

УДК 681.515+62-551.453

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА NARMA-L2 ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ЕЛЕКТРОПРИВОДОМ ЗА СИСТЕМОЮ ТРН-АД.

Давидков А.В., магістрант, Мельохіна К.К., магістрант, керівник Тишевич Б.Л., к.т.н.
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»
Кафедра АУЕК, НТУУ «КПІ», вул. Борщагівська, 115, м. Київ, 03056, Україна
Тел.:(044) 245-61-60, E-mail: auек@ukr.net

Розглядається система управління електроприводом змінного струму за допомогою нейроконтролера із використанням моделі нелінійаризованного авторегресивного ковзаючого середнього для ідентифікації і управління електроприводом як динамічною системою.

Рассматривается система управления электроприводом переменного тока с помощью нейроконтролера с использованием модели нелинейаризованного авторегрессивного скользящего среднего для идентификации и управления электроприводом как динамической системой.

The control system of the alternating current electric drive with the help NARMA-L2 Controller (Nonlinear Autoregressive – Moving Average) for identification and control of this electric drive as dynamic system is considered.

Мета та ціль. Дослідити нейрорегулятор типу NARMA-L2 для автоматичного управління електроприводом за системою тиристорний регулятор напруги-асинхронний двигун (ТРН-АД). Оцінити якість управління ТРН-АД за допомогою моделювання електроприводу в середовищі MATLAB.

Асинхронний двигун (АД) є найбільш простим в експлуатації і відносно дешевим у виготовленні в порівнянні з іншими електричними машинами. В останні десятиріччя досягнення в області напівпровідникової перетворювальної техніки і теорії машин змінного струму дозволили отримати високодинамічні та глибокорегулюємі системи електроприводів із використанням АД. Ці досягнення дозволили розширити сферу застосування електроприводу з АД від комунального господарства до точного машинобудування та космічної промисловості. Однак подальше розширення сфери застосування такого економічного електроприводу показало, що це складний динамічний об'єкт для якісного управління яким, необхідні нетрадиційні алгоритми. З іншого боку, отримали значний розвиток нейромережеві системи управління складними динамічними об'єктами, до яких відноситься електропривод з АД. Передумовою для цього була поява швидкодіючих мікропроцесорів і спеціалізованого програмного забезпечення [1].

Впровадження нейромережевих технологій в системи управління електроприводом з АД дозволяє поліпшити функції ідентифікації об'єкту та підвищити ефективність систем управління. Таким чином, питання дослідження нейромережевих систем управління електроприводом з АД є актуальним завданням [2].

Для розрахунків параметрів електроприводу за системою ТРН-АД та створення структурної схеми, яка представлена на рис.1 було обрано асинхронний короткозамкнений двигун моделі 5АМУ132М8.

Параметри структурної схеми моделі:

$M_{ном} = 69,84 Нм$; - номінальний момент;

$\lambda = 2,7$; - перевантажувальна здатність за моментом;

$J = 2 \cdot J_{\text{об}} = 2 \cdot 0,14364 \text{ кг} \cdot \text{м}^2$; - момент інерції системи;

$\omega_{\text{ном}} = 78,75 \text{ рад} / \text{с}$; - номінальна швидкість;

$$K_M = \frac{M_{\text{max}}}{U_{1\text{max}}} = \frac{188,568}{418} = 0,451;$$

$$M_{\text{max}} = \lambda \cdot M_{\text{ном}} = 2,7 \cdot 69,84 = 188,568 \text{ Нм};$$

$$U_{1\text{max}} = 1,1 \cdot U_{\text{ном}} = 1,1 \cdot 380 = 418 \text{ В};$$

$$K_{\text{TPH}} = \frac{U_{1\text{max}}}{U_{K\text{max}}} = \frac{418}{10} = 41,8;$$

