

УДК 528.835:519.876.5:004.032.26

**О.В. ПОЛЯРУС**, д-р техн. наук, проф., зав. каф., ХНАДУ, Харків,  
**А.О. ПОДОРОЖНЯК**, канд.техн.наук, с.н.с., НТУ "ХПИ",  
**А.О. КОВАЛЬ**, асп., ХНАДУ, Харків

## **ДИНАМІЧНА НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ПЕРВИННОГО ПЕРЕТВОРЮВАЧА**

На основі використання нейромережових алгоритмів розроблена динамічна нейромережева модель первинного перетворювача, яка здатна адаптувати свої динамічні параметри під умови проведення вимірювань. Приведені результати математичного моделювання роботи запропонованої нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача. Лл.: 6. Бібліогр.: 8 назв.

**Ключові слова:** первинний перетворювач, математичне моделювання, нейромережева модель.

**Постановка проблеми.** Динамічний режим вимірювань характеризується такою зміною вимірюваної величини за час проведення вимірювального експерименту, яка може впливати на результат вимірювання. Внаслідок цього, у теорії динамічних вимірювань найбільше значення мають дві проблеми: відновлення вимірюваного сигналу, динамічно спотвореного засобом вимірювання, і аналіз динамічної похибки. Раніше, у роботах [1 – 4], були розглянуті моделі вимірювальних перетворювачів, що дозволяють відновити спотворений сигнал і одержати оцінку похибки вимірювань. У таких моделях вимірювальних перетворювачів настроювані параметри суттєво зменшують динамічну похибку вимірювань. Однак лінійні методи управління настроюваними параметрами моделі перетворювача за своїми можливостями мають обмеження. Використання більш ефективних методів відновлення динамічно спотворених сигналів (рішення оберненої задачі в метрології) вимагає комплексного підходу до вирішення поставлених проблемних питань. Одним із таких підходів є використання нейронних мереж для розробки динамічних моделей первинних вимірювальних перетворювачів.

**Аналіз останніх публікацій і досягнень.** Розглянемо існуючі методи розв'язання оберненої задачі. У ряді робіт обернена задача вирішується як задача статистичного оцінювання, наприклад, за критерієм максимальної правдоподібності [1, 2]. У цій постановці безперервний оператор апроксимують дискретним оператором, а функціонал визначають на дискретній множині як функцію, що є

звратною до функції правдоподібності.

У роботах [1 – 4] запропонований метод статистичної регуляризації при рішенні оберненої задачі. Метод вимагає знання законів розподілу вимірюваного сигналу й перешкод, що є досить жорстким обмеженням.

У роботах [5, 6] обернена задача розглядається як компенсація динамічних складових похибки вимірювання. Розв'язується задача синтезу алгоритму визначення вимірюваного сигналу по зареєстрованій реалізації вихідного сигналу датчика. Синтез алгоритму зроблений, виходячи з умови мінімуму середнього квадрата сигналу похибки, спектральні щільності якого задаються своїми верхніми й нижніми межами на кожній частоті. Отримані і проаналізовані рішення задачі синтезу фільтра при нестационарному характері вхідного впливу й неточному завданні імпульсної характеристики. Однак зменшення апріорної інформації й збільшення похибки приводить до того, що ступінь компенсації динамічної похибки зменшується.

**Мета статті** – обґрунтування структурної схеми динамічної нейромережевої моделі вимірювального перетворювача.

**Динамічна модель первинного вимірювального перетворювача.** У загальному випадку передатна функція (ПФ) первинного вимірювального перетворювача  $W_s(p)$  описується наступним лінійним рівнянням [7]:

$$W_s(p) = K_0 \cdot \frac{\prod_{i=1}^{m_1} (T_{2i}^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_{2i} \cdot T_{2i} \cdot p + 1) \cdot \prod_{i=m_1+1}^{m_2} (T_{2i} \cdot p + 1)}{\prod_{j=1}^{n_1} (T_{1j}^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_{1j} \cdot T_{1j} \cdot p + 1) \cdot \prod_{j=m_1+1}^{n_2} (T_{1j} \cdot p + 1)}, \quad (1)$$

де  $p$  – комплексна змінна;  $K_0$  – статичний коефіцієнт підсилення;  $T_{1j}$ ,  $T_{2i}$  – постійні часу датчика;  $\xi_{1j}$ ,  $\xi_{2i}$  – коефіцієнти демпфування.

