



МЕТОДОЛОГІЯ БАГАТОПАРАМЕТРОВОГО ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ТРУБОПРОВОДІВ ДОВГОТРИВАЛОЇ ЕКСПЛУАТАЦІЇ

М.О.КАРПАШ

Івано-Франківський нац. техн. ун-т нафти і газу, 76019, вул. Карпатська, 15. E-mail: public@nund.edu.ua

Завдання забезпечення промислової безпеки в умовах зростаючого фізичного та морального зношення обладнання на небезпечних виробничих об'єктах України зумовлює підвищення ролі методів і засобів неруйнівного контролю та технічної діагностики. Використання обладнання нафтохімічних, нафтопереробних промислів, об'єктів теплової та ядерної енергетики, яке працює із вибухо- та пожежонебезпечними і токсичними середовищами при надлишкових тисках та температурах, строк експлуатації якого значно перевищує нормативний, є потенційно небезпечне і збільшує ймовірність виникнення аварійних ситуацій. Ресурс безпечної експлуатації металоконструкцій визначається в тому числі фізико-механічними характеристиками металу. Враховуючи сказане вище, визначення механічних характеристик конструкційних сталей та ступеню їх зміни, є важливою та актуальною науково-практичною задачею. В статті подано підхід до вирішення задач визначення параметрів, що характеризують технічний стан металоконструкцій довготривалої експлуатації на прикладі газопроводів. Запропоновано підхід до розроблення методів контролю цих характеристик, що полягає у врахуванні кількох інформативних параметрів за допомогою штучних нейронних мереж, а також визначено напрямки застосування методології для контролю технічного стану трубопроводів (товщина стінки, наявність дефектів типу порушення суцільності, фізико-механічні характеристики та тип мікроструктури). Бібліогр. 22, рис. 6.

Ключові слова: технічна діагностика, трубопроводи, багатопараметровий підхід, нейронні мережі, нелінійна апроксимація

Нарощування обсягів видобування як традиційних (нафти та природного газу) та нетрадиційних вуглеводневих енергоносіїв (сланцевий газ, шахтний метан тощо), що є одним з пріоритетів Енергетичної стратегії України до 2030 р. неможливе без розвитку та підтримання у належному технічному стані розгалуженої мережі трубопровідного транспорту.

На фоні незадовільного фінансового стану нафтогазової галузі загрозливою залишається ситуація з основним устаткуванням – до 29 % газопроводів відпрацювали свій амортизаційний термін, майже 60 % експлуатуються від 10 до 33 років, майже третина із 703 газоперекачувальних агрегатів компресорних станцій виробила свій моторесурс, або близька до цього і потребує реконструкції.

Розподіл причин відмов газопроводів, %

Зовнішній вплив	48,4
Дефекти будівництва/дефекти матеріалу	16,7
Корозія	16,1
Рухи ґрунту	7,4
Помилкові врізки	4,8
Інше та невідоме	6,6

На жаль, відомості про технічний стан вітчизняних газопроводів в останні роки, їх аварійність та статистику надзвичайних ситуацій відсутні у широкому доступі, тому скористаємось

європейським досвідом тривалого й безпечного експлуатування газопроводів за даними Європейської групи щодо надзвичайних ситуацій на газових трубопроводах (EGIG) [1].

EGIG підтримує та постійно розширює базу даних щодо надзвичайних ситуацій на газовому транспорті в Європі. Газотранспортні компанії з п'ятнадцяти Європейських країн збирають відомості про надзвичайні ситуації на трубопроводах із загальною довжиною понад 135 тис. км щороку. Загальна середня частота надзвичайних ситуацій складає 0,35 надзвичайних ситуацій за 1 рік на 1000 км в межах періоду часу з 1970 по 2010 роки, а середнє значення надзвичайних ситуацій за 5 останніх років в 2010 р. склало 0,16 за 1 рік на 1000 км.

На рис. 1 зображено розподіл зовнішніх впливів за товщинами стінок та характерними дефектами трубопроводів – очевидно, найбільш чутливими до зовнішніх впливів є труби з меншою товщиною стінки, а саме 5 мм.

На рис. 2 зображено сукупний розподіл дефектів спорудження/матеріалів за роками будівництва газових трубопроводів.

