

Ю.О. Подчашинський, д.т.н., проф.

О.О. Лугових, асист.

Л.Й. Шавурська, пров. інж.

Житомирський державний технологічний університет

**АЛГОРИТМІЧНА ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ З ВИМІРЮВАЛЬНОЮ ІНФОРМАЦІЄЮ ПРО
ГЕОМЕТРИЧНІ ПАРАМЕТРИ ТА ПАРАМЕТРИ РУХУ ОБ'ЄКТІВ
НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Розглянуто алгоритмічну обробку цифрових зображень з вимірювальною інформацією про механічні величини. В тому числі, це інформація про геометричні параметри та параметри руху об'єктів, що міститься у часовій послідовності зображень. Основою алгоритмічної обробки є використання штучних нейронних мереж. Метою алгоритмічної обробки є підвищення точності та швидкодії вимірювання геометричних параметрів об'єктів та їх параметрів руху. Розроблено методи фільтрації, відновлення, сегментації, оцінювання параметрів руху та геометричних параметрів об'єктів за часовими послідовностями зображень на основі штучних нейронних мереж. Для цього використано адаптивну лінійну нейронну мережу та мережу Кохонена, розроблено алгоритми настроювання цих нейронних мереж. Процедури навчання та адаптації штучних нейронних мереж забезпечують компенсацію додаткових похибок вимірювань, що виникають під дією несприятливих та нестационарних факторів в умовах виробництва промислової продукції.

Ключові слова: геометричні параметри; параметри руху; цифрове зображення; алгоритмічна обробка; штучна нейронна мережа.

Вступ. Постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок з важливими науковими і практичними завданнями. Одним з ефективних методів вимірювань механічних величин є формування та алгоритмічна обробка сигналів, в тому числі двовимірних, які містять інформацію про об'єкт вимірювань. Ця інформація про механічні величини міститься на цифрових зображеннях об'єктів вимірювань. Для отримання даних про механічні величини (геометричні параметри та параметри руху об'єктів) необхідно сформувати цифрове зображення, що являє собою двовимірний образ об'єкта вимірювань, ввести це зображення в комп'ютер та виконати його алгоритмічну обробку. Алгоритмічна обробка цифрових зображень та їх часових послідовностей дозволяє отримати результати вимірювань вказаних механічних величин.

Тому **актуальним завданням** є дослідження методів алгоритмічної обробки цифрових відеозображень з вимірювальною інформацією про механічні величини та шляхів реалізації цих методів на основі сучасних інформаційно-комп'ютерних технологій. Такий підхід повинен забезпечити більш високу точність та швидкодію вимірювань, порівняно з існуючими методами. Це особливо важливо для вимірювань в нестационарних та несприятливих умовах на виробництві.

Аналіз існуючих досліджень і публікацій, виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Алгоритмічні методи обробки відеозображень розглянуто в багатьох працях та наукових публікаціях. Це, наприклад, дослідження систем технічного зору в робототехніці [1–3], автоматизованих систем управління з датчиками відеоінформації [4, 5], телевізійних вимірювальних систем [6, 7], інформаційних систем [8–12], мультимедійних систем [13]. Також існує багато наукових праць з теорії штучних нейронних мереж та методів обробки інформації за допомогою цих мереж [14–16].

Але в цих публікаціях не завжди повною мірою враховуються вимоги до метрологічних характеристик вимірювальної інформації. Це вимоги до точності розрахунку геометричних параметрів та параметрів руху об'єктів на основі вимірювання координат контурів та опорних точок 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 алгоритмічної обробки зображень з вимірювальною інформацією про геометричні параметри та параметри руху об'єктів. Ці процедури можуть бути виконані на основі застосування штучних нейронних мереж.

Викладення основного матеріалу дослідження. Постановка задачі алгоритмічної обробки зображень на основі штучних нейронних мереж. Важливим напрямком підвищення точності та швидкодії визначення геометричних параметрів та параметрів руху об'єктів є розробка і реалізація вимірювальних процедур на основі сучасних інформаційно-комп'ютерних технологій, в тому числі на основі теорії штучних нейронних мереж. Такий підхід забезпечує зменшення додаткової похибки вимірювань механічних величин у несприятливих та нестационарних умовах шляхом адаптації та навчання.

При вимірюванні вказаних механічних величин на основі цифрових зображень за допомогою штучних нейронних мереж можуть бути вирішені такі завдання:

1. Фільтрація та відновлення двовимірної інформації за механічною величиною, що містить випадкові та динамічні викривлення.

2. Виділення об'єкта вимірювань у цифровому масиві двовимірної інформації.

3. Визначення параметрів руху об'єктів вимірювань на основі часових послідовностей двовимірної інформації, для яких визначено координати центра мас та координати контурних точок об'єктів вимірювань.

Штучні нейронні мережі при алгоритмічній обробці зображень забезпечують такі переваги, порівняно зі звичайними цифровими обчислювальними засобами:

1. Наявність вбудованих процедур навчання та самонавчання, адаптації до змінних умов роботи, що забезпечують зменшення додаткової похибки засобів вимірювань.

2. Високоточна алгоритмічна обробка вимірювальної інформації про механічні величини в несприятливих та нестационарних умовах роботи засобів вимірювань.

3. Підвищення швидкодії засобів вимірювань механічних величин за умови використання спеціалізованого нейропроцесора з паралельною обробкою масивів двовимірної інформації.

