

УДК 620: 60: 006: 004.9

DOI: 10.15587/1729-4061.2019.161484

Формування інструментарію розвитку системи контролю якості функціонування підземних трубопроводів нафтогазових підприємств з використанням нейронних мереж

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

Сформовано множини визначальних параметрів для моделювання етапів розвитку поверхневого дефекту на зовнішній поверхні металевого трубопроводу з урахуванням втомної міцності.

Для ділянки трубопроводу з поверхневим дефектом запропоновано застосувати алгоритм прогнозування поляризаційного потенціалу з використанням засобів нейронної мережі. Сформовано методику функціонування тестуючої множини для оцінювання ефективності нейронної мережі, що включає відповідні методи навчання. За результатами аналізу взаємозв'язаних деформаційних та корозійних процесів розроблено елементи методології формування інформаційного забезпечення прогнозування ресурсу лінійної частини підземного металевого трубопроводу з урахуванням корозійної втоми.

Відомі результати оцінювання ресурсу підземного металевого трубопроводу (ПМТ) передбачали лінійний характер швидкості корозії. Відповідна інформація представлена в міжнародних та національних стандартах. Проведені в останній час експериментальні дослідження показали, що доцільно враховувати нелінійний характер швидкості корозії на зовнішній поверхні ПМТ.

Проведено обстеження ділянки ПМТ за допомогою вимірювача поляризаційного потенціалу (ВПП) у комплексі з безконтактним вимірювачем струму (БВС) і сформульовано принципи використання нейронної мережі для опрацювання результатів експерименту. Розглянуто конкретний приклад для ПМТ, в результаті аналізу якого з допомогою нейронної мережі для підземної труби (зі сталі 17Г1С) з корозійним дефектом на зовнішній поверхні проведено оцінювання ресурсу металу і виявлено нелінійність, величину якої характеризує відношення $\square=1,136$.

Запропоновано метод контролю і методики оцінювання поляризаційного потенціалу з допомогою нейронної мережі. Вони дозволяють фізично обґрунтовано та математично більш коректно на відміну від стандартних описати процедуру поширення корозійних дефектів у глибину труби.

Відзначена інформація є важливою для удосконалення методів контролю підземних металевих труб нафтогазових підприємств, зокрема, методик коректного вимірювання та оцінювання поляризаційних потенціалів та анодних струмів у дефектах ізоляційних покриттів з урахуванням нелінійності інформативних параметрів

Ключові слова: підземні трубопроводи, нафтогазові підприємства, поверхневий дефект, поляризаційний потенціал, корозійна втома, нейронна мережа, ресурс металу

1. Вступ

Оцінювання якості моніторингу підземних металевих трубопроводів (ПМТ) нафтогазових підприємствах пов'язано з якістю функціонування 3-х визначальних складових:

- 1) лінійної частини (ЛЧ) (металу труби);
- 2) компресорної станції (КС);

3) системи катодного захисту (СКЗ). Система “ЛЧ – КС – СКЗ” є достатньо складною і для її контролю доцільно застосовувати інтелектуальні системи моніторингу, які здатні опрацювати великий обсяг інформації.

У процесі аналізу системи “ЛЧ – КС – СКЗ” варто враховувати нагромадження дефектів і зміну втомної міцності металу в процесі експлуатації.

Для системи типу “ЛЧ – КС – С” важливим завданням є стабілізація якості зв'язків між елементами системи. В цьому контексті штучні нейронні мережі (ШНМ) варто використати для оптимізації параметрів режиму транспортування, зокрема, газу і мінімізації технологічних відхилень під час експлуатації трубопроводів та металоконструкцій нафтогазових підприємств.

Інформацію, необхідну для оцінювання якості трубопроводу, можна встановлювати на основі аналізу електрофізичних параметрів, отриманих вимірювачем поляризаційного потенціалу (ВПП) і безконтактним вимірювачем струму (БВС) [1].

Актуальність досліджень ресурсу системи “ЛЧ – КС – СКЗ” обумовлена 3-ма основними факторами. По-перше, систему “ЛЧ – КС – СКЗ” варто розглядати як складну комплексну систему з урахуванням множини електрофізичних параметрів та електричних струмів. По-друге, для оптимізації системи “ЛЧ – КС – СКЗ” доцільно застосовувати багат шарові ШНМ. По-третє, для коректного прогнозування ресурсу підземних трубопроводів, які контактують з ґрунтовим електролітом, слід використати коректні критерії міцності з урахуванням навантажень та втомної міцності.

Відомі результати оцінювання ресурсу ПМТ передбачали лінійний характер швидкості корозії. Проведені експериментальні дослідження показали, що доцільно враховувати нелінійний характер швидкості корозії.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Проблема якості підземних металевих трубопроводів (ПМТ) пов'язана з ефективністю установок катодного захисту (УКЗ), а також з точністю та надійністю інформаційно-вимірювальних систем (ІВС), зокрема, відповідних приладів (ВПП, БВС) [1]. В праці [1] не враховано вібрацію металевих елементів конструкцій і вплив компресорних станцій (КС).

Реалізація вимірювань стосується діагностування та моніторингу ПМТ з урахуванням паразитних, а також блукаючих струмів [2]. Фон блукаючих струмів не відділено також і у праці [1]. Тому недоліком праць [1, 2] є негативний вплив фону блукаючих струмів на якість вимірювань електрофізичних параметрів системи “ЛЧ – КС – СКЗ”.

Для захисту ПМТ традиційно використовуються захисні покриття і установки катодного захисту [3, 4]. Контроль відшарування покриття проводять електрохімічним (руйнівним) методом [3]. Передбачається, що ефективність покриття становить 97 %, тобто приблизно на 3 % від площі всього трубопроводу можуть появиться корозійні дефекти [4].

Більш сучасний підхід, який варто використати, пов’язаний з більш якісним методом безконтактних вимірювань струму (БВС), що дає змогу оперативно контролювати стан захисту від корозії на різних ділянках підземних трубопроводів і виявляти пошкодження ізоляції [5–7].

Моделювання корозійних процесів у трубопроводі з урахуванням електрофізичних параметрів та енергетичних характеристик міжфазних шарів можна проводити на основі співвідношень праці [7].

Принципи діагностування складних систем для підприємств з урахуванням діагностичної цінності інформації та ризиків представлено у [8]. Методика оцінювання інвестиційної привабливості підприємств з урахуванням засобів контролю продукції і критеріїв якості висвітлена у [9]. Але в працях [8, 9] не подано результати метрологічних обстежень діагностичних приладів.

