

Харківський національний університет радіоелектроніки

Сакало Євген Сергійович

УДК 004.932.2:004.93'14

Фрагментна обробка зображень на основі штучних нейронних мереж

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат

дисертації на здобуття наукового ступеня

кандидата технічних наук

Харків – 2011

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України.

Науковий керівник

доктор технічних наук, професор

Машталір Володимир Петрович,

декан факультету комп'ютерних наук

Харківського національного університету радіоелектроніки (м. Харків).

Офіційні опоненти:

доктор технічних наук, професор

Алексієв Олег Павлович,

завідувач кафедри мехатроніки автотранспортних засобів

Харківського національного автомобільно-дорожнього університету (м. Харків);

доктор технічних наук, професор

Кучеренко Євген Іванович,

професор кафедри штучного інтелекту

Харківського національного університету радіоелектроніки (м. Харків)

Захист відбудеться «___»_____ 2011 р. о _____ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

З дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

Автореферат розісланий «___»_____ 2011 р.

Вчений секретар

спеціалізованої вченої ради

С.Ф. Чалий

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Неперервне зростання прикладного та дослідницького використання візуальної інформації, диверсифікація проблемно-орієнтованих галузей та, часто-густо, прагнення до універсалізації засобів накопичення, зберігання, пошуку, передавання та аналізу зображень та відеоданих висувають задачу скорочення семантичної та «технічної» надлишковості, тобто зниження вимірності даних та зменшення їх різноманітності при збереженні інформативності, як одну з першочергових. Особливе значення при цьому мають тенденції підвищення роздільної здатності незалежно від того, людина або технічний пристрій є кінцевою ланкою. Не дивлячись на суттєві досягнення у розвитку програмно-апаратних систем, організація on-line режимів залишається важливою задачею, що не має ефективного кінцевого вирішення. Стосовно до оброблення (в широкому сенсі) зображень on-line підхід, як правило, трансформується в задачу фрагментної обробки, що може вирішуватися або у послідовному, або у паралельному режимах. Фрагменти зображень при цьому можуть мати довільні розміри, а їх сукупність є розбиття або покриття поля зору.

Нейромережні технології, що реалізують парадигму самонавчання, можуть виступати в якості адекватного інструментарія для пофрагментного стиснення зображень в послідовному режимі оброблення інформації з урахуванням ресурсоемності процесів кодування-декодування, ступеню стиснення, втрати якості, тощо. У низці випадків перспективним є синтез нейронних мереж, що дозволяють аналізувати фрагменти зображень без додаткових операцій векторизації-девекторизації, що суттєво підвищує швидкодію процесу навчання мережі. Пошук оптимальних за швидкодією методів навчання нейронних мереж може забезпечити достатні передумови для реалізації стратегій обробки великих обсягів візуальної інформації шляхом паралельного оброблення декількох фрагментів одночасно або паралельного оброблення точок одного фрагменту при послідовному надходженні даних.

Таким чином, тематика дисертаційної роботи, присвяченої розробці та дослідженню архітектур та методів навчання у реальному часі спеціалізованих штучних нейронних мереж, що орієнтовані на обробку зображень, на сьогодні є вельми актуальною.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт Харківського національного університету радіоелектроніки в межах держбюджетних тем «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ ДР 0110U000458), «Синтез методів обробки інформації за умов невизначеності на основі самонавчання та м'яких обчислень» (№ ДР 0107U003028). Здобувачем, як виконавцем, отримано архітектури та методи самонавчання спеціалізованих штучних нейронних мереж, призначених для послідовного оброблення фрагментів зображень.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є розробка шви-

дкодуючих методів пофрагментної обробки зображень на основі спеціалізованих штучних нейронних мереж, що самонавчаються.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися такі задачі:

- аналіз відомих методів стиснення, сегментації та фільтрації зображень за умов невизначеності та впливу різного типу збурень;
- розроблення методів лінійного та нелінійного стиснення зображень на основі спеціалізованих нейронних мереж в режимі, коли дані на обробку надходять послідовно;
- розроблення спеціалізованих архітектур та методів самонавчання конкурентних нейронних мереж для вирішення в on-line режимі задач кластеризації зображень;
- розроблення спеціалізованих архітектур та швидкодіючих методів навчання автоасоціативних нейронних мереж для аналізу незалежних компонент в задачах оброблення зображень;
- експериментальний аналіз розроблених методів, їх порівняння з відомими підходами та практичне впровадження результатів.

Об'єктом дослідження в роботі є процеси пофрагментної обробки зображень, збурених різними типами завад, за умов, коли дані на обробку надходять послідовно в on-line режимі.

Предмет дослідження – архітектури та методи навчання у реальному часі спеціалізованих штучних нейронних мереж, що враховують специфіку задачі обробки цифрових зображень.

Методи дослідження – для вирішення поставлених задач в дисертації були використані основні положення теорії цифрових зображень (для формулювання проблеми, що вирішується), штучних нейронних мереж (для синтезу спеціалізованих архітектур), оптимізації та ідентифікації (для синтезу швидкодіючих методів навчання введених нейронних мереж), лінійної алгебри та математичної статистики (для дослідження властивостей синтезованих методів та архітектур).

