МЕТОДИ ТА ПРИЛАДИ КОНТРОЛЮ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ

УДК 681.5.013

СИСТЕМА НЕЙРОННОГО КЕРУВАННЯ РОБОТОМ З ВИКОРИСТАННЯМ АДАПТИВНИХ МЕТОДІВ НАВЧАННЯ

О. В. Івахів, М. В. Наконечний, Т. М. Репетило

Національний університет „Львівська політехніка”, вул. С. Бандери, 13, м. Львів, 79013, тел. (032) 238–21–97, http://lp.edu.ua, oresti@polynet.lviv.ua

Досліджено нейронний ПІД–контролер для керування рухом руки робота. При навчанні такого контролера були використані адаптивні методи навчання. Досягнуто підвищення швидкості встановлення вагових коефіцієнтів нейронного ПІД–контролера при дотриманні заданих характеристик системи. Оцінено максимальні відхилення регульованої величини від вихідної величини еталона за дії зовнішніх впливів на виході об’єкта у виді стрибкоподібної та гладкої функцій і абсолютну похибку в момент подачі збурення, а також її зменшення протягом адаптування.
Ключові слова: контролер, система нейронного керування, робот, об’єкт керування, нейрон, функція.

Проведено исследование нейронного ПИД–контроллера для управления движением руки робота. При обучении такого контроллера были использованы адаптивные методы обучения. Достигнуто повышение скорости установки весовых коэффициентов нейронного ПИД–контроллера при соблюдении заданных характеристик системы. Оценено максимальные отклонения регулируемой величины от исходной величины эталона при внешних воздействиях на выходе объекта в виде скачкообразной и гладкою функций и абсолютную погрешность в момент подачи возмущения, а также ее уменьшение в процессе адаптации.
Ключевые слова: контроллер, система нейронного управления, робот, обьект управления, нейрон, функция.

In this paper is investigated a neural PID controller of the movement of the robot hand. During a controller training adaptive training methods were used. The increase in the speed setting of weight coefficients of neural PID controller while respecting the specified characteristics of the system were reached. We estimated a maximum deviation of the controlled variable from an output value of the standard under the action of external influences on the output of the object as step and smooth functions and absolute error at the time of disturbance and estimated its reduction during adaptation.
Keywords: controller neural control system, robot, object control neuron function.

Вступ

Розвиток сучасних технологій пов’язаний з ускладненням об’єктів керування, а, отже, й систем керування ними. Здебільшого системи автоматичного керування складаються з нелінійних елементів, які охоплені складними зворотними зв’язками. На роботу таких систем в реальних умовах експлуатації впливають різноманітні шуми, завади та інші збурюючі фактори, що суттєво обмежують використання можливостей сучасної і класичної теорії керування при побудові контролерів.

Протягом останніх десятиріч при реалізації стратегій керування використовувались теорії, які базуються на ідеї лінеаризації системи, що не повною мірою відображають її фізичні властивості, а в ряді випадків, навіть при точному відтворенні залежностей між входами і виходами системи, їх використання неспроможне забезпечити адекватне керування

процесом в об'єкті. Водночас для ідентифікації об'єктів і керування процесами в них щоразу частіше використовують методологію нейронних мереж, які здатні навчатися на основі співвідношень «вхід–вихід», а тому можуть забезпечувати простіше вирішення складних задач керування. Крім того, їх базові елементи – нейрони – є нелінійними елементами, і саме тому нейронні мережі в своїй основі – це нелінійні системи, які можуть успішно виконувати задачі керування нелінійними об'єктами.

Зокрема на сьогодні активно розвиваються робототехнічні системи, які за своєю суттю є нелінійними. За експериментальними дослідженнями динаміки плеча (руки) робота, що рухається в одному із шести можливих напрямів (так званою одного каналу керування), було встановлено [1], що її можна описати нелінійним рівнянням другого порядку, а саме: з вільним членом синусоїдального характеру

$$\frac{d^2y}{dt^2}+2\frac{dy}{dt}+10\sin y=u(t), \qquad (1)$$

де y – реакція об'єкта керування на вхідний сигнал керування u, тобто в усталеному режимі залежність між вхідною та вихідною величинами є нелінійною

$$y=\frac{1}{10}\arcsin u. \qquad (2)$$

На сьогодні досить ґрунтовно досліджені лінійні динамічні об'єкти, опрацьовано методи керування ними. Щодо нелінійних, то відомі певні приклади застосування до них методологій штучного інтелекту.

