

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ЯК ЗАСІБ УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТРОЛОГІЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК МЕТАЛОКОНСТРУКЦІЙ З УРАХУВАННЯМ МІЖФАЗНИХ ШАРІВ

NEURAL NETWORK AS A MEAN FOR METAL CONSTRUCTIONS PERFORMANCE ENHANCEMENT BY ACCOUNTING THE INTERFACIAL LAYERS

Віталій Лозован,

Фізико-механічний інститут ім Г. В. Карпенка НАН України, Україна,

В. Юзевич

Національний університет "Львівська політехніка", Україна

Vitaliy Lozovan

Karpenko Physico-Mechanical Institute of the NAS of Ukraine

V. Yuzevych

Lviv Polytechnic National University, Ukraine

Анотація

Розглянуто проблему обстежень, контролю параметрів і діагностування стану поверхневих шарів металу підземних трубопроводів з урахуванням впливу корозійного середовища. Запропоновано методику контролю характеристик, що полягає у врахуванні основних інформативних параметрів за допомогою штучних нейронних мереж, а також визначено напрямки застосування методології для контролю технічного стану трубопроводів (КТСТ) (товщина стінки, наявність дефектів, енергетичні характеристики міжфазних шарів, корозійні струми, процеси розвитку дефектів тощо). Метою методології КТСТ є удосконалення нормативних документів у сфері метрології.

Ключові слова: діагностика, підземні трубопроводи, нейронні мережі, пошукові та діагностичні системи.

Abstract

The problem of diagnosing the state of underground pipelines surface metal layers including the impact of corrosive environment is considered. The method monitoring is proposed that takes into account the major informative parameters (wall thickness, defects, energy characteristics of phase layers, corrosion currents, defect development processes and etc.). The purpose of assessing the technical condition of the pipelines is actual aiming to improve the regulatory documents in the field of metrology. Analyzing statistical data, it is derived that the most suitable for most tasks for the selection of parameter sets for non-destructive testing and evaluation of the technical state are multilayer neural networks trained by the Levenberg-Marquardt error-back propagation algorithm. The described form of learning "with the teacher" predicts the training on the basis of error correction. This is a closed-loop feedback system that includes an environment. The productivity of such a system can be evaluated in terms of the mean square error in the training sample, presented as a function of the free system parameters.

To implement the sequence of artificial neural network training, it is recommended to apply the Neural Network Toolbox in the Matlab 16 environment. The training error during the Neural Network Toolbox setting should be 5 %. This is due to the fact that, as a rule, the total level of error of measurement of target and informative parameters, as well as stochastic components does not exceed 5 %.

Training all neural networks for all possible combinations needs to be tested using pre-selected test datasets that were not used during training. The obtained results of calculating the values of target parameters are compared with the standard ones by means of absolute and relative error and the calculation of their average value. Among the outputs of neural networks, the smallest one is chosen. As criteria of optimality, in this case, choose the following: the minimum possible set of informative parameters; highest accuracy of target parameter determination.

Keywords: Diagnostics, Underground Pipeline, Neural Network, Searching and Diagnostic System.

Вступ. Підземними трубопроводами транспортують газ, нафту, воду, продукти хімічної промисловості. У світі налічуються більше 2 млн. км трубопроводів. В Україні діють: магістральні газопроводи – 37 тис. км; магістральні нафтопроводи – 4,5 тис. км.; газові мережі – 256 тис. км. Крім цього використовують трубопроводи для газонафтопромислів Прикарпаття, Слобожанщини тощо. Нарощування обсягів видобування, 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 загрозовою залишається ситуація з основним устаткуванням: до 29 % газопроводів відпрацювали свій амортизаційний термін; майже 60 % експлуатуються від 10 до 33 років; майже третина із 703-х газоперекачувальних агрегатів компресорних станцій виробила свій ресурс, або близька до цього і потребує реконструкції.

Стан проблеми.

