

3. Колосов В.А. Повышение качества железорудной продукции и показателей работы шахт на основе совершенствования технологии добычи и переработки. Дис... д-ра техн. наук: 05.15.02 / Колосов Валерий Александрович; Криворожский технический ун-т. - Кривой Рог, 2002. - 272 л. + прил. 180л
4. Логачев Е. И., Письменный С. В. Снижение потерь и засорения обрушенной руды при отработке крутопадающих рудных залежей / Наукові праці ДонНТУ. Серія «Гірничо-геологічна». Вип.11(161). 2010 р. С. 96–99.
5. Письменный С.В. Моделирование выпуска обрушенной руды под “плавающей” потолочной из системы выпускных отверстий.// Разраб. рудн. месторождений. – Кривой Рог: КТУ, 2005. – Вып. 88. – С. 28-32.
6. Письменный С.В. Удосконалення технології підземної розробки крутоспадних родовищ в умовах відкрито-підземної відробки : дис... канд. техн. наук: 05.15.02 / Криворізький технічний ун-т. - Кривий Ріг, 2005
7. Петренко П. Д. и др. Промышленные испытания системы поэтажного обрушения ромбовидными панелями с защитным слоем переизмельченной руды на шахте рудоуправления им. Фрунзе // «Горный журнал», 1976, № 6, с. 25.
8. Моргул А.В., Черненко А.Р., Кононов И.П. Способ разработки рудных тел. А.с. № 840365 Опубликовано 23.06.81. Бюллетень № 23
9. Плеханов В.К., Мячин С.Д., Чухарев С.М., Землянушкин В.И., Деревенский Е.К. Способ разработки месторождений полезных ископаемых. А.с. № 1330315. Опубликовано 15.08.87. Бюллетень №30.
10. Чухарев С.М., Землянушкин В.И. Способ разработки сближенных рудных тел. А.с. №1398521. Непубликуемое в открытой печати.  
Рукопись поступила в редакцию 12.03.14

УДК 004.67

Д.І. КУЗНЕЦОВ, асистент, А.І. КУПІН, д-р техн. наук, проф.  
Криворізький національний університет

## ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ГРУПОВОЇ СПЕКТР-СТРУМОВОЇ ДІАГНОСТИКИ АСИНХРОННИХ ЕЛЕКТРОДВИГУНІВ

Запропоновано вирішення наукової актуальної задачі моніторингу поточного стану асинхронних електродвигунів, шляхом розробки інформаційної технології на основі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень з використанням математичного апарату нейронних мереж. Розглянуто особливості створення СППР моніторингу поточного стану асинхронних двигунів та діагностування їх можливих несправностей.

**Проблема та її зв'язок з науковими та практичними завданнями.** У силу своєї популярності, оптимальному використанню асинхронних (АД) двигунів перешкоджає їхня висока пошкоджуваність, тому що АД розраховуються на строк служби 10-15 років без капітального ремонту, при умові їхньої правильної експлуатації, де під правильною експлуатацією розуміється його робота у відповідності із номінальними параметрами, вказаними у паспорті двигуна.

Це призводить до порушення безперервності технологічних процесів з наступним браком продукції, витратами на відновлення і ремонт електродвигунів, а також на відновлення нормальних технологічних процесів виробництва. У свою чергу, використання методів, засобів та інформаційних технологій контролю та аналізу поточного технічного стану асинхронних електродвигунів, дозволяє впровадити інформаційну технологію обслуговування асинхронних електродвигунів за поточним станом. Дана інформаційна технологія, шляхом моніторингу поточного стану обладнання, дозволяє до мінімуму знизити збитки від негативних наслідків за рахунок раннього виявлення дефектів, що зароджуються. При цьому витрати на технічне обслуговування асинхронних електродвигунів можуть знизитися до 50% у порівнянні із обслуговуванням «за графіком». Так як, майбутня експертна система повинна аналізувати поточний стан електрообладнання в реальному часі, і вчасно повідомляти про це оператору, у випадку виникнення передаварійних станів двигунів, було обрано пошкодження які не призводять до повного виходу з ладу обладнання. Такі дефекти спричиняють тільки подальше руйнування конструкції, що призводить, наприклад, до збільшеного енергоспоживання, вібрації тощо.

Недоліками існуючих методів, засобів та інформаційних технологій є неврахування конструктивних особливостей досліджуваного обладнання, які впливають на процес моніторингу поточного стану і знижують ймовірність розпізнавання дефектів, а також неможливість одночасного аналізу декількох досліджуваних об'єктів.

