

# ВИМІРЮВАННЯ НЕЕЛЕКТРИЧНИХ ВЕЛИЧИН

УДК 006; 004.9; 60

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

© Лозован Віталій<sup>1</sup>, Юзевич Володимир<sup>1,2</sup>, 2017

<sup>1</sup> Фізико-механічний інститут ім. Г. В. Карпенка НАН України,

Відділ електрофізичних методів неруйнівного контролю, вул. Наукова, 5, м. Львів, 79060, Україна,

<sup>2</sup> Національний університет “Львівська політехніка”, кафедра інформаційно-вимірjuвальних технологій,  
вул. С. Бандери, 12, 79013, Львів, Україна

*Розглянуто проблему обстежень, контролю параметрів і 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 напрями 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.*

*Рассмотрена проблема обследования, контроля параметров и диагностирования состояния поверхностных слоев металла подземных трубопроводов с учетом влияния коррозионной среды. Предложена методика контроля характеристик, которая заключается в учете основных информативных параметров с помощью искусственных нейронных сетей, а также определены направления применения методологии для контроля технического состояния трубопроводов (КТСТ) (толщина стенки, наличие дефектов, энергетические характеристики межфазных слоев, коррозионные токи, процессы развития дефектов, т. под.). Целью методологии КТСТ является совершенствование нормативных документов в области метрологии.*

*Ключевые слова: диагностика, подземные трубопроводы, нейронные сети, поисковые и диагностические системы.*

*The problem of inspection, control of parameters and diagnostics of the state of surface metal layers of underground pipelines with consideration of influence of corrosive environment is considered. The method of control of characteristics is proposed, which is to take into account the main informative parameters with the help of artificial neural networks, as well as the directions of application of the methodology for controlling the technical condition of the pipelines (CTCP) (wall thickness, defects, energy characteristics of phase layers, corrosion currents, defect development processes and etc). The purpose of the CTCP methodology is to improve the regulatory documents in the field of metrology. Analyzing statistical data, it is found that the most suitable for most tasks for the selection of parameter sets for non-destructive testing (NDT) and evaluation of the technical state are multilayer neural networks trained by the Levenberg-Marquardt error-back propagation algorithm. The main paradigm of learning in this case is learning with a teacher. The described form of learning “with the teacher” is nothing more than training on the basis of error correction – the reverse error distribution. 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 or the sum of squares errors in the training sample, presented as a function of the free system parameters. The back propagation algorithm is the most popular among the algorithms for learning multilayer neural networks. That is, it is a gradient method, not an optimization method. To implement the described sequence of artificial neural network training, it is recommended to*

*use the Neural Network Toolbox in the Matlab environment 16. 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 %. It is recommended for each case of selected complexes of informative parameters to perform training 5–7 networks of the same architecture. Such a number of networks is arbitrary, but it avoids the occurrence of an ascent of the training algorithm in the local minimum and the effect of “retraining”, which will be accompanied by memorizing target values that are relevant to informative resources, rather than establishing a relationship between them. 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 is selected. As criteria of optimality, in this case, choose the following: the minimum possible set of informative parameters; highest accuracy of target parameter determination. The set of informative parameters selected according to the above criteria can be considered optimal and acceptable.*

*Key words: diagnostics, underground pipelines, neural networks, search and diagnostic systems.*

**Вступ.** Підземними трубопроводами транспортують газ, нафту, воду, продукти хімічної промисловості. У світі налічується більше ніж 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 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 виробили свій ресурс або близькі до цього і потребують реконструкції.

**Стан проблеми.** На жаль, відомостей про технічний стан вітчизняних газопроводів, їх аварійність та статистики надзвичайних ситуацій останніми роками немає у широкому доступі. Попередньо 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 становить орієнтовно 0,33 % випадків порушення цілісності конструкцій за рік на 1000 км у межах 1970–2013 рр., а зростання середнього значення кількості надзвичайних ситуацій за п'ять останніх років у 2013 р. становило 0,16 % за 1 рік на 1000 км [1].

На рис. 1 зображено розподіл зовнішніх впливів за товщинами стінок та характерними дефектами трубопроводів. Очевидно, найчутливішими до зовнішніх впливів є труби з меншою товщиною стінки, а саме близько 5 мм.

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

- 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, щоб оцінити ступінь їх непридатності для експлуатації трубопроводів.

Підсумовуючи наведені статистичні відомості, можна також стверджувати, що невідповідність фактичних фізико-механічних характеристик матеріалу трубопроводів одна – з причин механічних пошкоджень, руйнувань тощо [1, 2, 3 (10)].