На жаль, відомості про технічний стан вітчизняних газопроводів в останні роки, їх аварійність та статистика надзвичайних ситуацій відсутні у широкому доступі. Попередньо було оброблено дані Європейської групи щодо надзвичайних ситуацій на трубопроводах (EGIG – European Gas pipeline Incident data Group) [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 143,7 тис. км щороку. Загальна середня частота надзвичайних ситуацій складає орієнтовно 0,33 % випадків порушення цілісності конструкцій за 1 рік на 1000 км в межах періоду часу з 1970 по 2013 роки, а зростання середнього значення числа надзвичайних ситуацій за 5 останніх років у 2013 р. складало 0,16 % за 1 рік на 1000 км [1].

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, порядку 5 мм.

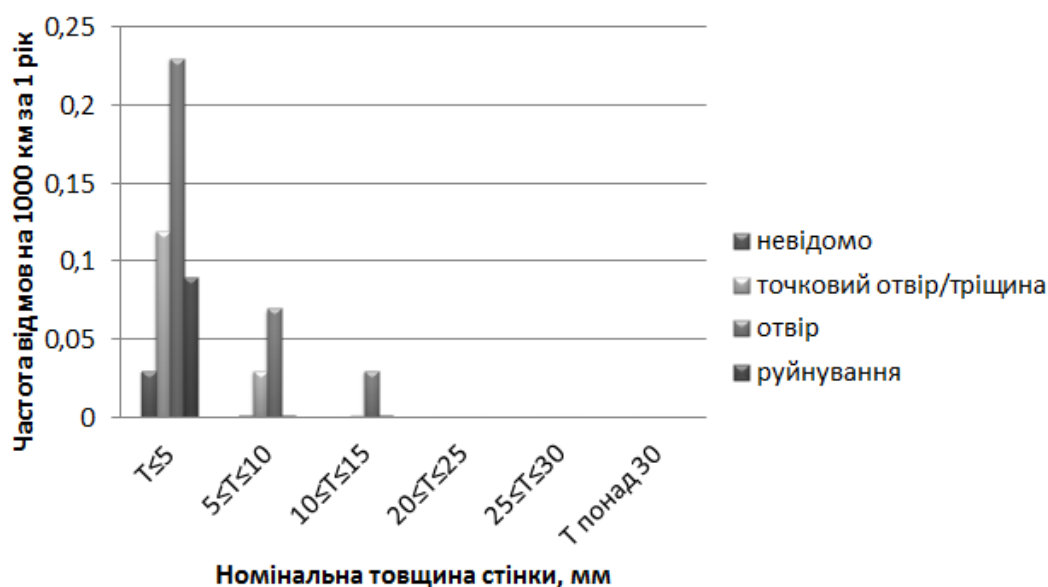


Рис. 1. Розподіл зовнішніх впливів за розмірами витоків і товщиною стінки (T) трубопроводів:
1 – невідомо; 2 – точковий отвір/тріщина; 3 – отвір; 4 – руйнування (за даними праці [1])

Fig. 1. Distribution of external influences after the sizes of sources and in thick wall (T) of pipelines:
1 – unknown; 2 – the point opening/crack; 3 – opening; 4 – fracture (from data of the article [1])

На рис. 2 зображено сукупний розподіл дефектів спорудження та матеріалів за роками будівництва трубопроводів. Аналіз узагальнених даних щодо статистики відмов трубопроводів дає змогу встановити наступні висновки, які відповідають певним істотним чинникам:

