

УДК 621.317

<sup>1</sup>О.М. Безвесільна, д.т.н.,  
<sup>2</sup>Ю.О. Подчашинський, к.т.н.  
<sup>3</sup>Ю.О. Шавурський

## ЛІНІЙНЕ НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ВІДНОВЛЕННЯ І ФІЛЬТРАЦІЯ ВИМІРЮВАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЇ ПРО МЕХАНІЧНІ ВЕЛИЧИНИ

<sup>1</sup>Національний технічний університет України "КПІ", E-mail: bezvesilna@mail.ru

<sup>2,3</sup>Житомирський державний технологічний університет, E-mail: ju-p@ztu.edu.ua, aikt\_shyo@ztu.edu.ua

*В статті розглянуто алгоритмічну обробку вимірювальної інформації про механічні величини, що виконується на основі штучних нейронних мереж. Метою такої обробки є підвищення точності і швидкодії процедур визначення параметрів об'єктів вимірювань. Процедури навчання та адаптації штучних нейронних мереж забезпечують компенсацію додаткових похибок вимірювань в несприятливих та нестационарних умовах.*

**Ключові слова:** нейронна мережа, обробка вимірювальної інформації, обробка сигналів.

### Вступ

Одним з ефективних методів вимірювань механічних величин є формування та алгоритмічна обробка сигналів, що містять вимірювальну інформацію. Розробка динамічних моделей вимірювально-діагностичного комплексу (ВДК) на базі нейронних мереж є одним з актуальних шляхів розвитку процесу інтелектуалізації вимірювань механічних величин. Успішне вирішення даної задачі значно поліпшить метрологічні характеристики й ефективність існуючих засобів вимірювань без значних матеріальних витрат за рахунок глибокої математичної обробки результатів вимірювань. Впровадження таких моделей та алгоритмів з відповідним прикладним програмним забезпеченням дозволить створювати інтелектуальні засоби вимірювань механічних величин із здатністю до налаштування своїх динамічних параметрів під зовнішні фактори і умови проведення вимірювань.

Тому **актуальною задачею** є дослідження методів нейромережевої алгоритмічної обробки вимірювальної інформації про механічні величини та шляхів реалізації цих методів на основі сучасних інформаційно-комп'ютерних технологій. Такий підхід повинний забезпечити більш високу точність та швидкість вимірювань механічних величин у порівнянні з існуючими методами, особливо в нестационарних та несприятливих умовах.

### Аналіз існуючих досліджень і публікацій

Алгоритмічні методи обробки вимірювальної інформації розглянуто в багатьох книгах та наукових публікаціях. Це, наприклад, дослідження вимірювальних систем в робототехніці [1, 2], автоматизованих систем управління з датчиками інформації [3, 4], телевізійних вимірювальних систем [4–6], інформаційних систем [5, 7]. Також існує багато наукових праць по теорії штучних нейронних мереж та методам обробки інформації за допомогою цих мереж [8–9].

Але в цих публікаціях не завжди в повній мірі враховуються вимоги до метрологічних характеристик вимірювальної інформації. Це вимоги до точності розрахунку механічних величин на основі вимірювання ряду параметрів об'єктів, що досліджуються або виготовляються. У відомих науково-технічних рішеннях відсутнє або обмежене використання найсучасніших досягнень інформаційно-комп'ютерних технологій.

**Метою проведених досліджень** є дослідження процедур високоточної нейромережевої алгоритмічної обробки вимірювальної інформації про механічні величини. Ці процедури можуть бути виконані на основі застосування теорій та технічних засобів штучних нейронних мереж. Вказана задача вирішується в рамках наукової проблеми створення теорії побудови системи для вимірювань механічних величин з алгоритмічними методами їх обробки.

