

УДК 629.4.014

**ШТУЧНА НЕЙРОМЕРЕЖЕВА СИСТЕМА НЕПЕРЕРВНОГО ТИПУ ДЛЯ
ДІАГНОСТИКИ ТЯГОВОГО ЕЛЕКТРОПРИВОДА**

О.В. Макотринський, Я.В. Ващенко, канд. техн. наук С.І. Яцько

**ИСКУССТВЕННАЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ СИСТЕМА НЕПРЕРЫВНОГО
ТИПА ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ТЯГОВОГО ЭЛЕКТРОПРИВОДА**

А.В. Макотринский, Я.В. Ващенко, канд. техн. наук С.И. Яцко

**ARTIFICIAL NEURAL NETWORK SYSTEM FOR DIAGNOSIS OF
CONTINUOUS TYPE TRACTION ELECTRIC DRIVE**

O. Makotrynskyy, Y. Vashenko, cand. of techn. sciences S. Yatsko

Розглянута побудова системи діагностування на основі нейронної мережі зворотного поширення помилки, призначеної для діагностики несправностей тягового електропривода.

Ключові слова: автоматична діагностика, несправності, тяговий асинхронний електропривод, нейромережі.

Рассмотренно построение системы диагностирования на основе нейронной сети встречного распространения ошибки, предназначенной для диагностики неисправностей тягового электропривода.

Ключевые слова: автоматическая диагностика, неисправности, тяговый асинхронный электропривод, нейросети.

In the article is considered construction a diagnostic system based on neural feedforward multilayer network, intended to diagnose faults of traction drive.

Keywords: auto diagnostics, fault asynchronous electric traction, neural network.

Вступ. При експлуатації рухомого складу будь-які виходи з ладу обладнання призводять до витрат та порушень нормального функціонування процесу перевезень. Звідси важливого значення набувають ефективні способи управління та захисту тягового електропривода для забезпечення їх надійної роботи. Існуючі системи захисту та діагностики є досить складними та громіздкими, потребують численних додаткових пристроїв (датчиків) та електромонтажу. Тому з'являється все більше розробок, що дають змогу виявляти несправності на ранніх стадіях розвитку дефектів, забезпечуючи багато переваг у порівнянні з традиційними способами.

Аналіз існуючих рішень та постановка завдання. Одними з основних елементів тягового рухомого складу є тяговий електричний двигун та система його живлення. Їх несправності можуть бути різного типу, обумовлені зовнішніми або внутрішніми джерелами [1-4]. Для їх діагностики впроваджуються все більше пристроїв, побудованих на сучасній технологічній базі, наприклад мікроконтролерів. Для забезпечення надійної експлуатації та через складні умови роботи на рухомому складі, засоби діагностування розробляються здебільшого у стендовому виконанні [5]. Натомість в різних галузях промисловості застосовується діагностика несправностей за допомогою аналізу характеристик струму електродвигунів [1]. Іншим ефективним способом діагностики може бути аналіз вібрації. Проте, зважаючи на нестационарність режимів роботи

електродвигунів та вплив завадоускладнюючих факторів, практично неможливим є використання стандартних методів та засобів діагностики. Тому все більшого розповсюдження набувають інтелектуальні системи діагностики, побудовані на математичній основі експертних систем та неймереж [6-9].

Мета роботи. Розроблення неймережевої системи неперервного типу для діагностики тягового електропривода.

Основна частина. Вирішення задачі розпізнавання стану системи на основі неймережевих модельних структур являє собою багатоетапну процедуру, на кожній стадії якої вирішується ряд концептуально значущих підзадач.

На етапі планування експерименту основною задачею є збір необхідної кількості інформативних даних в усьому робочому діапазоні системи:

$$S^N = [x(t), y(t), v(t)], \quad t = \overline{1, N}, \quad (1)$$

де $x(t)$ та $y(t)$ – вхідні та вихідні сигнали системи;

N – число дискретних відліків;

$v(t)$ – збурення.

