

## **ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ ЕЛЕКТРОПРИВОДОМ ТЕХНОЛОГІЧНИХ УСТАНОВОК**

*Б. Л. Тишевич, канд. техн. наук (НТУУ “КПІ”)*

*Рассмотрены вопросы построения интеллектуальной системы управления электроприводом переменного тока с использованием нейронных сетей совместно с классическим регулятором.*

У багатьох реальних втіленнях систем управління технологічними процесами мають місце нелінійності, складна динаміка, зворотні зв'язки та ін. Ці фактори утруднюють реалізацію стратегії управління. Протягом останніх двох десятиріч розвиток нових алгоритмів управління базувався на сучасній та класичній теорії управління. Сучасна теорія адаптивного та оптимального управління разом із класичною теорією базувались на розгляді лінеаризованих систем [1–5].

Для реалізації подібних теорій першорядне значення має математичне моделювання властивостей системи. Математичні моделі, що базуються на припущенні лінійності системи, не відображають її дійсних фізичних властивостей. При синтезі складних математичних моделей, які точно відображають фізичні властивості системи, параметри моделі здебільшого не дозволяють застосувати її для практичного використання.

Прикладні точні математичні моделі, які майже повністю відображали фізичні властивості систем, використовували статистичну теорію [2]. Наприклад, авторегресивна модель, авторегресивна модель із ковзним середнім, решітчасті моделі були розроблені статистиками та інженерами для практичного застосування в таких областях, як розпізнавання мови, аналіз геологічних даних та ін. [3]. Для опису складних динамічних систем методи статистики не підходять, оскільки вони потребують багато часу для відображення точних властивостей і синтезу моделі із подальшим відображенням зміни параметрів. Тому сучасна теорія управління не знайшла практичного застосування, за виключенням деяких специфічних проблем, таких як керування супутниковими системами. Наприклад, у Японії близько 84 % систем управління технологічними комплексами використовують класичні контролери на ПІД-регуляторах [4].

Використання нових методів синтезу із використанням нечіткої логіки та нейронних мереж (НМ) привело до появи інтелектуальних систем управління, побудованих на алгоритмах, що відповідають вимогам до управління складними динамічними системами.

Широкого поширення набув електропривод змінного струму з асинхронним двигуном за системою ЧП–АД. У системі управління швидкістю використовується класичний ПІД-регулятор із підстроюванням коефіцієнтів нейронною мережею управління (НМУ) у реальному часі. Додатковим засобом

підвищення точності управління є введення моделюючої нейронної мережі (НММ), яка виконує ідентифікацію електроприводу ЧП-АД. Наявність НММ дозволяє підвищити точність адаптації вагових коефіцієнтів НМУ і, як наслідок, поліпшити управління. Процес навчання НММ може проводитись у неробочому режимі.

Крім переваг, що дає адаптивне підстроювання коефіцієнтів ПІД-регулятора, застосування НМУ забезпечує зниження параметричних, зовнішніх та вимірювальних збурень. Для побудови моделі системи управління швидкістю передавальна функція ПІД-регулятора може бути задана як

$$G_c(s) = k_c [1 + (1/T_i)(s^{-1}) + T_d s]; \quad (1)$$

$$k_c = 100/(P_{BF} + P_{BN}), \quad (2)$$

де  $k_c$  – сумарний пропорційний коефіцієнт;  $P_{BF}$  – незмінна частина;  $P_{BN}$  – частина, яка підстроюється НМУ;  $T_i$  – стала інтегрування;  $T_d$  – стала диференціювання. Для комп'ютерної реалізації необхідно скласти математичний опис системи у дискретному часі. При цьому вихідний сигнал ПІД-регулятора для управління електроприводом

$$u(t) = u(t-1) + [1/(P_{BF} + P_{BN})] [(1 - T/2 T_i)(e(t) - e(t-1)) + T/T_i e(t)]; \quad (3)$$

$$K_P(t) = k_c - K_I(t)/2, \quad K_I(t) = k_c T / T_i, \quad (4)$$

де  $e(t)$  – похибка виходу;  $K_P(t)$  і  $K_I(t)$  – пропорційні коефіцієнти для пропорційної та інтегруючої частин регулятора;  $T$  – інтервал дискретизації.

НМУ підстроює коефіцієнти (2), (4) таким чином, щоб мінімізувати значення оціночної функції:

$$J_V = 0,5 [V_{ref}(t-m) - V(t)]^2, \quad (5)$$

де  $V_{ref}$  – задана швидкість;  $V$  – дійсна швидкість.

Вагові коефіцієнти  $w_{ji}^C(t)$  входів нейронів НМУ задаються згідно з виразами

$$\Delta w_{ji}^C(t) = -\eta \frac{\partial J_V}{\partial w_{ji}^C(t-1)} + \alpha w_{ji}^C(t-1) + \beta \Delta w_{ji}^C(t-2); \quad (6)$$

$$w_{ji}^C(t) = w_{ji}^C(t-1) + \Delta w_{ji}^C(t), \quad (7)$$

де  $\eta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  – коефіцієнти відповідно зміни, швидкості зміни, прискорення зміни адаптації вагових коефіцієнтів [6].

