з еталонним сигналом із найменшим індексом. Цим самим забезпечується той факт, що нейрони шару розпізнавання $F2$ виділяються для кожного класу вхідних сигналів у послідовності $1, 2, \dots, n$.

Під час виконанні даного критерію активується процес адаптації (модифікації) вагових коефіцієнтів. В протилежному випадку продовжується пошук альтернативного класу в шарі розпізнавання або виділення нового нейрону для форму-

вання нового класу вхідних сигналів. Корекція вектора вагових коефіцієнтів відбувається за правилом:

$$W_j(t+1) = \eta [X \cap W_j(t)] + (1 + \eta)W_j(t), \quad (2)$$

де t – номер поточного етапу навчання; η – коефіцієнт, що визначає швидкість навчання нейронної мережі.

Класична архітектура мережі чутлива до порядку пред'явлення вхідних векторів під час роботи. Даний недолік проявляється під час виконання другої фази (фази порівняння) у шарі $F1$, і пов'язаний з оператором нечіткого “І”. В математичному представленні даний оператор функціонує наступним чином: $X \cap Y = \min(X, Y)$, тобто при певному

$$x_i \leq y_i = \min(x_i, y_i) = x_i.$$

Таким чином за умови, що $w_{k,i} \geq x_i$ для всіх $i=1, n$ та при $X \notin W_k$, операція порівняння приводить до результату:

$$\frac{|X \cap W_k|}{|X|} = \frac{|X|}{|X|} = 1, \quad (3)$$

що в свою чергу не активує сигнал скидання і вектор буде класифікований невірно. Щоб вирішити описаний недолік було модифіковано класичну архітектуру та алгоритм функціонування мережі. Для цього застосовувався додатково оператор нечіткого “АБО”

$$\cup : X \cup Y = \max(X, Y),$$

тобто при певному $x_i \leq y_i$ матиме місце:

$$x_i \cup y_i = \max(x_i, y_i) = y_i.$$

В модифікованій мережі у шарі порівняння на другій фазі визначається ступінь відмінності вхідного вектору X від еталонного образу W_k в базі даних нейронної мережі:

$$p^* = \frac{|(X \cup W_k) - (X \cap W_k)|}{|X|}. \quad (4)$$

При $w_{k,j} = x_i$ (для всіх $i=1,n$) $p^*=0$ і буде зростати пропорційно збільшенню відмінності між двома сигналами. Активність нейрона-переможця буде приглушено, якщо не виконується умова $p^* \leq 1-p$, де p – коефіцієнт чутливості класифікатора. Даний підхід надає незалежність від порядку пред’явлення вхідних векторів, і модифіковану нейронну мережу можна використовувати для вирішення поставлених задач безеталонної діагностики трубопроводів. На рис. 2 зображено блок-схему реалізованої модифікованої нейронної мережі, де виділено блоки, що були додані у класичну реалізацію.

