

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ДІАГНОСТУВАННЯ СТІЛОЧНИХ ПЕРЕВОДІВ З ДВИГУНАМИ ПОСТІЙНОГО СТРУМУ

В даній роботі авторами запропоновано метод діагностування та контролю відмов стрілочних переводів з електродвигунами постійного струму за допомогою нейронних мереж.

В этой работе авторами предложен метод диагностирования и контроля отказов стрелочных переводов с электродвигателями постоянного тока на базе нейронных сетей.

In the paper a procedure of diagnostics and check of failures of switches with DC electric engines on the basis of neural networks is proposed by the authors.

Вступ

Діагностування стрілочних переводів з двигуном постійного струму за допомогою аналізу кривої зміни струму у його колі живлення дозволяє своєчасно виявляти та прогнозувати відмови переводів під час їх роботи в реальних умовах експлуатації. Оскільки постійне спостереження за формою кривої зміни струму на практиці здійснювати проблематично, задача автоматизації розпізнавання аномальних кривих споживаного струму є актуальною.

Методика вимірювання

Останнім часом широкого розвитку набули математичні методи обробки діагностичної інформації, що базуються на застосуванні штучних нейронних мереж (ШНМ). До числа переваг нейронних мереж можна віднести можливість знаходження прихованих залежностей між несправністю й формою діагностичного сигналу, прийняття рішень в умовах неповної інформації, автоматичної класифікації образів форми сигналу а також прогнозування відмов [1]. Застосування апарата нейронних мереж для діагностування стрілочних переводів за формою споживаного струму дозволить виявляти більшість несправностей в автоматичному режимі та своєчасно інформувати про них обслуговуючий персонал.

Метою даної роботи є визначення оптимальної структури нейронної мережі для побудови автоматизованої системи контролю та діагностування стрілочних переводів за кривою зміни струму у колі живлення стрілочного електродвигуна. На нейронну мережу покладається задача автоматичного визначення несправ-

ностей стрілочних переводів за заданими діагностичними ознаками.

Результати

За допомогою використання ШНМ ми можемо діагностувати наступні несправності стрілочних переводів:

- 1) зменшення опору лінійних провідників Л1 та Л2;
- 2) відсутність зазору в корені вістряка стрілки;
- 3) забруднення башмаків стрілки;
- 4) засипання стрілочного переводу;
- 5) люфти в з'єднаннях робочої тяги;
- 6) величини струму переводу стрілки та струму фрикції;
- 7) вихід з ладу блоку випрямляча;
- 8) обмерзання або забруднення контактів автоперемикача;
- 9) обрив секцій обмоток якоря двигуна;
- 10) коротке замикання в якорі двигуна;
- 11) дефекти підшипників двигуна.

Діагностичні ознаки, за якими визначається виникнення несправностей, наведені в попередніх публікаціях [2, 3].

Умовно всі вищезгадані несправності можна поділити на два типи:

1. Несправності, контроль яких не потребує спектрального аналізу (несправності 1 – 8).
2. Несправності, що контролюються з використанням спектрального аналізу (несправності 9 – 11).

Найпростішим елементом штучних нейронних мереж є формальний нейрон (ФН, рис. 1) [4]. Мережі, побудовані з таких нейронів, можуть сформувати довільну багатомірну функцію на виході.



Рис. 1. Формальний нейрон

Нейрон складається зі зваженого суматора й нелінійного елемента. Функціонування нейрона визначається формулами:

$$NET = \sum_i w_i x_i ; \quad (1)$$

$$OUT = F(NET), \quad (2)$$

де x_i – вхідні сигнали, сукупність всіх вхідних сигналів нейрона утворює вектор x ; w – вагові коефіцієнти, сукупність вагових коефіцієнтів утворює вектор синаптичних ваг w ; NET – зважена сума вхідних сигналів; F – нелінійна функція, що називається функцією активації. Нейрони першого шару мають по 300 входів x , а другого – по 10. Кожний нейрон незалежно від шару має один вихід (аксон) із сигналом OUT . Параметрами нейрона, що визначають його роботу, є: вектор ваг w і вид функції активації F .

У якості функції активації застосовано гіперболічний тангенс (рис. 8):

$$OUT = \text{th}(NET) = \frac{e^{NET} - e^{-NET}}{e^{NET} + e^{-NET}}. \quad (3)$$

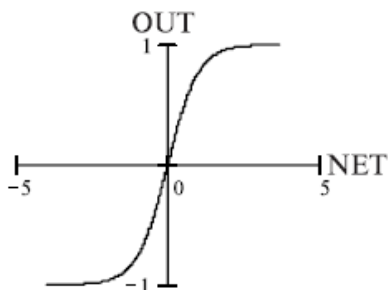


Рис. 2. Гіперболічний тангенс

Безперервність першої похідної функції дозволяє навчати мережу градієнтними методами, наприклад, методом зворотного поширення помилки (*back propagation*). Функція симетрична щодо точки $(0, 0)$, це – перевага в порівнянні із сигмоїдою.