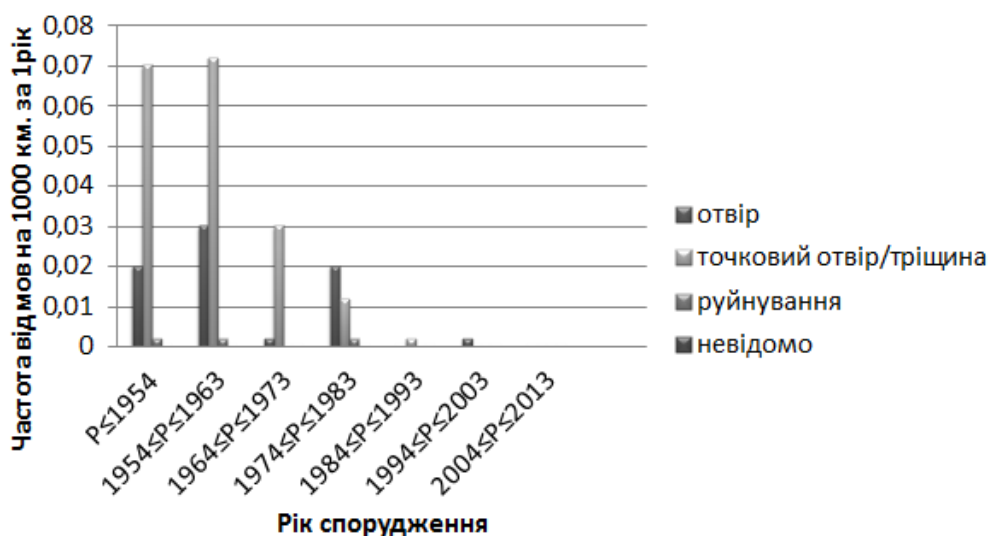


Рис. 2. Розподіл дефектів матеріалу, спорудження за розмірами та роками будівництва (P) трубопроводів (позначення аналогічні, що і на рис. 1) (за даними праці [1])

Fig. 2. Distribution of defects of building material/after sizes and for years building (P) of pipelines (denotation are analogical, that on fig. 1) (from data of the article [1])

- найбільша інтенсивність відмов спостерігається для тонкостінних трубопроводів та трубопроводів довготривалої експлуатації;
- корозійні пошкодження є причиною значної кількості відмов на трубопровідному транспорті;
- існують проблеми із визначенням фактичних розмірів дефектів, а також їх типів з метою оцінки ступеня їх непридатності 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 [1, 2, 3 (10)].

Світовою практикою доведено, що ефективними методами забезпечення експлуатаційної надійності промислового обладнання, конструкцій та матеріалів є широке впровадження нових науково-технічних засобів і технологій та оцінка їх (зокрема, конструкцій) фактичного технічного стану методами неруйнівного контролю (НК) і технічної діагностики (ТД) з урахуванням інформативності багатоканальних засобів вимірювання [3, 4].

Метою даної праці є пошук оптимального розв'язання проблеми діагностування стану поверхневих шарів металу підземних трубопроводів з урахуванням впливу корозійного середовища.

Запропоновано методіку контролю характеристик, що полягає у врахуванні основних інформативних параметрів за допомогою штучних нейронних мереж, а також визначено напрямки застосування методології для контролю технічного стану трубопроводів (КТСТ) (товщина стінки, наявність дефектів, енергетичні характеристики міжфазних шарів, корозійні струми, процеси розвитку дефектів тощо). Методологія КТСТ пов'язана з удосконаленням нормативних документів у сфері метрології вимірювальних приладів і використанням сучасних комп'ютерних технологій [5-7].

Моделювання процесів у складних системах за допомогою штучних нейронних мереж [7-12]. Аналізуючи статистичні дані [1] встановлено, що найбільш прийнятним для більшості завдань по підборі комплексів параметрів для НК та оцінювання технічного стану є багатoshарові нейронні мережі, що тренуються за алгоритмом зворотнього поширення помилки Левенберга – Марквардта. Основною парадигмою навчання у цьому випадку є навчання «з учителем». На рис. 3 зображено 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 включає в себе середовище. Продуктивність такої системи можна оцінювати в термінах середньоквадратичної помилки або суми квадратів помилок на навчальній вибірці, представленої у вигляді функції від вільних параметрів системи.

Алгоритм зворотнього поширення є найпопулярнішим серед алгоритмів навчання багатoshарових 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 [12] у середовищі Matlab 16.

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 тренування в локальний мінімум та ефекту «перенавчання», що супроводжуватиметься запам'ятовуванням цільових значень, що відповідають інформативним ресурсам, а не встановленню залежності між ними [7].