Аналіз узагальнених даних щодо статистики відмов нафтогазопроводів дає змогу встановити наступні істотні чинники:

– найбільша інтенсивність відмов спостерігається для тонкостінних та трубопроводів довготривалої експлуатації;

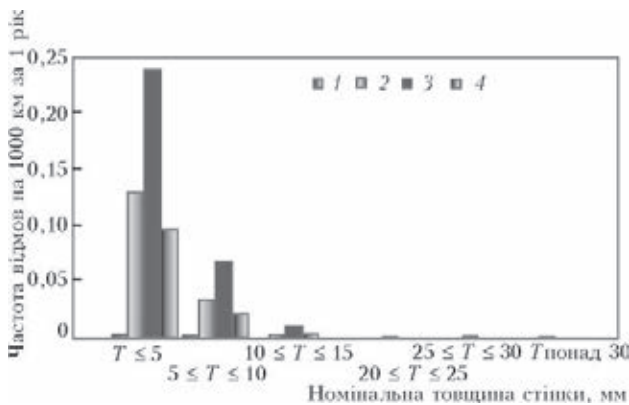


Рис. 1. Розподіл зовнішніх впливів за розмірами витоків і товщиною стінки (T) трубопроводів: 1 – невідомо; 2 – точковий отвір/тріщина; 3 – отвір; 4 – руйнування

– корозійні пошкодження є причиною значної кількості відмов на трубопроводному транспорті;
 – існують проблеми із визначенням фактичних розмірів дефектів, їх типів з метою оцінки ступеня їх небезпечності для експлуатації трубопроводів.

Підсумовуючи наведені статистичні відомості можна також стверджувати, що невідповідність фактичних фізико-механічних характеристик матеріалу трубопроводів є серед причин механічних пошкоджень, руйнувань тощо.

Світовою практикою доведено, що одним із найефективніших методів забезпечення експлуатаційної надійності обладнання, конструкцій та матеріалів є широке впровадження нових науково-містких технічних засобів і технологій оцінки їх фактичного технічного стану методами неруйнівного контролю (НК) і технічної діагностики (ТД).

Проблеми ТД систем трубопроводного транспорту, зокрема прогнозування залишкового ресурсу, навіть за значного поширення різних технічних засобів НК та низку нормативних документів, що регламентують порядок робіт в цій сфері, не можуть бути вирішені ефективно без застосування сучасних і, в той же час, доступних технологій та інструментів урахування окремих інформативних параметрів для визначення цільових (шуканих) характеристик.

У даному випадку інформативними параметрами є параметри, що можуть бути визначені методами НК (швидкість поширення ультразвукових коливань, акустичний імпеданс, питомий електричний опір тощо), а типовими цільовими параметрами технічного стану трубопроводів є дійсні фізико-механічні характеристики, наявність (відсутність) чи розмір дефектів типу порушення суцільності, залишкова товщина стінки металоконструкцій. Додатково, також за можливості визначення цих цільових параметрів з достатньою точністю та достовірністю, можливо перейти до визначення ступеня їх змі-

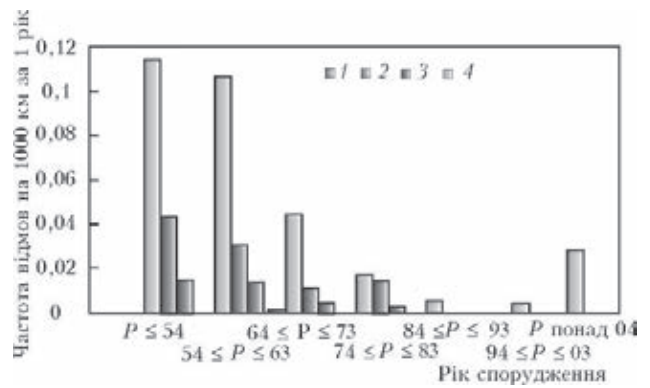


Рис. 2. Розподіл дефектів матеріалу/спорудження за розмірами витоків та роками будівництва (P) газопроводів (позначення ті самі, що і на рис. 1)

ни (деградації) з метою оцінки залишкового ресурсу, оцінки ризиків тощо. Схематично цю проблему зображено на рис. 3.

Окрім того, у багатьох випадках було показано наскільки недосконалыми є методи контролю технічного стану трубопроводів за окремими параметрами. У роботах [2, 3] показано, що найбільш прийнятним вирішенням цієї ситуації є застосування багатопараметрового (комплексного) контролю технічного стану.

Зазначена вище проблема у сфері ТД характеризується наступними особливостями, які необхідно врахувати під час її вирішення:

- переважна нелінійність зв'язків між інформативними параметрами та цільовими характеристиками;
- значення інформативних параметрів і цільових характеристик можуть різнитись за точністю, достовірністю та ступенями довіри;



Рис. 3. Проблема методології підбору комплексу інформативних параметрів контролю технічного стану трубопроводів



- можливі комплекси інформативних параметрів можуть бути взаємнокорельованими;
- точність визначення цільових параметрів технічного стану об'єктів є критичною щодо розрахунку та прогнозування ресурсу їх безпечної експлуатації і вибору оптимальних режимів експлуатування.