Наші ж зусилля були спрямовані на створення динамічної нейронної мережі, яка повинна виконувати функції контролера з широко поширеним пропорційно – інтегрально – диференційним законом керування [2].

Для керування такими системами надаються нейронні контролери з використанням адаптивних методів навчання [3]. Різноманітні методи адаптивного керування передбачають використання ряду параметрів або заданих користувачем поліноміальних коефіцієнтів, які потрібно вибрати чи попередньо налаштувати, здебільшого методом проб і помилок. Ввівши в схему керування нейронну мережу, досягнемо оперативного налаштовування вибраних параметрів. Таким чином, стратегія керування з самоналаштовуваними нейронними контролерами може використовуватися в багатьох традиційних технологіях керування. При керуванні з використанням змінних у часі навчальних зразків протягом функціонування системи необхідно застосовувати спеціальні алгоритми навчання з різними формами функції похибки, а процес навчання мережі в реальному часі здебільшого є обов'язковим.

Щодо можливості використання адаптивних методів навчання нейронних контролерів попередниками вже згадувалося, проте без конкретизування реалізації системи керування рухом руки робота [3]. Описано також адаптивний нейронний контролер, проте його навчання не відбувається в динамічному режимі [4].

Наші дослідження спрямовані на пошук можливостей підвищення швидкості встановлення вагових коефіцієнтів нейронного контролера при забезпеченні заданих характеристик системи як в статичному, так і в динамічному режимах.

Синтез нейронного ПІД– контролера з використанням адаптивних методів навчання

У системі автоматичного керування з використанням ПІД–контролера (рис. 1) [3] параметри схеми (k_c – коефіцієнт пропорційності, T_i – стала інтегрування, T_d – стала диференціювання) налаштовуються у відповідності з бажаним вихідним сигналом.

Як відомо [2], керуючий вхідний сигнал $u(\tau)$ ПІД–контролера задається виразом

$$u(\tau)=k_c\left(e(\tau)+\frac{1}{T_i}\int_0^{\tau}e(\tau')d\tau'+T_d\frac{de(\tau)}{d\tau}\right). \qquad (3)$$

Вираз (3) вказує на те, що пропорційна дія пов'язана з поточною похибкою, інтегруюча – з попередньою історією похибки, а диференціююча – з майбутньою поведінкою похибки. Під кутом зору оцінки впливу цих складових на формування керуючого сигналу пропорційна, інтегруюча і диференціююча дії відповідають фільтруванню, згладжуванню і прогнозуванню похибки в цьому сигналі.

