

## СИНТЕЗУВАННЯ ІНВЕРСНО-ДИНАМІЧНОГО НЕЙРОННОГО КОНТРОЛЕРА НА ОСНОВІ ПРОГНОЗОВАНОЇ ПОХИБКИ

*В роботі синтезовано інверсно-динамічний нейронний контролер на основі прогнозованої похибки і приведено результати моделювання (MatLab) системи з використанням для його навчання функцій *adapt* та *train*.*

*In this paper the inverse-dynamic neural controller based on the estimated error is synthesized and the simulation results (MatLab) of the system with controller trained by functions 'adapt' and 'train' is given.*

### 1. ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

В системах керування з дискретним часом період дискретизації  $T$  вибирають виходячи з міркувань, що частота дискретизації  $2\pi/T$  повинна значно перевищувати максимальну частоту системи з неперервним часом. Як правило, збільшення частоти дискретизації приводить до покращення характеристик системи, але таке покращення перестає бути ефективним при досягненні частотою дискретизації значень, при яких частотна характеристика системи досягає насичення. В звичайних адаптивних системах керування корекція адаптивних елементів, як правило, проводиться один раз за кожен період дискретизації і тому поняття частоти дискретизації і частоти корекції або адаптації можна не розділяти. Якщо знехтувати обмеженнями на час опрацювання інформації, то можна вважати, що для скорочення фактичного часу навчання мережі необхідно підвищувати частоту дискретизації. Але в багатьох практичних випадках перевищення деякої межі частоти дискретизації недопустиме або небажане. Наприклад, в звичайних промислових хімічних уставах, як правило, інтерес викликають процеси, пов'язані з великими значеннями часових констант. При цьому не слід використовувати високу частоту дискретизації, оскільки це може викликати надлишковість інформації. Використання дуже високих частот дискретизації може привести до повного переналаштування системи керування і при тому виникне необхідність врахування власних процесів і перехідних явищ, якими при менших частотах дискретизації можна було б нехтувати. Другий приклад систем, в яких не можна використовувати високу частоту дискретизації - розподілені системи керування, в яких

---

<sup>7</sup> Національний університет "Львівська політехніка"

<sup>8</sup> Українська академія друкарства

інтервали передачі інформації на пристрій керування і прийому інформації з нього не залежать від тривалості процесів, які протікають в самому пристрої керування.

Хоч період дискретизації  $T$  задає базовий темп роботи системи керування, в системах з ітераційним навчанням частота навчаючих операцій може розглядатись як ще один аргумент для обґрунтування вибору часу навчання мережі. На практиці період дискретизації  $T$  зазвичай перевищує час  $T_L$ , який витрачається на одну навчаючу операцію, тобто на корегування всіх вагових коефіцієнтів мережі; в міру появи реалізацій багат шарових мереж з більш високою швидкістю (за рахунок покращення їх програмної або апаратної реалізації) відношення  $T/T_L$  підвищується. Таким чином, якщо є відповідна інформація про вхід і вихід об'єкта керування, і пріоритетним є тільки час навчання мережі, то за період дискретизації може виконуватися декілька навчальних операцій. Зазвичай найпростіший підхід, який полягає у виконанні однієї кореляції за період дискретизації, пов'язаний з непродуктивними затратами часу опрацювання інформації. Проблема полягає в тому, яким чином вибрати навчальні дані, як використати наявний час для раціонального навчання нейронної мережі, тобто для навчання, яке має підвищити ефективність керування.

В роботі [1] розглянуто особливості формування навчальних послідовностей для реалізації процедури навчання нейронних контролерів на основі прогнозованої похибки, але не приведено результатів їх моделювання. Тому дана стаття напрямлена на синтезування інверсно-динамічного нейронного контролера на основі прогнозованої похибки і моделювання системи в середовищі *Matlab* з використанням для його навчання функцій *adapt* та *train*.

## 2. ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

При побудові контролера будемо вважати, що об'єкт описується нелінійним диференційним рівнянням другого порядку [2]:

$$\frac{d^2 y}{dt^2} + 2 \frac{dy}{dt} + 10 \sin y = U$$

і на основі реалізації його інверсно-динамічної моделі необхідно синтезувати нейронний контролер, вагові коефіцієнти якого протягом функціонування системи змінюються у напрямку забезпечення заданої динаміки процесу в об'єкті.

