

ВИМІРЮВАННЯ, КОНТРОЛЬ І ТЕХНІЧНА ДІАГНОСТИКА

УДК 681.518:622.248:004.94

ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ УДОСКОНАЛЕНОГО АЛГОРИТМУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТІВ, ПЕРЕДАВАРІЙНИХ СИТУАЦІЙ ТА УСКЛАДНЕНЬ, ЯКІ ВИНИКАЮТЬ ПІД ЧАС РОБОТИ СКЛАДНИХ ТЕХНОЛОГІЧНИХ СИСТЕМ

Л.Я. Чигур

*ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (03422) 46067
e-mail: kafatp@ukr.net*

З аналізу закордонних та вітчизняних літературних джерел зроблено висновок, що найбільш доцільним для розв'язання задачі ідентифікації проблемних ситуацій у складних технічних системах є використання методів та алгоритмів кластеризації. Але кожен такий алгоритм має ряд особливостей, які впливають на його ефективність в даній ситуації. Тому, для ідентифікації поточного стану технологічного об'єкту в умовах інформаційної невизначеності запропоновано використовувати, разом із розробленими раніше підходами, нейромережевий класифікатор на основі гібридної нейромережі, що складається з мережі Кохонена та нейромережі прямого поширення. Такий підхід дозволяє перейти до безеталонних методик контролю, а у випадку відомої статистичної вибірки, що містить дані про значення інформаційних параметрів і відповідних їм технічних станів об'єкта, виявляти і узагальнювати причинно-наслідкові зв'язки між співвідношенням значень інформаційних параметрів контрольованого об'єкту і його технічним станом.

Проведене імітаційне моделювання запропонованого методу в середовищі Matlab, за допомогою інструментарію SOM Toolbox, на прикладі контролю технічного стану породоруйнівного інструменту в процесі буріння свердловини.

Розроблений алгоритм контролю на базі нейромережі Кохонена в подальшому може бути удосконалений і застосовуватись для ідентифікації технологічних об'єктів різних типів, а також при прогнозуванні аварійних ситуацій і ускладнень, що можуть виникнути під час роботи складної технологічної системи.

Ключові слова: технічний стан об'єкту, складна технологічна система, ідентифікація, кластеризація, нейромережа.

Из анализа зарубежных и отечественных литературных источников сделан вывод, что наиболее целесообразным для решения задачи идентификации проблемных ситуаций в сложных технических системах является использование методов и алгоритмов кластеризации. Но каждый такой алгоритм имеет ряд особенностей, влияющих на его эффективность в данной ситуации. Поэтому, для идентификации текущего состояния технологического объекта в условиях информационной неопределенности предлагается использовать вместе с разработанными ранее подходами нейросетевой классификатор на основе гибридной нейросети, состоящей из сети Кохонена и нейросети прямого распространения. Такой подход позволяет перейти к безэталонным методикам контроля, а в случае известной статистической выборки, содержащей данные о значении информационных параметров и соответствующих им технических состояний объекта, выявлять и обобщать причинно-следственные связи между соотношением значений информационных параметров контролируемого объекта и его техническим состоянием.

Проведено имитационное моделирование предложенного метода в среде Matlab, с помощью инструментария SOM Toolbox, на примере контроля технического состояния породоразрушающего инструмента в процессе бурения скважины.

Разработанный алгоритм контроля на базе нейросети Кохонена в дальнейшем может быть усовершенствован и применяться для идентификации технологических объектов различных типов, а также при прогнозировании аварийных ситуаций и осложнений, которые могут возникнуть в процессе работы сложной технологической системы.

Ключевые слова: техническое состояние объекта, сложная технологическая система, идентификация, кластеризация, нейросеть.

Having analyzed foreign and domestic literature, it concluded that the most appropriate solution to the problem of identification of problematic situations in complex technological systems is the use of methods and algorithms of clustering. But every such algorithm has several features that affect its performance in this situation. Therefore, to identify the current state of technological objects in information uncertainty it is recommended to use neural classifier based on hybrid neuronet consisting of a network Kohonen and feed-forward neuronet. This approach allows using control methods, in the case known statistical sample, containing data about the values of information parameters and corresponding technical state of the object, identify and summarize the causal relationship between the relation of the values of the information parameters of controlled object and its technical condition.

The simulation of the proposed method was performed in Matlab medium, using SOM Toolbox, on the example of technical state of rock cutting tool during drilling.

The control algorithm based on Kohonen neuronet can be improved and used to identify the different types of technological object, as well as forecasting emergencies and complications that may arise during the operation of complex technological systems.

Keywords: object technical state, complex technological system, identification, clustering, neuronet.

Вступ. Нафтогазовидобувний комплекс є одним із основних важелів інтеграції України до міжнародної спільноти. У цьому контексті необхідно відзначити принципи та механізми інтеграції України в загальноєвропейську мережу енергозабезпечення, активізувати участь країни в міжнародній кооперації у забезпеченні колективної енергетичної безпеки, впровадити основні принципи міжнародної співпраці.

З огляду на забезпечення енергетичної безпеки держави необхідно збільшити власний видобуток вуглеводнів, а поряд з диверсифікацією шляхів їх постачання необхідно досягнути високого рівня ефективності використання паливно-енергетичних ресурсів за рахунок упровадження енергозберігаючих заходів, сучасної техніки та технологій [1].

Тому актуальним є завдання підвищення ефективності роботи підприємств нафтогазовидобувної галузі за рахунок покращення роботи систем автоматизації та підвищення ефективності роботи персоналу. Це можливо шляхом впровадження нових сучасних закордонних систем автоматизації технологічних процесів, які мають надто високу вартість, що є суттєвим недоліком в умовах кризової ситуації в Україні на сьогоднішній день. Іншим напрямком подолання цієї проблеми є вдосконалення існуючих технічних систем за допомогою сучасних досягнень інтелектуальних методів.

