

УДК 536.162

О.В.Дудік, В.І.Марчук, О.І.Міскевич

Луцький національний технічний університет

АВТОМАТИЧНІ СИСТЕМИ РЕГУЛЮВАННЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Представлені деякі результати моделювання автоматичних систем регулювання з нейроконтролерами, що функціонують на основі штучних нейромереж. Нейроуправління є новим високотехнологічним напрямом в теорії управління і набуває все більш широкого поширення в прикладних завданнях автоматизації технологічних процесів.

Ключові слова: нейромережа, нейроконтролер, технологічний процес, автоматизація, ней-рон.

I. ВСТУП

Останні десять років у науковому і технічному світі йде активний розвиток аналітичних технологій нового типу. У їх основі лежать технології штучного інтелекту, що імітують природні процеси, такі як діяльність нейронів мозку, а також генетичні процеси природного відбору в живій природі. Усе більше поширення в прикладних задачах знаходять штучні нейронні мережі (ШНМ)[1].

У сфері автоматизованого управління ШНМ знаходять застосування в задачах ідентифікації об'єктів, в алгоритмах прогнозування і діагностики, а також для синтезу оптимальних автоматичних систем регулювання (АСР). Для реалізації АСР на основі ШНМ нині інтенсивно розвивається виробництво нейрочіпів (НЧ) і нейроконтролерів (НК)[2].

У певному значенні ШНМ є імітатором мозку, що має здатність до навчання і орієнтації в умовах невизначеності. Вона схожа з мозком в двох аспектах. Мережа набуває знання в процесі навчання, а для збереження знань використовує значення коефіцієнтів міжнейронних зв'язків, названих синаптичними вагами.

Процедура навчання ШНМ полягає в ідентифікації синаптичних ваг, що забезпечують їй необхідні перетворюючі властивості. Особливістю ШНМ є її здатність до модифікації параметрів і структури в процесі навчання.

II. ПРИНЦИП РОБОТИ НЕПЕРЕРВНОЇ МОДЕЛІ НЕЙРОНА

Елементарною функціональною ланкою, з безлічі яких складається ШНМ, є нейрон. У сенсі перетворень, що реалізуються ним, він є моделлю нейрона живого мозку.

Розрізняють безперервні і імпульсні моделі штучних нейронів. У прикладних задачах управління знаходять застосування моделі безперервних нейронів.

Безперервна модель нейрона працює таким чином. Вхідні сигнали, кожен зі своїм коефіцієнтом (синаптичною вагою) поступають на вхід лінійного суматора. Вихідний сигнал суматора поступає на вхід активаційного нелінійного блоку. Зазвичай активаційні блоки обмежують вихідний сигнал нейрона в заданому діапазоні, наприклад [0;1] чи [- 1;1].

Математичною формалізацією штучного нейрона є рівняння суматора і рівняння активаційного блоку відповідно :

$$s_k = \sum_{j=1}^n w_{j,k} \cdot x_j + b_k \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(s_k) \quad (2)$$

де для k -ого нейрона, x_1, x_2, \dots, x_n – вхідні сигнали, $w_{1,k}, w_{2,k}, \dots, w_{n,k}$ – синаптичні ваги, b_k – рівень опорного сигналу, S_k – сигнал на виході лінійного суматора, $\varphi(S_k)$ – функція перетворення активаційного блоку, Y_k – вихідний сигнал.

На рис.1 представлена функціональна схема моделі штучного нейрона.