**Аналіз досліджень і публікацій.** На сьогоднішній день існують досить поширені інформаційні технології, методи та засоби цифрової діагностики електрообладнання, зокрема асинхронних електродвигунів. Одним із перспективних варіантів розв'язання задач моніторингу та діагностики електрообладнання є використання спектр-струмової діагностики на основі вико-

ристання апарату нейромереж. Нейронні мережі можна використати для розв'язання задач класифікації, зменшення рівня шуму, виділення параметрів та розпізнавання змістовних елементів цифрових сигналів з високою точністю і швидкодією. Тому дані задачі є складовою загальної проблеми цифрової обробки сигналів і на сучасному етапі є важливі та актуальні.

Зокрема, найпоширенішими методами діагностування асинхронних електродвигунів є такі [4]:

вібраційний спосіб оцінки технічного стану електродвигуна, за яким реєструють та аналізують сигнал, який створює вібрація приладу;

спосіб моделювання, який включає в себе етап розробки комп'ютерної моделі двигуна, з'єднання з устаткуванням за допомогою великої кількості датчиків;

спектр-струмовий аналіз, спосіб діагностики двигунів, та пов'язаних з ними механічних приладів, у яких протягом заданого інтервалу часу відбувається запис значень струмів, які споживає двигун. З отриманих значень виділяють характерні частоти для даного електродвигуна, перетворюють отриманий сигнал з аналогової форми у цифрову, а потім здійснюють спектральний аналіз із отриманого сигналу та порівняння значень амплітуд на характерних частотах з рівнем сигналу на електромережі.

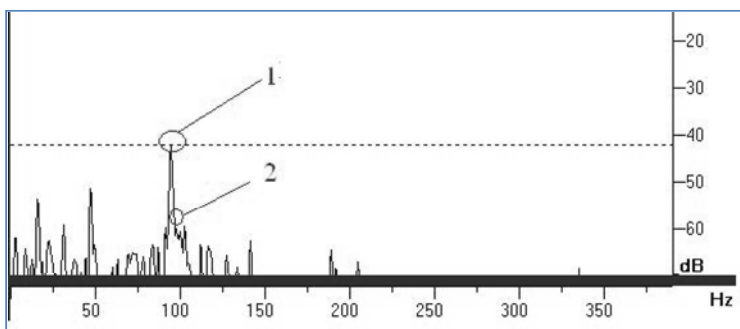
Серед розглянутих методів, спектр-струмовий аналіз є найбільш перспективним та оптимальним методом, тому що він дозволяє досліджувати двигун не тільки безпосередньо під'єднавшись до нього (перші два способи), а й під'єднавшись до системи живлення. При спектр-струмовому аналізі найчастіше використовують пряме перетворення Фур'є, для отримання, наприклад, амплітудно-частотної характеристики електродвигуна навіть у реальному часі.

**Постановка завдання.** Науковою задачею виконуваних досліджень є розробка інформаційної технології на основі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (СППР) з використанням математичного апарату спектрального аналізу та нейронних мереж. Задача є актуальною, оскільки її вирішення забезпечить зменшення ймовірності роботи обладнання у аварійних режимах, а також зменшення витрат на планове обслуговування.

**Викладення матеріалу та результати.** В процесі досліджень було розглянуто необхідність реалізації системи ідентифікації АД перед процесом моніторингу його поточного стану з метою підвищення якості розпізнавання аварійних режимів роботи, та моніторингу АД у комплексі (декілька одиниць одночасно).

Аналіз залежностей виникнення дефектів АД, шляхом математичних та експериментальних досліджень, показав ефективність використання струму в якості діагностичного параметру в інформаційній системі моніторингу АД, а також його універсальність, яка полягає в аналізі спектрального шуму двигуна з подальшою можливістю використання у якості навчальної вибірки для нейронної мережі, з метою ідентифікації асинхронного електродвигуна.

Для побудови інформаційної системи моніторингу поточного стану асинхронного електродвигуна у якості основного методу моніторингу поточного стану АД було обрано спектр-струмовий метод [1]. При цьому наявність виникнення того чи іншого дефекту характеризується підвищенням значення амплітуди на відповідній «дефектній» частоті з часом. Тому основною метою інформаційної експертної системи є аналіз (моніторинг) цих дефектних частот. Для реалізації процесу моніторингу, у відповідності до обраного методу, необхідно запам'ятати спектральний шум асинхронного електродвигуна (ідентифікувати його) (рис. 1), який він залишає у електромережі, та порівнювати його через фіксовані інтервали часу.



