

М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький, Ю.В. Пастернак
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ В СИСТЕМІ КЕРУВАННЯ НЕЛІНІЙНИМИ ДИНАМІЧНИМИ ОБ'ЄКТАМИ

© М.І. Паламар, М.О. Стрембіцький, Ю.В. Пастернак 2015

In this paper, the structure of a modified recurrent neural network Ellman. Modeled neural network in an environment MATLAB. A comparison of neural network with PID controller in the control loop antenna system.

Keywords - antenna system, neural network control, training of artificial neural network.

В роботі приведено структуру модифікованої рекурентної нейронної мережі Елмана. Змодельовано нейронну мережу в середовищі MATLAB. Проведено порівняння роботи нейронної мережі з ПІД-контролером в контурі керування антенної системи.

Ключові слова – антенна система, штучна нейронна мережа, регулятор, навчання штучної нейронної мережі.

Вступ. Для забезпечення максимальної точності керування складними динамічними об'єктами важливе значення має вибір стратегії, алгоритмів керування. Класичні методи керування базуються на лінійних моделях об'єктів керування, хоч в реальності вони часто мають нелінійний характер. Найчастіше в системах керування використовують алгоритми пропорційно-інтегрально-диференціального (ПІД) регулювання. Проте в динамічних процесах із змінними параметрами та нелінійностями важко забезпечити оптимальні настройки коефіцієнтів ПІД-регуляторів. Часто коефіцієнти регулювання налаштовуються експериментальним шляхом методом проб і помилок. Останнім часом все більше досліджень присвячено використанню штучних нейронних мереж (ШНМ) як альтернативи ПІД регуляторам у задачах керування динамічними системами [1,2]. Важливою особливістю ШНМ є здатність порівнювати свій вихідний сигнал із заданим і на основі розбіжності отриманого результату виконувати самоналаштування відповідно до заданого алгоритму з метою мінімізації різниці між фактичним і вихідним сигналом [3]. Але найсуттєвішою перевагою ШНМ порівняно з класичними алгоритмами керування є те для них не потрібні точні математичні моделі об'єкту керування.

Одним із складних об'єктів керування є поворотні платформи антенних систем із великими діаметрами рефлекторів. Система керування повинна забезпечити динамічні похибки наведення та слідкування за супутниками в одиниці кутових минут. При тому динамічні параметри в просторовій конструкції змінюються від кутів нахилу рефлектора і співвідношення позицій модулів антени для різних осей, зміни жорсткості механічних передач, зміни тертя опору, люфтів, нестабільності характеристик електроприводів, стохастичних вітрових навантажень і ряду інших впливів. Для ефективного керування такими АС з мінімальними похибками необхідне використання алгоритмів керування стійких до змін динамічних параметрів об'єкту.

Метою роботи є дослідження ефективності роботи регулятора на основі ШНМ у порівнянні з класичним адаптивним ПІД-регулятором у контурі регулювання наведенням антенної системи, із змінними параметрами.

Структура та модель АС. Антенна система складається з опорно-поворотного пристрою (ОПП) до якого водить: електромеханічний привід, поворотні вузли, сенсори кутового положення.

Основною характеристикою об'єкта керування є його передавальна функція, записана в термінах перетворення Лапласа, що визначає співвідношення виходу об'єкта $y(s)$ до входу $x(s)$ при нульових початкових умовах.

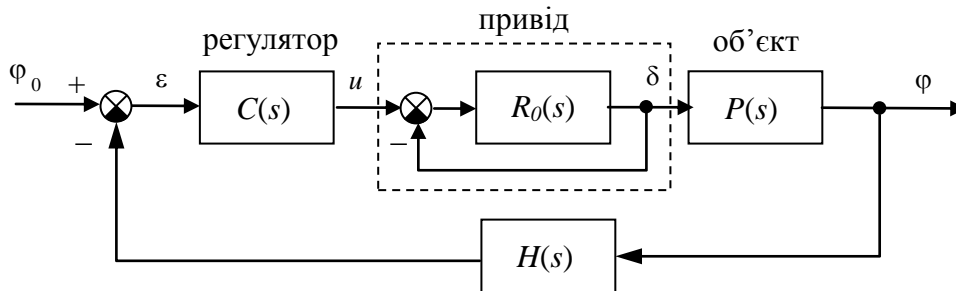


Рис. 1. Структурна схема системи керування наведенням АС та слідкуванням за траєкторією супутника

Математична модель, яка описує рух АС, має вигляд

$$\begin{aligned} \dot{\varphi} &= \omega_y \\ \dot{\omega}_y &= -\frac{1}{T_s} \omega_y + \frac{K}{T_s} \delta \end{aligned} \quad (1)$$

де φ – кут відхилення від заданої траєкторії руху, ω_y – кутова швидкість обертання навколо вертикальної осі, δ – кут повороту навколо вертикальної осі, T_s – постійна часу, K – постійний коефіцієнт, який має розмірність *рад/сек*.