Аналіз сучасних закордонних і вітчизняних досліджень і публікацій. На основі аналізу наукових досліджень, серед існуючих розв'язків задачі ідентифікації проблемних ситуацій та їх станів у складних технічних системах можна виділити ряд основних.

У задачі класифікації проблемних ситуацій та їх станів у складних технічних системах за її характеристиками, множина класів таких ситуацій, до яких може бути віднесений об'єкт дослідження, наперед відома. При цьому слід зазначити деякі недоліки використання такої класифікації [3]:

– навчальна вибірка має бути достатньо великою;

– у навчальну вибірку мають входити проблемні ситуації, які охоплюють всі класи, що є проблемним при аналізі таких ситуацій;

– проблема *overfitting*, сутність якої полягає в тому, що класифікаційна функція добре

адаптується до даних. Якщо серед них зустрічаються помилки або аномальні значення, то функція інтерпретує їх як частину внутрішньої структури даних, що є неприйнятним для аналізу проблемних ситуацій та їх станів у складних технічних системах;

– проблема *underfitting*, яка полягає в тому, що під час перевірки класифікатора виявляється велика кількість помилок, що є неприйнятним для предметної області, яка аналізується [2].

Іншим рішенням є визначення залежностей, які часто повторюються серед проблемних ситуацій з використанням пошуку асоціативних правил. Знайдені залежності подаються у вигляді правил і можуть бути використані як для кращого розуміння природи даних, що аналізуються, так і для прогнозування виникнення певних подій, що не є важливим при аналізі таких ситуацій [3].

Отже, можна зробити висновок, що найбільш перспективними є методи, принцип роботи яких базується на відстеженні і аналізованні тенденцій зміни контрольованих параметрів, а не тільки на перевірці їх абсолютних значень. Головною причиною цього є те, що у багатьох випадках існують зовнішні чинники, які впливають на абсолютне значення контрольованого параметра, і ці чинники ніяк не пов'язані із зміною технічного стану об'єкта в процесі роботи.

Системи, що базуються на фаззілогії, оперують обмеженнями, які є нечіткими, тобто вони не є точно визначеними [5, 6]. Ступінь "нечіткості" таких обмежень, зазвичай, визначається на основі формалізації нечіткої (якісної і кількісної) інформації про процес контролю.

Експертна система, на базі правил, складається з кількох модулів: відбір та аналіз даних, дерево несправностей, дерево ознак, синтезатор правил і захист від помилок та несправностей. Система може бути сконфігурована користувачем через графічний інтерфейс. Запит даних відбувається через AD-карту, використовуючи кілька вимірювальних давачів інформативних параметрів певного технологічного процесу. Аналіз сигналів базується на використанні статистичних параметрів і функцій на основі швидкого перетворення Фур'є. Всі дані зберігаються в базі даних. Правила контролю системи пишуться автоматично через використання

модулів дерева несправностей та дерева ознак [7-9].

Використання нейромереж в даній ситуації є спробою автоматизувати процес написання діагностичних правил, тобто, якщо існує достатня кількість потрібних даних можна натренувати мережу так, щоб вона була спроможна визначати технічний стан об'єкта. В принципі, нейронні мережі можуть бути натреновані для одночасного визначення технічного стану об'єкта, а також ідентифікації ускладнень, що виникають під час роботи технологічної установки, які вносять невизначеність в результат контролю. Однак, нейромережа такої складної архітектури буде мати певні недоліки, пов'язані зі особливостями її навчання та технічною реалізацією. Як альтернатива, може бути розроблена певна кількість окремих моделей, призначених для ідентифікації окремих технологічних ситуацій, пов'язаних із умовами функціонування технологічного об'єкта.

Досить проста нейромережа була розроблена з двома вхідними параметрами і одним вихідним. Кількість нейронів в внутрішньому (прихованому) прошарку змінювали від чотирьох до дев'яти. Погіршення технічного стану об'єкта класифікувалося за п'ятьма категоріями – «початкове», «незначне», «середнє», «значне» і «близьке до відмови» [10].

Ефективність штучних нейромереж з різною кількістю внутрішніх (прихованих) прошарків нейронів разом з використанням адаптивних активаційних функцій були протестовані під час контролю технічного стану об'єкта [11, 12]. У всіх моделях були використані дев'ять вхідних параметрів, на основі яких формувалася вихідний сигнал, що характеризував технічний стан контрольованого об'єкта [12]. Кількість нейронів у внутрішньому шарі змінювали від 14 і 22. Зроблено висновок, що збільшення кількості нейронів в штучній нейромережі з адаптивними активаційними функціями призводить зростання швидкості навчання порівняно з традиційною нейромережею прямого розповсюдження.

Інша запропонована нейромережа має архітектуру прямого розповсюдження [13]. Це дає змогу нейромережі класифікувати зразки сигналів у реальному часі без будь-яких додаткових дій. Мережу складено із трьох прошарків елементів: вхідний прошарок, внутрішній (прихований) прошарок і вихідний прошарок. Параметричні вектори зразка, який підлягає дослідженню, представляються вхідному прошарку. Елементи вхідного прошарку пов'язані з усіма елементами внутрішнього прошарку. Елементи внутрішнього прошарку зв'язані вибірково з вихідними елементами. Нейромережі даного типу використовують два механізми навчання - контрольоване і неконтрольоване.