Вектор, що описує стан середовища

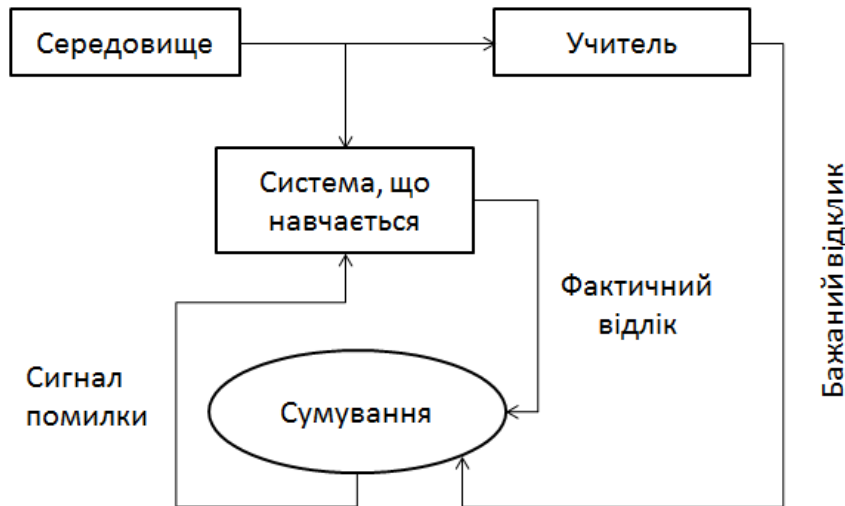


Рис. 3. Блок-діаграма навчання з учителем
Fig. 3. A block-diagram of studies with a teacher

Для більшості випадків найбільш прийнятною є класична архітектура багат шарової нейронної мережі [8] зі зворотним поширенням помилки (рис. 4). Математичний вираз для розрахунку множини вихідних значень y_{nm} нейронної мережі наступний

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

Як функцію перетворення у вихідному (останньому) шарі рекомендується використовувати сигмоїдальну функцію $\log sig$, а у всіх прихованих шарах – тангенційно-сигмоїдальну $\tan sig$. Математичний вираз функції $\log sig$ є наступним (2):

$$\log sig(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}, \quad (2)$$

Математичний вираз функції $\tan sig$ (3):

$$\tan sig(n) = \frac{2}{1 + e^{-2n}} - 1. \quad (3)$$

Функція $\tan sig$ математично еквівалентна гіперболічному тангенсу. Її відмінністю є те, що для більшості програм розрахунок її значення виконується швидше, ніж для гіперболічного тангенса, а результати відрізняються дуже незначно. Вибір функцій $\log sig$ та $\tan sig$ 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 даних від інформативних;
- $\log sig$ рекомендовано використовувати у вихідному шарі нейронної мережі, оскільки значення всіх параметрів (включно із цільовими) попередньо зведено (нормовано) до діапазону [0; 1], що відповідає ділянці значень цієї функції. Функцію $\tan sig$ доцільно використовувати у прихованих шарах мережі, оскільки вони володіють вищою чутливістю до незначних змін входів нейронів порівняно із $\log sig$ [8].