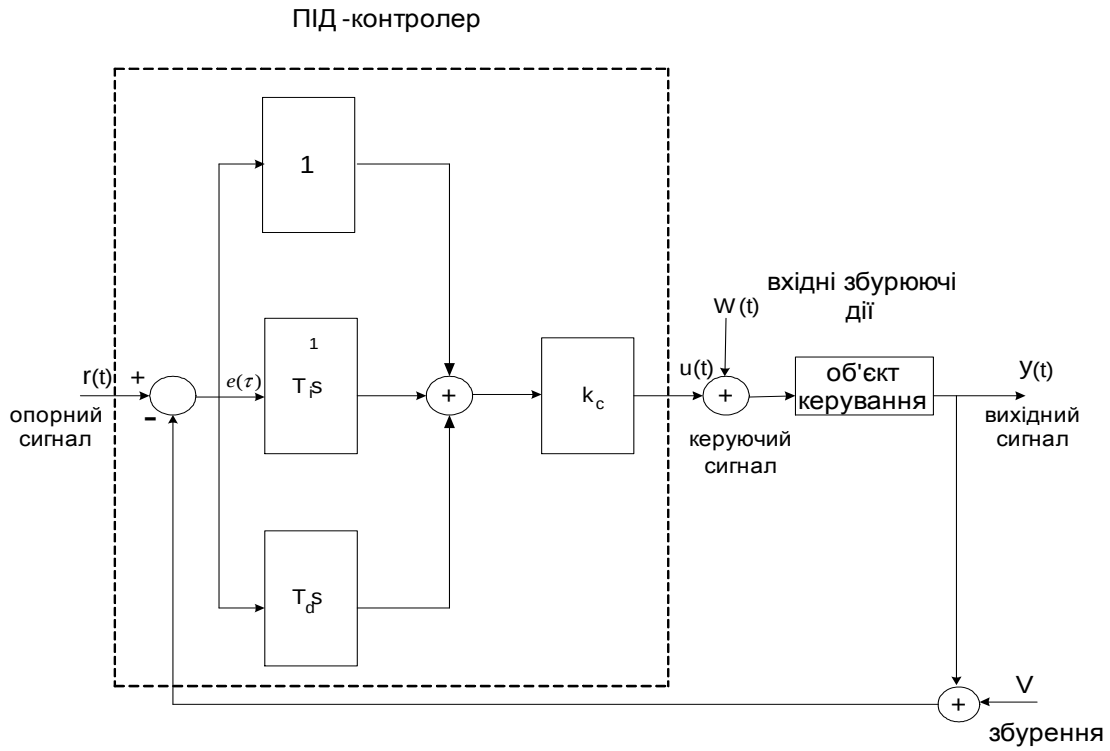


Рисунок 1 – Схема системи керування з використанням ПІД–контролера

В структурі системи керування, реалізованої на основі ПІД–контролера, нейронна мережа використовується для мінімізації похибки через налаштовування коефіцієнтів ПІД–контролера.

Для моменту часу *t* рівняння (3) в дискретній формі матиме такий вид:

$$u(t) = k_c \left[\begin{array}{l} e(t) + \frac{1}{T_i}\left[u(t-1) + \frac{T_s}{2}\left(e(t)+e(t-1)\right)\right] \\ \quad + \frac{T_d}{T_s}\left(e(t)-e(t-1)\right) \end{array} \right], \quad (4)$$

де T_5 – тривалість вибірки, $e(...)$ та $u(t)$ – похибка та вихідна величина у відповідні моменти часу.

Для моменту часу (*t–1*), за умови, що $e(\tau) \to e(t)$, рівняння ПІД–контролера в дискретній формі можна представити наступним чином:

$$\begin{array}{l} u(t) = u(t-1) + K_p(e(t)-e(t-1)) + \\ +K_I e(t) + K_D(e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)), \end{array} \quad (5)$$

$$e(t) = r(t) - y(t), \quad (6)$$

де $r(t)$ – заданий (бажаний) вихідний сигнал об`єкта керування, K_P – коефіцієнт пропорційності, K_D – коефіцієнт при похідній, K_I – коефіцієнт для інтегральної складової.

В даному випадку при реалізації ПІД–закону керування нейронна мережа в процесі функціонування системи неперервно налаштовує коефіцієнти контролера, який введено безпосередньо в основний контур системи з метою забезпечення заданих значень регульованої величини.

Щоб отримати алгоритм самоналаштовування ПІД–контролера, задано функцію *E*, яка підлягає мінімізації, у такому вигляді [3]:

$$E = \frac{1}{2} e^2(t+1). \quad (7)$$

Алгоритм навчання для пошуку відповідних значень ПІД–коефіцієнтів реалізовано з використанням відомої тришарової нейронної мережі (рис. 2) [3].

Якщо вихідні сигнали нейронної мережі, які є величинами K_P, K_I, K_D, позначити через $O(1)$, $O(2)$ і $O(3)$, відповідно, тоді на основі алгоритму найшвидшого спуску [3] з

