

Фізико-технічні проблеми видобування енергоносіїв

УДК 681.518:622:24

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ЧАСТКОВИХ ВІДМОВ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНИХ КАНАЛІВ У СИСТЕМІ АВТОМАТИЗОВАНОГО КОНТРОЛЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ПОРОДОРУЙНІВНОГО ІНСТРУМЕНТУ

І.І. Чигур

ІФНТУНГ; 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15; тел. (03422) 46067;
e-mail: chygur@gmail.com

Запропоновано метод виявлення часткових відмов інформаційно-вимірювальних каналів в системі автоматизованого контролю технічного стану породоруйнівного інструменту із використанням технологій штучного інтелекту. В основу методу покладено алгоритм оцінювання результатів вимірювань, що базується на інформаційній надлишковості технологічного процесу буріння свердловин.

Інформаційну надлишковість пропонується отримати з інформації про дійсне значення технологічного параметра, що міститься не тільки у вимірюваному значенні цього параметра, але й у вимірних значеннях інших параметрів, пов'язаних з ним певними функціональними залежностями.

Подібним чином можуть бути сформовані алгоритми для діагностування вимірювальних каналів інших технологічних параметрів, задіяних в алгоритмі автоматизованого контролю технічного стану породоруйнівного інструменту в процесі буріння свердловин.

Запропонований підхід дає можливість швидко й у реальному масштабі часу адаптуватися до зміни властивостей інформаційно-вимірювальних каналів системи контролю.

Впровадження розробленої методики підвищить вірогідність одержуваної інформації, і тим самим, поліпшить якість контролю технічного стану породоруйнівного інструменту

Ключові слова: контроль, вірогідність, інформація, буріння, інтелектуальний.

Предложен метод обнаружения частичных отказов информационно-измерительных каналов в системе автоматизированного контроля технического состояния породоразрушающего инструмента с использованием технологий искусственного интеллекта. Метод основан на алгоритме оценки результатов измерений, базирующихся на информационной избыточности технологического процесса бурения скважин.

Информационную избыточность предлагается получить из информации о действительном значении технологического параметра, который содержится не только в измеренном значении этого параметра, но и в измеренных значениях других параметров, связанных с ним определенными функциональными зависимостями.

Таким же образом могут быть сформированы алгоритмы для диагностирования измерительных каналов других технологических параметров, задействованных в алгоритме автоматизированного контроля технического состояния породоразрушающего инструмента в процессе бурения скважин.

Предложенный подход позволяет быстро и в реальном масштабе времени адаптироваться к изменению свойств информационно-измерительных каналов системы контроля.

Внедрение разработанной методики повысит достоверность получаемой информации, и тем самым улучшит качество контроля технического состояния породоразрушающего инструмента.

Ключевые слова: контроль, достоверность, информация, бурение, интеллектуальный.

A method for detecting of partial failures in information-measuring channels of the drilling tool technical condition monitoring using artificial intelligence technologies was introduced. The algorithm of measurement result estimation was put in the method basis that is based on information redundancy of drilling technological process.

Information redundancy is offered to be received from the information on the valid value of technological parameter that is contained not only in measured value of this parameter but also in measured values of other parameters, connected with it by certain functional dependences.

In the same way there can be generated algorithms for diagnosing of measuring channels of other technological parameters that are involved in algorithm of automated control of a drilling tool technical condition during well drilling.

The offered approach provides the opportunity to adapt quickly and in real time scale to the changes of properties in control system of information-measuring channels.

The introduction of developed technique will raise the reliability of received information and therefore will improve control quality of a drilling tool technical condition.

Keywords: control, reliability, information, drilling, intelligence.

1 Вступ. Породуруйнівний інструмент є складним об'єктом контролю, що функціонує в умовах інформаційної невизначеності, у зв'язку із чим оператору-буровику важко оперативно оцінити його стан за наявними інформаційними ознаками на гирлі свердловини. Ситуація ускладнюється, якщо додаткову невизначеність вносять давачі технологічних параметрів або канал зв'язку, по якому інформація надходить до приладів відображення інформації або до автоматизованої системи контролю [1]. Тому актуальним завданням є створення методики, що дозволяє в реальному часі виявляти причини зменшення вірогідності контролю за рахунок виникнення недостовірної інформації в інформаційно-вимірювальних каналах і видавати результат у доступному для оперативного персоналу вигляді.