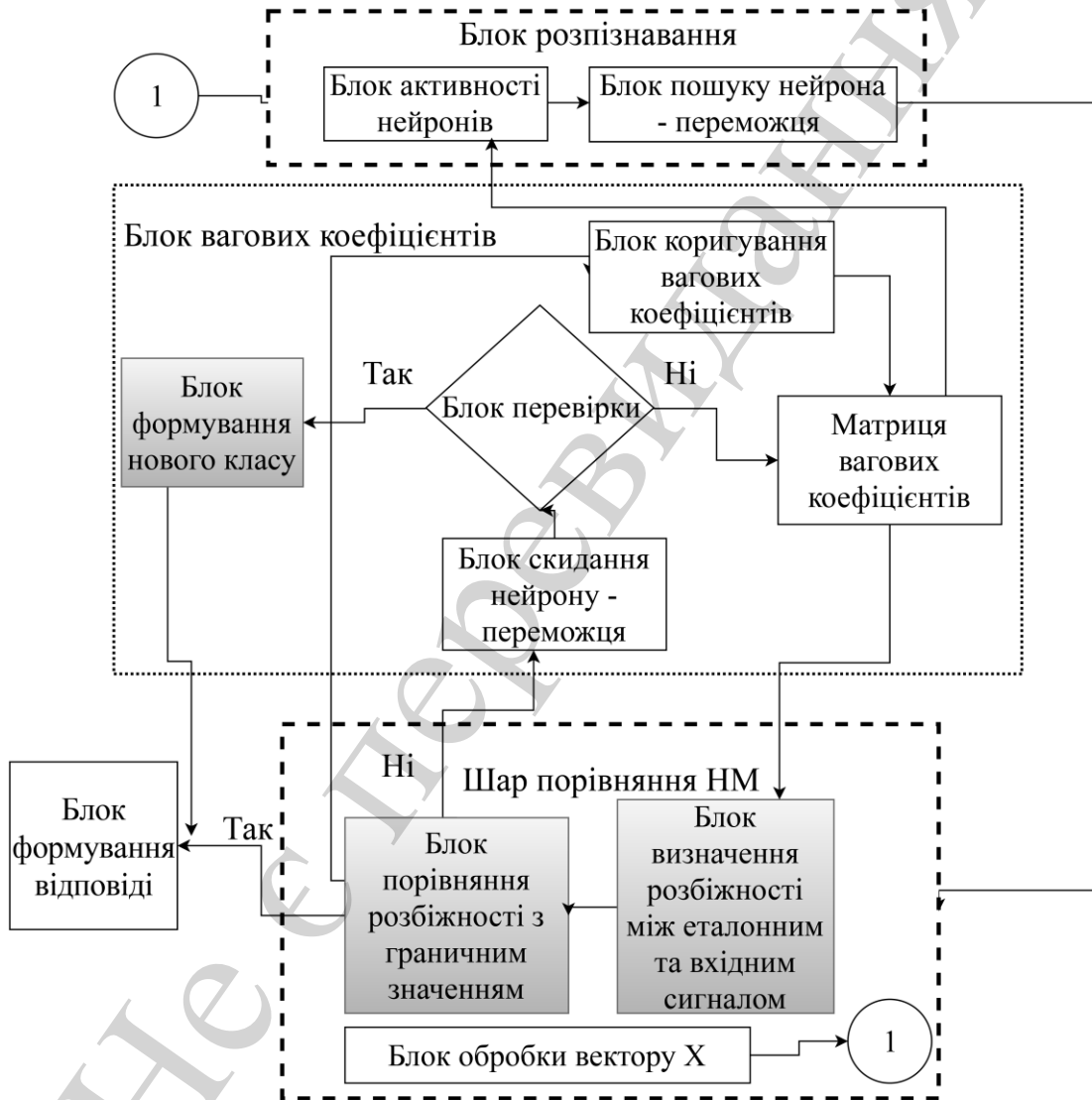


Рис. 2. Структурна схема нейронної мережі (НМ)

Новизна нейронної мережі (рис. 2) полягає в тому, що запропонований метод дає змогу зменшити час навчання НМ і, на відміну від інших, включає алгоритми і методи НМ з багатьма критеріями, а не з одним критерієм. Це, враховуючи альтер-

рнативні підходи до формування НМ [26, 27], є перевагою, за умови, що дана НМ достатньо заповнена даними з бази даних. За допомогою даного методу можна виводити графіки прогнозу у відсотковій залежності, а також додавати різного роду критерії під час прогнозування процесів. Поряд з тим, запропонований підхід до формування НМ характеризується новизною тому, що на першому етапі використовуємо “Блок нейрона переможця” під час прогнозування нейронної мережі. На другому етапі прогнозування порівнюємо дані за допомогою двох блоків “Блок формування відповіді” та “Блок нейрона переможця”, які продемонстровано на схемі. В кінцевому варіанті результати двох блоків порівнюємо і виводиться кращий результат прогнозу.

Таким чином, завдяки використанню нейронної мережі у разі появи нових даних в пам'яті системи формується новий клас, який буде відповідати даному об'єкту (трубопроводу з покриттям) і виконується коригувальне налаштування нейромережевого класифікатора. Таким чином, існує можливість навчати систему в процесі контролю, і відпадає необхідність у формуванні великої кількості еталонних зразків для первинного налаштування системи.

5. Критерій якості для металу підземного трубопроводу нафтогазових підприємств

Розглянемо добуток типу $k_p = k_1 \cdot k_2 \cdot k_3$ аналогічно як у статті [8]:

k_1 – коефіцієнт рівня надійності ПМТ;

k_2 – коефіцієнт, який характеризує рівень міцності металу p_s ПМТ,

$k_3 = k_3(T_s, N_c)$ – коефіцієнт, який характеризує термін безаварійної роботи T_s (ресурс) конструкції (труби) з урахуванням N_c (N_c – число циклів навантаження, тобто база випробувань на опір корозійної втоми).

Аналогічно як у статті [8] мультиплікативний кваліметричний критерій якості для ділянки ПМТ подамо (представимо) в удосконаленому вигляді:

$$Z_1 = \beta_1 k_1 \cdot k_2 \cdot k_3 + \beta_2 \prod_{i=4}^9 k_i, \quad (5)$$

де $k_4, k_5, k_6, k_7, k_8, k_9$ – коефіцієнти, які характеризують корозійне середовище (грунт), відповідно:

k_4 – структуру і гранулометричний склад;

k_5 – хімічний склад ґрунтового електроліту і концентрацію водневих іонів;

k_6 – вологість і окисно-відновний потенціал (редокс-потенціал);

k_7 – загальну кислотність чи лужність ґрунту;

k_8 – повітропроникність;

k_9 – електричний опір;

β_1, β_2 – коефіцієнти вагомості.