На відміну від означених рішень, кластеризація проблемних ситуацій та їх станів полягає в пошуку незалежних кластерів у множині даних про такі ситуації та їх стани, які підлягають ідентифікації. Це дозволяє зрозуміти структуру даних. Крім того, групування однорідних

даних дає змогу зменшити їх кількість для спрощення аналізу надалі [3]. Перевагами такого підходу є ітераційний пошук оптимального результату розбиття проблемних ситуацій та їх станів у складних технічних системах на кластери на підставі сукупності обраних показників та виявлення внутрішніх зв'язків між ситуаціями, які підлягають ідентифікації [3], вибору інформативних ознак та мір близькості між двома об'єктами, об'єктом і кластером, двома кластерами, що є актуальним при їх ідентифікації.

Отже, найбільш доцільним для розв'язання задачі ідентифікації проблемних ситуацій у складних технічних системах є використання методів та алгоритмів кластеризації.

Висвітлення невіршених раніше частин загальної проблеми. Серед алгоритмів кластерного аналізу на особливу увагу заслуговує алгоритм ФОРЕЛ як такий, що характеризується чіткістю, збіжністю за скінченне число кроків, мінімальною кількістю характеристик та параметрів проблемних ситуацій у складних технічних системах, що аналізуються.

До особливостей класичного алгоритму ФОРЕЛ кластеризації [4] проблемних ситуацій в складних технічних системах належать такі:

- невисока продуктивність;
- необхідність завдання радіуса кластера ;
- збіжність алгоритму;
- в лінійному просторі центром кластера може бути як будь-яка точка, так і проблемна ситуація, яка виникає в складній технічній системі;
- на першому кроці алгоритму обирається одна із проблемних ситуацій в складних технічних системах як початковий об'єкт, від якого проводитиметься кластеризація, що, своєю чергою, впливатиме на її якість;
- наявність апріорних знань про діаметри кластерів;
- можливість включення в кластер об'єктів з інших кластерів через неправильний вибір радіуса кластера .

Отже, наведений алгоритм у класичному варіанті не є прийнятним для ідентифікації проблемних ситуацій та їх станів у складних технічних системах, оскільки він передбачає задання радіуса кластера, що може бути наперед невідомим [2].

Цілі статті. Як правило, людина, яка контролює складну технічну систему, приймає рішення щодо керування її роботою оперативно, тобто в ході технологічного процесу. Тому виникає необхідність в удосконаленні методу контролю та ідентифікації технічного стану об'єкта в реальному часі, який би допомагав оператору прийняти правильне рішення в даній ситуації. Процес прийняття рішень складається з трьох етапів:

- збір необхідної інформації про параметри, які характеризують даний технологічний процес;

- аналіз цієї інформації і отримання відповідної рекомендації про раціональні значення керувальних дій в режимі on-line;
- встановлення і підтримання раціонального значення керувальних дій.

Як видно з попередніх розділів, для підтримки прийняття рішення оператором доцільно застосовувати метод, який би дозволяв класифікувати інформацію про технічний стан об'єкта та ідентифікацію ситуації, яка виникає в процесі роботи систем. Як вже зазначено, для вирішення цієї задачі слід застосовувати методи кластерного аналізу. Отже, основне завдання наукового дослідження зводиться до удосконалення методу контролю технологічного об'єкта на базі оптимального алгоритму кластеризації та імітаційного моделювання даного методу.

Основний матеріал. Особливістю роботи об'єкту контролю в складних технологічних системах є складність встановлення причинно-наслідкових зв'язків між співвідношенням інформаційних параметрів контрольованого об'єкта і його технічним станом. Більшість розроблених інформаційних моделей контролю об'єкта ефективні за відсутності інформаційної невизначеності, зумовленої можливим виникненням ускладнень під час роботи технологічної системи. Тому в деяких випадках виникає необхідність у додатковій інформації для достовірного визначення технічного стану об'єкта під час роботи. Одним із джерел такої інформації є статистичні дані режимних параметрів, отримані шляхом спостереження за роботою системи, із апіорі відомими технічними станами контрольованого об'єкта на різних етапах її функціонування, та ускладненнями, що виникали під час роботи, параметричні ознаки яких подібні до ознак критичного стану контрольованого об'єкта.

Для ідентифікації поточного стану технологічного об'єкта в умовах інформаційної невизначеності пропонується використовувати разом із розробленими раніше підходами нейромережний класифікатор на основі гібридної нейромережі, що складається з мережі Кохонена та нейромережі прямого поширення [14, 15].

Цей підхід дозволяє перейти до безеталонних методик контролю, а у випадку відомої статистичної вибірки, що містить дані про значення інформаційних параметрів і відповідних їм технічних станів об'єкта, виявляти і узагальнювати причинно-наслідкові зв'язки між співвідношенням значень інформаційних параметрів контрольованого об'єкта і його технічним станом.

Для вирішення поставленої задачі пропонується застосувати сомоорганізовану нейронну мережу Кохонена (СОМ), яка дозволяє самостійно ідентифікувати нестационарності контрольованого процесу, шляхом аналізу вхідних даних в реальному масштабі часу.

Аналіз роботи мереж такого типу, дозволив зробити висновок, що для вирішення сформульованої задачі оптимальною є мережа Кохонена, що складається з M нейронів, які утво-

рюють прямокутні ґратки на площині. Як активаційна функція мережі пропонується функція Гауса, яка забезпечує високу швидкість навчання СОМ при мінімальній похибці квантування [15].

Модель Кохонена відноситься до класу алгоритмів векторного кодування. Вона забезпечує топологічне відображення, що оптимально розміщує фіксоване число векторів у вхідному просторі більш високої розмірності, забезпечуючи, таким чином, стиснення даних (рис.1).