$$U_{K\text{max}} = 10 \text{ В};$$

$$M_c = M_{xx} + K_v \cdot \omega^2 \Rightarrow M_{xx} = 0,1 \cdot M_{\text{ном}} = 0,1 \cdot 69,84 = 6,984 \text{ Нм};$$

$$M_c = M_{\text{ном}} = 69,84 \text{ Нм} \Rightarrow M_{\text{ном}} = M_{xx} + K_v \cdot \omega_{\text{ном}}^2;$$

$$K_v = \frac{M_{\text{ном}} - M_{xx}}{\omega_{\text{ном}}^2} = \frac{69,84 - 6,984}{78,75^2} = 0,01013.$$

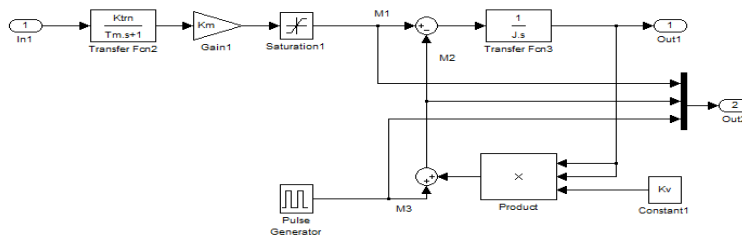


Рис. 1. Структурна схема електроприводу змінного струму.

Структурна схема системи управління електроприводом змінного струму з нейроконтролером NARMA-L2 зображена на рис.2:

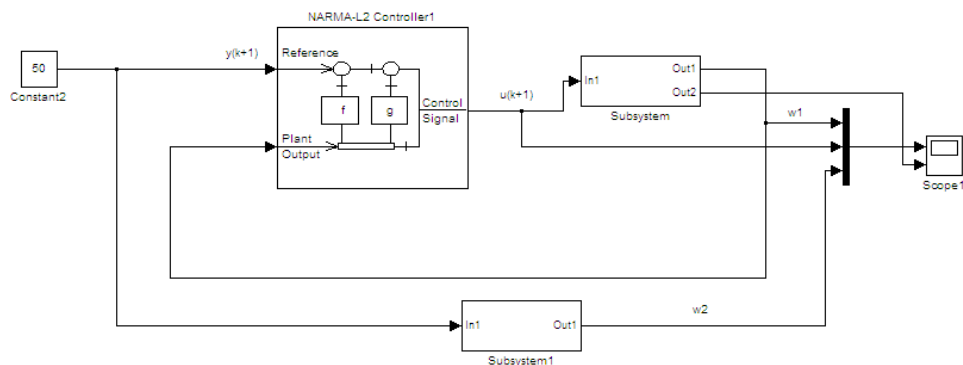


Рис. 2. Структурна схема системи управління електроприводом змінного струму.

При застосуванні NARMA-L2 з використанням управління із лінеаризованим зворотнім зв'язком перший етап полягає в ідентифікації параметрів об'єкту управління. Навчання нейронної мережі здійснюється з використанням прогнозованої зміни динаміки об'єкту. Також, на першому етапі визначається структура моделі нейроконтролера [3].

В нейроконтролері застосовується одна стандартна модель для узагальненого представлення нелінійних дискретних систем – це модель із використанням нелінійної авторегресії із ковзаючим середнім (NARMA):

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)], \quad (1)$$

де $u(k)$ – вхід системи, $y(k)$ – виходи системи.

