

## ОПТИМІЗАЦІЯ РОЗМІРІВ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ДВИГУНОМ ПОСТІЙНОГО СТРУМУ

### **Вступ**

На сьогоднішній день основні завдання, розв'язувані за допомогою штучних нейронних мереж – розпізнавання й класифікація образів, апроксимація функцій, асоціативна пам'ять, прогнозування часових рядів, системи керування й регулювання.

Застосування нейронних мереж у системах керування дозволяє підвищити якість функціонування систем з нелінійними об'єктами, а також з об'єктами, параметри яких змінюються в процесі функціонування. У роботі [1] описана система керування двигуном постійного струму за допомогою нейроконтролера. Однак обсяг нейронної мережі, що реалізує алгоритм керування, занадто великий, а це ускладнює фізичну реалізацію системи, яка повинна функціонувати в реальному часі.

У даній статті наведений алгоритм, що дозволяє оцінити помилки функціонування нейронних мереж з різним числом шарів і нейронів у шарі. Метою даного алгоритму є вибір оптимального розміру нейронної мережі для реалізації системи позиціонування двигуна постійного струму без пере регулювання.

### **Методи та результати**

У роботі [1] була обрана структура нейроконтролера 2-9-6-6-1 (2 вхідних нейрона 9-6-6 три прихованих шара, 1 нейрон у вихідному шарі). Розрахуємо кількість математичних операцій, необхідних для функціонування мережі. Кількість операцій множення й додавання для шару можна обчислити за наступною формулою:

$$M = \sum_{k=2}^K N_k (N_{k-1} + 1), \quad (1)$$

де  $k$  – номер шару;

$K$  – кількість шарів мережі;

$N_k$  - кількість нейронів в  $k$ -тій шарі.

Кількість операцій обчислення активаційної функції дорівнює кількості нейронів у всіх шарах, крім вхідного.

Для даної структури нейронної мережі необхідно 136 операцій додавання й множення та 21 операція обчислення активаційної функції

виду  $f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$ . Очевидно, що необхідність виконання такої кількості математичних операцій ставить під питання можливість фізичної реалізації нейронної мережі що працює в реальному часі. Таким чином, виникає завдання оптимізації отриманої раніше нейронної мережі з метою зменшення її розмірів.

Якість функціонування нейронної мережі залежить не тільки від її розмірів (кількість шарів і нейронів у кожному шарі), але й від того, наскільки добре була навчена нейронна мережа. Процес навчання нейронної мережі з математичної точки зору - це мінімізація цільової функції, як правило, квадратичної, з великою кількістю параметрів, що настроюється, (число параметрів дорівнює числу зв'язків мережі). Даний процес дуже залежить від вибору навчальної множини. Таким чином, правильно сформована навчальна множина може істотно поліпшити якість навчання мережі. Яким же вимогам повинна відповідати навчальна множина, щоб навчання мережі було ефективним?

Для навчання нейронної мережі в [1] використовувався випадковий сигнал завдання. Недоліком такого сигналу є нерівномірність його розподілу по діапазону функціонування, що спричинило не виправдане збільшення розмірів нейронної мережі. Для усунення даного недоліку необхідно сформувати навчальну множину, рівномірно розподілену по діапазону функціонування системи. На рисунку 1 наведений сигнал завдання кута повороту, що дозволяє сформувати навчальну множину із необхідними параметрами. Також необхідно виконати нормалізацію вхідних і вихідних сигналів мережі що дозволить максимально ефективно використовувати діапазон найбільшої чутливості активаційної функції виду  $f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$  [2]. Для навчання нейроконтролера використовуємо схему, наведену на рисунку 2. У даній схемі блок Azad - формує сигнал завдання, наведений на рисунку 1; блоки K і Reg - моделюють еталонний регулятор; блок DC Machine це модель двигуна постійного струму; Anglenorm, Amplnorm, Snorm - блоки нормування; блоки Refmodelin, Refregout, Refspeedout - необхідні для передачі даних програмі навчання нейронної мережі.