Формування та обробка зображень здійснюється відповідним пристроєм (цифровою відеокамерою або фотоапаратом) з частотною передаточною функцією $W_f(j\omega_1, j\omega_2)$ (або передаточною функцією $H_f(z_1, z_2)$), що вносить динамічні викривлення у двовимірну інформацію, та комп'ютером (блоком алгоритмічної обробки, що розробляється) з частотною передаточною функцією $W_{\text{в\text{в}}}(j\omega_1, j\omega_2) = 1/W_f(j\omega_1, j\omega_2)$ (або передаточною функцією $H_{\text{в\text{в}}}(z_1, z_2) = 1/H_f(z_1, z_2)$), що компенсує динамічні викривлення двовимірної інформації. Блок алгоритмічної обробки також повинен реалізовувати фільтрацію випадкових викривлень, що виникають в пристрої формування. Частотна характеристика оптимального фільтра випадкових викривлень двовимірної інформації [8]:

$$H_{1\text{в}}(\omega_1, \omega_2) = \frac{S_{f\text{в}}(\omega_1, \omega_2)}{S_{f\text{в}}(\omega_1, \omega_2) + S_{\xi\text{в}}(\omega_1, \omega_2)},$$

де $S_{f\text{в}}(\omega_1, \omega_2)$ – спектральна щільність корисного сигналу на вході вимірювального каналу; $S_{\xi\text{в}}(\omega_1, \omega_2)$ – спектральна щільність шуму на вході вимірювального каналу,

$$S_{f\text{в}}(\omega_1, \omega_2) = \frac{S_{f_2}(\omega_1, \omega_2)}{|W_f(j\omega_1, j\omega_2)|^2};$$

$$S_{\xi\text{в}}(\omega_1, \omega_2) = \frac{S_{\xi}(\omega_1, \omega_2)}{|W_f(j\omega_1, j\omega_2)|^2},$$

де $S_{f_2}(\omega_1, \omega_2)$ і $S_{\xi}(\omega_1, \omega_2)$ – двовимірні спектральні щільності двовимірної інформації і шуму, що доступні для спостереження на виході пристрою формування двовимірної інформації.

Відомі різні методи відновлення двовимірної вимірювальної інформації про механічні величини, що містить динамічні викривлення [9, 11]. Це лінійні методи (фільтр Вінера та параметричний фільтр Вінера), методи на основі регуляризації, нелінійні та ітераційні методи.

Для завдання відновлення форми перепадів яскравості, що відповідають контурам об'єктів на зображеннях, найбільш придатними є лінійні методи. Ці методи можуть бути реалізовані у реальному часі за допомогою лінійної нейронної мережі.

Блок алгоритмічної обробки у приладовій системі, що виконує фільтрацію та відновлення двовимірної інформації на основі фільтра Вінера, має частотну передаточну функцію [9]:

$$H_{1\text{в}}(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{H_f(\omega_1, \omega_2)} \cdot \frac{|H_f(\omega_1, \omega_2)|^2}{|H_f(\omega_1, \omega_2)|^2 + S_{\xi\text{в}}(\omega_1, \omega_2) / S_{f\text{в}}(\omega_1, \omega_2)}.$$

Якщо відоме лише співвідношення сигнал шум Ψ для пристрою формування двовимірної інформації, то маємо параметричний фільтр Вінера

$$H_{2a}(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{H_f(\omega_1, \omega_2)} \cdot \frac{|H_f(\omega_1, \omega_2)|^2}{|H_f(\omega_1, \omega_2)|^2 + 1/\Psi}.$$

Фільтрація та відновлення зображень з вимірювальною інформацією штучною нейронною мережею. Вимірювальний канал, побудований на основі наведених вище співвідношень, є працездатним. Але в ньому виникають додаткові похибки, що обумовлені відхиленням поточних параметрів випадкових і динамічних викривлень від значень, що були використані при розрахунках. Це може мати місце при вимірюванні механічних величин в несприятливих та нестаціонарних умовах. Тому для підвищення точності вимірювань механічних величин необхідно компенсувати вказані додаткові похибки. Це може бути зроблено на основі удосконалення алгоритмічної обробки двовимірної інформації. Пропонується виконувати алгоритмічну компенсацію додаткових похибок шляхом реалізації алгоритмічної обробки двовимірної інформації на основі штучних нейронних мереж. При цьому компенсація додаткових похибок виконується в процедурах адаптації та навчання мережі, що містить адаптивні лінійні нейрони.

Враховуючи існуючу властивість розподілу двовимірних процедур обробки на дві одновимірні процедури, що застосовуються послідовно до рядків і стовпців двовимірної інформації, далі будемо розглядати одновимірні сигнали у рядку двовимірної інформації про механічні величини [17, 18]. Приклад лінійної нейронної мережі, що реалізує одновимірну імпульсну характеристику блока алгоритмічної обробки, наведено на рисунку 1.