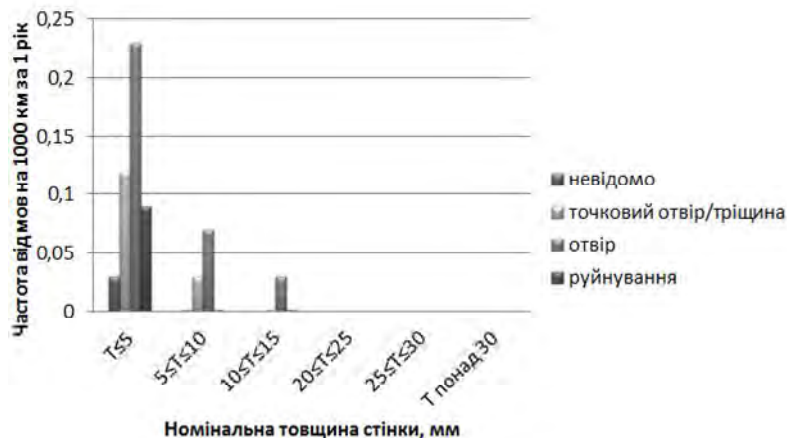


Рис. 1. Розподіл зовнішніх впливів за розмірами витоків і товщиною стінки ( $T$ ) трубопроводів: 1 – невідомо; 2 – точковий отвір/тріщина; 3 – отвір; 4 – руйнування (за даними праці [1])

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])

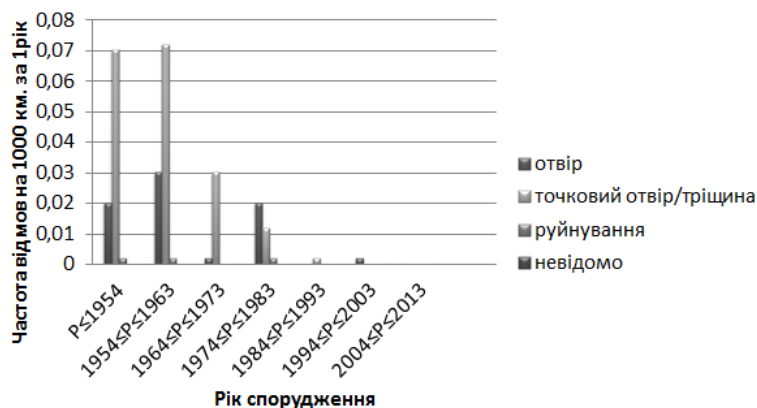


Рис. 2. Розподіл дефектів матеріалу, спорудження за розмірами та роками будівництва ( $P$ ) трубопроводів (позначення аналогічні, що і на рис. 1) (за даними праці [1])

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])

Світовою практикою доведено, що ефективними методами забезпечення експлуатаційної надійності промислового обладнання, конструкцій та матеріалів є широке впровадження нових наукомістких-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 праці** є пошук оптимального вирішення 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 напрями 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], встановили, що найприйнятнішим для більшості завдань з підбору комплексів параметрів для НК та оцінювання технічного стану є багатшарові нейронні мережі, що тренуються за алгоритмом зворотного поширення помилки Левенберга – Марквардта. Основною парадигмою навчання у цьому випадку є навчання “з учителем”. На рис. 3 зображено блок-діаграму, яка ілюструє цю форму навчання. Описана форма навчання “з учителем” є не чим іншим, як навчанням на основі корекції помилок – зворотного поширення помилки. Це замкнена система зворотного зв’язку, в яку входить середовище. Продуктивність такої системи можна оцінювати в термінах середньоквадратичної помилки або суми квадратів помилок на навчальній вибірці, поданій у вигляді функції від вільних параметрів системи.

Алгоритм зворотного поширення є найпопулярнішим серед алгоритмів навчання багатшарових нейронних мереж, тобто градієнтним методом, а не методом оптимізації. Для реалізації описаної послідовності операції 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 необхідно 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 вибраних комплексів інформативних параметрів виконати тренування 5–7 мереж однакової архітектури. Така кількість мереж є довільною, проте вона дає змогу уникнути випадків сходження алгоритму тренування у локальний мінімум та ефекту “перенавчання”, що супроводжуватиметься запам’ятовуванням цільових значень, які відповідають інформативним ресурсам, а не встановленню залежності між ними [7].