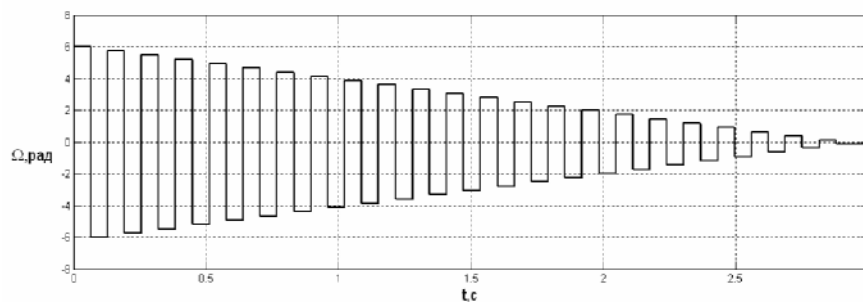


Рисунок 1 – Сигнал завдання кута повороту ротора.

Контроль якості навчання нейронної мережі можна здійснити за допомогою «тестової множини» [3]. Тестова множина - це набір прикладів, що не пред'являвся мережі в процесі навчання. Помилка виходу нейронної мережі відносно прикладів з «тестової множини» називається помилкою узагальнення яка може бути обчислена як середньоквадратична помилка.

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2}{n}, \quad (2)$$

де  $y_i$  - вибірка еталонного сигналу;

$\tilde{y}_i$  - вибірка сигналу з виходу нейронної мережі;

$n$  – кількість вибірок.

Дана помилка дозволяє судити про якість навчання нейронної мережі. Чим менше помилка узагальнення, тим краще навчена мережа.

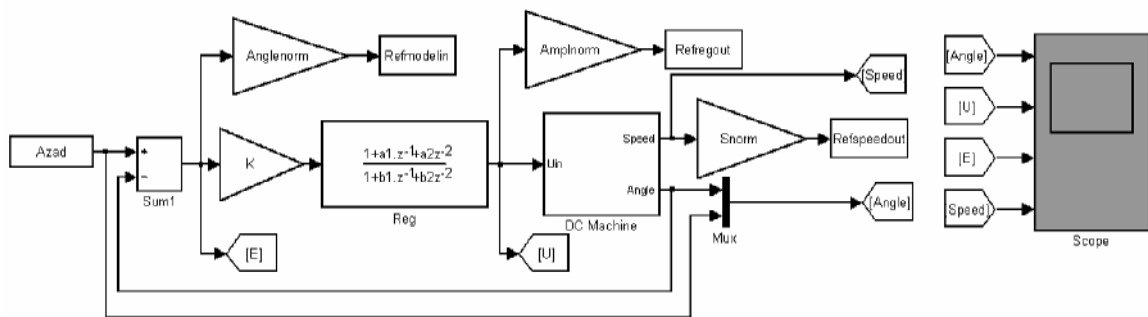


Рисунок 2 – Схема формування навчальної множини

Щоб визначити оптимальну з точки зору розміру і якості функціонування мережа, скористаємося наступним алгоритмом:

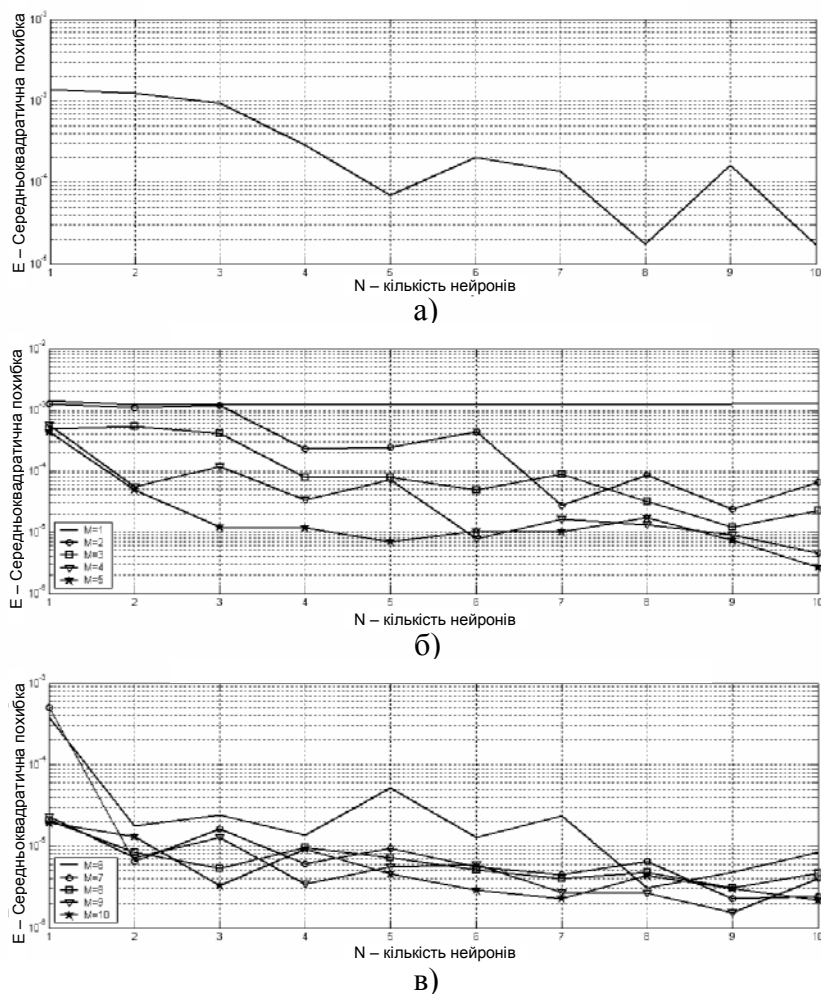
1. Встановимо початкове число нейронів прихованого шару рівним 1 і число прихованих шарів - теж 1.

2. Задамо початкові значення вагових коефіцієнтів мережі (як правило, це випадкові числа в діапазоні від -1 до 1). Подамо на входи мережі навчальну множину і почнемо налаштувати мережу за допомогою одного з методів навчання (наприклад, метод Левенберга-Марквардта).

3. Після досягнення заданого значення помилки навчання або проходження заданого числа епох навчання припиняється, а отримана помилка навчання й вагові коефіцієнти запам'ятовуються. Потім знову повторюється пункт 2 і так кілька разів. Це необхідно, тому що початкові значення вагових коефіцієнтів, обрані випадковим чином, можуть стати причиною «паралічу мережі» на початковій стадії навчання.

4. Із усіх результатів пункту 3 обирається той, котрий дав найменшу помилку навчання. Для даної мережі проводиться розрахунок помилки узагальнення за формулою (2). Далі збільшується число нейронів і (або) шарів і процес повторюється, починаючи з пункту 2. По досягненню заданого максимального числа нейронів і шарів процес зупиняється.

Орієнтуючись на помилки узагальнення, отримані в пункті 4, а також на число нейронів і кількість шарів, обираємо найбільш оптимальну структуру нейронної мережі.



- а) залежність помилки узагальнення від числа нейронів першого прихованого шару;  
 б) залежність помилки узагальнення від числа нейронів другого прихованого шару, для випадку, коли число нейронів першого прихованого шару  $M=(1...5)$ ; в) залежність помилки узагальнення від числа нейронів другого прихованого шару, для випадку, коли число нейронів першого прихованого шару  $M=(6...10)$

Рисунок 3 – Діаграми залежностей помилки узагальнення мережі від числа нейронів і кількості шарів.

