

**АВТОМАТИЗАЦІЯ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЯ ПРИЛАДОБУДУВАННЯ**

УДК 681.5.013

**ДОСЛІДЖЕННЯ СТІЙКОСТІ СИСТЕМИ З НЕЙРОКОНТРОЛЕРОМ**

*Наконечний М. В., Гірняк Ю. Б., Івахів О. В., Репетило Т. М.  
Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна  
oresti@polynet.lviv.ua, tarasrepetylo@gmail.com*

*Здебільшого динаміка об'єктів систем автоматичного керування описується нелінійними рівняннями. Зокрема, електропривід руки робота, виконавчим механізмом якого є електричний двигун постійного струму – це один з таких прикладів. На сьогодні апарат теорії нейронних мереж дозволяє враховувати такі нелінійності. Використовуючи методологію теорії цифрового фільтрування, запропоновано цілеспрямовано формувати структуру вхідного кола контролера, яке визначається вибраним законом керування, в нашому випадку - пропорційно-інтегрально-диференціальним.*

*В статті, виходячи з бажаної динаміки процесу, обґрунтовано вибір математичної моделі еталона, описано навчання нейронної мережі з використанням алгоритму оберненого розповсюдження похибки. Для забезпечення потрібних динамічних показників процесу керування була запропонована модифікація вхідних кіл нейронного контролера – розділення входів. В цьому випадку на вхід контролера замість традиційної різниці між вихідним сигналом об'єкта та вхідним сигналом еталона кожен із цих сигналів подавався на свій окремий вхід нейроконтролера і збіжність вихідних сигналів об'єкта та еталона виявилась кращою.*

*Для дослідження стійкості системи з запропонованим нейроконтролером його структуру було переформатовано в еквівалентну замкнену систему, охоплену від'ємним зворотнім зв'язком. Імітаційне моделювання в середовищі Simulink підтвердило стійкість такої системи керування.*

**Ключові слова:** *нейронний контролер, динамічний об'єкт, нейронні мережі, нелінійна система.*

**Вступ**

Як відомо, об'єкти систем автоматичного керування, наприклад, двигуни, генератори, печі, об'єкти хімічної і нафто-хімічної промисловості, здебільшого описуються нелінійними диференціальними рівняннями, і лише при незначних відхиленнях досліджуваних величин від номінальних значень таку систему можна наближено розглядати як лінійну. Крім того, для більшості механічних систем не враховуються такі принципово нелінійні явища, як сухе тертя, вплив люфтів і обмежень, хоча при докладнішому вивченні процесів, які відбуваються в системах, врахування нелінійності характеристик елементів системи стає пріоритетним. На сьогодні досить ґрунтовно досліджені лінійні динамічні об'єкти [1-4], опрацьовано методи керування ними.

Математичний апарат аналізу нелінійних систем пов'язаний із дослідженням та розв'язуванням нелінійних диференціальних рівнянь, теорія яких базується на використанні спеціалізованих чисельних підходів, кожен з яких опрацьовано для якогось певного виду рівняння, що описує систему. Складність отримання розв'язків нелінійних диференціальних рівнянь

спричинила розроблення ряду наближених методів, що дозволяють формувати висновки щодо характеру процесів, які відбуваються в системі. При цьому нелінійні характеристики реальних елементів системи замінюють ідеалізованими, які залежать як від характеристики нелінійного елемента, так і від вибраного методу аналізу системи. При цьому здійснюється двоетапне наближення: спершу – складання нелінійних диференціальних рівнянь, які наближено, але задовільно, описують роботу системи, а згодом – наближений розв’язок цих рівнянь. Для розв’язування нелінійних диференціальних рівнянь, окрім аналітичних і графічних методів, широко використовують методи моделювання, а також чисельне розв’язання задач з використанням цифрових обчислювальних засобів. Апарат теорії нейронних мереж [5-7] дозволяє врахувати вищезазначені нелінійності, реалізуючи певні функціональні відображення за допомогою суперпозиції від лінійної комбінації функцій активації. Зокрема, електропривід руки робота, виконавчим механізмом якого є електричний двигун постійного струму з керуванням у колі якоря – це саме приклад такого нелінійного об’єкта. Положення руки робота повністю визначається кутом повороту вихідного валу двигуна, до якого вона під’єднана за допомогою зубчастої або черв’ячної передачі. В цьому випадку до моменту інерції ротора двигуна необхідно додати зведений момент інерції руки робота, а до моменту діючих сил - зведений до валу двигуна момент сил опору, які діють на руку робота. Тобто, треба при складанні рівнянь динаміки об’єкта керування ввести складові, які враховують зведену масу руки і дію зведених до неї сил. Також вважатимемо, що двигун навантажено моментом в’язкого тертя та позиційним моментом типу повороту руки робота. Отже, результуюче рівняння двигуна постійного струму з незалежним збудженням з врахуванням моменту в’язкого тертя і моменту типу повороту руки робота є нелінійним диференціальним рівнянням другого порядку.

