

моніторингу багатовимірного об'єкта. За результатами розгляду з'являється можливість вибору відповідних стратегій циклічного обходу сенсорних вузлів при централізованій побудові мережі.

Ключові слова: моніторинг, ентропія, метод максимальної прав-доподобія, сенсор

УДК 681.324.032

А. О. КОВАЛЬ, аспірант, «ХНАДУ», Харків

КРИТЕРІЙ ТА СХЕМА НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ВИМІРЮВАЛЬНОГО ДАТЧИКА

Обгрунтовано використання в якості критерію навчання нейромережевої інверсної моделі вимірювального датчика функцію помилки між бажаним і реальним виходом даної моделі. Розглянута схема навчання нейромережевої моделі датчика в динамічному і статичному режимі.

Ключові слова: нейромережева модель вимірювального датчика, критерій навчання, схема навчання, функція похибки.

Постановка проблеми

Сучасні вимірювальні інформаційні системи повинні забезпечувати з одного боку достовірні та високоточні вимірювання, а з іншого ці вимірювання повинні проводитися в реальному масштабі часу, або близько до реального. З метою зменшення динамічних похибок вимірювань викликаних інерційністю вимірювальних датчиків необхідно проводити додаткову обробку вимірювальної інформації, а це призводить до інерційності роботи вимірювальної системи в цілому. Таким чином пошук нових методів та алгоритмів корекції динамічних характеристик вимірювальних датчиків в масштабі часу близькому до реального є актуальним.

Аналіз останніх публікацій і досягнень

Аналіз публікацій останніх років показує, що вирішенню задачі корекції динамічних характеристик вимірювальних датчиків (зворотня задача вимірювань) приділялась значна увага. Досить глибоко розроблені методи корекції динамічних характеристик датчиків на основі розв'язання інтегрального рівняння згортки [5], а також з використанням частотної характеристики коректуючого фільтра на основі параметра регуляризації і наступним застосуванням зворотнього перетворення Фурь'є [5,7]. Всі ці методи працюють не в реальному масштабі часу і не дозволяють досягнути повної редукції датчика. Це викликано тим, що точно не відома перехідна функція вимірювального датчика, наявністю динамічної похибки вимірювань, похибок моделювання як вимірювального датчика так і коректуючого фільтра, а також некоретністю зворотньої задачі.

Поряд з цим аналіз літератури присвячених нейромережевим технологіям [1,2,3,4,6] показав, що нейромережеві структури мають ряд привабливих властивостей: здібність до навчання, що позбавляє від необхідності використовувати складний математичний апарат на відміну від багатьох традиційних методів адаптивних і оптимальних вимірювань; високу динамічну точність і низьку чутливість до збуджуючих впливів; здібність до навчання за прикладами. Але нейромережеві технології майже не застосовувались для побудови динамічних нейромережевих моделей вимірювальних датчиків з метою корекції їх динамічних характеристик. В зв'язку з цим перспективним напрямком в теорії динамічних вимірювань є розробка нейромережевих динамічних моделей вимірювальних датчиків і на їх основі алгоритмів відновлення динамічно викривлених вимірюваних сигналів.

Постановка завдання на дослідження

На основі аналізу рекурентного рівняння яке визначає зв'язок між входом і виходом нейромережевої моделі датчика визначити критерій та можливі схеми навчання такої моделі.

© А. О. КОВАЛЬ, 2012

Мета досліджень

Метою досліджень є обґрунтування використання в якості критерію навчання нейромережевої інверсної моделі вимірювального датчика функцію помилки між бажаним і реальним виходом даної моделі.

Нейромережева модель датчика

Значення параметрів дискретної моделі датчика розглянутої в [1] можна визначити на основі лінійної нейромережевої моделі датчика, структурна схема якої наведена на рис.1.

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

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

де $u(k)$, $y^*(k)$ - відліки, відповідно, вхідного сигналу датчика й вихідного сигналу його нейромережевої моделі в дискретні моменти часу $t_k = k \cdot T$, $k = 0, 1, 2, \dots$, lw_i , iw_j - настроювані параметри (ваги) нейромережевої моделі $i = (\overline{0, n})$ датчика $j = (\overline{1, n})$.

