УДК 681.5. 013

СПОСОБИ СИНТЕЗУ НЕЙРОННИХ КОНТРОЛЕРІВ ДЛЯ КЕРУВАННЯ НЕЛІНІЙНИМИ ОБ'ЄКТАМИ ДРУГОГО ПОРЯДКУ

М.В. Наконечний, Ю.М. Наконечний

Національний університет „Львівська політехніка", вул. С. Бандери 12, м.Львів, 79013, тел. 8(067)3091660

Розглянуто способи синтезу, особливості формування навчальних послідовностей і методи навчання нейронних контролерів. Проведено аналіз результатів моделювання систем автоматичного управління, побудованих на базі синтезованих контролерів.
Ключові слова: нейронний контролер, система автоматичного керування, ПІД-закон керування, модель оберненого об'єкта, модуль оберненого еталона, еталон, навчання.

Рассмотрены способы синтеза, особенности формирования обучающих последовательностей и методы обучения нейронных контроллеров. Произведен анализ результатов моделирования систем автоматического управления, выполненных на базе синтезированных контроллеров.
Ключевые слова: нейронный контролер, система автоматического управления, ПИД-ЗАКОН управления, модель обратного объекта, модуль обратного эталона, эталон, обучение.

The methods of synthesis, feature of forming of educational sequences and methods of studies of neuron inspectors are considered. The analysis of results of design of the systems of automatic control, built on the base of the synthesized inspectors is conducted.
Keywords: neuron inspector, system of automatic control, management ПИД-ЗАКОН, model of reverse object, module of reverse standard, standard, teaching.

В розімкнених системах вхідними сигналами для керуючих пристроїв є зовнішні впливи. В таких системах відсутній самоконтроль. Тому, при незначній зміні параметрів системи, остання не в стані без участі оператора забезпечити задані значення сигналу на виході об'єкта. Для того, щоб система автоматичного керування (САК) задовільняла заданим критеріям якості, сигнал похибки розузгодження відповідно до вибраного критерію повинен пройти певні функціональні перетворення, реалізація яких здійснюються в контролері.

На сьогоднішній день запропоновано різні методи синтезу контролерів (метод кореневого годографа, метод частотних характеристик). В обидвох випадках вимоги до утвореної САК задаються опосередковано: або у вигляді заданої області розташування коренів характеристичного рівняння, або у вигляді бажаної частотної характеристики системи.

Альтернативний підхід до синтезу контролера полягає в тому, щоб жорстко задати еталон, до якого слід звести систему. В такому випадку оцінкою, яка визначає ступінь наближення створюваної системи до еталона, буде досягнення мінімального відхилення між виходами системи і еталона.

В загальному вигляді введення контролера в САК показано на рис.1.

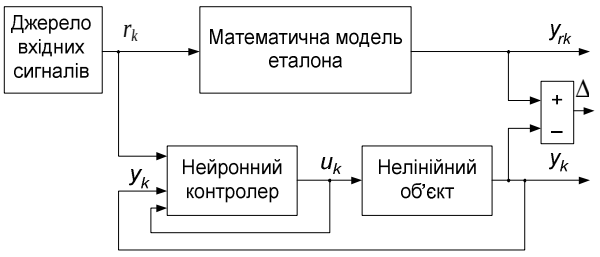


Рисунок 1 – Схема введення нейронного контролера в САК

Якщо вважати, що архітектура контролера відома, то процес навчання полягає у визначенні його вагових коефіцієнтів.

Динамічні властивості нейронної мережі визначаються кількістю ліній затримок і їх включенням у вхідні кола та кола оберненого зв'язку мережі. Таким чином, для побудови нейронного контролера з урахуванням заданих властивостей системи необхідно вибрати кількість включень ліній затримок так, щоб можна було ці властивості реалізувати.

