

ПРИЛАДИ. РАДІОТЕХНІКА ТА ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЇ

УДК 681.515+62-551.453

Б.Л. Тишевич, к.т.н., доц.
*Національний технічний університет України „КПІ”***ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ АДАПТАЦІЇ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ
УПРАВЛІННЯ ЕЛЕКТРОПРИВОДОМ ТЕХНОЛОГІЧНИХ УСТАНОВОК**

Розглядається інтелектуальна система управління для електропривода змінного струму, яка побудована на нейронних мережах із використанням класичних регулятора та ідентифікатора для забезпечення точності та сталості перехідних процесів.

Ускладнення сучасних систем управління, яке пов'язане з ускладненням об'єктів управління їх динаміки, нелінійності, нестационарності, наявності параметричних та зовнішніх збурень, неможливості синтезу точної математичної моделі потребує застосування нових рішень, які забезпечують високу якість і точність управління. На перше місце, з точки зору необхідності практичного втілення нових методів управління, виходить неможливість математичного опису складних об'єктів засобами класичної математики і, як наслідок, – неможливість застосування класичних методів теорії автоматичного управління. Вирішити подібні проблеми можна із застосуванням статистичних методів, які в результаті розподіленого у часі спостереження формували спрощену модель-аналог об'єкту [1, 2]. Додатково до нескладного моделювання статистичні моделі можуть перевіряти достовірність системи, що моделюється, через застосування спектрального аналізу. Таким чином можна оцінити, що станеться у визначеному частотному діапазоні при використанні статистичної моделі так само, як і при використанні класичного частотного аналізу. Подібний підхід не забезпечує потрібної точності при синтезі систем управління, оскільки складні нелінійні моделі апроксимуються спрощеними лінійними. Окрім цього, методи, в яких об'єкти розглядаються як чорні ящики можуть оперувати параметрами, що не мають фізичного змісту. Все це обумовлює відсутність конкретних інженерних рішень із використанням статистичних моделей у інженерній практиці [2].

Інший розповсюджений підхід – використання адаптивного управління [3]. У цьому випадку припускається, що математична модель базується на реальних фізичних властивостях системи і оцінка невідомих параметрів вводиться в математичну модель. Потім закони управління визначаються деякими цілями, що наближають модель до реальної системи. Адаптивне управління також базується на використанні лінійних моделей. У випадках зміни параметрів і умов роботи об'єкту необхідно визначати нові закони управління. Таким чином, необхідно постійно перевіряти адекватність адаптивної моделі реальній фізичній системі.

Враховуючи вищевказані фактори, можна сказати, що сучасна теорія управління була не популярна і важка для реальних втілень, виключаючи деякі специфічні проблеми, наприклад управління космічними апаратами. Так, у Японії близько 84 % систем управління до цього часу побудовано з використанням класичного ПД регулятора [2].

Отже можна зробити висновок, що сучасні алгоритми управління повинні бути зрозумілі та придатні до реалізації, відповідати вимогам здатності до навчання, гнучкості, сталості та нелінійності алгоритмів. Більшості таких вимог відповідає нечітка логіка, яка в останні роки стала популярна для використання у реальних інженерних рішеннях. Системи, побудовані на нечіткій логіці, мають обмеження, які пов'язані з залежністю від суб'єктивних експертних оцінок, відсутністю навчання і складністю адаптації функцій належності та бази правил для управління динамічними об'єктами.

Іншим напрямком розвитку сучасної теорії управління є нейронні мережі (НМ), які здатні до „навчання” базуючись на функціональних залежностях „вхід-вихід” реальної фізичної системи. На цей час НМ довели придатність до вирішення складних задач моделювання і управління. Нейрони, нелінійні елементи і далі – НМ є базовими нелінійними системами управління, які можуть бути використані для вирішення складних інженерних проблем, які не можливо вирішити за допомогою класичної теорії. Розвиток апаратної бази на мікропроцесорах, продуктивність яких подвоюється кожні півтора-два роки, обумовлює можливість застосування складних алгоритмів і їх роботу в реальному часі. Таким чином, інтелектуальні системи, до яких належать НМ, в останні роки в цілому стали придатні для реалізації [4].