Лінеаризація отриманого рівняння приводить до його значного спрощення, однак при цьому не враховується нелінійність характеристик двигуна, як одна із особливостей, що найсуттєвіше впливає на поведінку двигуна, як в перехідному, так і в стаціонарному режимах роботи. Тому в систему автоматичного регулювання рукою робота як нелінійного об’єкта впроваджено нейронний контролер (рис. 1). А саме: керуючись диференціальним рівнянням, за допомогою якого описується об’єкт керування, можна однозначно визначити таку конфігурацію входів динамічної нейронної мережі, яка забезпечує відтворення процесу, що відповідає розв’язанню цього рівняння. Така структура динамічної нейронної мережі для відтворення лінійного диференціального рівняння визначається застосуванням до цього рівняння Z-перетворення в різницевій формі подання, а нелінійні залежності, що входять в структуру нелінійного диференціального рівняння, реалізуються введенням елементів з нелійними функціями активації між входами та виходами схованих шарів динамічної нейронної мережі [5].

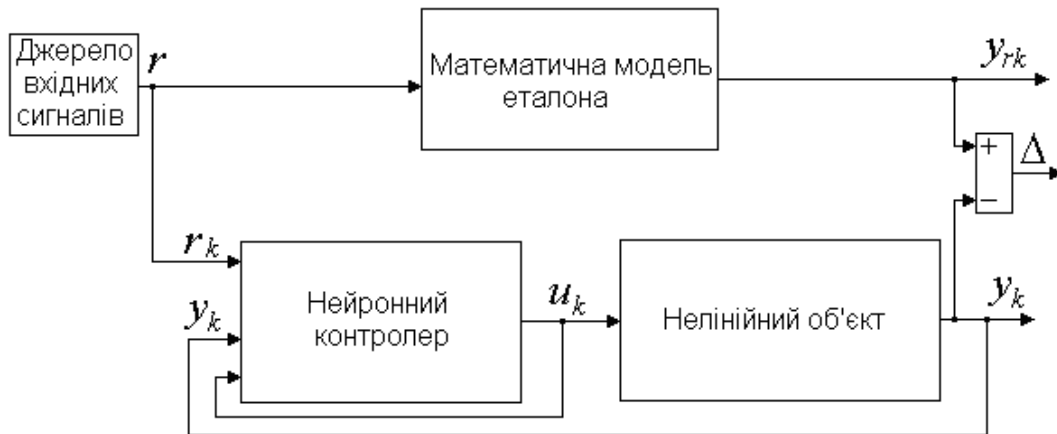


Рис. 1. Схема введення нейронного контролера в систему автоматичного керування

### Формування структури контролера

За результатами [8] експериментальних досліджень динаміки (руки) робота, що рухається в одному із шести можливих напрямків встановлено, що її можна описати нелінійним рівнянням другого порядку, а саме: з вільним членом синусоїдального характеру:

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

тут у реакція об'єкта керування на вхідний сигнал керування  $u$ , тобто в усталеному режимі залежність між вхідною та вихідною величинами - нелінійна

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

Динамічна нейронна мережа повинна виконувати функції контролера з пропорційно-інтегрально-диференціальним законом керування [3], оскільки сигнал керування враховує як поточну зміну значення регульованої величини об'єкта керування, так і її прогнозування (тобто, швидкість зміни) та попередній стан, тобто описується рівнянням

$$u(t) = K_q \frac{d\Delta y(t)}{dt} + K_n \Delta y(t) + K_i \int_0^{T_i} \Delta y(t) dt, \quad (3)$$

тут  $u(t)$  – вихідний сигнал контролера;  $\Delta y(t)$  – різницевий сигнал на вході контролера,  $T_i$  – період інтегрування (його значення добирається за вимогою користувача);  $K_q, K_n$  та  $K_i$  – коефіцієнти, відповідно, при диференціальній, поточній та інтегральній складових формованого сигналу керування.