Зв'язок між виходом і входом дискретної моделі датчика представимо у вигляді рекурентного рівняння приведенного в [2]:

$$y(k) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) = \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot u(k-j). \quad (2)$$

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

Якщо вихідний сигнал нейромережевої моделі в дискретні моменти часу буде повністю відповідати вихідному сигналу датчика (невизначеність рівна 0), то $y^*(k) = y(k)$, $k = 0, 1, 2, \dots$. Прирівнюючи між собою праві частини виразів (1) і (2), одержимо:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot u(k-j) = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot y^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot u(k-j) \quad (3)$$

Після ряду перетворень виразу (3) одержимо рівняння:

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - lw_i) \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n (\beta_j - iw_j) \cdot u(k-j) = 0. \quad (4)$$

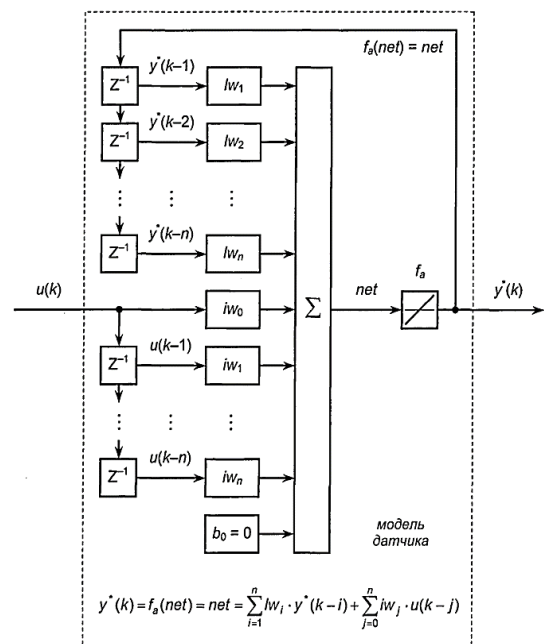


Рис.1 - Структурна схема нейромережевої моделі вимірювального датчика

Дане рівняння за умови ненульового вхідного сигналу датчика обертається в тотожність тільки тоді, коли $\alpha_i = lw_i, \beta_j = iw_j$, при $i = (\overline{0, n})$ й $j = (\overline{1, n})$.

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

Критерій і схема навчання нейромережевої моделі датчика

Як впливає з вищесказаного, мета навчання нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача (тобто підстроювання її настроєних параметрів - вагових коефіцієнтів нейрона) полягає в мінімізації необхідного критерію навчання. У якості останнього будемо використовувати сукупну по N відлікам вхідної навчальної послідовності

$$H_0 = [h_0(0), h_0(1), h_0(2), \dots, h_0(N-1)]$$

середньоквадратичну помилку навчання між бажаним (цільовим) і реальним виходом нейромережевої моделі:

$$E = E(IW, LW) = E(iw_0, \dots, iw_n, lw_0, \dots, lw_n) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2, \quad (5)$$

де $h_1(k), h^*(k)$ - відліки, відповідно, бажаного (цільового) і реального виходу нейромережевої моделі датчика в дискретні моменти часу $t_k = k \cdot T$, $k = (\overline{0, N-1})$; $IW = [iw_0, \dots, iw_n]$, $LW = [lw_0, \dots, lw_n]$ - вектори, які містять ваги, відповідно, «нерекурсивної» і «рекурсивної» частини нейромережевої моделі датчика.

Завдання навчання нейромережевої моделі датчика полягає в мінімізації функції багатьох змінних (тобто помилки навчання як функції вагових коефіцієнтів нейромережевої моделі) і відноситься до класу екстремальних задач [3]. У результаті розв'язку даного завдання з використанням одного з алгоритмів навчання повинні бути отримані значення настроєних параметрів нейромережевої моделі датчика, які можуть використовуватися в якості параметрів дискретної моделі датчика.