Оскільки задача синтезу полягає у створенні динамічної нейронної мережі, яка повинна виконувати функції контролера, то її реалізацію

доцільно проводити на основі пропорціонально-інтегрально-диференціального закону (ПІД-закону), як одного з найбільш універсальних законів САК [1]. Функціональна залежність між вхідним і вихідним сигналами для неперервного ПІД-контролера має вигляд:

$$u(t) = K_d \frac{d\Delta y(t)}{dt} + K_p \Delta y(t) + K_i \int_0^t \Delta y(t)dt, \quad (1)$$

де $\Delta y(t)$ – різницевий сигнал на вході контролера; $u(t)$ – вихідний сигнал контролера; K_d, K_p, K_i – коефіцієнти при диференціальній, пропорціональній та інтегральній складових, відповідно.

Подавши рівняння (1) в операторній формі

$$U(s) = \left(K_d s + K_p + K_i / s\right)\Delta Y(s), \quad (2)$$

передавальну функцію ПІД-контролера можна записати у вигляді:

$$W(s) = K_d s + K_p + K_i / s. \quad (3)$$

Дискретний варіант ПІД-закону управ-ління можна одержати заміною оператора s в рівнянні (3) виразом $s = (1 - z^{-1})/\Delta t$, завдяки чому отримаємо:

$$W(z) = K_d \frac{(1 - z^{-1})}{\Delta t} + K_p + \frac{K_i \Delta t}{(1 - z^{-1})}. \quad (4)$$

Звівши праву частину у виразі (4) до спільного знаменника і згрупувавши доданки при від'ємних степенях z, одержимо:

$$W(z) = \frac{w_{11} + w_{12} z^{-1} + w_{13} z^{-2}}{1 - w_{14} z^{-1}}, \quad (5)$$

де $w_{11} = \dfrac{K_d + K_p \Delta t + K_i \Delta t^2}{\Delta t}$,

$$w_{12} = -\frac{2K_d + K_p \Delta t}{\Delta t}, \quad w_{13} = \frac{K_d}{\Delta t}, \quad w_{14} = 1.$$

Різницеве рівняння, яке відповідає виразу (5), має вигляд:

$$u_k = w_{11}\Delta y_k + w_{12}\Delta y_{k-1} + w_{13}\Delta y_{k-2} + w_{14} u_{k-1}, \quad (6)$$

а схема нейронної мережі, яка може бути реалізована на основі рівняння (6), наведена на рис.2.

Взявши за основу схему, наведену на рис.1, та доповнивши її еталоном, одержимо САК, яка дозволяє синтезувати контролер на основі дискретного подання ПІД-закону управління (рис. 3).

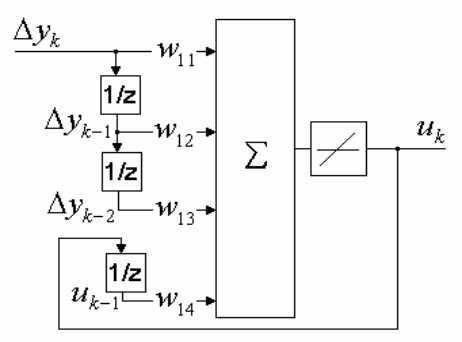


Рисунок 2 – Дискретне представлення ПІД-контролера на основі рівняння (6)

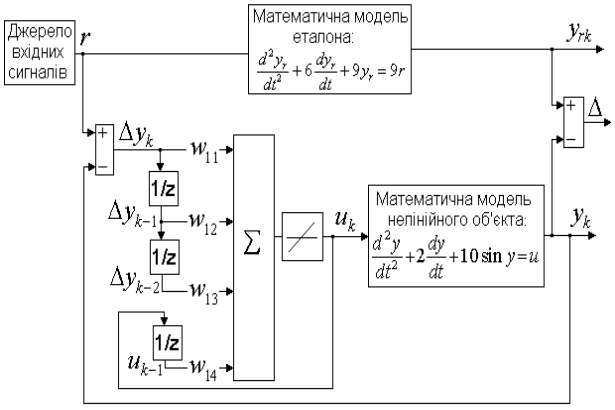


Рисунок 3 – Структурна схема САК з використанням нейронного контролера

Представимо модель нелінійного об'єкта диференціальним рівнянням виду:

$$\frac{d^2 y}{dt^2} + 2\frac{dy}{dt} + 10 \sin y = u. \quad (7)$$

Для здійснення навчальної процедури введемо еталон, до якого необхідно максимально наблизити систему (об'єкт з контролером), тобто підібрати коефіцієнти $w11$, $w12$, $w13$, $w14$ так, щоб при одночасному підведенні до входів системи та еталона будь-якого сигналу значення сигналів на їх виходах були максимально близькими. Виходячи з вимог забезпечення заданої швидкодії системи, рівняння еталона задаємо у вигляді:

$$\frac{d^2 y_r}{dt^2} + 6\frac{dy_r}{dt} + 9y_r = 9r. \quad (8)$$

Сигнали на виходах еталона і об’єкта, керованого навченим нейронним контролером, при подачі на їх входи одиничної стрибкоподібної функції наведені на рис. 4.

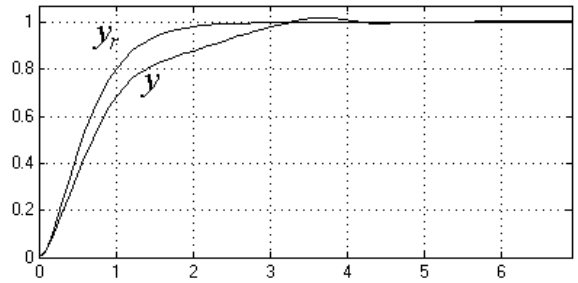


Рисунок 4 – Сигнали на виходах еталона (y_r) і системи, керованої нейронним контролером (y)

Порівняння сигналів, наведених на рис. 4 показує, що нейронний контролер, який реалізовано з використанням на вході сигналу похибки розузгодження Δy_k, функціонує неефективно, так як не забезпечує заданої динаміки процесу управління в нелінійному об’єкті.

З метою покращення динаміки процесу в САК удосконалимо архітектуру нейронного контролера, розділивши його входи, тобто замість введення на вхід нейронного контролера похибки розузгодження Δy_r та її попередніх значень Δy_{k-1}, Δy_{k-2}, будемо подавати на його входи окремо значення r_k, r_{k-1}, r_{k-2} та y_k, y_{k-1}, y_{k-2} через власні вагові коефіцієнти (рис. 5).

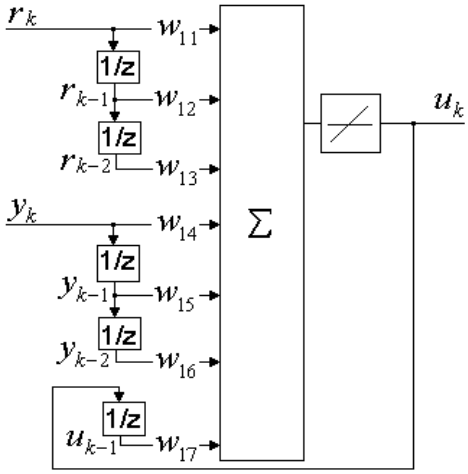


Рисунок 5— Нейронний контролер з розділеними входами

Рівняння, яке описує функціонування нейронного контролера з розділеними входами, має вигляд:

$$u_k = w_{11}r_k + w_{12}r_{k-1} + w_{13}r_{k-2} + w_{14}y_k + \\ + w_{15}y_{k-1} + w_{16}y_{k-2} + w_{17}u_{k-1}. \quad (9)$$

Структура САК, в якій використовується нейронний контролер з розділеними входами, наведена на рис.6, а сигнали на виходах еталона та об’єкта, керованого навченим контролером, при подачі на їх входи одиничної стрибкоподібної функції наведені на рис.7.