Зміна оціночної функції відносно адаптації вагових коефіцієнтів відповідає виразу

$$\frac{\partial J_V}{\partial w_{ji}^C(t-m)} = -[V_{ref}(t-m) - V(t)] \frac{\partial V(t)}{\partial u(t-m)} \frac{\partial u(t-1)}{\partial P_{BN}} \frac{\partial P_{BN}}{\partial w_{ji}^C(t-1)}. \quad (8)$$

Зміна сигналу управління відносно адаптації пропорційних коефіцієнтів відповідає виразу

$$\frac{\partial u(t-1)}{\partial P_{BN}} = -[1/(P_{BF} + P_{BN})^2 (1 - T/2T_i)e(t-1) - e(t-2)] + (T/T_i)e(t-1). \quad (9)$$

Іншим варіантом застосування НМУ для адаптації ПІД-регулятора є можливість зміни сталих часу. Якщо прийняти

$$T_i = T_{iF} + T_{iN}, \quad (10)$$

де  $T_{iF}$  – незмінна стала часу;  $T_{iN}$  – стала часу, яка підстроюється НМУ, то рівняння (8), (9) приймають такий вигляд:

$$\frac{\partial J_V}{\partial w_{ji}^C(t-m)} = -[V_{ref}(t-m) - V(t)] \frac{\partial V(t)}{\partial u(t-m)} \frac{\partial u(t-1)}{\partial T_{iN}} \frac{\partial T_{iN}}{\partial w_{ji}^C(t-1)}; \quad (11)$$

$$\frac{\partial u(t-1)}{\partial T_{iN}} = 100/(P_{BF} + P_{BN})^2 T/2T_i^2 [e(t-1) - e(t-2)] + (-T/T_i^2)e(t-1). \quad (12)$$

При реалізації системи управління з НММ і НМУ необхідно використовувати елементи затримки  $z^{-1}$  і  $z^{-2}$ , які забезпечують підвищення точності адаптації вагових коефіцієнтів. Для адаптації вагових коефіцієнтів  $w_{ji}^E(t)$  НММ і  $w_{ji}^C(t)$  НМУ використовується алгоритм „зворотного поширення” (backpropagation algorithm). Зв'язок між зміною параметрів НММ і НМУ можна описати через зміну похибок між шарами нейронів. Спочатку обчислюється сигнал похибки між вихідним і прихованим шарами нейронів НММ, який відповідає

$$\delta_k^E = u(t) (1 - u(t)) \hat{e}(t) \left[ \frac{\hat{V}(t) - \hat{V}(t-1)}{u(t) - u(t-1)} \right]. \quad (13)$$

Потім обчислюється зміна вагових коефіцієнтів  $w_{ki}^E(t)$  вихідного шару НММ:

$$\Delta w_{ki}^E(t) = \eta \delta_k^E O_j^E + \alpha w_{ki}^E(t-1) + \beta \Delta w_{ki}^E(t-2), \quad (14)$$

де  $O_j^E$  – виходи нейронів у прихованому шарі.

Наступний крок – обчислення похибки для вхідного і прихованого шарів НММ:

$$\delta_j^E = w_{kj}^E \delta_k^E O_j^E (1 - O_j^E) \quad (15)$$

і зміни вагових коефіцієнтів  $w_{ji}^E(t)$  прихованого шару НММ:

$$\Delta w_{ji}^E(t) = \eta \delta_j^E u(t) + \alpha w_{ji}^E(t-1) + \beta \Delta w_{ji}^E(t-2). \quad (16)$$

Похибки НММ і НМУ пов'язані між собою залежністю

$$\delta_k^C = \sum_j \delta_j^E w_{ji}^E. \quad (17)$$

Вирази, які описують зміну вагових коефіцієнтів і похибок НМУ, відповідають виразам (14)–(16) для НММ. Обчислення зміни вагових коефіцієнтів  $w_{ki}^C(t)$  вихідного шару НМУ виконується за формулою

$$\Delta w_{kj}^C(t) = \eta \delta_k^C O_n^C + \alpha w_{kj}^C(t-1) + \beta \Delta w_{kj}^C(t-2), \quad (18)$$

де  $O_n^C$  – виходи нейронів у вихідному шарі ( $O_1^C = K_P(t)$ ,  $O_2^C = K_I(t)$ ).

Похибка для вхідного і прихованого шару НМУ обчислюється за виразом

$$\delta_j^C = w_{kj}^C \delta_k^C O_j^C (1 - O_j^C). \quad (19)$$

Зміна вагових коефіцієнтів  $w_{ji}^C(t)$  прихованого НМУ дорівнює

$$\Delta w_{ji}^C(t) = \eta \delta_j^C V_{ref}(t) + \alpha w_{ji}^C(t-1) + \beta \Delta w_{ji}^C(t-2). \quad (20)$$

Схема системи управління зображена на рис. 1. Система була змодельована в MATLAB 6.1. Сигнали  $V_{ref}(t)$ ,  $V(t)$ ,  $e(t)$  для системи управління із використанням звичайного ПІД-регулятора зображені на рис. 2, для системи управління із використанням ПІД-регулятора разом з НМУ і НММ – на рис. 3. З графіків видно, що адаптація з використанням НМ значно поліпшує якість управління складними динамічними системами.