### Математична модель вимірювального каналу з динамічними властивостями

Нехай блоку формування вимірювального сигналу задається передатною функцією (ПФ):

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

де  $u(p), y(p)$  – зображення по Лапласу вхідного й вихідного сигналів витратоміра;  $T_{1j}, T_{2i}$  – постійні часу вимірювального каналу,  $i = \overline{(1, m_2)}, j = \overline{(1, n_2)}$ ;  $\xi_{1j}, \xi_{2i}$  – коефіцієнти демпфірування,  $i = \overline{(1, m_2)}, j = \overline{(1, n_2)}$ ;  $K_0$  – статичний коефіцієнт підсилення;  $p$  – комплексна змінна. Ступінь чисельника  $m_s$ , ступінь знаменника (порядок)  $n_s$  і ступінь  $q_s$  ПФ вимірювального каналу визначаються як

$$m_s = m_1 + m_2, n_s = n_1 + n_2, q_s = n_s - m_s = n_1 - m_1 + n_2 - m_2.$$

Динамічна математична модель нейромережевого ВДК (НМДК) виконує послідовну апроксимацію інверсної передатної функції блоку формування вимірювального сигналу про механічні величини. Це дозволяє відновити сигнали з динамічними викривленнями. Відновлення сигналу вимірювальної інформації з наведеною ПФ здійснюється на основі НМДК. Він представляє собою послідовне з'єднання блоку формування вимірювального сигналу і нейромережевого коригувального блоку, що апроксимує інверсну ПФ блоку формування. При цьому можливе використання аперіодичних ланок першого порядку з постійною часу, рівною максимальній з постійних часу елементарних динамічних ланок, що становлять знаменник наведеної ПФ:  $T_1 = \max(T_{1j} | j = \overline{(1, n_2)})$ .

### Фільтрація шумової складової вимірювального сигналу

Корекція інерційності вимірювального каналу у НМДК забезпечує алгоритмічну компенсацію динамічних похибок вимірювального сигналу, але супроводжується значним посиленням адитивного шуму, що присутній у цьому сигналі, а також внутрішніх шумів НМДК. Тому в процесі алгоритмічної компенсації динамічних похибок необхідно здійснювати низькочастотну фільтрацію вимірювального сигналу. Для вирішення цієї задачі до складу НМДК було введено фільтр адитивного шуму, що реалізований на основі штучної нейронної мережі (рис. 1). В результаті отримуємо нейромережевий вимірювальний фільтр (НМВФ). Отримана структура являє собою в термінах теорії обробки сигналів рекурсивний дискретний фільтр [9, 10] з параметрами, що настраюються.

Структурна схема НМВФ складається з адаптивного лінійного нейрона [9], охопленого рекурентним зворотним зв'язком. Як видно з рис. 1, у структурі НМВФ відсутній характерний для нейронних мереж зсув нейрона, що обумовлено необхідністю наявності нульового виходу фільтра при нульовому вході.

Зв'язок між виходом і входом НМВФ задається у вигляді рекурентного рівняння:

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

де  $y(k), u^*(k)$  – значення сигналів, відповідно, з входу і виходу НМВФ у дискретні моменти часу  $t_k = kT_N$ ;  $T_N$  – період дискретизації,  $k = 0, 1, 2, \dots$ ;  $f_a(net)$  – функція активації нейрона НМВФ (в даному випадку – лінійна функція);  $lw_i, iw_j$  – вагові коефіцієнти рекурсивних та нерекурсивних входів нейрона,  $i = \overline{(1, n)}, j = \overline{(0, n)}$ ,  $n$  – порядок НМВФ.

### Процедура навчання нейромережевого фільтра вимірювального сигналу

Процедура навчання НМВФ (тобто налаштування його параметрів відповідно до поточних умов вимірювань) полягає в мінімізації середньоквадратичної похибки реального виходу  $h^*(k)$

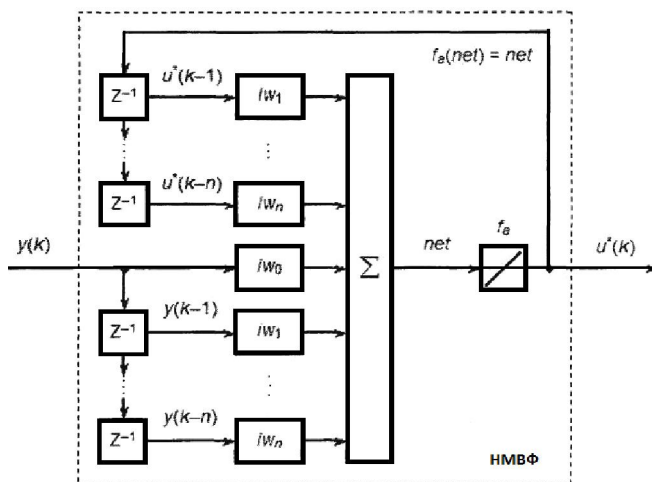


Рис. 1. Структурна схема НМВФ

мережі відносно бажаного виходу  $h(k)$ . Ця похибка обчислюється по всім  $N$  відлікам вхідної навчальної послідовності  $E = E(lw_1, \dots, lw_n, iw_1, \dots, iw_n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N (h(k-d) - h^*(k-d))^2$ .