Для задач управління складними динамічними системами, до яких безперечно належать електропривід змінного струму (ЕЗС), доцільним є використати як базу інтелектуальну систему, в якій поєднано нейро-контролер (НК), і нейронну модель-емулятор (НМЕ) об'єкту управління (ОУ), як показано на рис. 1. Такий метод побудови алгоритму інтелектуальної системи отримав назву „зворотного розповсюдження протягом часу” [5]. Навчання НМЕ може проводитись у статичному або динамічному режимах. Така архітектура дозволяє більш точно проводити адаптацію НК у динамічному режимі, оскільки похибка $e(t)$ через НМЕ за допомогою спеціального алгоритму корегує параметри НК.

Побудова системи управління електроприводом як ОУ за схемою, що наведена на рис. 1, має складність, яка полягає в неможливості точного визначення параметрів НК і НМЕ на початковій стадії управління. Це може призвести до нештатних режимів роботи і аварійної ситуації. Одним із засобів стабілізації роботи електропривода до закінчення процесу адаптації НК і НМЕ є використання адаптивного ПІД-регулятора.

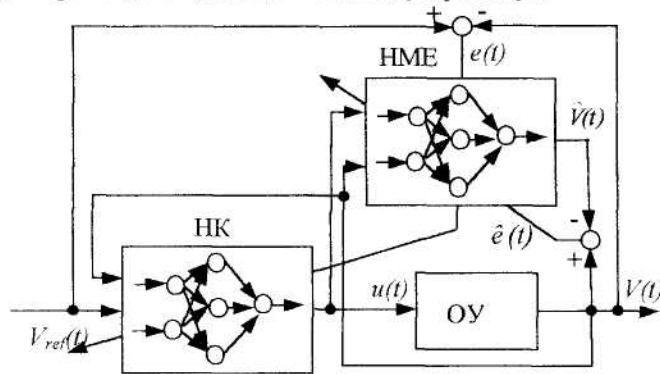


Рис. 1. Структурна схема інтелектуальної системи управління на НМ

Іншим засобом прискорення адаптації параметрів системи управління на базі НМ є застосування лінійної математичної моделі (ЛММ), яка паралельно з НМЕ відтворює властивості електропривода [6]. Застосування адаптивного ПІД-регулятора і ЛММ ускладнює алгоритм роботи системи управління, що не має суттєвого значення у зв'язку з бурхливим розвитком комп'ютерних технологій. Безсумнівною перевагою такого рішення є можливість визначити початкові (базові) параметри ПІД-регулятора і ЛММ, що дозволить стабілізувати систему на період адаптації НК і НМЕ.

Структура ЛММ зображена на рис. 2 і виконується відповідно до математичного опису

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + bu(t); \\ V_o(t+1) = Cx(t+1); \\ x_p(t+1) = x(t+1) + g(V(t+1) - V_o(t+1)), \end{cases} \quad (1)$$

де g – сталий коефіцієнт.

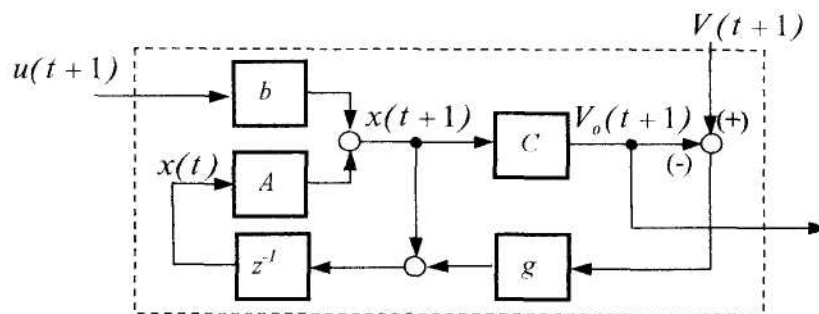


Рис. 2. Структурна схема ЛММ

Для складної нелінійної динамічної системи ЛММ дозволяє мінімізувати оціночну функцію:

$$J = \sum_{t=0}^{\infty} (V^2(t+1) + \gamma u^2(t+1)), \quad (2)$$

де γ – сталий коефіцієнт.