В операторній формі це рівняння матиме вид

$$U(s) = \left( K_q s + K_n + \frac{K_i}{s} \right) Y(s), \quad (4)$$

тому передавальна функція такого контролера

$$W(s) = U(s)/Y(s) = K_q s + K_n + K_i/s. \quad (5)$$

Динамічна нейронна мережа функціонує як дискретна система, тому цей закон необхідно подати в дискретній формі, скориставшись заміною оператора  $s$  оператором  $z$ , а саме:

$$\begin{aligned} W(z) &= K_q (1 - z^{-1})/\Delta t + K_n + (K_i \Delta t)/(1 - z^{-1}) = \\ &= \frac{1}{(1 - z^{-1})} \left[ \frac{K_q}{\Delta t} (1 - z^{-1})^2 + K_n (1 - z^{-1}) + K_i \Delta t \right] = \\ &= \frac{1}{(1 - z^{-1})} \left[ \left( \frac{K_q}{\Delta t} + K_n + K_i \Delta t \right) - \left( 2 \frac{K_q}{\Delta t} + K_n \right) z^{-1} + \frac{K_q}{\Delta t} z^{-2} \right] = \frac{w_{11} + w_{12} z^{-1} + w_{13} z^{-2}}{1 - w_{14} z^{-1}}, \quad (6) \end{aligned}$$

тут введено позначення  $w_{11} = (K_q + K_n \Delta t + K_i \Delta t^2)/\Delta t$ ;  $w_{12} = -(2K_q + K_n \Delta t)/\Delta t$ ;  $w_{13} = K_q/\Delta t$ ;  $w_{14} = 1$  - відповідні вагові коефіцієнти.

Вагові коефіцієнти нейронної мережі пов'язані з коефіцієнтами рівняння контролера співвідношеннями:  $K_q = w_{13} \Delta t$ ;  $K_n = -(w_{12} + 2w_{13})$ ;  $K_i = (w_{11} + w_{13} + w_{12})/\Delta t$ , тут  $\Delta t$  - крок дискретизування.

Різницеве рівняння, яке відповідає виразу (4), на  $k$ -тому кроці керування матиме вид

$$u_k = w_{11} \Delta y_k + w_{12} \Delta y_{k-1} + w_{13} \Delta y_{k-2} + w_{14} u_{k-1}. \quad (7)$$

Рівняння (7) задає [9] одношарову структуру чотиривходової нейронної мережі з одним суматором та однією лінійною схемою активації (рис. 2), тобто сигнал на її виході

$$u = F(S) = kS,$$

тут  $F$  - функція активації мережі (у даному випадку  $F(S)$  - лінійна функція);

$S = \sum_i w_{1i} x_i$  - сигнал на вході схеми активації;  $x_i$  та  $w_{1i}$  -  $i$ -тий сигнал на вході суматора першого шару нейромережі та його ваговий коефіцієнт, відповідно (в даному випадку  $x_1 = \Delta y_k, x_2 = \Delta y_{k-1}, x_3 = \Delta y_{k-2}, x_4 = u_{k-1}$ ).

Вхідні сигнали суматора формуються за допомогою чотирьох перемножувачів з ваговими коефіцієнтами  $w_{11}, w_{12}, w_{13}$  та  $w_{14}$ , відповідно, та трьох ліній затримки.

Передавальна функція дискретної системи, що містить послідовно з'єднані контролер та об'єкт, охоплені відємним зворотнім зв'язком, визначається рівнянням

