

содержание сети автомобильных дорог при заданной вероятности появления неблагоприятных явлений.

**Список литературы:**1. Самодурова Т.В. Оперативное управление зимним содержанием дорог Научные основы: Монография [Текст] / Т.В. Самодурова. - Воронеж: Изд-во Воронеж, гос. ун-та, 2003.-168 с. 2. ДБН В.2.3 - 4 - 2000 - Государственные строительные нормы Украины. Автомобильные дороги [Текст]. – 2000. - 404 с.3. Гасанов Г.М. Оценка риска при планировании работ по ремонту и содержанию автомобильных дорог [Текст] / Г.М. Гасанов. Транспорт: Наука, техника, управление. Научный информационный сборник / ВИНТИ. - М.2006 -№1-С. 46-47.4. ОДМ 218.0.000-2003. Руководство по оценке уровня содержания автомобильных дорог [Текст]. - М: Федеральная дорожная служба России, 2003. -75 с.5. Боброва Т.В. Сохраним построенное [Текст] / Т.В. Боброва, А.П. Протопопов. Дороги России XXI век. - 2002. -№2 - С. 94-98.

*Поступила в редколлегию 23.11.2011*

**УДК 681.324.032**

*А.О.КОВАЛЬ*, асис, ХНАДУ, Харків

## **ЛІНІЙНА НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ДИНАМІЧНА ВИМІРЮВАЛЬНА СИСТЕМА З ПОСЛІДОВНИМ ВІДНОВЛЕННЯМ І ФІЛЬТРАЦІЄЮ ВХІДНОГО СИГНАЛУ ДАТЧИКА**

На основі використання нейромережових алгоритмів розроблена модель лінійної нейромережової динамічної вимірювальної системи здатної адаптувати свої динамічні параметри під умови проведення вимірювань.

**Ключові слова:** нейромережові алгоритми, вимірювальна система, математичне моделювання.

На основе использования нейросетевых алгоритмов разработана модель линейной нейросетевой динамической измерительной системы способной адаптировать свои динамические параметры под условия проведения измерений.

**Ключевые слова:** нейросетевые алгоритмы, измерительная система, математическое моделирование.

Based on the use of neural network algorithms. A model of a linear neural network dynamic measuring system has been developed is able to adapt it's dynamic parameters to measurement conditions.

**Keywords:** neural network algorithms, measuring system, mathematical modeling.

### **Вступ**

Розробка динамічних моделей вимірювальних систем на базі нейронних мереж і алгоритмів обробки даних динамічних вимірювань з використанням нейромережових технологій є одним з актуальних шляхів розвитку процесу інтелектуалізації сучасної вимірювальної техніки. Успішний розв'язок даного завдання значно поліпшить метрологічні характеристики і ефективність існуючих первинних вимірювальних перетворювачів без значних матеріальних витрат за рахунок глибокої математичної обробки результатів вимірювань. Крім того, впровадження таких динамічних моделей і алгоритмів, а також їх прикладного програмного забезпечення дозволить створювати інтелектуальні вимірювальні перетворювачі й системи зі здатністю до індивідуалізації своїх

динамічних параметрів під зовнішні впливаючі фактори і умови проведення вимірювань.

### Динамічна модель нейромережевої вимірювальної системи

Досліджуваний первинний вимірювальний перетворювач (датчик) описується наступною лінійною передаточною функцією (ПФ):

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

де  $U(p)$ ,  $Y(p)$  - зображення по Лапласу, відповідно вхідного та вихідного сигналів датчика;  $T_{1j}$ ,  $T_{2i}$  - постійні часу датчика;  $\xi_{1j}$ ,  $\xi_{2i}$  - коефіцієнти демпфування;  $i = (\overline{1, m_2})$ ,  $j = (\overline{1, n_2})$ ;  $K_0$  - статичний коефіцієнт підсилення;  $p$  - комплексна змінна.