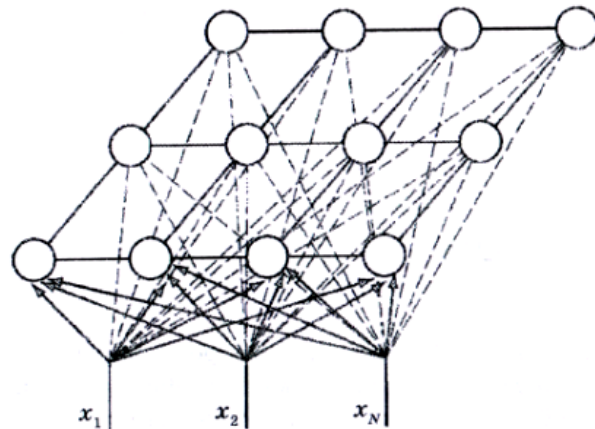


Рисунок 1 – Модель мережі Кохонена

Застосування мережі Кохонена дозволяє, крім іншого, виявляти нові стани, в яких перебуває контрольований об'єкт, які раніше не були описані статистичними вибірками. Система зможе розширювати власну базу знань про можливі стани контрольованого об'єкта у процесі функціонування. Однак на виконання процесу перенавчання нейромережі і системи загалом необхідні додаткові витрати часу та зупинка процесу контролю на час навчання.

Для формування бази класів можливих станів доцільно як контрольованого об'єкта необхідно виконати кластерний аналіз, що розбиває множину станів на класи. Кластерний аналіз, на відміну від задач класифікації, не потребує апіорних припущень про набір даних, не накладає обмеження на подання досліджуваних об'єктів, дозволяє аналізувати показники різних типів даних (інтервальні, частоти, бінарні дані).

Результатом кластерного аналізу є розбиття станів на групи, що задовольняють деякому критерію оптимальності. До основних станів контрольованого об'єкта відносяться - працездатний, непрацездатний, передаварійний та невизначений стани.

Як правило, для побудови кластерів обирають критерії, що використовуються під час вирішення питання про схожість станів.

Одним із критеріїв визначення схожості та відмінності кластерів є відстань між векторами на діаграмі розсіювання [14].

Для проведення кластерного аналізу використано шар Кохонена, що складається з деякої кількості n адаптивних лінійних суматорів, які діють паралельно (лінійних формальних нейро-

нів). Всі вони мають однакову кількість входів m і отримують на свої входи один і той же вектор вхідних сигналів $x = (x_1 \dots x_n)$ (рис. 1).

Дані, що подаються на входи шару Кохонена, мають бути у вигляді вектора діагностичних ознак (станів) у N -вимірному евклідовому просторі, а також правильно промасштабовані для подальшого їх оброблення.

Дискретні значення контрольованих технологічних параметрів (момент на долоті, частота його обертання, навантаження на долото, швидкість проходки) подаються на вхід мережі.

Цими даними є набір із m точок $\{X^P\}$ в n -вимірному просторі. Необхідно розбити цю множину точок $\{X^P\}$ на k – класів, близьких стосовно квадрату евклідової відстані. Для цього необхідно знайти k точок a^l таких, що

$$D = \sum_{l=1}^k \sum_{x \in P_l} \|a^l - x\|, \quad \text{мінімальне}$$

$$P_l = \{x : \|a^l - x\| < \|a^q - x\|, \forall q \neq l\}.$$

Існує декілька алгоритмів вирішення цієї задачі. На думку деяких дослідників, найбільш ефективним з них є такий алгоритм класифікації:

1. На вхід нейромережі, що містить один прошарок Кохонена, подається вектор x .

2. Номер нейрона, який продукував мінімальний сигнал, є номером класу, до якого належить вектор x .

Алгоритм навчання мережі можна звести до наступних процедур:

1. Ініціалізація мережі - всі вагові коефіцієнти приймають рівними нулю.

2. Для кожної точки множини $\{X^P\}$ виконується наступна процедура.

2.1. Пред'являємо точку мережі для класифікації.

2.2. Нехай при класифікації одержана відповідь - клас l . Тоді для зворотного функціонування мережі подається вектор Δ , координати якого визначаються за таким правилом:

$$\Delta_i = \begin{cases} 0, & i \neq l \\ 1, & i = l \end{cases}.$$

2.3. Обчислені для даної точки коректуючі значення додаються до раніше обчислених.

3. Для кожного нейрона мережі здійснюємо такі процедури.

3.1. Якщо коректуюче значення, обчислене останнім синапсом, рівне 0, то нейрон видаляється із мережі.

3.2. Приймаємо параметр навчання рівним величині, зворотній до коректуючого значення.

3.3. Обчислюємо суму квадратів коректуючих значень, накопичених в перших n синапсах, і, розділивши її на -2 , додаємо до коректуючого значення останнього синапса.

3.4. Проводимо навчання з кроком 0 та -2 .

4. Якщо обчислені синаптичні ваги відрізняються від отриманих на попередньому кроці, то переходимо до першого кроку алгоритма.

Вихідним результатом роботи шару Кохонена є множина класів - стани в яких перебуває контрольований об'єкт.

Нейромережа прямого поширення може виконувати оцінку технічного стану контрольованого об'єкта в процентному співвідношенні. Вона є складовою частиною загальної системи контролю технічного стану об'єкта в умовах невизначеності процесу роботи складних систем.

Особливістю мережі є наявність трьох шарів з прямою передачею сигналу. Кожен формальний нейрон, що входить до мережі, реалізує одну розділюючу пряму або площину, внаслідок чого в сукупності отримуємо досить складну криву або поверхню (поверхні) розділення станів (рис. 2).