Для нафто- та газопроводів запропоновано залежну від часу модель росту корозійних дефектів, використовуючи штучну нейронну мережу (Artificial Neural Networks □ ANN), та оцінено її застосовність без урахування методів корекції даних [10]. Дана модель [10] формулюється на основі параметрів дефектів, отриманих за даними інспекції, і кількісно визначених статистичним аналізом.

Досліджено основні параметри електричного катодного захисту в трьох типах модельованих ґрунтових середовищ (нейтральних, кислих, лужних) для високоміцної трубопровідної сталі з використанням технології електрохімічної імпедансної спектроскопії (EIS) у поєднанні з поляризаційними кривими [11, 12].

Запропоновано прогноз глибини і довжини корозійних дефектів, який можна використовувати для розрахунку швидкості корозії [12]. Результати та наслідки відповідних досліджень можуть допомогти операторам трубопроводів передбачати надійність структури трубопроводу з точки зору ймовірності його відмови, а також терміну служби [11].

Запропоновано метод функціонування інтелектуального програмно-апаратного комплексу для моніторингу системи підземного сталевих газопроводу і пристрою катодного захисту із застосуванням баз даних і знань [11].

Інформація про метрологічні характеристики металоконструкцій з урахуванням міжфазних шарів і відповідна методика їх удосконалень з допомогою нейронних мереж подана у працях [10, 12]. Але у статтях [10–12] не описано вплив енер-

гетичних характеристик міжфазних шарів на корозійні процеси у дефектах на поверхні металу.

Наближені формули оцінювання ресурсу підземного трубопроводу, якщо дефект поширюється зі зовнішньої поверхні в глибину труби, представлено у праці [12]. Але в ній не враховано широкий спектр варіантів нелінійного характеру поширення корозійних дефектів, які частково представлено у [13].

В результаті аналізу праць [14, 15] з допомогою ШНМ (штучних нейронних мереж) можна провести аналіз інформації, отриманої в результаті діагностування ділянки трубопроводу приладами ВПП і БВС і прогнозувати ресурс металеві труби з виявленим дефектом, враховуючи ефект корозійної втоми металу.

У працях [16, 17] розроблено елементи методики поширення акустичних сигналів у трубопроводах, але не враховано можливості зондування дефектів з використанням електромагнітних хвиль.

З наведеного аналізу випливає, що обґрунтування ресурсу або оцінювання термінів експлуатації підземного металевих трубопроводу, з урахуванням втоми довговічності [18, 19] та приймаючи до уваги [20, 21], є напрямом вирішення важливої проблеми нафтогазових підприємств, що пов'язана з контролем якості функціонування газо- і нафтотранспортних систем.

3. Мета та задачі дослідження

Метою роботи є оцінювання з використанням нейронної мережі термінів експлуатації (ресурсу) підземних металевих трубопроводів (ПМТ) нафтогазових підприємств з урахуванням корозійної втоми (втомної довговічності).

Досягнення поставленої мети передбачає формулювання таких завдань:

– провести обстеження ділянок трубопроводу (ПМТ) за допомогою вимірювача поляризаційного потенціалу (ВПП) у комплексі з безконтактним вимірювачем струму (БВС) і сформулювати принципи використання нейронної мережі для опрацювання результатів експерименту;

– удосконалити критерій якості і використати його для системи “ПМТ – УКЗ”;

– на основі аналізу результатів діагностування ПМТ визначити потенціали вздовж ділянки елемента трубопроводу;

– з використанням критеріїв міцності та якості, а також нейронної мережі визначити фізико-хімічні параметри, які характеризують швидкість поширення дефекту на зовнішній поверхні трубопроводу з урахуванням корозійної втоми.

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

Розглядаємо тріщиноподібний дефект у вигляді каверни, у вершині якої знаходиться тріщина. Дефект знаходиться на зовнішній поверхні трубопроводу і це відображено на рис. 1.

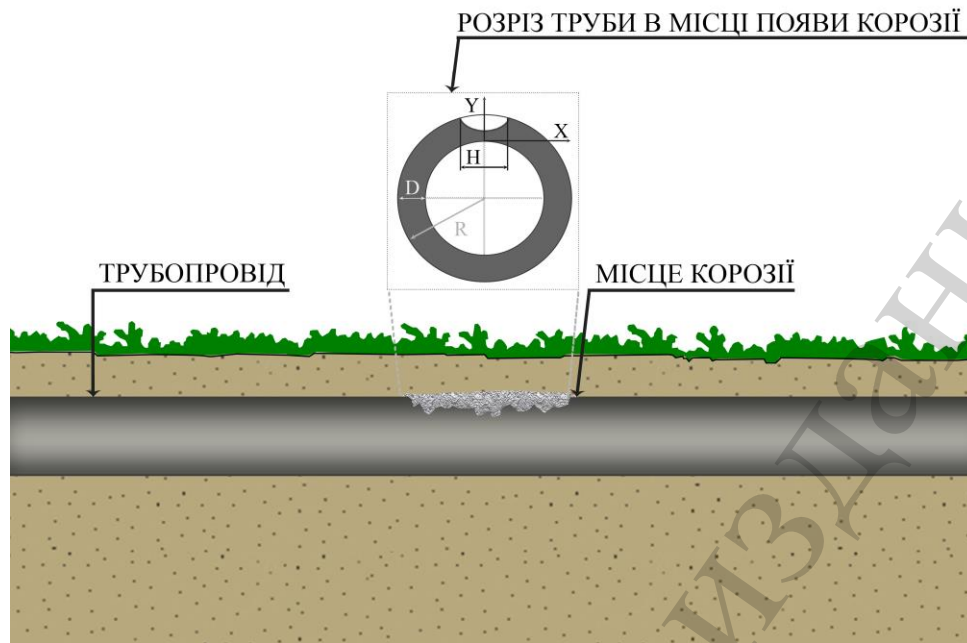


Рис. 1. Утворення дефекту у вигляді каверни на ділянці трубопроводу

Як видно з рис. 1, металева труба ПМТ розміщена під землею у середовищі, яке моделюємо ґрунтовим електролітом. Зовнішній діаметр труби D , товщина стінки d , внутрішній діаметр $D-d$ [12]. Проекцію каверни на площину XOY розглядаємо у вигляді півеліптичної тріщини із розмірами півосей c_T та a_T ($c_T > a_T$). Вісь OY спрямована вздовж труби, OX – перпендикулярна до поверхні труби, вершина тріщини рухається в протилежному напрямку відносно осі OX . Початок координат знаходиться у вершині тріщини.