Тут варто зазначити, що коефіцієнти k_i ($i=1, 2, \dots, 9$) умовно розділено на 2-ві групи. Перша (1) група внутрішніх коефіцієнтів k_1, k_2, k_3 – характеризує метал трубопроводу. Друга (2) група коефіцієнтів k_4, \dots, k_9 – стосується зовнішнього середовища, тобто ґрунтового електроліту.

Коефіцієнти k_1, k_2, k_3 залежать від таких інформаційних параметрів, а саме:

D_f – дефектності поверхневих шарів металу;

n_z – зміцнення металу труби;

$\sigma_{ve}(N_C)$ – границі корозійної втоми (N_C – кількість циклів деформування до руйнування конструкції);

K_S – впливу покриття на корозійну стійкість;

T_S (ресурсу) – терміну безаварійної роботи T_S (ресурс) конструкції (труби) з урахуванням N_C ;

U_P – дотримання оптимального діапазону поляризаційного потенціалу. Тобто:

$$k_i = k_i(D_f, n_z, \sigma_{ve}, K_S, T_S, N_C, U_P), \quad i=1, 2, 3. \quad (6)$$

Уведемо також критерій якості Z_2 у адитивній формі аналогічно [8]:

$$Z_2 = a_1 \cdot k_1 + a_2 \cdot k_2 + a_3 \cdot k_3 + a_4 \cdot k_4 + a_5 \cdot k_5 + a_6 \cdot k_6 + a_7 \cdot k_7 + a_8 \cdot k_8 + a_9 \cdot k_9 \Rightarrow \max, \quad (7)$$

де a_j ($j=1, 2, \dots, 9$) – коефіцієнти вагомості, які оцінюємо експертним методом.

У першому наближенні вибираємо: $a_1=a_2=\dots=a_9=1/9$; $\beta_1=\beta_2=0,5$.

Таким чином, співвідношення (5)–(7) є основою оптимізаційного підходу до оцінювання водневого показника pH для трубопроводу з покриттям у ґрунтовому середовищі в умовах електрохімічної корозії.

6. Результати прогнозування довговічності підземних трубопроводів у різних ґрунтових середовищах з використанням нейронних мереж

Проведено контроль стану трубопроводу в лужному, нейтральному і кислому середовищах за допомогою апаратури БВС та ВПП. Безконтактні вимірювання струмів (БВС) використовують під час обстежень струмопровідних комунікацій (підземних металевих трубопроводів, кабелів тощо) для визначення розподілу струму в мережах комунікацій. На основі таких вимірювань встановлюємо ймовірність появи дефектів, які утворилися на зовнішній поверхні підземного трубопроводу.

Було проведено експериментальні дослідження, а також на їх основі оцінено ступінь захисту P зразків сталі 17Г1С у різних середовищах. Подане дослідження проведено за умови, що захисний потенціал на поверхні ПМТ становить $\varphi_p = -0,83$ В, тобто на 20 мВ менший за граничний потенціал $\varphi_{p*} = -0,85$ В [11]. Отже,

електрохімічна корозія на поверхні зразків буде проходити, оскільки умова захисту $|\phi_{P*}| > 0,85$ В.

Результати вимірювань наведено для трьох типів зовнішнього середовища (кислих, нейтральних, лужних) і проілюстровано на рис. 3. На відміну від [11], в даній роботі розглянуто три типи середовищ (кисле, нейтральне, лужне) за умови $|\Delta\phi_{P*}| \approx 0,02$ В. В [11] не було інформації про рН середовища, а для оцінювання відхилень поляризаційного потенціалу $|\Delta\phi_P|$ визначали (вимірювали) реальні значення ϕ_P на ділянці труби з дефектом.

По горизонталі на рис. 3 відкладено відносний поляризаційний струм A , по вертикалі – ступінь захисту сталі P у трьох середовищах, в яких проводилось дослідження.