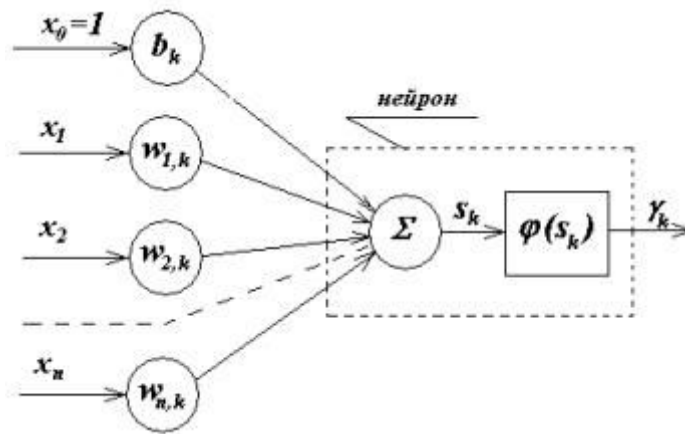


Рис. 1 – Функціональна схема моделі штучного нейрона

Сукупність зв'язаних за виходами і входами нейронів складає ШНМ.
 Для опису ШНМ використовують символічні вирази виду :

$$NN \quad g - h_1 - h_2 - h_3 - h_n - q \quad , \quad (3)$$

де g – число нейронів трансляторів в першому шарі ШНМ; $h_1-h_2-h_3-...-h_n$ – число нейронів в n внутрішніх наступних шарах ШНМ; q – число нейронів на виході ШНМ.

Перший шар призначений для ретрансляції (розподілу) інформації вхідних сигналів між нейронами. Кожен нейрон отримує інформацію з певною синаптичною вагою. Для неперервних нейронів синаптичні ваги можуть бути позитивними або негативними.

Перетворення сигналів в ШНМ починається з другого шару нейронів. Тому розмірність мережі обчислюється від другого шару. На рис. 2 представлені структурні схеми одношарової і двошарової ШНМ, де нейрони представлені одним кружечком, що містить суматор і активаційний блок, і пов'язані між собою інформаційними каналами. Кожній стрілці відповідає своя синаптична вага. Багатшарові ШНМ містять внутрішні приховані шари.

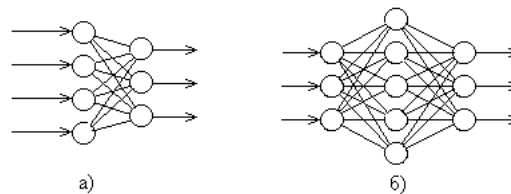


Рис. 2 – Види прямонаправлених ШНМ
 а) одношарові; б) багатшарові

Формально не існує обмежень на типи активаційних функцій. Вони можуть бути однаковими для усіх шарів і нейронів або різними. У завданнях управління використовують сигмоїдальні функції (рис. 3).

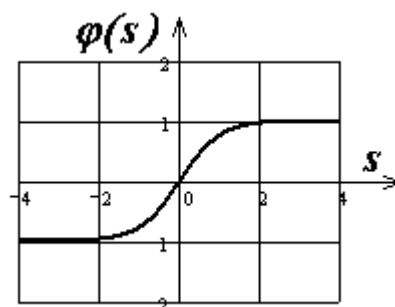


Рис. 3 – Сигмоїдальна функція активаційного блоку

Аналітичним виразом для даної функції є гіперболічний тангенс.

$$\Phi(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}, \quad (4)$$

Таким чином, ШНМ призначена для перетворення вектора вхідних змінних у вектор вихідних. Перетворення здійснюється у відповідності з матрицями синаптичних ваг і функціями активаційних блоків.

Подробиці і характер перетворення залежать від числа прихованих проміжних шарів і числа нейронів в них. Через нелінійні властивості активаційних блоків в мережі створюються умови, в яких один або декілька нейронів можуть відключатися, забезпечуючи зміни в топології ШНМ. Це істотно розширює спектр перетворювальних властивостей мережі.

III. НАВЧАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Для отримання необхідних характеристик перетворення нейронна мережа має бути налагоджена. Процедура налаштування полягає в підборі значень синаптичних ваг для заданої топології мережі. Таке налаштування називається процедурою навчання або тренуванням ШНМ.

Розрізняють два методи навчання: зі вчителем і стимульоване самонавчання (рис. 4).