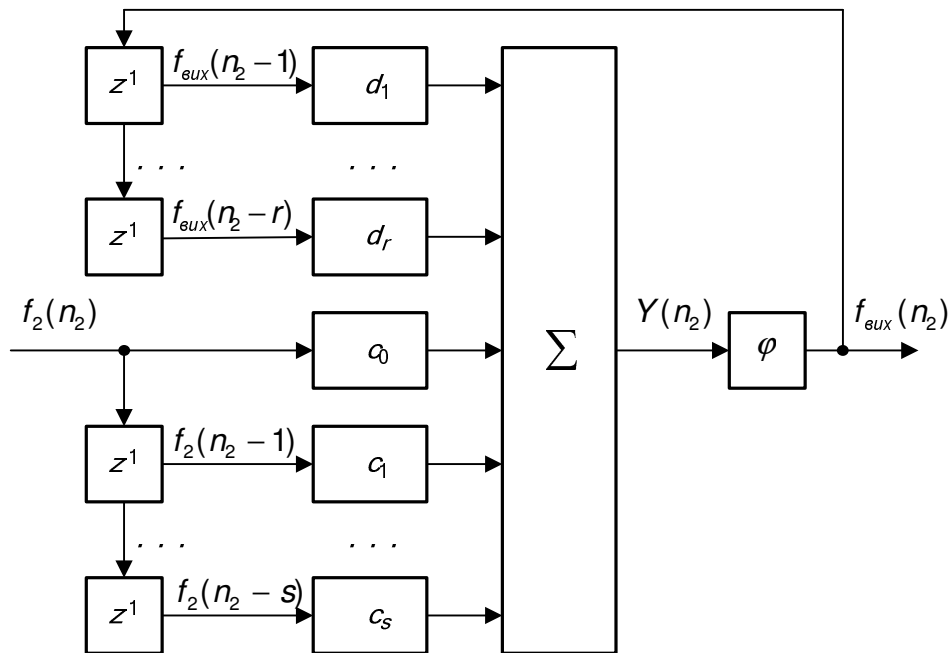


Рис. 1. Реалізація алгоритмічної цифрової обробки вимірювальної інформації на основі лінійної адаптивної нейронної мережі: z^{-1} – елемент затримки на часовий інтервал між надходженням двох дискретних відліків сигналу; c_j, d_j – вагові коефіцієнти, що реалізують частотну передаточну функцію у часовій області; φ – функція активації мережі, в даному випадку $\varphi(Y(n_2)) = Y(n_2)$

Для корекції вагових коефіцієнтів лінійної адаптивної нейронної мережі необхідно виконати ідентифікацію поточних значень коефіцієнтів дискретної передаточної функції пристрою формування двовимірної інформації $H_f(z)$. Ця передаточна функція базується на різницевому рівнянні. Тестовим сигналом в даному випадку є погранична крива, відома з оптики.

Різницева рівняння і відповідна йому дискретна передаточна функція можуть бути записані для авторегресійної моделі пристрою із зовнішнім входом $f_{a\delta}(n_2)$ [17]:

$$f_2(n_2) + \sum_{i=1}^s a_i f_2(n_2 - i) = \sum_{j=0}^r b_j f_{a\delta}(n_2 - j);$$

$$H_f(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_r z^{-r}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_s z^{-s}},$$

де $f_2(n_2)$ – вихід пристрою; a_i, b_j – параметри моделі, що потрібно ідентифікувати.

Метою ідентифікації пристрою формування двовимірної інформації є мінімізація середнього значення квадратичної нев'язки:

$$\overline{\varepsilon^2} = \frac{1}{N_2} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} \varepsilon^2(n_2) \rightarrow \min_{a_i, b_j},$$

$$\varepsilon(n_2) = f_i^*(n_2) - \hat{f}_2(n_2) = f_i^*(n_2) - \sum_{j=0}^r \hat{b}_j f_{\hat{a}0}(n_2 - j) + \sum_{i=1}^s \hat{a}_i \hat{f}_2(n_2 - i),$$

де $f_i^*(n_2) = f_2(n_2) + \xi(n_2)$ – вимірне значення дискретних відліків $f_2(n_2)$ в рядку двовимірної інформації на виході пристрою її формування;

$$\hat{f}_2(n_2) = \sum_{j=0}^r \hat{b}_j f_{\hat{a}0}(n_2 - j) - \sum_{i=1}^s \hat{a}_i \hat{f}_2(n_2 - i) = f_2(n_2) + \Delta_{AR}(n_2) -$$

оцінка дискретних відліків $f_2(n_2)$ в рядку двовимірної інформації на основі авторегресійної моделі; \hat{a}_i, \hat{b}_j – поточні оцінки параметрів авторегресійної моделі; $f_{\hat{a}0}(n_2)$ – дискретні відліки пограничної кривої на вході пристрою формування двовимірної інформації; $\Delta_{AR}(n_2)$ – похибка авторегресійної моделі з поточними значеннями параметрів \hat{a}_i, \hat{b}_j .

Обчислюючи часткові похідні від функції нев'язки, отримуємо систему рівнянь, яка може бути розв'язана щодо коефіцієнтів $H_f(z)$ відомими з математики методами.

Наприклад, для $s=1, r=0$ маємо авторегресійну модель першого порядку з дискретною передаточною функцією:

$$H_f(z) = \frac{b_0}{1 + a_1 z^{-1}}.$$

Для ідентифікації параметрів необхідно розв'язати систему рівнянь в матричній формі:

$$A_f \cdot \tilde{N}_{AR} = B_f,$$

$$A_f = \begin{bmatrix} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f_i^*(n_2-1)^2 & - \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f_i^*(n_2-1) \cdot f_{\hat{a}0}(n_2) \\ - \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f_{\hat{a}0}(n_2) \cdot f_i^*(n_2-1) & \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f_{\hat{a}0}(n_2)^2 \end{bmatrix};$$

$$B_f = \begin{bmatrix} - \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f_i^*(n_2) \cdot f_i^*(n_2-1) \\ \sum_{n_2=0}^{N_2-1} f_i^*(n_2) \cdot f_{\hat{a}0}(n_2) \end{bmatrix}.$$

Звідси:

$$a_1 = \frac{A_{f11} \cdot B_{f1} + A_{f21} \cdot B_{f2}}{\det A_f};$$

$$b_0 = \frac{A_{f12} \cdot B_{f1} + A_{f22} \cdot B_{f2}}{\det A_f},$$

де $\det A_f$ – визначник матриці A_f , A_{fij} – алгебраїчні доданки елемента $A_f(i, j)$ матриці A_f ; B_{fj} – елементи $B_f(j)$ вектора B_f .