Наукова новизна отриманих результатів полягає в тому, що:

- вперше розроблено конкурентну нейронну мережу та метод її самонавчання, яка в якості вхідного сигналу використовує фрагменти зображень замість векторних сигналів, що забезпечує урахування міжпиксельних кореляційних зв'язків та відрізняється обчислювальною простотою, має фільтруючі властивості та здатна оброблювати нестационарні відеосигнали у реальному часі;
- вперше розроблено спеціалізовану нейронну мережу для одночасного аналізу головних та незалежних компонент та метод її навчання у реальному дискретному часі, що відрізняється підвищеною швидкодією, яка забезпечується оптимальним вибором параметрів (в сенсі зменшення середньозваженої помилки), та дозволяє одночасно вирішувати як задачі стиснення зображень, так і задачі сліпої ідентифікації та сепарації сигналів;
- удосконалено методи навчання нейронних мереж для вирішення задач стис-

нення зображень, що відрізняються підвищеною швидкодією за рахунок попередньої оптимізації їх синаптичних ваг та дозволяють оброблювати дані у реальному часі по мірі їх надходження;

– удосконалено методи самонавчання нейронних мереж Т. Кохонена на основі попередньої фільтрації сигналів та використання робастних критеріїв, що дозволяє вирішувати задачі сегментації зображень, викривлених інтенсивними завадами.

Практичне значення отриманих результатів. Основні теоретичні результати дисертаційного дослідження були використані при створенні системи керування трубчастими печами та підсистеми ідентифікації у ТОВ «Побужський феронікелевий комбінат» (акт впровадження від 22.09.2010 р.); при експлуатації камери панорамного зору для ідентифікації зображень при обробці відеозаписів футбольних матчів у ВАТ «Металіст» (акт впровадження від 14.09.2010 р.) та при підготовці бакалаврів, спеціалістів та магістрів за напрямом та спеціальністю «Інформатика» у Харківському національному університеті радіоелектроніки (акт впровадження від 17.09.2010 р.). Реалізація результатів дисертації проведена у вигляді програмних комплексів обробки зображень, один з яких сертифікований у системі УкрСЕПРО.

Особистий внесок здобувача. Усі положення дисертації, що виносяться на захист, основні результати теоретичних та експериментальних досліджень отримані здобувачем особисто. У роботах, опублікованих зі співавторами, здобувачу належать: у [1, 2] – модифікована архітектура та швидкодіючий метод навчання нейронної мережі для аналізу головних підпросторів в задачах стиснення даних на основі інформаційного критерію; у [3] – метод навчання карти Кохонена з використанням калманівської фільтрації; у [4] – швидкодіючий метод навчання багатошарової автоасоціативної нейронної мережі для нелінійного аналізу головних компонент в задачах стиснення зображень; у [5] – швидкодіючий метод навчання нейронної мережі для обчислення головних компонент; у [6] – метод навчання карти Кохонена на основі оптимізації робастного критерію; у [7, 8] – архітектура та метод навчання матричної карти Кохонена; у [9, 10] – модифікована архітектура та метод навчання спеціалізованої нейронної мережі для аналізу незалежних компонент.

Апробація результатів дисертації. Основні результати роботи доповідалися, обговорювалися і були схвалені на міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» (Євпаторія, 2008, 2009); міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія» (Вінниця, 2010); 11-му, 12-му міжнародних молодіжних форумах «Радіоелектроніка і молодь у ХХІ столітті» (Харків, 2007, 2008); семінарі «QED» (Quod Erat Demonstrandum) факультету комп'ютерних наук ХНУРЕ (Харків, 2009).

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи надруковано у 10 наукових працях, у їх числі 7 статей у виданнях, що входять до переліків, затверджених ВАК України та 3 публікації у працях, матеріалах і тезах доповідей міжнародних наукових конференцій.

Структура дисертації. Дисертація складається зі вступу, п'яти розділів, висновків, списку використаних джерел та двох додатків. Повний обсяг дисертації становить 165 сторінок; робота містить 36 рисунків (з них 5 на окремих сторінках); 3 таблиці (з них 2 на окремих сторінках); список використаних джерел, що включає 135 найменувань та займає 13 сторінок; два додатки на 6 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі наведено загальну характеристику роботи, обґрунтовано її актуальність, сформульовано мету та основні задачі досліджень, визначено наукову новизну роботи і практичну цінність отриманих результатів, надано відомості про особистий внесок автора, апробацію результатів роботи та публікації.

У **першому розділі** проаналізовано літературні джерела, які стосуються методів пофрагментної обробки зображень.

Ретроспективний аналіз альтернативних пріоритетів та вимог до методів скорочення надлишковості візуальної інформації, а саме: ступеня компресії, якості зображень (в порівнянні вихідного зображення з результатом прямої та зворотної операцій), швидкості компресії та/або декомпресії, вартості програмно-апаратної реалізації, а також додаткових факторів: стійкості до помилок, автоматичного керування втратами, ступеня симетричності ресурсоємності кодування та декодування зображень, редагуємості (мінімального ступеня погіршення якості зображення при його повторному збереженні після обробки) дозволив зробити висновок про перспективність розвитку методів фрагментного оброблення. Встановлено, що серед алгоритмів стиснення з втратами нейромережне оброблення зображень може мати цілу низку переваг в порівнянні з традиційними підходами. Зниження вимірності даних та зменшення їх різноманітності при збереженні їх інформативності на базі мереж, що самонавчаються, висувають низку специфічних вимог до методів навчання, що потребують наразі досить інтенсивних досліджень.