Вихідною інформацією в цьому випадку є значення технологічних параметрів, виміряних давачами, розміщеними безпосередньо на буровій установці. Сигнали давачів передаються каналом зв'язку в обчислювальний комплекс, який в режимі радника допомагає оператору-буровику визначити момент підйому зношеного породуруйнівного інструменту для його заміни [1]. Однак в системі «давачі – канал зв'язку – вхід обчислювального комплексу» (в подальшому інформаційно-вимірювальний канал) можуть виникнути стани, зумовлені як зовнішніми, так і внутрішніми чинниками (електромагнітні перешкоди, зміна характеристик каналу зв'язку, поломки вимірювальних пристроїв та ін.), які вносять додаткову інформаційну невизначеність у результати контролю технічного стану породуруйнівного інструменту, через появу недостовірної інформації про значення контрольованих технологічних параметрів.

Недостовірною вихідною інформацією з'являється при відмовах інформаційно-вимірювального каналу, які поділяються на повні і часткові (метрологічні). Повна відмова настає у разі виходу з ладу вимірювального перетворювача (давача) або пошкодження лінії зв'язку з обчислювальним комплексом. При частковій відмові технічні засоби зберігають працездатність, однак похибка вимірювання відповідного параметра стає вищою допустимого значення. Зі збільшенням кількості вимірюваних технологічних параметрів зростає ймовірність появи в системі контролю недостовірної інформації. В зв'язку із цим, однією з найважливіших функцій первинної обробки інформації в системі автоматизованого контролю технічного стану породуруйнівного інструменту є контроль її вірогідності.

II Аналіз останніх досліджень і публікацій. Виявлення повних відмов інформаційно-вимірювального каналу є більш простим завданням, ніж виявлення часткових відмов. Зазвичай для цієї мети використовуються порогові алгоритми діагностики, такі як алгоритми допускового контролю параметрів і алгоритми допускового контролю швидкості їх зміни [2]. Алгоритми контролю вірогідності вихідної інформації, за допомогою яких виявляються часткові відмови інформаційно-вимірювальних каналів базуються, як правило, на використанні інформаційної надлишковості [2, 3].

Інформаційна надлишковість може бути створена штучно, наприклад, при резервуванні інформаційно-вимірювального каналу для контролю найбільш важливих технологічних параметрів. Інший вид інформаційної надлишковості обумовлений тим, що інформація про дійсне значення деякого технологічного параметра міститься не тільки у вимірюваному значенні цього параметра, але й у виміряних значеннях інших параметрів, пов'язаних з ним певними функціональними залежностями (наприклад навантаження на гаку бурової установки і момент на долоті).

Балансові співвідношення для технологічного процесу буріння свердловин загалом є нелінійними, у зв'язку із чим, задача оцінки стану інформаційної підсистеми є досить складною і вимагає спеціальних прийомів.

III Постановка завдання. Метою даної роботи є розробка методу діагностування вимірювальних каналів з використанням технологій штучного інтелекту на прикладі каналу вимірювання навантаження на гаку бурильної установки. Цей параметр задіяний в системі автоматизованого контролю технічного стану породуруйнівного інструменту, і від точності його визначення залежить вірогідність контролю загалом.

Вирішення поставленого завдання здійснюється поетапно й включає наступні процедури [4]:

- оцінка поточних станів вимірювальних каналів і технологічного обладнання;
- множинна обробка результатів вимірювань на певному часовому інтервалі;
- виділення значущих для системи контролю технологічних параметрів;
- вибір структури і алгоритму навчання нейромережі для розв'язання задачі класифікації часткових відмов вимірювальних каналів;
- використання навченої нейромережі для формування нечітких висновків про часткові відмови вимірювальних каналів.

IV Результати. Одним із способів виявлення відмов інформаційно-вимірювальних каналів є розрахунки на основі балансових співвідношень технологічного процесу буріння.

