

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНИХ СИСТЕМ

Чабан А., к.т.н.

Національний університет "Львівська політехніка", кафедра "Електричні станції"
Україна, 79013, вул. С. Бандери, 12

Запропоновано метод застосування апарата штучного інтелекту, що спирається на нейронні мережі, для аналізу усталених процесів в електромеханічних пристроях з розподіленими параметри. Навчання радіальної штучної нейромережі як один з основних етапів здійснюється виключно методами математичного моделювання.

Предложен метод применения аппарата искусственного интеллекта, основан на нейронных сетях, для анализа установившихся процессов в электромеханических устройствах с распределенными параметрами. Учеба радиальной нейросети как один из основных этапов осуществляется методами математического моделирования.

Стрімкий розвиток методів математичного моделювання все глибше і глибше проникає в найрізноманітніші сфери людської діяльності, залучаючи до своєї теорії сучасні наукові розробки. Однією з таких розробок можна вважати створення апарата штучного інтелекту [1]. Найчастіше тут застосовуються комп'ютерні програми, елементною базою яких є штучні нейронні мережі. Таке поєднання істотно розширює можливості методів математичного моделювання. Однією з перших вдалих спроб поєднання згаданих методів, виходячи з огляду доступної нам літератури, треба назвати [4]. На сьогоднішній день методи теорії штучних нейронних мереж досить широко використовуються в наукових розробках. Не є винятком і електротехніка та прикладна механіка. Для цих наук особливо актуальною є проблема одержання точних параметрів системи, а також діагностика найрізноманітніших станів електромеханічних пристроїв. Запропоновані моделі [2, 3] з високим ступенем адекватності відтворюють поведінку пристрою в будь-яких станах як усталених, так і перехідних. Та для одержання достовірної інформації щодо конкретного пристрою або системи необхідно долучити до математичної моделі значення основних параметрів згаданих пристроїв. І цілком зрозуміло, що неправильне подання цих значень може звести нанівець усю теоретичну побудову. Тому точність обчислених параметрів електромеханічних пристроїв займає не менш важливе місце в аналізі електромеханічних перехідних процесів, ніж сама побудова математичної моделі.

У цій роботі пропонується метод розв'язання двох досить актуальних задач прикладної електротехніки та електромеханіки. Перша задача полягає у вимірюванні коефіцієнта штивності муфтового з'єднання валопроводу глибокопазного асинхронного електроприводу, а друга – у визначенні характеру навантаження турбоагрегату. Розглянемо кожну з цих задач послідовно.

ВИМІРЮВАННЯ КОЕФІЦІЄНТА ШТИВНОСТІ МУФТОВОГО З'ЄДНАННЯ

У муфтових з'єднаннях валопроводу асинхронних електроприводів виникають значні крутильні коливання, які безпосередньо залежать від коефіцієнта штивності пружної муфти (c) [3]. Але вимірювання штивності пружних муфт є досить непростою справою і вимагає коштовних експериментів, особливо для потужних електроприводів. Виявляється, зазначену проблему можна розв'язати, застосовуючи штучні нейронні мережі. Причому, математична модель бере на себе безпосередню роль супервізора (учителя) нейромережі.

Вхідний сигнал нейромережі формується так. В

усталеному процесі діючі значення струму фази статора мотора та швидкість обертання приводної інерційної ланки залежать від навантаження приводного мотора, тобто від моменту навантаження [3]. Тоді, у залежності від штивності муфти, буде змінюватись різниця кутів повороту ($\Delta\gamma$) обох інерційних ланок (ротора й маховика). Заміряти цю різницю в усталеному процесі ніякої трудності не становить, наприклад, за допомогою давача Холла.

Для навчання однокерункової радіальної мережі запропоновано такі вектори. Вхідні – I, ω (діюче значення струму статора й швидкість обертання приводної інерційної ланки) та вихідний – w_M , де $w_M = k^{-1}M$, M – момент навантаження мотора, k – коефіцієнт перерахунку; w_M – множник моменту. Результати навчання мережі зведено в табл. 1.

Таблиця 1

I, A	ω, c^{-1}	w_M
14,94734	313,9932	0
15,53321	313,4448	5
16,92898	312,9478	10
19,27799	312,4314	15
22,30789	311,8772	20
25,42806	311,3563	25
28,926	310,8037	30
32,85529	310,1805	35
36,57387	309,6301	40
40,71405	308,9936	45
45,12037	308,2907	50

Для визначення коефіцієнта w_M застосовано нейронну мережу, що має таку архітектуру. Вхідний сигнал складається з 2 рецепторів, захований шар містить 35 нейронів та вихідний сигнал – 1 нейрон. Мережа навчалася градієнтним методом Левенберга-Марквардта в поєднанні з алгоритмом backpropagation, заімплементований мовою програмування Matlab for Windows. В якості порогової функції для захованого шару використано функцію $\tan \text{sig}$, а для вихідного – pureline . Мережа навчилася за 23 епохи, після чого похибка навчання досягла заданого значення менше 2-х %.