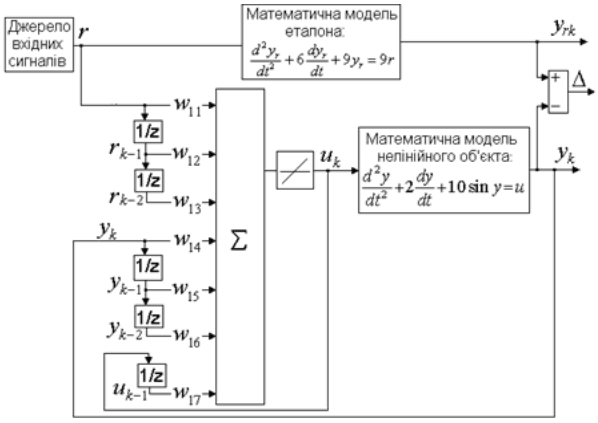


Рисунок 6 – Структурна схема САК з використанням нейронного контролера з розділеними входами

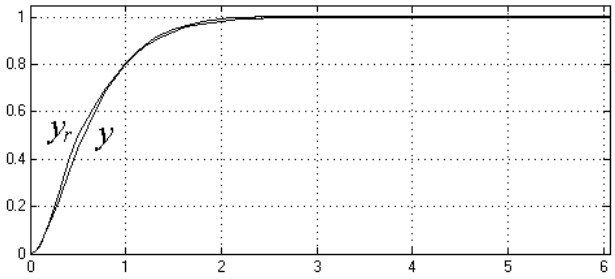


Рисунок 7 – Сигнали на виходах еталона (y_r) і об’єкта, керованого нейронним контролером з розділеними входами (y)

Порівняння сигналів, які наведені на рис. 4 і рис. 7, показує, що використання нейронного контролера з розділеними входами для управління процесом в нелінійному динамічному об’єкті приводить до суттєвого покращання динамічних властивостей системи, що підтверджує доцільність використання такого контролера для управління процесами в нелінійних об’єктах.

Для навчання нейронної мережі необхідно

знати її вхідні та вихідні сигнали. Нейронний контролер можна навчити, якщо одночасно відомі:

1) задаючий сигнал на вході нейронного контролера (послідовність r_k);

2) сигнал зворотнього зв'язку з виходу об'єкта (послідовність y_k);

3) вихідний сигнал нейронного контролера (послідовність u_k, що подається на об'єкт).

Проблема полягає в тому, що до початку процесу навчання всі три вказані послідовності одночасно невідомі. Якщо задатися вхідним сигналом (послідовність r_k), то в припущенні того, що $y_k=y_{rk}$ на основі математичної моделі еталона можна знайти послідовність y_k, проте тоді невідомою залишається послідовність u_k. Якщо подати на об'єкт тестову послідовність u_k, то на виході об'єкта одержимо y_k, однак при цьому невідомою залишиться послідовність r_k.

Розглянемо послідовно різні підходи до навчання нейронного контролера, ілюструючи застосування приведених положень на прикладах, в яких нелінійний об'єкт задано рівнянням (7), еталон – рівнянням (8), архітектура контролера зображена на рис. 5, а структура САК відповідає рис. 6.

Навчання нейронного контролера можна здійснювати з використанням нейронної моделі об'єкта і з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта.

Схема навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта наведена на рис. 8.