Приклад відновлення двовимірної інформації, що містить динамічні викривлення, наведено на рисунку 2. Як бачимо, застосування процедур корекції вагових коефіцієнтів лінійної адаптивної нейронної мережі забезпечує зменшення до 2,5 разів похибки визначення координати контуру об'єкта вимірювань при заданому значенні порога сегментації.

Виділення об'єктів вимірювань на цифрових зображеннях штучною нейронною мережею. Для визначення геометричних параметрів та параметрів руху об'єкта вимірювань необхідно виділити цей об'єкт з всієї множини точок двовимірного цифрового масиву зображення. Це можливо виконати шляхом сегментації зображення на основі порогового значення яскравості або кольору. Відомо багато різних підходів до визначення порогу сегментації [9, 10, 18]. Важливим критерієм для вибору порогу при

вимірюванні механічних величин є забезпечення точного виміру геометричних розмірів об'єкта вимірювань. Наприклад, поріг яскравості може бути визначений як середина висоти перепаду яскравості.

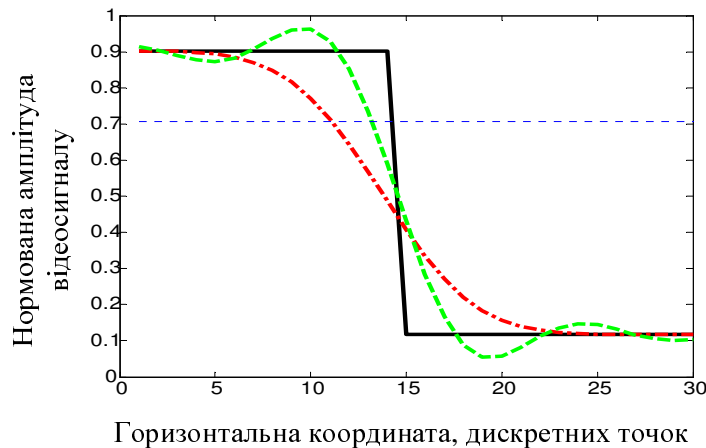


Рис. 2. Перетин контуру об'єкта вимірювань в рядку двовимірного зображення: суцільна лінія – початковий перепад яскравості, що утворює контур; штрихпунктирна лінія – перепад яскравості на виході пристрою формування двовимірної інформації; штрихова лінія – перепад яскравості, відновлений фільтром Вінера на основі лінійної нейронної мережі

Однак в нестаціонарних та несприятливих умовах вимірювань визначене таким чином значення порогу може не відповідати поточним значенням параметрів двовимірної інформації. Наприклад, яскравість об'єкта і фону може змінюватися через нестабільність освітлення об'єктів вимірювань у виробничих умовах застосування приладової системи. Відхилення поточних значень параметрів від розрахункових призводить до виникнення додаткової похибки вимірювань геометричних параметрів об'єктів.

Тому для компенсації додаткових похибок і суттєвого підвищення точності вимірювань розроблено спосіб сегментації двовимірної інформації про механічні величини на основі штучних нейронних мереж. Для виділення об'єктів вимірювань на кольоровому двовимірному зображенні використовується нейронна мережа на основі прошарку нейронів Кохонена [14, 15] (рис. 3). Така нейронна мережа забезпечує виявлення центрів кластерів, що відповідають кольорам різних типів об'єктів вимірювань і фону. Початкове кольорове зображення перетворюється з кольорової схеми *RGB* в схему *HSV* або *LAB*. На поточному зображенні виділяється фрагмент, що характерний для даного зображення і використовується для навчання мережі. На етапі навчання інформація про колір кожної точки фрагмента використовується для визначення центрів кластерів. Кількість кластерів обирається на етапі навчання мережі і повинна відповідати кількості різних типів об'єктів вимірювань на зображенні. В робочому режимі нейронна мережа на основі визначених центрів кластерів виконує сегментацію всього зображення на об'єкти вимірювань і фон.

Адаптація процедури сегментації до нестаціонарних умов вимірювань (зміщення порогу сегментації) виконується шляхом мінімізації функції z_i на етапі навчання мережі:

$$z_i = f(\mathbf{W}_i, \mathbf{X}) = \|\mathbf{W} - \mathbf{X}\|,$$

де $\mathbf{W}_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{im})^T$ – вектор вагових коефіцієнтів мережі; $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вхідний вектор ознак, що використовуються для розподілу зображення на об'єкти вимірювань і фон.

Для кольорового зображення, перетвореного в схему *Lab* (L – яскравість точок зображення, a і b – показники кольору цих точок), маємо:

$$\mathbf{X} = (a_{kl}, b_{kl}), \quad k = \overline{1, N}, \quad l = \overline{1, M}, \quad \mathbf{W}_i = (\hat{a}_i, \hat{b}_i)^T, \quad \hat{a}_i = \frac{1}{N_{\Omega_i}} \sum_{\Omega_i} a_{kl}, \quad \hat{b}_i = \frac{1}{N_{\Omega_i}} \sum_{\Omega_i} b_{kl},$$

$$z_i = \begin{cases} 1, & a_{kl} \in \Omega_i \\ 0, & a_{kl} \notin \Omega_i \end{cases} \quad \mathbf{W}_i^* = \mathbf{W}_i + \alpha (\mathbf{X} - \mathbf{W}_i) \cdot z_i, \quad 0 < \alpha < 1,$$

де N, M – розмір зображення в дискретних точках; a_{kl}, b_{kl} – показники кольору для поточної точки зображення; \hat{a}_i, \hat{b}_i – оцінка середніх значень кольору i -го об'єкта вимірювань, що отримана на етапі навчання мережі; N_{Ω_i} – кількість дискретних точок у фрагменті зображення Ω_i , що використовується для навчання; α – коефіцієнт, що визначає швидкість процедури навчання.