Стиснення даних, зменшення ступеня їх надлишковості на основі прихованих закономірностей не тільки заощаджує ресурси на передачу та зберігання, але також може суттєво полегшити наступний аналіз за рахунок виділення незалежних ознак. Саме цей факт дозволяє віддати перевагу використанню мережі, що самонавчається, для фрагментного оброблення зображень. В принципі, існує два підходи до нейрообробки зображень. З одного боку – це зниження вимірності даних з мінімальною втратою інформації (аналіз головних компонент, вибір незалежних ознак), з другого – необхідне елімінування різноманіття даних за рахунок виділення кінцевого набору еталонів-прототипів з наступним віднесенням даних до одного з таких типів, наприклад, кластеризація даних, квантування вхідної інформації. В розділі на основі аналізу сучасного стану та трендів розвитку нейромережних методів проаналізовані та сформульовані актуальні завдання фрагментного оброблення зображень.

У **другому розділі** описано вирішення проблеми стиснення зображень у по-

слідовному режимі з використанням штучних нейронних мереж, удосконалено методи їх навчання для вирішення задач стиснення зображень.

В задачах обробки, аналізу та інтерпретації зображень зниження вимірності вихідного сигнального або ознакового простору часто трактується як стиснення даних з мінімальною втратою інформації.

У випадках, коли інформація, що оброблюється, задана послідовністю n -вимірних векторів-образів $x(1), x(2), \dots, x(k), \dots, x(N)$, $x(k) \in \mathbb{R}^n$, задачу може бути вирішено за допомогою перетворення Карунена-Лоева, відомого також як аналіз головних компонент. Суть його полягає в ортогональному проектуванні кожного образу $x(k)$ на перші m ($m < n$) ортогональних власних векторів $w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_m$, $w_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn})^T$, що відповідають найбільшим власним значенням кореляційної $(n \times n)$ -матриці даних $R(N)$. Стиснення вихідних даних відбувається шляхом знаходження відображення $x(k) \in \mathbb{R}^n \rightarrow y(k) \in \mathbb{R}^m$ такого, що

$$y(k) = Wx(k), \quad (1)$$

де $y(k) = (y_1(k), \dots, y_m(k))^T$, $W = (w_1, \dots, w_m)^T$, $x(k) = (x_1(k), \dots, x_n(k))^T$.

Відновлення вихідного образу після стиснення реалізується за допомогою зворотного перетворення

$$\hat{x}(k) = W^T y(k) = W^T Wx(k), \quad (2)$$

при цьому в процесі стиснення-відновлення відбувається втрата інформації, що повинна бути мінімізована в процесі обробки даних.

У випадку, коли дані надходять на обробку послідовно, задачу може бути вирішено за допомогою штучних нейронних мереж, серед яких у цьому випадку найбільш поширеною є одношарова мережа Оя-Карунена, утворена адаптивними лінійними асоціаторами та навчається (самонавчається) шляхом мінімізації квадратичного критерію градієнтною оптимізаційною процедурою.

В той же час швидкодія цієї процедури є недостатньою в ситуації, коли дані надходять на обробку в реальному часі.

Підвищити швидкодію можна, представляючи дані у матричній формі фрагментів зображень та обираючи відповідним шляхом параметри кроку навчання.

Крім того, оскільки квадратичний критерій навчання ніяким чином не пов'язаний із специфікою задач обробки зображень, більш доцільним є використання спеціалізованих цільових функцій, до яких можна віднести зважений інформаційний критерій

$$\min_W \{E^{\text{WINC}}(W) = -\frac{1}{2} Sp(\log(WRW^T A) - Sp(WW^T))\}, \quad (3)$$

де $A = \text{diag}\{a_i\}$ – довільна $(m \times m)$ діагональна матриця з елементами $a_1 > a_2 > \dots > a_j > \dots > a_m$.

В роботі запропоновано оптимальний за швидкодією метод навчання двошарової нейронної мережі яка реалізує відображення (2), що має вигляд:

$$W(k) = W(k-1) + \frac{((x(k) - W^T(k-1)y(k))^T G(k)y(k))}{\|G(k)y(k)\|^2} G(k)y(k), \quad (4)$$

де

$$G(k) = -((A^{-1}W(k-1)R(k)W^T(k-1)A)^{-1}W(k-1)R(k) - W(k-1)) = \left\{ \frac{\partial E^{\text{WINC}}}{\partial w_{ji}} \right\}, \quad (5)$$

а кореляційна матриця $R(k)$ уточнюється на кожному кроці навчання за допомогою рекурентної процедури

$$\begin{cases} R(k) = \alpha R(k-1) + (1-\alpha)(x(k) - \bar{x}(k))(x(k) - \bar{x}(k))^T, \\ \bar{x}(k) = \alpha \bar{x}(k-1) + (1-\alpha)x(k), \end{cases} \quad (6)$$

де $0 < \alpha < 1$ – параметр «забування» застарілої інформації.

Оскільки лінійна техніка обробки сигналів, що пов'язана з перетворенням Карунена-Лоева, не завжди є ефективною при аналізі більш складних співвідношень, в роботі розглянуто задачу стиснення за допомогою нелінійної чотирьохшарової автоасоціативної нейронної мережі, що реалізує нелінійний аналіз головних компонент.