$$W(z) = \frac{Y(z)}{R(z)} = \frac{W_o(z)W_k(z)}{1 + W_o(z)W_k(z)}. \quad (8)$$

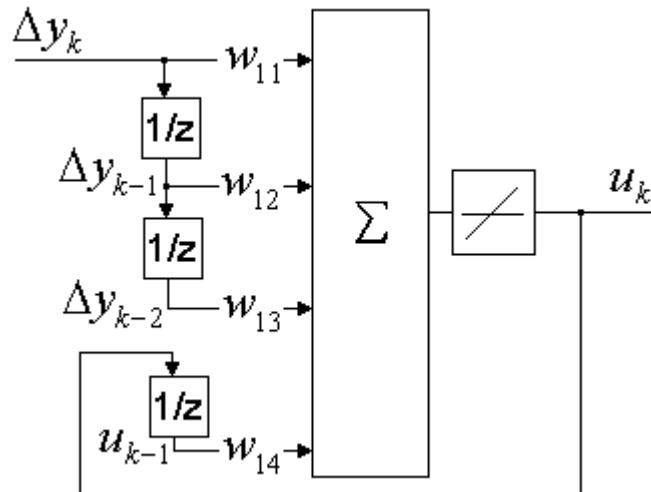


Рис. 2. Схема пропорційно-інтегро-дифенційного контролера дискретної дії

### Способи навчання нейронних контролерів

Для навчання нейронної мережі найдоцільніше використовувати градієнтні алгоритми, як такі, що відзначаються високою продуктивністю, а обчислення градієнта здійснювати за алгоритмом оберненого розповсюдження похибки, що легко реалізується програмно з використанням однотипних матричних операцій. Серед алгоритмів навчання нейронних мереж найпродуктивнішим є алгоритм Левенберга-Марквардта [5]. Отримані рівняння для обчислення градієнтів функціоналу похибки за настроюваними параметрами для вихідного і проміжних шарів багат шарової нейронної мережі, дозволяють коригувати вагові коефіцієнти мережі, чим забезпечується мінімізація відхилення її вихідних сигналів від заданих значень. При цьому необхідно знати її вхідні та вихідні сигнали, а саме: сигнал на вході нейронного контролера (послідовність  $r_k$ ); сигнал на виході об'єкта (послідовність  $y_k$ ); вихідний сигнал нейронного контролера (послідовність  $u_k$ , що подається на вхід об'єкта).

При навчанні (рис.1) нейронного контролера з вибраною архітектурою, вагові коефіцієнти мережі визначаються за допомогою еталона [9]. На етапі навчання мережі значення вагових коефіцієнтів нейроконтролера підбиратимуться так, аби забезпечити збіжність вихідних сигналів еталона й об'єкта керування із заданою похибкою розбіжності.

До початку навчальної процедури всі три вказані послідовності одночасно невідомі. Якщо задатися вхідним сигналом (послідовність  $r_k$ ), то припускаючи, що  $y_k = y_{rk}$ , на основі математичної моделі еталона можна знайти послідовність  $y_k$ , проте тоді невідомою залишається послідовність  $u_k$ . Якщо вважати послідовність  $u_k$  відомою і подати її на вхід об'єкта, тоді на його виході одержимо послідовність  $y_k$ , однак при цьому невідомою залишиться послідовність  $r_k$ .

Математична модель еталона - це лінійне диференційне рівняння, підібране з дотриманням ряду умов, а саме:

- Показник степеня диференційного рівняння повинен збігатися із степе-

нем рівняння динаміки об'єкта керування (в даному випадку – другого порядку);

- значення сталих коефіцієнтів підібрано з умови забезпечення збіжності між вихідними сигналами еталона  $y_{rk}$  та об'єкта  $y_r$  у статичному режимі;
- значення сталих коефіцієнтів при першій похідній та вільному членові добираються з умови забезпечення бажаного фронту перехідного процесу.

З огляду на можливості покращення швидкодії системи досліджено процедуру навчання з використанням еталонів з різними фронтами перехідного процесу - крутішим (прискорений еталон) та плавнішим (сповільнений еталон), які формувалися коефіцієнтами при першій похідній (швидкості зміни вихідного сигналу) та вільному членові в рівнянні динаміки еталона. А саме: із збільшеними значеннями коефіцієнтів - для прискореного еталона та із зменшеними значеннями коефіцієнтів для сповільненого еталона. На підставі попереднього аналізу вибрано рівняння еталона

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

тут  $r$  та  $y_r$  - вхідний та вихідний сигнали еталона, відповідно.

### Оцінювання якості керування системи

Порівняння [9] вихідних сигналів еталона та об'єкта за сигналом розбіжності  $\Delta y_k$ , вказало на низьку ефективність системи, що керувалась нейронним контролером, навченим за співвідношенням (7). Тому для забезпечення потрібних динамічних показників процесу керування було запропоноване певне вдосконалення архітектури нейронного контролера [10, 11], а саме: замість введення на вхід нейронного контролера похибки регулювання  $\Delta y_k$  та її попередніх (затриманих) значень  $\Delta y_{k-1}$ ,  $\Delta y_{k-2}$  доведено доцільність створення двох окремих входів, а саме: на один із них подавати значення вхідних сигналів  $r_k$ ,  $r_{k-1}$ ,  $r_{k-2}$ , а на другий - вихідних сигналів  $y_k$ ,  $y_{k-1}$ ,  $y_{k-2}$  із своїми ваговими коефіцієнтами. Водночас, вагові коефіцієнти підбираються протягом навчання автономно.