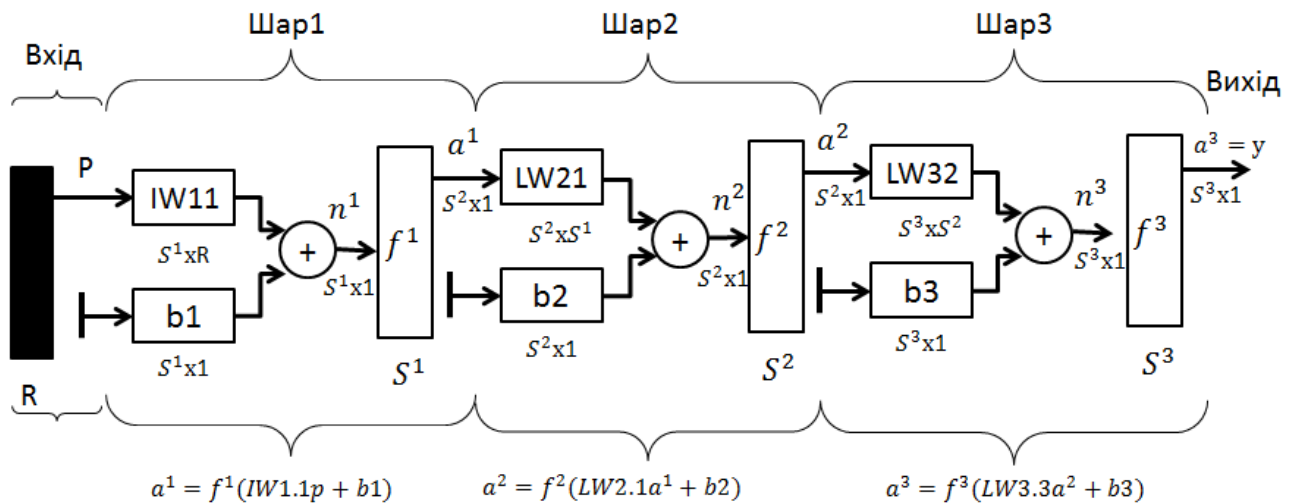


Рис. 4. Рекомендований тип багатошарової нейронної мережі: R – розмірність матриці вхідних (інформативних) параметрів; IW – матриця вагових коефіцієнтів вхідного шару нейронів; P – елементи вхідного набору параметрів; b – матриці затримок в нейронах; n – позначення нейронів; LW – матриця вагових коефіцієнтів прихованих шарів; S – розмірність матриці вагових коефіцієнтів та затримок нейрона; f – функція перетворення; a – матриці виходів шарів нейронів; y – вихід останнього шару нейронів мінімальних входів нейронів порівняно із logsig [9].

Fig. 4. Recommended type of multi-layered neural network: R is a dimension of matrix of entry(informing) parameters; IW is a matrix of weigher coefficients of entrance layer of neurons; p are elements of entrance set of parameters; b are matrices of delays in neurons; n is denotation of neurons; LW is a matrix of weigher coefficients of the hidden layers; S is adimension of matrix of weigher coefficients and delays of neuron; f is a function of transformation; and are matrices of exits of layers of neurons; y is an exit of the last layer of neurons of minimum entrances of neurons by comparison to logsig [9].

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 абсолютної та 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 критерії оптимальності, в даному випадку, обрано наступні: мінімально можливий комплекс інформативних параметрів; найвища точність визначення цільового параметра.

Вибраний за вказаними вище критеріями комплекс інформативних параметрів можна вважати оптимальним та прийнятним. 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 взаємні зв'язки між цільовими та інформативними параметрами, а також допомагає уникнути помилок під час побудови алгоритмів розрахунку за допомогою персонального комп'ютера (ПК) та мікропроцесорних засобів. Для цього необхідно сформувати «модельні» набори вхідних (інформативних) параметрів з тими самими діапазонами значень, що були обрані для початкових наборів даних. Кількість значень у цих наборах повинна бути задовільною для забезпечення нормального візуального відтворення дво- та тривимірних зображень досліджуваних залежностей.

Оскільки розмірність «модельних» наборів вхідних (інформативних) параметрів і одержаних шляхом розрахунку штучною нейронною мережею цільових параметрів однакові, постає можливість побудови дво- і тривимірних залежностей цільового параметра від одного чи двох вхідних. 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.

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 запропонованої методології рекомендується сформувати їх виконання у конкретній послідовності операцій, що в подальшому може бути повторено з метою одержання задовільних результатів щодо визначення цільових параметрів, які характеризують технічний стан металоконструкцій.

Одним із найбільш прийнятних способів формалізації запропонованого підходу (рис. 4) має бути нормативний документ, який доповнював би стандарт [2] і 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.

Для оптимізації інформаційних потоків $P_k(X_i)$ і покращення ефективності нейронної мережі використаємо аналогічно як у [13] функціонал якості з урахуванням оберненого зв'язку, а також підходів моделювання фізичних процесів та ризиків [14, 15]:

$$J(P_k(X_i), FB(X_i)) = \int_{t_0}^{t_k} f(\bar{y}, \bar{u}, \bar{s}) dt \Rightarrow opt, \quad (4)$$

де \bar{y} – вектор заданих впливів ($y_j(t)$ – компоненти вектора, $j = 1, 2, \dots, n$); \bar{u} – вектор керувань; \bar{s} – вектор невизначених збурень; $[t_0, t_k]$ – інтервал часу, в якому розглядається процес (формування оптимальних значень інформаційних потоків $P_k(X_i)$, $k = 1, 2, \dots, m$); m – загальне число інформаційних потоків, які мають відношення до підземного трубопроводу; $f(\bar{y}, \bar{u}, \bar{s})$ – функція, що відображає показник якості; $FB(X_i)$ – функція, яка характеризує обернений зв'язок (*Feed-back*) між потоками P_i і оточенням підземного трубопроводу з урахуванням думок експертів. Тут символ *opt* відповідає умові оптимальності функціоналу.