Істотними чинниками, які необхідно врахувати для вирішення зазначеної проблеми, є відсутність аналітичного (формульного) зв'язку між інформативними параметрами, що можуть бути визначені сучасними засобами контролю та цільовими характеристиками, що визначають безпечність експлуатації металоконструкції; складність оцінки сукупного та індивідуального впливу інформативних параметрів на характеристики технічного стану досліджуваних об'єктів; відсутність методології підбору комплексу інформативних параметрів, у тому числі нових, використовуваних для вирішення конкретних завдань ТД та НК.

Найбільшу складність вирішення цієї проблеми становить сам вибір інформативних параметрів. Зазначимо, що методи кластеризації та методи вибору інформативних параметрів із сукупності вихідних в останні роки широко використовуються для інтелектуального аналізу даних [4, 5], що характеризуються складністю застосування на практиці та відсутністю доведеного досвіду використання в нафтогазовій промисловості.

Вибір ознак (інформативних параметрів) є у загальному випадку багатоекстремальним. Більшість відомих алгоритмів не дають можливості досягнути глобального екстремуму – найбільш оптимального комплексу інформативних параметрів, які б дали змогу визначати цільовий параметр із задовільною точністю.

Залежно від способу побудови алгоритму, що задає послідовність проходження вершин у багатовимірному просторі інформативних параметрів, методи вибору можна розділити на наступні групи: послідовне перебирання варіантів [6], випадковий пошук та його модифікації [7], комбіновані методи [8], генетичні методи, що є узгодженою сукупністю методів комбінаторики та випадкового пошуку [9].

Раніше [10] автором запропоновано використовувати новітні генетичні методи для вирішення зазначеної вище проблеми в галузі ТД та НК – алгоритми штучних нейронних мереж [11].

Крім того, вибір штучних нейронних мереж було зроблено на підставі глибокого аналізу їх переваг.

1. Нелінійність. Нейронні мережі, побудовані зі з'єднань нелінійних нейронів, самі є нелійними. Більше того, ця нелінійність особливою виду, оскільки вона розподілена по мережі. Нелінійність є надзвичайно важливою властиві-

стю, особливо, якщо фізичне явище, що відповідає за формування вхідного сигналу, також є нелінійним.

2. Перетворення вхідної інформації на вихідну. Однією з популярних парадигм навчання є навчання «з учителем»: передбачається зміна синаптичних вагових коефіцієнтів на основі набору навчальних прикладів. Кожен приклад складається зі вхідного сигналу та відповідної йому бажаної відповіді. Із цієї множини випадково вибирається приклад, а нейронна мережа модифікує синаптичні вагові коефіцієнти для мінімізації розходжень бажаного вихідного сигналу та сформованого мережею відповідно вибраного статистичного критерію – навчання проводиться до тих пір, поки зміни синаптичних ваг не стануть незначними. Таким чином, нейронна мережа навчається на прикладах, складаючи таблицю відповідностей вхід-вихід для конкретного завдання [12].

3. Адаптивність. Нейронні мережі володіють здатністю адаптувати свої синаптичні ваги до змін середовища. Зокрема, нейронні мережі, навчені діяти в певному середовищі, можна легко перевчити для роботи за незначних коливань параметрів середовища. Відомо, що чим вищі адаптивні здібності системи, тим стійкішою буде її робота в нестаціонарному середовищі, що цілком ймовірно в разі вимірювання параметрів НК. Для того, щоб використовувати усі переваги адаптивності, основні параметри системи повинні бути досить стабільними, щоб можна було не враховувати зовнішні перешкоди, і достатньо гнучкими для забезпечення реакції на істотні зміни середовища – ця проблема називається дилемою стабільності-пластичності [13].

4. Очевидність відповіді. У контексті завдання класифікації образів можна розробити нейронну мережу, що збирає інформацію не тільки для визначення конкретного класу, але і для збільшення достовірності рішення, що приймається. Згодом ця інформація може використовуватися для відхилення сумнівних рішень, що підвищить продуктивність нейронної мережі.

5. Контекстна інформація. Знання представляються в самій структурі нейронної мережі за допомогою її стану активації. Кожен нейрон мережі потенційно може зазнавати впливу всіх інших її нейронів. Як наслідок, існування нейронної мережі безпосередньо пов'язано з контекстною інформацією.

6. Відмовостійкість. Нейронні мережі, відтворені у формі електроніки, потенційно є відмовостійкими. Це означає, що за несприятливих умов їх продуктивність знижується не значно – тільки серйозні пошкодження структури нейронної мережі істотно вплинуть на її працездатність,

а зниження якості роботи нейронної мережі відбувається повільно [14].