Для навчання цієї нейронної мережі запропоновано модернізацію градієнтної процедури зворотного поширення помилок у вигляді

$$w_j^{[s]}(k) = w_j^{[s]}(k-1) + \frac{\delta_j^{[s]}(k)o^{[s-1]}(k)}{\|o^{[s-1]}(k)\|^2}, \quad s = 1, 2, 3, 4, \quad (7)$$

де $\delta_j^{[s]}(k)$ – δ -помилка j -го нейрону s -го шару на k -му кроці навчання, $o^{[s-1]}(k)$ – вектор вихідних сигналів $(s-1)$ -го (попереднього) шару мережі.

Останнім часом для вирішення цілої низки задач обробки зображень (сегментації, стиснення, кластеризації) широке розповсюдження одержали конкурентні нейронні мережі, введені Т. Кохоненом (SOM- та LVQ-нейромережі). При цьому слід враховувати, що ці конструкції створювались для обробки інформації, спотвореної гаусівськими збуреннями, а сам сигнал задано у векторній формі. Ці апіорні припущення привели до того, що правила навчання цих мереж є за своєю суттю процедурами стохастичної апроксимації мінімізації квадратичного критерія, що мають низьку швидкість збіжності і ніяким чином не пов'язані зі специфікою задач, що виникають при обробці зображень.

У зв'язку з цим у **третьому розділі** введено модифіковані архітектури та нові

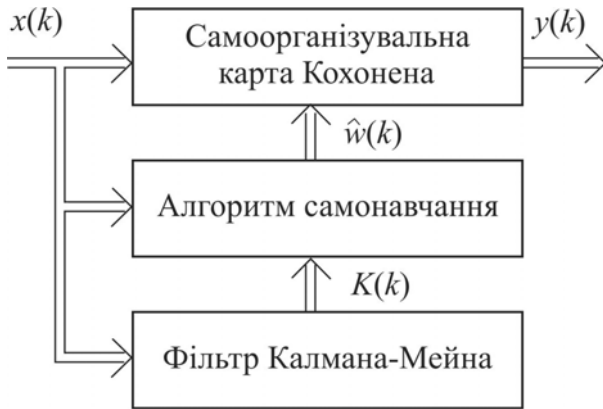


Рис.1. Навчання карти Кохонена на основі фільтра Калмана-Мейна

схему навчання карти Кохонена на основі введеного підходу.

Ця схема містить власне самоорганізувальну карту Кохонена з традиційним алгоритмом навчання, при цьому інформація, що оброблюється, додатково аналізується фільтром Калмана-Мейна, який в реальному часі розраховує параметр кроку навчання у матричній формі. Така схема дозволяє прискорити процес настроювання синаптичних ваг мережі.

У випадку, коли в даних присутні спостереження, що суттєво відрізняються на тлі інших, доцільно використовувати критерії навчання, що не реагують на аномальні викиди. Таким, наприклад, є критерій найменших модулів, що породжує медіанне правило навчання. Оскільки відомо, що медіана є ефективною оцінкою математичного сподівання, коли дані розподілені згідно із законом Лапласа з функцією розподілу

$$f(x_j, w_j) = \frac{1}{2\sigma_j} \exp\left(-\frac{|x_j - w_j|}{\sigma_j}\right), \quad (8)$$

в роботі запропоновано релейне правило навчання карти Кохонена

$$w_j(k) = \begin{cases} w_j(k-1) + \frac{\Xi(k)}{k} \otimes \text{sign}(x(k) - w_j(k-1)), & \text{якщо } j\text{-й нейрон переміг;} \\ w_j(k-1) & \text{у протилежному випадку,} \end{cases} \quad (9)$$

де $\Xi(k)$ – вектор, утворений параметрами масштабу, який уточнюється згідно із процедурою

$$\Xi(k) = \Xi(k-1) - \frac{1}{k}(\Xi(k-1) - |x(k) - w_j(k-1)|), \quad (10)$$

\otimes – символ прямого добутку.

Слід відзначити, що конкурентні мережі Кохонена є конструкціями, призначеними для обробки інформації заданій у векторній формі, тому при обробці зобра-

методи навчання конкурентних нейронних мереж, орієнтованих на обробку візуальної інформації за умов, коли дані у нейромережу надходять у послідовному on-line режимі. Вперше запропоновано конкурентну нейронну мережу яка в якості вхідного сигналу використовує фрагменти зображень.

Так, запропоновано модифіковане правило самонавчання конкурентної мережі, де замість скалярного параметра кроку використовується матриця, що обчислюється за допомогою фільтра Калмана-Мейна. На рис.1 наведено загальну

жень, є доцільним відмовитися від векторних операцій, представляючи вхідний образ-фрагмент зображення у вигляді $(m \times n)$ -матриці $x(k) = \{x_{i_1 i_2}(k)\}$, $i_1 = \overline{1, m}$, $i_2 = \overline{1, n}$, а шар Кохонена у вигляді не лінійки нейронів з векторами синаптичних ваг, а у формі $(l \times p)$ -матриці нейронів з синаптичними матрицями ваг $w_{q_1 q_2} = \{w_{q_1 q_2 i_1 i_2}\}$, $q_1 = \overline{1, l}$, $q_2 = \overline{1, p}$ та матричним вихідним сигналом $y(k) = \{y_{q_1 q_2}(k)\}$. Матричне правило самонавчання може бути записано у вигляді наступної послідовності кроків:

– нормування вхідної матриці-фрагмента зображення на свою сферичну норму $(Sp(x(k)x^T(k)))^{1/2}$;

– розрахування $\forall q_1 q_2$ виходів нейронів мережі

$$y_{q_1 q_2}(k) = Sp(w_{q_1 q_2}^T(k-1)x(k)); \quad (11)$$

– визначення нейрона-переможця з максимальним вихідним сигналом $y_{j_1 j_2}(k)$;

– розрахування значень функцій сусідства для всіх нейронів мережі

$$h_{j_1 j_2 q_1 q_2}(k) = \exp\left(-\frac{(r_{j_1}(k) - r_{q_1}(k))^2 + (r_{j_2}(k) - r_{q_2}(k))^2}{2\sigma^2(k)}\right)^2, \sigma(k) = \beta\sigma(k-1), 0 < \beta < 1; \quad (12)$$

настроювання матриці синаптичних ваг всіх нейронів мережі

$$w_{q_1 q_2}(k) = \frac{w_{q_1 q_2}(k-1) + \eta(k)A(k)}{B}, \quad (13)$$

$$\text{де } A(k) = h_{j_1 j_2 q_1 q_2}(k)(x(k) - w_{q_1 q_2}(k-1)), \quad (14)$$

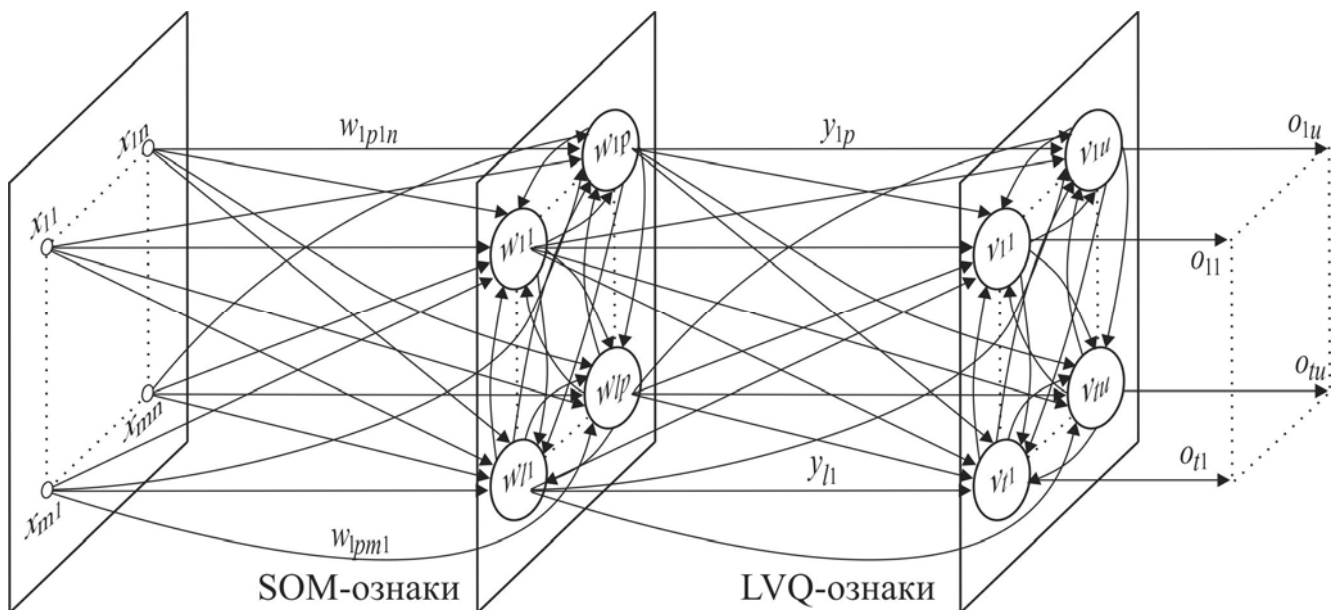


Рис.2. Нейромережна гібридна система розпізнавання образів

$$B(k) = (Sp(w_{q_1q_2}(k-1) + \eta(k)h_{j_1j_2q_1q_2}(k)(x(k) - w_{q_1q_2}(k-1)))(w_{q_1q_2}(k-1) + \eta(k)h_{j_1j_2q_1q_2}(k)(x(k) - w_{q_1q_2}(k-1)))^T)^{1/2}, \quad (15)$$

$$\eta^{-1}(k) = r(k) = \alpha r(k-1) + 1, 0 \leq \alpha \leq 1. \quad (16)$$

Використання цього правила забезпечує урахування міжпіксельних кореляційних зв'язків між окремими фрагментами зображень. Такий метод навчання відрізняється обчислювальною простотою та має додаткові фільтруючі та слідкуючі властивості, що особливо важливо для роботи з нестационарними сигналами.

Цей же метод лежить в основі нейромережної гібридної системи адаптивного розпізнавання фрагментів зображень, що утворена послідовним з'єднанням матричної самоорганізувальної карти та матричної LVQ-мережі. Схема цієї системи наведена на рис. 2.

В процесі обробки інформації спочатку відбувається зниження розмірності вхідного простору, а потім – власне розпізнавання зображень.