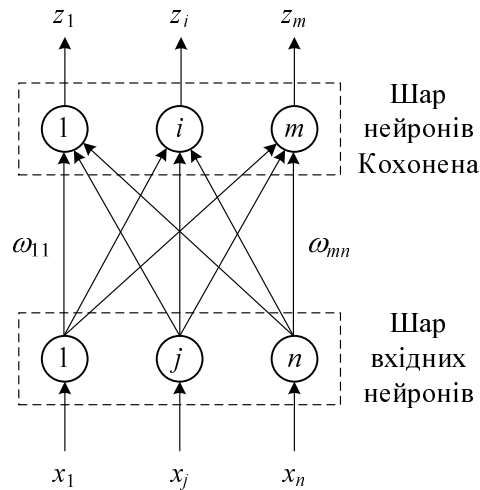


Рис. 3. Нейронна мережа на основі прошарку нейронів Кохонена, що виконує сегментацію зображень

Результати вимірювань геометричних ознак об'єктів з використанням розроблених методів відновлення і сегментації двовимірної інформації на основі штучних нейронних мереж наведено на рисунку 4. При цьому мережа Кохонена забезпечує нульове зміщення порогу сегментації для поточних умов вимірювань. Як бачимо, застосування штучних нейронних мереж дозволяє суттєво зменшити систематичну складову похибки вимірювань координат, обумовлену несприятливими та нестационарними умовами вимірювань.

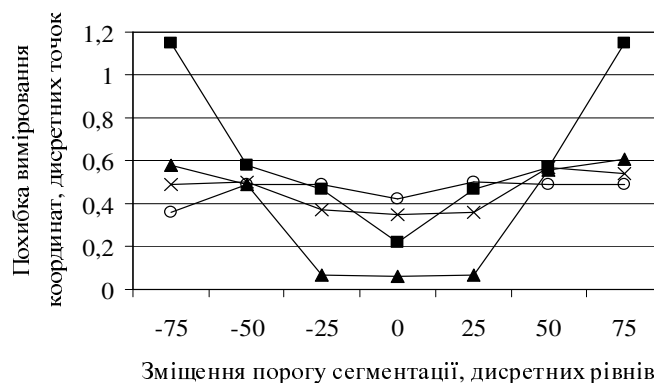


Рис. 4. Похибки визначення координат контурних точок об'єктів вимірювань:

■ – систематична; ▲ – систематична з відновленням параметричним фільтром Вінера, реалізованим штучною нейронною мережею; ○ – випадкова; x – випадкова з відновленням параметричним фільтром Вінера

Визначення параметрів руху об'єктів на основі часової послідовності цифрових зображень та штучної нейронної мережі. Для визначення поточних координат та параметрів руху (швидкості та прискорення) об'єктів необхідно обчислити оцінки цих величин на основі вимірних значень координат x_j^* контурних точок об'єктів у кількості N_{oi} :

$$\hat{x}_j = \sum_{s=1}^{N_{ib}} l_{x,s} \cdot x_{j-s+1}^*; \quad \hat{v}_j = \sum_{s=1}^{N_{ib}} l_{v,s} \cdot x_{j-s+1}^*; \quad \hat{a}_j = \sum_{s=1}^{N_{ib}} l_{a,s} \cdot x_{j-s+1}^*. \quad (1)$$

Алгоритми оцінки (1) можуть бути реалізовані штучною нейронною мережею, що складається з трьох адаптивних лінійних нейронів з ваговими коефіцієнтами $l_{x,s}$, $l_{v,s}$, $l_{a,s}$ та має структуру, подібну до рисунку 1. Навчання такої мережі та настроювання її вагових коефіцієнтів будемо виконувати на основі навчального правила Відроу–Хоффа [14, 16], що є модифікацією методу найменших квадратів. Під терміном “навчання” будемо розуміти послідовність кроків по цілеспрямованій зміні вагових коефіцієнтів мережі таким чином, щоб досягти найбільш точного відтворення вихідного сигналу мережі (параметрів руху обладнання і виробів) при заданих вхідних сигналах (вимірних значеннях координат обладнання і виробів, що містять похибки).

На входи штучної нейронної мережі надходять відліки x_j^* , що формуються шляхом обробки відеозображень у накопиченій часовій послідовності. Якщо вимірювання проводяться у реальному часі

згідно з (1), то додатково використовується лінія затримки для формування на вході нейронної мережі послідовності x_j^* . Ступінь наближення оцінок параметрів руху $(x_j \ v_j \ a_j)^T$ на виході мережі до точного значення цих параметрів $(x_j \ v_j \ a_j)^T$ може бути оцінена функціоналом якості роботи мережі. Оскільки кожен з виходів мережі формується окремим адаптивним лінійним нейроном незалежно від інших виходів та на основі власних вагових коефіцієнтів, то далі будемо розглядати настроювання вагових коефіцієнтів для виходу v_j . Для інших двох виходів x_j і a_j можуть бути записані подібні співвідношення.