Формальні нейрони можуть поєднуватися в мережі різними способами. Найпоширенішим видом мережі став багатошаровий перцептрон (рис. 3). Мережа складається з довільної кількості шарів нейронів. Нейрони кожного шару з'єднуються з нейронами попереднього й наступного шарів за принципом «кожний з кож-

ним». Перший шар (ліворуч) називається сенсорним або вхідним, внутрішні шари називаються прихованими або асоціативними, останній (самий правий, на малюнку складається з одного нейрона) – вихідним або результуючим. Кількість нейронів у шарах може бути довільною. Позначимо кількість шарів і нейронів у шарі. Вхідний шар: N_I нейронів; N_H нейронів у кожному прихованому шарі; N_O вихідних нейронів. x – вектор вхідні сигнали мережі, y – вектор вихідних сигналів.

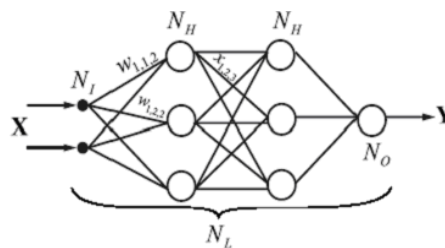


Рис. 3. Багатошаровий перцептрон

Вхідний шар не виконує ніяких обчислень, а лише розподіляє вхідні сигнали, тому іноді його враховують, іноді — ні. Позначимо через N_L повну кількість шарів у мережі, враховуючи вхідний.

Робота багатошарового перцептрона (БШП) описується формулами [6]:

$$NET_{jl} = \sum_i w_{ijl} x_{ijl}; \quad (4)$$

$$OUT_{jl} = F(NET_{jl}); \quad (5)$$

$$x_{ij(l+1)} = OUT_{jl}, \quad (6)$$

де індекс i – номер входу, j – номер нейрона в шарі, l – номер шару; x_{ijl} – i -й вхідний сигнал j -го нейрона в шарі l ; w_{ijl} – ваговий коефіцієнт i -го входу j -го нейрона у шарі l ; NET_{jl} – сигнал NET j -го нейрона в шарі l ; OUT_{jl} – вихідний сигнал нейрона j у шарі l .

Для діагностування стрілочного переводу необхідно записати форму діагностичного сигналу (кривої струму) у цифровому вигляді. Криву зміни струму знімають з резистора, послідовно включеного в лінійне коло, перетворюють за допомогою аналого-цифрового перетворювача у цифрову форму та записують у пам'ять комп'ютера.

Після запису виконують попереднє перетворення діагностичного сигналу, що включає зниження частоти його дискретизації для зменшення обсягу обчислювальних робіт, нормалізацію рівня сигналу, деякі інші перетворення

для підвищення ефективності розпізнавання образів.

Для діагностування несправностей 1-го типу на входи першого шару ШНМ можна подати (після необхідної обробки) цифровий сигнал, що несе інформацію про криву зміни струму.

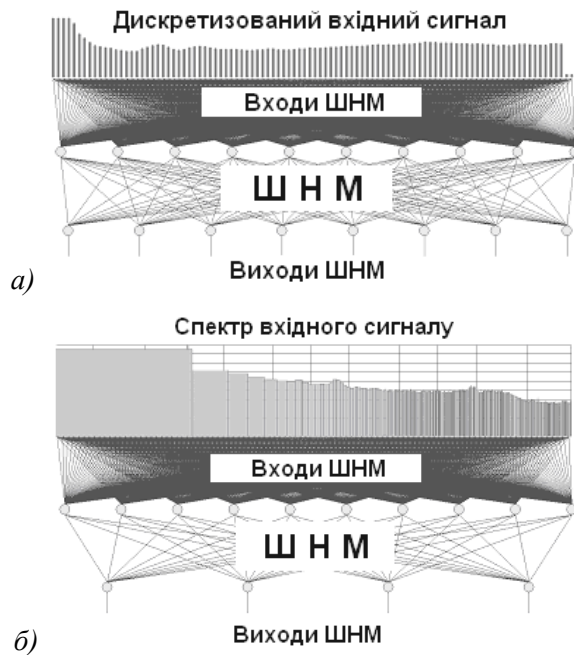


Рис. 4. ШНМ для аналізу діагностичного сигналу:
 а) для розпізнавання аномальної форми кривої струму,
 б) для виявлення гармонік 300 і 600 Гц у спектрі

Для діагностування несправностей 2-го типу сигнал за допомогою перетворення Фур'є представляють у вигляді спектрограми. Для навчання БШП із сигналів, отриманих у результаті роботи як справних стрілочних переводів, так і за наявності різних несправностей, формують навчальну вибірку (НВ). Від складу, повноти, якості НВ значною мірою залежать час навчання ШНМ і вірогідність одержуваних моделей.