Однією з основних переваг неймереж є здатність до навчання та узагальнення отриманих знань, що можна трактувати як риси штучного інтелекту. Натренована на деякій множині навчальних вибірок мережа здатна узагальнювати накопичену інформацію та видавати деяке рішення по відношенню до даних, що не подавалися в процесі навчання.

Зважаючи на структуру нейронів та їх зв'язки (рис. 1), мета навчання полягає у визначенні значень вагів нейронів кожного шару мережі. Існують два підходи до навчання нейромереж – з учителем та без учителя. Незважаючи на існування двох

стратегій навчання нейромереж, більш ефективною моделлю можна вважати навчання з учителем, що передбачає існування вхідного вектора $X(k)$ та очікувані вихідні сигнали – цілі $y(k)$.

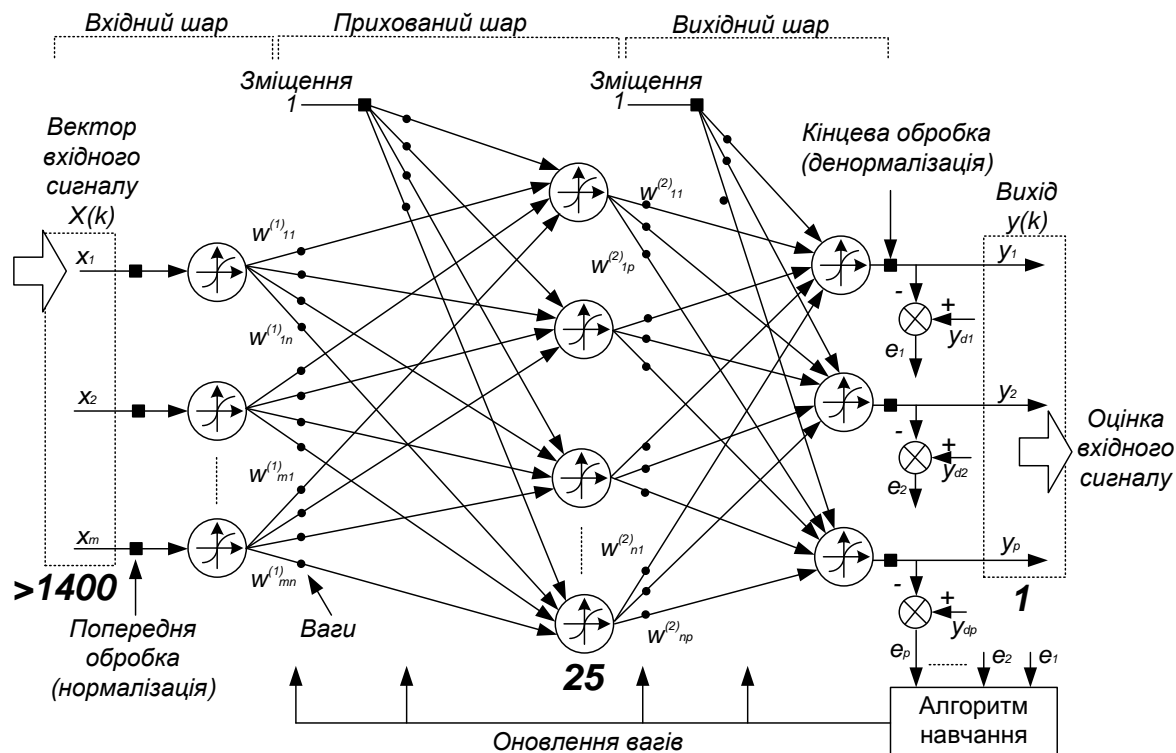


Рис. 1. Структура багатошарової нейромережі

У випадку з діагностичними ознаками тягових електродвигунів необхідно розроблення моделі, здатної навчатися в автоматичному режимі, оскільки сам процес накопичення знань до появи відмови електродвигуна або його системи живлення може представляти довготривалий процес спостереження. Окрім цього, більшість діагностичних ознак являють собою випадкові функції розподілу.