8. *Однаковість аналізу та проектування.* Нейронні мережі є універсальним механізмом опрацювання інформації. Це означає, що одне і те ж проектне рішення нейронної мережі може використовуватися в багатьох предметних областях – в тому числі для вирішення різних завдань НК та ТД.

9. *Аналогія з нейробиологією.* Будова нейронних мереж визначається аналогією з людським мозком, який є живим доказом того, що відмовостійкі паралельні обчислення не тільки фізично реалізовані, але і є швидким і потужним інструментом вирішення завдань.

На підставі виконаного аналізу досвіду та можливостей алгоритмів штучних нейронних мереж було розроблено методологію відбору оптимального комплексу інформативних параметрів, що характеризують технічний стан трубопроводів і полягає у послідовному виконанні наступних кроків (рис. 4). Розглянемо порядок та особливості реалізації описаних кроків у загальному випадку.

Крок 1. Відбір множини інформативних параметрів, керуючись цільовими параметрами. Основний вплив на відбір множини інформативних

параметрів контролю має досвід дослідника, а також нормативні документи, що регламентують вимоги до матеріалів, процесу виробництва сировини та готових виробів, їх експлуатування й технічного діагностування. При цьому важливо враховувати фізичну сутність цільового параметра і вимоги щодо точності, достовірності та можливості вимірювання інформативних параметрів у польових умовах та упродовж тривалого терміну.

На цьому етапі необхідно також забезпечити достатній статистичний розкид інформативних та цільових параметрів. Для цього можливо скористатись доступними базами даних, математичними моделями, результатами, одержаними іншими дослідниками чи нормативними документами.

За випадків, коли кількість інформативних параметрів не є достатньою для забезпечення відповідності встановленим вимогам до точності чи достовірності, варто розглянути доцільність пошуку нових параметрів за допомогою цієї методології шляхом включення їх до відібраної множини. Кількість цільових параметрів, що характеризують технічний стан об'єктів, рекомендовано обирати рівну 1, а запропоновану методологію застосовувати для кожного іншого цільового параметра згідно з нижче наведеними

кроками.

Наприклад, для труб нафтогазопроводів цільовими параметрами є товщина стінки труби, дефекти порушення суцільності (тріщини), фізико-механічні характеристики (межа плинності/міцності, ударна в'язкість) тощо.

Крок 2. Кореляційно-регресійний аналіз використовується для визначення необхідності введення тих чи інших чинників до рівнянь регресії, а також для оцінки одержаних рівнянь регресії.

При цьому розраховують таблицю коефіцієнтів кореляції, а за ними визначають наявність та ступінь зв'язку між елементами відібраної множини інформативних параметрів та цільовим параметром. Додатні значення коефіцієнтів кореляції вказують на прямопропорційний зв'язок, тоді як від'ємні – на обернений. Слід зазначити, що в більшості випадків на практиці коефіцієнти кореляції не досягають значень близьких до 1. Як правило, значення, що перебувають в межах від 0,4 до 0,8, вказують не на відсутність зв'язку між досліджуваними



Рис. 4. Послідовність реалізації методології відбору оптимального комплексу інформативних параметрів



характеристиками, а на його нелінійний характер. Рекомендується у таких випадках або поділити чи звузити діапазон значень інформативних параметрів, або виконати графоаналітичний аналіз.

Крім того, рекомендується враховувати наступні обмеження кореляційного аналізу:

- необхідність застосування якнайбільшої кількості спостережень для дослідження. Вважається, що кількість спостережень повинна не менше, ніж в 5-6 разів перевищувати кількість чинників впливу. Якщо кількість спостережень перевищує кількість чинників у десятки разів, в дію може вступити закон великих чисел, який забезпечує взаємну компенсацію випадкових коливань [15];

- необхідно, щоб сукупність значень усіх інформативних та цільових параметрів підпорядковувалась багатовимірному нормальному розподілу [16];

- сам факт кореляційної залежності не надає підстав стверджувати, що одна зі змінних передусє є причиною змін, або те, щоб змінні взагалі причинно пов'язані між собою, а не спостерігається вплив третього чинника [17].

Таким чином, результати кореляційного аналізу можуть допомогти відкинути відразу інформативні параметри, що ніяким чином не пов'язані з цільовим і вказати на можливий нелінійний характер залежності.

Крок 3. Формування та підготовка наборів комплексів інформативних параметрів. Як було зазначено вище, на цьому етапі особливу увагу необхідно звернути на формування наборів даних якнайбільшої розмірності, забезпечивши при цьому дотримання наступних обмежень:

- розмірності груп інформативних і цільових параметрів повинні бути рівними;

- статистичний розкид значень всіх параметрів повинен бути максимальним;

- розподіл значень параметрів, особливо цільових, повинен бути максимально наближеним до однорідного.