Ступінь чисельника  $m$ , ступінь знаменника (порядок)  $n$  і ступінь  $q$  ПФ датчика визначаються, відповідно, наступним чином:

$$m = m_1 + m_2, \quad n = n_1 + n_2, \quad q = n - m = n_1 - m_1 + n_2 - m_2. \quad (2)$$

Розглянемо задачу одержання дискретної моделі датчика, що описується за допомогою безперервної ПФ (1). Для розв'язання даної задачі скористаємося здатністю нейронних мереж (НМ) в процесі

навчання підстроювати свої вагові коефіцієнти під заданий цільовий вихід при наявності конкретного входу [8]. Дана здатність НМ дозволяє визначати значення параметрів дискретної ПФ датчика на основі інформації про його реакції на заданий вхідний вплив.

**Нейромережева динамічна модель датчика.** Представимо ПФ (1) датчика у вигляді залежності:

$$W_s(p) = \frac{Y(p)}{U(p)} = \frac{b_m \cdot p^m + b_{m-1} \cdot p^{m-1} + b_{m-2} \cdot p^{m-2} + \dots + b_1 \cdot p + b_0}{p^n + a_{n-1} \cdot p^{n-1} + a_{n-2} \cdot p^{n-2} + \dots + a_1 \cdot p + a_0}, \quad (3)$$

де  $U(p)$ ,  $Y(p)$  – зображення по Лапласу, відповідно вхідного та вихідного сигналів датчика;  $b_i = b_i(T_{2j}, \xi_{2j}, K_0)$  – коефіцієнти, що залежать від постійних часу та коефіцієнтів демпфування елементарних кіл, що становлять чисельник ПФ (1) датчика, і статичного коефіцієнта підсилення,  $i = \overline{0, m}$ ,  $j = \overline{1, m_2}$ ;  $a_i = a_i(T_{1j}, \xi_{1j})$  – коефіцієнти, що залежать від параметрів елементарних кіл, що становлять знаменник ПФ (1) датчика,  $i = \overline{0, n-1}$ ,  $j = \overline{0, n_2}$ .

Дискретний аналог безперервної ПФ (1) запишемо у вигляді:

$$W_s(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{\beta_0 + \beta_1 \cdot z^{-1} + \beta_2 \cdot z^{-2} + \dots + \beta_{n-1} \cdot z^{-n+1} + \beta_n \cdot z^{-n}}{1 - \alpha_1 \cdot z^{-1} - \alpha_2 \cdot z^{-2} - \dots - \alpha_{n-1} \cdot z^{-n+1} - \alpha_n \cdot z^{-n}}, \quad (4)$$

де  $U(z)$ ,  $Y(z)$  –  $z$ -перетворення, відповідно, вхідного та вихідного сигналів датчика,  $\beta_i = \beta_i(b_0, \dots, b_m, a_0, \dots, a_{n-1}, T)$ ,  $\alpha_j = \alpha_j(b_0, \dots, b_m, a_0, \dots, a_{n-1}, T)$  – коефіцієнти, які залежать від коефіцієнтів ПФ (3) датчика та періоду квантування  $T$ ,  $i = \overline{0, n}$ ,  $j = \overline{1, n}$ .