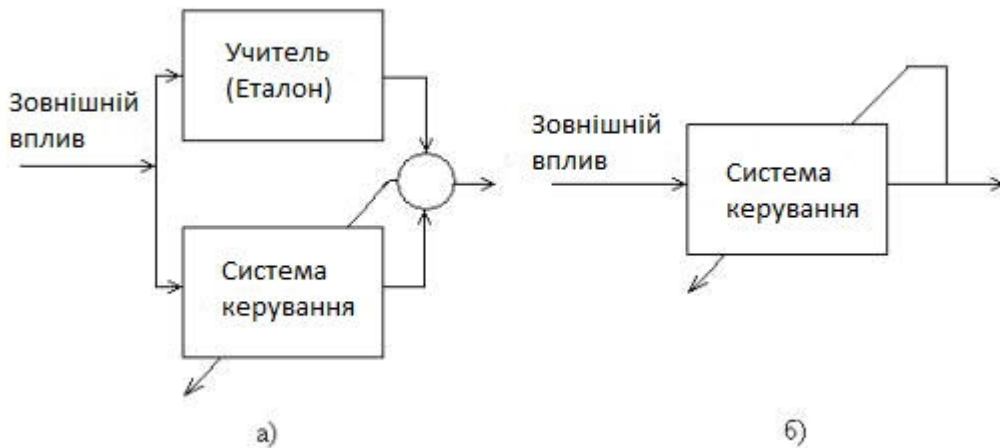


Рис. 4 – Види навчання ШНМ
а) навчання з учителем; б) самонавчання

Навчання ШНМ з учителем в теорії управління прийнято називати навчанням по еталону. Метод застосовується в алгоритмах прогнозування і діагностики, а також в завданнях ідентифікації об'єктів управління (мал. 4, а). У такій процедурі навчання, для кожної дії зовнішнього середовища, параметри ШНМ налаштовуються для отримання заданої еталонною реакції мережі.

Самонавчання ШНМ представляє процес налаштування параметрів з метою досягнення екстремального значення заданого критерію функціонування ШНМ. Для автоматичних систем регулювання - це стандартне завдання пошуку параметрів налаштування нейроконтролера, що реалізовується нейромережею (мал. 4, б).

IV. ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ НАЛАШТУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ

Будь-який метод визначення параметрів налаштування вимагає рішення задачі оптимізації. У першому випадку це мінімізація розбалансу виходів еталону і ШНМ. У другому, для автоматичних систем регулювання, мінімізація прийнятого критерію (інтегральний критерій для детермінованої дії або дисперсія помилки регулювання для випадкового).

Завдання оптимізації параметрів ШНМ є багатоекстремальним і вимагає спеціальних прийомів для його вирішення. Для цих цілей нині інтенсивно розвиваються генетичні алгоритми

оптимізації. Проте навчання простих ШНМ може бути успішно виконане з використанням відомих алгоритмів оптимізації.

У розрахункових прикладах ми використовували для оптимізації параметрів налаштування нейроконтролера алгоритм де формівного багатогранника Нелдера-Міда (АДМ). Як показали розрахунки, цей метод дозволяє при багатократному заданні різних початкових даних отримати ряд оптимальних рішень. Вибираючи з них найкраще можна знайти прийнятні параметри, що задовольняють вимогам роботи мережі.

Нижче будуть показані деякі результати, отримані від використання ШНМ для реалізації регулюючих пристроїв в АСР. Розглядалися як одноконтурні АСР з різним набором входів, так і системи з використанням додаткової змінної стану об'єкту.

V. СТРУКТУРА СИСТЕМИ РЕГУЛЮВАННЯ З НЕЙРОКОНТРОЛЕРОМ

Для дослідження була вибрана проста штучна мережа з одним виходом і з одним внутрішнім прихованим шаром. На рис. 5 показана структурна схема системи регулювання, в якій регулюючим пристроєм є нейроконтролер (НК). Для наближення до реальних умов роботи із старанним механізмом постійної швидкості вихідним сигналом нейроконтролера прийнятий приріст положення регулюючого органу на кожному кроці рішення $\mu'(t)$. Для прийнятого вихідного сигналу сигналами на вході НК в загальному випадку являється основна і допоміжна змінні $y(t), z(t)$, а також їх перші і другі похідні, відповідно $y'(t), z'(t)$, $y''(t), z''(t)$.