Рівняння що описує об'єкт керування має характер інтегруючої ланки із запізненням і описується диференціальним рівнянням, оскільки в якості вихідної величини розглядаємо не кутову швидкість, а кут повороту, який є інтегралом від кутової швидкості:

$$T \frac{d^2 x_2}{dt^2} + \frac{dx_2}{dt} = kx_1 \quad (2)$$

Передавальна функція ланки:

$$P(s) = \frac{K}{s(T_s s + 1)} \quad (3)$$

Привід АС має характер аперіодичної ланки першого порядку, яку опишемо диференціальним рівнянням:

$$T \frac{dx_2}{dt} + x_2 = kx_1 \quad (4)$$

Відповідно передавальна функція ланки приводу має наступний вигляд:

$$R(s) = \frac{1}{T_R s + 1} \quad (5)$$

Для сенсора кутового положення отримаємо передавальну функцію:

$$H(s) = \frac{1}{T_{oc} s + 1} \quad (6)$$

За допомогою програмного пакету MatLab/Simulink створюємо два контури регулювання з однаковими динамічними параметрами об'єкту регулювання, які можна змінювати (рис.2).

Регулюючим пристроєм в одному контурі є класичний ПІД-регулятор з додатковим пристроєм оптимального налаштування коефіцієнтів. В іншому контурі використовуємо ШНМ.