Різницеве рівняння, що відповідає дискретній ПФ (4) датчика, запишеться у вигляді

$$u(k) = y(k) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) = \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot y(k-j), \quad (5)$$

де  $u(k)$ ,  $y(k)$  – відліки, відповідно, вхідного й вихідного сигналів датчика із ПФ (1) у дискретні моменти часу  $t_k = k \cdot T$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$ . Зв'язок між виходом і входом дискретної моделі датчика представимо у вигляді рекурентного відношення, що отримується з виразу (5):

$$y(k) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot u(k-j) + u(k). \quad (6)$$

Значення параметрів дискретної моделі (4) можна визначити на основі лінійної нейромережевої моделі датчика, структурна схема якої приведена на рис. 1.

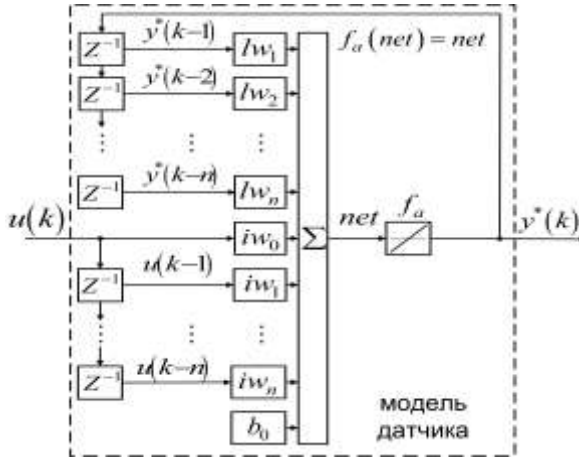


Рис.1. Структурна схема нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача

Зазначена модель являє собою рекурентну нейронну мережу, що складається з одного нейрона з лінійною функцією активації  $f_a(net)$  та нульовим зсувом  $b_0$ . При цьому структура даної моделі повністю відповідає виразу (6).

Рекурентне рівняння, що визначає зв'язок між входом і виходом нейромережевої моделі датчика, запишеться у вигляді:

$$y^*(k) = f_a(net) = net = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot y^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot u(k-j), \quad (7)$$

де  $y^*(k)$  – відліки вихідного сигналу нейромережевої моделі в дискретні моменти часу  $t_k = k \cdot T$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$ ;  $u(k-j)$ ,  $y^*(k-i)$  – відліки, відповідно, вхідного сигналу датчика й вихідного сигналу

нейромережевої моделі в попередні дискретні моменти часу  $t_{k-1} = (k-1) \cdot T$ ;  $lw_i$ ,  $iw_j$  – настроювані вагові коефіцієнти нейромережевої моделі датчика,  $i = \overline{1, n}$ ,  $j = \overline{0, n}$ .

При відповідному способі формування вхідної і цільової навчальних послідовностей, який відображає зв'язок між входом і виходом дискретної моделі датчика, вагові коефіцієнти нейромережевої моделі можуть бути настроєні в процесі її навчання таким чином, що при заданому рівні точності (що не перевищує машинну точність обчислень і округлень проміжних результатів) відліки вихідного сигналу нейромережевої моделі дорівнюють відповідним дискретним відлікам вихідного сигналу датчика із ПФ (1). При цьому зазначена можливість впливає з лінійності й відповідності дискретної та нейромережевої моделей датчика.

Таким чином, якщо в результаті навчання нейромережевої моделі датчика, відліки її вихідного сигналу дорівнюють відповідним дискретним відлікам вихідного сигналу датчика із ПФ (1), то значення настроєних параметрів нейромережевої моделі будуть значеннями параметрів дискретної моделі (4) датчика. Отже, у якості критерію навчання розглянутої моделі необхідно вибирати функцію похибки між бажаним і реальним виходом нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача.

**Результати математичного моделювання.** Для ілюстрації можливостей запропонованої нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача було проведено математичне моделювання в програмному середовищі Matlab.