Четвертий розділ роботи присвячений розробці нейромережного підходу до аналізу незалежних компонент в задачах обробки зображень. Аналіз незалежних компонент в загальному випадку пов'язаний з проблемою розділення сумішей сигналів з апріорно невідомими характеристиками, що надходять з різних джерел, і є досить перспективним для вирішення задач обробки (перш за все відновлення) зображень, викривлених збуреннями невідомої природи. В розділі вперше запропоновано нейронну мережу для аналізу головних та незалежних компонент та метод її навчання у реальному дискретному часі.

В аналізі незалежних компонент припускається, що вихідний n -вимірний сигнал $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$ сприймається сенсорами не у «чистому» вигляді, а у формі лінійної комбінації так, що

$$y_i(k) = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j(k), i = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

або у векторній формі

$$y(k) = Ax(k), \quad (18)$$

де $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\det A \neq 0$.

При цьому вважається, що як сигнали $x_j(k)$, так і матриця A є невідомими.

Завдання полягає в розділенні (реконструкції) вхідних сигналів у припущенні їх взаємної статистичної незалежності та існування матриці A^{-1} зворотної до невідомої змішуючої матриці A . Що стосується оброблення зображень, то досить часто виникає задача не тільки їх фільтрації від різного типу збурень, але й розділення сумішей різних зображень, коли різні образи накладаються один на одний.

Розглядаючи цю задачу з позиції нейромережного підходу, можна казати про

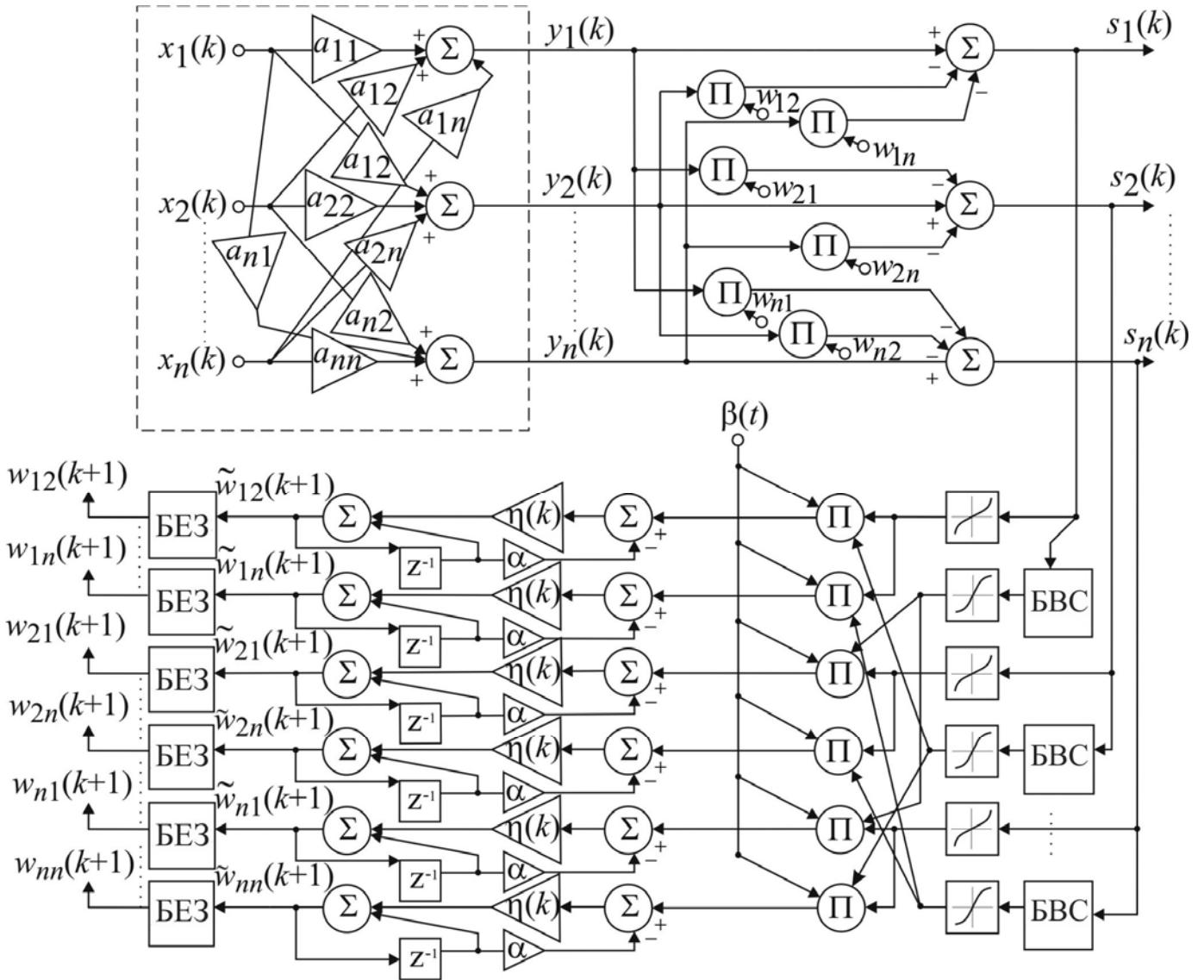


Рис. 3. Нейронна мережа для аналізу незалежних компонент

синтез архітектур та методів навчання, що забезпечують перетворення векторного сигналу $y(k) = (y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k))^T$, що спостережується, у деякий новий вектор $s(k) = (s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k))^T$ з незалежними компонентами $s_i(k)$, при цьому компонента $s_i(k)$ повинна бути пов'язаною у деякому сенсі з відповідною компонентою $x_i(k)$ вхідного вектора $x(k)$, що не спостережується.

