

## ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОЇ РЕКУРЕНТНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ЗАДАЧ АВТОМАТИЧНОГО РЕГУЛЮВАННЯ

*Конох І.С., ст. викл., Лисенко О.Ю. Ошибка! Зкладка не определена., студ., Романенко С.С, сту Кременчуцький державний політехнічний університет імені Михайла Остроградського 39600, м. Кременчук Полтавської обл., вул. Першотравнева, 20  
E-mail: saue@polytech.poltava.ua*

**Вступ.** В останні десятиріччя з'явилися нові нетрадиційні способи формування алгоритмів автоматичного регулювання [1], такі як нейрорегулювання. Цей спосіб відноситься до категорії інтелектуальних систем управління і дозволяє реалізувати будь-який потрібний для процесу нелінійний алгоритм управління, за умови, що є можливість створення бази експериментальних даних, найчастіше шляхом багатократного проведення модельних або натурних експериментів.

**Мета роботи.** Дослідження можливості побудови і якості роботи інтелектуальної одноконтурної системи регулювання на основі штучної рекурентної нейронної мережі.

**Матеріал і результати дослідження.** В якості топології була вибрана мережа Елмана [1]. Вона відноситься до класу рекурентних нейронних мереж. Це дозволяє таким мережам ефективно обробляти сигнали динамічних моделей. Мережі Елмана складаються з двох шарів – вихідного і вхідного (рис. 1), при цьому вхідний шар охоплений динамічним зворотним зв'язком з використанням лінії затримки. Динамічний зворотний зв'язок дозволяє врахувати передісторію спостережуваних процесів і накопити інформацію для вироблення правильної стратегії управління.

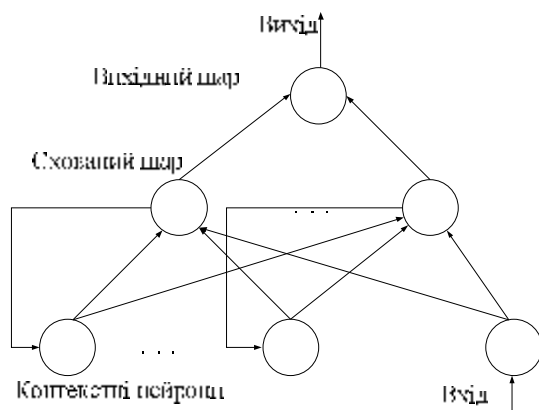


Рисунок 1 – Структурна схема мережі Елмана

В даному випадку у вхідному шарі кількість нейронів співпадає з кількістю сигналів, що повинен обробляти регулятор. У вхідному шарі двохарової мережі Елмана використовується передавальна функція гіперболічного тангенса  $\text{tansig}$  – функція активації обчислює вихід шару по його входу; у вихідному шарі – логістична функція  $\text{logsig}$ , вона

належить до класу сигмоїдальних функцій і її аргумент може приймати будь-яке значення в діапазоні від  $-\infty$  до  $+\infty$ , а вихід змінюється в діапазоні від 0 до 1. Таке поєднання передавальних функцій дозволяє максимально точно апроксимувати функції з кінцевим числом точок розриву.

Для ефективної роботи такої системи потрібне формування навчальних і контрольних прикладів, в яких одна група сигналів представляє історію дискретизованого процесу, а друга – необхідні виходи мережі, котрими є управляючі впливи на об'єкт керування. Зроблено формування прикладів задаючих дій, що включають різні варіанти ступінчастих і лінійних змін. Приклади отриманих бажаних перехідних процесів показані на рис. 2.

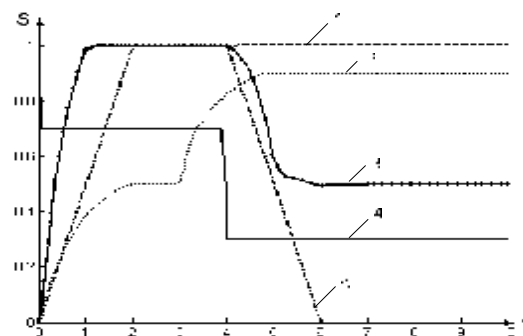


Рисунок 2 – Бажані перехідні процеси при:  
1 – ступінчастому одиничному впливі; 2 – послідовному ступінчастому впливі 0,5 і 0,9; 3 – послідовному ступінчастому впливі 1 і 0,5; 4 – послідовному ступінчастому впливі 0,7 і 0,3; 5 – трапецеїдальному впливі

Для лінійних об'єктів управління першого і другого порядків був здійснений підбір управляючих дій, які забезпечують відповідність виходу об'єкта завданню по критерію максимальної точності і обмеженню перерегулювання [2] на рівні 5%.

Скоротити час пошуку допустимих управлінь дозволив наступний підхід: для кожного типу задаючої дії був сформований бажаний перехідний процес; виконано його розбиття на декілька етапів; отримана похідна бажаного процесу за часом, помножена на зворотний коефіцієнт передачі системи, яка використовувалася як початкова точка пошуку на кожному етапі.