Відповідно до даного алгоритму були отримані залежності помилки узагальнення від кількості нейронів у першому і другому прихованих шарах, які представлені на рисунку 3. Як видно з отриманих даних, навіть при відносно великій кількості нейронів (до 10 штук) помилка узагальнення усе ще велика (у середньому порядку  $5 \cdot 10^{-5} - 6 \cdot 10^{-5}$ ). Це вказує на необхідність введення другого прихованого шару. На малюнку 3 (б,в) наведені також залежності помилки узагальнення від кількості нейронів у другому прихованому шарі для різної кількості нейронів у першому прихованому шарі ( $M=1...10$ ). Проаналізувавши ці залежності, можна помітити, що значне поліпшення якості функціонування мережі

відбувається зі збільшенням кількості нейронів першого прихованого шару до 5. При подальшому збільшенні кількості нейронів першого прихованого шару зменшення помилки пов'язане з істотним збільшенням загального числа нейронів мережі.

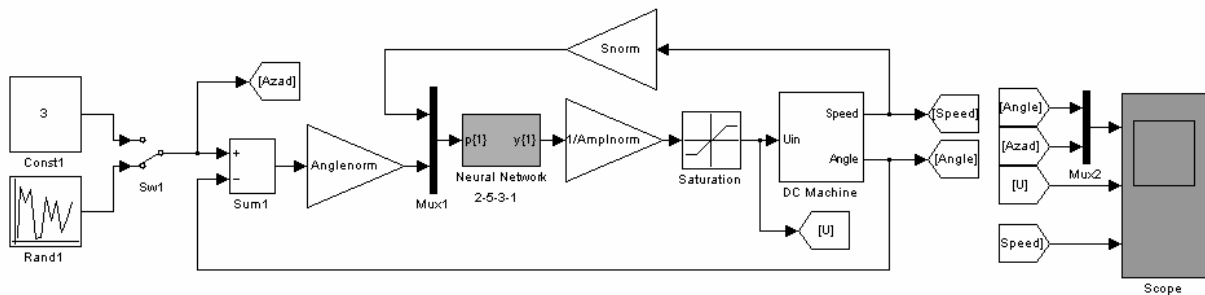


Рисунок 4 – Схема моделювання системи керування з нейроконтролером

Це дозволяє зробити висновок, що найбільш відповідними з погляду співвідношення помилки узагальнення й числа нейронів є структури прихованих шарів 5-3, 5-4, 7-2, 8-2. Для технічної реалізації бажано обирати рішення з найменшою кількістю нейронів за інших рівних умов. У цьому випадку обираємо структуру з найменшою кількістю нейронів у прихованих шарах 5-3. Тоді загальна архітектура нейроконтролера буде мати вигляд 5-3-1. Моделювання системи проводилося за допомогою схеми зображеної на рисунку 4, де блок Saturation реалізує обмеження на рівень керуючого сигналу, тому що в реальній системі вихідний сигнал не може перевищувати напруга живлення. Були задані наступні параметри двигуна  $L=98\text{мкГн}$ ,  $R=0,7\text{Ом}$ ,  $J=130 \cdot 10^{-7}\text{кг}\cdot\text{м}$ ,  $k=0,056\text{Н}\cdot\text{м}/\text{А}$ . Результати моделювання системи з нейроконтролером наведені на рисунку 5, де 1- сигнал завдання; 2- реакція системи. З діаграм позиціонування видно, що система забезпечує необхідну якість перехідного процесу.

Розрахуємо кількість операцій необхідних для функціонування нейроконтролера. За формулою (1) знаходимо, що для функціонування нейронної мережі необхідно 37 операцій множення й додавання. Кількість обчислень активаційних функцій гіперболічного тангенса дорівнює 9 (тому що в даній мережі застосовується нормування вихідного сигналу то активаційна функція вихідного нейрона також гіперболічний тангенс). Очевидно, що для реалізації даного нейроконтролера буде потрібно в 3 рази менше операцій множення, додавання й в 2 рази менше обчислень активаційної функції, ніж для контролера з [1].