На етапі ідентифікації об'єкту, можна тренувати нейронну мережу апроксимуючи нелінійну функцію N . Для того, щоб вихід системи мав вигляд деякої заданої траєкторії $y(k+d) = y_r(k+d)$, наступний етап буде полягати у розробці нелінійного контролера виду:

$$u(k) = G[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), y_r(k+d), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]. \quad (2)$$

Проблема з використанням цього контролера в тім, що при тренуванні нейронної мережі для створення функції G з метою мінімізації квадратичної похибки, необхідно використовувати динаміку зворотнього розповсюдження. Це призведе до уповільнення процесу тренування. Одне з рішень полягає у використанні наближених моделей для представлення об'єкту управління. Виходячи з цього нейроконтролер, що використовується для управління засновується на наближеній моделі NARMA-L2.

$$y(k+d) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \cdot u(k). \quad (3)$$

Це модель в узагальненій формі, де вхід контролера $u(k)$ не вміщує нелінійності. Перевагою цієї форми є те, що є рішення для випадкових значень управляючих входів за яким вихід системи відповідає $y(k+d) = y_r(k+d)$. У результаті алгоритм роботи нейроконтролера буде відповідати:

$$u(k) = y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)] \cdot u(k). \quad (4)$$

Використання цього рівняння безпосередньо може викликати проблеми при реалізації, тому необхідно визначити управляючий вхід $u(k)$, який відповідає виходу $y(k)$ для однакового періоду часу. Таким чином, замість алгоритму, що описується (4), використовується алгоритм який відповідає:

$$y(k+d) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)] \cdot u(k+1), \quad (5)$$

де $d > 2$.

На наступному рисунку представлена структура нейронної мережі:

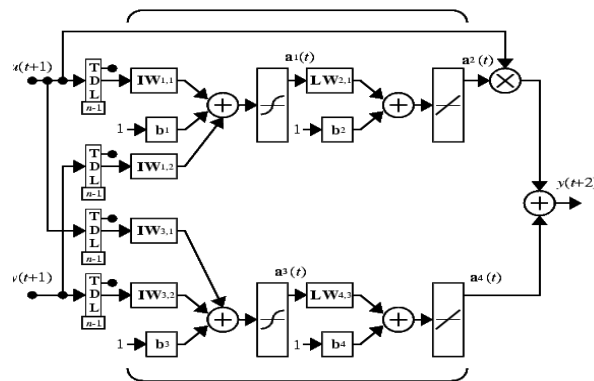


Рис. 3. Структурна схема нейроконтролера NARMA-L2, де IW – вагові коефіцієнти входів; LW – вагові коефіцієнти проміжного шару; TDL –

лінія затримки.

В якості функції активації нейронів вхідного шару була обрана сигмоїдальна, а для нейронів вихідного шару – лінійна функції.

Остаточно, при використанні у якості нейроконтролера моделі NARMA-L2, алгоритм роботи повинен відповідати:

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-n+1)]}{g[y(k), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)]}, \quad (6)$$

який реалізується для $d > 2$. Функціональна схема системи управління із використанням нейроконтролера NARMA-L2 [4] представлена на рисунку 4.

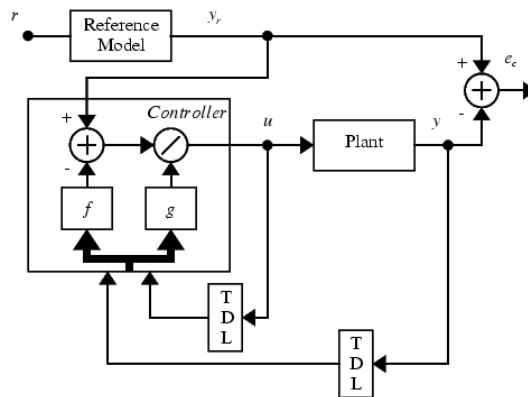


Рис. 4. Функціональна схема системи управління на базі контролера NARMA-L2.

Визначення параметрів нейроконтролера здійснюється за схемою, яка представлена на рис. 5.