Ступінь чисельника  $m_s$ , ступінь знаменника (порядок)  $n_s$  і ступінь  $q_s$  ПФ датчика визначаються, відповідно, як

$$m_s = m_1 + m_2, \quad (2)$$

$$n_s = n_1 + n_2, \quad (3)$$

$$q_s = n_s - m_s = n_1 - m_1 + n_2 - m_2. \quad (4)$$

Відновлення вхідного сигналу датчика із ПФ (1) здійснюється по його обмірюваному вихідному сигналу на основі НСИС, що представляє собою послідовне з'єднання коригувального фільтра (КФ) і ідентичних нелінійних нейромережевих вимірювальних перетворювачів (НМВП), які апроксимують інверсну ПФ аперіодичних ланок першого порядку з постійною часу рівній максимальній з постійних часу елементарних динамічних кіл, що становлять знаменник ПФ датчика:  $T_1 = \max(T_{1j} | j = (\overline{1, n_2}))$ .

### Фільтрація шумової складової відновлюваного сигналу

Корекція інерційності первинного вимірювального перетворювача на основі структури НМВП, що забезпечує відновлення динамічно перекошеного вхідного сигналу датчика, супроводжується значним посиленням адитивного шуму, який присутній на його виході, а також внутрішніх шумів НМВП. Тому в процесі послідовного відновлення необхідно здійснювати низькочастотну фільтрацію відновлюваного сигналу. Для досягнення цієї мети структура НМВП була представлена в лінійній формі й розширена до нейромережевого вимірювального перетворювача першого порядку з фільтрацією відновлюваного сигналу (НМВПФ). Отримана структура являє собою в термінах теорії обробки сигналів рекурсивний дискретний фільтр [4] з налаштованими параметрами.

### Динамічна модель нейромережевого вимірювального перетворювача

Структурна схема НМВПФ наведена на рис. 1. НМВПФ складається з адаптуемого лінійного нейрона, охопленого рекурентним зворотним зв'язком. Як видно з рис.1, у структурі НМВПФ відсутній характерний для нейронних мереж зсув нейрону, що обумовлене необхідністю наявності нульового виходу

фільтра при нульовому вході.

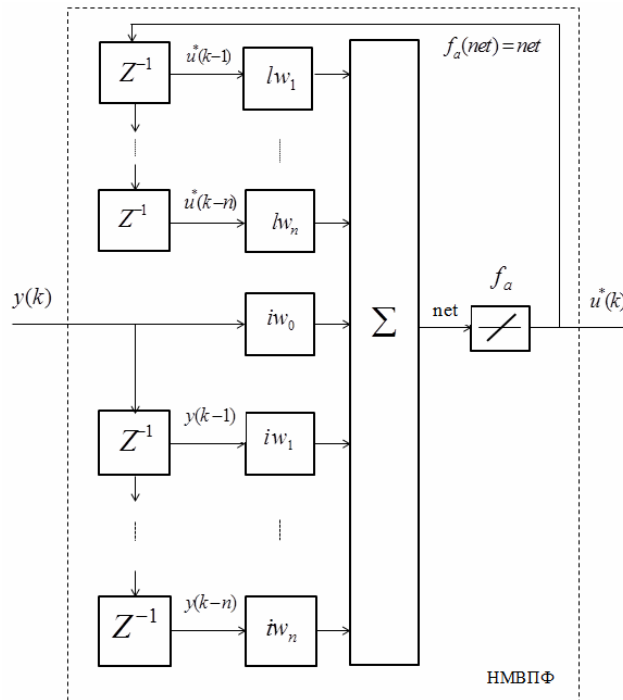


Рис. 1. Структурна схема НМВПФ

Зв'язок між виходом і входом НМВПФ описується у вигляді наступного рекурентного рівняння:

$$u^*(k) = f_a(net) = net = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot u^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot y(k-j), \quad (5)$$

де  $y(k)$ ,  $u^*(k)$  - значення сигналів, відповідно, з виходу датчика й НМВПФ у дискретні моменти часу  $t_k = k \cdot T_N$ ;  $T_N$  - період квантування,  $k = 0, 1, 2, \dots$ ;  $f_a(net)$  - функції активації нейрона НМВПФ (лінійна функція);  $lw_i$ ,  $iw_j$  - ваги синапсів, котрі визначають параметри нейрона, «рекурсивної» і «нерекурсивної» частини НМВПФ, відповідно,  $i = (\overline{1, n})$ ,  $j = (\overline{0, n})$ ,  $n$  - порядок НМВПФ.