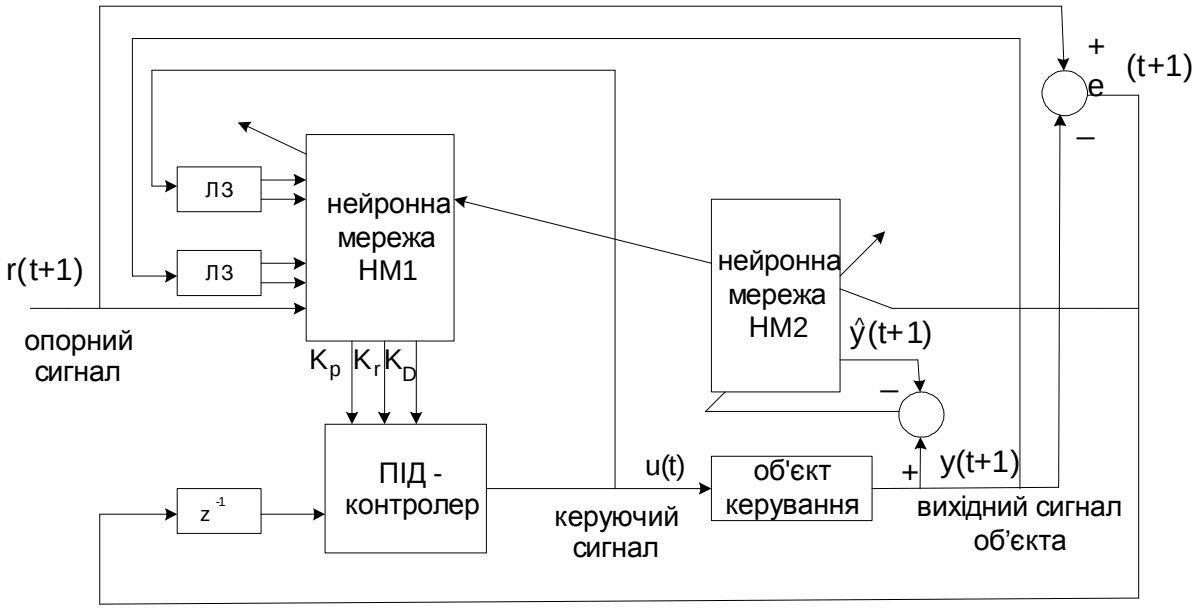


Рисунок 2 – Схема нейронного ПІД–контролера з адаптацією

урахуванням того, що $O(1) = K_p$, $O(2) = K_I$ і $O(3) = K_D$ отримаємо співвідношення

$$\delta_k = e(t+1)\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} O(k)(1-O(k))\frac{\partial u(t)}{\partial O(k)}, \quad (8)$$

де $\dfrac{\partial u(t)}{\partial O(k)}$ приймає значення: $\{e(t)-e(t-1);\ e(t);\ e(t)-2e(t-1)+e(t-2)\}$.

Таким чином, для вихідного шару нейронної мережі матимемо приріст вагових коефіцієнтів

$$\Delta w_{kj}(t+1) = -\eta\delta_k O_j + \alpha\Delta w_{kj}(t), \quad (9)$$

де $\delta_k = e(t+1)\dfrac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} O(k)(1-O(k))\dfrac{\partial u(t)}{\partial O(k)}$.

Зауважимо, що в даній схемі контролера з адаптуванням нейронна мережа НМ1 використовується для визначення коефіцієнтів ПІД – контролера, а мережа НМ2 – для визначення якобіана системи [3].

Відповідно, виходячи з ланцюгового правила, вираз для визначення приростів вагових коефіцієнтів прихованого шару нейронної мережі матиме такий вигляд:

$$\Delta w_{kj}(t+1) = \eta\delta_j O_i + \alpha\Delta w_{ji}(t), \quad (10)$$

де $\delta_j = -\dfrac{\partial E}{\partial net_j} = \sum_k \delta_k w_{kj} O_j(1-O_j)$ і

$$net_k = \sum_j W_{kj} O_j + \theta_k .$$

Для визначення складової δ_k у виразі (8) необхідно знати якобіан об’єкта керування $\partial y(t+1)/\partial u(t)$, а один із можливих способів його обчислення полягає у використанні емулятора, виконаного на базі додаткової нейронної мережі НМ1 (рис. 2).

Розглянемо можливість реалізації ПІД–контролера на базі нейронної мережі для випадку його безпосереднього використання в замкненому контурі системи. Враховуючи те, що динамічна нейронна мережа повинна виконувати функції ПІД–контролера, побудуємо модель нейронної мережі на основі співвідношення:

$$U(t) = K_P\Delta y(t) + K_D\frac{d\Delta y(t)}{dt} + K_I\int_0^t \Delta y(\tau)d\tau, \quad (11)$$

де $U(t)$ – вихідний сигнал контролера, $\Delta y(t)$ – сигнал похибки розузгодження при похідній.