Таким чином, перетворення, що реалізується нейронною мережею для аналізу незалежних компонент, можуть бути записані у формі




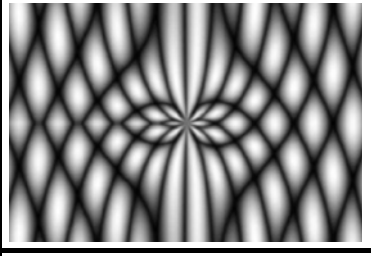
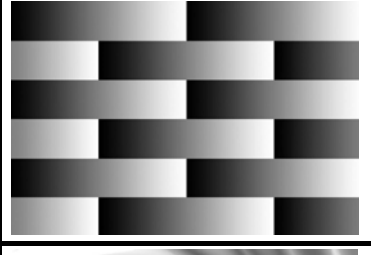
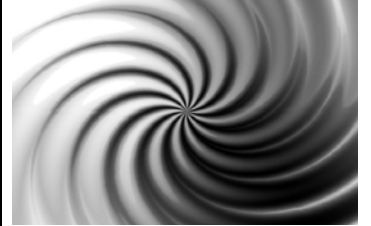
$$s(k) = Wy(k), \quad y(k) = Ax(k), \quad s(k) = WAx(k), \quad (19)$$

а процес навчання полягає у настроюванні у реальному часі елементів матриці синаптичних ваг $W = \{w_{ij}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$.

На рис. 3 наведена архітектура введеної нейронної мережі для аналізу незалежних компонент.

Таблиця 1

Приклади ступеней стиснення синтезованих та реальних зображень

Вхідні зображення	Симетричні підпростори	Адаптивне нейромережне стиснення	Автоасоціативна багатошарова нейронна мережа
	3.88	7.15	12.12
	5.08	7.86	13.01
	4.05	7.35	12.45
	8.82	15.62	25.12
	9.03	18.38	30.35
	8.43	15.15	22.15

Навчання цієї мережі відбувається згідно із правилом

$$\hat{w}_{ij}(k+1) = \hat{w}_{ij}(k) + \eta(k)(\beta(k)\varphi(s_i(k))\psi(s_j(k) - \bar{s}_j(k)) - \alpha\hat{w}_{ij}(k)), \quad (20)$$

$$\bar{s}_j(k+1) = \bar{s}_j(k) + \eta_s(k)(s_j(k+1) - s_j(k)), \quad (21)$$

$$w_{ij}(k+1) = (1 - \mu)w_{ij}(k) + \mu\hat{w}_{ij}(k+1), \quad (22)$$

де $\eta(k)$, $\eta_s(k)$ – параметри кроку навчання,
 $\varphi(\circ)$, $\psi(\circ)$ – нелінійні активаційні функції,
 $0 < \alpha < 1$, $0 < \mu < 1$ – параметри згладжування.

На рис. 3 блок виключення поточного середнього (БВС) реалізує формулу (21) та обчислює різницю $s_j(k) - \bar{s}_j(k)$, а блок експоненційного згладжування (БЕЗ) реалізує формулу (22), за допомогою якої відбувається фільтрація поточних оцінок си-наптичних ваг мережі.

Слід відзначити, що запропонована нейронна мережа в процесі свого функціонування реалізує елементарні перетворення та три елементарні операції додавання, множення та зсуву назад, що робить її реалізацію дуже простою.

П'ятий розділ присвячено експериментальному аналізу у порівняльному аспекті запропонованих нейромережних методів стиснення зображень, порівнянню їх ефективності з відомими алгоритмами, перевірці стійкості при виникненні зовнішніх завад. Розглянуто критерії оцінки якості зображень (ступінь та швидкість компресії, якість декомпресії), обґрунтовано їх вибір для експериментального аналізу запропонованих методів при порівнянні з існуючими алгоритмами стиснення з втратами. Проаналізовано модифікації критеріїв, що використовуються при фрагментному обробленні зображень. Особливу увагу приділено такому показнику як стиснення при різних характеристиках зображень.

У табл. 1 наведено приклади ступеня компресії типових (синтезованих та фотореалістичних) зображень, з використанням яких проводилися експериментальні дослідження. Встановлено, що для синтезованих зображень середній ступінь стиснення кращий, ніж для фотореалістичних. Цей результат витікає з того, що у синтезованих зображеннях є більш виразною міжпіксельна кореляція, що забезпечує більш високу якість навчання. Якщо казати про ступінь стиснення для запропонованих методів, то найкращі результати дає автоасоціативна багатошарова нейронна мережа, але в той же час вона є найгіршою з точки зору часових втрат, тобто необхідний пошук компромісу між ступенем стиснення та часом навчання у кожній конкретній ситуації.