Оскільки враховуємо корозійну втому, то вважаємо, що тріщина збільшує розміри з числом циклів навантаження N_C , зберігаючи півеліптичну форму [12]:

$$N_c = C_a \int_{a_0}^{ac} \frac{da}{(\Delta K(a, \Delta a, \Delta \delta, K_1, pH_{TC}, E_{TC}, B_m(S)))^n},$$

$$N_{VC} = N_C / N_{C*}, \quad (1)$$

де a_i – початковий розмір макротріщини у матеріалі; ac – критичний розмір втомної макротріщини; $\square a$ – квант руйнування; $\square \square$ – розмах механічних напружень; n , C_a – константи, що характеризують систему “матеріал (сталь) – середовище”; $N_{C\square}$ – кількість циклів навантаження базового зразка; N_{VC} – відносна кількість циклів навантаження; K_1 – коефіцієнт інтенсивності напружень; pH_{TC} – водневий показник середовища; E_{TC} – електродний потенціал металу; $B_m(S)$ – параметри, що

характеризують стан поверхонь матеріалу S , які утворюються під час руйнування. Параметр $ai=d_{\square}$, де d_{\square} розмір зони перед руйнування [12].

Термін безаварійної експлуатації (ТБЕ) ПМТ T_S (тобто ресурс трубопроводу) з урахуванням корозійного (анодного) струму I_A можна оцінити за формулою [12]:

$$T_S = (h_{zm}(I_A) - h_{\max}) / I_A, \quad (2)$$

де $h_{zm}(I_A)$, h_{\max} – геометричні розміри змінного дефекту і дефекту максимально допустимої глибини; I_A – анодний (корозійний) струм, розмірність якого, зокрема, 1 мм/рік (1 мм/рік $\square 0,8616$ А/м²).

Для якісного аналізу росту втомних тріщин з урахуванням зміцнення використовуємо формулу для аналізу зміни порогового розмаху КІН $\square K_{th}$ [13]:

$$\Delta K_{th} = \Delta K_1 = E e_K \sqrt{2\pi p_{\min}}, \quad (3)$$

де p_{\min} – критичний радіус кривизни вістря тріщини, котрий визначається вектором Бюргерса; E – модуль Юнга; e_K – дійсна залишкова деформація металу після руйнування.

Досить інтенсивно процес корозії проходить у вершині тріщини і тому для детального аналізу анодного розчинення металу доцільно врахувати співвідношення, яке уведено у праці [12]:

$$I_A = \frac{\alpha \cdot \chi \cdot \Delta \psi_{ak}}{\delta \cdot \ln(c / \delta)} \cdot \left(1 + \beta_w \cdot \left(\frac{WPL - WPL0}{WPL0} \right)^S \right), \quad (4)$$

де \square – кут у вершині поверхневого дефекту (тріщини); \square – електропровідність електроліту (зокрема, ґрунтового); $\square \square_{ak}$ – омична зміна електричного потенціалу між анодною (A) і катодною (K) ділянками; c , \square – ефективна глибина і розкриття тріщини відповідно; \square_w , S – емпіричні константи; WPL – поверхнева енергія пластичного деформування (ПЕПД) за умови напруженого стану в діапазоні зміни пластичних деформацій \square_p ; $WPL0$ – ПЕПД за умови досягнення напруженням \square у вершині тріщини межі текучості \square_T матеріалу. Співвідношення (4) записано для вершини тріщини – аноду A . Бокові поверхні дефекту (тріщини) є катодом K [12]. Елементи методики оцінювання похибок основних параметрів I_A , $\square \square_{ak}$ формули (4) представлено у статті [22].

Враховано взаємодію трубопроводу з системою УКЗ, а також перехідний питомий опір ізоляційного покриття.

Ресурс P_{BK} безпечної експлуатації матеріалу трубопроводу (газопроводу) з пошкодженим ізоляційним покриттям у корозійному середовищі запишемо у вигляді [12]:

$$P_{BK} = P_K w_K = K_w w_K P, \quad P_B = wP, \quad P_K = K_w P. \quad (5)$$

Тут P_B – ресурс безпечної експлуатації матеріалу трубопроводу у повітрі; P , w – проектний і відносний ресурс безпечної експлуатації матеріалу трубопроводу у повітрі відповідно; $K_w = K_w(N_C, N_K)$ – коефіцієнти впливу агресивності середовища на довговічність матеріалу трубопроводу; N_C , N_K – довговічність матеріалу трубопроводу у повітрі та корозійному середовищі; P_K – ресурс експлуатації матеріалу трубопроводу з пошкодженим ізоляційним покриттям.

В процесі дослідження використана нейронна мережа глибокого навчання. Нейронній мережі глибокого навчання відповідає ймовірнісна породжувальна модель, в яку закладено функції з кількох шарів прихованих вузлів проілюстровано на рис. 2. Її можна розглядати як композицію модулів навчання, що утворюють кожен із шарів [23, 24].

Нейронна мережа застосовується для породжувального попереднього тренування шляхом використання навчених вагових коефіцієнтів початкових вагових коефіцієнтів. Для точного задавання цих вагових коефіцієнтів можуть застосовуватися зворотне поширення або інші розрізняювальні алгоритми. Це особливо корисно тоді, коли доступні тренувальні дані є обмеженими, оскільки вагові коефіцієнти з погано заданими початковими значеннями можуть значно заважати ефективності навченої моделі. Ці попередньо натреновані вагові коефіцієнти знаходяться в області простору вагових коефіцієнтів, що є ближчою до оптимальних вагових коефіцієнтів, ніж випадково вибрані початкові значення. Це передбачає покращену процедуру моделювання, а також більш швидку збіжність фази точного навчання, що є більш доцільним ніж в праці [25].

Під час навчання перцептрона беруться уточнення вагових коефіцієнтів за наступним рівнянням:

$$\Delta w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) + \eta \frac{\partial \log(p(v))}{\partial w_{i,j}}, \quad (6)$$

де $p(v)$ – ймовірність видимого вектора, що задається наступним чином:

$$p(v) = \frac{1}{Z} \sum_h e^{-E(v,h)}, \quad (7)$$

де Z – статистична сума; $E(v, h)$ – функція так званої енергії, призначеної нейронній мережі. Нижня функція показує, що нейронна мережа знаходиться в бажаній конфігурації.