Розглянемо завдання побудови схеми навчання, що визначає спосіб формування навчальної послідовності й рядок реалізації алгоритму навчання. При цьому критерій (5) допускає дві схеми навчання, які відповідно до використовуваних при їхній реалізації способів організації процедури навчання можна умовно розділити на схему навчання в динамічному режимі й схему навчання в статичному режимі. Схема навчання нейромережевої моделі датчика в динамічному режимі, наведена на рис.2.

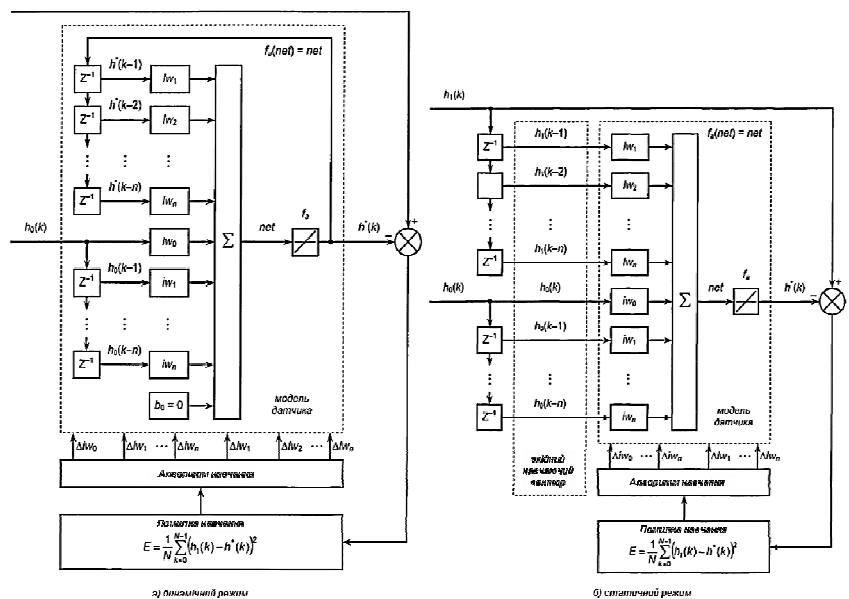


Рис. 2 - Схема навчання нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача

Дана схема є одним з можливих варіантів організації процедури навчання нейронних мереж, при якому структура мережі і її вхідних даних у режимі навчання є такою ж, що й у режимі функціонування мережі. Внаслідок цього, особливістю зазначеної схеми є необхідність використання динамічних алгоритмів навчання [4, 5, 6], оскільки в структурі розглянутої нейромережевої моделі є рекуррентні зв'язки й елементи затримки. Програмна реалізація таких алгоритмів супроводжується більшими обсягами ітераційних обчислювальних операцій, що як наслідок приводить до низької точності результатів, нестійкості процесу й збільшенню часу навчання.

Для усунення зазначених небажаних ефектів, які можуть виникнути при реалізації схеми, наведеної на рис.2а, доцільно використовувати другий можливий підхід до організації процедури навчання нейронних мереж, що полягає в модифікації зазначеної схеми навчання шляхом усунення зі структури нейромережевої моделі датчика динамічних зв'язків і зміни способу формування вхідної навчальної послідовності.

Отримана схема навчання нейромережевої моделі в статичному режимі наведена на рис.2б. Особливістю даної схеми є те, що при її реалізації можна використовувати добре досліджені алгоритми навчання нейронних мереж прямого поширення (мереж без рекуррентних зв'язків) [7].

При використанні схеми навчання в статичному режимі структура нейромережевої моделі датчика зміниться, як це показано на рис.3. Після завершення процесу навчання, згідно із зазначеною схемою, нейромережева модель датчика може функціонувати в динамічному режимі (рис.2), при замкнутих рекуррентних зв'язках і введених елементах затримки. При цьому структура вхідних даних у режимі навчання моделі відрізняється від тієї, що використовується в режимі її функціонування.