На рис. 1 показано структурну схему, на підставі якої здійснюється обчислення коефіцієнта штивності пружної муфти валопроводу електромеханічного пристрою.

На рис. 2 показано графік залежності похибки навчання мережі від кількості епох під час тренування мережі.

На підставі структурної схеми системи (рис. 1) значення коефіцієнта штивності шукаємо так:

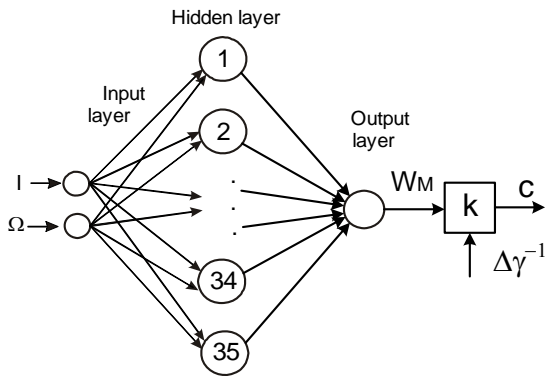


Рис. 1. Структурна схема обчислення коефіцієнта штивності пружної муфти

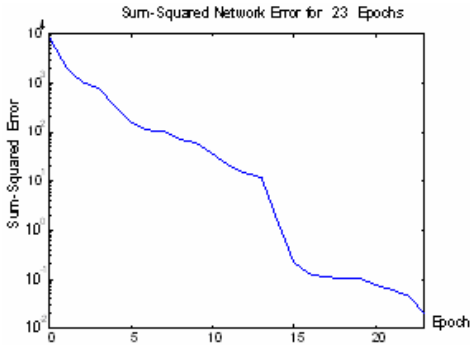


Рис. 2. Залежність помилки навчання від кількості епох

$$c = \frac{M_E}{\Delta\gamma} = \frac{w_M k}{\Delta\gamma} \quad (1)$$

Тестування мережі здійснено для трьох незалежних дослідів. Причому значення коефіцієнтів штивності вибирались довільно. Результати тесту навченої мережі зведено в табл. 2.

I, A	ω, c^{-1}	$k, (Hm)^{-1}$	w_M	$\Delta\gamma_1 \times 10^{-4}$	$\Delta\gamma_2 \times 10^{-4}$	$\Delta\gamma_3 \times 10^{-4}$	$c_1 \times 10^5$	$c_2 \times 10^5$	$c_3 \times 10^5$	ANN- w_M	ANN- $c_1 \cdot 10^5$	ANN- $c_2 \cdot 10^5$	ANN- $c_3 \cdot 10^5$
23,889	311,5752	100	22,50	74,8	15,1	5,7	3	15	39	23,1590	3,01	15,34	40,43
30,892	310,4516	100	32,50	108,2	21,6	8,3	3	15	39	31,8827	2,95	14,76	38,41
38,676	309,2803	100	42,50	142,3	28,6	1,1	3	15	39	41,8534	2,95	14,63	38,04

Таблиця 2

Для навчання однокерункової мережі запропоновано такі вектори: вхідні I, U та вихідні R_n, L_n . Вхідний сигнал формується так. В усталеному процесі діючі значення струму фази якоря та лінійної напруги генератора можемо обчислити з використанням трансформаторів струму та напруги амперметром та вольтметром. Результати навчання мережі зведено в табл. 3.

У таблиці прийнято такі позначення: I – діюче значення струму фази якоря; U – діюче значення лінійної напруги статора; R, L – значення опору та індуктивності навантаження генератора відповідно; k_R, k_L – коефіцієнти перерахунку за опором та індуктивністю відповідно (див. табл. 3).

Таблиця 3

$I \cdot 10^{-4}, A$	$U \cdot 10^{-4}, B$	k_R	$R, Ом$	k_L	$L, Гн$
5830,765	17781,57	1,0	1,562	1,0	0,00255
5392,95	23183,8	1,5	2,343	1,0	0,00255
4917,039	27517,98	2	3,124	1,0	0,00255
4455,409	30809,77	2,5	3,905	1,0	0,00255
4036,021	33277,05	3	4,686	1,0	0,00255
5358,119	18349,48	1,0	1,562	1,5	0,003825
5010,903	22920,77	1,5	2,343	1,5	0,003825

У таблиці ANN позначено вихідний сигнал, згенерований нейромережею.