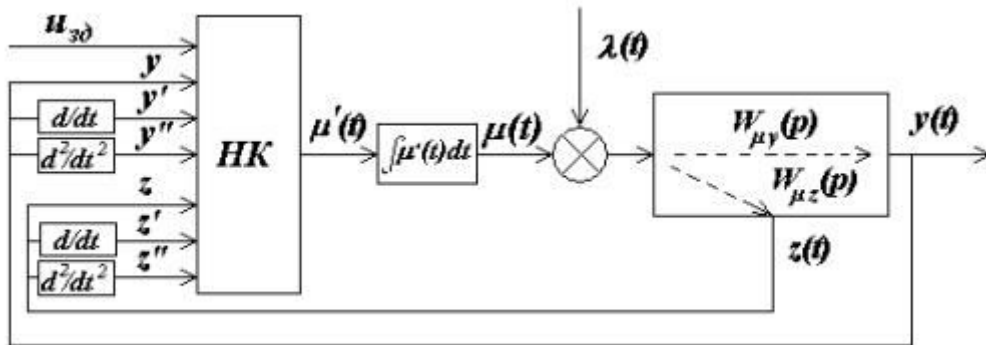


Рис. 5 – Структурна схема АСР з нейроконтролером

Нейроконтролер реалізований у вигляді простої двошаровою ШНМ, що складається з трьох нейронів H_1, H_2, H_3 . Структурна схема мережі представлена на рис. 6.

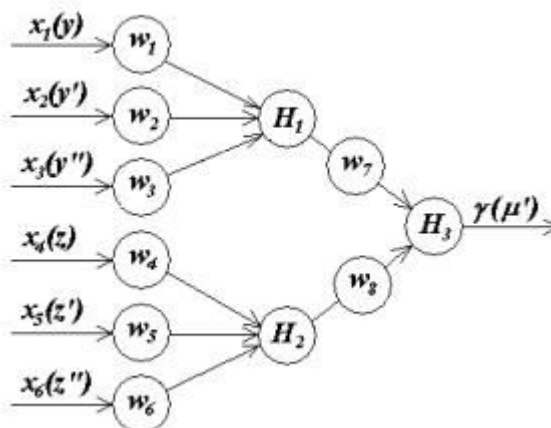


Рис. 6 – Структурна схема ШНМ нейроконтролера

Програмування обчислювального ядра аналізованої нейромережі проводилося для кожного поточного кроку обчислень відповідно до виразів (1, 2) для прийнятої структури (рис. 6). Нижче наведені аналітичні вирази функцій перетворення сигналів в ШНМ.

Перший шар: перший і другий нейрон.

$$Y_1 = \Phi_1(s_1), \text{ де } s_1 = \sum_{i=1}^3 w_i \cdot x_i + b_1.$$

$$Y_2 = \Phi_2(s_2), \text{ де } s_2 = \sum_{i=1}^6 w_i \cdot x_i + b_2.$$

Другий шар: третій нейрон.

$$Y_3 = \Phi_3(s_3), \text{ де } s_3 = w_7 \cdot Y_1 + w_8 \cdot Y_2 + b_3. \quad (5)$$

VI. АНАЛІЗ І СИНТЕЗ АСР З НЕЙРОКОНТРОЛЕРОМ

Чисельний аналіз АСР з нейроконтролером проводився на імітаційній моделі. Розглядалися варіанти реалізації одноконтурної АСР з двома входами $y(t)$, $y'(t)$, і трьома $y(t)$, $y'(t)$, і $y''(t)$, а також АСР з нейроконтролером, що має повний набір входів по основній і допоміжній змінним, показаним на рис. 5. Розраховано також два окремі випадки, відповідно, з входами нейроконтролера $y(t)$, $y'(t)$, $zy(t)$, $z'(t)$, і $y(t)$, $y'(t)$, $z'(t)$, $z''(t)$.