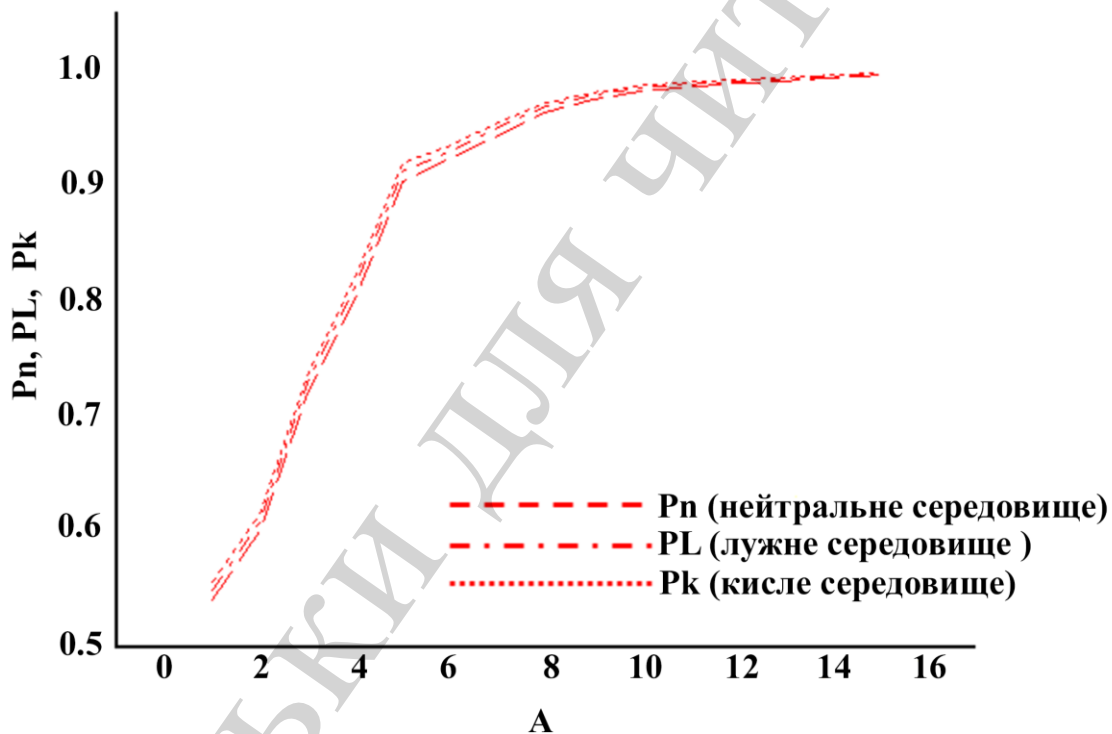


Рис. 3. Інформація про ступінь захисту $P=1-1/g$ в умовах катодного захисту сталі 17Г1С для зовнішніх середовищ з різним значенням водневого показника рН ($1 \leq A \leq 14$; $P_n \Rightarrow \text{pH}=6,9$; $P_L \Rightarrow \text{pH}=11,0$; $P_k \Rightarrow \text{pH}=3,5$)

На рис. 3: $A=i_p/i_{cor}$ – відносний струм поляризації; i_p, i_{cor} – густини струмів поляризації та корозії відповідно; $g=i_{cor}/i_a$ – коефіцієнт гальмування корозії; i_a, i_k – густини анодного та катодного струмів; $i_p=i_k-i_a$.

Дані на рис. 3 відповідають 1 року, протягом якого фіксували корозійне розчинення зразків сталі 17Г1С у трьох типах середовищ. Інформація на рис. 3 характери-

зує базу реальних інформаційних даних (початкові умови) для подальших вимірювань. Відповідно до даних на рис. 3 визначали $g \equiv i_{cor}/i_a$ – коефіцієнт гальмування корозії. Для діапазону $A=1 \div 14$ похибки параметрів A, P, g не перевищували 5 %.

З урахуванням інформації у праці [11] запропоновано методику контролю водного показника рН корозійного середовища на поверхні підземної металеві труби з допомогою нейронної мережі.

Розглянемо проект контролю рН ґрунтового середовища поблизу зовнішньої поверхні металеві підземної труби. Для оптимізації процедури контролю рН використаємо функціонал якості $J(P_k, FB(P_k))$ [12] з урахуванням коефіцієнта чутливості (sensitivity) β_R і оберненого зв'язку:

$$J(P_k, FB(P_k)) = \int_{t_0}^{t_k} f(\bar{y}, \bar{u}, \bar{s}, \beta_R) dt \Rightarrow \text{opt}, \quad (8)$$

де \bar{y} – вектор заданих впливів на трубопровід ($y_j(t)$ – компоненти вектора \bar{y} (визначальні параметри системи USGP (underground steel gas pipelines) і покриття)), який характеризується коефіцієнтами k_i , що входять у співвідношення (5)–(7) ($j=1, 2, \dots, n$);

\bar{u} – вектор керувань інформаційними потоками;

\bar{s} – вектор невизначених збурень;

P_k – інформаційні потоки ($k=1, 2, \dots, m$);

m – загальне число інформаційних потоків P_k , які розглядаються в даному проекті (контролю рН у конкретному місці на поверхні підземної труби);

$[t_0, t_k]$ – інтервал часу, в якому розглядається процес (формування оптимальних значень параметрів, які відповідають P_k);

$f(\bar{y}, \bar{u}, \bar{s}, \beta)$ – функція, що відображає показник якості проекту;

β_R – коефіцієнт чутливості;

$FB(P_k)$ – функція, яка характеризує обернений зв'язок (Feed-back) між потоками P_k і оточенням проекту з урахуванням коефіцієнта чутливості β_R і думок експертів;

opt – символ оптимізації.