Кожна окрема сукупність значень комплексу інформативних параметрів та відповідного їм цільового параметра називається навчальною парою.

З метою полегшення виконання наступного кроку доцільно привести значення інформативних та цільових параметрів до значень у межах від 0 до 1. Для цього найкраще скористатись функціями нормалізації згідно з наступною формулою (1):

$$\alpha\alpha = \frac{(AA - \min AA)}{\max AA}, \quad (1)$$

де AA – дійсне значення параметра; aa – приведені до діапазону $[0; 1]$ значення параметра; $\min AA$ – мінімальне значення, яке слід обирати як найменше значення з набору значень параметра мінус 5...7 % цього значення; $\max AA$ – максимальне значення, яке слід обирати як найбільше значення

з набору значень параметра плюс 5...7 % цього значення.

Додаток, рівний 5...7 % конкретного значення, вводиться, виходячи з наступних міркувань [18]:

- похибка більшості значень параметрів, визначених експериментально чи математично не перевищує 5 %. Крім того, неможливо уникати ситуації, коли значення інформативних параметрів, виміряні в процесі досліджень у майбутньому, будуть виходити за вибрані межі;

- не рекомендується «заводити» нейронні мережі в процесі тренування в крайні значення 0 чи 1;

- області багатовимірного простору значень параметрів поза визначеними межами є формально невідомими для нейронних мереж, тому ймовірність достовірного прогнозування значень цільових параметрів в цих областях неможливо оцінити.

Під час формування комплексних наборів даних потрібно керуватись правилом перебору всіх можливих варіантів, тобто в разі наявності трьох інформативних параметрів треба сформувати чотири набори даних (три набори з двох параметрів та один набір з трьох параметрів), у випадку 4 параметрів – 11 наборів (6 наборів з 2 параметрів, 4 набори з 3 параметрів та 1 набір з 4 параметрів) і т. д.

На цьому кроці та в усіх наступних для їх найбільш якісного виконання рекомендується використовувати пакет прикладного програмного забезпечення для обчислень *Matlab R2006* і вище. Характерною позитивною особливістю цього програмного забезпечення є матрична форма виконання обчислень.

Далі підготовлені набори даних потрібно розділити на дві частини:

- тренувальний набір – набори інформативних і цільових параметрів, що використовуватимуться для тренування нейронних мереж;

- тестовий набір – використовуватиметься для перевірки правильності тренування нейронних мереж. Розмірність цього набору повинна становити від 10 до 30 % розмірності початкового набору. Крім того, з метою забезпечення достовірності результатів тестування особливу увагу необхідно звернути на те, щоб навчальні пари, які входять до тестового набору, ні в якому разі не використовувались для тренування.

Крок 4. Моделювання за допомогою штучних нейронних мереж. На базі досвіду низки дослідників [19] встановлено, що найбільш прийнятним для переважної більшості завдань підбору комплексів параметрів для НК та оцінки технічного стану є багаточарові нейронні мережі, що тренуються за алгоритмом зворотнього поширення помилки Левенберга–Марквардта.

Основною парадигмою навчання у цьому випадку є навчання «з учителем». На рис. 5 зобра-

жено блок-діаграму, яка ілюструє дану форму навчання.

Описана форма навчання з учителем є нічим іншим, як навчанням на основі корекції помилок – зворотнього поширення помилки. Це замкнута система зворотнього зв'язку, яка не включає в себе навколишнє середовище. Продуктивність такої системи можна оцінювати в термінах середньоквадратичної помилки або суми квадратів помилок на навчальній вибірці, представленій у вигляді функції від вільних параметрів системи. Алгоритм зворотнього поширення є найпопулярнішим серед алгоритмів навчання багатошарових нейронних мереж. Тобто він є градієнтним методом, а не методом оптимізації.

Для реалізації описаної послідовності операцій з тренування штучних нейронних мереж рекомендується використовувати спеціалізований програмний додаток *Neural Network Toolbox* в середовищі *Matlab R14*.

Похибку тренування під час встановлення налаштувань у додатку *Neural Network Toolbox* слід вибрати 5%. Це пояснюється тим, що як правило, сумарний рівень похибок вимірювань цільових та інформативних параметрів, а також стохастичних складових не перевищує 5%.

Рекомендується для кожного випадку обраних комплексів інформативних параметрів виконати тренування 5–7 мереж однакової архітектури. Така кількість мереж є довільною, проте вона дає змогу уникнути випадків сходження алгоритму тренуван-

ня в локальний мінімум та ефекту «перенавчання», що супроводжуватиметься запам'ятовуванням цільових значень, що відповідають інформативним, а не встановленню залежності між ними [20].