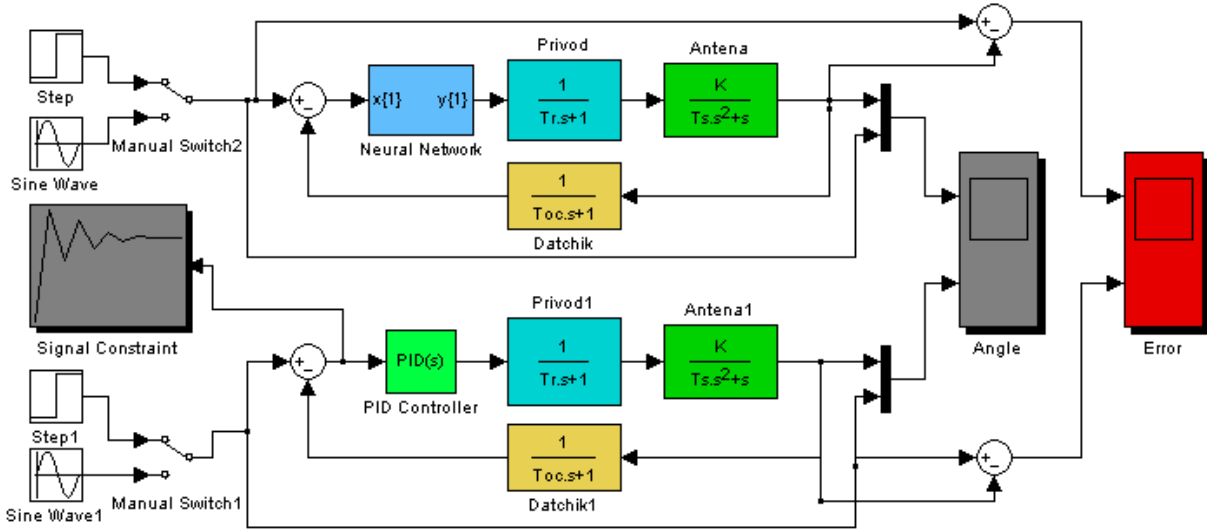


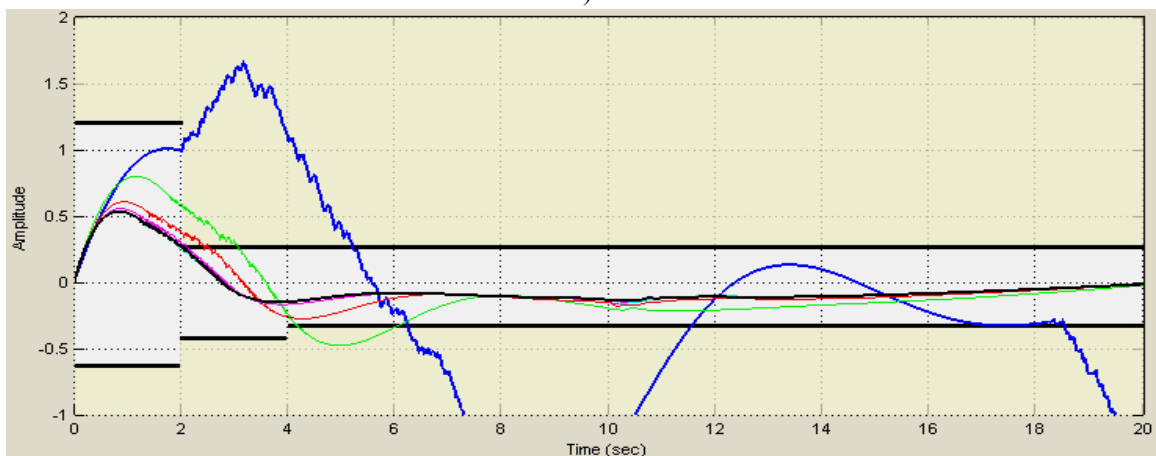
Рис. 2. Модель регулятора в контурі керування АС

Налаштування ПІД-регулятора для керування АС (рис.3) виконували за допомогою блока оптимізатора (Signal Constraint), змінні для оптимізації були задані коефіцієнтами ПІД-регулятора. Усереднене значення величини помилки роботи регулятора не перевищує 1%, при чому зміна помилки задана ступінчаста, на початку діапазону значення перерегулювання становить понад 12%. Таким чином після проходження оптимізації 8 раз було встановлено наступні значення коефіцієнтів: пропорційна складова $P=2,5719$, інтегруюча складова $I=2,9026$, диференціальна складова $D=0,5924$.

Iter	S-count	f(x)	constraint	Step-size	derivative	optimality	Procedure
0	1	0	228.4				
1	14	0	2.834	0.978	0	6.18	
2	21	0	0.3969	0.998	0	2.01	Hessian modified
3	28	0	0.08541	0.41	0	0.000218	Hessian modified
4	35	0	0.005302	0.195	0	0.000104	Hessian modified
5	44	0	0	0.000821	0	0.0826	Hessian modified twice

Successful termination.
Found a feasible or optimal solution within the specified tolerances.

а)



б)

Рис. 3. Прогрес оптимізації параметрів ПІД-регулятора (а), графіки величини помилки регулювання для кожної ітерації оптимізації (б)

Структура ШНМ для побудови регулятора. Нейроконтролер для контура керування АС будуємо на основі мережі Елмана (рис.4), яка складається з вхідного, прихованого і вихідного шарів.