Удосконалення методики оцінювання якості і відповідно новизна процедури стосується того, що критерій якості для системи “ПМТ – покриття” (5)–(7) доповнено функціоналом якості (8) з урахуванням коефіцієнта чутливості (sensitivity) β_R і оберненого зв'язку.

Для реалізації перерахованих вище процесів проекту (контролю рН) пропонуємо використати інтелектуальну прогнозуючу систему керування технологічним процесами, які об'єднані в єдиний інформаційний комплекс аналогічно до [11]. При цьому рекомендуємо інформаційний комплекс і апаратуру для вимірювань

постійних і змінних напруг та визначення поляризаційного потенціалу об'єднати в єдиний інформаційний простір.

Застосування розробленої нейронної мережі, представленої вище, дозволяє фізично обґрунтовано та математично більш коректно, на відміну від стандартних, описати процедуру поширення корозійних дефектів у глибину труби. Для цього потрібно знати рН ґрунтового середовища за межами труби.

Отримані результати із застосуванням нейронної мережі і співвідношень (1)–(8) представлено на рис. 4. Дослідження № 1 відповідає певній деякій точці на поверхні підземної труби. Дослідження № 2 відповідає точці, розміщеній на відстані 5 м від першої точки, а дослідження № 3 – точці, розміщеній на відстані 10 м від першої точки. Основними інформативними параметрами для визначення рН середовища в даному місці на поверхні підземної труби є реальні струми і напруги, отримані приладами БВС та ВПП.

Основні інформативні параметри в початкових умовах (тобто на рис. 3) – це струми та потенціали і їх встановлено експериментально згідно підходу статті [11]. Реальні струми та напруги порівнюємо із аналогічними параметрами у початкових умовах (тобто з інформацією на рис. 3) і з урахуванням співвідношень (5)–(8) та нейронної мережі встановлюємо рН для реального місця на поверхні підземної труби. В цьому суть новизни, оскільки неруйнівним методом (НМ) з допомогою приладів ВПП і БВС визначаємо рН середовища. У цьому випадку не потрібно розкопувати землю поблизу труби (яка може бути на глибині до 3 м) і визначати рН середовища.

На осі ординат (рис. 4) наведено достовірність контролю щодо рН середовища, який визначено за методикою статей [28, 29]. Зелений стовпець зліва – відповідає нейтральному середовищу. Червоний стовпець посередині відповідає лужному середовищу і синій стовпець справа – кислому. Отже на рис. 4 отримано інформацію про лужне, нейтральне і кисле середовище відповідно до досліджень № 1, № 2, № 3. Висновок щодо типу середовища в даному місці труби робимо на основі максимального значення достовірності контролю, тобто одного із трьох стовпців. В результаті отримано значення рН наступні: $pH_1=4$ (кисле), $pH_2=10,2$ (нейтральне), $pH_3=12,1$ (лужне).

З допомогою представленої на рис. 4 інформації та відповідних результатів розрахунків встановлено, що під час застосування системи неруйнівного контролю для визначення рН ділянки трубопроводу на основі розробленої нейронної мережі достовірність контролю становить більше 90 %.