Узагальнена схема адаптивного навчання нейронної моделі інверсно-динамічного контролера в середовищі *Matlab* і передачі значень вагових коефіцієнтів, які одержані в процесі навчання на кожному

кроці, в модель нейронного контролера середовища *Simulink* наведена на рис. 1.

Оскільки об'єкт керування описується диференційним рівнянням другого порядку, то прийmemo  $q=3$ ,  $p=2$ , тобто нейронний контролер буде мати  $m=q+p+1=3+2+1=6$  входів і 1 вихід.

В середовищі *Matlab* за допомогою функції пакету *Neural Network Toolbox* здійснюється процес адаптації. Після кожного циклу адаптації значення вагових коефіцієнтів нейронного контролера, який реалізовано в середовищі *Matlab*, копіюються і передаються у відповідні позиції схеми нейронного контролера, побудованого в середовищі *Simulink*.

Процес навчання нейронного контролера в середовищі *Matlab* здійснювався з використанням функцій адаптації і групового навчання.

По завершенні процедури адаптації, яка реалізується за допомогою функції *adapt* після подачі на входи і виходи нейронної мережі, яка побудована в середовищі *Matlab* і складається з послідовно включених нейронного контролера і навченого в процесі ідентифікації нейронного емулятора, здійснюється корекція вагових коефіцієнтів нейронного контролера у напрямку мінімізації середньоквадратичної похибки між вхідними сигналами еталона і емулятора. За перші дві ітерації кожного періоду дискретизації корекція вагових коефіцієнтів нейронного контролера в середовищі *Matlab* відбувається на базі сформованих з врахуванням історії протікання процесу і записаних у пам'яті вихідних сигналів еталона і вхідних та вихідних сигналів емулятора в попередні моменти часу, а остання третя корекція нейронного контролера здійснюється з використанням числових послідовностей, до складу яких входять отримані в даний момент часу вихідні сигнали реальних еталона і об'єкта або їх математичних моделей.

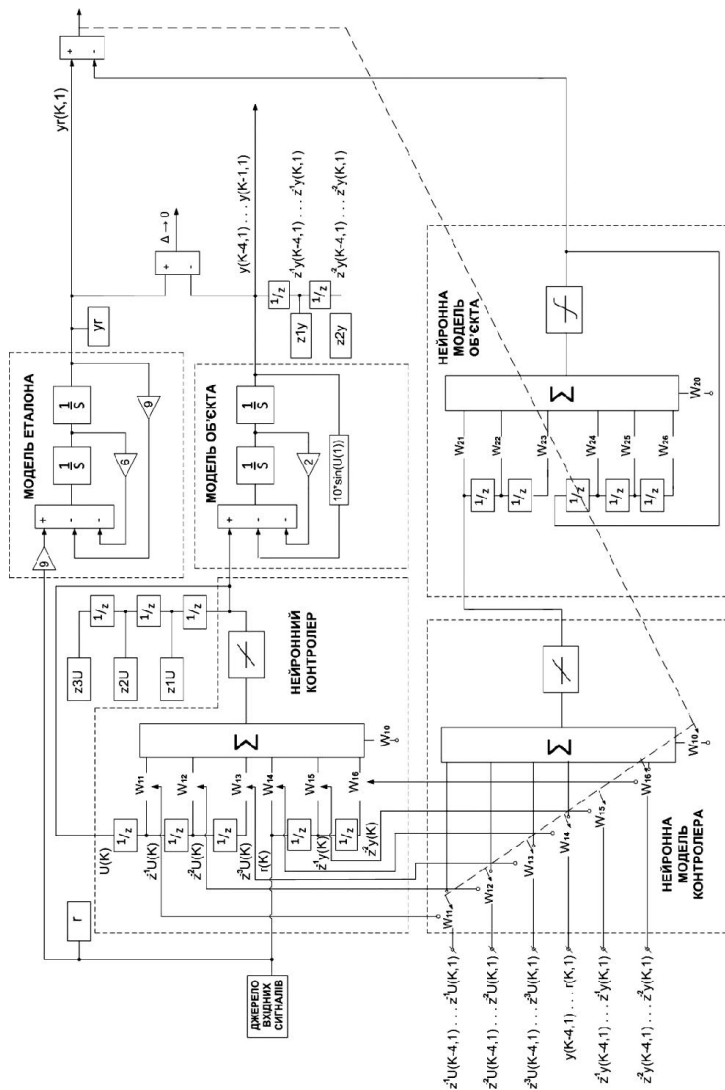


Рис. 1. Узагальнена схема адаптивного навчання інерсно-динамічного нейронного контролера