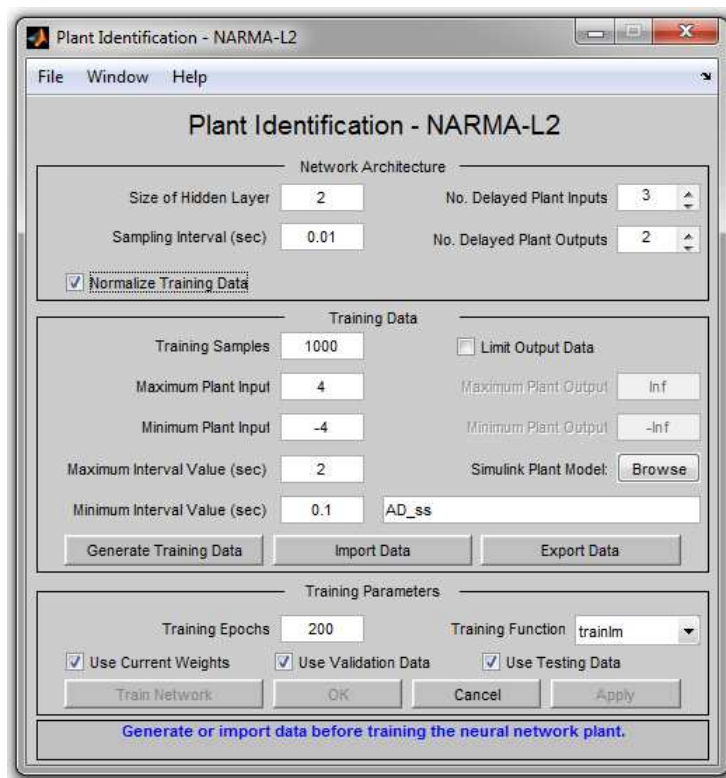


Рис. 5. Визначення параметрів нейроконтролера NARMA-L2.

Набір параметрів для формування структури нейронної мережі наступний:

1. **Size of the Hidden Layer** – 2 – кількість нейронів у прихованому шарі;
2. **No. Delayed Plant Inputs** – 3 – число ліній затримки для вхідного шару нейронів;
3. **No. Delayed Plant Outputs** – 2 – число ліній затримки для вихідного шару нейронів;
4. **Sampling Interval (sec)** – 0.01 – період дискретності між двома послідовними моментами відліку даних;
5. **Normalize Training Data** – встановлення нормування для приведення даних навчання до діапазону [0 1].

Набір елементів управління, для завдання характеристик навчальної послідовності нейронної мережі наступний:

1. **Training Samples** – 1000 – число точок відліку для отримання навчальної послідовності у вигляді пар значень вхід-вихід для управляемого процесу, який визначається моделлю **Simulink**;
2. **Maximum Plant Input** – 4 – максимальне значення вхідного сигналу;
3. **Minimum Plant Input** – -4 – мінімальне значення вхідного сигналу;
4. **Maximum Interval Value (sec)** – 2 – максимальний інтервал ідентифікації, в секундах;
5. **Minimum Interval Value (sec)** – 0.1 – мінімальний інтервал ідентифікації, в секундах;
6. **Limit Output Data** – встановлює обмеження значень вихідного сигналу;
7. **Simulink Plant Model** – для завдання моделі управляемого процесу, що має порти входу і виходу і зберігається у файлі ***.mdl**, вибір моделі проводиться за допомогою **Browse**, де вводиться ім'я моделі.

8. **Training Epochs**– 200 – кількість циклів навчання;
9. **Training Function** – задає функцію навчання;
10. **Use Current Weights** – встановлює використання поточних вагових коефіцієнтів нейронної мережі;
11. **Use Validation Data** – встановлює використання контрольної множини в об'ємі **25 %** від навчальної множини;
12. **Use Testing Data** – встановлює використання тестової множини в об'ємі **25%** від навчальної множини.