Як приклад був розглянутий датчик радіометричної температури, що має ПФ виду:

$$W_S(p) = \frac{1}{(T_1^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_1 \cdot T_1 \cdot p + 1) \cdot (T_2 \cdot p + 1)}, \quad (8)$$

де  $T_1 = 50$  с,  $T_2 = 25$  с – постійні часу датчика,  $\xi_1 = 0.7$  – коефіцієнт демпфування.

Графіки сигналів, відліки яких використовуються як навчальні послідовності, наведено на рис. 2. Значення довжини навчальних послідовностей –  $N = 540$ , при цьому були задані наступні значення: періоду квантування –  $T = 1$  с і параметра  $\varepsilon = 1 \cdot 10^{-3}$ , який визначає довжину навчальних послідовностей  $N$ .

Графік зміни похибки навчання  $E$  нейромережевої моделі датчика залежно від кількості циклів (epoch) навчання приведено на рис. 3. У якості алгоритму навчання був використаний алгоритм Левенберга-Марквардта [2], при цьому після 100 epoch навчання значення похибки склало  $7.6 \cdot 10^{-7}$ .

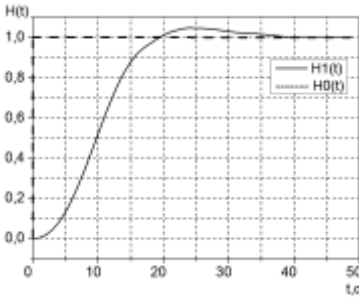


Рис. 2. Приклади реалізації сигналів для навчання нейромережевої моделі датчика

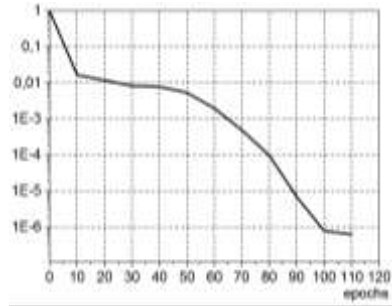


Рис. 3. Графік зміни похибки навчання залежно від кількості циклів (epoch) навчання

На основі виразів (4) і (7) з урахуванням отриманого значення похибки навчання нейромережевої моделі датчика, дискретний аналог неперервної ПФ (8) можна представити у наступному вигляді:

$$W(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{iw_0 + iw_1 \cdot z^{-1} + iw_2 \cdot z^{-2} + iw_3 \cdot z^{-3}}{1 - lw_1 \cdot z^{-1} - lw_2 \cdot z^{-2} - lw_3 \cdot z^{-3}}. \quad (9)$$

У результаті проведеного процесу навчання були отримані наступні значення параметрів нейромережевої моделі датчика, а отже, і значення параметрів дискретної ПФ (9):  $iw_0 = 2.622 \cdot 10^{-6}$ ;  $iw_1 = 1.031 \cdot 10^{-5}$ ;  $iw_2 = 2.534 \cdot 10^{-6}$ ;  $iw_3 = -2.227 \cdot 10^{-17}$ ;  $lw_1 = 2.933$ ;  $lw_2 = -2.867$ ;  $lw_3 = 9.343 \cdot 10^{-1}$ .

Логарифмічні частотні характеристики неперервної (8) і отриманої дискретної (9) моделей датчика наведено на рис. 4. Очевидна близькість даних характеристик дозволяє зробити висновок про відповідність між собою двох розглянутих моделей датчика.

Для оцінки точності отриманої дискретної моделі датчика необхідно порівняти між собою реакції моделей (8) і (9) на один і той же вхідний вплив відмінний від вхідної навчальної послідовності. У якості такого

впливу був використаний імпульсний сигнал у вигляді періоду квадрата синусоїди  $u(t) = \sin^2(2 \cdot \pi \cdot f \cdot t)$  із частотою  $f = 0.4$  Гц.