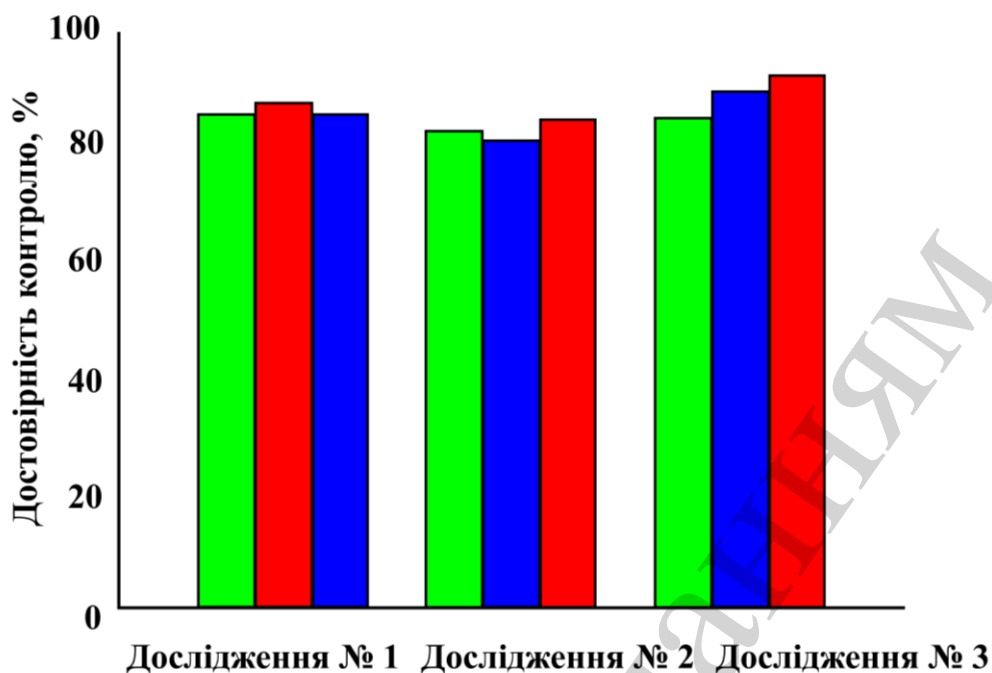


Рис. 4. Достовірність контролю для ділянки трубопроводу (зелений стовпець зліва – відповідає нейтральному середовищу; червоний посередині – лужному, а синій стовпець справа – кислому середовищу)

7. Обговорення результатів дослідження діагностування підземних трубопроводів в ґрунтових середовищах з використанням нейронних мереж

На основі аналізу графічних залежностей (рис. 3 і 4), отриманих в результаті досліджень, встановлено характер кислотності, зокрема, лужне, кисле і кисле середовища відповідно до досліджень № 1, № 2, № 3, а також числові значення рН.

Реальні струми та напруги порівнюємо із аналогічними параметрами у початкових умовах (тобто з інформацією, що відповідає рис. 3) і з урахуванням співвідношень (5)–(8) та нейронної мережі встановлюємо рН для реального місця на поверхні підземної труби. І це проілюстровано на рис. 4. В цьому суть новизни, оскільки неруйнівним методом (НМ) з допомогою приладів ВПП і БВС і модельних співвідношень (1)–(8) визначаємо рН середовища. У цьому випадку не потрібно розкопувати землю поблизу труби (яка може бути на глибині до 3 м) і визначати рН середовища.

Недоліком відповідних початкових умов (рис. 3) у контексті поляризаційного потенціалу і струмів є те, що база даних недостатньо об'ємна, оскільки результати експерименту відповідають умові $|\Delta\varphi_{p*}| \approx 0,02$ В (відхилення потенціалу $|\Delta\varphi_{p*}|$ можуть бути інші). Але з допомогою відомих електрохімічних співвідношень можна поляризаційні струми перерахувати для довільних фізично можливих значень $\Delta\varphi_{p*}$.

Перевагою запропонованого в даній статті методу оцінювання показника рН в тому, що цей метод неруйнівний. Виграш його використання у тому, що не пот-

рібно розкопувати землю (грунт) поблизу підземної труби. Руйнівний електрометричний метод оцінювання рН забезпечує точність у межах 5÷17 %. Запропонований в даній статті метод забезпечує аналогічну точність оцінювання рН електролітичного середовища у межах 7÷16 %.

Розглянутий приклад підтверджує можливість і корисність моделювання з допомогою нейронної мережі корозійних процесів у підземних трубопроводах нафтогазових підприємств. На основі аналізу отриманих результатів (рис. 3, 4), які трактуємо як приклад реалізації нової математичної моделі (1)–(8) і нового методу неруйнівного контролю, можна оцінювати рН середовища.

Розглянуто конкретний приклад, в результаті аналізу якого з допомогою нейронної мережі для конкретної труби (зі сталі 17Г1С) з корозійним дефектом на зовнішній поверхні проведено оцінювання рН ґрунтового електроліту (рис. 4). Враховано задані початкові умови (рис. 3).

В перспективі потрібно також врахувати початкову швидкість корозії у дефекті покриття, яка залежить від поляризаційного потенціалу, та інші параметри, зокрема, температуру та механічні напруження, врахування яких є корисним для розв'язування задач діагностування корозійного процесу.

8. Висновки

1. Проведено оцінювання зв'язку в умовах катодного захисту між ступенем захисту для зразків сталі 17Г1С, поміщених у кислі, лужні та нейтральні ґрунтові середовища, та відносним струмом поляризації за допомогою вимірювача поляризаційного потенціалу та безконтактного вимірювача струму. Відповідний обсяг даних характеризує базу реальних інформаційних параметрів (початкові умови для струмів та напруг), які використано для подальших вимірювань рН середовища на межі між металом і ґрунтовим електролітом.