Рівняння, що описує функціонування нейронного контролера з розділеними входами (рис. 3, а) має вигляд

$$u_k = w_{11} r_k + w_{12} r_{k-1} + w_{13} r_{k-2} + w_{14} y_k + w_{15} y_{k-1} + w_{16} y_{k-2} + w_{17} u_{k-1}. \quad (10)$$

Ця схема при  $w_{14} = -w_{11}$ ,  $w_{15} = -w_{12}$ ,  $w_{16} = -w_{13}$  буде еквівалентна до попередньої (рис. 2), проте в процесі навчання коефіцієнти по окремих входах добираються незалежно один від одного, що за необхідності дозволить подавати сигнал керування на об'єкт поза межами кола оберненого зв'язку. Значення вагового коефіцієнта  $w_{17}$  вважаємо завжди фіксованим і рівним 1. Порівняння вихідних сигналів еталона та об'єкта, керованого таким контролером показує, що в цьому випадку система має значно кращі динамічні характеристики, ніж попередня (з традиційним введен-

ням похибки регулювання), що підтверджує доцільність використання контролера з розділеними входами [10,11].

### Дослідження стійкості системи

Для здійснення цієї процедури структуру системи з нейроконтролером із розділеними входами (рис. 3, а) необхідно переформатувати в еквівалентну замкнену систему.

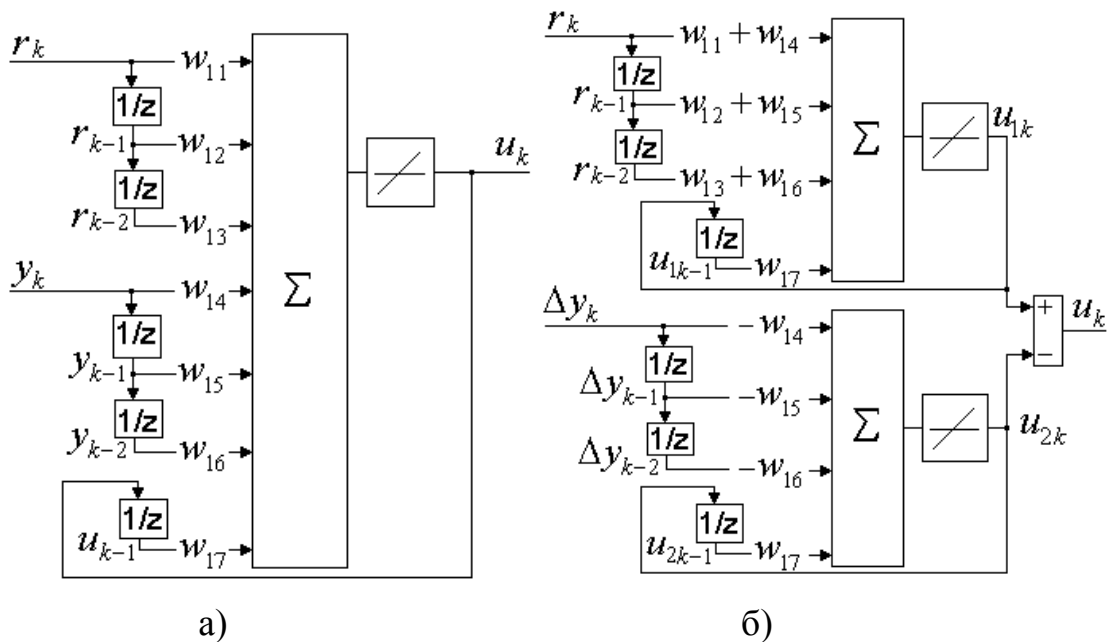


Рис. 3. Структура нейронного контролера з розділеними входами у виді однієї (а) та двох (б) мереж

Для цього перетворимо рівняння (10) так, щоби виокремити коло оберненого зв'язку ( $\Delta y_k = r_k - y_k$ ). З цією метою доповнимо вираз (10) рівністю

$$0 = w_{14}r_k + w_{15}r_{k-1} + w_{16}r_{k-2} - w_{14}r_k - w_{15}r_{k-1} - w_{16}r_{k-2} \quad (11)$$