Крім переваг, які дає адаптивне підстроювання коефіцієнтів ПІД регулятора, застосування НК забезпечує зниження параметричних зовнішніх збурень та вимірювальних похибок. Для побудови моделі системи управління швидкістю електропривода передавальна функція ПІД регулятора, структурна схема якого зображена на рис. 3, може бути задана як

$$G_c(s) = k_c [1 + (1/T_i)(s-1) + T_d s]; \tag{3}$$

$$k_c = 100 / (P_{BF} + P_{BN}). \tag{4}$$

де k_c – сумарний пропорційний коефіцієнт; P_{BF} – незмінна частина; P_{BN} – частина, яка підстроюється НК; 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 $u(t)$ для управління електроприводом має вигляд:

$$u(t) = u(t-1) + [1 / (P_{BF} + P_{BN})] [(1 - T/2 T_i)(e(t) - e(t-1)) + T/T_i e(t)]; \tag{5}$$

$$K_p(t) = k_c - K_I(t) / 2, \quad K_I(t) = k_c T / T_i. \tag{6}$$

де $e(t)$ – похибка виходу; $K_p(t)$, $K_I(t)$ – пропорційні коефіцієнти відповідно для пропорційної та інтегруючої частин регулятора; T – інтервал дискретизації. Для даного випадку $K_D(t) = 0$. НК адаптує коефіцієнти (4), (6) таким чином, щоб мінімізувати значення оціночної функції:

$$J_V = 0,5 [V_{ref}(t-m) - V(t)]^2, \tag{7}$$

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

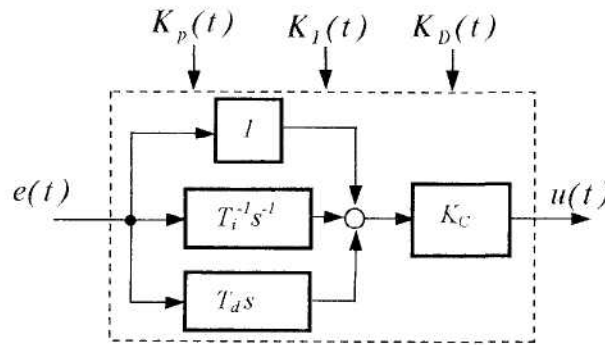


Рис. 3. Структурна схема ПІД-регулятора

Із застосуванням адаптивного ПІД-регулятора і ЛММ система управління електроприводом, яка зображена на рис. 1, буде змінена і прийме вигляд, як зображено на рис. 4. Вагові коефіцієнти $w_{ji}^c(t)$ входів нейронів НК задаються відповідно

$$\Delta w_{ji}^c(t) = -\eta \frac{\partial J_V}{\partial w_{ji}^c(t-1)} + \alpha w_{ji}^c(t-1) + \beta \Delta w_{ji}^c(t-2); \tag{8}$$

$$w_{ji}^c(t) = w_{ji}^c(t-1) + \mu \Delta w_{ji}^c(t), \tag{9}$$

де η , α , β – коефіцієнти відповідно зміни, швидкості зміни, прискорення зміни адаптації вагових коефіцієнтів [6]. Зміна оціночної функції відносно адаптації вагових коефіцієнтів відповідає виразу:

$$\frac{\partial J_V}{\partial w_{ji}^c(t-m)} = -[V_{ref}(t-m) - V(t)] \frac{\partial V(t)}{\partial u(t-m)} \frac{\partial u(t-1)}{\partial P_{BN}} \frac{\partial P_{BN}}{\partial w_{ji}^c(t-1)}. \tag{10}$$