2. Удосконалено критерій якості для системи “ПМТ – покриття” з урахуванням характеристик агресивного ґрунтового середовища. Новизна критерію якості в тому, що на відміну від відомих аналогічних варіантів, коефіцієнти k_i , які характеризують систему “трубопровід – підкладка”, умовно розділено на дві групи. Перша група внутрішніх коефіцієнтів характеризує метал трубопроводу. Друга група коефіцієнтів стосується зовнішнього середовища, тобто ґрунтового електроліту і їх зміст є новим. Удосконалення методики оцінювання якості і відповідно новизна стосується того, що критерій якості для системи “ПМТ – покриття” доповнено функціоналом якості з урахуванням коефіцієнта чутливості (sensitivity) β_R і оберненого зв'язку.

3. З використанням початкових умов, а також запропонованої нейронної мережі, на основі запропонованого методу неруйнівного контролю оцінено ймовірнісні параметри, які характеризують особливості зовнішньої поверхні металу труби, і відповідні варіанти водневого показника рН підземного металевого трубопроводу. Отримані результати оцінювання рН у перспективі можна використати для визначення ресурсу підземного металевого трубопроводу.

Можна відзначити, що застосування в комплексі методу визначення рН середовища і нейронної мережі є перспективним для виявлення дефектів на поверхні підземної металевої труби та оцінювання тенденцій їх розвитку в часі (за даними моніторингу).

Література

1. Carvalho, M. L. (2014). Corrosion of copper alloys in natural seawater: effects of hydrodynamics and pH. *Analytical chemistry*. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI. URL: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01207012/document>
2. Arriba-Rodriguez, L., Villanueva-Balsera, J., Ortega-Fernandez, F., Rodriguez-Perez, F. (2018). Methods to Evaluate Corrosion in Buried Steel Structures: A Review. *Metals*, 8 (5), 334. doi: <https://doi.org/10.3390/met8050334>
3. Marshakov, A. I., Ignatenko, V. E., Bogdanov, R. I., Arabey, A. B. (2014). Effect of electrolyte composition on crack growth rate in pipeline steel. *Corrosion Science*, 83, 209–216. doi: <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2014.02.012>
4. Liu, Z. Y., Li, X. G., Du, C. W., Zhai, G. L., Cheng, Y. F. (2008). Stress corrosion cracking behavior of X70 pipe steel in an acidic soil environment. *Corrosion Science*, 50 (8), 2251–2257. doi: <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2008.05.011>
5. Fu, J., Pei, F., Zhu, Z., Tan, Z., Tian, X., Mao, R., Wang, L. (2013). Influence of moisture on corrosion behaviour of steel ground rods in mildly desertified soil. *Anti-Corrosion Methods and Materials*, 60 (3), 148–152. doi: <https://doi.org/10.1108/00035591311315346>
6. Kakooei, S., Taheri, H., Che Ismail, M., Dolati, A. (2012). Corrosion Investigation of Pipeline Steel in Hydrogen Sulfide Containing Solutions. *Journal of Applied Sciences*, 12 (23), 2454–2458. doi: <https://doi.org/10.3923/jas.2012.2454.2458>
7. Yuzevych, V., Klyuvak, O., Skrynkovsky, R. (2016). Diagnostics of the system of interaction between the government and business in terms of public e-procurement. *Economic Annals-XXI*, 160 (7-8), 39–44. doi: <https://doi.org/10.21003/ea.v160-08>
8. Lozovan, V., Dzhala, R., Skrynkovsky, R., Yuzevych, V. (2019). Detection of specific features in the functioning of a system for the anti-corrosion protection of underground pipelines at oil and gas enterprises using neural networks. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1 (5 (97)), 20–27. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.154999>
9. Skrynkovsky, R. M. (2011). Methodical approaches to economic estimation of investment attractiveness of machine-building enterprises for portfolio investors. *Actual Problems of Economics*, 118 (4), 177–186. URL: <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84930489016&partnerID=MN8TOARS>
10. Skrynkovsky, R. (2008). Investment attractiveness evaluation technique for machine-building enterprises. *Actual Problems of Economics*, 7 (85), 228–240.
11. Lozovan, V., Skrynkovsky, R., Yuzevych, V., Yasynskyi, M., Pawlowski, G. (2019). Forming the toolset for development of a system to control quality of operation of

underground pipelines by oil and gas enterprises with the use of neural networks. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2 (5 (98)), 41–48. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.161484>

12. Yuzevych, V., Skrynkovskyy, R., Koman, B. (2018). Intelligent Analysis of Data Systems for Defects in Underground Gas Pipeline. 2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP). doi: <https://doi.org/10.1109/dsmp.2018.8478560>