Для оптимізації ризиків врахуємо такі фактори [13]: якості та надійності – j_n , інформаційної ємності – ij і фактор ризику – r_z .

Для кожного з цих факторів означимо компоненти функції корисності P_{jn} , P_{ij} , P_{r_z} аналогічно як у [13]. Зокрема, $P_{r_z} = P_{r_*} - P_r(\bar{X}_v, \bar{Y}_p)$, де P_{r_*} – постійне значення параметра, який відповідає початковим умовам ($P_{r_*} > P_r(\bar{X}_v, \bar{Y}_p)$); вектор \bar{X}_v – початкові умови (сукупність заданих даних на вході ПСПП); \bar{Y}_p – множина величин, які характеризують прийняте рішення щодо оптимізації.

Інтегральну корисність P_{int} подамо у вигляді виразу типу [13]:

$$P_{int} = k_{v1}P_{jn} + k_{v2}P_{ij} + k_{v3}P_{r_z}, \quad k_{v1} + k_{v2} + k_{v3} = 1, \quad (5)$$

де k_{v1} , k_{v2} , k_{v3} – коефіцієнти вагомості, які визначають експертним методом.

Для P_{int} , яка відповідає ПСПП, запишемо умову екстремуму аналогічно [13]:

$$P_{int} \Rightarrow \max. \quad (6)$$

Для реалізації методики оцінювання ризику R на основі статистичного підходу вводимо параметр $\Psi(R)$ та відповідний інтегральний критерій для кожної складової P_{jn} , P_{ij} , P_{r_z} (5) аналогічно як у праці [13]:

$$\Psi(R) = \sqrt{(\delta_Z)^2 + (S_{ZV})^2 + (\delta_{as})^2 + (\delta_{ex})^2} \Rightarrow \min. \quad (7)$$

Тут враховано множину показників: коефіцієнт варіації δ_Z , коефіцієнт семіваріації S_{ZV} , коефіцієнт варіації асиметрії δ_{as} , коефіцієнт варіації ексцесу δ_{ex} .

Вираз (7) розглядаємо як критеріальне співвідношення для ризиків R і оцінюємо складові $\Psi(R, P_{jn})$, $\Psi(R, P_{ij})$, $\Psi(R, P_r)$, а також інтегральний ризик з розширеною низкою параметрів $\Psi(R, P_{jn}, P_{ij}, P_r)$ за результатами урахування співвідношень (1)–(7).

Ефективність E_a нейронної мережі, від якої залежить якість J (4) та розмір корисного ефекту $M(E_a)$, доцільно пов'язати з розміром ресурсів і витрат на розробку і застосування системи моніторингу трубопровідної системи $M(Z)$ і розміром можливих, пов'язаних з ризиком витрат $M(\Psi, R)$ [16].

Множина параметрів $M(J(P_k(X_i), FB(X_i), E_a))$ потребує раціонального об'єднання, систематизації, упорядкування, оптимізації з урахуванням результатів упровадження нейронної мережі y_{nm} (1):

$$M(J, FB(X_i), E_a, y_{nm}) = M(E_a) \cdot M(Z, y_{nm}) \cdot M(\Psi, R) \cdot M(P_k(X_i), FB(X_i)) \Rightarrow opt. \quad (8)$$

Множина параметрів (8), доповнена співвідношеннями (1)–(7), є основою концептуальної моделі для оптимізації інформаційних потоків, що стосуються трубопровідної системи з урахуванням факторів якості (4), ефективності (E_a), корисності (5), (6), ризику (7).