Функцію градієнта запишемо таким чином:

$$\frac{\partial \log(p(v))}{\partial w_{i,j}}, \quad (8)$$

і вона має спрощений вигляд:

$$(v_i h_j)_{\text{data}} - (v_i h_j)_{\text{model}}, \quad (9)$$

де p – середні значення по відношенню до розподілу p . Використовуємо вибірку Гіббсона. Вибірка Гіббсона використовується для відкидання однакових числових значень параметрів в базі даних і для упорядкування даних (при) під час роботи з нейронною мережею.

Вибірка Гіббсона демонструє наступне: для n кроків (в нейронній мережі було задано $n=1$) найкращий прогноз відбувався. Після n кроків робилась вибірка даних і застосовувалася замість виразу $(v_i h_j)_{\text{model}}$.

Детальніший принцип роботи нейронної мережі полягає в наступному:

1. Установлюємо значення тренувального вектора.
2. Уточнюємо приховані функції (так звані приховані вузли мережі) для даних видимих вузлів:

$$p(h_j = 1 | V) = \partial \left(b_j + \sum_i v_i w_{i,j} \right), \quad (10)$$

де, $\partial(\cdot)$ є сигмоїдальною функцією, а b_j і h_j характеризують зсув.

3. Паралельно робиться уточнення інших прихованих функцій для даних прихованих вузлів:

$$p(v_i = 1 | H) = \partial \left(a_i + \sum_j h_j w_{i,j} \right), \quad (11)$$

де a_i є зсув v_i .

4. Повторно уточнюємо приховані функції для даних відбудованих видимих вузлів із застосуванням співвідношення (11).

5. Для побудови графіка робимо уточнення вагових коефіцієнтів (ваги, які задаємо на вхід нейронної мережі):

$$\Delta w_{i,j} \propto (v_i h_j)_{\text{data}} - (v_i h_j)_{\text{reconstruction}}. \quad (12)$$

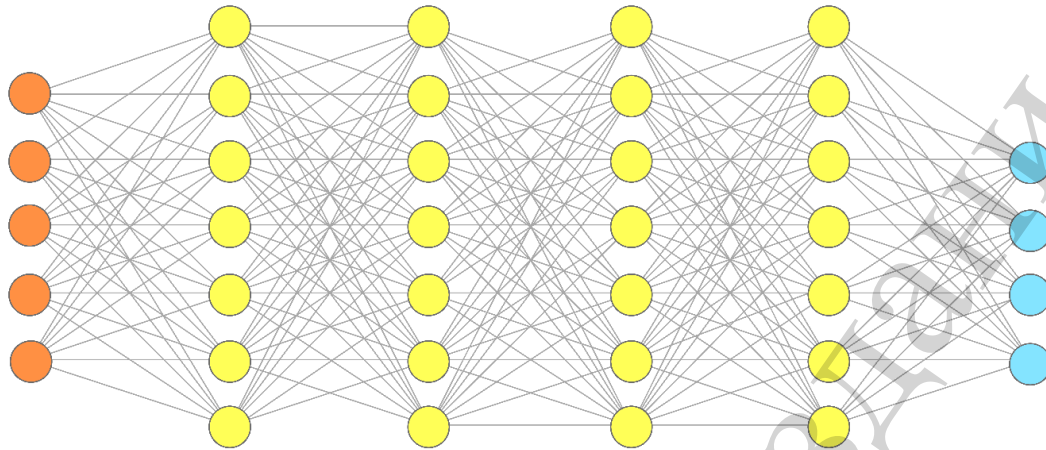


Рис. 2. Блок-схема прогнозування нейронної мережі глибокого навчання

Таким чином, нейронна мережа в змозі змоделювати практично будь-яку складну функцію, причому складність цієї функції визначає кількість прихованих шарів та кількість нейронів на кожному з них [26]. Тому точність прогнозу завжди залежить від доцільно та правильно обраного числа проміжкових шарів та відповідних нейронів [27].

5. Критерії якості для металу підземного трубопроводу

Розглянемо добуток типу $k_p = k_1 \cdot k_2 \cdot k_3$ [1]:

k_1 – коефіцієнт рівня конкурентоспроможності (конкурентоздатності) ПМТ;

k_2 – коефіцієнт рівня надійності ПМТ;

k_3 – коефіцієнт, який характеризує рівень міцності металу p_s ПМТ.

Аналогічно як у праці [1] мультиплікативний кваліметричний критерій якості для ділянки ПМТ подамо у вигляді:

$$Z_1 = \prod_{i=1}^m k_i = k_1 \cdot k_2 \cdot k_3 \cdot k_4 \cdot k_5 \cdot k_6 \cdot k_7 \cdot k_8 \cdot k_9 \Rightarrow \max, \quad (13)$$

де $k_4(D_f)$, $k_5(n_z, \square K_{th})$, $k_6(\square_{ve})$, $k_7(K_s)$, $k_8(T_s, N_C)$, $k_9(U_p)$ – коефіцієнти, які характеризують дефектність D_f , зміцнення n_z , границю корозійної втоми $\square_{ve}(N_C)$, вплив покриття на корозійну стійкість K_s , термін безаварійної роботи T_s (ресурс) конструкції (труби) з урахуванням N_C ; дотримання оптимального діапазону поляризаційного потенціалу U_p .

Уведемо також критерій якості Z_2 у адитивній формі аналогічно [1]:

$$Z_2 = a_1 \cdot k_1 + a_2 \cdot k_2 + a_3 \cdot k_3 + a_4 \cdot k_4 + a_5 \cdot k_5 + a_6 \cdot k_6 + a_7 \cdot k_7 + a_8 \cdot k_8 + a_9 \cdot k_9 \Rightarrow \max, \quad (14)$$

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

Тут у формулах (13)–(14), на відміну від праці [1], враховано $k_5(n_Z, \square K_{th})$, а також $k_8(T_S, N_C)$ у залежності від двох параметрів.

6. Результати досліджень трубопроводу на певній ділянці трубопроводу з утворенням каверни

Проведено контроль стану протикорозійного захисту ділянок трубопроводів 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 виявляємо пошкодження ізоляційних покриттів, а також виявляємо різні дефекти, які утворилися на зовнішній поверхні підземного трубопроводу. Елементи методики удосконалення нормативної бази для впорядкування процедури моніторингу діагностування складних систем і підвищення якості результатів представлена у статті [28].