Тоді функціонал якості роботи мережі, згідно з [14], дорівнює:

$$I_v = E[F(\Delta_v(X_i, v_j, \tilde{C}))] \rightarrow \min, \quad (2)$$

де $E[\cdot]$ – математичне сподівання функції втрат $F(\Delta_v) = (\Delta_v)^2$; $\Delta_v = \hat{v}_j(X_i, \tilde{N}) - v_{i,j}$ – похибка штучної нейронної мережі, що визначається шляхом порівняння її виходу $\hat{v}_j(X_i, \tilde{N})$ з точним значенням $v_{i,j}$, відомим для тестового сигналу $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,N_{i0}})^T$, що подається на входи мережі в процесі навчання; $\tilde{C} = (\tilde{I}_{v,1}, \tilde{I}_{v,2}, \dots, \tilde{I}_{v,N_{i0}})^T$ – вектор поточних значень вагових коефіцієнтів адаптивного нейрона в процесі навчання.

Перед початком навчання можна вважати, що $\tilde{C}(0) = (I_{v,1}, I_{v,2}, \dots, I_{v,N_{i0}})^T$, тобто складається з коефіцієнтів, попередньо обрахованих для нормальних умов вимірювань. Результатом навчання є оптимальний вектор коефіцієнтів $C^* = (I_{v,1}^*, I_{v,2}^*, \dots, I_{v,N_{i0}}^*)^T$, що мінімізує функціонал (2) та враховує вплив несприятливих та нестаціонарних факторів в робочих умовах вимірювань на виробництві. Значення $\tilde{C} = C^*$ може бути знайдено з рівняння [14, 16]:

$$\nabla I_v(\tilde{C}) = E[\nabla F(\Delta_v(X_i, v_j, \tilde{C}))] = 0,$$

де $\nabla I_v(\tilde{C})$ – градієнт функціонала якості роботи штучної нейронної мережі;

$$\nabla F = \left(\frac{\partial F}{\partial I_{v,1}}, \frac{\partial F}{\partial I_{v,2}}, \dots, \frac{\partial F}{\partial I_{v,N_{i0}}} \right)^T \text{ – градієнт функції втрат.}$$

Оскільки $N_{i0} \gg 1$ і вирішення системи з N_{i0} лінійних рівнянь є складною обчислювальною задачею, то доцільно перейти до рекурентного алгоритму навчання штучної нейронної мережі [14, 16]:

$$\tilde{C}(q) = \tilde{C}(q-1) - \Gamma(q) \cdot \nabla F(\Delta_v(X_i, v_j, \tilde{C}(q-1)), \tilde{C}(q-1)), \quad (3)$$

де $q \in \overline{1, N_{i\text{аа}}}$ – номер кроку рекурентного алгоритму навчання; $N_{i\text{аа}}$ – тривалість процедури навчання (загальна кількість кроків); $\Gamma(q)$ – матриця підсилення, що впливає на швидкість процедури навчання. Співвідношення, подібні до (3), можуть бути записані для вагових коефіцієнтів двох інших нейронів, що формують виходи x_j і a_j .

Обчислимо складові частини градієнта функції втрат для (1):

$$\Delta_v = \hat{v}_j - v_{i,j} = \sum_{s=1}^{N_{i0}} x_{i,(j-s+1)} \cdot I_{v,s} - v_{i,j}, \quad \frac{\partial F}{\partial I_{x,s}} = -k_c x_{i,(j-s+1)} \cdot (x_{i,j} - \hat{x}_j);$$

$$\frac{\partial F}{\partial I_{v,s}} = -k_c x_{i,(j-s+1)} \cdot (v_{i,j} - \hat{v}_j), \quad \frac{\partial F}{\partial I_{a,s}} = -k_c x_{i,(j-s+1)} \cdot (a_{i,j} - \hat{a}_j), \quad k_c = 2. \quad (4)$$

Підставляючи (4) в (3), отримаємо:

$$\tilde{C}_x(q) = \tilde{C}_x(q-1) + \Gamma(q) \cdot k_c X_i \cdot (x_{i,j} - \hat{x}_j), \quad \tilde{C}_v(q) = \tilde{C}_v(q-1) + \Gamma(q) \cdot k_c X_i \cdot (v_{i,j} - \hat{v}_j),$$

$$\tilde{C}_a(q) = \tilde{C}_a(q-1) + \Gamma(q) \cdot k_c X_i \cdot (a_{i,j} - \hat{a}_j). \quad (5)$$

За (5) обчислюються набори вагових коефіцієнтів $\tilde{C}_x(q)$, $\tilde{C}_v(q)$, $\tilde{C}_a(q)$ для нейронів, що формують виходи штучної нейронної мережі x_j , v_j , a_j відповідно.

У [14, 15] матрицю підсилення рекомендується обирати діагональною з однаковим коефіцієнтом підсилення $0 < \gamma_i < 1$ для всіх вагових коефіцієнтів мережі. При цьому кількість відліків тестового сигналу, що використовується на поточному кроці q для навчання мережі, дорівнює кількості вагових коефіцієнтів в кожному нейроні, тобто $r = i$, а параметри x_i , v_i і a_i тестового сигналу X_i постійні

протягом процедури навчання. Також рекомендується виконувати нормування градієнта функції втрат величиною, обернено пропорційною квадрату вхідного сигналу мережі. З урахуванням цих рекомендацій на основі (5) отримуємо остаточний вираз для обчислення вагових коефіцієнтів нейронів в процесі навчання:

$$\begin{aligned} l_{x,s}(j) &= l_{x,s}(j-1) + k_c x_{i,(j-s+1)} \cdot (x_{i,j} - \hat{x}_j) \cdot \gamma_i / |x_i|^2, \\ l_{v,s}(j) &= l_{v,s}(j-1) + k_c x_{i,(j-s+1)} \cdot (v_{i,j} - \hat{v}_j) \cdot \gamma_i / |x_i|^2, \\ l_{a,s}(j) &= l_{a,s}(j-1) + k_c x_{i,(j-s+1)} \cdot (a_{i,j} - \hat{a}_j) \cdot \gamma_i / |x_i|^2, \end{aligned} \quad (6)$$