За допомогою безпілотного літального апарата і нейронної мережі можна більш коректно удосконалити методики діагностування трубопроводів. На безпілотному літальному апараті можливо поставити програмне забезпечення, яке буде сприяти самостійному дослідженню трубопроводів, а також при цьому є можливість використовувати готові програмні продукти (пристрої). Апарат здатний самостійно проходити велику відстань для

проведення досліджень. Це дає змогу повністю відмовитись від такої функції як виїзд робочих бригад на об'єкти, а також: зменшити фінансові та матеріальні витрати у декілька разів; попереджувати про надзвичайні ситуації без будь якого втручання людей; удосконалити збір даних для статистичних аналізів тощо.

Висновки. Таким чином, існують підстави стверджувати, що застосування нейромережових технологій в неруйнівному контролі (НК) містить значний потенціал для підвищення достовірності результатів обстежень трубопровідної системи та поглиблення наукових досліджень за даним напрямком.

З огляду на зазначені завдання контролю технічного стану матеріалів і виробів у трубопровідній галузі запропонована методологія *КТСТ* може застосовуватись для:

- встановлення взаємозв'язків між фізико-механічними характеристиками металоконструкцій та мікроструктурним станом матеріалу;
- розроблення методів контролю параметрів, що характеризують технічний стан металоконструкцій в нафтогазовій промисловості, з урахуванням концептуальної моделі для оптимізації інформаційних потоків (1)-(8);
- оцінювання товщини стінки, механічних характеристик металу в околі швів і дефектів типу порушень суцільності металів і покриттів;
- удосконалення нормативних документів у сфері метрології;
- впровадження безпілотних літальних апаратів з нейромережовим програмним забезпеченням.

Перспектива. Запропонований варіант багатопарової нейронної мережі типу (1) доцільно орієнтувати на оптимізацію метрологічних характеристик підземних трубопроводів з урахуванням енергетичних характеристик поверхневих шарів і впливу середовища.

Література

1. Gas Pipeline Incidents, 9th Report of the European Gas Pipeline Incident Data Group, Dec. 2017. Режим доступу: www.egig.eu.
2. ДСТУ 4219-2003. Трубопроводи сталеві магістральні. Загальні вимоги до захисту від корозії. К.: Держспоживстандарт України, 2003. 86 с.
3. Карпаш М. О. Підвищення чутливості акустичного методу неруйнівного контролю матеріалів // Техн. діагностика и неразруш. контроль. 2011. № 4. С. 39–43.
4. Івахів О. Інформативність багатоканальних засобів вимірювання // Вимірювальна техніка та метрологія. 2002. Вип. 59. С. 102-111.
5. Наконечний А. Й., Пазан Р. Г. Опрацювання сигналів з використанням сучасних хмарних технологій // Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Автоматика, вимірювання та керування : збірник наукових праць. 2015. № 821. С. 8–16.
6. Наконечний А. Й., Верес З. Є. Інтернет речей і сучасні технології // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Автоматика, вимірювання та керування. 2016. № 852. С. 3-9. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNULP_2016_852_3.
7. Карпаш М. О., Рибіцький І. В., Котурбаш 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.
8. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. М.: Мир, 1992. 185 с.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд: Пер. с англ. М.: Издательский дом Вильямс, 2006. 1104 с.
10. Лопатко О., Микитин І. Нейронні мережі як засіб прогнозування значення температури за перехідним процесом // Вимірювальна техніка та метрологія. 2016. № 77. С. 65-70.
11. Мирзоев А. М., Иващенко М. С., Маршаков А. И. Нейросетевая модель стресс-коррозионной поврежденности участков линейной части магистральных газопроводов // Научно-технический сборник “Вести газовой науки”. 2016. № 3 (27). С. 108-112.
12. Grossberg S. Z. Neural Networks and Natural Intelligence. Cambridge, MA: MIT Press, 2010. 651 p.
13. Юзевич В. М., Клювак О. В. Економічний аналіз рівнів ефективності та якості інтернет-платіжних систем підприємства // Бізнес Інформ. 2015. № 1. С. 160-164.
14. Юзевич В. М., Валяшек В. Б., Каплун А. В. Математичне та комп'ютерне моделювання фізичних характеристик матеріалу у вершині тріщини з урахуванням ефекту зміцнення // Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво. 2015. № 18. С. 97-104.
15. Копитко М. І. Комплексне забезпечення економічної безпеки підприємств (на матеріалах підприємств транспортного машинобудування): дис. на здобуття наук. ступеня докт. *економіч. наук*: спец. 21.04.02 “Економічна безпека суб'єктів господарської діяльності”. Київ, 2015. 478 с.
16. Поляков С. Г., Клименко А. В., Коваленко С. Ю. Система корозійного моніторингу трубопроводів // Наука та інновації. 2010. Т. 6, № 5. С. 25-28.