Схему навчання НМВФ у статичному режимі при розімкненому зворотному зв'язку і відсутності елементів затримки  $z^{-1}$  наведено на рис. 2. При формуванні вихідних і вхідних навчальних послідовностей використовуються дискретні значення затриманої в часі на  $d$  тактів перехідної характеристики  $h(k-d)$  аперіодичної ланки першого порядку з постійною часу  $T_1 = \max(T_{1j} | j = \overline{1, n_2})$ , а також дискретні значення реакції  $h_1(k)$  даної ланки на свою перехідну характеристику.

Крім того, вхідна навчальна послідовність містить у собі адитивну складову  $v(k)$ , що відповідає шумам вимірювального каналу. При моделюванні це може бути, наприклад, сигнал у вигляді білого шуму з нормальним розподілом і дисперсією, що дорівнює дисперсії шуму в реальних умовах вимірювань. При цьому параметр  $d$  істотно впливає на характеристики фільтра та ефективність фільтрації шумів. Тому пропонується вважати, що  $n = d$ , та вибирати це значення відповідно до обраного критерію якості фільтрації.

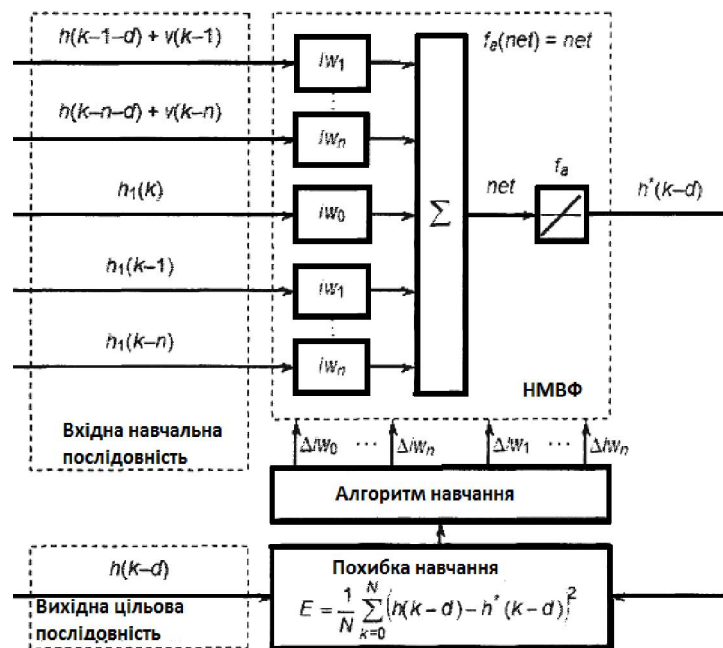


Рис. 2. Схема навчання НМВФ у статичному режимі

Схема навчання (рис. 2) також дозволяє виключити необхідність синтезу складного динамічного алгоритму навчання [9] НМВФ, що має низьку швидкодію. Замість цього використовуються добре досліджені алгоритми навчання статичних нейронних мереж [8, 9]. Після навчання НМВФ у статичному режимі за даною схемою структура НМВФ може функціонувати в динамічному режимі відповідно до схеми, наведеної на рис. 1.

### Алгоритм послідовної корекції інерційності вимірювального каналу

Структурну схему послідовної корекції інерційності вимірювального каналу на основі лінійного НМДК із фільтрацією вимірювального сигналу наведено на рис. 3. Ця корекція здійснюється за допомогою розробленої динамічної моделі НМВФ. Відповідно до даної схеми, дискретні відліки  $y_s(k)$  з виходу блоку формування вимірювального сигналу, що містить адитивну шумову складову, надходять на вхід коригуючого фільтра (КФ).