Для більшості випадків найприйнятнішою є класична архітектура багатшарової нейронної мережі [8] зі зворотним поширенням помилки (рис. 4). Математичний вираз для розрахунку множини вихідних значень  $y_{nm}$  нейронної мережі такий

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

Як функцію перетворення у вихідному (останньому) шарі рекомендується використовувати сигмоїдальну функцію  $\text{logsig}$ , а у всіх прихованих шарах – тангенційно-сигмоїдальну  $\text{tansig}$ . Математичний вираз функції  $\text{logsig}$  такий (2):

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

Математичний вираз функції  $\text{tansig}$  (3):

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

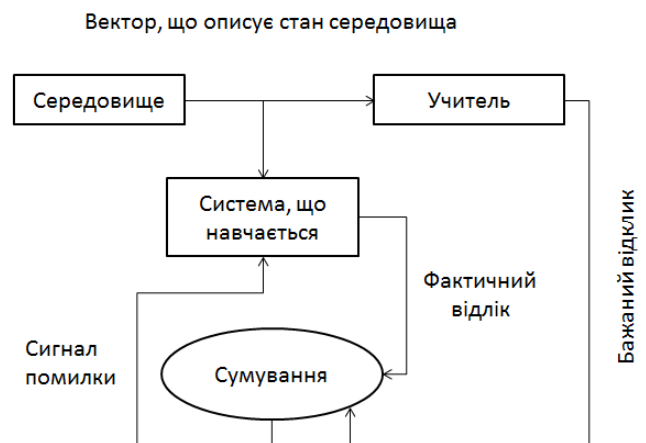


Рис. 3. Блок-діаграма навчання з учителем

Fig. 3. A block-diagram of studies with a teacher

Функція  $\text{tansig}$  математично еквівалентна гіперболічному тангенсу. Її відмінністю є те, що для більшості програм розрахунок її значення виконується швидше, ніж для гіперболічного тангенсу, а результати відрізняються дуже незначно. Вибір функцій  $\text{logsig}$  та  $\text{tansig}$  як функцій перетворення зумовлений такими міркуваннями:

- ці функції нелінійні, а отже, їх сукупність у структурі нейронної мережі дасть змогу апроксимувати нелінійні багатпараметрові залежності цільових даних від інформативних;

- $\text{logsig}$  рекомендовано використовувати у вихідному шарі нейронної мережі, оскільки значення всіх параметрів (разом із цільовими) попередньо зведено (нормовано) до діапазону [0; 1], що відповідає ділянці значень цієї функції. Функцію  $\text{tansig}$  доцільно використовувати у прихованих шарах мережі, оскільки вони володіють вищою чутливістю до незначних змін входів нейронів порівняно із  $\text{logsig}$  [8].

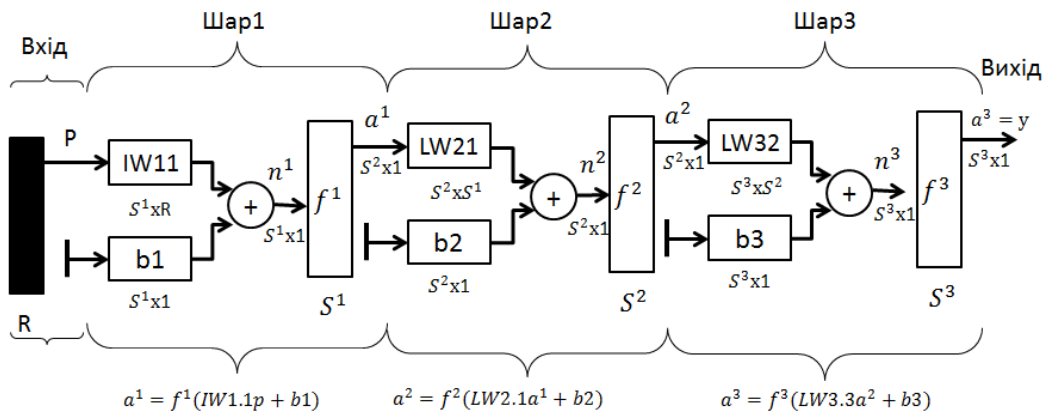


Рис. 4. Рекомендований тип багатошарової нейронної мережі:  $R$  – розмірність матриці вхідних (інформативних) параметрів;  $IW$  – матриця вагових коефіцієнтів вхідного шару нейронів;  $P$  – елементи вхідного набору параметрів;  $b$  – матриці затримок у нейронах;  $n$  – позначення нейронів;  $LW$  – 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  $\text{logsig}$  [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 weicher 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 weicher coefficients of the hidden layers;  $S$  is a dimension of matrix of weicher 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  $\text{logsig}$  [9]