Для більшості випадків найбільш прийнятною є класична архітектура багатошарової нейронної мережі [21] зі зворотним поширенням помилки (рис. 6).

Математичний вираз для розрахунку вихідного значення нейронної мережі наступний [21]:

$$y = f_3(LW_{3,2}f_2(LW_{2,1}f_1(IW_{1,1}p + b_1) + b_2) + b_3). \quad (2)$$

Як функцію перетворення у вихідному (останньому) шарі рекомендується використовувати сігмоїдальну функцію *logsig*, а у всіх прихованих шарах – тангенційно-сігмоїдальну *tansig*.

Математичний вираз функції *logsig* є наступним (3):

$$\text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}, \quad (3)$$

Математичний вираз функції *tansig* (4):

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1. \quad (4)$$

Функція *tansig* математично еквівалентна гіперболічному тангенсу. Її відмінністю є те, що для більшості програм розрахунок її значень виконується швидше, ніж для гіперболічного тангенса, а результати відрізняються дуже незначно.

Вибір функцій *logsig* та *tansig* як функцій перетворення зумовлений наступними міркуваннями:

- ці функції є нелінійними, а отже їх сукупність у структурі нейронної мережі дасть можливість апроксимувати нелінійні багатопараметрові залежності цільових параметрів від інформативних;

- *logsig* рекомендовано використовувати у вихідному шарі нейронної мережі, оскільки значення всіх параметрів (включно із цільовими) попередньо зведені до діапазону [0; 1], що відповідає ділянці значень цієї функції. *tansig* доцільно використовувати у прихованих шарах мережі, оскільки

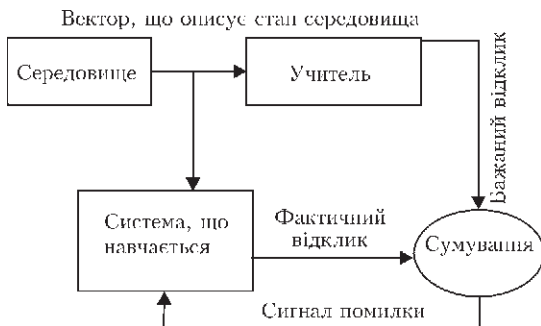


Рис. 5. Блок-діаграма навчання з учителем

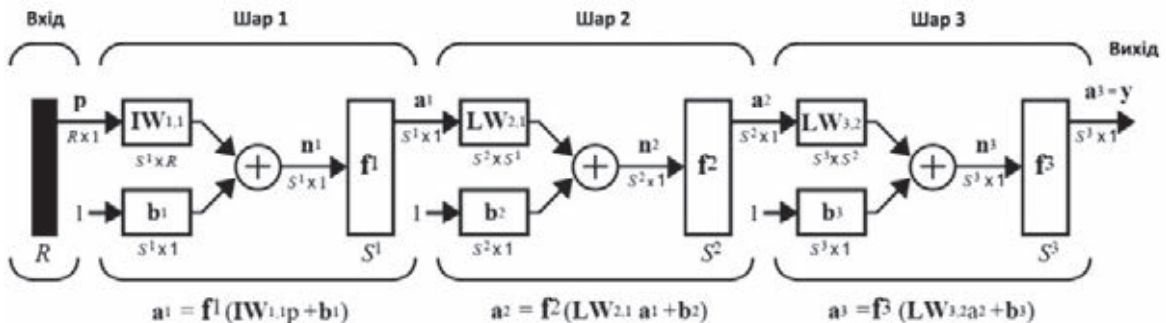


Рис. 6. Рекомендований тип багатошарової нейронної мережі: R – розмірність матриці вхідних (інформативних) параметрів; IW – матриця вагових коефіцієнтів вхідного шару нейронів; p – елементи вхідного набору параметрів; b – матриці затримок в нейронах; n – позначення нейронів; LW – матриця вагових коефіцієнтів прихованих шарів; S – розмірність матриці вагових коефіцієнтів та затримок нейрона; f – функція перетворення; a – матриці виходів шарів нейронів; y – вихід останнього шару нейронів



вони володіють вищою чутливістю до незначних змін входів нейронів порівняно із logsig [22].

Крок 5. Визначення комплексу параметрів, що є оптимальними з точки зору точності їх визначення і цільових параметрів, а також можливості вимірювання.

Після завершення процесу тренування усіх нейронних мереж для всіх можливих комбінацій потрібно провести тестування за допомогою попередньо підібраних тестових наборів даних, що не використовувались під час тренування.

Одержані результати розрахунку значень цільових параметрів порівнюються з еталонними (з тестового набору) шляхом розрахунку абсолютної та, за потреби, відносної похибки і розрахунку їх середнього значення.