13. Din, M. M., Ithnin, N., Zain, A. M., Noor, N. M., Siraj, M. M., Rasol, R. M. (2015). An artificial neural network modeling for pipeline corrosion growth prediction. *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, 10 (2), 512–519. URL: http://www.arnpjournals.com/jeas/research_papers/rp_2015/jeas_0215_1484.pdf

14. Chen, Y., Wang, Z., Wang, X., Song, X., Xu, C. (2018). Cathodic Protection of X100 Pipeline Steel in Simulated Soil Solution. *International Journal of Electrochemical Science*, 13, 9642–9653. doi: <https://doi.org/10.20964/2018.10.23>

15. Lozovan, V., Yuzevych, V. (2017). Neural networks as a means of improving the metrological characteristics of metal structures, taking interphase layers into account. *Measuring Equipment and Metrology*, 78, 48–54. doi: <https://doi.org/10.23939/istcmtm2017.78.048>

16. Guo, H., Tian, Y., Shen, H., Liu, X., Chen, Y. (2016). Study on the Electrochemical Corrosion and Scale Growth of Ductile Iron in Water Distribution System. *International Journal of Electrochemical Science*, 11, 6993–7010, doi: <https://doi.org/10.20964/2016.08.03>

17. Frankel, G. S. (1998). Pitting Corrosion of Metals. *Journal of The Electrochemical Society*, 145 (6), 2186. doi: <https://doi.org/10.1149/1.1838615>

18. Chonghua, Y., Minggao, Y. (1980). A Calculation of the Threshold Stress Intensity Range for Fatigue Crack Propagation in Metals. *Fatigue & Fracture of Engineering Materials and Structures*, 3 (2), 189–192. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1460-2695.1980.tb01113.x>

19. Kazemi Eilaki, N., Sanayee Mogahdam, S., Ghasemi, A., Abotorab, H. (2018). Corrosion Reliability Assessment of Underground Water Transmission Pipelines by IHS Algorithm. *International Journal of Reliability, Risk and Safety: Theory and Application*, 1 (1), 45–51. doi: <https://doi.org/10.30699/ijrrs.1.45>

20. Sinha, S. K., Pandey, M. D. (2002). Probabilistic Neural Network for Reliability Assessment of Oil and Gas Pipelines. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 17 (5), 320–329. doi: <https://doi.org/10.1111/1467-8667.00279>

21. Pandey, M. D. (1998). Probabilistic models for condition assessment of oil and gas pipelines. *NDT & E International*, 31 (5), 349–358. doi: [https://doi.org/10.1016/s0963-8695\(98\)00003-6](https://doi.org/10.1016/s0963-8695(98)00003-6)

22. Hinton, G. E., Osindero, S., Teh, Y.-W. (2006). A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. *Neural Computation*, 18 (7), 1527–1554. doi: <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>

23. Ossai, C. I., Boswell, B., Davies, I. J. (2015). Pipeline failures in corrosive environments – A conceptual analysis of trends and effects. *Engineering Failure Analysis*, 53, 36–58. doi: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2015.03.004>
24. Mitchell, M. R., Link, R. E., Jiang, Q. (2010). Study of Underground Oil-Gas Pipeline Corrosion Pits Estimation Based on MFL Inspection Method. *Journal of Testing and Evaluation*, 38 (2), 102467. doi: <https://doi.org/10.1520/jte102467>
25. Colorado-Garrido, D., Ortega-Toledo, D. M., Hernández, J. A., González-Rodríguez, J. G., Uruchurtu, J. (2008). Neural networks for Nyquist plots prediction during corrosion inhibition of a pipeline steel. *Journal of Solid State Electrochemistry*, 13 (11), 1715–1722. doi: <https://doi.org/10.1007/s10008-008-0728-7>
26. Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15, 1929–1958. URL: <http://jmlr.org/papers/volume15/srivastava14a.old/srivastava14a.pdf>
27. Kenny, E. D., Paredes, R. S. C., de Lacerda, L. A., Sica, Y. C., de Souza, G. P., Lázaris, J. (2009). Artificial neural network corrosion modeling for metals in an equatorial climate. *Corrosion Science*, 51 (10), 2266–2278. doi: <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2009.06.004>
28. Zhang, S., Zhou, W. (2013). System reliability of corroding pipelines considering stochastic process-based models for defect growth and internal pressure. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 111-112, 120–130. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijpvp.2013.06.002>
29. Witek, M. (2016). Gas transmission pipeline failure probability estimation and defect repairs activities based on in-line inspection data. *Engineering Failure Analysis*, 70, 255–272. doi: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2016.09.001>