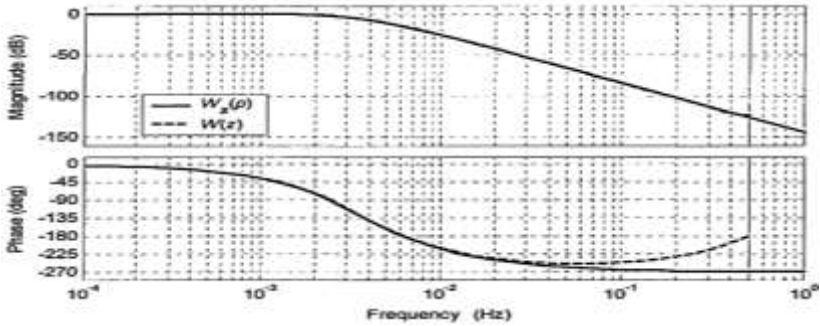


Рис. 4. Логарифмічні амплітудно-частотна і фазочастотна характеристики нейромережевої моделі перетворювача

Графіки вхідного  $u(t)$  і вихідного  $y(t)$  сигналів неперервної моделі датчика приведено на рис. 5. Графік сигналу похибки між неперервною й дискретною моделями датчика у вигляді різниці реакцій зазначених моделей на один і той же вплив, наведено на рис. 6.

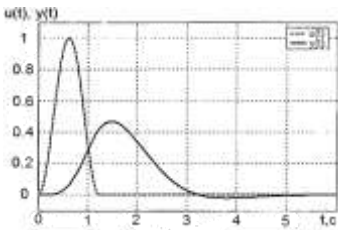


Рис. 5. Графіки вхідного і вихідного сигналів неперервної моделі датчика

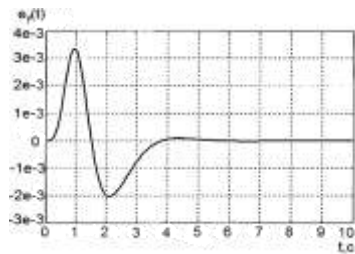


Рис. 6. Графік сигналу похибки між виходами неперервної і дискретної нейромережевої моделі датчика

При цьому, як видно з рис. 6, амплітуда сигналу похибки не перевищує значення  $4 \cdot 10^{-3}$ , що свідчить про відповідність у термінах "вхід-вихід" неперервної та отриманої дискретної моделей датчика.

**Висновки.** Розроблена динамічна дискретна нейромережева модель первинного вимірювального перетворювача, яка адекватна неперервній моделі даного перетворювача. В якості міри адекватності була вибрана

різниця реакцій зазначених моделей на один і той же вплив, яка за результатами моделювання не перевищує значення  $4 \cdot 10^{-3}$ . При довжині навчальних послідовностей  $N = 540$  і періоду квантування  $T = 1$  с похибка навчання динамічної нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача після 100 епох навчання становить  $7.6 \cdot 10^{-7}$ .

Отримані результати можуть бути корисні при дослідженнях і проектуванні інтелектуальних первинних вимірювальних перетворювачів та інтелектуальних вимірювальних інформаційних систем.

**Список літератури:** 1. *Korbicz J.* Artificial neural networks in fault diagnosis of dynamical systems / *J. Korbicz* // Proc. IEEE Region 8 International Conference on Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering. – 2010. – P. 449. 2. *Materassi D.* Reconstruction of topologies for acyclic networks of dynamical systems / *D. Materassi* // Proc. of the American Control Conference. – 2011. – P. 37-41. 3. *Tan P.V.* A contribution to the identification of switched dynamical systems over finite fields / *P.V. Tan, G. Millérioux, J. Daafouz* // Proc. 49th IEEE Conference on Decision and Control. – 2010 – P. 4429-4434. 4. *Cessac B.* Neural Networks as dynamical systems / *B. Cessac* // International Journal of Bifurcations and Chaos. – 2010. – № 6 (20). – P. 1585-1629. 5. *Gonzalez C.* Instance-based learning: integrating sampling and repeated decisions from experience // *C. Gonzalez, V. Dutt* // Psychol. Rev. – 2011. – № 4 (118). – P. 523-551. 6. *Gonzalez C.* A loser can be a winner: comparison of two instance-based learning models in a market entry competition / *C. Gonzalez, V. Dutt, T. Lejarraga* // Games. – 2011 – № 2. – P. 136-162. 7. *Коваль А.О.* Лінійна нейромережева динамічна вимірювальна система з послідовним відновленням і фільтрацією вхідного сигналу датчика / *А.О. Коваль* // Вісник національного технічного університету "ХПИ". – Харків: НТУ "ХПИ". – 2011. – № 53.– С. 84-89. 8. *Подорожняк А.О.* Нейросетевые технологии в прогнозировании телекоммуникационного трафика / *А.О. Подорожняк* // Системы обработки информации. – Харків: ХУ ПС. – 2007. – Вип. 4 (62).– С. 93-96.