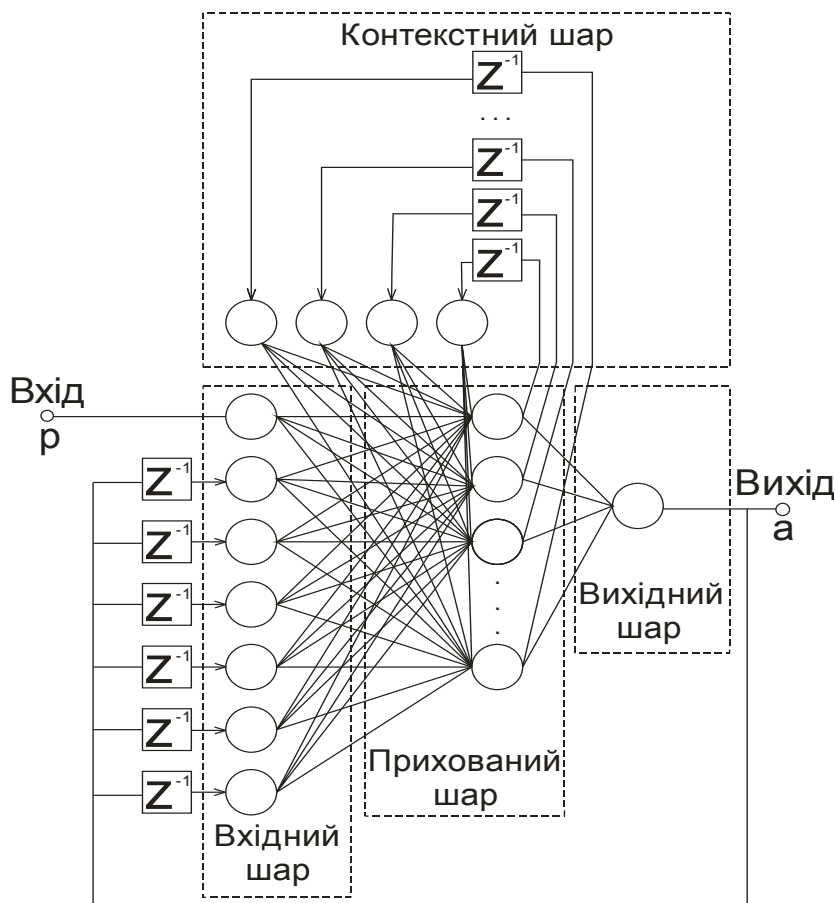


Рис. 4. Структурна схема НМ, використана в якості регулятора для АС

Сигнал p що подаємо на нейрон вхідного шару перемножуємо на ваговий коефіцієнт w , при цьому результат $w \cdot p$ використовуємо для функції активації нейрона f (рис.5).

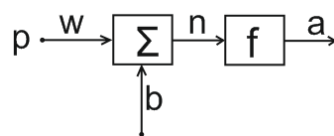


Рис. 5. Структура нейрона з одним входом p і вектором зміщення b

Зміщення b , сумуємо із зваженим входом $w \cdot p$. Зміщення при цьому можна представити як додатковий вхід нейрона з вхідним значенням рівним 1.

$$a = f(w \cdot p + b \cdot 1) \tag{7}$$

Вхідний шар НМ містить один нейрон, кількість нейронів прихованого шару становить 17, які вибрані експериментальним шляхом. Контекстний шар формує динамічний зворотній зв'язок для прихованого шару НМ. На відмінну від інших типів рекурентних НМ, таких як Хопфілда, Хемінга, Джордана [4], в структуру НМ Елмана [5] внесено додаткові лінії динамічної затримки з виходу НМ на її вхід (рис.4).

Послідовність значень вихідного сигналу що потрапляє на лінію зворотнього зв'язку із затримкою, яка містить N-1 блоків запізнення z^{-1} , при цьому вихід лінії затримки, що складається з значень входу в момент часу $k, k-1, \dots, k-N-1$, опишемо виразом.

$$a(k) = \sum_{i=1}^k w_i a(k-i+1) + b \quad (8)$$

Алгоритм навчання НМ складається з наступних кроків:

1. В початковий момент часу $t=1$ всі нейрони прихованого шару встановлено в нульове положення – вихідне значення рівне нулю.
2. Вхідне значення подаємо на мережу де відбувається пряме поширення його в ШНМ.
3. У відповідності до навчання ШНМ по вибраному алгоритму Флетчера-Рівса, який у порівнянні з алгоритмом градієнтного спуску, регулює швидкість збіжності не лише за рахунок налаштування параметра швидкості, але й коректує розмір кроку на кожній ітерації [4], таким чином досягнення встановленого значення помилки виконаємо за мінімальну кількість ітерацій.
4. Встановлюємо $t=t+1$ і здійснюємо перехід на 2 крок. Навчання НМ виконуємо до тих пір доки сума середньоквадратична похибка мережі не матиме найменше значення.

Опрацювання даних дослідження

На основі реакції системи на вхідну одиничну ступінчасту дію при нульових початкових умовах сформували значення входів і цілей для навчання НМ. При цьому амплітуду вхідного сигналу змінювали від 1 до 10 з кроком 1.

Процес навчання ШНМ для схеми приведеної на (рис .4) склав 154 епохи (рис.6). При цьому параметри навчання встановлені наступні:

- граничне значення критерію навчання **goal** – 10^{-5}
- мінімальне значення градієнта **min_grad** – 10^{-10} ;
- максимальна кількість епох навчання **epochs** – 1000.