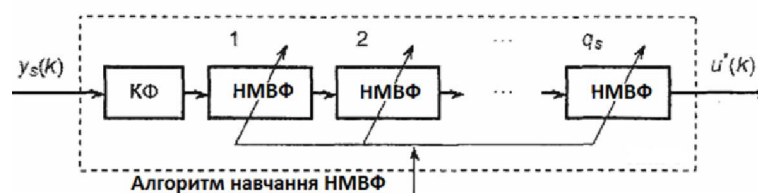


Рис. 3. Схема послідовної корекції інерційності вимірювального каналу на основі штучних лінійних нейронів з одночасною фільтрацією шуму

ПФ даного фільтра представляє собою інверсну ПФ блоку формування із ступенем  $q_s > 0$ , доповнену до фізично реалізуємої форми необхідною кількістю ідентичних аперіодичних ланок першого порядку. Постійна часу цих ланок дорівнює максимальній з постійних часу

елементарних динамічних ланок, що становлять знаменник ПФ блоку формування вимірювального сигналу. При цьому кількість таких ланок дорівнює ступеню ПФ блоку формування. Вихід КФ є входом структури, що представляє собою послідовне з'єднання ідентичних НМВФ. Вказані НМВФ одночасно доповнюють інверсну ПФ відповідною кількістю аперіодичних ланок першого порядку і фільтрують шумову складову вимірювального сигналу. При цьому кількість таких послідовно з'єднаних блоків НМВФ дорівнює ступеню ПФ блоку формування вимірювального сигналу.

### Результати моделювання

Для перевірки працездатності запропонованих методів і алгоритмів було проведено моделювання на цифровій ЕОМ. Як приклад, було розглянуто блок формування вимірювальної інформації, що має аперіодичну ПФ першого порядку  $W_s(p) = \frac{1}{Tp + 1}$ .

Це може бути математична модель інерційного датчика, що використовується в системі для вимірювання механічних величин. Наведемо два можливих варіанти використання вказаної математичної моделі:

1. Формування двовимірного зображення об'єкта вимірювань послідовно по рядкам у телевізійній камері. При цьому інерційні властивості визначаються неідеальністю оптичної системи телевізійної камери та обмеженою смугою частот тракту передачі двовимірної інформації. Метою компенсації динамічних похибок є підвищення точності вимірювання геометричних параметрів та параметрів руху об'єктів вимірювань.

2. Вимірювання витрат моторного палива термоанемометричним витратоміром з датчиками у вигляді термоперетворювачів. При цьому інерційні властивості визначаються інерційністю термоперетворювачів, що вимірюють температуру потоку моторного палива в трубі витратоміра. Метою компенсації динамічних похибок є підвищення точності вимірювання об'ємної витрати моторного палива.

У другому випадку використовувався тестовий режим роботи витратоміра, що відповідає періодичній зміні витрати моторного палива (біодизельного палива з альтернативної сировини) від 5 до 10 л/годину (рис. 4). Вимірювальний сигнал формувалася термоперетворювачем, що вимірює температуру нагрівача у витратомірі та має постійну часу  $T = 60$  с.

Далі виконувалося обчислення об'ємної витрати моторного палива. Результат визначення об'ємної витрати містить динамічну похибку (рис. 5).

Для її компенсації засовувалися:

- звичайний коригуючий фільтр з ПФ  $W_{kf}(p) = \frac{Tp + 1}{0,1 \cdot Tp + 1}$ ;
- НМДК з КФ та НМВФ згідно розробленої методики побудови вимірювального каналу.

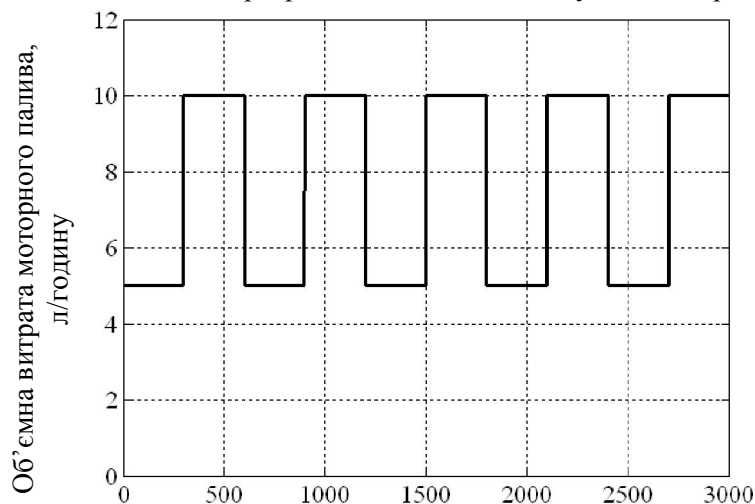


Рис. 4. Тестовий режим роботи витратоміра, що відповідає періодичній зміні витрати моторного палива

Частотні характеристики термоперетворювача та вимірювального каналу для двох варіантів корекції динамічної похибки наведено на рис. 6.