Для кожної із двох наведених схем критерій навчання залишається незмінним і визначається виразом (5). При цьому для того, щоб використовувати схему навчання в статичному режимі необхідно довести її еквівалентність схемі навчання в динамічному режимі, оскільки якщо це не так, то особливості даної схеми не будуть її перевагами.

Еквівалентність двох наведених схем навчання впливає з аналізу для кожної зі схем критерію навчання (5) нейромережевої моделі датчика. Для схеми навчання в динамічному режимі даний критерій запишеться в наступному вигляді:

$$E^{dyn} = E^{dyn}(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2. \quad (6)$$

Як впливає з рис.2, у момент часу $t_k = k \cdot T$ реальний вихідний сигнал моделі датчика, одержуваний у процесі навчання, має вигляд

$$h^*(k) = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j). \quad (7)$$

Тоді з урахуванням останнього виразу критерій (6) прийме вид:

$$E^{dyn} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h^*(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (8)$$

Як видно з виразу (6), критерій навчання мінімізується при наближенні вихідного вектора моделі датчика до цільового вектора, що означає наближення значень параметрів нейромережевої моделі до значень параметрів дискретної моделі

$$E_{\min}^{dyn} = \lim_{h^*(k) \rightarrow h(k)} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h^*(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right] = \\ = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \quad (9)$$

Тому остаточно можна записати:

$$E_{\min}^{dyn} = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \quad (10)$$

(6) Для схеми навчання в статичному режимі критерій (5) запишеться аналогічно виразу

$$E^{stat} = E^{stat}(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2 \quad (11)$$

Як впливає из рис.3, у момент часу $t_k = k \cdot T$ реальний вихідний сигнал моделі датчика, одержуваний у процесі навчання, має вигляд

$$h^*(k) = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j). \quad (12)$$

Тоді з урахуванням виразу (12) критерій (11) прийме вид

$$E^{stat} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (13)$$

Очевидно, що критерій (13) мінімізується при наближенні значень параметрів нейромережевої моделі до значень параметрів дискретної моделі датчика, тому справедливо впливає:

$$E_{\min}^{stat} = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \quad (14)$$

Оскільки праві частини виразів (10) і (14) рівні, то можна записати:

$$E_{\min}^{stat} = E_{\min}^{dyn} = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \quad (15)$$

Отриманий вираз означає, що при мінімізації критерію навчання нейромережевої моделі датчика по кожній зі схем значення настроюваних параметрів моделі наближаються до одних і тих же значень дискретної моделі датчика, тому обидві наведені схеми навчання еквівалентні. Останній висновок дозволяє використовувати схему навчання нейромережевої моделі датчика в статичному режимі, враховуючи відзначені вище її переваги перед схемою навчання в динамічному режимі.

Таким чином, для схеми навчання в статичному режимі функція помилки навчання запишеться у вигляді:

$$E = E(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (16)$$

Результати математичного моделювання

З метою оцінки ефективності запропонованих розв'язків було проведено моделювання розробленого нейромережевого алгоритму в середовищі Matlab. Результати математичного моделювання приведені на рис.3.

Графіки сигналів, відліки яких використовувались в якості навчальних послідовностей приведені на рис. 3а. Відповідно до розробленої методики була визначена довжина навчальних послідовностей $N = 540$, при цьому були задані наступні значення: періоду квантування - $T = 1$ мс і значення параметра, який визначає довжину навчальних послідовностей, - $\varepsilon = 1 \cdot 10^{-3}$.

На рис. 3б наведена залежність зміни помилки навчання E від кількості епох навчання. За результатами моделювання встановлено, що значення помилки навчання після 18 епох навчання склало $7.6 \cdot 10^{-32}$.

Для оцінки точності отриманої дискретної моделі датчика порівнювалися між собою реакції моделі 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 $u(t) = \sin^2(2 \cdot \pi \cdot 4 \cdot 10^3 \cdot t)$.

Графіки вхідного $u(t)$ й вихідного $y(t)$ сигналів безперервної моделі датчика наведені на рис. 3в. Графік сигналу помилки між виходами безперервної й дискретної моделями датчика у вигляді різниці реакцій зазначених моделей на один і той же вплив, наведений на рис. 3г.