де $v_{i,j}$, $a_{i,j}$ – значення параметрів руху виробу для відліків тестового вхідного сигналу $x_{i,j}$; $l_{x,s}(j)$, $l_{v,s}(j)$, $l_{a,s}(j)$ – вагові коефіцієнти штучної нейронної мережі в моменти часу $j\delta_a$, отримані шляхом навчання:

$$\begin{aligned} \hat{x}_j &= \sum_s l_{x,s}(j-1) \cdot x_{i,(j-s+1)}, \quad \hat{v}_j = \sum_s l_{v,s}(j-1) \cdot x_{i,(j-s+1)}, \\ \hat{a}_j &= \sum_s l_{a,s}(j-1) \cdot x_{i,(j-s+1)} - \end{aligned} \quad (7)$$

оцінка параметрів руху з урахуванням вагових коефіцієнтів попереднього кроку навчання.

Ознакою завершення процедури навчання штучної нейронної мережі є виконання умов

$$x_i - x_i(q) < \varepsilon_x, \quad v_i - v_i(q) < \varepsilon_v, \quad a_i - a_i(q) < \varepsilon_a, \quad (8)$$

де ε_x , ε_v , ε_a – допустимі значення похибки виходу штучної нейронної мережі. Ці похибки додаються до похибок поточної координати і параметрів руху виробів і повинні бути незначними, порівняно з ними.

Структурна схема для навчання штучної нейронної мережі, що виконує оцінку параметрів руху об'єктів згідно з формулами (6)–(8), наведена на рисунку 4.

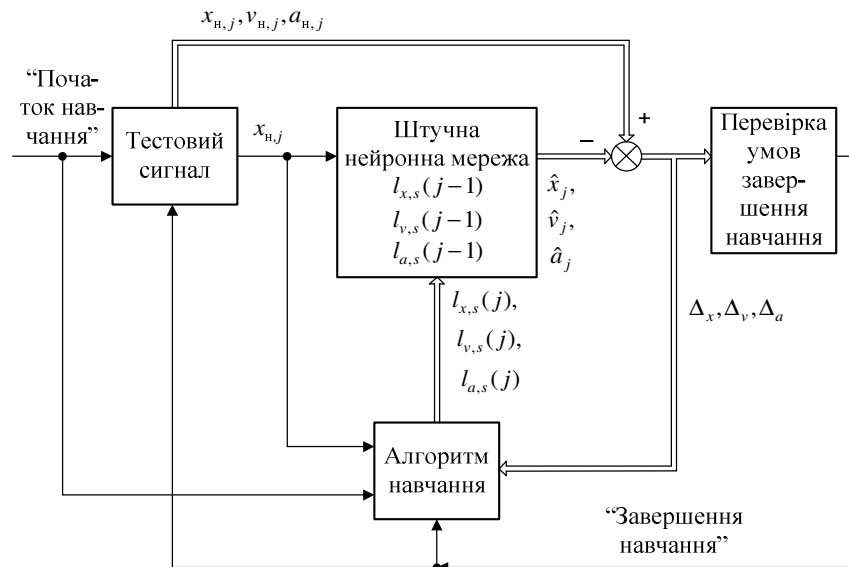


Рис. 4. Структурна схема навчання штучної нейронної мережі, що виконує оцінку параметрів руху об'єктів

Результати дослідження похибок визначення швидкості переміщення обладнання в процесі виготовлення виробів з природного каменю з використанням розроблених методів на основі адаптивної лінійної штучної нейронної мережі наведено на рисунку 5. Загальні умови проведення досліджень: похибка виміряних відліків координат виробів 0,6 мм; номінальне значення інтервалу часу між зображеннями у часовій послідовності 40 мс; нестабільність підтримання вказаного інтервалу $\pm 10\%$; час оцінювання параметрів руху 4 с; швидкість руху виробів 20 мм/с.

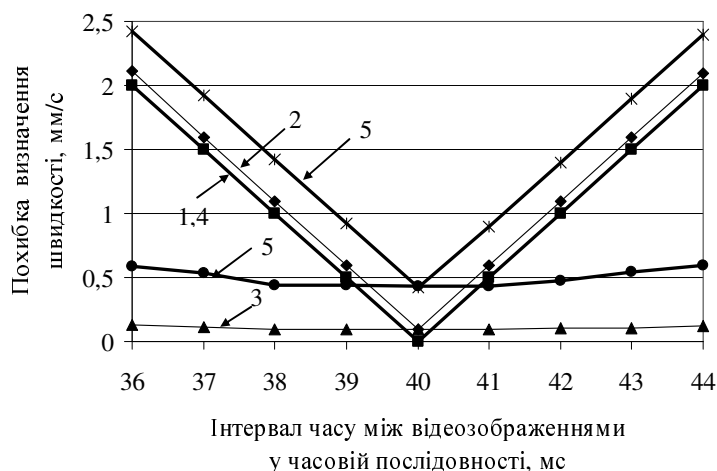


Рис. 5. Результати визначення швидкості переміщення обладнання при виготовленні виробів з природного каменю за часовою послідовністю зображень на основі штучної нейронної мережі: 1, 4 – додаткова систематична похибка; 2, 5 – загальна максимальна похибка до оптимізації параметрів; 3, 6 – загальна максимальна похибка після оптимізації параметрів; 1, 2, 3 – вимірювання для накопиченої послідовності відеозображень; 4, 5, 6 – вимірювання в реальному часі

Адаптивна лінійна нейронна мережа забезпечує алгоритмічну компенсацію додаткової похибки вимірювання параметрів руху виробів з природного каменю в процесі їх виготовлення. Нейронна мережа дозволяє зменшити у 6,1...16,7 разів похибку визначення швидкості руху виробів в умовах впливу несприятливих та нестаціонарних факторів на приладову систему. Ця похибка дорівнює 0,12 мм/с для накопиченої послідовності відеозображень та 0,60 мм/с для вимірювань в реальному часі.