Для порівняння запропонованих варіантів побудови вимірювального каналу було обраховано середньоквадратичне значення похибок вимірювання об'ємної витрати моторного палива при зміні постійної часу термоперетворювача від 10 до 70 с. Результат визначення похибок наведено на рис. 7.

Аналіз отриманих результатів вказує на можливість суттєвого підвищення точності вимірювань об'ємної витрати моторного палива (у 1,7 ... 1,9 разів при  $T = 50 \dots 70$  с). Цей результат досягається за рахунок використання лінійного НМДК як засобу корекції динамічних похибок системи для вимірювання механічних величин.

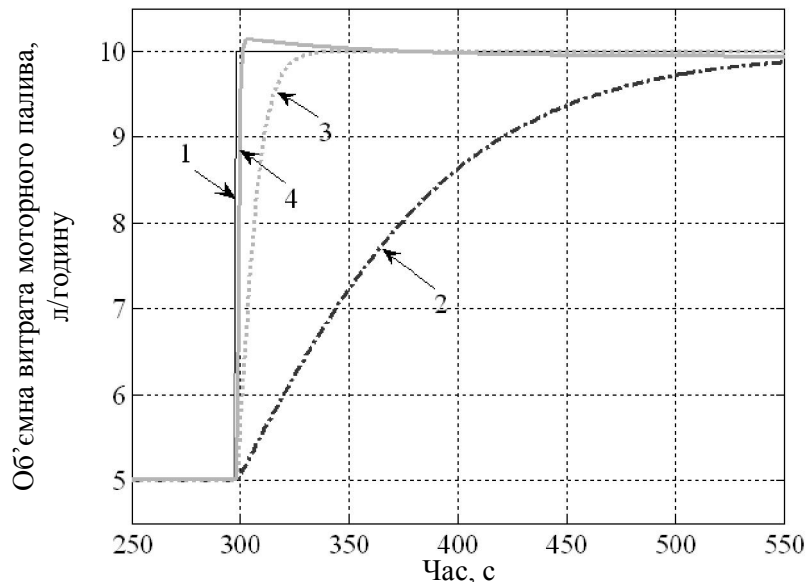


Рис. 5. Визначення поточних значень об'ємної витрати моторного палива з урахуванням компенсації динамічної похибки: 1 – точне значення; 2 – результат вимірювань з динамічною похибкою; 3 – компенсація звичайним коригуючим фільтром; 4 – компенсація НМДК з КФ та НМВФ згідно розробленої методики

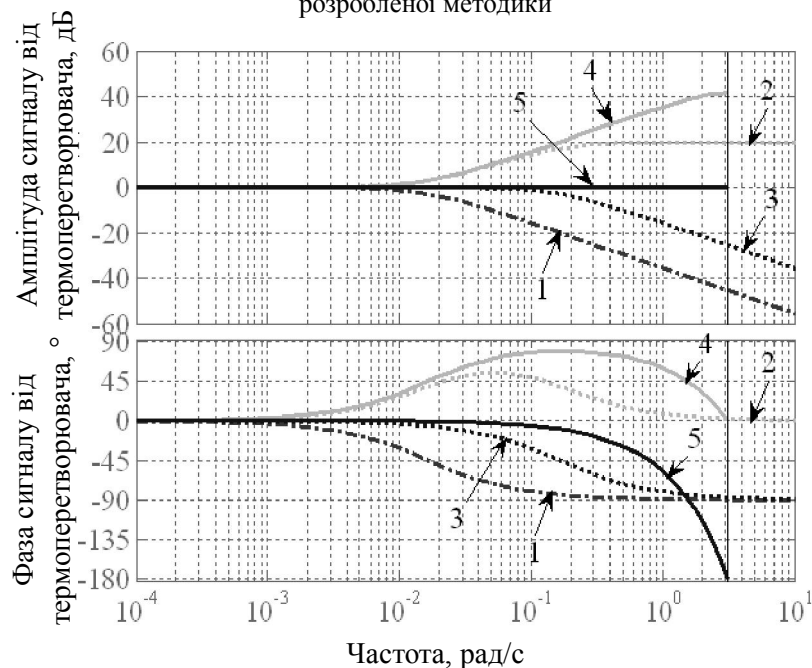


Рис. 6. Частотні характеристики вимірювального каналу витратоміра: 1 – термоперетворювач; 2 – звичайним коригуючий фільтр; 3 – вимірювальний канал на основі звичайного коригуючого фільтра; 4 – НМДК з КФ та НМВФ; 5 – вимірювальний канал з НМДК