Результати моделювання показали, що сигнал помилки не перевищує значення $4 \cdot 10^{-3}$, що свідчить про відповідність у термінах «вхід-вихід» безперервної й отриманої дискретної моделі датчика.

Висновки.

Використання в якості критерію навчання нейромережевої моделі вимірювального датчика функції помилки між бажаним і реальним виходом нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача дозволяє успішно вирішити задачу побудови схеми навчання, яка визначає спосіб формування навчальної послідовності і порядок реалізації алгоритму навчання. Еквівалентність схеми навчання в статичному режимі схемі навчання в динамічному режимі дозволяє значно спростити й прискорити процедуру настроювання параметрів нейромережевої інверсної моделі вимірювального датчика.

Запропонований критерій та схеми навчання нейромережевої моделі вимірювального датчика можуть бути використані в процесі розробки нейромережевого алгоритму відновлення динамічно викривлених вимірювальних сигналів.

Список літератури: 1. Korbicz, J. Artificial neural networks in fault diagnosis of dynamical systems. , Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering SIBIRCON 2010 IEEE Region 8 International Conference on 449 (2010). IEEE. doi:10.1109/SIBIRCON.2010.5555118 2. Materassi, D. Reconstruction of topologies for acyclic networks of dynamical systems., Proceedings of the 2011 American Control Conference 37–41 (2011). IEEE. 3. Tan, P. V. T. P. V., Millérioux, G., & Daafouz, J. A contribution to the identification of switched dynamical systems over finite fields. , Decision and Control CDC 2010 49th IEEE Conference on 4429–4434 (2010). IEEE. doi:10.1109/CDC.2010.5717859 3. Cessac, B. (2009). Neural Networks as dynamical systems . *Neural Networks*, 6(2), 1–51. doi:10.1142/S0218127410026721 4. Вікторова, О. В. Використання «м'яких» обчислень в інтелектуальних інформаційно-вимірювальних системах дорожніх машин [Текст] / О. В. Вікторова, А. О. Коваль – Вісник Харківського національного автомобільно-дорожнього університету. 2011. - №53. – С. 111-117. 5. Коваль, А. О. Лінійна нейромережева динамічна вимірювальна система з послідовним відновленням і фільтрацією вхідного сигналу датчика [Текст] / А. О. Коваль // Вісник національного технічного університету «ХПІ». – 2011. - №53. – С. 84-89. 6. Коваль, А. А. Апаратно-програмний комплекс «Вибро» [Текст] / А.