**Рис. 1.** Приклад реального спектрального шуму 2 однакових АД  $P=3,5$ кВт,  $n=1500$  об/хв,  $U=0,4$  кВ (1,2 - характерні частоти відповідних АД)

У якості засобів класифікації даних було обрано нейронні мережі, а в якості навчальної вибірки для нейромережі обираються характерні частоти зі спектрального шуму асинхронного електродвигуна. Під характерними частотами

(ХЧ) розуміються частоти, де амплітуда має найбільше значення, окрім амплітуди з частотою живлячої мережі. Вхідними даними, як при навчанні нейромережі, так і при тестуванні (ідентифікації), є діапазони частот із максимальним значенням амплітуди, тобто із масиву спектрального шуму  $U[m]$ , необхідно знайти діапазон частот  $[m-p, m]$ , в котрих із часом встановлюються максимальні значення амплітуд, де  $p$  - ширина (точність) діапазону,  $Ser$  - середнє значення амплітуд

$$Ser = \max(U[m])/p \quad (1)$$

Максимальні значення амплітуд для відповідного двигуна знаходяться у діапазоні  $[A_{\min}; A_{\max}]$ , де  $A_{\min}$  та  $A_{\max}$  - мінімальні та максимальні значення амплітуд, котрі можуть виникати на будь-якій частоті діапазону  $[m-p, m]$  АД, що ї є його основною властивістю. Дану особливість можна пояснити, наприклад, скачками напруги в електромережі тощо.

З метою аналізу впливу неоднорідності конструктивних особливостей однакових двигунів було створено модель АД у математичному пакеті MatLab. У результаті моделювання 20 однакових електродвигунів з різними конструктивними особливостями, було отримано наступні результати: у середньому, розкид за 1,2,3 характерними частотами склав 30, 14 та 8 % відповідно. Отже, при моніторингу дефектів електрообладнання, ефективність розпізнавання пошкоджень у середньому буде складати 84 % [3-4]. Отримані результати були підтверджені на реальних АД.

Для підвищення показника ефективності інформаційної технології розпізнавання та моніторингу дефектів електродвигунів, запропоновано використовувати статистичний коригуючий коефіцієнт  $\theta$ , який враховує фізичні особливості електрообладнання, і розраховується

$$\theta = \left| \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i}{n} \right|, \quad (2)$$

де  $n$  - кількість частот, які ідентифікують електродвигун,  $\delta$  - дисперсія амплітуд ХЧ із серії дослідів.

Отже, із урахуванням фізичних особливостей електродвигунів, частоти, характерні для різних видів дефектів визначаються так

$$f = fn \pm \theta, \quad (3)$$

де  $fn$  - частота відповідного дефекту, яка визначається у відповідності з існуючими залежностями.

В умовах сучасних підприємств, якість споживаючої напруги не є ідеальною, що в свою чергу може істотно впливати на формування спектрального шуму АД. Дану особливість необхідно враховувати при використанні апарату нейронних мереж, наприклад, використовуючи деякий критерій розпізнавання дефектів.

У якості критерію розпізнавання дефектів для експертної системи запропоновано використовувати відносне значення спектральної густини електродвигуна (децибел), вимірювану в дБ. Це дозволяє врахувати несиметрію напруги живлення, яка може істотно вплинути на кінцевий діагностичний результат. Як вихідну величину (базисну) було обрано еталонні значення амплітуд на характерних для дефектів частотах. Під еталонними слід розуміти значення, отримані при навчанні нейронної мережі, тобто при запам'ятовуванні спектрального шуму АД у справному стані.

У загальному випадку, діагностичний критерій розпізнавання виникнення дефекту, який дає можливість моніторингу поточного стану електродвигуна у цілому, має вигляд

$$\Delta k = \sum_{i=1}^n 10 \lg \frac{A_{\text{дл}}(\varphi \pm \theta)}{A_{\text{е}}(\varphi \pm \theta)}, \quad (4)$$

де  $A_{\text{е}}(\varphi \pm \theta)$  та  $A_{\text{дл}}(\varphi \pm \theta)$  - еталонне та поточне значення амплітуди струму електродвигуна відповідно;  $\varphi$  - частота, яка характерна для виникнення того чи іншого дефекту;  $n$  - кількість досліджуваних дефектів;  $\theta$  - коригуючий коефіцієнт.