Висновки. Вимірювання механічних величин на основі цифрових зображень може забезпечити суттєве підвищення точності та швидкодії вимірювальних операцій, розширення функціональних можливостей засобів вимірювань механічних величин.

Особливо ефективними вимірювання механічних величин є за умови використання процедур алгоритмічної обробки цифрових зображень. В тому числі, це процедури з використанням штучних нейронних мереж. Застосування штучних нейронних мереж дозволяє компенсувати додаткову похибку, що виникає в несприятливих та нестаціонарних умовах проведення вимірювань.

Розроблено методи фільтрації, відновлення, сегментації, оцінювання параметрів руху та геометричних параметрів об'єктів за часовими послідовностями зображень на основі штучних нейронних мереж. Ці методи дозволяють суттєво підвищити точність вимірювань вказаних величин.

Список використаної літератури:

1. Системы технического зрения (принципиальные основы, аппаратное и математическое обеспечение) / Под ред. А.Н. Писаревского, А.Ф. Чернявского. – Л. : Машиностроение, 1988. – 424 с.
2. Техническое зрение роботов / В.И. Мошкин, А.А. Петров, В.С. Титов, Ю.Г. Якушенков ; под общ. ред. Ю.Г. Якушенко. – М. : Машиностроение, 1990. – 272 с.
3. Катус Г.П. Системы машинного видения: анализ состояния и перспективы развития / Г.П. Катус, П.Г. Катус // Приборы и системы управления. – 1999. – № 9. – С. 57–67.
4. Катус Г.П. Системы машинного видения с интеллектуальными видеодатчиками / Г.П. Катус // Информационные технологии. – 2001. – № 10. – С. 28–37.
5. Бутаков Е.А. Обработка изображений на ЭВМ / Е.А. Бутаков, В.И. Островский, И.П. Фадеев. – М. : Радио и связь, 1987. – 240 с.
6. Горелик С.Л. Телевизионные измерительные системы / С.Л. Горелик, Б.М. Кац, В.И. Киврин. – М. : Связь, 1980. – 168 с.
7. Грязин Г.Н. Системы прикладного телевидения : учеб. пособие / Г.Н. Грязин. – СПб. : Политехника, 2000. – 277 с.
8. Цифровое преобразование изображений : учеб. пособие / Р.Е. Быков, Р. Фрайер, К.В. Иванов, А.А. Манцетов ; под общ. ред. Р.Е. Быкова. – М. : Горячая линия-Телеком, 2003. – 228 с.
9. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес, Р.Вудс. – М. : Техносфера, 2005. – 1072 с.

10. *Форсайт Д.* Компьютерное зрение. Современный подход / *Д.Форсайт, Ж.Понс.* – М. : Вильямс, 2004. – 928 с.
11. *Абламейко С.В.* Обработка изображений: технология, методы, применение / *С.В. Абламейко, Д.М. Лагуновский.* – Минск : Ин-т технической кибернетики НАН Беларуси, 1999. – 300 с.
12. *Анисимов Б.В.* Распознавание и цифровая обработка изображений : учеб. пособие / *Б.В. Анисимов, В.Д. Курганов, В.К. Злобин.* – М. : Высшая школа, 1983. – 295 с.
13. *Птачек М.* Цифровое телевидение. Теория и техника / *М.Птачек* ; под ред. *Л.С. Виленчика.* – М. : Радио и связь, 1990. – 528 с.
14. *Руденко О.Г.* Штучні нейронні мережі : навч. посібник / *О.Г. Руденко, Є.В. Бодяньський.* – Харків : ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с.
15. *Зайченко Ю.П.* Основы проектирования интеллектуальных систем : навч. посібник / *Ю.П. Зайченко.* – К. : Видавничий дім “Слово”, 2004. – 352 с.
16. *Хайкин С.* Нейронные сети : полный курс / *С.Хайкин.* – 2-е изд. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.
17. *Даджион Д.* Цифровая обработка многомерных сигналов / *Д.Даджион, Р.Мерсеро* ; под ред. *Л.П. Ярославского.* – М. : Мир, 1988. – 488 с.
18. *Претт У.* Цифровая обработка изображений / *У.Претт.* – М. : Мир, 1982. – 792 с.

ПОДЧАШИНСЬКИЙ Юрій Олександрович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри комп'ютеризованих систем управління та автоматики Житомирського державного технологічного університету.

Наукові інтереси:

- методи вимірювання механічних величин;
- цифрова обробка зображень;
- математичне моделювання складних систем.

ЛУГОВИХ Оксана Олександрівна – асистент кафедри комп'ютеризованих систем управління та автоматики Житомирського державного технологічного університету.

Наукові інтереси:

- методи вимірювання механічних величин;
- цифрова обробка зображень.

ШАВУВРСЬКА Людмила Йосипівна – провідний інженер кафедри комп'ютеризованих систем управління та автоматики Житомирського державного технологічного університету.

Наукові інтереси:

- цифрова обробка зображень.

Стаття надійшла до редакції 04.12.2015