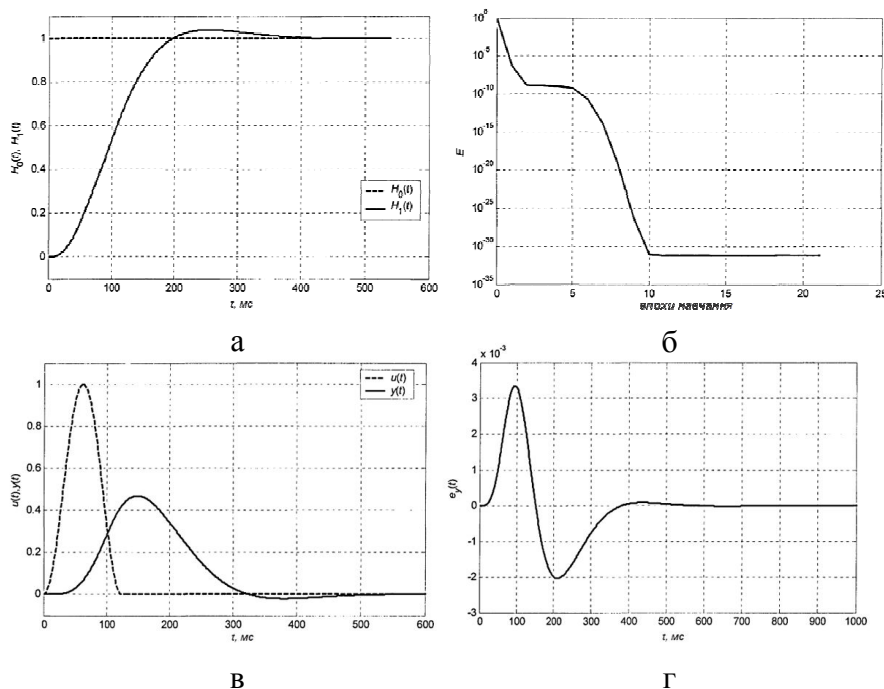


Рис. 3 - Результати математичного моделювання: а - графіки сигналів які використовувались для навчання нейромережевої моделі датчика; б - залежність зміни помилки навчання E від числа епох навчання; в - графіки вхідного й вихідного сигналів безперервної моделі датчика; г - графік сигналу помилки між виходами безперервної й дискретної моделі датчика

УДК 681.324.032

Критерій та схема навчання нейромережевої моделі вимірювального датчика / Коваль А. О. // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2012. - № 68 (974). – С. 94-100. – Бібліогр.: 6 назв.

Обосновано использование в качестве критерия обучения нейросетевой инверсной модели измерительного датчика функцию ошибки между желаемым и реальным выходом данной модели. Рассмотрена схема обучения нейросетевой модели датчика в динамическом и статическом режиме.

Ключевые слова: нейросетевая модель измерительного датчика, критерий обучения, схема обучения, функция погрешности.

Out and used as a criterion for training the neural network inverse model of the sensor error function between the desired and the actual output of the model. A scheme for training the neural network model of sensor in dynamic and static conditions.

Keywords: neural network model of the sensor, the criterion of learning, training scheme, the function of error.

УДК 331.108(477)

М. В. НАЙДЕНОВА, канд. экон. наук, доц., УкрГАЗТ, Харьков

Е. В. ГРОМОВА, канд. экон. наук, доц., УкрГАЗТ, Харьков

И. В. ПАЛАМАРЧУК, канд. экон. наук, доц., УкрГАЗТ, Харьков

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ЗАРУБЕЖНОГО ОПЫТА ПОЛИТИКИ НАЙМА ПЕРСОНАЛА В УКРАИНСКИХ РЕАЛИЯХ

Проведен анализ зарубежного опыта и Украины в выборе процедуры найма новых сотрудников, как одного из важнейших инструментов управления персоналом. Сравнительный анализ политики найма показывает, как решается вопрос выбора лучшего кандидата — специалиста с конкретными профессиональными знаниями или же человека, обладающего общими знаниями в рамках своей профессии, — в европейских странах и в Украине.

Ключевые слова: управление, персонал, найм, кадровая политика, менталитет.

Введение. Постановка проблемы.

Украинская экономика в настоящее время переживает сложный переходный период. В сложившейся ситуации мощный ресурс выживания кроется в использовании внутренних резервов государства, базовым из которых являются люди. Глобализация экономики и смещение акцента деятельности на международный рынок потребовали от многих организаций дополнительных навыков и знаний, касающихся иностранных культур и методов ведения бизнеса. Многие современные компании имеют зарубежные филиалы или зарубежных партнеров. Сравнительный анализ позволяет выявить основные тенденции организации найма персонала в европейских странах и в Украине.

Анализ последних исследований и публикаций.

Значительное внимание методологии управления персоналом промышленных предприятий в условиях рыночной экономики уделяют в своих работах отечественные и зарубежные ученые: Бондарь М.П., Генкин Б.М., Данюк В.М., Кибанов А.Я. [1], Лысенко Н.И., Макогон А., Мальцев О.В., Б. Карлофф, У. Мастенбрух, М.Х. Мескон и др. Хотя тема управления персоналом разработана достаточно глубоко, целый ряд принципиальных аспектов этого направления пока еще не нашел последовательного решения в системе антикризисного управления.

Проблемам отбора при найме персонала посвящены труды таких отечественных исследователей, как Базарова Т.Ю., Дураковой И.Б. [2], Дятлова В.А. [3], Кибанова А.Я. [1],