References

- [1] Gas Pipeline Incidents, 9th Report of the Eur. Gas Pipeline Incident Data Group, Dec. 2017. [Online]. Available: www.egig.eu.
- [2] Derzhspozhyvstandart Ukrainy. *DSTU 4219-2003. Truboprovody stalevi mahistralni. Zahalni vymohy do zakhystu vid korozii*. Kyiv, Ukraine: 2003.
- [3] M. Karpash, "Pidvyshchennia chutlyvosti akustychnoho metodu neruinivnoho kontroliu materialiv", *Tekhn. Dyahnostyka y nerazr. kontrol'*, no.4, p.39-43, 2011.
- [4] O. Ivakhiv, "Informatyvnist bahatokanalnykh zasobiv vymiriuvannia", *Vymiriuvalna tekhnika ta metrolohiia*, vyp.59, s.102-111, 2002.
- [5] A. Nakonechnyi, R. Pazan, "Opratsiuvannia syhnaliv z vykorystanniam suchasnykh khmarnykh tekhnolohii", *Bull. Lviv Polytech. Nat. Un.: Automatics, measur., control*, no.821, p.8-16, 2015.
- [6] A. Nakonechnyi, Z. Veres, "IoT and modern techn", *Bull. Lviv Polytech. Nat. Un.: Automatics, measur., control*, no.852, p.3-9, 2016..
- [7] M. Karpash, I. Rybitskyi, T. Koturbash, "Perspektyvy zastosuvannia shtuchnykh neironnykh mrezh v defektoskopii", *na KhVI Mizhnar. Konf. LEOTEST-2011 "Elektromahnitni ta akustychni metody neruinivnoho kontroliu materialiv ta vyrobiv"*, Slavske, Lviv, Ukraine, 2011, pp.10–11.
- [8] Ph. Wasserman. *Neural Computing: Theory and Practice*, 1989. [On-line]. Available: <https://www.amazon.com/Neural-Computing-Practice-Philip-Wasserman/dp/0442207433>
- [9] S. Haykin, *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada, Published by Pearson Education, 2001.
- [10] O. Lopatko, I. Mykytyn, "Neural networks as the means of forecasting the temperature value of a transient process", *Measuring Equipment and Metrology*, no.77, p.65-69, 2016.
- [11] A. Myrzoiev, M. Yvashchenko, A. Marshakov, "Neirosetevaia model stress-korrozyonnoi povrezhdennosti uchastkov lyneinoi chasty mahystralnykh hazoprovodov", *Vesty hazovoi nauky*, no.3(27), p.108-112, 2016.
- [12] S. Grossberg, *Neural Networks and Natural Intelligence*. Cambridge, MA: MIT Press, 2010.
- [13] V. Yuzevych, O. Kliuvak, "Ekonomichnyi analiz rivniv efektyvnosti ta yakosti internet-platizhnykh system pidpriemstva", *Biznes Inform*, no.1, p.160-164, 2015.
- [14] V. Yuzevych, V. Valiashek, A. Kaplun, "Matematychni ta kompiuterni modeliuvannia fizychnykh kharakterystyk materialu u vershyni trishchyny z urakhuvanniam efektu zmitsnennia", *Kompiuterno-intehrovani tekhnolohii: osvita, nauka, vyrobnytstvo*, no.18, s.97-104, 2015.
- [15] M. Kopytko, "Kompleksne zabezpechennia ekonomichnoi bezpeky pidpriemstv (na materialakh pidpriemstv transportnoho mashynobuduvannia)", Dr.Sc. dys., Kyiv, Ukraine, 2015.
- [16] S. Poliakov, A. Klymenko, S. Kovalenko, "Systema koroziihnoho monitorynhu truboprovodiv", *Nauka ta innovatsii*, vol..6, no.5, p.25-28, 2010.