З використанням формул (1)–(14) було проведено комплексні обстеження ділянки трубопроводу (ПМТ) за методиками праці [5] і за результатами вимірювань виявлено місце утворення корозійних дефектів (зокрема, каверн), що проілюстровано на рис. 3. По горизонталі відкладено відстань, по вертикалі – поляризаційний потенціал, методика оцінювання якого частково представлена у статті [1].

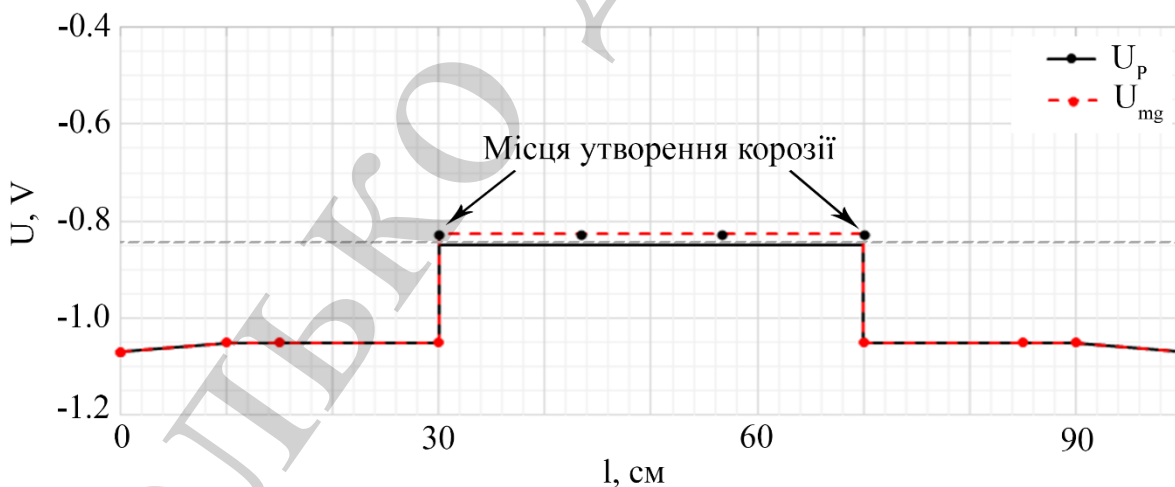


Рис. 3. Ділянка з корозійним дефектом на поверхні трубопроводу (по горизонталі відстань в см, по вертикалі – потенціал у вольтах (V))

На першому етапі було проведено діагностування місцевості з космосу. Для більш наглядного показу продемонстровано карту з виглядом з космосу, де було виявлено дефект (рис. 4).



Рис. 4. Розміщення ділянки обстеження ПМТ на фотографії з космосу

На другому етапі було проведено діагностування трубопроводу приладами неруйнівного контролю (ВПП і БВС). (При детальнішому огляді) Під час більш детального аналізу трубопроводу було виявлено дефект з загальною довжиною приблизно 40 см (рис. 3). Даний дефект не є захищений установкою катодного захисту (УКЗ). Розвиток дефекту спостерігали протягом п'яти років.

Запропонований метод контролю і методики оцінювання поляризаційного потенціалу з допомогою нейронної мережі дозволяють фізично обґрунтовано та математично більш коректно на відміну від стандартних описати процедуру поширення корозійних дефектів у глибину труби. При цьому, зокрема, звужено діапазон оцінювання середнього значення густини корозійного струму у дефектах покриття орієнтовно на 50–70 %.

В області дефекту захисний потенціал менший $-0,85$ В і тому там проходило корозійне розчинення металу. Було встановлено, що найбільш інтенсивне анодне (корозійне) розчинення проходило на краях.

7. Результат прогнозування за допомогою нейронної мережі для ділянки трубопроводу з утвореним дефектом

За допомогою нейронної мережі глибокого навчання було взято дані минулих п'яти років, і встановлено середнє значення для теперішнього року, яке подано на графіку (рис. 3). Проведено прогноз ситуації щодо утворення корозійного дефекту, швидкість поширення якого в актуальному році складає приблизно 0,13 мм/рік.

Для оцінювання глибини h_{cr} і ширини дефекту L_T використаємо співвідношення [12]:

$$h_{cr} = h + c_{cr} = d - L_T \sqrt{0,1785 \frac{p_{cr}}{\sigma_s}},$$

$$h_{cr} = d \sqrt{\frac{L_T}{D} \left(1 - \frac{p_{cr}(D - 2d)}{2K_K K_S \sigma_s d} \right)},$$

$$L_T \Rightarrow L_{cr} = \frac{1}{\pi} \left(\frac{8d}{p_{cr} D} \right)^2 K_C^2, \quad K_S = 1 + \frac{h + c}{d} \sqrt{\frac{L_T}{D}}. \quad (15)$$

Тут K_K – коефіцієнт чутливості до тріщини; c_{cr} – критичне значення глибини тріщини; K_S – коефіцієнт, який враховує зміну товщини труби на дефектній ділянці трубопроводу; K_C – параметр тріщиностійкості, який визначають експериментально за відомими методиками механічних випробувань; p_{cr} – критичний внутрішній тиск (газу) у трубі.

Експериментально визначали ширину L_T тріщини і за нею оцінювали глибину h_{cr} .

Аналогічні експериментальні дослідження були проведені для зразків сталі 17Г1С у середовищі, яке моделює ґрунтовий електроліт.

На основі співвідношень моделі (1)–(15) сформовано множину визначальних параметрів для моделювання етапів розвитку поверхневого дефекту на зовнішній поверхні трубопроводу з урахуванням втомної міцності.

Продемонстровано на рис. 5 вхідні дані і прогноз нейронної мережі для даної ділянки, де було виявлено дефект.