Для досліджуваного технологічного процесу система балансових співвідношень може бути записана у такому вигляді:

$$F_j(X) = F_j(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n) = 0; \quad j \in \overline{1, m}; \quad i \in \overline{1, n}, \quad (1)$$

де $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$ – вектор розмірності n оцінок дійсних значень технологічних параметрів; m – число рівнянь балансів.

На практиці баланси, як правило, не сходяться. Переконливим підтвердженням присутності помилок вимірювання є порушення балансових співвідношень при підстановці в них усереднених на досить тривалому інтервалі часу результатів вимірювань за умови відсутності технологічних відмов. Виявлені дисбаланси ΔF_j можуть бути усунені шляхом зсуву значень вимірюваних величин всередині діапазонів їх невизначеності, обумовлених похибкою вимірювань.

Рівняння системи балансових співвідношень (1) виконуються тільки при підстановці в них оцінок дійсних значень технологічних параметрів

$$x_i = x_i^{ам} + \Delta x_i, \quad (2)$$

де: $x_i^{\hat{\Delta}i}$ – значення i -го параметра, отримані за результатами вимірювань і обробки у відповідних процедурах усереднення й інтегрування при підготовці інформації для розрахунків балансів; Δx_i – обчислене за алгоритмом оцінювання відхилення i -го параметра, що забезпечує разом з іншими скоректованими параметрами збіжність усіх рівнянь системи (1).

При підстановці вектора вимірюваних параметрів $X^{\hat{\Delta}i} = (x_1^{\hat{\Delta}i}, \dots, x_i^{\hat{\Delta}i}, \dots, x_n^{\hat{\Delta}i})$ у рівняння системи (1), останнє набуде вигляду:

$$F_j(X^{\hat{\Delta}i}) = F_j(x_1^{\hat{\Delta}i}, \dots, x_i^{\hat{\Delta}i}, \dots, x_n^{\hat{\Delta}i}) = \Delta F_j, \quad (3)$$

$$j \in \overline{1, m} \quad i \in \overline{1, n}.$$

Значення Δx_i , які здатні скорегувати рівняння балансів, можуть бути знайдені з розв'язку задачі оптимального розподілу коригувальних поправок відповідно до критерію

$$\sum_{i=1}^n p_i \cdot \left(\frac{\Delta x_i}{x_i^{\max}} \right)^2 \rightarrow \min, \quad (4)$$

при системі обмежень типу рівностей

$$\Delta F_j + \sum_{i=1}^n a_{j,i} \cdot \Delta x_i = 0, \quad (5)$$

де: x_i^{\max} – верхня межа діапазону вимірювання;

$$a_{j,i} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial F_j(X^{\hat{\Delta}i})}{\partial x_i^{\hat{\Delta}i}} - \text{часткові похідні системи рівнянь (3) за змінними } x_i^{\hat{\Delta}i}, \quad i \in \overline{1, n};$$

p_i – вагові коефіцієнти, що дозволяють врахувати відмінність похибок засобів вимірювання.

Поставлена задача відноситься до класу задач оптимального розподілу за наявності обмежень і може бути вирішена методом невізначених множників Лагранжа.

За допомогою алгоритму корекції можливо проводити більш глибокий аналіз роботи окремих вимірювальних каналів.

Якщо здійснити ряд циклів оцінювання результатів вимірювання, то можна в кожному циклі визначати відносну різницю скорегованого й вимірюваного значень відповідно до виразу:

$$\varepsilon_{x_i} = \frac{x_i^{\hat{\Delta}i} - \tilde{\sigma}_i}{x_i^{\hat{\Delta}i}} = \frac{\Delta x_i}{x_i^{\hat{\Delta}i}}, \quad (6)$$

де $\tilde{\sigma}_i$ – оцінка дійсного значення вимірюваного параметра $x_i^{\hat{\Delta}i}$.

Сукупність результатів множини циклів вимірювання дозволить більш точно оцінити вірогідність роботи окремих вимірювальних каналів. Наявність повторюваного від циклу до циклу великого значення ε_{x_i} і його постійного знака може вказувати на систематичну складову похибки вимірювання i -го параметра, а порушення умови

$$|\Delta x_i| \leq \Delta x_i^*, \quad (7)$$

де Δx_i^* – допустиме значення похибки вимірювання, вказує на часткову відмову i -го вимірювального каналу.