Для об'єкту регулювання (рис.5) вирази для передавальних функцій $W_{wy}(p)$ і $W_{wz}(p)$ узяті з [3] у вигляді:

$$W_{wy}(p) = 0,08 \cdot \frac{e^{-23p}}{(54,7 \cdot p + 1) \cdot (9,1 \cdot p + 1)},$$

$$W_{wz}(p) = 0,1 \cdot \frac{e^{-10p}}{(48,9 \cdot p + 1) \cdot (11,5 \cdot p + 1)}. \quad (6)$$

Налаштування синаптичних ваг ШНМ $W(w_1, \dots, w_n)$ виконувалося методом самонавчання з метою досягнення мінімуму інтегральної по модулю критерію якості з обмеженням на заданий запас стійкості ($\psi_{zd} = 0,9$) для ступінчастої дії по каналу регулюючого органу λ .

Оптимальні значення синаптичних ваг визначалися за допомогою алгоритму де формівного багатогранника Нелдера-Міда в напівавтоматичному режимі. З апіорі заданих початкових точок знаходилися локальні мінімуми. З безлічі знайдених оптимальних рішень вибиралося найкраще. Остаточні набуті значення синаптичних ваг ШНМ для різних режимів роботи нейроконтролера зведені в таблиці 1.

У таблиці 2 наведені характеристики якості роботи АСР з нейроконтролером. Там же, для порівняння, наведені значення параметрів налаштування і характеристики якості роботи АСР з лінійними ПІ- і ПІД- регуляторами, налагодженими аналітичним методом (АМ) на задану міру коливання ($m_{zd} = 0,366$) Якість роботи АСР з нейроконтролером, що використовує інформацію про допоміжну змінну, порівнювалося з двоконтурною АСР з ПІ-регулятором і диференціатором, налагодженими відомими аналітичними методами (АМ).

Таблиця 1

№	Режим роботи НК	Синаптичні ваги							
		w ₁	w ₂	w ₃	w ₄	w ₅	w ₆	w ₇	w ₈
1	Входи $y(t)$, $y'(t)$	-0,200	-237,4	-	-	-	-	-0,0837	-
2	Входи $y(t)$, $y'(t)$, $y''(t)$	0,601	520,7	166581	-	-	-	0,071	-
3	Входи $y(t)$, $y'(t)$, $y''(t)$, $z(t)$, $z'(t)$, $z''(t)$	-0,758	-232,3	-11,074	-0,0108	346,59	83048	0,254	-0,252
4	Входи $y(t)$, $y'(t)$, $z(t)$, $z'(t)$	-0,0196	-126,93	-	0,139	162,60	-	0,353	-0,449
5	Входи $y(t)$, $y'(t)$,	-1,992	-522,84	-	-	-80,708	-17638	0,095	1,098

$$z'(t), z''(t)$$

Таблиця 2

Алгоритм регулювання	Метод настройки	Параметри пристрою регулювання					Показники якості роботи АСР		
		Регулятор			Диференціатор		АСР		
ПІ	АМ	15,28	0,386	-	-	-	3,997	2,585	0,920
НК1	АДМ	Синаптичні ваги з 1-ого ряд. табл.1					3,221	2,986	0,900
ПІД	АМ	32,87	0,820	329,3	-	-	2,026	1,220	0,904
НК2	АДМ	Синаптичні ваги з 2-ого ряд. табл.1					1,460	1,172	0,900
ПІ - диф	АМ	31,45	1,000	-	3,510	3,000	1,498	1,001	0,908
НК3	АДМ	Синаптичні ваги з 3-ого ряд. табл.1					0,297	0,264	0,900
НК4	АДМ	Синаптичні ваги з 4-ого ряд. табл.1					0,735	0,587	0,900
НК5	АДМ	Синаптичні ваги з 5-ого ряд. табл.1					0,300	0,265	0,900

Перехідні процеси в розглянутих вище АСР при одиничному ступінчастому збуренні по каналу регулюючого органу з параметрами налаштування і показниками якості роботи, відповідно до таблиць 1,2, представлені на рис.7 а, б.