### Процедура навчання нейромережевого вимірювального перетворювача

Процедура навчання НМВПФ (тобто підстроювання його змінних параметрів) полягає в мінімізації величини сукупної по всіх  $N$  відлікам вхідної навчальної послідовності середньоквадратичної похибки між бажаним  $h(k)$  і реальним виходом мережі  $h^*(k)$ :

$$E = E(lw_1, \dots, lw_n, iw_0, \dots, iw_n) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^N \left( h(k-d) - h^*(k-d) \right)^2. \quad (6)$$

Схема навчання НМВПФ у статичному режимі при розімкненому рекурентному зворотньому зв'язку й відсутності елементів затримки  $z^{-1}$  наведена на рис. 2. При формуванні вихідної і вхідної навчальної

послідовностей використовуються дискретні значення затриманої в часі на  $d$  тактів квантування перехідної характеристики  $h(k-d)$  аперіодичного кола першого порядку з постійною часу  $T_1 = \max(T_{1j} | j = \overline{1, n_2})$ , а також дискретні значення реакції  $h_1(k)$  даного кола на свою перехідну характеристику.

Крім того, вхідна навчальна послідовність містить у собі адитивну складову  $v(k)$ , яка несе апріорну інформацію, про шуми на виході датчика. У якості такої складової може виступати, наприклад, сигнал у вигляді білого гауссівського шуму зі значенням середньоквадратичного відхилення (СКВ) рівним оцінці СКВ шуму, що має місце в реальних умовах вимірювань. При цьому, як показали проведені дослідження, параметр  $d$  суттєво впливає на результуючі характеристики фільтра, тому доцільно покласти  $n = d$ , а саме значення параметра вибирати, ґрунтуючись на якому-небудь критерії необхідної якості фільтрації.

Схема навчання, наведена на рис. 2, дозволяє обминути необхідність синтезу динамічного алгоритму навчання НМВПФ, і використовувати добре досліджені алгоритми навчання статичних нейронних мереж. Після навчання НМВПФ у статичному режимі за даною схемою структура НМВПФ може функціонувати в динамічному режимі згідно зі схемою, наведеною на рис. 1.

### Алгоритм послідовної корекції інерційності датчика

Структурна схема послідовної корекції інерційності датчика на основі лінійної нейромережевої вимірювальної системи із фільтрацією відновлюваного сигналу, яка проводиться за допомогою розробленої динамічної моделі НМВПФ, наведена на рис. 3. Згідно із цією схемою дискретні відліки вихідного сигналу датчика  $y_s(k)$ , що має адитивну шумову складову, надходять на вхід КФ. ПФ даного фільтра являє собою інверсну ПФ датчика (1) зі ступенем  $q_s > 0$ , доповнену до фізично реалізованої форми (тобто до нульового ступеня