Застосування методу Левенберга-Марквардта в поєднанні з алгоритмом backpropagation дало змогу відносно швидко (за 23 епохи) навчити мережу обчислювати значення коефіцієнта w_M , а відтак і обчислювати значення коефіцієнта штивності податливої ланки (пружної муфти), що, безперечно, значною мірою залежить від величини захованого шару (35 нейронів).

ВИЗНАЧЕННЯ ХАРАКТЕРУ НАВАНТАЖЕННЯ

Синхронні турбогенератори працюють зазвичай паралельно з електроенергетичною системою. Очевидно, що корисна потужність генератора в значній мірі залежить від параметрів системи, яку умовно, в певному наближенні, можна представити як $R-L-C$ ланку. Якщо вважати величину еквівалентної ємності незмінною, то потужність, генерована турбоагрегатом, буде залежати від величини опору та індуктивності, які задані електроенергетичною системою. У випадку роботи генератора на автономне $R-L$ навантаження величина цих параметрів може змінюватись під час роботи пристрою. Тоді виникає істотне запитання: як виміряти згадані величини, не використовуючи складні вимірні пристрої, а користуючись лише інформацією про величини діючих значень лінійної напруги та струму фази якоря генератора. Визначення комбінації числових значень згаданих параметрів можна здійснити, застосовуючи апарат штучного інтелекту. Тобто застосування штучних нейромереж дає змогу визначати параметри системи, зменшуючи число вимірної апаратури, у нашому випадку ватметра (відсутність коефіцієнту активної потужності – $\cos\phi$). І знову, математична модель турбоагрегату виступає в ролі супервізора мережі [2].

Продовження таблиці 3

4621,114	26857,94	2	3,124	1,5	0,003825
4233,117	30020,71	2,5	3,905	1,5	0,003825
3868,494	32474,64	3	4,686	1,5	0,003825
4951,932	19250,82	1,0	1,562	2	0,0051
4673,842	23052,15	1,5	2,343	2	0,0051
4352,421	26543,22	2	3,124	2	0,0051
4023,994	29495,02	2,5	3,905	2	0,0051
3706,463	31865,93	3	4,686	2	0,0051
4599,562	20286,85	1,0	1,562	2,5	0,006375
4374,229	23428,25	1,5	2,343	2,5	0,006375
4107,333	26482,12	2	3,124	2,5	0,006375
3827,488	29179,32	2,5	3,905	2,5	0,006375
3552,231	31437,25	3	4,686	2,5	0,006375
4291,158	21350,7	1,0	1,562	3	0,00765
4106,714	23947,86	1,5	2,343	3	0,00765
3884,25	26601,4	2	3,124	3	0,00765
3644,84	29037,67	2,5	3,905	3	0,00765
3404,875	31148,7	3	4,686	3	0,00765

На рис. 3, 4 показано архітектуру нейронної мережі та залежність помилки навчання від кількості епох, необхідних для досягнення прийнятного рівня помилки відповідно.

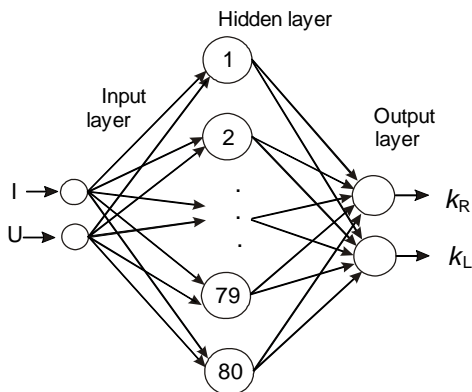


Рис. 3. Архітектура штучної нейромережі

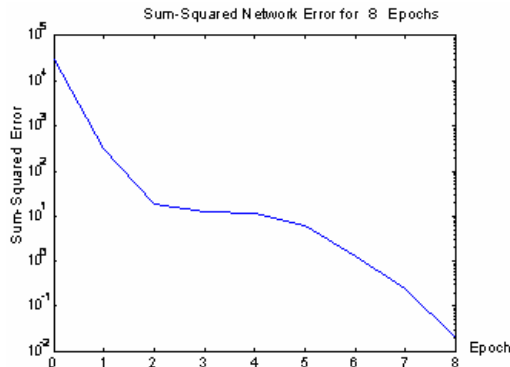


Рис. 4. Залежність помилки навчання від кількості епох

Для визначення характеру навантаження турбогенератора (визначення параметрів опору та індуктивності навантаження) застосовано нейронну мережу, що має таку архітектуру. Вхідний сигнал складається з 2-х рецепторів, захищений шар містить 80 нейронів, а вихідний сигнал – 2 нейрони. Мережа навчалася знову ж таки градієнтним методом Левенберга-Марквардта в поєднанні з алгоритмом backpropagation, заімплементований мовою програмування Matlab for Windows. В якості порогової функції для захищеного шару як і в попередньому випадку використано функцію $\tan \text{sig}$, а для вихідного – purelin . Мережа навчилася за 8 епох, після чого похибка навчання досягла заданого значення менше 2-х %.