Передавальна функція контролера є такою:

$$W(S) = \frac{U(S)}{\Delta y(S)} = K_P + K_D S + \frac{K_I}{S}. \quad (12)$$

Синтез ПІД–контролера полягає у визначенні коефіцієнтів K_P, K_D і K_I. Для переходу від неперервної до дискретної моделі замінимо [5] у співвідношенні (12) оператор S на вираз $\frac{(1-z^{-1})}{\Delta t}$, а, провівши ряд математичних перетворень, одержимо різницеве рівняння

$$U_k = W_{11}\Delta y_k + W_{12}\Delta y_{k-1} + \\ +W_{13}\Delta y_{k-2} + W_{14}\Delta U_k. \quad (13)$$

З метою забезпечення можливості формування вхідних і вихідних навчальних послідовностей у заданий і у попередній моменти часу і, враховуючи, що $\Delta y(t) = r(t) - y(t)$, зведемо співвідношення (13) до виду

$$U_k = W_{11}r_k + W_{12}r_{k-1} + W_{13}r_{k-2} + W_{14}y_k + \\ +W_{15}y_{k-1} + W_{16}y_{k-2} + W_{17}U_{k-1}. \quad (14)$$

На основі співвідношення (10) побудовано структурну схему нейронного контролера (рис. 3).

Формування послідовностей для навчання нейронної мережі в середовищі Matlab SIMULINK здійснювалось на основі співвідношення (6) з врахуванням того, що повний набір даних для проведення однієї процедури навчання при використанні функції train отримується на основі відповідних вхідних і задаючих сигналів, знятих з виходу еталона, а також зі входу та виходу системи в даний і всі попередні моменти часу.

Навчання нейронного ПІД–контролера в середовищі Matlab SIMULINK проводиться за допомогою функції train при підведенні до входу контролера сигналів у вигляді гладких і стрибкоподібних функцій з використанням методу прогнозованої похибки (рис. 4). Навчання показало, що в процесі функціонування системи протягом трьох одиниць машинного часу мінімізується середня квадратична похибка із забезпеченням при цьому бажаної збіжності процесу навчання як при підведенні сигналів у вигляді гладких функцій (рис. 5, *а*), так і при використанні сигналів у вигляді стрибкоподібних функцій (рис. 5, *б*).

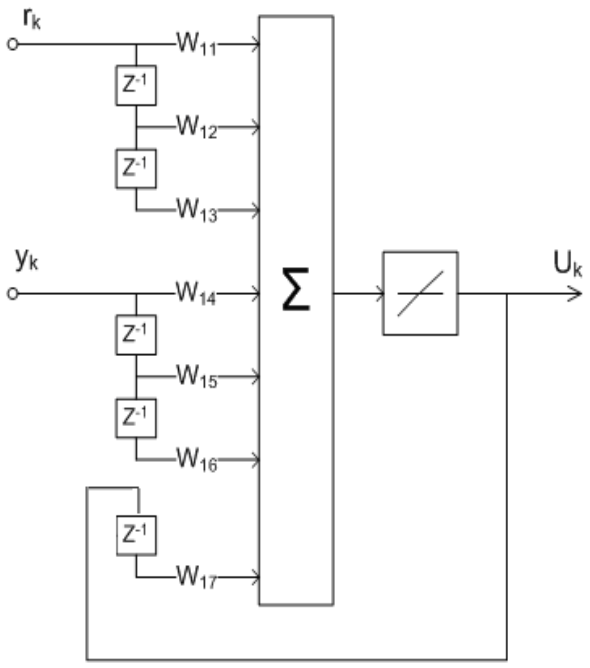


Рисунок 3 – Структурна схема нейронного ПІД–контролера

Максимальні відхилення регульованої величини від величини на виході еталона сягають значень +0,02 – у випадку подачі на вхід системи сигналів у вигляді гладких функцій в діапазоні ±0,8 (рис. 6, *а*), а при дії зовнішніх впливів на виході об’єкта у вигляді стрибкоподібної функції з амплітудним значенням рівним 0,1. Абсолютна похибка в момент подачі збурення має значення рівне ±0,1, тоді як в процесі адаптації за 5 одиниць машинного часу її значення зменшується до 0,01 (рис. 6, *б*).