та перегрупуємо доданки, враховуючи, що  $\Delta y_k = r_k - y_k$ , а тому отримаємо:

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

Якщо ліву частину рівняння (12) записати у вигляді  $u_k = u_{1,k} + u_{2,k}$ , тоді можемо записати

$$u_{2,k} = -w_{14}\Delta y_k - w_{15}\Delta y_{k-1} - w_{16}\Delta y_{k-2} + w_{17}u_{2,k-1}, \quad (13)$$

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

Завдяки функціональній ідентичності схем нейронних контролерів (рис. 3, а та б) можна досліджувати функціонування системи, в схемі якої нейронний контролер складатиметься із двох нейронних мереж з однаковою структурою. В такій системі керування процесом їх вихідні сигнали додаються, і сумарний сигнал подається

на вхід керованого об'єкта. Значення сигналу на виході першої нейронної мережі (НМ1) є лише функцією керуючого сигналу і не залежить від значень регульованої величини, а вихід другої нейронної мережі (НМ2) формується на основі сигналу розбіжності регулювання, як різниця між сигналом керування та вихідним сигналом об'єкта, що через коло зворотнього зв'язку подається на другий вхід елемента порівняння.

Відповідно, передавальні функції нейронних мереж НМ1 і НМ2:

$$W_1(z) = \frac{U_1(z)}{r(z)} = \frac{(w_{11} + w_{14}) + (w_{12} + w_{15})z^{-1} + (w_{13} + w_{16})z^{-2}}{1 - w_{17}z^{-1}}, \quad (15)$$

$$W_2(z) = \frac{U_2(z)}{\Delta y_k(z)} = \frac{-w_{14} - w_{15}z^{-1} - w_{16}z^{-2}}{1 - w_{17}z^{-1}}, \quad (16)$$

Для дослідження стійкості системи перейдемо від дискретної форми подання передавальної функції до неперервної, використовуючи зв'язок між операторами  $z$  та  $s$  та проаналізувавши утворену систему як неперервну. Отже, передавальні функції від змінної  $s$  для нейронних мереж НМ1 і НМ2 матимуть, відповідно, вид:

$$W_1(s) = K_{g1}s + K_{n1} + \frac{K_{i1}}{s}, \quad (17)$$

$$W_2(s) = K_{g2}s + K_{n2} + \frac{K_{i2}}{s}. \quad (18)$$

Структурна схема системи автоматичного керування з неперервними еквівалентами нейронних мереж аналогічна до попередньої дискретної, з тим, що замість дискретних передавальних функцій ланок (15) та (16), записані їх неперервні еквіваленти (17) та (18). Зауважимо, що для дослідження стійкості системи використано лінеаризоване нелінійне рівняння динаміки об'єкта, а саме: замість нелінійного вільного члена скористаємося лінійними рівняннями статичності із сталим коефіцієнтом пропорційності, значення якого найменш сприятливе для стійкості системі (наближає корені характеристичного рівняння до осі ординат при  $\sin u = 1$ ), а саме:

$$y = 0,1u. \quad (19)$$

В цьому випадку лінеаризоване рівняння об'єкта

$$\frac{d^2y}{dt^2} + 2\frac{dy}{dt} + 10y = u, \quad (20)$$

передавальна функція лінеаризованого об'єкта

$$W_0(s) = \frac{\Delta Y(s)}{V(s)} = \frac{1}{s^2 + 2s + 10}. \quad (21)$$

Передавальна функція такої системи, охопленої зворотнім від'ємним зв'язком:



$$W(s) = \frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{W_o(s)(W_1(s) + W_2(s))}{1 + W_o(s)W_2(s)} = \frac{(K_{g1} + K_{g2})s^2 + (K_{n1} + K_{n2})s + K_{i1} + K_{i2}}{s^3 + (K_{g2} + 2)s^2 + (K_{n2} + 10)s + K_{i2}}. \quad (22)$$

Таке подання нейронного контролера дає можливість проаналізувати утворену систему, як неперервну. Дослідимо знаменник передавальної функції замкненої системи, тобто її характеристичне рівняння:

$$F(s) = 1 + W_o(s)W_2(s) = s^3 + (K_{g2} + 2)s^2 + (K_{n2} + 10)s + K_{i2}. \quad (23)$$