Зміна сигналу управління відносно адаптації пропорційних коефіцієнтів відповідає виразу:

$$\frac{\partial u(t-1)}{\partial P_{BN}} = -[1 / (P_{BF} + P_{BN})^2 (1 - T/2 T_i) e(t-1) - e(t-2)] + (T / T_i) e(t-1). \tag{11}$$

Іншим варіантом застосування НК для адаптації ПІД регулятора є можливість зміни сталих часу. Якщо прийняти, що

$$T_i = T_{iF} + T_{iN}, \tag{12}$$

де T_{iF} – незмінна стала часу; T_{iN} – стала часу, яка підстроюється НК, то рівняння (10), (11) приймають вигляд:

$$\frac{\partial J_V}{\partial w_{ji}^c(t-m)} = -[V_{ref}(t-m) - V(t)] \frac{\partial V(t)}{\partial u(t-m)} \frac{\partial u(t-1)}{\partial T_{iN}} \frac{\partial T_{iN}}{\partial w_{ji}^c(t-1)}; \quad (13)$$

$$\frac{\partial u(t-1)}{\partial T_{iN}} = 100 / (P_{BF} + P_{BN})^2 T / 2T_i^2 [e(t-1) - e(t-2)] + (-T / T_i^2) e(t-1); \quad (14)$$

Для реальних інженерних втілень існують проблеми, пов'язані з динамікою зміни вхідних сигналів НМ. Точна адаптація параметрів ПМ потребує поширеної у часі інформації про стан вхідних сигналів. Для цього вхідні сигнали проходять через елементи затримки z^{-p} , z^{-q} . У загальному випадку будь-яка додаткова інформація про стан вхідних сигналів прискорює збіжність точних значень параметрів при адаптації НМ. Чисельність входів НМЕ дорівнює:

$$m = p + q + 1, \quad (15)$$

а вихід визначається за виразом:

$$\tilde{V}(t+1) = f_E[V(t), \tilde{V}(t-1), \dots, \tilde{V}(t-q+1), u(t), u(t-1), \dots, u(t-p)], \quad (16)$$

де f_E – функція, яка відповідає властивостям НМЕ.

При реалізації системи управління з НМЕ і НК необхідно використовувати елементи затримки z^{-1} , і z^{-2} , які забезпечують підвищення точності адаптації вагових коефіцієнтів. Для адаптації вагових коефіцієнтів $w_{ji}^E(t)$ НМЕ і $w_{ji}^C(t)$ НК використовується алгоритм „зворотного поширення” (backpropagation algorithm).