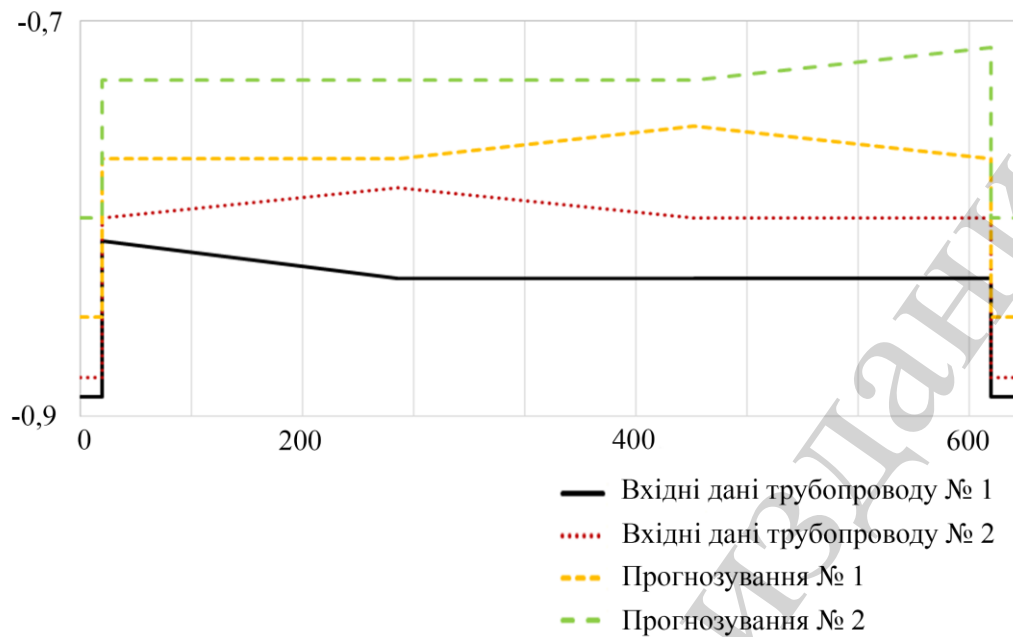


Рис. 5. Графік з вхідними даними, а також прогнозами нейронної мережі (по горизонталі відстань в мм, по вертикалі – потенціал у вольтах (V))

Графік прогнозу утворення корозії за вхідними даними № 1 на рис. 6.

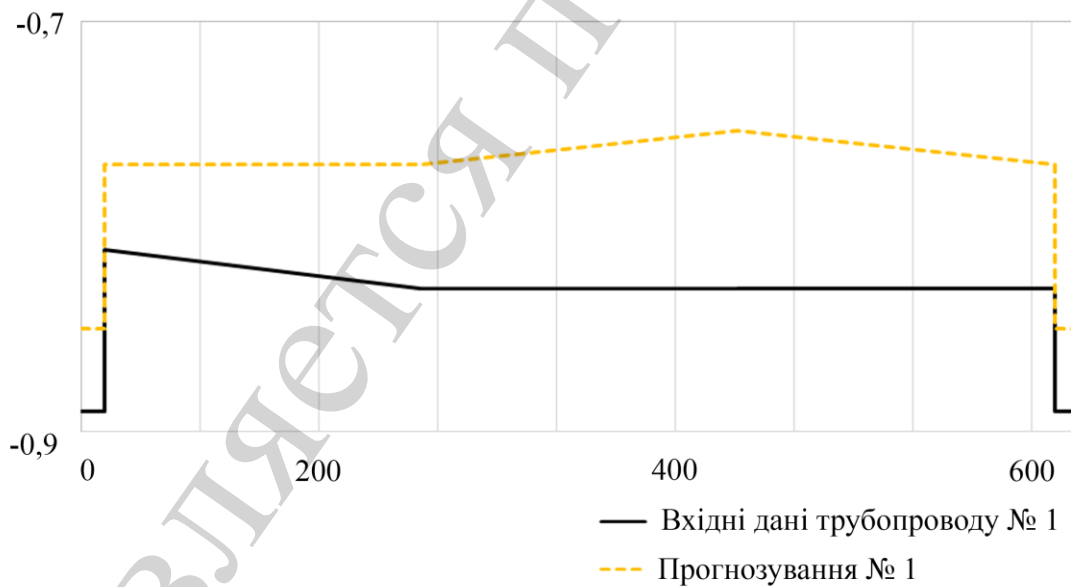


Рис. 6. Прогнозування нейронної мережі № 1 (по горизонталі відстань в мм, по вертикалі – потенціал у вольтах (V))

Установлено, що на даному відрізку утворення дефекту корозія приводить до проникнення дефекту на 0,39 мм.

Під час прогнозування нейронної мережі за вхідними даними № 2 установлено зменшення поляризаційного потенціалу, яке характеризує збільшення корозії. Відповідний графік продемонстровано на рис. 7.

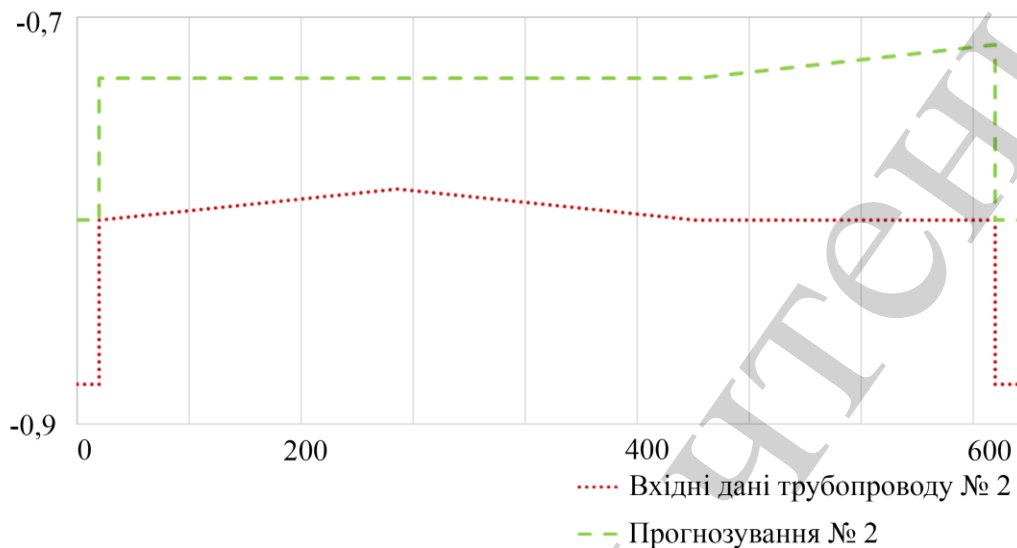


Рис. 7. Прогнозування нейронної мережі № 2 (по горизонталі відстань в мм, по вертикалі – потенціал у вольтах (V))

Початковому значенню швидкості корозії (рис. 7) відповідає для одного року – 0,13 мм/рік. Під час прогнозування нейронної мережі установлено (прогноз № 1) що для лівого краю дефектної області протягом трьох років каверна поширилась в глибину на 0,39 мм. Прогноз нейронної мережі (прогноз № 2) продемонстрував, що протягом трьох років для правого краю каверна поширилась в глибину на 0,43 мм. Таким чином, прогнози № 1 і № 2 свідчать про нерівномірний (нелінійний) характер корозійної швидкості.