Після завершення тренування усіх нейронних мереж для всіх можливих комбінацій потрібно виконати тестування за допомогою попередньо підібраних тестових наборів даних, що не використовувались під час тренування. Одержані результати розрахунку значень цільових параметрів порівнюють з еталонними (з тестового набору) за допомогою абсолютної та відносної похибок і розрахунку їх середнього значення. Серед одержаних результатів виходів нейронних мереж вибирають найменший. Надзвичайно низькі (близькі до нуля) значення похибок для всіх значень відкидаються як такі, що свідчать про явище “перенавчання”. Далі такий самий вибір треба виконати для кожного набору комплексу інформативних параметрів. Критеріями оптимальності, у цьому випадку вибрано: мінімально можливий комплекс інформативних параметрів; найвищу 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 й дає змогу працювати з найоптимальнішим набором інформативних параметрів. Він здатний допомогти наочно 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 сформувані “модельні” набори вхідних (інформативних) параметрів з тими самими діапазонами значень, що вибрані 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 у результаті розрахунку штучною нейронною мережею цільових параметрів однакові, уможливується побудова дво- і тривимірних залежностей цільового параметра від одного чи двох вхідних. Отримані у такий спосіб набори даних можуть бути використані для табуляції залежності вихідного параметра від вибраного комплексу інформативних параметрів з метою програмування мікропроцесорів та побудови відповідного програмного забезпечення.

Одержана у такий спосіб штучна нейронна мережа може використовуватись для виконання операцій з визначення цільових параметрів у вигляді спеціалізованого програмного забезпечення або інформаційно-вимірювальної системи. Після використання запропонованої методології рекомендується сформувані їх виконання у конкретній послідовності операцій, що

надалі можна повторити з метою одержання задовільних результатів щодо визначення цільових параметрів, які характеризують технічний стан металоконструкцій.

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

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

Для оптимізації інформаційних потоків  $P_k(X_i)$  і підвищення ефективності нейронної мережі використовуємо 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  $P_k(X_i)$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$ );  $m$  – загальна кількість інформаційних потоків, які пов'язані із підземним трубопроводом;  $f(\bar{y}, \bar{u}, \bar{s})$  – функція, що відображає показник якості;  $FB(X_i)$  – функція, яка характеризує обернений зв'язок (*Feed-back*) між потоками  $P_i$  й оточенням підземного трубопроводу з урахуванням думок експертів. Тут символ *opt* відповідає умові оптимальності функціонала.

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 ПСП);  $\bar{Y}_p$  – 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 ПСП, запишемо умову екстремуму аналогічно до [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]:

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

Тут враховано множину показників: коефіцієнт варіації  $d_Z$ , коефіцієнт семіваріації  $S_{ZV}$ , коефіцієнт варіації асиметрії  $d_{as}$ , коефіцієнт варіації ексцесу  $d_{ex}$ .

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 розроблення і застосування системи моніторингу трубопровідної системи  $M(Z)$  і розміром можливих, втрат  $M(\Psi, R)$ , пов'язаних з ризиком [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 коректніше удосконалити методики діагностування трубопроводів. На безпілотному літальному апараті можна поставити програмне забезпечення, яке сприятиме самостійному дослідженню трубопроводів, а також можна 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 збирання даних для статистичних аналізів тощо.

**Висновки.** Отже, є підстави стверджувати, що застосування нейромережових технологій у неруйнівному контролі (НК) – значний потенціал для підвищення достовірності результатів обстежень трубопровідної системи та поглиблення наукових досліджень за цим напрямом.

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 у 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 багатошарової нейронної мережі типу (1) доцільно орієнтувати на оптимізацію метрологічних характеристик підземних трубопроводів з урахуванням енергетичних характеристик поверхневих шарів і впливу середовища.

1. *Gas Pipeline Incidents, 9th Report of the European Gas Pipeline Incident Data Group, Dec. 2017* “Львівська політехніка”. Режим доступу: [www.egig.eu](http://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 і 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 : зб. нау. пр. – 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 “Львівська політехніка”. – Режим доступу: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNULP\\_2016\\_852\\_3](http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNULP_2016_852_3). 7. Карпаш М. О., Рибіцький І. В., Котурбаши 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. ... д-ра екон. наук: спец. 21.04.02 “Економічна безпека суб'єктів господарської діяльності”. – К., 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.