Для лінійних об'єктів управління першого і другого порядків був здійснений підбір управляючих дій, які забезпечують відповідність виходу об'єкта завданню по критерію максимальної точності і обмеженню перерегулювання [2] на рівні 5%.

Скоротити час пошуку допустимих управлінь дозволив наступний підхід: для кожного типу задаючої дії був сформований бажаний перехідний процес; виконано його розбиття на декілька етапів; отримана похідна бажаного процесу за часом, помножена на зворотний коефіцієнт передачі системи, яка використовувалася як початкова точка пошуку на кожному етапі.

Далі шляхом модельних експериментів було здійснено остаточний підбір дискретних керуючих впливів. Таким чином, було отримано набір залежностей керуючих впливів від історії зміни неузгодженості. Для навчання мережі був використаний класичний алгоритм зворотного розповсюдження помилки. Графік зміни помилки на протязі 100 епох тренування нейронної мережі показано на рис. 3.

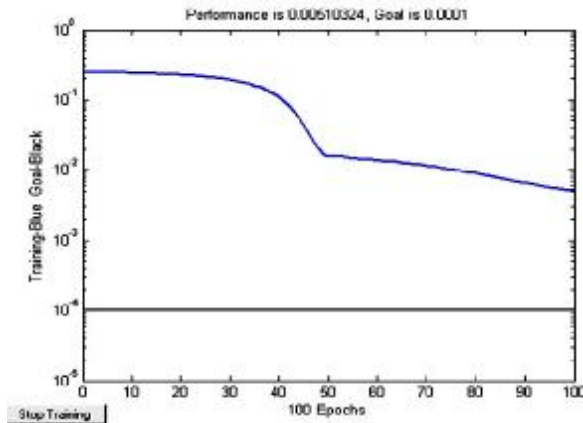


Рисунок 3 – Зміна помилки НМ Елмана в ході тренування

Кількість нейронів схованого шару може змінюватись в межах 20-70 без суттєвої зміни якості керування.

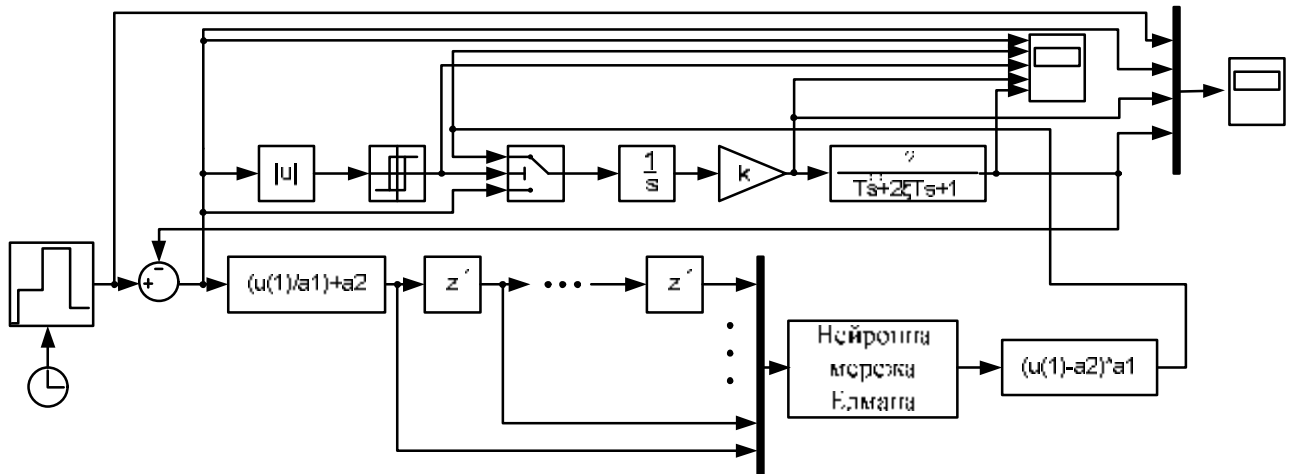


Рисунок 5 – Модель нейрорегулятора

Підвищення кількості нейронів і епох при тренуванні і малої кількості прикладів призводить до втрати властивостей узагальнення мережі і погіршення керування.

Спосіб включення нейронного регулятора характеризується наявністю інтегратора вихідного сигналу мережі з коефіцієнтом, що визначається експериментально із умови, що І-регулятор забезпечує перехідний процес з вираженим аперіодичним характером (рис. 4) і часом, в 1,5-3 рази більшим за час бажаного перехідного процесу.

Використання інтегратора дозволяє згладити керуючі впливи і зменшити коливальність [2, 3].