Серед одержаних результатів виходів нейронних мереж обирається найменший. Надзвичайно низькі (близькі до нуля) значення похибок для всіх значень відкидаються як такі, що свідчать про явище «перенавчання».

Далі такий же вибір слід виконати для кожного набору комплексу інформативних параметрів.

Як критерій оптимальності, в даному випадку, обрано наступні:

- мінімально можливий комплекс інформативних параметрів;
- найвища точність визначення цільового параметра (у абсолютному чи відсотковому вираженні).

Вибраний за вказаними вище критеріями комплекс інформативних параметрів можна вважати оптимальним та прийнятним.

Крок 6. Графоаналітичні дослідження. Графоаналітичний метод допомагає проаналізувати фізичну суть одержаної моделі, що міститься в структурі нейронної мережі, і дає змогу працювати з найбільш оптимальним набором інформативних параметрів. Він здатний допомогти наглядно відстежити і проаналізувати всі ті взаємні зв'язки між цільовими та інформативними параметрами, а також допомагає уникнути помилок під час побудови алгоритмів розрахунку за допомогою ПК та мікропроцесорних засобів.

Для цього необхідно сформувані «модельні» набори входних (інформативних параметрів) з тими самими діапазонами значень, що були обрані для початкових наборів даних на Кроці 3 та розрахувати значення цільового параметра на них. Кількість значень у цих наборах повинна бути задовільною для забезпечення нормального візуального відтворення дво- та тривимірних зображень залежностей.

Оскільки розмірність «модельних» наборів входних (інформативних) параметрів і одержаних шляхом розрахунку штучною нейронною мережею цільових параметрів однакові, постає мож-

ливість побудови дво- і тривимірних залежностей цільового параметра від одного чи двох входних.

Отримані таким чином набори даних можуть бути використані для табуляції залежності вихідного параметра від обраного комплексу інформативних параметрів з метою програмування мікропроцесорів та побудови відповідного програмного забезпечення.

Крок 7. Побудова аналітичних залежностей. Основним недоліком використання штучних нейронних мереж більшість дослідників вважає відсутність встановлених аналітичних залежностей, що містяться в структурі мережі. Додатково ці залежності можна використовувати для проведення подальших досліджень, спрощення використання одержаних результатів досліджень. Використовуючи формули (2)–(4) та набори вагових коефіцієнтів і затримок усіх шарів використовуваної нейронної мережі можна побудувати аналітичну залежність у матричній формі.

Крок 8. Формулювання методу. Одержана таким чином штучна нейронна мережа може використовуватись для виконання операцій з визначення цільових параметрів у вигляді спеціалізованого програмного забезпечення або інформаційно-виміральної системи.

Після виконання усіх кроків запропонованої методології рекомендується сформувані їх виконання у конкретну послідовність операцій, що в подальшому можуть бути повторені з метою одержання задовільних результатів визначення цільових параметрів, які характеризують технічний стан металоконструкцій.

Одним із найбільш прийнятних способів формалізації розробленого методу є нормативний документ чи його проект, який регламентував би наступне:

- методи та засоби вимірювання інформативних параметрів;
- спосіб розрахунку цільового параметра, що характеризує технічний стан трубопроводів;
- метрологічні характеристики методу;
- бракувальні критерії;
- способи представлення результатів досліджень;
- напрямки використання результатів досліджень для розрахунку залишкового ресурсу трубопроводів.

Висновки

Таким чином, існують підстави стверджувати, що застосування нейромережевих технологій в НК містить значний потенціал для підвищення достовірності результатів обстежень та поглиблення наукових досліджень за даним напрямком.

З огляду на зазначені завдання контролю технічного стану матеріалів і виробів у нафтогазовій галузі



розроблена методологія може застосовуватись для:

– встановлення взаємозв'язків між фізико-механічними характеристиками металоконструкцій та мікроструктурним станом;

– розроблення методів контролю параметрів, що характеризують технічний стан металоконструкцій в нафтогазовій промисловості – товщини стінки, механічних характеристик і дефектів типу порушення суцільності.