У свою чергу, при виникненні дефекту,  $\Delta k$  повинен приймати значення

$$> \delta, \quad (5)$$

де  $\delta$  - поріг чутливості, за допомогою якого можна регулювати та контролювати несиметрію споживаючої напруги, вплив шумів тощо, яка впливає на формування. Діапазон чутливості встановлюється експериментально, відносно технологічно-конструктивних особливостей обладнання та електромережі.

Вибір кількості частот, які обираються у якості характерних частот, може істотно вплинути

на якість розпізнавання АД, на середній час навчання нейронної мережі, та у подальшому на час ідентифікації, що, у свою чергу, може бути критичним показником для систем реального часу.

Вплив кількості характерних частот на якість розпізнавання електродвигуна у електромережі було проаналізовано із використанням імітаційного моделювання за методом Монте-Карло.

Отже, можна зробити висновок, що оптимальною кількістю є 4-5 ХЧ, які забезпечать достатню стійкість до шумів, та знизять ймовірність співпадань частот у випадку одночасного діагностування декількох електродвигунів.

Також було проведено дослідження з вибору оптимальної структури синапсних зв'язків нейронної мережі. У відповідності до типу обраних даних, у якості навчаючої вибірки, для вибору оптимального типу НМ у програмному пакеті Neuro Solutions, було протестовано найбільш поширені типи нейронних мереж (як критерій було обрано кількість епох та час навчання при досягненні середньоквадратичної похибки 10-4, розмір вхідної та вихідної вибірки  $n=5$ ).

На основі отриманих результатів, та з урахуванням структури вхідних та вихідних даних (навчаючої та вхідної вибірки), було обрано у якості базової структури нейронної мережі багатшаровий персептрон.

Для даного типу нейронної мережі, з числом входів, наприклад,  $P=5$  (5 характерних частот, що ідентифікують електродвигун), та кількістю виходів  $m=1$  (ідентифікований електродвигун або ні), згідно із теоремою Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нільсона, кількість синапсних зв'язків ( $L_w$ ), та кількість нейронів у внутрішньому шарі ( $N$ ) повинна складати

$$\frac{mP}{1 + \log_2 P} \leq L_w \leq m\left(\frac{P}{m} + 1\right)(n + m + 1) + m \quad (6)$$

$$L_w=43, \text{ та}$$

$$N = \frac{L_w}{n + m} = 8 \quad (7)$$

У свою чергу, ця кількість, відповідно до вхідної навчаючої вибірки, буде змінюватись. У результаті досліджень було з'ясовано, що зі збільшенням кількості вхідних нейронів, кількість синапсних зв'язків та нейронів у внутрішньому шарі збільшується.

Тому правильний вибір відповідної структури з'єднання синапсних зв'язків та кількості вхідних нейронів може істотно вплинути на продуктивність НМ, а це, у свою чергу, впливає на адекватність інформаційної системи діагностування АД.

З метою вибору оптимальної структури НМ було використано еволюційний підхід на основі генетичного алгоритму.

Вибір найкращої хромосоми відбувався у відповідності до обраних критеріїв (кількість синапсних зв'язків та час навчання НМ).

У якості батьківських НМ (хромосом), у відповідності до кількості вхідних нейронів, обиралися одно- та двошарові нейромережі з повнозв'язними синапсними зв'язками.

Причому, процес селекції та утворення нових батьківських хромосом відбувався до погіршення критеріїв відбору (кількість епох та функції пристосованості). Також, при селекції та виборі найкращих осіб, враховувалася наявність мертвих нейронів, та однаково генетичних осіб.

Найменшу кількість епох, час навчання та найменшу кількість синапсних зв'язків показують структури, які містять 5 або 6 вхідних нейронів (ХЧ).

Оптимальними НМ є структури із кількістю вхідних нейронів 5 та 6. Результати вибору найкращих структур синапсних зв'язків в результаті роботи нейроеволюційного відбору наведено у додатках до дисертаційної роботи.

Для розроблюваної системи моніторингу, на основі розглянутих різновидів систем, для побудови ЕС, запропоновано використовувати багаторівневу нечітко-нейромережеву гібридну систему (ННС), яка буде складатися із підмереж нейромережевої та нечіткої логіки (рис. 2).