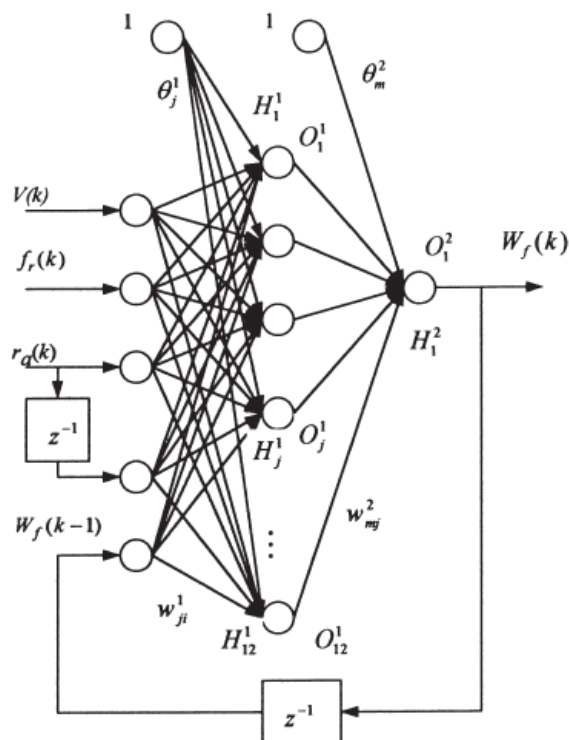


Рисунок 2 – Нейромережа прямого поширення для оцінки технічного стану контрольованого об'єкта

Реалізована нейромережа, на прикладі контролю зношення долота, має три прошарки: вхідний прошарок з п'ятьма вхідними змінними, прихований прошарок та вихідний прошарок, сигнал якого є оцінкою технічного стану контрольованого об'єкта. Приховані шари забезпечують проміжне оброблення вхідного сигналу.

Пред'явлення мережі вхідних параметрів процесу буріння здійснюється у певних проміжках часу – кроках $k = \Delta t$, вважатимемо, що на цих проміжках значення вимірюваного параметра залишаються незмінними.

Вхідними сигналами нейромережі є параметри технологічного процесу: механічна швидкість буріння $v(k)$, частота обертання породоруйнівного інструменту $f_r(k)$, момент на по-

родоруйнівному інструменті $r_a(k)$. Два інших входи $r_a(k-1)$ і $W_f(k-1)$ можуть бути визначені з попередніх значень моменту на породоруйнівному інструменті $r_a(k)$ та оцінки зношення породоруйнівного інструменту $W_f(k)$.

Введемо наступні позначення для сигналів кожного з прошарків нейронної мережі: $O_i^0 (i=1,2,\dots,5)$ - входи нейромережі: $O_0^0 = v(k)$, $O_2^0 = f_r(k)$, $O_3^0 = r_a(k)$, $O_4^0 = z^{-1}r_a(k) = r_a(k-1)$, $O_5^0 = z^{-1}W_f(k) = W_f(k-1)$; $O_j^1 (j=1,2,\dots,12)$ - виходи прихованого прошарку нейромережі; $O_m^2 (m=1)$ - вихід нейромережі: $O_1^2 = W_f(k)$.

Вагові коефіцієнти між вхідним і прихованим прошарками позначимо через $w_{ji}^1 (j=1,2,\dots,12; i=1,2,\dots,5)$, а вагові коефіцієнти між прихованим і вихідним прошарками як $w_{mj}^2 (m=1; j=1,2,\dots,12)$. В запропонованій архітектурі нейромережі, що зображена на рис. 1, введено два додаткові вузли, одиничні виходи яких зв'язані з нейронами в прихованому і вихідному прошарках. Ці додаткові зв'язки призначені для корекції порогових активаційних функцій, що входять до алгоритму функціонування мережі. Вагові коефіцієнти зв'язків між додатковими вузлами і прихованим прошарком складають $\theta_j^1 (j=1,2,\dots,12)$, а між додатковими вузлами і вихідним прошарком - $\theta_m^2 (m=1)$ відповідно.

Процес створення нейромережевого алгоритму оцінки зношення породоруйнівного інструменту починається з ініціалізації нейромережі, тобто попереднього визначення всіх вагових коефіцієнтів $w_{ji}^1 (j=1,2,\dots,12; i=1,2,\dots,5)$, $w_{mj}^2 (m=1; j=1,2,\dots,12)$, $\theta_j^1 (j=1,2,\dots,12)$, $\theta_m^2 (m=1)$. На цьому етапі їм присвоюють випадкові малі значення.

Процес навчання починається з того, що нейромережі пред'являються P зразків $\{x^p, d^p\}$ ($p=1,2,\dots,P$) набору вхідних технологічних параметрів процесу буріння $x^p = [v(k), f_r(k), r_a(k), r_a(k-1), W_f(k-1)]^p$ та бажаний вихід $[W_f(k)]^p$, який характеризує ступінь зношення породоруйнівного інструменту. Зразки, що використовуються для навчання, були отримані шляхом обробки інформації, отриманої шляхом запису основних технологічних параметрів на бурових платформах України. Ступінь зношення породоруйнівного інструменту, що використовується в навчальних зразках - $[W_f(k)]^p$, змінюється в межах $[0,1]$ і визначається в результаті обробки експертної інформації технологів-операторів (лінгвістичні оцінки ступеня зношення породоруйнівного

інструменту для кожного набору контрольованих технологічних параметрів) з використанням методів Fuzzy Logic.

Вихід нейромережі обчислюється згідно з принципами класичних Feed-Forward мереж.