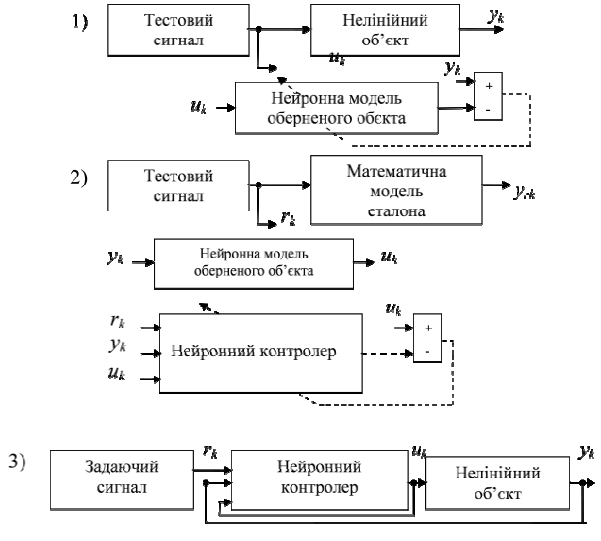


Рисунок 8 – Схема навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта

Як виявилося в процесі моделювання, нейтронна модель оберненого об'єкта є більш ефективною (рис. 9 і рис. 10).

Значення середньої квадратичної похибки при моделюванні системи з використанням нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта склало 0,0108.

Навчання нейронного контролера можна здійснювати і з використанням оберненого еталона.

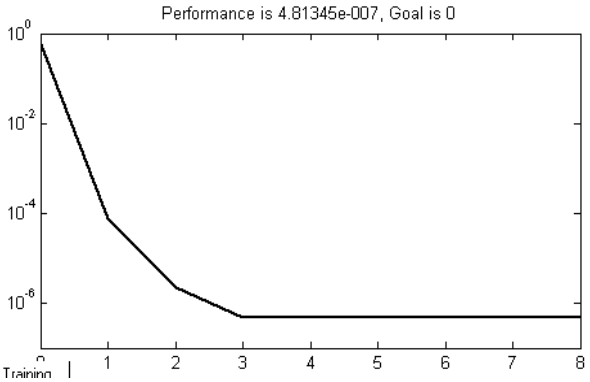


Рисунок 9 – Динаміка навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта

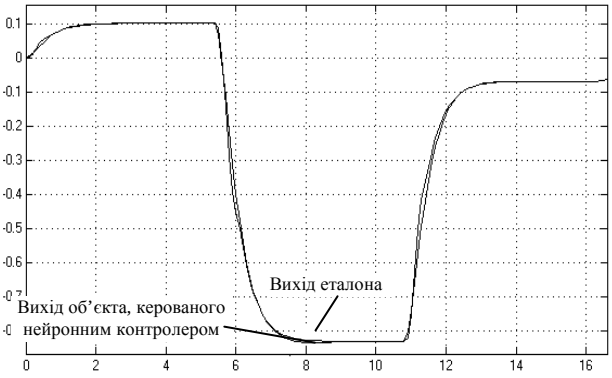


Рисунок 10 – Порівняння сигналів на виходах моделей еталона і об'єкта, керованого нейронним контролером з використанням нейронної моделі оберненого об'єкта (перший шар - 5 нейронів, другий шар - 1 нейрон)

В даному випадку запропоновано підхід, аналогічний до попереднього, однак тепер навчання проводиться на основі послідовності u_k, що подається на вхід об'єкта і відповідної їй послідовності y_k, яка знімається з його виходу. Застосовуючи модель оберненого еталона, на основі послідовності y_k можна одержати таку вхідну послідовність еталона r_k , яка будучи

поданою на вхід ввімкненого в систему контролера, спричинить на його виході керуючу дію u_k.

Така схема навчання є більш ефективною з огляду на те, що еталон у порівнянні з обєктом є простішим і , як наслідок, процес побудови моделі оберненого еталона значно простіший, ніж процес побудови моделі оберненого об'єкта. Обернення еталона в класичному розумінні можна здійснити двома методами: перший полягає у розв'язуванні рівняння еталона відносно вхідної змінної, а другий – у побудові оберненої моделі з використанням системи SIMULINK.