При груповому навчанні нейронного контролера в середовищі *Matlab*, яке здійснюється з використанням функції *train*, до входу і виходу нейронної мережі, виконаної на базі послідовно з'єднаних

нейронного емулятора і ненавченого нейронного контролера, корекція вагових коефіцієнтів якого проводиться, підводяться сформовані на стадії навчання відповідно до історії розвитку процесу в системі вхідні і задаючі числові послідовності і після проходження останньої пари сигналів здійснюється корекція вагових коефіцієнтів нейронного контролера у напрямку мінімізації середньоквадратичної похибки.

Формування вхідних і вихідних послідовностей навчання контролера в середовищі *Matlab* при використанні функції адаптації і групового навчання здійснюються відповідно до схем, описаних в [1].

Результати моделювання системи, навчання нейронного контролера в якій виконувалося з використанням функції *adapt* наведені на рис. 2, а і рис. 2, б.

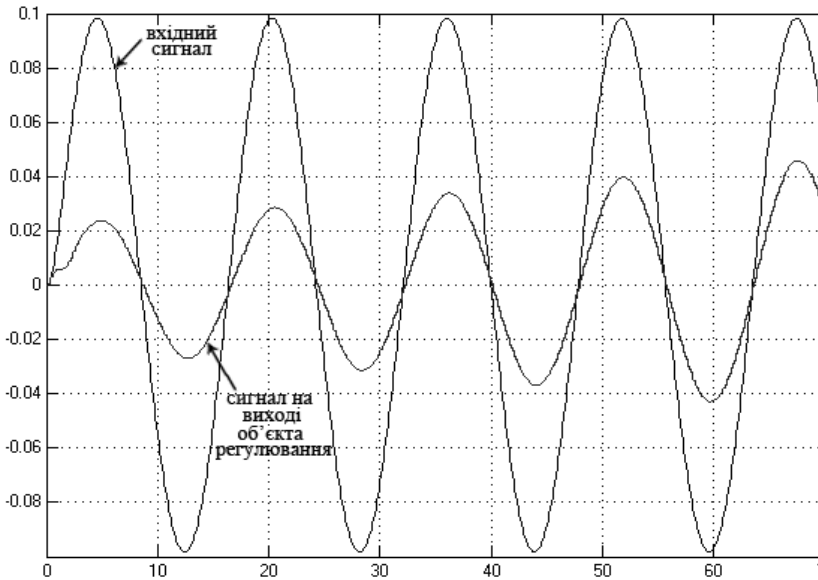


Рис. 2, а. Результати моделювання системи з використанням для навчання нейронного контролера функції *adapt* при подачі вхідних сигналів у вигляді гладких функцій