8. Обговорення результатів дослідження системи захисту трубопроводів нафтогазових підприємств з допомогою нейронної мережі

На основі аналізу графічних залежностей і результатів моделювання (рис. 3 – рис. 7), отриманих в результаті досліджень, встановлено, що з часом корозійна швидкість зменшується (в даному випадку для правого краю незахищеної УКЗ ділянки приблизно на 10 %). В цей же час зменшується і поляризаційний потенціал за абсолютною величиною.

Виходячи з результатів дослідження, можна констатувати, що швидкість корозії під час прогнозування з допомогою нейронної мережі відповідає досить “вдалому” результату. Прогноз нейронної мережі стосувався ділянки експлуатації трубопроводу, довжиною $L=40$ см з місцями, де відбувається корозія. Перший прогноз (№ 1) ілюструє розподіл поляризаційного потенціалу U_V для лівого краю і, відповідно, другий прогноз (№ 2) ілюструє розподіл U_V для правого краю незахи-

щеної УКЗ ділянки. Нейронна мережа дозволила встановити, що середнє значення швидкості корозії металу (сталі) на поверхні підземної труби у дефектах покриття відбувається орієнтовно в діапазоні 0,13–0,15 мм/рік.

Недоліком тестуючої множини є те, що вона недостатньо об'ємна. Крім того, під час навчання нейронна мережа з урахуванням цієї початкової тестуючої множини функціонує як “прихований шар розрахунку”, що накладає певні обмеження на відповідні результати щодо прогнозу ресурсу труби.

Для прикладу розглянемо конкретну ситуацію для підземної труби, марка сталі якої 17Г1С. Враховано задані початкові розміри труби, каверни, границю міцності металу, ефект корозійної втоми, початкову швидкість корозії у дефекті покриття та інші параметри, які є корисними для розв'язування задач діагностування корозійного процесу. Зокрема: $p=5,5$ МПа ≈ 55 атм – тиск всередині труби, $d=10$ мм – товщина стінки труби, $D=2R=0,76$ м – діаметр труби; $h=3$ мм – початкова глибина каверни. Критична глибина тріщини $c_{кр}=3$ мм. Критична ситуація (руйнування труби) настає, коли ефективний розмір дефекту ($h+c$) досягне глибини $h+c=6$ мм. У цьому випадку механічні напруження у вершині тріщини досягають критичного значення, що згідно з критерієм максимальних нормальних напружень відповідає умові руйнування, тобто границі міцності $\sigma_B \approx 510$ МПа. Для оцінювання зміщень поляризаційного потенціалу використано критерій якості (13), а коефіцієнт запасу міцності приймаємо 1,43. Ефект корозійної втоми враховано на основі розгляду відомих експериментальних даних для сталі марки 17Г1С [12].

Критична глибина дефекту відповідає умові $0,6d$ і час досягнення тріщиною цієї глибини залежить від початкової швидкості корозії 0,14 мм/рік і характеристик вібрації, яку спричинюють компресорні станції. Вібрація приводить до відхилень механічних параметрів, пов'язаних із втомною міцністю. Швидкість корозії з часом зменшується і це підтверджено засобами моделювання, тобто на основі співвідношень (1)–(15). Фізично це обґрунтовано і підтверджується експериментально, оскільки продукти корозії з часом з меншою швидкістю віддаляються від вершини дефекту. Якщо початкова швидкість корозії $i_{a0}=0,14$ мм/рік, то ресурс металу труби (тобто час досягнення тріщиною критичної глибини $h+c=6$ мм) в даному конкретному прикладі наближено становить $\tau=21,4$ роки. Оскільки процес корозії нелінійний, то час поширення тріщини, тобто ресурс металу труби, становить $\tau_L=24,3$ роки ($\tau_L/\tau=1,136$).

Розглянутий приклад підтверджує можливість і корисність моделювання з допомогою нейронної мережі корозійних процесів у підземних трубопроводах. На основі отриманих результатів можна оцінювати ресурс трубопроводів і враховувати при цьому таке явище як корозійна втома, а також нелінійні ефекти.

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 ресурсу металу і виявлено нелінійність, величину якої характеризує відношення $\tau_L/\tau=1,136$. Враховано задані початкові роз-

міри труби, каверни, границю міцності металу, ефект корозійної втоми, початкову швидкість корозії у дефекті покриття та інші параметри, які є корисними для розв'язування задач діагностування корозійного процесу.

9. Висновки

1. Проведено обстеження ділянок трубопроводу (ПМТ) за допомогою вимірювача поляризаційного потенціалу (ВПП) у комплексі з безконтактним вимірювачем струму (БВС) і сформульовано принципи використання нейронної мережі для опрацювання результатів експерименту. Для моделювання фізико-хімічних процесів у трубопроводі враховано його взаємодію з системою УКЗ, а також перехідний питомий опір ізоляційного покриття.

2. З урахуванням зміни порогового розмаху коефіцієнта інтенсивності напружень удосконалено критерій якості і його використано для системи “ПМТ – УКЗ”.

3. На основі аналізу результатів діагностування ПМТ визначено потенціали вздовж ділянки елемента трубопроводу. Запропонований метод контролю і методики оцінювання поляризаційного потенціалу з допомогою нейронної мережі дозволяють фізично обґрунтовано та математично більш коректно на відміну від стандартних описати процедуру поширення корозійних дефектів у глибину труби. При цьому, зокрема, звужено діапазон оцінювання середнього значення густини корозійного струму у дефектах покриття орієнтовно на 50–70 %.

4. 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 ресурсу металу і виявлено нелінійність, величину якої характеризує відношення $\square=1,136$.

Література

1. 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 / Lozovan V., Dzhala R., Skrynkovskyy R., Yuzevych V. // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2019. Vol. 1, Issue 5 (97). P. 20–27. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.154999>

2. Analysis of Stray Current Induced by Cathodic Protection on Steel- Framed Masonry Structures / Wu Y-Y., Lambert P., Mangat P., O’Flaherty F. J. // The Open Corrosion Journal. 2011. Vol. 4, Issue 1. P. 34–39. doi: <https://doi.org/10.2174/1876503301104010034>

3. Farzaneh A., Jaber N., Jamshid M. An Electrochemical Measurement for Evaluating the Cathodic Disbondment of Buried Pipeline Coatings under Cathodic Protection // Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering. 2015. Vol. 34, Issue 2. P. 83–91. URL: http://www.ijcce.ac.ir/article_14100.html

4. Merzah A. S., Ateeq A. A., Mustafa A. A. An Experimental Investigation of Impressed Current Cathodic Protection system (ICCP) In Basra Soil // International Journal of Scientific & Engineering Research. 2017. Vol. 8, Issue 7. P. 1311–1314.