Одним із найбільш ефективних методів обернення еталона є побудова оберненої моделі на основі нейронної мережі. В нашому випадку обернення еталона можна здійснити на основі рівняння (8), представивши його в операторній формі, чи у вигляді:

$$\frac{r(s)}{y_r(s)} = \frac{1}{9}\left(s^2 + 6s + 9\right). \qquad (10)$$

Підставивши в (10) вираз $s = (1 - z^{-1})/\Delta t$, одержимо:

$$\frac{r(z)}{y_r(z)} = \frac{(3\Delta t + 1)^2}{9\Delta t^2} - \frac{6\Delta t + 2}{9\Delta t^2} z^{-1} + \frac{1}{9\Delta t^2} z^{-2}, \qquad (11)$$

що при урахуванні прийнятого інтервалу дискретизації Δt=0,1 дає

$$\frac{r(z)}{y_r(z)} = 18{,}78 - 28{,}89 z^{-1} + 11{,}11 z^{-2}. \qquad (12)$$

В загальному випадку для створення моделі оберненого еталона можна використати нейронну мережу. Узагальнена схема навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого еталона наведена на рис. 11, а динаміка навчання такого контролера наведена на рис. 12.

Результати моделювання САК з використанням нейронного контролера на базі нейронної моделі оберненого еталона, який навчався з використанням тестового сигналу у вигляді послідовності стрибків різного значення, наведено на рис.13, а нейронного контролера, що навчався при застосуванні тестового сигналу у вигляді частотномодульованої синусоїди – на рис.14 (для кращої ілюстративності при моделюванні в обидвох випадках на вхід подавався сигнал у вигляді послідовності стрибків).

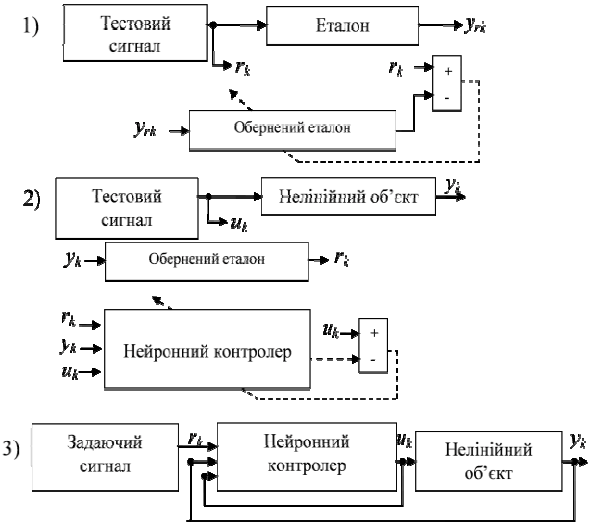


Рисунок 11— Навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого еталона

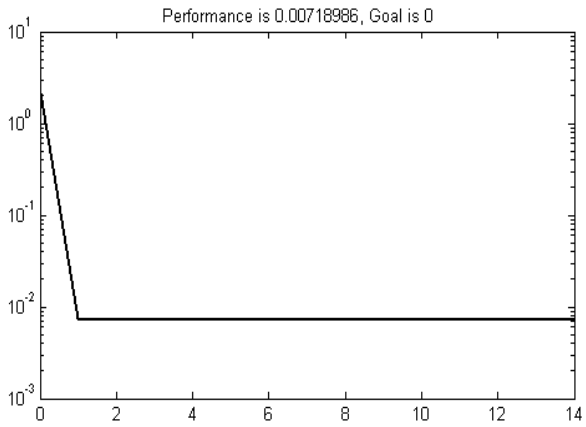


Рисунок 12 – Динаміка навчання нейронного контролера з використанням нейронної моделі оберненого еталона

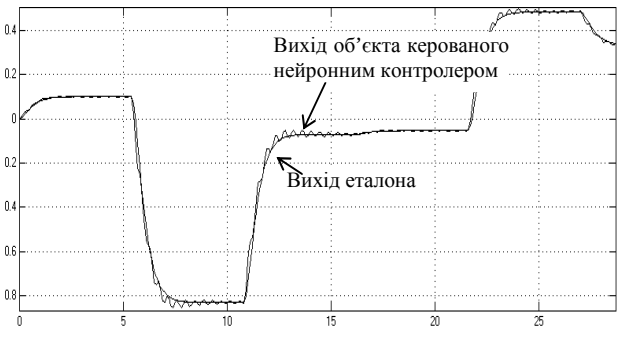


Рисунок 13 – Порівняння сигналів на виходах моделей еталона і об'єкта, керованого нейронним контролером, який навчався з застосуванням стрибкоподібної функції