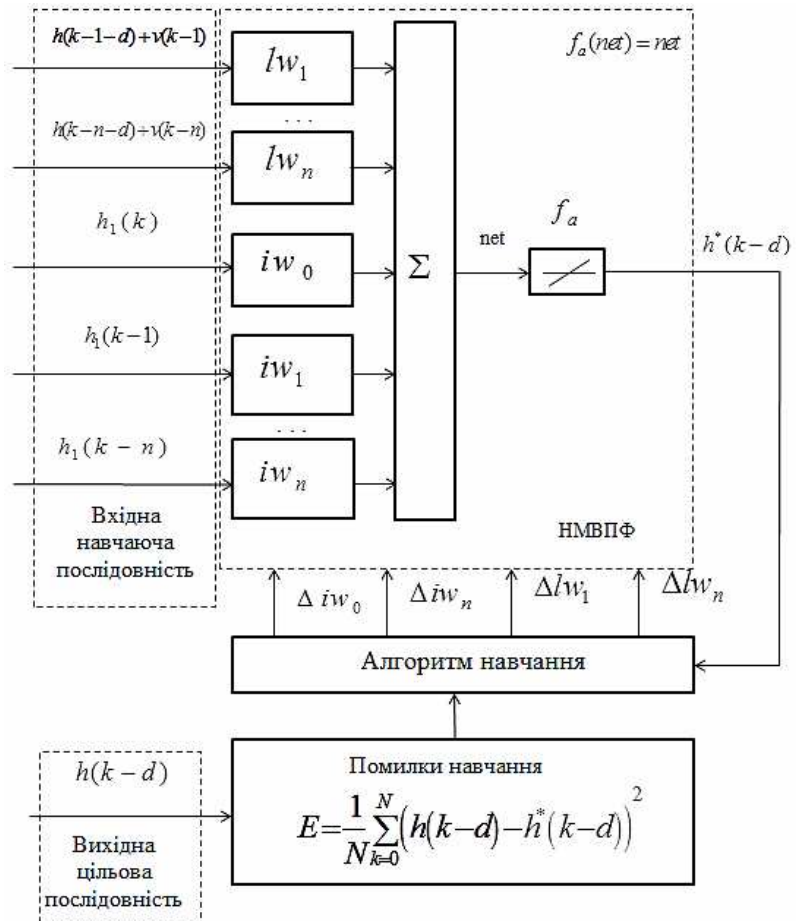


Рис. 2. Схема навчання НМВПФ у статичному режимі

ПФ КФ) необхідною кількістю ідентичних аперіодичних кіл першого порядку з постійною часу рівній максимальній з постійних часу елементарних динамічних кіл, що становлять знаменник ПФ датчика. При цьому кількість таких кіл дорівнює ступеню ПФ датчика (1). Вихід КФ є входом структури, що представляє собою послідовне з'єднання ідентичних НМВПФ, які одночасно апроксимують інверсну ПФ аперіодичних ланок першого порядку і коригувальних підсилену шумову складову вихідного сигналу датчика. При цьому кількість таких послідовно з'єднаних НМВПФ дорівнює ступеню ПФ датчика (1).

Таким чином, корекція інерційності датчика на основі описаної структури зводиться до відновлення й фільтрації вихідного сигналу аперіодичного кола першого порядку незалежно від порядку та ступеня ПФ датчика.

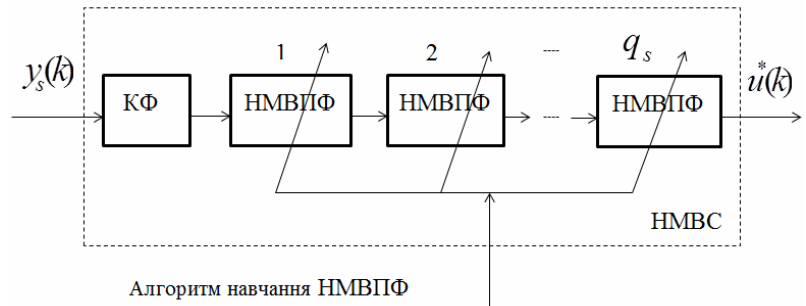


Рис. 3. Схема послідовної корекції інерційності датчика

### Результати математичного моделювання

Для ілюстрації можливостей запропонованих моделей і алгоритмів було проведено математичне моделювання. В якості прикладу був розглянутий датчик другого порядку, що має ПФ наступного виду:

$$W_s(p) = \frac{1}{T^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi \cdot T \cdot p + 1} \quad (7)$$

На вхід датчика, описуваного ПФ (7) з постійною часу  $T = 52\text{c}$  і коефіцієнтом демпфування  $\xi = 1.2$  подавався сигнал у вигляді функції Хевісайда. На виході датчика був присутній адитивний шум у вигляді білого гауссівського шуму зі СКВ рівним 0,0048.

Навчання НМВПФ проводилося згідно зі схемою, зображеною на рис. 2. При цьому для формування навчальної послідовності як оцінки СКВ шуму який діяв на виході датчика, було прийняте значення рівне 0,0047. Значення параметра  $d$  було обрано рівним 32, виходячи зі складового критерію максимуму динамічної точності НВПФ при мінімумі інерційності НМВПФ. У якості алгоритму навчання НМВПФ у статичному режимі був використаний алгоритм Левенберга-Марквардта.