Однак для об'єкта контролю, у якого вимірювані величини формують балансові співвідношення неоднаково, проводити діагностичні процедури в такий спосіб не зовсім коректно. Це пояснюється тим, що на оцінки дійсних значень вимірюваних величин x_i великий вплив мають варіації найголовніших в балансових співвідношеннях параметрів, а також порушення режимів функціонування технологічного обладнання бурової установки. Може виникнути ситуація, коли часткова відмова певного вимірювального каналу викличе порушення умови (7) не тільки для свого каналу, але й для інших, що призведе до неправильних діагностичних висновків.

Виправити таку ситуацію дозволяє підхід, що базується на алгоритмах класифікації (розпізнавання образів).

Для будь-якого контрольованого об'єкта можна скласти систему рівнянь збереження речовини, енергії й імпульсу (балансові співвідношення). Величини, що входять до цих рівнянь утворюють вектор контрольованих параметрів $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$. Компоненти цього вектора у найпростішому випадку можна подати трьома нечіткими термами (рис. 1) відносно значень початкового збалансованого режиму [5]:

L (low) – якщо значення параметра зменшується відносно значення в початковому збалансованому режимі;

N (normal) – якщо відхилення параметра не виходить за межі допустимого діапазону відносно початкового збалансованого режиму;

H (high) – якщо значення параметра збільшується відносно значення в початковому збалансованому режимі.

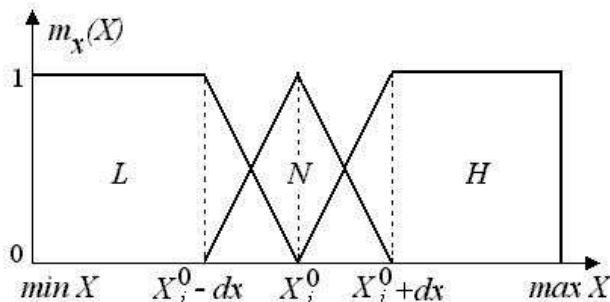


Рисунок 1 – Графік функцій належності символічної нечіткої змінної

Кожен нечіткий терм описується нечіткою множиною. Припустимо, що U – універсальна множина, тобто повна множина, що охоплює всю проблемну область.

Нечітка множина \tilde{F} множини U визначається через функцію належності $\mu_{\tilde{F}}(u)$, де u – елемент множини ($u \in U$).

Функція належності відображає елементи із множини U на множину чисел в інтервалі $[0,1]$, які вказують ступінь відповідності кожного елемента $u \in U$ нечіткій множині $\tilde{F} \subset U$.

Якщо множина U складається з кінцевого числа елементів u_1, u_2, \dots, u_n , то нечітка множина \tilde{F} може бути подана у такому вигляді:

$$\tilde{F} = \frac{\mu_{\tilde{F}}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{\tilde{F}}(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{\mu_{\tilde{F}}(u_n)}{u_n} = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_{\tilde{F}}(u_i)}{u_i} \quad (8)$$

Якщо множина U неперервна, то тоді використовується наступне позначення:

$$\tilde{F} = \int_U \frac{\mu_{\tilde{F}}(u)}{u} \quad (9)$$

Знаки Σ і \int в цих формулах означають сукупність пар $\mu(u)/u$.

За результатами роботи алгоритму оцінювання можна сформувати факторний простір, вздовж осей якого відкладаються значення приростів результатів вимірювань Δx_i ($i \in \overline{1, n}$) і значення дисбалансів ΔF_j ($j \in \overline{1, m}$).

Кожна точка у факторному просторі характеризується вектором $E = (\Delta x_1, \dots, \Delta x_n, \Delta F_1, \dots, \Delta F_m)$. За результатами обробки даних, отриманих за певний проміжок часу, утворюється сукупність точок $E_k = (\Delta x_{1,k}, \dots, \Delta x_{n,k}, \Delta F_{1,k}, \dots, \Delta F_{m,k})$ ($k \in \overline{0, K}$, K – число вимірювань за заданий проміжок часу). Дослідження показали, що за відсутності часткових відмов засобів вимірювання і точної балансової моделі, ядро сукупності точок розташовується на початку координат, а розкид сукупності обумовлений випадковою складовою похибки вимірювання. Як приклад, на рис.2а показана проекція сукупності точок на площину з координатами ΔF_z (коригувальна поправка для параметра «навантаження на гак бурової установки») – ΔF_m (дисбаланс моменту на долоті). Контроль параметрів проводився в умовах буріння однорідних порід. Як джерело інформаційної надлишковості для аналізованого об'єкта використано інформаційну модель відпрацювання шарошкового долота при бурінні свердловин на нафту і газ [6].