Порівнюючи рис. 13 і рис. 14, можна зробити висновок, що навчання нейронного контролера при частотно-модульованому тестовому сигналі виявилося ефективнішим, ніж при використанні послідовності стрибків. Значення середньої квадратичної похибки при моделюванні системи з використанням частотно-модульованого сигналу склало $7{,}0\times10^{-3}$.

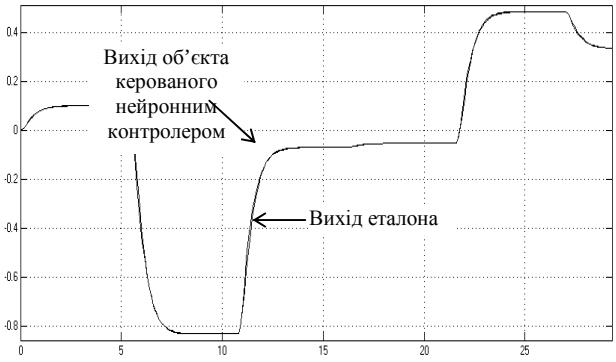


Рисунок 14 – Порівняння сигналів на виходах моделей еталона і об'єкта, керованого нейронним контролером, навчання якого проводилося з використанням частотно-модульованої синусоїди

З погляду дослідження можливостей покращання швидкодії САК розглянуто навчання нейронного контролера з використанням різних варіантів моделей еталона, наприклад, еталонів з більш крутими фронтами перехідного процесу. Навчання проводилось з використанням наступних рівнянь еталона:

$$\frac{d^2y_r}{dt^2}+10\frac{dy_r}{dt}+20y_r=20r,$$

$$\frac{d^2y_r}{dt^2}+11\frac{dy_r}{dt}+30y_r=30r,$$

$$\frac{d^2y_r}{dt^2}+15\frac{dy_r}{dt}+50y_r=50r.$$

Порівняння виходів об'єкта, керованого нейронними контролерами, що сформовані на основі наведених рівнянь еталона, показав, що якість керування процесами в об'єкті за допомогою синтезованих нейронних контролерів тим гірша, чим значніша відмінність коефіцієнтів рівняння еталона від початкових значень.

ВИСНОВКИ

В найпростішому випадку ПІД-закон керування може бути реалізовано на базі одного нейрона з лінійною функцією активації та двома лініями затримки на одному вході і однією лінією затримки з виходу нейрона на його другий вхід. Використання нейронного контролера, до входу якого підводиться сигнал похибки розузгодження, є неефективним, так як не забезпечує бажаних характеристик САК як в статичному, так і в динамічному режимах роботи. Метод побудови нейронного контролера з використанням нейронної моделі об'єкта дозволяє обійтися без визначення сигналу на виході нейронного контролера, проте, внаслідок наявності в середині нейронної мережі зворотніх зв'язків, її навчання здійснюється з невисокою точністю.

Використання контролера з розділеними входами зумовлює суттєве покращення динамічних і статичних характеристик САК.

З метою скорочення тривалості процесу навчання нейронного контролера і підвищення точності його навчання запропоновані методи з використанням моделей оберненого об'єкта та оберненого еталона.

1. Сигеру Омату. Нейроуправление и его приложения. Кн.2 / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсуф / / Пер. с английского Н.В. Батина. Під. ред. А.И. Галушкина, В.А. Птичкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с. 2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 3. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Основы искусственных нейронных сетей. – Харьков: Телетех, 2002. – 317 с. 4. Медведев В.С., Потёмкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

Поступила в редакцію 13.11.2009р.

Рекомендував до друку докт. техн. наук, проф. Тимощук П.В.