**Bibliography (transliterated):** 1. *Korbicz J.* Artificial neural networks in fault diagnosis of dynamical systems / *J. Korbicz* // Proc. IEEE Region 8 International Conference on Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering. – 2010. – P. 449. 2. *Materassi D.* Reconstruction of topologies for acyclic networks of dynamical systems / *D. Materassi* // Proc. of the American Control Conference. – 2011. – P. 37-41. 3. *Tan P.V.* A contribution to the identification of switched dynamical systems over finite fields / *P.V. Tan, G. Millérioux, J. Daafouz* // Proc. 49th IEEE Conference on Decision and Control. – 2010 – P. 4429-4434. 4. *Cessac B.* Neural Networks as dynamical systems / *B. Cessac* // International Journal of Bifurcations and Chaos. – 2010. – № 6 (20). – P. 1585-1629. 5. *Gonzalez C.* Instance-based learning: integrating sampling and repeated decisions from experience // *C. Gonzalez, V. Dutt* // Psychol. Rev. – 2011 – № 4 (118). – P. 523-551. 6. *Gonzalez C.* A loser can be a winner: comparison of two instance-based learning models in a market entry competition / *C. Gonzalez, V. Dutt, T. Lejarraga* // Games. – 2011. – № 2. – P. 136-162. 7. *Koval' A.O.* Linijna nejromerezheva dinamichna vimirjuval'na sistema z poslidovnim vidnovlennjam i fil'traciju vhidnogo signalu datchika / *A.O. Koval'* // Visnik nacional'nogo tehničnogo universitetu "HPI". – Harkiv: NTU "HPI". – 2011. – № 53.– S. 84-89. 8. *Podorozhnyak A.O.* Nejrossetevye tehnologii v prognozirovanii telekommunikacionnogo trafika / *A.O. Podorozhnyak* // Sistemi obrobki informacii. – Harkiv: HU PS. – 2007. – Vip. 4 (62).– S. 93-96.



*Статтю представив д-р техн. наук, проф. ХНАДУ Нефьодов Л.І.*

*Надійшла (received) 31.03.2014*

Poliarus Olexander, Dr.Sci.Tech, Professor  
Kharkiv National Automobile and Highway University  
Str. Petrovskogo, 25, Kharkiv, Ukraine, 61002  
tel./phone: (057) 700-38-66, e-mail: polyarus.Kharkiv@rambler.ru  
ORCID ID: 0000-0003-4976-9964

Podorozhniak Andrii, Ph.D, associate Professor  
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"  
Str. Frunze, 21, Kharkiv, Ukraine, 61002  
tel./phone: (057) 707-00-00, e-mail: andpod2@mail.ru  
ORCID ID: 0000-0002-6688-8407

Koval Andrii, postgraduate student,  
Kharkiv National Automobile and Highway University  
Str. Petrovskogo, 25, Kharkiv, Ukraine, 61002  
tel./phone: (057) 700-38-66, e-mail: andrey.koval.79@mail.ru  
ORCID ID: 0000-0002-8457-126X