При синтезі системи управління для ТРН-АД було проведено тренування нейронної мережі. Результати тренування показані на рисунках:

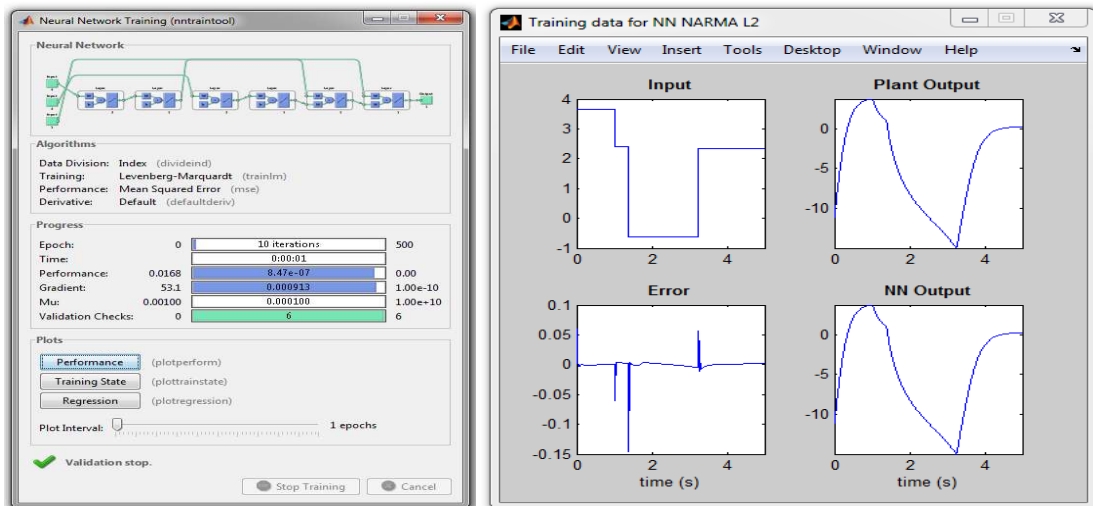


Рис. 6. Головне меню тренування нейронної мережі та дані навчання.

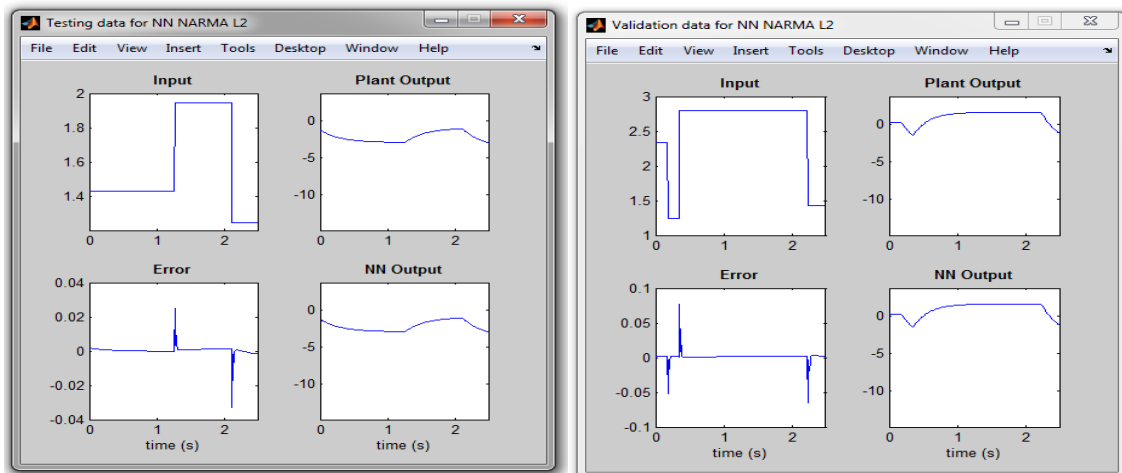


Рис. 7. Дані тесту та дані перевірки.