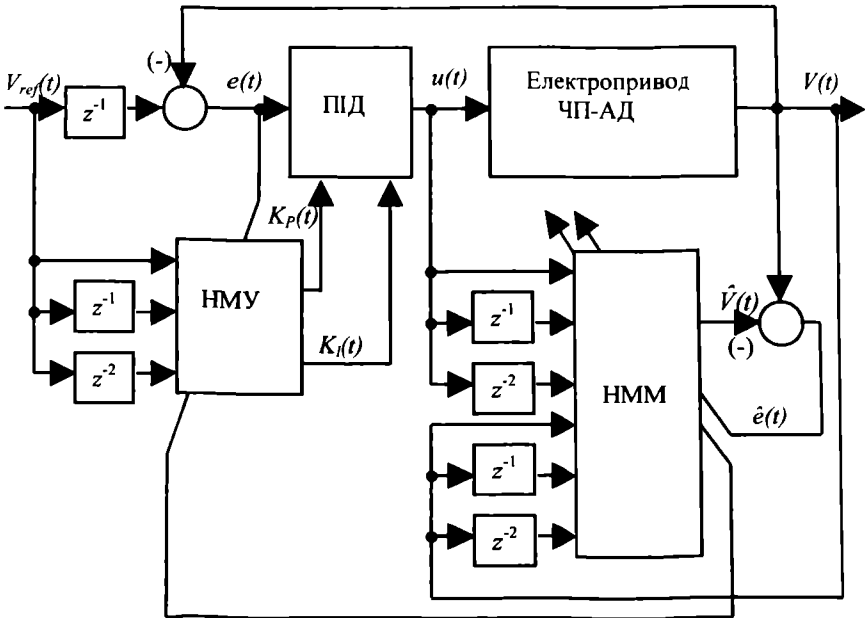


Рис.1

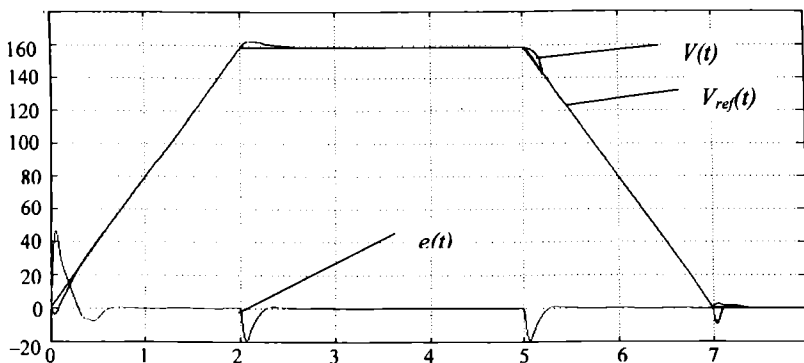


Рис. 2

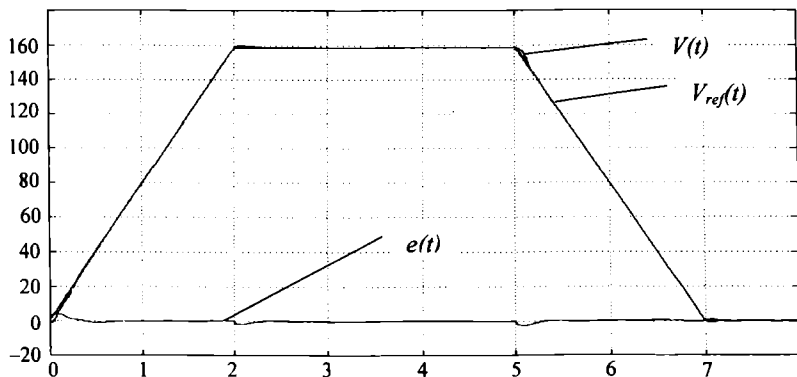


Рис. 3

1. *Astrom K. J., Wittenmark B.* Adaptive Control – Addison Wesley. – USA. – 1989.
2. *Narendra K. S., Ortega R., Dorato P.* Advances in Adaptive Control / IEEE Press. – New York, 1991.
3. *Special Issue on Neural Network Hardware / IEEE Trans on Neural Networks.* – Vol. 3. – 1992. – P. 347–506.
4. *Togai M., Watanabe H.* Expert System on a Chip: An Engine for Real-time Approximate Reasoning. – IEEE Expert. – Vol. 1. – 1986. – P. 55–62. .
5. *Yamakawa T.* Fuzzy Microprocessors – Rule Chip and Defuzzification on Chip / Proc. of Int. Workshop on Fuzzy Systems Applications. – Iizuka-88, Kyushu. – 1988. – P. 51–52.
6. *Kong S. G., Kosko B.* Adaptive Fuzzy Systems for Backing up Truck-and-Trailer / IEEE Trans. on Neural Networks. – Vol. 3. – 1992. – P. 211–223.