Перед навчанням БШП необхідно визначити конфігурацію і параметри БШП: вибрати число шарів і нейронів у шарі, задати діапазон зміни входів, виходів, ваг і граничних рівнів з огляду на множину значень обраної функції активації; присвоїти початкові значення ваговим коефіцієнтам і граничним рівням і додатковим параметрам (наприклад, крутості функції активації, якщо вона буде налаштовуватися при навчанні).

Кількість входів ШНМ дорівнює числу дискретних цифрових значень, на які розбито діагностичний сигнал, а кількість виходів (а отже і нейронів у вихідному шарі) – числу можливих діагностичних повідомлень (рис. 4). Оптимальне число нейронів прихованого шару визначають експериментально.

Блок-схема алгоритму (рис. 5) відображає процес навчання БШП на прикладі двошарового перцептрона. Оператори 1–6 виконують рандомізацію синаптичних ваг 1-го і 2-го шарів нейронної мережі (n – номер нейрона у шарі; m – номер вхідного синапса (дендрита) нейрона; $layer1[n, m]$ ($layer2[n, m]$) – ваговий коефіцієнт m -го входу нейрона n першого (другого) шару; $NQ1, NQ2$ – кількість нейронів, відповідно, у першому і другому шарі; $IQ1, IQ2$ – кількість вхідних синапсів нейронів першого і другого шару), потім нейронній мережі по черзі пред'являють еталонні зразки всіх вхідних і відповідних їм вихідних векторів (оператор 8), що належать до навчальної вибірки ($НВ_i$, де i – номер вибірки). Кількість циклів навчання дорівнює розмірові НВ k (оператор 7). Оператори 9 – 18 обчислюють значення аксонів нейронів 1-го і 2-го шарів БШП ($axon1, axon2$) за формулами (3, 4). Далі нейронна мережа працює за алгоритмом зворотного поширення помилки. Оператори 19, 20 визначають помилку ($err2[n]$) для кожного нейрона 2-го шару; 21, 22 – поправку для кожного нейрона шару 2. Оператори 24 – 27 коректують синаптичні ваги нейронів 2-го шару, Оператори 28 - 32 обчислюють поправку для кожного нейрона шару 1. Оператори 33 – 36 коректують синаптичні ваги нейронів 1-го шару. По закінченні циклу (оператор 7) виконується порівняння середнього квадратичного відхилення помилки із заданим значенням (min , оператор 23). Якщо відхилення менше цього значення, то навчання БШП вважається завершеним, в противному разі процес повторюється.

Навчений двошаровий перцептрон реалізує таку функцію [5]:

$$y(n) = f \left[\sum_{h_1=0}^{H_1} a_{h_1} f \left[\sum_{i=0}^N a_i x_i(n) \right] \right]; \quad (7)$$

де a_i - ваговий коефіцієнт i -го входу нейрона n шару 1; a_{h_1} - ваговий коефіцієнт i -го входу нейрона n шару 2; x_i - вхідні значення нейронної мережі; f - функція активації; $y(n)$ - значення виходу нейрона n ; N, H_1 - розмірність вхідних сигналів, відповідно, шару 1 і шару 2.

Після закінчення навчання проводять розпізнавання стану стрілочного переводу за формою кривої струму, що не входить до НВ, з метою тестування правильності роботи ШНМ за алгоритмом, показаним на рис. 6.