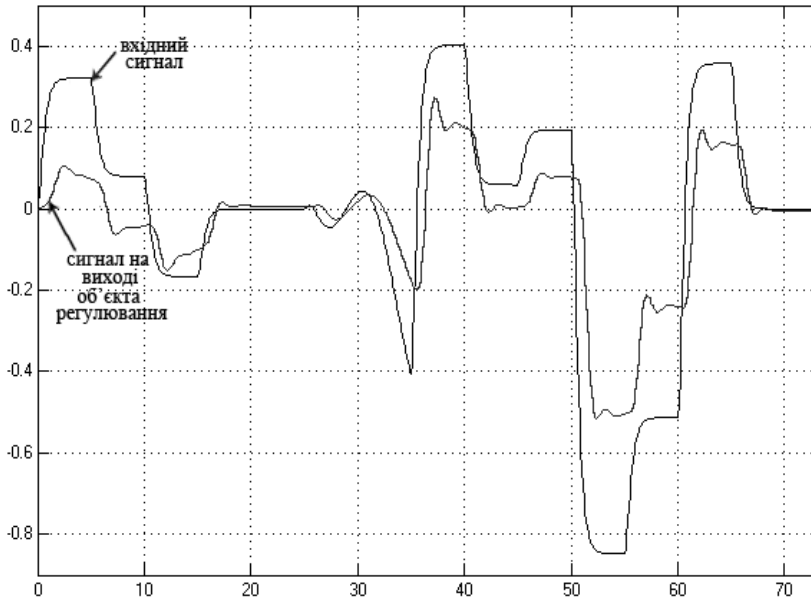


Рис. 2, б. Результати моделювання системи з використанням для навчання нейронного контролера функції *adapt* при подачі вхідних сигналів у вигляді стрибкоподібних функцій

З отриманих результатів моделювання випливає, що в процесі навчання нейронного контролера з використанням функції *adapt*, як при підведенні до входу нейронного контролера сигналів у вигляді гладких функцій так і при подачі сигналів у вигляді функцій, близьких до стрибкоподібних за час функціонування системи, не вдається забезпечити наближення вихідної величини об'єкта до значень вихідної величини еталона, що вказує на те, що функція *adapt* в принципі не може забезпечити сходження процесу навчання при моделюванні системи.

Таким чином, застосування функції *adapt* для навчання нейронних мереж, на базі яких реалізуються контролери для керування процесами в малоінерційних об'єктах, є неефективним, і, як наслідок, використання вказаної функції для навчання нейронних мереж у випадках, коли на інтервалі дискретизації на процес адаптації мережі виділяється обмежений час, є недоцільним. З метою забезпечення підвищення швидкодії процесу встановлення вагових коефіцієнтів нейронного контролера і забезпечення отримання числових значень цих коефіцієнтів такими, при яких забезпечуються задані характерис-

тики системи в динамічному і статичному режимах в процесі моделювання, при навчанні нейронної мережі в середовищі *Matlab*, як альтернатива функції *adapt* використовується функція *train*.

Процедура формування навчальних вхідних і вихідних послідовностей при використанні функції *train* аналогічна до процедури формування таких послідовностей для випадку навчання з застосуванням функції *adapt*.

Результати моделювання системи навчання нейронного контролера, в якій виконувалося з використанням функції *train* наведені на рис. 3, а і рис. 3, б.

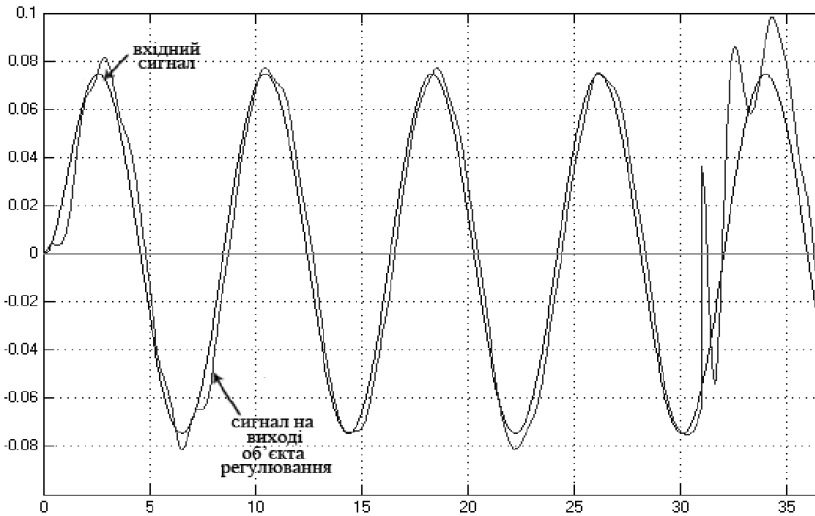


Рис. 3, а. Результати моделювання системи з використанням для навчання нейронного контролера функції *train* при подачі вхідних сигналів у вигляді гладких функцій