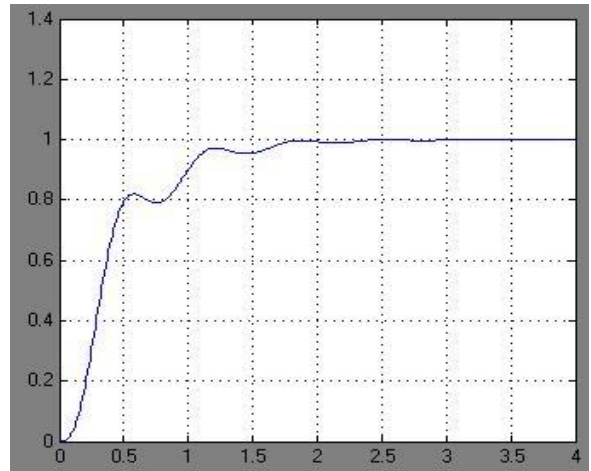


Рисунок 4 – Перехідний процес з інтегруючою ланкою регулятора

В моделі нейрорегулятора (рис. 5) приймаємо:  $a_1=2,5$ ,  $a_2=0,55$  – коефіцієнти масштабування для узгодження рівнів сигналів з робочим діапазоном нейронної мережі;  $T=0,1$  с – стала часу передавальної функції об'єкта керування;  $\xi=0,3$  – коефіцієнт демпфування передавальної функції об'єкта керування.

На входи мережі подається дискретна "передісторія" процесу, крок дискретизації 0,071 с.

Коли неузгодженість зменшується до 10%, в контурі управління присутня лише інтегруюча ланка, що забезпечує процес усунення статичної помилки.

При формуванні навчальних і контрольних прикладів необхідно дотримуватися наступних вимог.

Слід визначити наявність викидів і оцінити необхідність їх присутності у вибірці.

Навчальна вибірка повинна бути представницькою (репрезентативною) і не повинна містити протиріччя, оскільки нейронна мережа однозначно зіставляє вихідні значення вхідним.

Приклад отриманих процесів регулювання показаний на рис. 6.

Слід відмітити, що такий задаючий вплив не зустрічався в прикладах.

Результати дослідження показують прийнятну роботу нейронного регулятора і можливість його використання в тих додатках, де можна експериментально отримати правильні приклади керування.

Отриману модель нейронного регулятора можна використовувати для управління електромеханічними системами з «повільними» перехідними процесами, де потрібні плавні перехідні процеси близько 1-2 секунд.

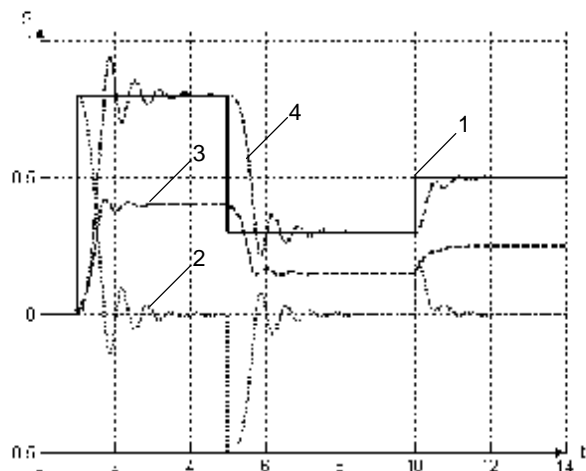


Рисунок 6 – Перехідні процеси нейрорегулятора з ОУ 2-го порядку, де: 1 – задаючий вплив; 2 – розузгодження; 3 – управляючий вплив; 4 – вихід об'єкту

**Висновки.** На підставі проведених досліджень можна стверджувати наступне:

- вибраний спосіб включення нейронної мережі забезпечує підвищену стійкість регулювання при зміні параметрів об'єкту управління;
- кількість представлених перехідних процесів для навчання повинна бути не менше 5 і вони повинні містити різні зміни задаючої дії;
- на основі проведених модельних експериментів була визначена незалежність результату від кількості нейронів в діапазоні 20-70;

– з погляду швидкості навчання і вимоги відсутності перетренування кількість нейронів слід вибирати близько 25;

– отриману модель нейронного регулятора можна використовувати для управління електромеханічними системами з «повільними» перехідними процесами, де потрібні плавні перехідні процеси, відмітною особливістю цих систем є мала величина перерегулювання;

– синтезований регулятор задовільно працює з об'єктами 1-го і 2-го порядків і втрачає якість управління тільки при зменшенні постійної часу більш, ніж на 40% і коефіцієнта демпфування більш, ніж на 20%;

– використання нормування вхідних і вихідних сигналів нейронної мережі дозволяє використовувати одну і ту ж нейронну мережу для різних об'єктів управління;

– для забезпечення задовільної роботи потрібно відстежувати не менше 10 попередніх точок процесу і, змінюючи час дискретизації, можна адаптувати отриману нейронну мережу під різні об'єкти, причому чим більше коливання, тим більше попередніх точок з більшою частотою треба відстежувати;

– якщо об'єкт має інший порядок сталих часу, слід пропорційно змінити величину затримки на елементах запізнювання.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Дьяконов В., Круглов В. Математические пакеты приложения Matlab. Специальный справочник. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.
2. Євстіфєєв В.О. Теорія автоматичного управління. Частина перша. Науковий посібник. – Кременчук: КДПУ, 2005. – 244 с.
3. Иващенко Н.Н. Автоматическое регулирование – М.: Машиностроение, 1973. – 607 с.

Стаття надійшла 08.04.2009 р.  
Рекомендовано до друку д.т.н., проф.  
Родькіним Д.Й.