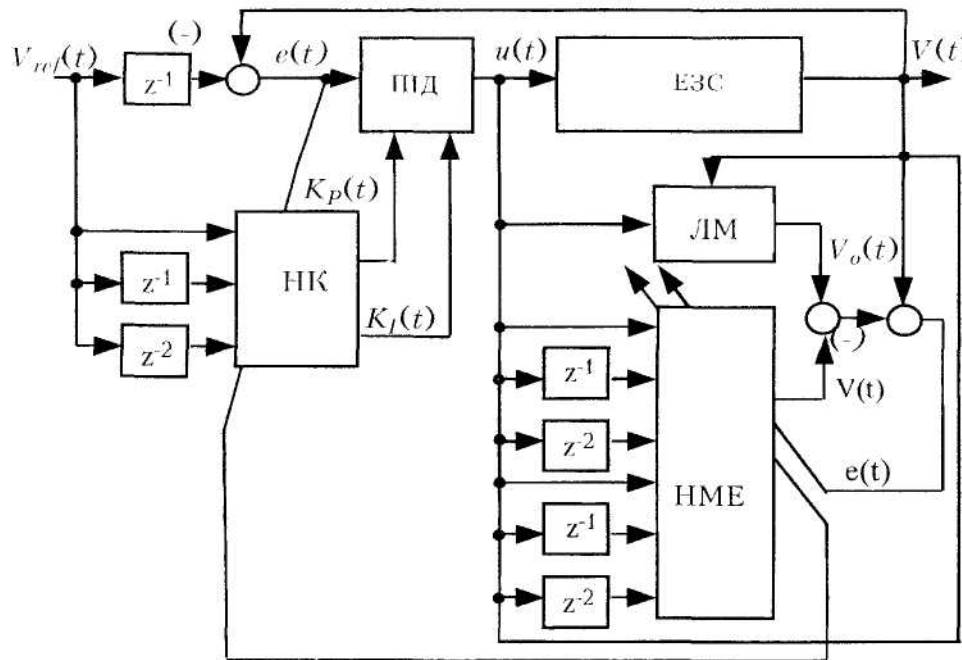


Рис. 4. Структурна схема системи управління електроприводом змінного струму

Зв'язок між зміною параметрів НМЕ і НК можна описати через зміну похибок між шарами нейронів. Спочатку обчислюється сигнал похибки між вихідним і прихованим шарами нейронів НМЕ, який відповідає

$$\delta_k^E = u(t) (1 - u(t)) e(t) \left[\frac{V(t) - V(t-1)}{u(t) - u(t-1)} \right], \quad (17)$$

потім обчислюється зміна вагових коефіцієнтів $w_{ki}^E(t)$ вихідного шару НМЕ відповідно

$$\Delta w_{ki}^E(t) = \eta \delta_k^E O_j^E + \alpha w_{ki}^E(t-1) + \beta \Delta w_{ki}^E(t-2), \quad (18)$$

де O_j^E – виходи нейронів у прихованому шарі.

Наступний крок – обчислення похибки для вхідного і прихованого шару НМЕ:

$$\delta_j^E = w_{kj}^E \delta_k^E O_j^E (1 - O_j^E) \tag{19}$$

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

$$\Delta w_{ji}^E(t) = \eta \delta_j^E u(t) + \alpha w_{ji}^E(t-1) + \beta \Delta w_{ji}^E(t-2) \tag{20}$$

Похибки ПМЕ і НК пов'язані між собою залежністю

$$\delta_k^C = \sum_j \delta_j^E w_{jk}^E \tag{21}$$

Далі вирази, які описують зміну вагових коефіцієнтів і похибок НК відповідають виразам (18),..., (20) для НМЕ. Обчислення зміни вагових коефіцієнтів $w_{ki}^C(t)$ вихідного шару ПК виконується так:

$$\Delta w_{kj}^C(t) = \eta \delta_k^C O_n^C + \alpha w_{kj}^C(t-1) + \beta \Delta w_{kj}^C(t-2) \tag{22}$$

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 НК обчислюється за виразом:

$$\delta_j^C = w_{kj}^C \delta_k^C O_j^C (1 - O_j^C) \tag{23}$$

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

$$\Delta w_{ji}^C(t) = \eta \delta_j^C V_{ref}(t) + \alpha w_{ji}^C(t-1) + \beta \Delta w_{ji}^C(t-2) \tag{24}$$