URL: <https://www.ijser.org/researchpaper/An-Experimental-Investigation-of-Impressed-Current-Cathodic-Protection-system-ICCP-In-Basra-Soil.pdf>

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

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

7. Yuzevych V. M., Dzhalala R. M., Koman B. P. Analysis of Metal Corrosion under Conditions of Mechanical Impacts and Aggressive Environments // *METALLOFIZIKA I NOVEISHIE TEKHNologii*. 2018. Vol. 39, Issue 12. P. 1655–1667. doi: <https://doi.org/10.15407/mfint.39.12.1655>

8. Yuzevych V., Klyuvak O., Skrynkovskyy R. Diagnostics of the system of interaction between the government and business in terms of public e-procurement // *Economic Annals-XXI*. 2016. Vol. 160, Issue 7-8. P. 39–44. doi: <https://doi.org/10.21003/ea.v160-08>

9. Skrynkovskyy R. Investment attractiveness evaluation technique for machine-building enterprises // *Actual Problems of Economics*. 2008. Issue 7. P. 228–240. URL: <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-77952681437&partnerID=MN8TOARS>

10. Lozovan V., Yuzevych V. Neural network as a mean for metal constructions performance enhancement by accounting the interfacial layers // *Measuring equipment and metrology*. 2017. Vol. 78. P. 48–54. URL: <http://science.lpnu.ua/istcmtm/all-volumes-and-issues/volume-78-2017/neural-networks-means-improving-metrological>

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

12. Mykyychuk M., Yuzevych L. Quality control of underground pipelines in view of corrosion fatigue, durability and regulatory documents // *Measuring equipment and metrology*. 2017. Vol. 78. P. 101–107. URL: <http://science.lpnu.ua/istcmtm/all-volumes-and-issues/volume-78-2017/control-underground-gas-pipelines-quality-taking>

13. Chonghua Y., Minggao Y. A calculation of the threshold stress intensity range for fatigue crack propagation in metals // *Fatigue & Fracture of Engineering Materials and Structures*. 1980. Vol. 3, Issue 2. P. 189–192. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1460-2695.1980.tb01113.x>

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

15. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators // *Neural Networks*. 1989. Vol. 2, Issue 5. P. 359–366. doi: [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(89\)90020-8](https://doi.org/10.1016/0893-6080(89)90020-8)

16. Saifullin E. R., Izmailova E. V., Ziganshin S. G. Methods of Leak Search from Pipeline for Acoustic Signal Analysis // *Indian Journal of Science and Technology*. 2017. Vol. 10, Issue 1. doi: <https://doi.org/10.17485/ijst/2017/v10i1/109953>
17. Sanchez-Amaya J. M., Cottis R. A., Botana F. J. Shot noise and statistical parameters for the estimation of corrosion mechanisms // *Corrosion Science*. 2005. Vol. 47, Issue 12. P. 3280–3299. doi: <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2005.05.047>
18. Theory and Application of Magnetic Flux Leakage Pipeline Detection / Shi Y., Zhang C., Li R., Cai M., Jia G. // *Sensors*. 2015. Vol. 15, Issue 12. P. 31036–31055. doi: <https://doi.org/10.3390/s151229845>
19. Mitchell M. R., Link R. E., Jiang Q. Study of Underground Oil-Gas Pipeline Corrosion Pits Estimation Based on MFL Inspection Method // *Journal of Testing and Evaluation*. 2010. Vol. 38, Issue 2. P. 250–253. doi: <https://doi.org/10.1520/jte102467>
20. Parkins R. N. Predictive approaches to stress corrosion cracking failure // *Corrosion Science*. 1980. Vol. 20, Issue 2. P. 147–166. doi: [https://doi.org/10.1016/0010-938x\(80\)90128-6](https://doi.org/10.1016/0010-938x(80)90128-6)
21. Parkins R. N. The application of stress corrosion crack growth kinetics to predicting lifetimes of structures // *Corrosion Science*. 1989. Vol. 29, Issue 8. P. 1019–1038. doi: [https://doi.org/10.1016/0010-938x\(89\)90091-7](https://doi.org/10.1016/0010-938x(89)90091-7)
22. Klapper H. S., Goellner J., Heyn A. The influence of the cathodic process on the interpretation of electrochemical noise signals arising from pitting corrosion of stainless steels // *Corrosion Science*. 2010. Vol. 52, Issue 4. P. 1362–1372. doi: <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2009.12.021>
23. Neural networks for Nyquist plots prediction during corrosion inhibition of a pipeline steel / Colorado-Garrido D., Ortega-Toledo D. M., Hernández J. A., González-Rodríguez J. G., Uruchurtu J. // *Journal of Solid State Electrochemistry*. 2009. Vol. 13, Issue 11. P. 1715–1722. doi: <https://doi.org/10.1007/s10008-008-0728-7>
24. Artificial neural network corrosion modeling for metals in an equatorial climate / Kenny E. D., Paredes R. S. C., de Lacerda L. A., Sica Y. C., de Souza G. P., Lázaris J. // *Corrosion Science*. 2009. Vol. 51, Issue 10. P. 2266–2278. doi: <https://doi.org/10.1016/j.corsci.2009.06.004>
25. Reddy N. S. Neural Networks Model for Predicting Corrosion Depth in Steels // *Indian Journal of Advances in Chemical Science*. 2014. Vol. 2, Issue 3. P. 204–207. URL: <https://www.ijacskros.com/artcles/IJACS-M98.pdf>
26. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview // *Neural Networks*. 2015. Vol. 61. P. 85–117. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
27. Schmidhuber J. Discovering Neural Nets with Low Kolmogorov Complexity and High Generalization Capability // *Neural Networks*. 1997. Vol. 10, Issue 5. P. 857–873. doi: [https://doi.org/10.1016/s0893-6080\(96\)00127-x](https://doi.org/10.1016/s0893-6080(96)00127-x)
28. Standardization and quality management in next-generation sequencing / Endrullat C., Glökler J., Franke P., Frohme M. // *Applied & Translational Genomics*. 2016. Vol. 10. P. 2–9. doi: <https://doi.org/10.1016/j.atg.2016.06.001>