У випадку заниження або завищення значення будь-якого параметра щодо збалансованого режиму з'являються дисбаланси ΔF_j , внаслідок чого змінюються величини приростів результатів вимірювань Δx_i . В результаті цього змінюється положення сукупності точок у фак-

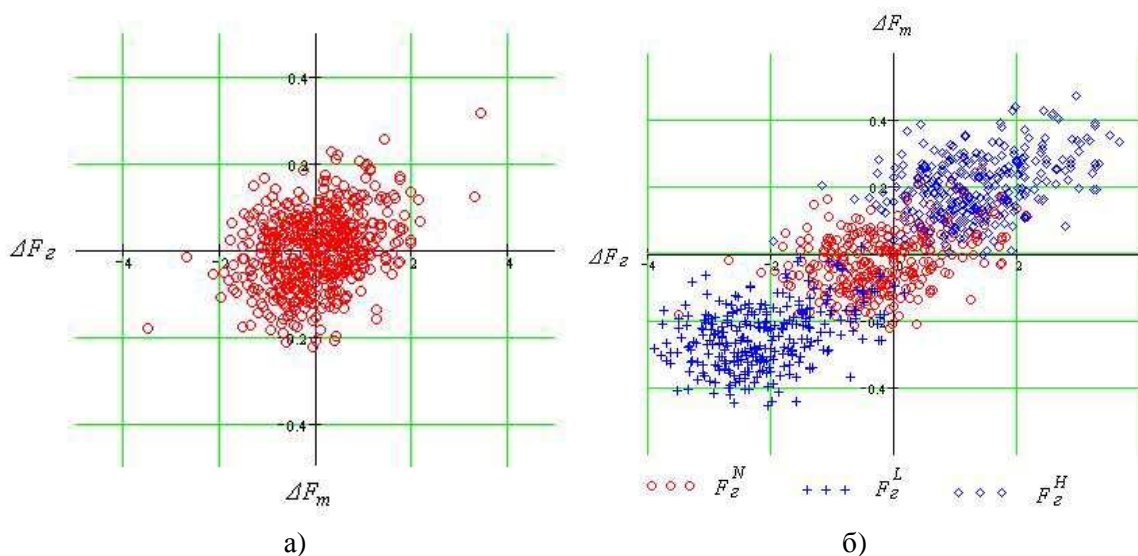


Рисунок 2 – Графічне подання результатів оцінювання вимірювань

торному просторі. На рис. 2б показані проєкції сукупності, які відповідають функціям належності термів N, L, і H для символічної нечіткої змінної "навантаження на гаку", які утворюють множини F_2^N , F_2^L і F_2^H з нечіткими границями.

Запропонований підхід дозволяє звести діагностику часткових відмов до задачі нечіткої класифікації.

Для розв'язку задач класифікації існує безліч методів. Найбільш відомими є регресійний і дискримінантний аналіз, а також методи, що базуються на використанні евристичних і лінійних алгоритмів розпізнавання та на основі ієрархічних дерев рішень.

Основним недоліком таких методів є висока чутливість до незначних змін параметрів системи й шумів. Для них потрібні чіткий поділ класів, відсутність пропусків у таблиці навчальної вибірки, відомості про закон розподілу й великий обсяг статистики. Крім того, недоліком усіх статистичних моделей є труднощі з виявленням причин відмов.

Останнім часом завдяки розвитку систем штучного інтелекту для розв'язку задач класифікації починають широко застосовуватися технології нейромережевого моделювання [7], що мають такі переваги:

- високу ефективність роботи з великими обсягами даних;
- здатність відтворювати складні нелінійні співвідношення;
- відсутність обмежень на функцію розподілу даних;
- можливість обробки різнотипних експериментальних даних;
- збереження працездатності при наявності пропусків у таблиці навчальної вибірки.