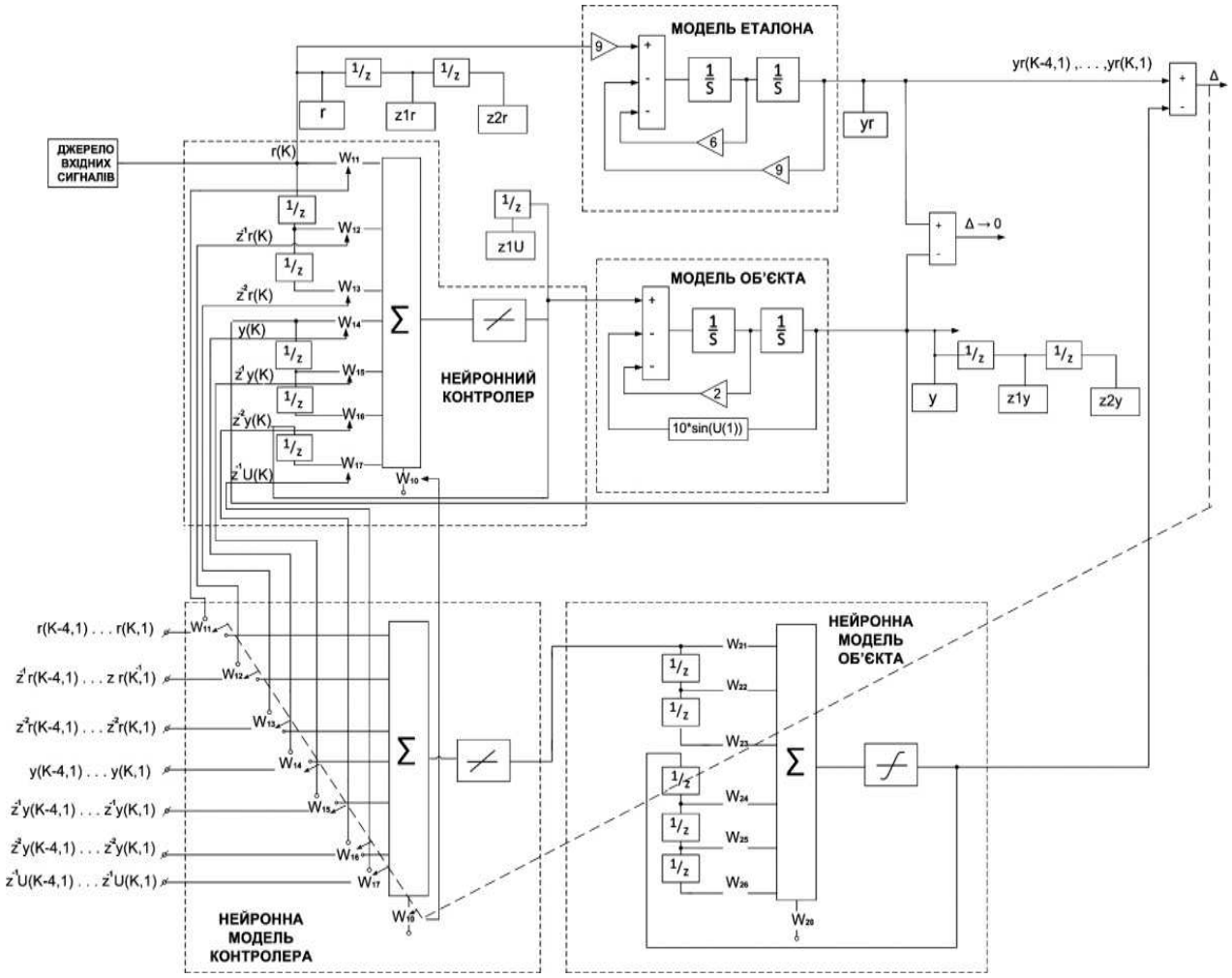
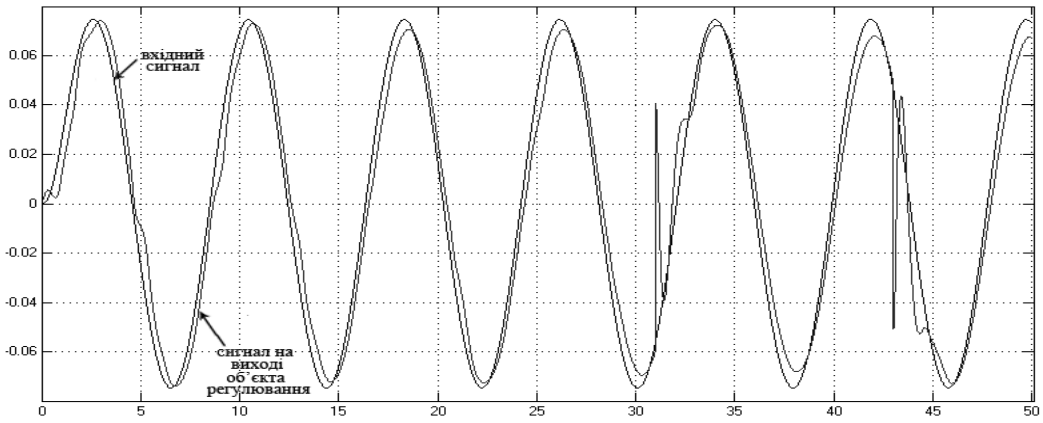
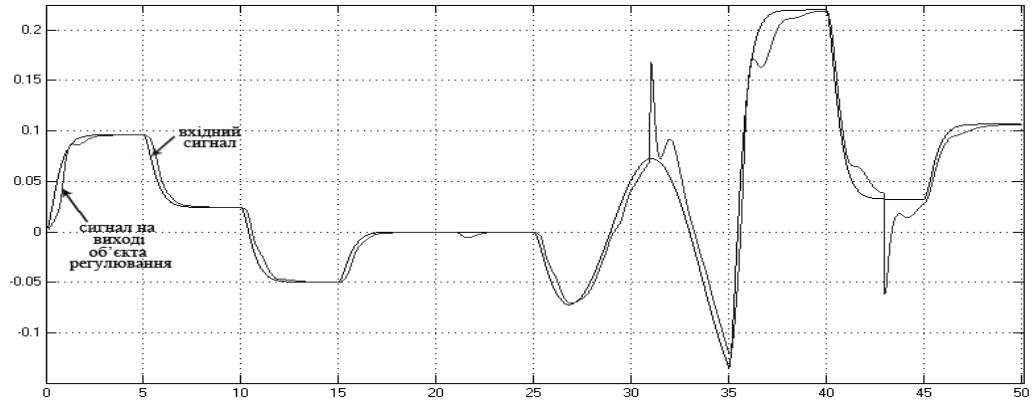