Для стійкості системи необхідно, щоби дійсна частина коренів характеристичного рівняння (полюсів передавальної функції) була від'ємною. В загальному випадку характеристичне рівняння такої системи

$$a_3s^3 + a_2s^2 + a_1s + a_0 = 0. \quad (24)$$

За алгоритмом Гурвіца – Рауса [3] система є стійкою, якщо виконуються умови:

$$a_3 > 0; a_2 > 0; c_{1,3} = a_1 - (a_3a_0)/a_2 > 0; c_{1,4} = a_0 > 0. \quad (25)$$

Тобто, в нашому випадку для забезпечення стійкості необхідне виконання таких умов:

$$a_3 = 1 > 0; a_2 = (k_{g2} + 2) > 0; c_{1,3} = k_{n2} + 10 - (1 \cdot k_{i2}) / (k_{g2} + 2) = k_{n2} + 10 - k_{i2} / (k_{g2} + 2) > 0; c_{1,4} = k_{i2} > 0. \quad (26)$$

Імітаційне моделювання в середовищі Simulink підтвердило стійкість системи керування із запропонованим контролером.

### **Висновки**

1. Для одержання бажаних динамічних характеристик нейронної мережі її навчання доцільно виконувати в розімкненому вигляді, а замикання зворотніх зв'язків здійснювати після завершення навчальної процедури.
2. В найпростішому випадку пропорційно-інтегрально-диференціальний закон керування можна реалізувати на одному чотиривходовому нейроні з лінійною функцією активації, встановивши перед входами нейрона дві лінії затримки вхідних сигналів контролера та одну лінію затримки для вихідного сигналу нейрона, що передається на його вхід через коло зворотнього зв'язку. При цьому для навчання нейронного контролера потрібно знати значення сигналів на входах і виходах еталона та фізичної реалізації або її математичної моделі.
3. Кращі динамічні характеристики можна отримати, використовуючи контролер з розділеними входами.
3. Для дослідження стійкості системи необхідно перетворити нейроконтролер в еквівалентну структуру, яка матиме підсистему, що охоплена зворотнім від'ємним зв'язком.

### **Література**

1. Ильясов Б. Г. Автономные наземные транспортные средства как объекты автоматического управления / Б. Г. Ильясов, Ю. В. Старцев, К. Э. Головацкий, Р. Р. Альмухамедов, Б. М. Белалов // Мехатроника. – 2001. – № 6. – С. 3 – 5.
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.
3. Goodwin F. C. Control System Design. / F. C. Goodwin, S. F. Fraebe, M. E. Salgado // Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jercey, 2001.
4. Попович М. Г. Теорія автоматичного регулювання: Підручник / М. Г. Попович, О. В. Ковальчук. – К.: Либідь, 1007. – 544 с.
- 5 Norgaared M. Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems / Norgaared M., Ravn O., Poulsen N., Hansen L. // Springer, London, 2000.
6. Руденко О. Г. Штучні нейронні мережі: Навч. посібник / О. Г. Руденко, Є. В. Бодяньський. – Харків: ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с.
7. Медведєв В. С. Нейронные сети / В. С. Медведєв, В. Г. Потемкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 426 с.
8. Neural Network Toolbox Documentation [Online] The MathWorks, inc. Available: <http://www.mathworks.com/help/nnet/index.html>
9. Івахів О. Побудова контролерів з різними конфігураціями навчальних послідовностей / Орест Івахів, Маркіян Наконечний, Юрій Наконечний, Богдан Стадник // Zeszyty naukowe Politechniki Rzerzowskiej, Nr 200, Elektrotechnika, z.24, Metody i technika przetwarzania sygnalow w pomiarach fizycznych. Materialy X Miedzynarodowego Seminarium Metrologow, (23-25.10. 2006, Rzeszow), Rzeszow, 2006, s. 69-74.
10. Івахів О. В. Система нейронного керування роботом з використанням адаптивних методів навчання / О. В. Івахів, М. В. Наконечний, Т. М. Репетило // Методи та прилади контролю якості. – 2013. – № 1 (30). – С. 64 – 71.
11. Hirnyak Yu. Control System of Robot Movement / Yu. Hirnyak, O. Ivakhiv, M. Nakonechnyi, T. Repetylo // The 7th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications. – 12-14 September 2013, Berlin, Germany, P. 334-337.

*Надійшла до редакції  
26 квітня 2014 року*

© Наконечний М. В., Гірняк Ю. Б., Івахів О. В., Репетило Т. М., 2014