Штучні нейронні мережі є елементарною моделлю біологічної пам'яті. Вони складаються з штучних нейронів, що імітують дію біологічних нейронів (рис. 3).

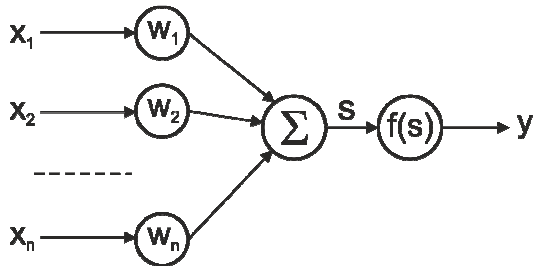


Рисунок 3 – Структура штучного нейрона

На рисунку введено такі позначення: x_1, x_2, \dots, x_n - вхідні сигнали нейрона; w_1, w_2, \dots, w_n - вагові коефіцієнти нейрона; $f(s)$ - активаційна (передавальна) функція; y - вихідний сигнал нейрона.

Зважена сума вхідних сигналів s визначається виразом

$$s = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i - T, \quad (10)$$

де T - зсув (як правило $T = 1$).

Активаційна функція $f(s)$ визначає характер перетворення вхідної інформації нейроном. Найпоширенішими активаційними функціями є сигмоїдальна функція і гіперболічний тангенс.

Множина зв'язаних між собою нейронів утворює штучну нейромережу. Нейромережі класифікують за архітектурою та алгоритмами навчання. Для розв'язання поставленої задачі класифікації часткових відмов пропонується використати тришарову нейромережу прямого поширення з сигмоїдальною активаційною функцією

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}, \quad (11)$$

оскільки такий тип нейромереж є ефективними класифікаторами, мають просту реалізацію та швидкий алгоритм навчання.

Кількість входів та виходів мережі визначаються кількістю вхідних та вихідних параметрів досліджуваного об'єкта. На відміну від зовнішніх шарів, кількість нейронів прихованого шару $n_{\text{прих}}$ обирається емпіричним шляхом. В більшості випадків достатня кількість нейронів становить $n_{\text{прих}} \geq (n_{\text{вх}} + n_{\text{вих}})$, де $n_{\text{вх}}$, $n_{\text{вих}}$ - кількість нейронів у вхідному і, відповідно, у вихідному прошарках (рис. 4).

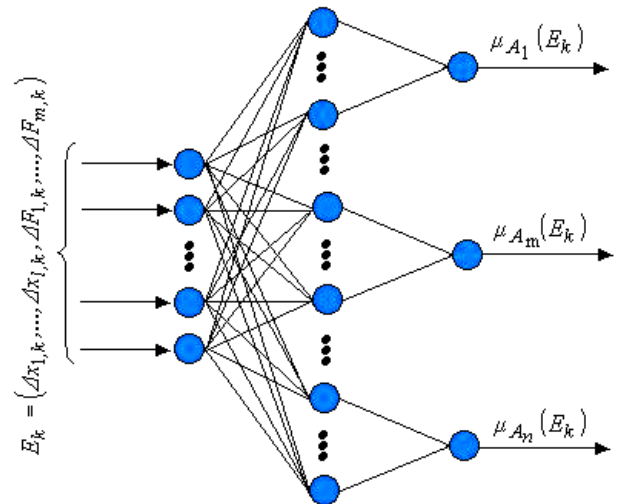


Рисунок 4 – Структура нейронної мережі для класифікації часткових відмов інформаційно-вимірювальних каналів

Вихідне значення нейрона з активаційною функцією (11) буде знаходитись в діапазоні [0,1]. Нейромережу слід налаштувати так, щоб вихідне значення нейрона відповідало функції належності відповідного терма. У цьому випадку вихідне значення нейрона буде відповідати ступеню належності вхідного вектора $E_k = (\Delta x_{1,k}, \dots, \Delta x_{l,k}, \Delta F_{1,k}, \dots, \Delta F_{m,k})$ до відповідної нечіткої множини A_n . Значення активаційної функції $\mu_{A_n}(E_k) = 1$ буде означати, що вектор E_k належить до нечіткої множини A_n , а значення $\mu_{A_n}(E_k) = 0$ - що вектор E_k не належить до нечіткої множини A_n .