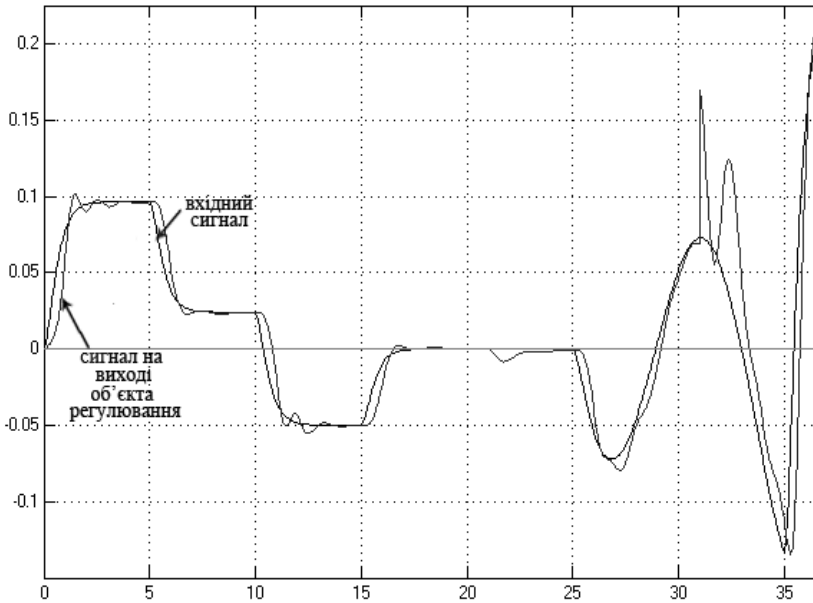


Рис. 3, б. Результати моделювання системи з використанням для навчання нейронного контролера функції *train* при подачі вхідних сигналів у вигляді стрибкоподібних функцій

На основі результатів моделювання системи з використання функції *train* можна зробити висновок про те, що за перших 5 тактів дискретизації при подачі на вхід мережі сигналів у вигляді гладких функцій так і стрибкоподібних сигналів, вагові коефіцієнти нейронного контролера досягають числових значень, при яких система входить в стаціонарний режим роботи, забезпечуючи при тому слідкування вихідних величин об'єкта за вихідною величиною еталона з динамічною похибкою приблизно 20% і похибкою в усталеному режимі 4%. В процесі моделювання проводилося дослідження впливу зовнішніх факторів на процес в системі. Фактори зовнішнього середовища у вигляді стрибкоподібних функцій у певні моменти часу підводились до входів і виходів керованого нейронним контролером об'єкта. Оцінка реакції системи на дію стрибкоподібних функцій проводилась на основі отриманих в процесі моделювання числових значень відхилень регульованої величини від вихідної величини еталона.

При подачі на вхід об'єкта в процесі моделювання системи стрибкоподібної функції, величина якої досягає значення 0,1 – на його виході виникає відхилення регульованої величини від встановленого



значення з амплітудою 0,08 і тривалістю 0,4сек. Реакція системи на дію стрибкоподібної функції, яка підводиться до виходу об'єкта, приймає значення 0,1 та має вигляд загасаючих коливань з початковою амплітудою 0,1 і тривалістю 2,05 сек.

### 3. ВИСНОВКИ

Встановлено, що в процесі навчання нейронного контролера з використанням функції *adapt*, як при підведенні до входу нейронного контролера сигналів у вигляді гладких функцій так і при подачі сигналів у вигляді функцій, близьких до стрибкоподібних за час функціонування системи, не вдається забезпечити наближення вихідної величини об'єкта до значень вихідної величини еталона, що вказує на те, що функція *adapt* в принципі не може забезпечити сходження процесу навчання при моделюванні системи і, як наслідок, використання вказаної функції для навчання нейронних мереж, на базі яких реалізуються контролери для керування процесами в малоінерційних об'єктах, є недоцільним.

При використанні функції *train* досягається збіжність процесу навчання нейронного контролера і, як наслідок, забезпечуються необхідні задані показники функціонування системи в статичному і динамічному режимах.

1. Наконечний М. В. Особливості формування навчальних послідовностей для навчання нейронних контролерів на основі прогнозованої похибки вихідного сигналу / Наконечний М. В. // Збірник наукових праць Української академії друкарства "Комп'ютерні технології друкарства". - 2012. - №28. - С.23-30.
2. 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.