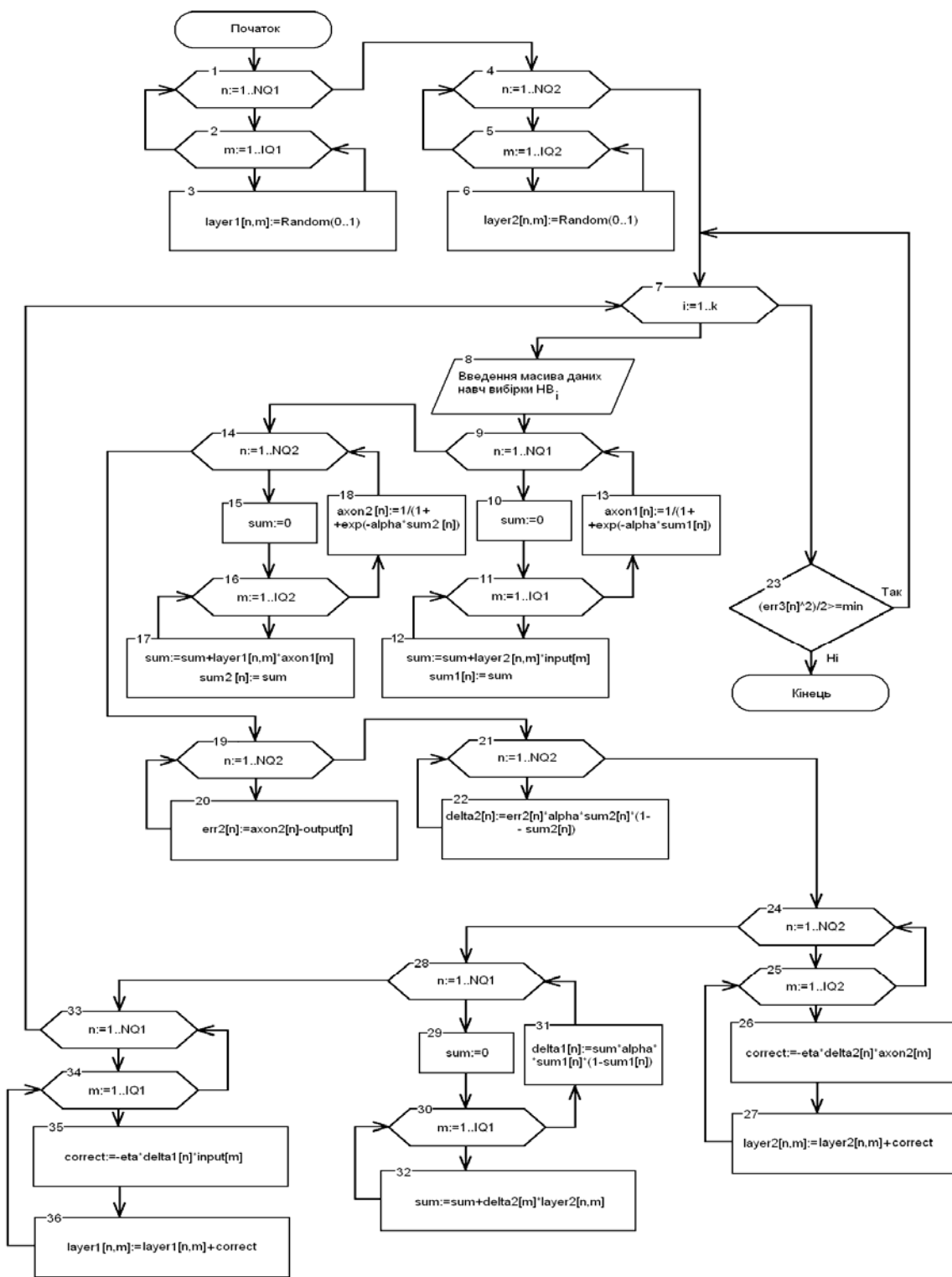


Рис. 5. Алгоритм навчання двошарового перцептрона



Рис. 6. Алгоритм пошуку несправностей

Висновки

З перерахованого вище можна зробити висновок, що за допомогою аналізу форми кривої зміни струму, та її спектрального аналізу можна виявляти всі основні несправності двигуна постійного

струму з послідовним збудженням і значну частину несправностей стрілочного переводу з досить великою точністю, а застосування до вирішення цієї задачі нейромережних технологій дозволить максимально автоматизувати систему діагностування та контролю, а також розпізнавати приховані несправності.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК

1. Заенцев, И. В. Нейронные сети: основные модели [Текст] : учеб. пособие к курсу «Нейронные сети» для студ. 5 курса магистратуры каф. электроники физ. ф-та Воронежского гос. ун-та / И. В. Заенцев. – Воронеж, 1999.
2. Маловічко, В. В. Визначення діагностичних ознак для автоматизованого контролю технічного стану стрілочних електродвигунів [Текст] / В. В. Маловічко, В. І. Гаврилюк, В. Я. Кізяков // Вісник Дніпропетр. нац. ун-ту залізн. трансп. ім. акад. В. Лазаряна. – 2007. – Вип. 16. – Д.: Вид-во ДНУЗТ, 2007. – С. 9-12.
3. Маловічко, В. В. Діагностування стрілочних переводів по кривим споживання струму в умовах експлуатації на станції [Текст] / В. В. Маловічко // Зб. наук. пр. – Донецький ін-т залізн. трансп. Української держ. академії залізн. трансп. – Вип. 11. – Донецьк, 2007.
4. Галушкин, А. И. Теория нейронных сетей [Текст] / А. И. Галушкин. – Кн. 1. – М.: ИПРЖР, 2000.
5. Уоссерман, Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика [Текст] / Ф. Уоссерман. – М.: Мир, 1992. – 237с.

Надійшла до редколегії 14.01.2010.
Прийнята до друку 20.01.2010.