Після навчання мережа підлягає тестуванню для чотирьох варіантів комбінації параметрів навантаження. Зауважимо, що значення параметрів вибирались довільно. Результати тесту зведено в табл. 4.

Таблиця 4

$I \cdot 10^{-4}$, А	$U \cdot 10^{-4}$, В	k_R	ANN- k_R	k_L	ANN- k_L
4651,598	21477,55	1,25	1,23732	2,25	2,24692
3864,954	27854,57	2,25	2,24887	2,75	2,66637
5024,579	24759,6	1,9	1,94055	1,2	1,15602
4161,581	31369,14	2,7	2,68801	1,3	1,30770

Використання методу Левенберга-Марквардта в поєднанні з алгоритмом backpropagation уможливило надзвичайно швидко (за 8 епох) навчити мережу ідентифікувати значення коефіцієнтів, що, безперечно, у значній мірі залежить від правильно вибраної величини захищеного шару (80 нейронів).

ВИСНОВКИ

Застосування апарата штучного інтелекту дає змогу істотно спростити процедуру діагностики електромеханічних пристроїв і систем. А в окремих випадках застосування згаданого апарата є практично єди-

ним методом досягнення мети. Так, аналізуючи асинхронний електропривід та турбогенератор за допомогою штучних нейронних мереж, переслідувалося водночас й інша мета – проектування правильної архітектури мережі, підготовки даних та реалізацію процесу навчання мережі. Враховуючи неперервний характер функції вхідного сигналу (в даному випадку струм в обмотці статора, швидкість обертання приводної інерційної ланки, та лінійна напруга на виводах якоря), в архітектурі мережі можна обійтися одним захищеним шаром (згідно з теоремою Колмогорова [1]).

У випадку, коли мережа реалізує нелінійні відображення, слід використовувати нелінійні мережі. Це значить, що принаймні один з шарів (захищений чи вихідний) повинен мати нейрони з нелінійною функцією активації (трансформантою).

Для збільшення довжини вхідного вектора досить часто застосовують розклад функції усталеного струму статора в ряд Фур'є [5]. Вхідними сигналами мережі тоді приймають як амплітуди, так і фазові кути вибраного спектру гармонічних компонент. Такий метод забезпечує універсальність запропонованого підходу, не застосовуючи додаткової вимірної апаратури.

У випадку застосування радіальних мереж під час розв'язання класифікаційних задач для даних тестування, які відрізняються від навчальних даних, забезпечується не лише інформація, до якого класу належить тестований зразок, але вказується на можливість утворення окремого класу. Особливо істотною ця проблема є для тих питань, для яких нема певності, що під час навчання використано достатню кількість навчальних зразків. Важливою перевагою радіальних мереж є значно простіший алгоритм навчання. За наявності лише одного захищеного шару та за точного пов'язання активності нейрону з відповідною зоною простору навчальних даних початкова точка навчання є значно ближчою до оптимального розв'язку, ніж це є можливим в багатошарових мережах.

У згаданих випадках аналізу електромеханічних пристроїв досягнуто задовільних результатів тестування, що свідчить про правильність вибору архітектури штучних нейронних мереж як відповідного інструменту для розв'язування поставлених задач. Запропонований метод може в майбутньому бути застосований для створення цифрових систем, призначених для виявлення дефектів досліджуваних об'єктів.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Архангельский В.И., Богаенко И.Н., Грабовский Г.Г., Рюмшин Н.А. Нейронные сети в системах автоматизации. – К.: Техніка, 1999. – 364 с.
- [2] Чабан А. А-модель турбогенератора у фазних координатах струмів // Електротехніка і електромеханіка. – 2007¹. – С. 37 – 41.
- [3] Чабан А. Математичне моделювання електромеханічних коливних процесів багатомасової системи з асинхронним приводом // Електротехніка і електромеханіка. – 2006². – С. 62 – 65.
- [4] Чабан В., Кватер Т., Бартман Я. Діагностика електромагнетного кола за допомогою штучної нейронної мережі // Електромеханіка. Теорія і практика (Праці наук.-техн. конф., присвяченої 100-річчю Т. Губенка) – 25-28 вересня 1996. – Львів – Славськ. – С. 191 – 193.
- [5] Tchaban A., Twarog B. Simulation of lateral vibrations of induction motors // The 2003 Conference best of AMSE Press. – France. – 2003. – P. 17 – 26.

Надійшла 3.09.2007