Імітаційне моделювання було проведене в середовищі SOM Toolbox програмного пакету Matlab, на прикладі контролю технічного стану породоруйнівного інструменту в процесі буріння свердловини.

До вхідних параметрів нейромережевого алгоритму відносяться:

- осьове навантаження на долото - P ;
- частота обертання долота - n ;
- крутний момент - M ;
- механічна швидкість проходки - v .

Для навчання і дослідження алгоритму контролю, згенеровано по 50 вхідних параметрів для ідентифікації можливої зміни технічного стану бурового долота та утворення передаварійних ситуацій. Карта Кохонена представляє собою вихідний прошарок нейромережі Кохонена, і складається з нейронів, які розміщені на двовимірній решітці карти (розмірність - 6×11 нейронів). Кожен нейрон має власний вектор стану. Після навчання, сусідні нейрони мають подібні вектори стану.

В процесі ініціалізації вхідні дані накладаються на карту Кохонена, і нейрони карти змінюють свої ваги, випадковим чином розміщуючись на ділянках карти.

Оскільки ініціалізація нейромережі здійснюється шляхом призначення нейронам мережі випадкових значень синаптичних ваг, то на початковому етапі роботи нейрони у вхідному шарі нейромережі повністю дезорганізовані (рис. 3).

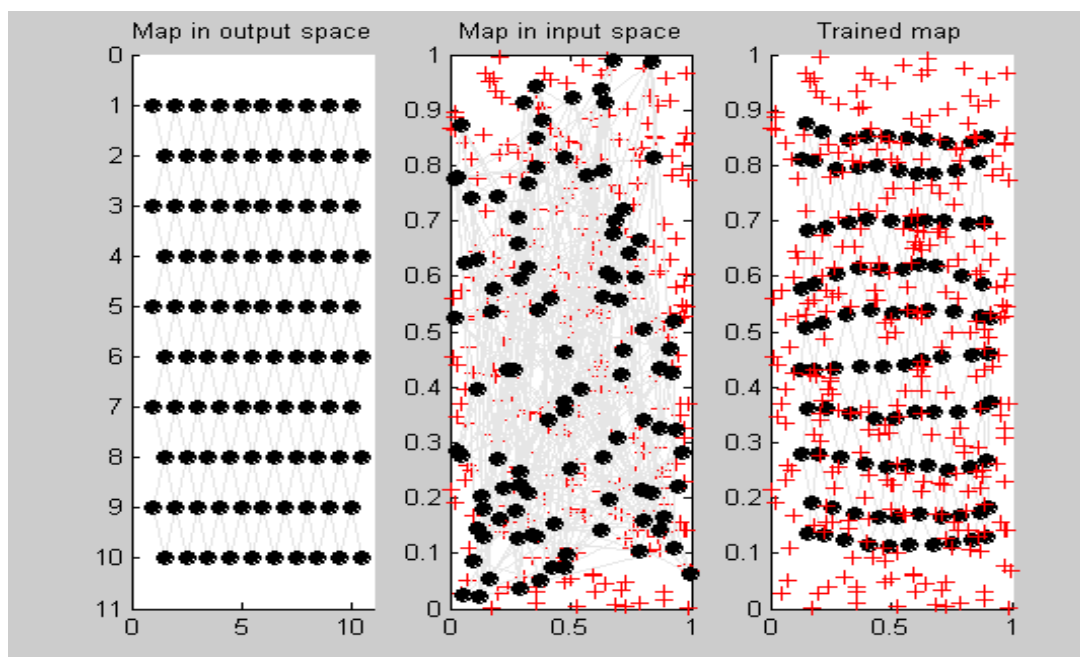
Набір даних, призначених для навчання мережі, містить так звані «мітки», які в подальшому стануть центрами кластерів станів долота. Кожна «мітка» характеризується набором з чотирьох вхідних параметрів, які визначають один із станів контрольованого об'єкта.

Візуалізацію карти Кохонена в процесі навчання можна спостерігати у вигляді, зображеному на рис. 4.

Значення компонент вектора стану контрольованого об'єкта ('P', 'n', 'M' і 'v') показано у вигляді кольорових модулів різної інтенсивності забарвлення на проекції карти Кохонена. «Ортогональна Матриця» (U-matrix) характеризує відстані між сусідніми нейронами у вигляді градації кольорів, таким чином можна уявити кластерну структуру карти.

Проаналізувавши рис. 3, можна зробити такі висновки:

- осьове навантаження на долото, P і швидкість проходки v - добре корельовані і сконцентрувалися в правій нижній частині карти;
- частота обертання долота, n і крутний момент, M - частково корельовані і розміщені відповідно у верхній лівій і нижній частині мапи;
- на карті можна візуально виділити 3 кластери.



• - нейрони карти Кохонена
 + - проєкції вхідних даних на карту Кохонена
Рисунок 3 – Процес ініціалізації мережі Кохонена