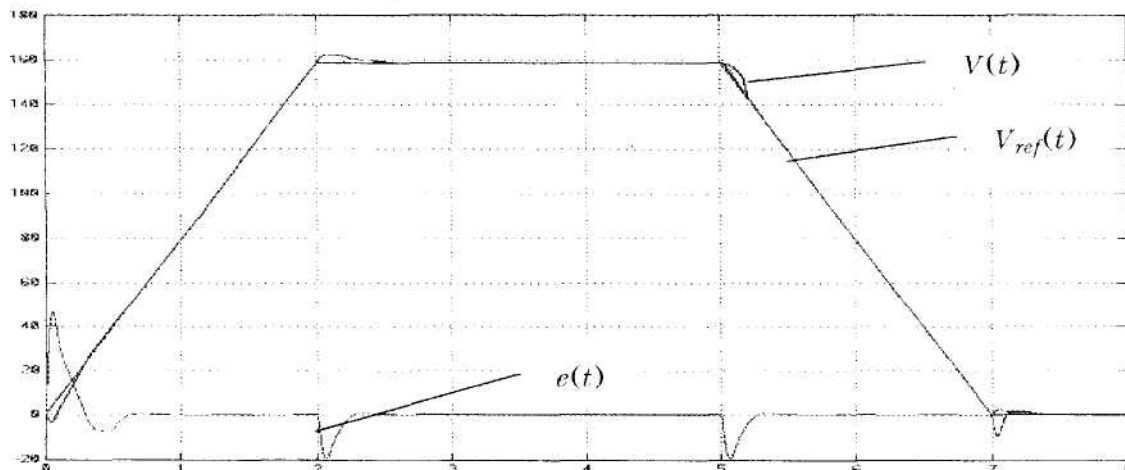


Рис. 5. Графіки перехідних процесів системи управління із ПІД-регулятором

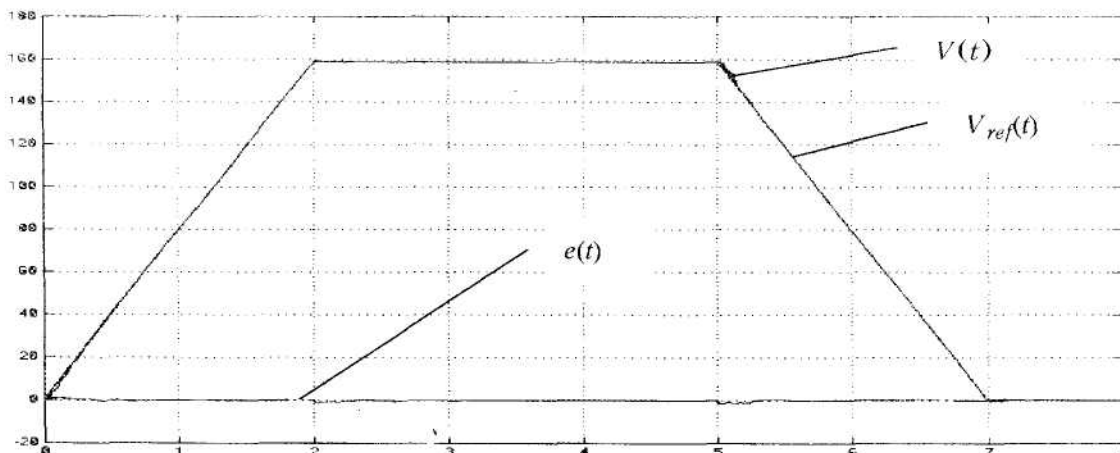


Рис. 6. Графіки перехідних процесів для інтелектуальної системи

Система була змодельована в **MATLAB 6.1**. Сигнали $V_{ref}(t)$, $V(t)$, $e(t)$ для системи управління з використанням звичайного ПІД-регулятора зображені на Рис. 5, для системи управління з використанням ПІД-регулятора разом з НК і НМЕ на рис. 6. Із графіків видно, що адаптація з використанням НМ значно поліпшує якість управління складними динамічними системами.

ЛІТЕРАТУРА:

1. *Astrom K.J., Wittenmark B. Adaptive Control.* – Addison Wesley. – USA. – 1989.
2. *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.
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.
5. *Werbos P.J.*, Overview of designs and capabilities. – Cambridge. – MA. – 1990. – P. 59–65.
6. *Iiuguni Y., Sakai H., Tokumaru H.*, A non-linear regulator design in the presence of system uncertainties using multilayered neural networks. – Vol. 2. – 1991. – P. 410–417.

ТИШЕВИЧ Борис Леонардович – кандидат технічних наук, доцент кафедри автоматизації управління електротехнічними комплексами Національного технічного університету України „КПІ”.

Наукові інтереси:

– нейронні мережі, нечітка логіка, оптимальне управління.

Тел. роб.: (044) 241-76-25.

Тел. дом.: (044) 416-88-08.

E-mail: zodiactb@i.kiev.ua

Подано 15.07.2003