В моменти зміни режиму роботи система аналізує та відокремлює ділянки зміни характеристики – зростання, спаду або номінального функціонування, та визначає їх приналежність до відповідної навчальної вибірки.

Маючи таку модель, можливе здійснення уточнення вагів синаптичних зв'язків нейронів після надання кожної з навчальних вибірок. Створена система здатна безперервно накопичувати досвід, автоматично класифікуючи приклади та виконуючи запис до бази даних навчання. Також розподіл графіка руху на ділянки тяги, вибігу та гальмування дає змогу оперативніше та точніше реагувати на появу несправності у порівнянні з цільною кривою руху.

Перед визначенням правила навчання необхідно визначити відношення між виходами і входами нейромережі, що складається з n вхідних m вихідних шарів. Вихідні функції нейронів мають вигляд:

$$U_i^l(k) = f^l(P_i^l(k)), \quad (2)$$

$$P_i^l(k) = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} W_{ij}^l U_j^{l-1}(k), \quad (3)$$

де $i=1,2,\dots,N_l$, $j=1,2,\dots,N_{l-1}$;

N – число нейронів в 1-му шарі;

N_{l-1} – число нейронів в шарі $l-1$;

N_{l+1} – число нейронів в шарі $l+1$;

L – число шарів;

$W_{ij}^l(k)$ – синаптичні коефіцієнти (ваги)

j -го входу нейрона i шару l .

На першому етапі виконано навчання мережі, здійснене шляхом застосування алгоритму зворотнього розповсюдження помилки. Мета алгоритму полягає в адаптації параметрів W_{ij}^l мінімізацією функції вартості виду

$$E(W) = \sum_{p=1}^T E_p(W), \quad (4)$$

$$E_p(W) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m [y_i^d(k) - y_i(k)]^2, \quad (5)$$

де $y_i^d(k)$ - бажаний вихідний вектор;

$y_i(k)$ - вектор виходу мережі;

T – число прикладів або розмірність навчальної сукупності.

При навчанні мережі найкращу ефективність отримано при застосуванні квазіньютонівського алгоритму Левенберга-Марквардта за 43 епохи. Після здійснення навчання виконано перевірку для характеристик швидкості обертання асинхронного двигуна з короткозамкненим ротором з живленням від автономного інвертора, що підтверджує правильність результатів моделювання.

В наступній фазі – тестування – нейромережу застосовано для класифікації нових даних для одного з існуючих класів

дефектів у роботі автономного інвертора напруги. Незважаючи на сформовану оптимальну структуру мережі, її функціонування в реальних умовах можливе лише після спеціальної підготовки множини навчальних вибірок. Для розрахунку можна виділити типові режими навантаження тягового двигуна [10]:

- тяговий режим при статичному навантаженні і максимальному значенні, взятому з тягової характеристики рухомої одиниці;

- стаціонарний динамічний режим навантаження при русі з постійною максимальною швидкістю;

- нестационарні та аварійні режими (боксовання, короткі замикання тощо).

При моделюванні аварійних режимів і живленні тягових двигунів від автономного інвертора напруги досліджено найбільш складний режим наскрізного короткого замикання транзистора в автономному інверторі, варіювались параметри імітованої механічної передачі та ін. Відмічено, що зміна навантаження призводить до збільшення амплітуди коливань змінної складової кривої швидкості обертання асинхронного двигуна та впливає на здійснення процедури розпізнавання мережею. Також зміна частоти обертання ротора призводить до зміни періодичності коливань.

Характер зміни параметра швидкості при різних різних режимах роботи наведено на рис. 2. Отримані дані в результаті моделювання були використані для тестування створеної штучної нейромережі.

Висновки. Проведені дослідження підтверджують можливість використання штучної нейромережевої системи неперервного типу для діагностики тягового електропривода типу "автономний інвертор напруги – тяговий асинхронний двигун".