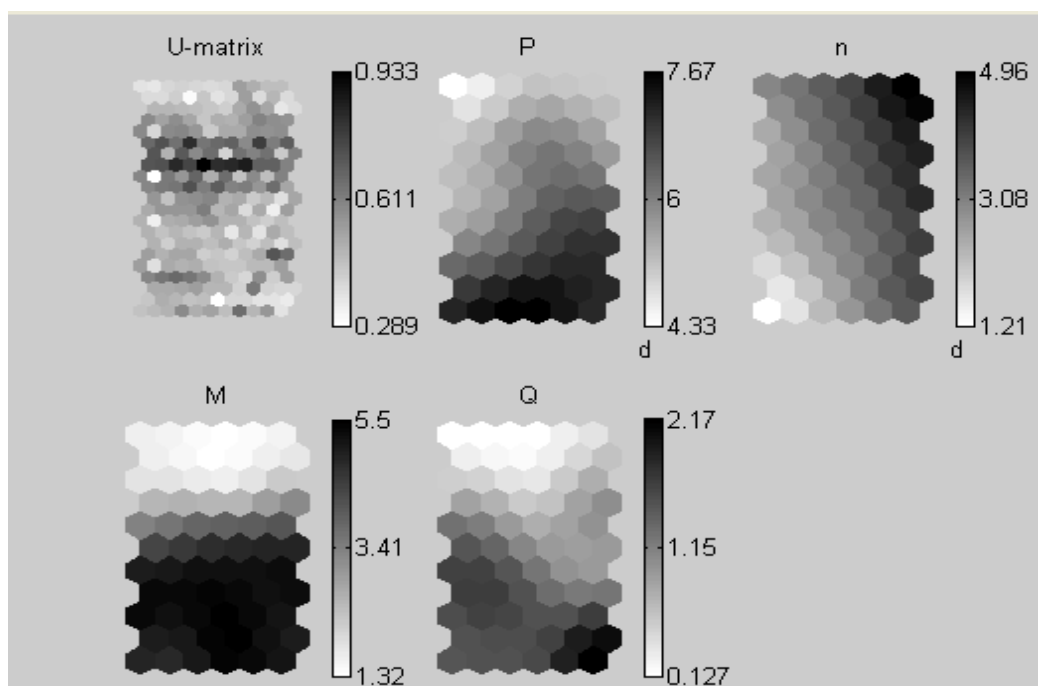


Рисунок 4 – Візуалізація карти Кохонена з допомогою функції SOM_SHOW

Інший тип візуалізації за допомогою функції SOM_GRID показано на рис. 5 Вона дозволяє візуалізувати вхідні дані на карті Кохонена і має більше параметрів налаштування.

Для перевірки функціонування розробленого нейромережевого алгоритму змодуємо випадок виникнення ситуації, що характеризує зношення долота. Для цього подамо на вхід мережі вектор стану, характеристики якого подібні до відомих характеристик роботи зношеного долота на вибої свердловини. На рис.6 чітко видно, що технологічна ситуація потра-

пила у верхню праву частину мапи, де знаходиться кластер стану, що відповідає зношенню бурового долота.

Аналогічно даний метод можна застосувати для контролю технічного стану об'єкта і в інших складних системах, змінивши налаштування відповідно до параметрів і їхніх значень, які відповідають даному технологічному процесу.

Дана самоорганізувальна мапа готова для роботи в реальному часі. При попаданні будь-якої з вище наведених ускладнень на SOM опе-