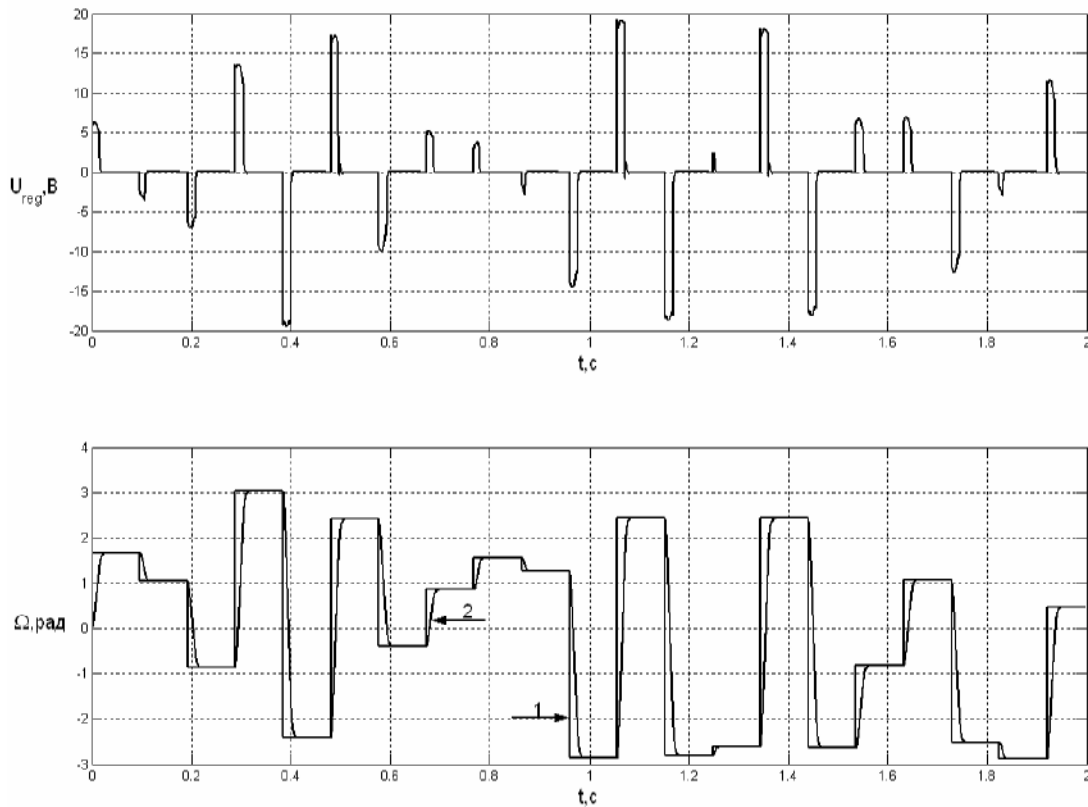


Рисунок 5 – Діаграми позиціонування системи з нейроконтролером структури 5-3-1

## Висновки

Спираючись на результати моделювання, можна зробити висновок, що описаний алгоритм допоможе спростити синтез структури нейронної мережі, призначеної для керування динамічним об'єктом.

Застосування даного алгоритму дозволило зменшити розмір, а отже – підвищити швидкодію нейронної мережі, що застосовується у системі позиціонування двигуна постійного струму.

## ЛІТЕРАТУРА

1. В.П.Войтенко, М.А.Хоменко Принципы построения нейрорегулятора для управления промышленным объектом// Технічна електродинаміка. Тематичний випуск. Силова електроніка та енергоефективність. Ч.3. – 2006.– С.80-83
2. Царегородцев В.Г. Оптимизация предобработки данных для обучаемой нейросети: критерии оптимальности предобработки. Материалы XIV Международной конференции по нейрокибернетике, Ростов-на-Дону, 2005. Т.2. . С.64-67.
3. Царегородцев В.Г. Определение оптимального размера нейросети обратного распространения через сопоставление средних значений модулей весов синапсов Материалы XIV Международной конференции по нейрокибернетике, Ростов-на-Дону, 2005. Т.2. . С.60-64.