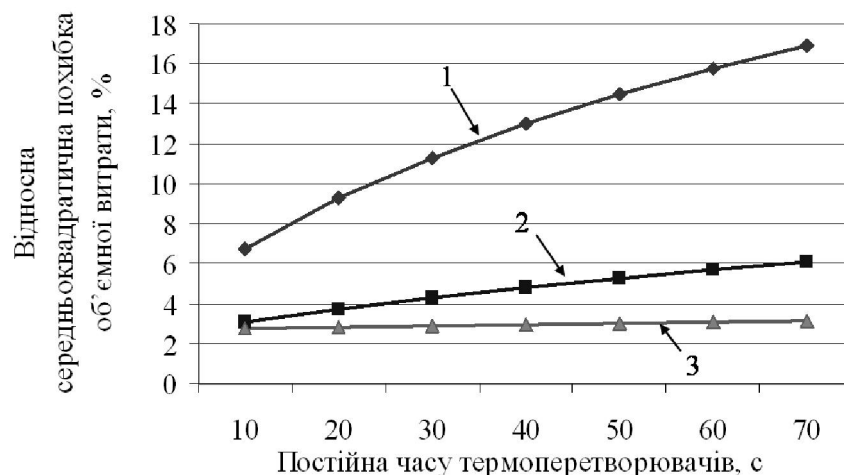


Рис. 7. Визначення похибок для запропонованих варіантів побудови вимірювального каналу:  
1 – без алгоритмічної компенсації похибок; 2 – компенсація динамічної похибки звичайним коригуючим фільтром; 3 – компенсація динамічної похибки НМДК з КФ та НМВФ згідно розробленої методики

### Висновки

Визначення механічних величин на основі алгоритмічної обробки вимірювальних сигналів може забезпечити суттєве підвищення точності та швидкодії вимірювальних операцій, розширення функціональних можливостей засобів вимірювань механічних величин.

Алгоритмічні вимірювання механічних величин є особливо ефективними за умови використання штучних нейронних мереж у вигляді лінійного НМДК. Застосування штучних нейронних мереж дозволяє компенсувати додаткову похибку, що виникає в несприятливих та нестаціонарних умовах проведення вимірювань.

Розроблено методи фільтрації та відновлення вимірювальної інформації про механічні величини на основі штучних нейронних мереж. Ці методи дозволяють суттєво (у 1,7 ... 1,9 разів) підвищити точність системи для вимірювань механічних величин.

### Список літературних джерел

1. Техническое зрение роботов / В. И. Мошкин, А. А. Петров, В. С. Титов, Ю. Г. Якушенков ; под общей ред. Ю. Г. Якушенкова. – М. : Машиностроение, 1990. – 272 с.
2. Катис Г.П. Системы машинного видения с интеллектуальными видеодатчиками / Г.П. Катис // Информационные технологии. – 2001. – № 10. – С. 28-37.
3. Бутаков Е.А. Обработка изображений на ЭВМ / Е.А. Бутаков, В.И. Островский, И.П. Фадеев – М. : Радио и связь, 1987. – 240 с.
4. Грязин Г.Н. Системы прикладного телевидения : учебное пособие / Г.Н. Грязин. – СПб : Политехника, 2000. – 277 с.
5. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М. : Техносфера, 2005. – 1072 с.
6. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М. : Вильямс, 2004. – 928 с.
7. Анисимов Б. В. Распознавание и цифровая обработка изображений : учебное пособие для вузов / Б. В. Анисимов, В. Д. Курганов, В. К. Злобин. – М. : Высшая школа, 1983. – 295 с.
8. Руденко О. Г. Штучні нейронні мережі : навчальний посібник / О. Г. Руденко, Є. В. Бодяньський. – Харків : ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.
10. Даджион Д., Мерсеро Р. Цифровая обработка многомерных сигналов / Д. Даджион, Р. Мерсеро ; под ред. Л. П. Ярославского. – М. : Мир, 1988. – 488 с.