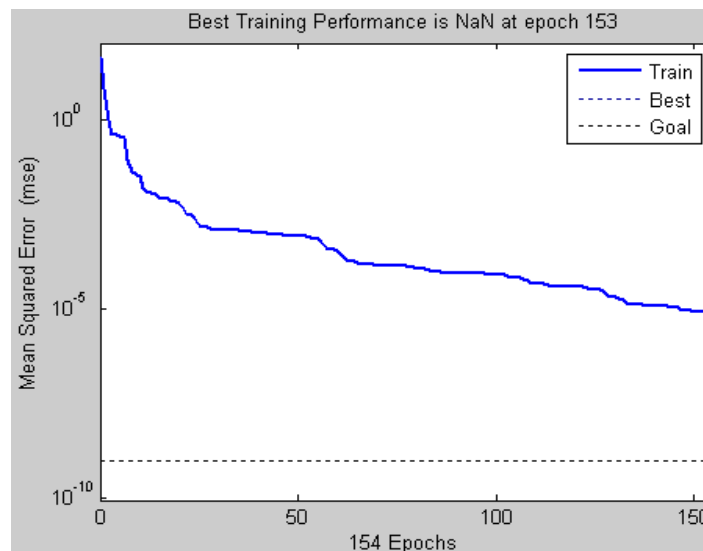


Рис. 6. Графік навчання НМ Елмана

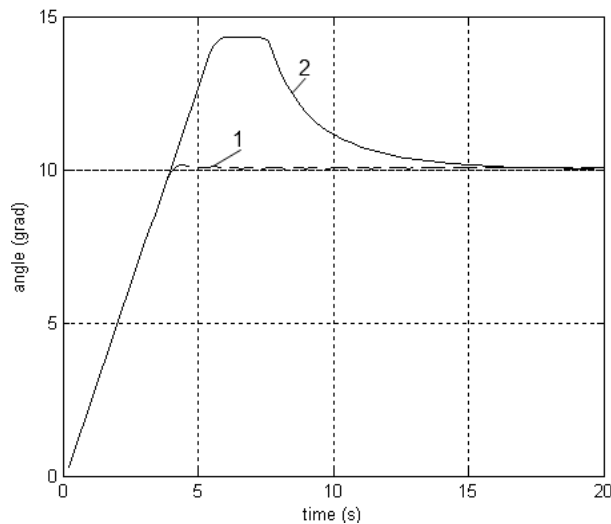


Рис. 7. Перехідні процеси системи відпрацювання заданого кута: 1 – модифікована НМ Елмана; 2 – налаштований ПІД- регулятор

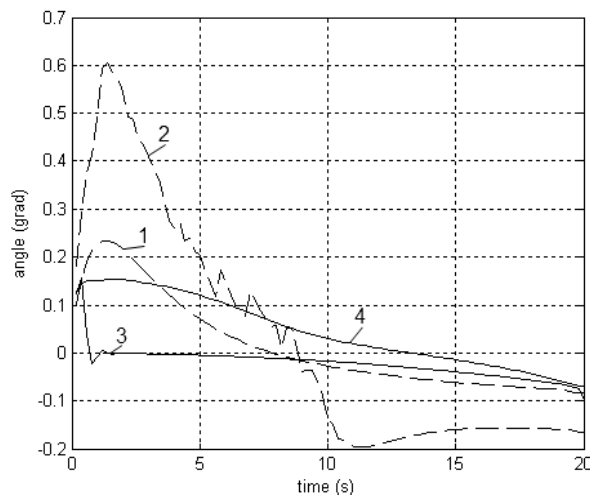


Рис. 8. Помилка при регулюванні, траєкторія синус: 1 – налаштований ПІД- регулятор, $T_s = 1$; 2 – налаштований ПІД- регулятор, $T_s = 2$; 3 – модифікована НМ Елмана, $T_s = 1$; 4 – модифікована НМ Елмана, $T_s = 2$

Висновок. В роботі досліджено ефективність роботи модифікованої НМ Елмана в контурі керування наведенням АС у порівнянні з адаптивним ПІД регулятором. Приведені графіки порівняльної роботи регулятора свідчать, що зміна параметра керованого об'єкта не значною мірою впливає на якість регулювання у контурі з НМ, при цьому налаштований ПІД-регулятор на синусоїдальний сигнал із значної похибкою відпрацьовує імпульсну зміну вхідного сигналу.

Література

1. Лукас В.А. Теория автоматического управления. М.: Недра, 1990. 416с.
2. Попов В.Л. Теория линейных систем регулирования и управления. М.: Наука, 1989. 304с.
3. Zell A. Simulation neuronaler Netze. – München: R. Oldenburg Verlag, 2000
4. Hagan M.T., Demuth H.B., Beale M.H. Neural Network design. Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
5. Elman J.L. Finding structure in time // Cognitive Science. 1990. Vol. 14. P. 179-211