Графіки перехідних процесів, які були зняті при моделюванні електроприводу ТРН-АД в середовищі MatLab приведені на рисунках:

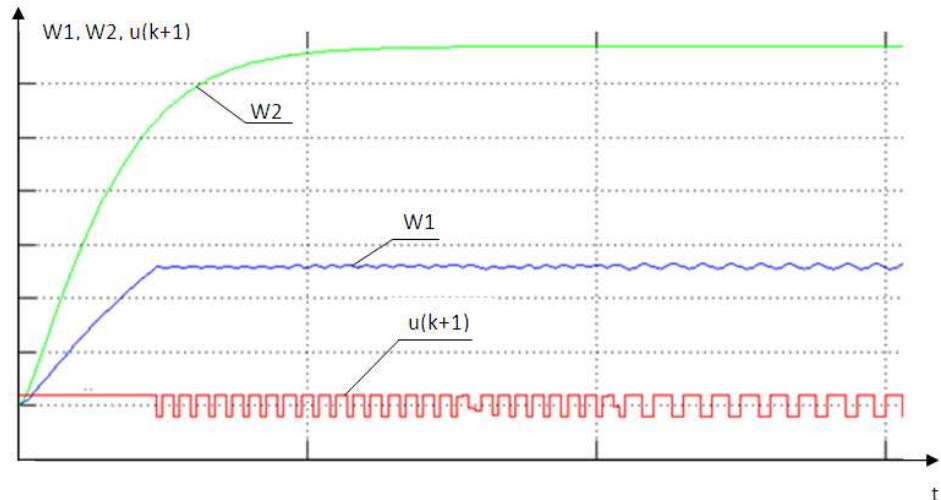


Рис. 8. Графік зміни швидкості.

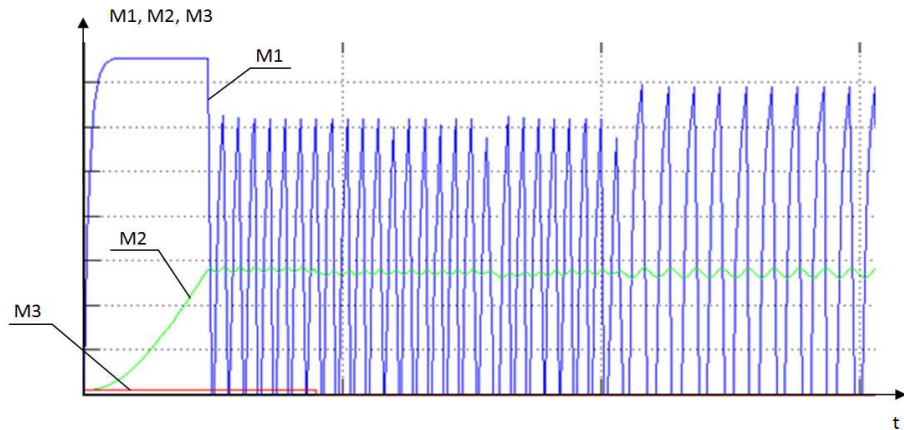


Рис. 9. Графік зміни моментів.

Висновок. Основною перевагою використання нейроконтролерів для управління електроприводом змінного струму є те, що для синтезу структури та параметрів нейроконтролера не потрібні кількісні оцінки параметрів об'єкту, достатньо оперувати координатами, які характеризують стан об'єкту. Основний напрямок дослідження який визначився у останні роки це ідентифікація та управління електроприводом за характеристиками таких координат як напруга, ток та частоти живлення. Цю складну задачу можна вирішити тільки із використанням нейронних мереж.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Nozaka Y. Trend of new control theory application in industrial process control / Proc of 12th IFAC World Congress. – Sydney. – Vol. VI. – 1993. – P. 51-56.
2. Astrom K.J., Witternmark B. Adaptive Control. – Addison Wesley. – USA. – 1989.
3. Narendra K.S., Ortega R., Dorato P. Advances in Adaptive Control. – IEEE Press. – New York. – 1991
4. Special Issue on Neural Network Hardware, IEEE Trans on Neural Networks. – Vol. 3. – 1992. – P. 347-506