Схему навчання нейромережі зображено на рис. 5.

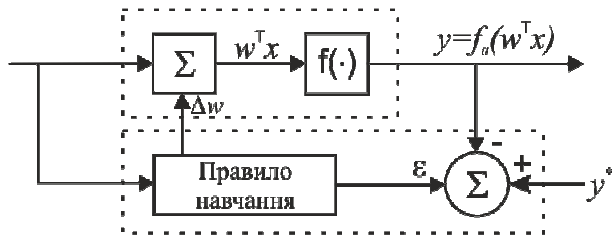


Рисунок 5 – Схема процесу контрольованого навчання нейронної мережі

Процес навчання полягає у послідовному поданні множини навчальних пар (x_p, y_p^*) , $p = \overline{1, P}$, де x_p, y_p^* - $(N \times 1)$ - вхідний вектор і бажаний вихідний сигнал p -ї навчальної пари, відповідно, за допомогою яких визначається необхідний вектор вагових коефіцієнтів w^* такий, що

$$y_p = \text{sgn}(w^* x_p) = y^*, \quad p = \overline{1, P}. \quad (12)$$

У цьому випадку вектор w^* забезпечить правильну класифікацію мережею усіх навчальних пар із поданої множини.

З (12) випливає, що гіперплощина $w^{*T} x_p = 0$ ділить вхідний простір на два підпростори. Для $y_p^* = 1$ має виконуватися умова $w^{*T} x_p > 0$, а для $y_p^* = -1$ - умова $w^{*T} x_p < 0$.

Алгоритм навчання може бути записаний у такий спосіб:

$$w_{p+1} = w_p + \gamma e_p x_p, \quad (13)$$

де: $e_p = y_p^* - y_p$ - помилка класифікації; γ - параметр, що впливає на швидкість збіжності алгоритму (тривалість процесу навчання). Корекція ваг відповідно до (13) може відбуватися в режимах *online* і *offline*.

У режимі *online* корекція відбувається при поданні кожної навчальної пари (x_p, y_p^*) , $p = \overline{1, P}$.

У режимі *offline* у M -му циклі (епосі) навчання подаються всі пари (x_p, y_p^*) і обчислюється середнє значення помилки класифікації

$$\bar{e}_M = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (y_{p,M}^* - y_{p,M}), \quad (14)$$

що й використовується в алгоритмі навчання. Тут $y_{p,M}^*, y_{p,M}$ - бажані і реальні вихідні сигнали при пред'явленні p -ї навчальної пари в M -му циклі відповідно.

Алгоритм навчання в M -му циклі набуде вигляду

$$w_{M+1} = w_M + \gamma \bar{e}_M x_p. \quad (15)$$

Реалізація даної процедури навчання пов'язана з необхідністю попереднього обчислення значень вихідних змінних для всіх навчальних пар.

Значення виходів навченої нейромережі при варіаціях навантаження на гаку бурової установки (осьового навантаження на породоруйнівний інструмент) відносно номінального значення зображено на рис. 6.

Виходячи з виду отриманих функцій належності, поріг прийняття (мінімальне значення виходу мережі, при якому спостереження буде вважатися належним до класу H або L), можна вважати рівним 0.5. Тобто значення функцій належності $\mu_{F_2^H}(E_k) > 0.5$ або $\mu_{F_2^L}(E_k) > 0.5$ характеризує часткову відмову каналу вимірювання навантаження на гак бурової установки, що призводить до хибного визначення навантаження на породоруйнівний інструмент, а, отже, до хибних результатів контролю його технічного стану.

Подібним чином можуть бути побудовані нейромережі [8] і сформовані навчальні шаблони для діагностування вимірювальних каналів інших технологічних параметрів, задіяних в алгоритмі автоматизованого контролю технічного стану породоруйнівного інструменту в процесі буріння свердловин.