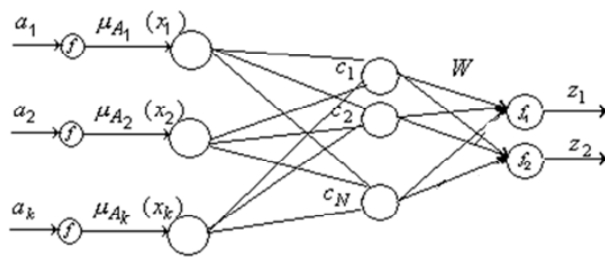


Рис. 2. Нечітка нейромережева система

ННС містить чіткі входи та нечіткі степені впливів кожного входу на ситуацію, і яка являє собою трьох-рівневу структуру, яка здійснює контроль за станом  $l$ -ї складової (дефекту) системи ( $l = \overline{1, k}$ ).

Перший рівень являє собою вихідні дані (спектральні характеристики, взяті у проміжку  $[x_0; x_n]$ ); другий рівень виконує фільтрацію ситуаційних ознак  $C_j$  ( $j = \overline{1, N}$ ) - відокремлення шуму від корисного сигналу; третій рівень виконує ідентифікацію ситуації (є дефект/ немає дефекту). Відповідно до кожного з рівнів, функціонування нейронної мережі має наступний вигляд

$$z_m^h = f_m^s \left( \sum_{j=0}^{N_c} w_{jm}^s \cdot \mu_j^s(x_1, \dots, x_N) \right), \quad (8)$$

де  $s=2,3$  - номери відповідного рівня,  $h=1,2$  - номер результуючого стану,  $f_m^s$  - функція активація вихідного шару.

Проведено аналіз та запобігання факторів, що впливають на розпізнавання АД у електромережі. Нейронні мережі, з-за своєї властивості зниженої чутливості до шумів, не можуть виступати як гарний фільтр корисного сигналу.

Тому, при вирішенні задачі параметричної ідентифікації АД, у основі якої лежить спектральна діагностика сигналу, головною проблемою є виділення та визначення корисного сигналу (вищі гармоніки, які утворюють досліджувані об'єкти), який у подальшому буде слугувати навчаючою вибіркою для нейронної мережі.

Також, головною проблемою даного виду шумів, є спотворення корисного сигналу у випадку, коли частоти шуму та корисного сигналу співпадають, що, у свою чергу, може призвести до неправильного розпізнавання дефектів електрообладнання. Тому необхідно використовувати додаткові фільтри сигналу

Застосування паралельних та розподілених обчислень дозволило реалізувати кластерну модель СППР на підприємстві ПП «ФЕРРОВТОР», яка дозволяє підвищити продуктивність системи у цілому, і яка враховує індивідуальні властивості досліджуваних об'єктів.

Розроблене програмне забезпечення на основі запропонованих рішень пройшло ряд промислових випробувань на ПАТ «Інгулецький ГЗК» у процесі моніторингу поточного стану електрообладнання, та було впроваджено на підприємствах ПП «ФЕРРОВТОР» та ТОВ «НБС Технологія».

**Висновки та напрямки подальших досліджень.** Удосконалено інформаційну технологію ідентифікації двигуна у електромережі на основі спектр-струменевого аналізу вищих гармонік, які утворює АД, яка відрізняється автоматичним створенням еталонного зразку роботи двигуна шляхом запам'ятовування спектрального шуму роботи та порівнянням його із поточним, що дозволяє підвищити ефективність розпізнавання аварійних режимів електродвигуна на основі стійкості визначення параметрів двигуна у відповідності до статичних та динамічних навантажень.

На основі отриманих результатів доцільно проводити дослідження в напрямку створення інтелектуальної САПР моніторингу поточного стану асинхронних двигунів у комплексі із іншими типами двигунів.

#### Список літератури

1. Серый Е.В. Рейтинг дефектов низковольтных электродвигателей. /Рынок Электротехники, № 2, 2007 г.
2. Петухов В.С., Соколов В.А. Диагностика состояния электродвигателей на основе спектрального анализа потребляемого тока. Журнал "Новости Электротехники" № 1(31) 2005. стр. 23.
3. Mohamed El Hachemi Benbouzid/ Induction Motors' Faults Detection and Localization Using Stator Current Advanced Signal Processing Techniques/ IEEE TRANSACTIONSON POWER ELECTRONICS, VOL.14,NO.1,JANUARY1999
4. Каган А.В./ Математическое моделирование в электромеханике ч.2 письменные лекции. СПб: СЗТУ, 2002 – 13 с из 77с.
5. Кузнецов Д.І. Експертна система розпізнавання дефектів електрообладнання / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін//Інформаційні управляючі системи та комп'ютерний моніторинг: зб. матеріалів III всеук. наук.-техн. конф. 2012р.- Донецьк.: ДонНТУ, 2012.-С.185-187.

Рукопис подано до редакції 17.02.14