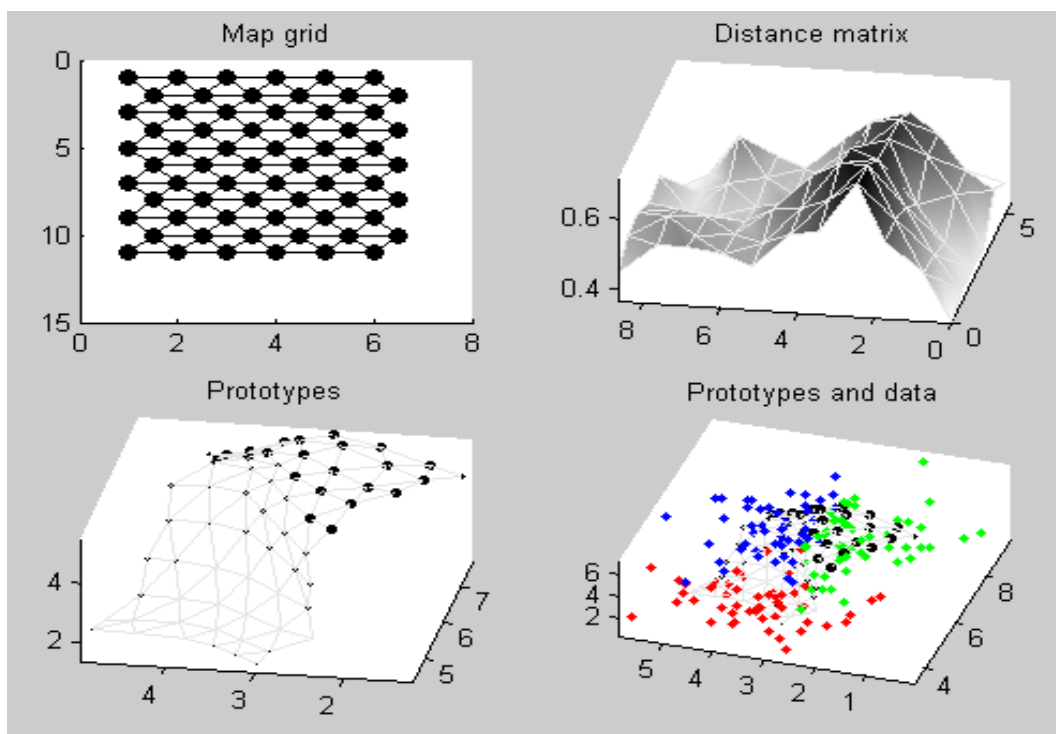


Рисунок 5 – Візуалізація з допомогою функції SOM_GRID

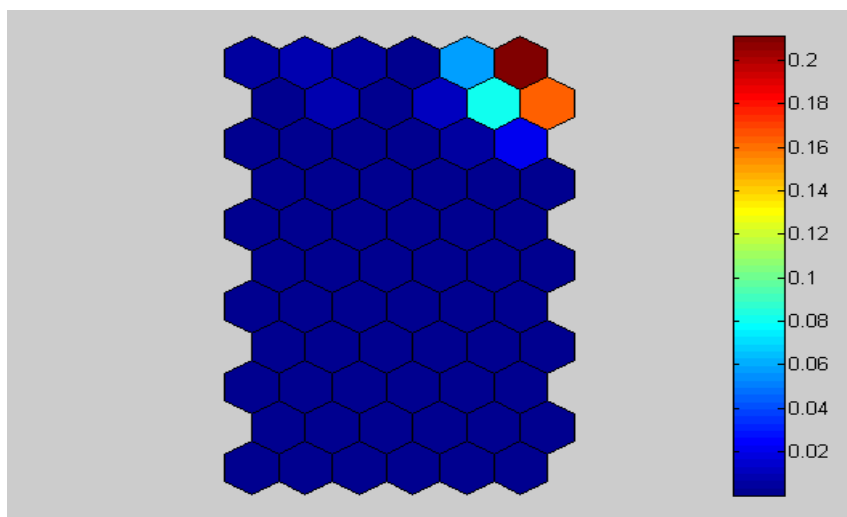


Рисунок 6 – Моделювання SOM

ратор матиме змогу швидко ідентифікувати її тип і прийняти відповідні рішення для їх усунення.

Розроблений алгоритм контролю на базі нейромережі Кохонена в подальшому може бути удосконалений і застосовуватись для ідентифікації технологічних об'єктів різних типів, а також при прогнозуванні аварійних ситуацій і ускладнень, що можуть виникнути в процесі роботи складної технологічної системи.

Висновки. Реалізація запропонованих підходів мереж дасть можливість розробляти адаптивні системи контролю технічного стану об'єкта в реальному часі. Що, в свою чергу, значно підвищить вірогідність контролю, завдя-

ки можливості автоматичного пристосування до змінних умов процесу роботи. Удосконалений метод контролю дозволяє, не тільки прогнозувати виникнення і розпізнавати відомі перед аварійні ситуації і ускладнення, а й ідентифікувати раніше невідомі ситуації, які можуть виникнути в процесі роботи складних технологічних систем.

Література

1. Про схвалення Енергетичної стратегії України на період до 2030 року. №145-р / Розпорядження кабінету міністрів України – Режим доступу: <http://zakon.rada.gov.ua/cgi-bin/laws/main.cgi?nreg=145-2006-%F0>.

2. Савчук Т.О. Ідентифікація проблемних ситуацій та їх станів у складних технічних системах з використанням модифікованого алгоритму ФОРЕЛ / Т.О. Савчук, С.І. Петришин // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – 2014. – № 783 : Інформаційні системи та мережі. – С. 187–193. – Бібліографія: 5
3. Савчук Т.О. Порівняльний аналіз використання методів кластеризації для ідентифікації надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті / Т.О. Савчук, С.І. Петришин // Наукові праці Донецького національного технічного університету. – Серія "Інформатика, кібернетика і обчислювальна техніка" / – 2010. – Вип. 11(134). – С. 135–140.
4. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н. Загоруйко – Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999. – 270 с.
5. Чигур І.І. Фазі-моделювання та автоматизований контроль відпрацювання шарошкових доліт в умовах невизначеності процесу буріння // Науковий вісник Національного технічного університету нафти і газу. - 2001. - № 1. - С. 81 - 86.
6. P.G. Li, S.M. Wu, Monitoring drilling wear states by a fuzzy pattern recognition technique, Journal of Engineering for Industry, Transactions of the ASME 110 (2) (1988) 297-300.
7. F. Erde.lyi, C. Sa.ntha, Monitoring tasks on boring and milling production cells, Computers in Industry 7 (1986) 65-71.
8. E. Jantunen, A solution for tool wear diagnosis, in: Proceedings of Comadem'99, Coxmoor Publishing Company, Oxford, UK, 1999, pp. 95-104.
9. E. Jantunen, H. Jokinen, R. Milne, Flexible expert system for automated on-line diagnosis of tool condition, in: Integrated Monitoring Diagnostics & Failure Prevention, Technology Showcase, 50th MFPT, Mobile, Alabama, 1996, pp. 259-268.
10. T.I. Liu, E.J. Ko, On-line recognition of drill wear via artificial neural networks, monitoring and control for manufacturing processes, PED, ASME 44 (1990) 101–110.
11. Семенцов Г.Н. Нейромережева оцінка технічного стану породоруйнівного інструменту / Г.Н. Семенцов, І.І. Чигур, Л.Я. Чигур // Вісник технологічного університету Под ілля. - 2004. - Ч.1., Том 1. - С. 196-198.
12. T.I. Liu, K.S. Anantharaman, Intelligent classification and measurement of drill wear, Journal of Engineering for Industry, Transactions of the ASME 116 (1994) 392-397.
13. I.N. Tansel, O. Rodriguez, C. Mekdecı, Detection of tool breakage in microdrilling operation with RCE neural networks, PED, ASME 47 (1) (1992) 83-88.
14. Руденко О.Г. Штучні нейромережі: навчальний посібник / О.Г. Руденко, Є.В. Бодяньський. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404 с.
15. Self-organizing maps. Teuvo Kohonen, Helsinki, Finland, 2005 – 496 p.

Стаття надійшла до редакційної колегії

26.10.15

Рекомендована до друку професором Горбійчуком М.І.

(ІФНТУНГ, м. Івано-Франківськ)

канд. техн. наук Котом Г.В.

(Івано-Франківська філія

Відкритого міжнародного університету розвитку людини «Україна»,

м. Івано-Франківськ)