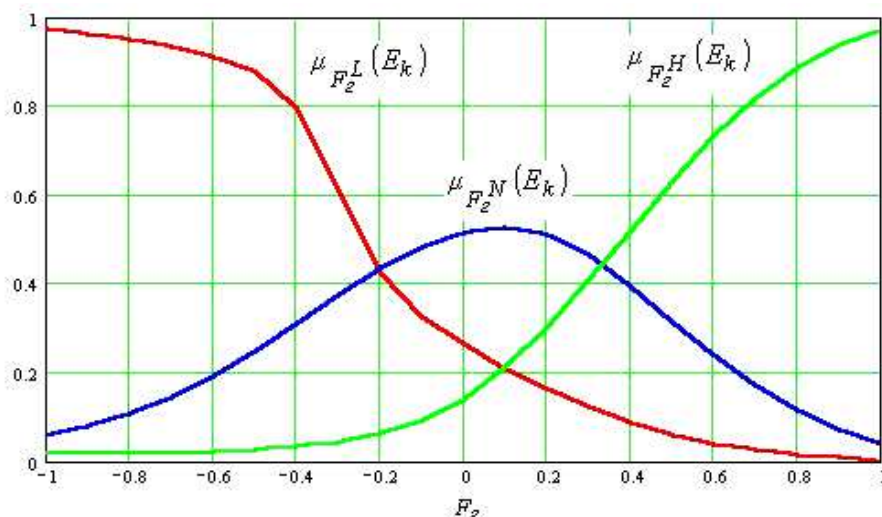


Рисунок 6 - Графіки зміни апроксимованих нейромережею функцій належності

Висновок

Обробка вибірки вимірювальних параметрів за допомогою запропонованого методу показала, що діагностовані інформаційні канали протягом розглянутого проміжку часу працювали в межах основної допустимої похибки. Отриманий результат дозволяє зробити висновок про відсутність часткових відмов інформаційно-вимірювальних каналів.

Запропонований підхід з використанням технологій штучного інтелекту дає можливість досить швидко й у реальному масштабі часу адаптуватися до зміни властивостей інформаційно-вимірювальних каналів системи контролю.

Впровадження розробленої методики підвищить вірогідність одержуваної інформації, і тим самим, поліпшить якість контролю технічного стану породоруйнівного інструменту.

Література

1 Семенцов Г.Н. Основні концепції створення автоматизованої системи контролю за технічним станом породоруйнівного інструменту / Г.Н. Семенцов, І.І. Чигур // Нафтогазова енергетика. – 2007. – №1. – С. 61-63.

2 Автоматическое управление в химической промышленности; под ред. Е.Г. Дудникова. – М.: Химия, 1987. – 368 с.

3 Ицкович Э.Л. Контроль производства с помощью вычислительных машин / Э.Л. Ицкович. – М.: Энергия, 1975. – 416 с.

4 Технологии искусственного интеллекта в задачах диагностики частичных отказов измерительных каналов АСУТП / [Репин А.И., Сабанин В.Р., Смирнов Н.И.] // Новые технологии в автоматизации технологических процессов: Сб. науч. тр. – Иваново: ГОУ ВПО Иван. гос. ун-т, 2005. – С.103-128.

5 Сабанин В.Р. Математическое и программное обеспечение алгоритма коррекции измеряемых параметров для расчета технико-экономических показателей на ТЭЦ / В.Р. Сабанин, Н.И. Смирнов [и др.] // Вестник МЭИ. – 2003. – №1. – С.21-27.

6 Чигур І.І. Інформаційна модель відпрацювання шарошкового долота при бурінні свердловин на нафту і газ / І.І. Чигур // Методи та прилади контролю якості. – 1999. – № 3. – С. 34-37.

7 Семенцов Г.Н. Нейромережева оцінка технічного стану породоруйнівного інструменту / Г.Н. Семенцов, І.І. Чигур, Л.Я. Чигур // Вісник технологічного університету Поділля. – 2004. – Ч. 1, Том 1. – 2004. – С. 196-198.

8 Чигур І.І. Застосування нейро-фаззи моделювання для розпізнавання нештатних ситуацій, що виникають в процесі буріння свердловин на нафту і газ / І.І. Чигур // Академічний вісник Криворізького територіального відділення Міжнародної Академії комп'ютерних наук і систем. – 2004. – №13. – С. 78-80.

Стаття надійшла до редакційної колегії

06.10.11

*Рекомендована до друку професором
М. І. Горбійчуком*