Рисунок 4 – Узагальнена схема адаптивного навчання нейронної моделі ПІД–контролера при використанні функції train

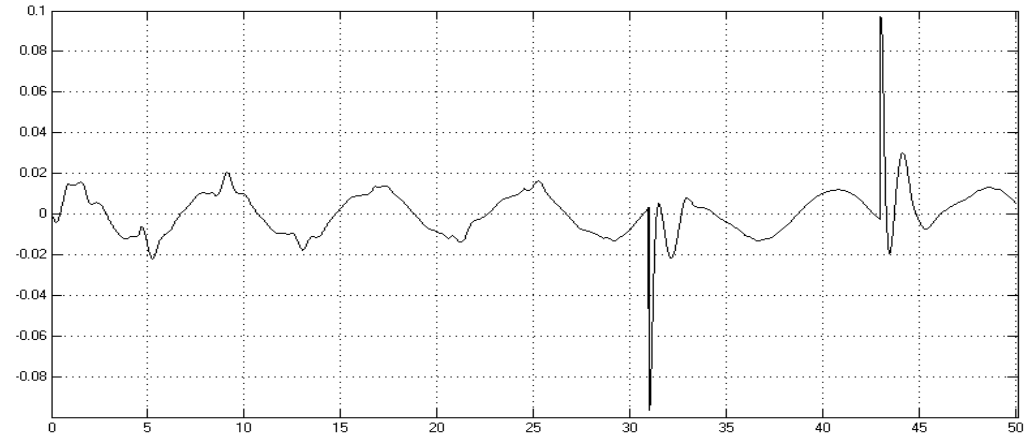


а)