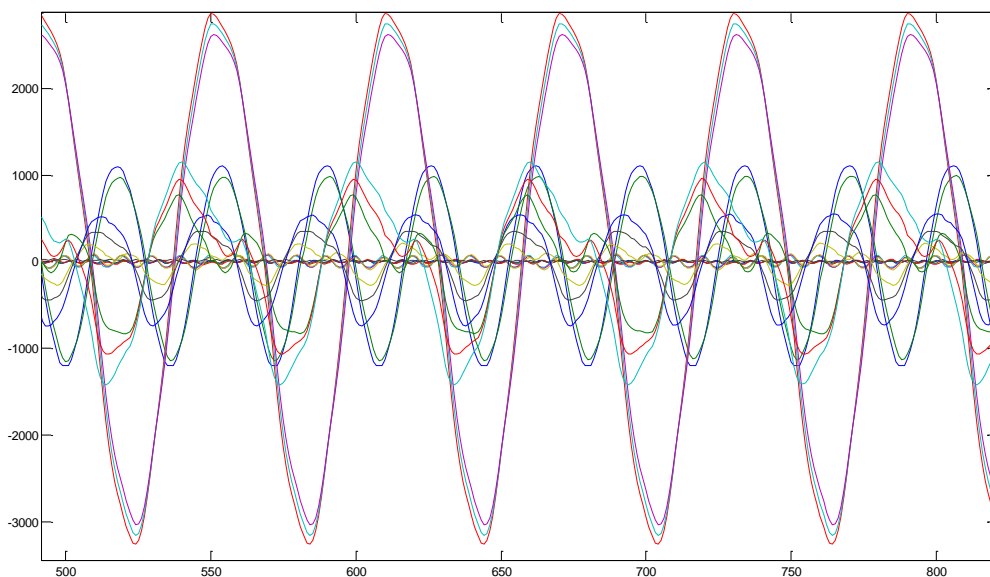


Рис. 2. База даних тестової вибірки

Список використаних джерел

1. Скалозуб, В.В. Нейросетевые модели диагностики электродвигателей постоянного тока [Текст] / В.В. Скалозуб, О.М. Швец // Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2009. – № 4. – С. 7-11.
2. Поляхов, Н.Д. Диагностика состояния электротехнического оборудования [Текст] / Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, Д.Н. Поляхов [и др.] // Известия СПбГЭТУ. – С.Пб.: СПбГЭТУ "ЛЭТИ", 2011. – Вып. 6. – С. 61-66.
3. Sin M.L. Induction machine on-line condition monitoring and fault diagnosis Sin M.L. , W.L. Soong, N. Ertugrul University of Adelaide // Australasian Universities Power Eng. Conf. – 2003. – Vol. 7, № 4. – P. 89-96.
4. Гемке, Р.Г. Неисправности электрических машин [Текст] / Р.Г. Гемке. – Л.: "Энергия", 1975. – 296 с.
5. Зеленченко, А.П. Устройства диагностики тяговых двигателей электрического подвижного состава [Текст] / А.П. Зеленченко. – М.: Учебно-методический кабинет МПС России, 2002. – 39 с.
6. Медведев, В.С., Нейронные сети MATLAB 6 [Текст] / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
7. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс [Текст]: пер. с англ. / Саймон Хайкин. – 2-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.
8. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / С. Осовский; пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
9. Механическая часть тягового подвижного состава [Текст] / И.В. Бирюков, А.Н. Савоськин, Г.П. Бурчак [и др.]; под ред. И.В. Бирюкова. – М.: Транспорт, 1992. – 440 с.

Рецензент д-р техн. наук, профессор А.П. Фалендиш

Макотринський Олександр Васильович, Ващенко Я.В. – слухачі ІППК, гр. МЗ-ЕТ-Б-11.

Яцько Сергій Іванович, канд. техн. наук, доцент кафедри автоматизованих систем електричного транспорту.

Makotrynskyu O., Vashenko Y., Yatsko S., cand. of techn. sciences.