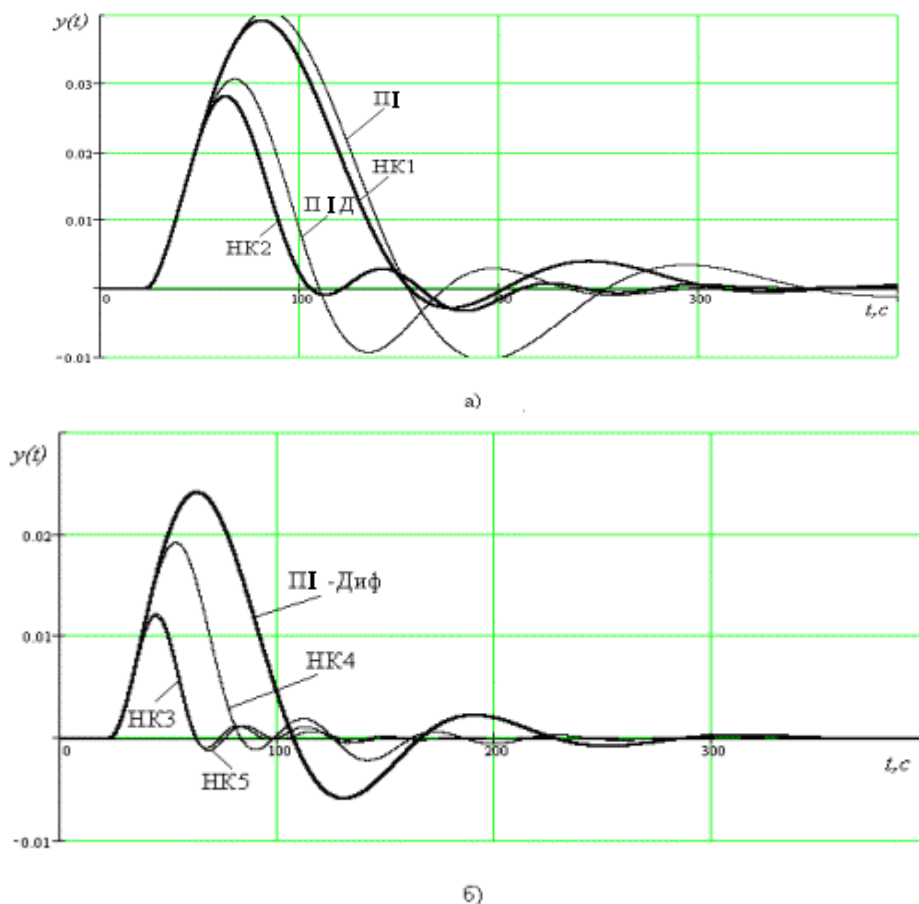


Рис. 7 – Перехідні процеси

Аналіз отриманих результатів дозволяє зробити висновки про перспективність використання нейромережових технологій для синтезу оптимальних АСР.

1. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашов С.Н. и др. Харьков. Изд-во Основа, 1997.
2. Бондарь Т.А., Логовский А.С. Нейрокомпьютеры в управлении, Зарубежная Радиоэлектроника, 1997, № 2.
3. Смирнов Н.И., Сабанин В.Р., Репин А.И. Оптимизация настроек автоматических систем регулирования с дифференциатором // Труды междунар. науч. конф. Control-2003 (наст. изд., С. 159-165).