1. Gas Pipeline Incidents, 8th Report of the European Gas Pipeline Incident Data Group, Dec. 2011. – Режим доступу: www.egig.eu
2. Bida G. V., Nichipuruk A. P. Multiparameter Methods in Magnetic Structuroscopy and Nondestructive Testing of Mechanical Properties of Steels // Defektoskopiya. – 2007. – 43, № 8. – P. 3–24.
3. Multiparameter analysis of the Barkhausen noise signal and its application for the assessment of plastic deformation level in 13HMF grade steel / L.Piotowski, B.Augistyniak, M.Chmielewski, Z.Kowalewski // Measurement Sci. and Technology. – 2010. – 21, №11.
4. Bida G. V., Nichipuruk A. P. Multiparameter Methods in Magnetic Structuroscopy and Nondestructive Testing of Mechanical Properties of Steels // Defektoskopiya. – 2007. – 43, № 8. – P. 3–24.
5. Multiparameter analysis of the Barkhausen noise signal and its application for the assessment of plastic deformation level in 13HMF grade steel / L.Piotowski, B.Augistyniak, M.Chmielewski, Z.Kowalewski // Measurement Sci. and Technology. – 2010. – 22, № 12.
6. Мирошниченко Л. В. Сравнение алгоритмов выбора признаков в распознавании образов. Статистические проблемы управления. – Вильнюс: ИМК АН Литвы, 1990. – Вып.93. – С.78–91.
7. Методы, критерии и алгоритмы, используемые при преобразовании, выделении и выборе признаков в анализе данных / К.А.Чепонис., Д.А.Жвиренайте, Л.В.Мирошниченко, Б.С. Бусыгин. – Вильнюс: Изд-во ИМК АН ЛитССР, 1988. – 149 с.
8. Siedelcki W., Sklansky J. On automatic feature selection // IEEE Pattern Recognition and Art. Int. – 1988. – 2, № 2. – P. 197–220.

The safe operating life of metal structures is determined by physico-mechanical characteristic of metal. Determination of mechanical characteristics and degree of their variation in structural steels, which are applied as material in a wide range of structures in industry, is an important and urgent scientific-practical task. The paper presents an approach to solution of the problems of determination of parameters, which characterize technical condition of metal structures in long-term service, for the case of gas pipelines. An approach to development of the method of monitoring these characteristics is proposed that consists in allowing for several informative parameters using artificial neural networks, and directions of application of the methodology for monitoring technical condition of pipelines (wall thickness, presence of defects of the type of discontinuities, physico-mechanical characteristics and type of microstructure) are outlined. 22 References, 6 Figures.

Key words : technical diagnostics, pipelines, multiparametral approach, neural networks, nonlinear approximation

9. Курейчик В. М. Генетические алгоритмы. – Таганрог: ТРТУ, 1998. – 242 с.
10. Карпаш М. О., Котурбаи Т. Т. Перспективы застосування штучних нейронних мереж в дефектоскопії // Матер. XV Міжнарод. наук.-техн. конф. «Електромагнітні та акустичні методи неруйнівного контролю матеріалів та виробів» ЛЕОТЕСТ-2010 (15–20 лютого 2010 р.). – Славське Львівської обл., 2010. – С.55–56.
11. Industrial application of neural networks – an investigation / B. Lennox, G.A.Montague, A.M.Frith et al. // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2002. – Vol. 16. – Issue 4. – P. 487–546.
12. Geman S. E. Bienenstock and R.Doursat. Neural networks and the bias/variance dilemma // Neural Computation. – 1992. – 4. – P.1–58.
13. Grossberg S. Z. Neural Networks and Natural Intelligence. – Cambridge, MA: MIT Press, 1988.
14. Kerlirzin P. and F.Vallet. Robustness in multilayer perceptrons // Neural Computation. – 1993. – 5. – P. 473–482.
15. Елисеєва И. И., Юзбаєв М. М. Общая теория статистики: Учебник / Под ред. И.И.Елисеевой. – 4-е изд., перераб. и дополн. – М.: Финансы и Статистика, 2002. – 480 с.
16. Общая теория статистики: Учебник / Под ред. Р.А. Шмойловой. – 3-е изд., перераб. – М.: Финансы и Статистика, 2002. – 560 с.
17. Ландау Л. Д., Лифшиц Е. М. Статистическая физика. – М.: Наука, 1964. – 567 с.
18. Карпаш О. М. Новітні методи прикладної фізики і математики в інженерних дослідженнях: Навч.посібник / О.М. Карпаш, А.О. Снарський, П.М. Райтер, М.О. Карпаш. – Івано-Франківськ: Факел, 2008. – 320 с.
19. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 185 с.
20. Карпаш М. О. Підвищення чутливості акустичного методу неруйнівного контролю матеріалів // Техн. діагностика і неразруш. контроль. – 2011. – № 4. – С.39–43.
21. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд: Пер. с англ. – М.: ИД «Вильямс», 2006. – 1104 с.
22. Карпаш М. О., Рибіцький І. В., Котурбаи Т. Т. Перспективи застосування штучних нейронних мереж в дефектоскопії // Мат. XVI Міжнар. наук.-техн. конф. «Електромагнітні та акустичні методи неруйнівного контролю матеріалів та виробів» ЛЕОТЕСТ-2011 (21–26 лютого 2011 року). – Славське Львівської області. – 2011. – С.10–11.

Надійшла до редакції
04.04.2013