Результати моделювання наведені на рис. 4 у вигляді

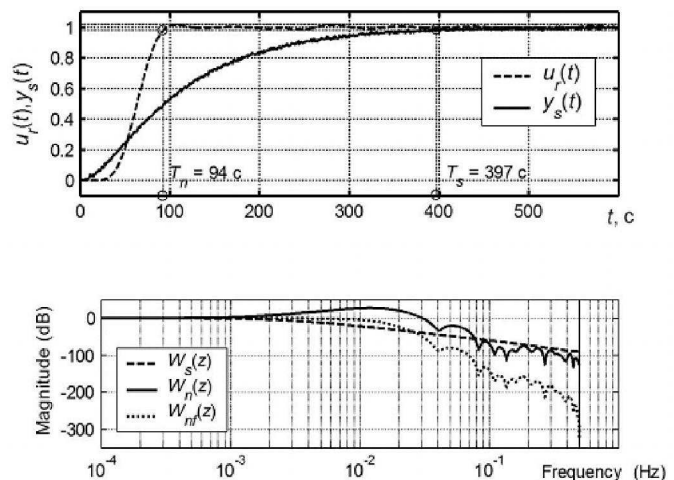


Рис.4. Результат моделювання в Matlab

графіків вихідного й відновленого сигналів датчика та АЧХ отриманої моделі

(5) НВПФ ( $W_n(z)$ ), дискретної моделі датчика ( $W_s(z)$ ) і отриманої моделі фільтра в структурі НМВПФ ( $W_{nf}(z) = W_n(z) \cdot W_s(z)$ ). З отриманих даних видно, що за рахунок більш глибокої математичної обробки результатів вимірювань час  $T_n$ , через який відновлений вхідний сигнал датчика входить у зону  $\pm 2\%$  від амплітуди вимірюваного сигналу, зменшився більш ніж в 4 рази відносно того часу  $T_s$ , за який вихідний сигнал датчика досягає тих же меж.

### **Висновок**

Розглянутий алгоритм корекції інерційності датчика на основі динамічної моделі нейромережевої вимірювальної системи з послідовним відновленням і фільтрацією вхідного сигналу датчика дозволяє за рахунок більш глибокої математичної обробки результатів вимірювань покращити метрологічні характеристики первинного вимірювального перетворювача без зміни його структури, конструкції та параметрів. Результати проведеного математичного моделювання підтверджують можливість створення на основі запропонованої динамічної моделі нейромережевого вимірювального перетворювача інтелектуальних вимірювальних систем зі здатністю до адаптації своїх динамічних параметрів під зовнішні впливаючі фактори і умови проведення вимірювань.

**Список літератури:** 1. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. - Спб.: Питер, 2003. 608 с. 2. Медведев В.С., Потьомкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с. 3. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления // Нейрокомпьютеры и их применение. Кн. 8. - М.: ИПРЖР, 2002. 479

*Поступила в редколлегию 23.11.2011*

**УДК 656.212**

**Р. В. ВЕРНИГОРА**, доц., ДНУЗТ ім. ак. Лазаряна, Дніпропетровськ  
**О. О. МАЗУРЕНКО**, асис, ДНУЗТ ім. ак. Лазаряна, Дніпропетровськ

## **ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ТЕХНОЛОГІЇ ФОРМУВАННЯ ДВОГРУПНИХ ПОЇЗДІВ В ОПЕРАТИВНИХ УМОВАХ З ВИКОРИСТАННЯМ ІМІТАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ РОБОТИ ЗАЛІЗНИЧНОГО НАПРЯМКУ**

Наведено загальну структуру імітаційної моделі залізничного напрямку, яка була використана для дослідження ефективності системи оперативної організації вантажних вагонопотоків на залізничному напрямку з використанням технології формування двогрупних поїздів.

**Ключові слова:** вагонопотік, оперативне керування, імітаційна модель, залізничний напрямок, двогрупний поїзд

Приведена общая структура имитационной модели железнодорожного направления, которая была использована для исследования эффективности оперативной организации грузовых вагонопотоков в поезда на железнодорожном направлении с использованием технологии формирования двогруппных поездов.

**Ключевые слова:** вагонопоток, оперативное управление, имитационная модель, железнодорожное направление, двогруппный поезд