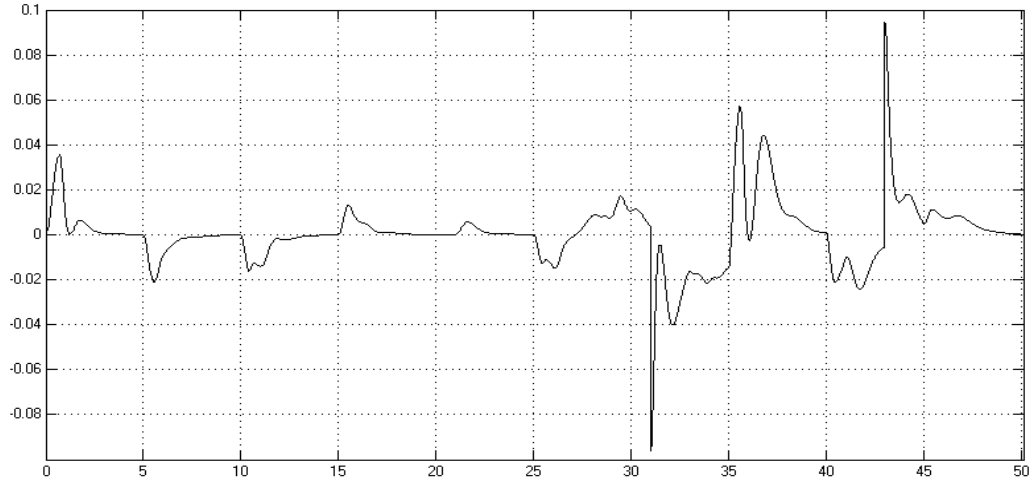


б)

Рисунок 5 – Результати моделювання системи з використанням для навчання нейронного ПІД–контролера вхідних сигналів у вигляді гладких (*а*) та стрибкоподібних (*б*) функцій



а)



б)

Рисунок 6 – Відхилення регульованої величини від вихідної величини еталона при подачі на вхід системи сигналів у вигляді гладких (*а*) та стрибкоподібних (*б*) функцій

ВИСНОВКИ

Підвищення швидкості встановлення отриманих вагових коефіцієнтів нейронного контролера при дотриманні заданих характеристик системи як в динамічному, так і статичному режимах в процесі моделювання забезпечується використанням функції train як альтернативної до функції adapt при навчанні нейронної мережі в середовищі Matlab.

На підставі результатів моделювання системи можна вважати, що при використанні функції train досягається збіжність процесу навчання нейронного контролера, а отже, забезпечуються необхідні задані показники функціонування системи в статичному і динамічному режимах.

1. Fu K. S. Robotics: Control, Sensing / Fu K. S., Gonzalez R.C., Lee C.S.G / Vis. McGraw–Hill Education (India) Pvt Limited, 1988, 580 p. 2. Woschni E.G. Messdynamik / Woschni E.G. / Leipzig: Hirzel Verlag, 1964. – 288 p. 3. Сигеру О. Нейроуправление и его приложения: Пер. с англ. Н. В. Батина под общ. ред. А. И. Галушкина и В. А. Птичкина / Сигеру О., Марзуки К., Рубия Ю. – М: ИПРЖР, 2000. – 272с.: (Серия «Нейрокомпьютеры и их применение». Кн. 2). 4. Bing Chen. Novel adaptive neural control design for nonlinear MIMO time–delay systems /Bing Chen, Xiaoping Liu, Kefu Liu, Chong Lin / Automatica 45 (2009) P. 1554 – 1560. 5. Дорожовець М.М. Уніфікуючі перетворювачі інформаційного забезпечення мехатронних систем: Навч. посібник / М.М. Дорожовець, О.В. Івахів, В.О. Мокрицький. – Львів: Видавництво Національного університету "Львівська політехніка", 2009. – 304с.

Поступила в редакцію 03.06.2013р.

Рекомендував до друку докт. техн. наук, проф. Походило Є. В.