У табл. 2 наведено результати, що характеризують вплив розмірів фрагментів на ефективність стиснення. Рациональні розміри фрагментів для стиснення слід, як правило, обирати в діапазоні від 8×8 до 10×10 : саме у цих випадках забезпечується найкраще співвідношення ступеню стиснення та середньоквадратичної похибки. Зменшення фрагментів веде до збільшення похибки (при розмірі 4×4 є ще й серйо-

Усереднені характеристики фрагментного стиснення зображень

Розмір фрагменту та типи тестових зображень		Симетричні підпростори		Адаптивне нейромережне стиснення		Автоасоціативна багатошарова нейронна мережа	
		Ступінь стиснення	MSE	Ступінь стиснення	MSE	Ступінь стиснення	MSE
4×4	реаліст.	3.8±0.7	42.1±1.5	6.6±0.7	38.4±1.9	11.2±1.5	35.3±1.5
	синтезов.	7.5±0.7	29.6±1.5	13.8±1.6	27.7±1.9	21.7±3.2	25.5±1.5
6×6	реаліст.	4.5±0.7	37.3±1.5	7.8±0.7	33.7±1.9	13.4±1.5	32.9±1.9
	синтезов.	8.5±0.7	25.6±1.5	16.6±1.6	23.7±2.5	26.9±5.1	21.6±2.1
8×8	реаліст.	4.3±0.7	32.1±1.5	7.4±0.7	30.5±1.5	12.1±1.1	27.6±1.5
	синтезов.	8.3±0.7	20.4±1.5	15.5±1.5	18.2±1.5	25.5±4.6	16.9±1.5
10×10	реаліст.	4.2±0.7	29.2±1.2	7.3±0.7	27.3±1.2	11.9±1.1	24.7±1.2
	синтезов.	8.2±0.7	17.7±1.2	15.3±1.5	15.8±1.2	25.4±4.6	13.7±1.2
12×12	реаліст.	4.0±0.7	29.1±1.2	7.1±0.7	27.1±1.2	11.7±1.1	24.5±1.2
	синтезов.	8.0±0.7	17.6±1.2	15.1±1.5	15.5±1.2	25.1±4.1	13.5±1.2
14×14	реаліст.	4.0±0.6	29±1.2	7.0±0.7	26.9±1.2	11.6±1.1	24.4±1.2
	синтезов.	8.0±0.6	17.4±1.2	15.0±1.5	15.4±1.2	25.0±3.9	13.4±1.2
16×16	реаліст.	4.0±0.6	28.9±1.2	6.9±0.7	26.7±1.2	11.5±1.1	24.3±1.2
	синтезов.	8.0±0.6	17.3±1.2	14.8±1.5	15.2±1.2	24.9±3.9	13.3±1.2

зне зменшення ступеню компресії), збільшення ж розмірів фрагментів не дає практично ніяких переваг, але викликає суттєве збільшення обчислювальної складності.

Порівняння запропонованого нейромережного стиснення проводилося з компресією Jpeg та Jpeg2000, а для синтезованих зображень – LZW, що реалізовано у форматі Tiff. Можна стверджувати, що після порівняння запропонованих нейромережних методів з існуючими алгоритмами з втратами при ступені стиснення 50%, автоасоціативна багатошарова нейронна мережа дає схожі результати по ступеню стиснення, якщо ж рівень втрати зменшити для Jpeg та Jpeg2000, то в цьому випадку і інші підходи дають аналогічні результати.

При порівнянні запропонованих нейромережних методів і Jpeg в умовах впливу збурень можна бачити, що для фотореалістичних зображень маємо кращі показники приблизно на 5-10% практично при будь-якій щільності завад. Для синтезованих зображень у випадку незначної або середньої щільності збурень також маємо деякі переваги, у випадку ж значної щільності завад на синтезованих зображеннях отримуємо неоднозначні результати.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі наведено результати, які відповідно до поставленої

мети є вирішенням науково-технічної задачі розробки швидкодіючих методів пофрагментної обробки зображень на основі спеціалізованих штучних нейронних мереж, що самонавчаються, та призначені для роботи у режимі послідовного надходження інформації. Одержані результати мають важливе наукове та практичне значення для створення систем відеообробки реального часу різного призначення.

Протягом наукових досліджень отримано такі результати:

1. У результаті аналізу сучасного стану проблеми обробки зображень (стиснення, сегментації та фільтрації) відзначено низку недоліків основних відомих методів, які знижують ефективність їх застосування, особливо у ситуаціях, коли інформація надходить у режимі реального часу та викривлена різного типу збуреннями. В цьому випадку доцільною є розробка спеціалізованих архітектур та методів навчання (самонавчання) штучних нейронних мереж, призначених для вирішення задач, що розглядаються, та є вільними від визначених вище недоліків.

2. Вперше розроблено конкурентну нейронну мережу та метод її самонавчання, яка в якості вхідного сигналу використовують фрагменти зображень у матричній формі замість векторних сигналів, що забезпечує урахування міжпіксельних кореляційних зв'язків та зберігає змістовну структуру фрагменту. Розроблена нейронна мережа відрізняється простотою чисельної реалізації, а метод її навчання має фільтруючі властивості та забезпечує можливість оброблення нестационарних сигналів у реальному часі. Цей же метод покладений в основу нейромережної гібридної системи адаптивного розпізнавання фрагментів зображень, що утворились послідовним з'єднанням матричної самоорганізувальної карти та матричної мережі векторного квантування. При цьому в процесі функціонування такої системи спочатку зменшується розмірність вхідного простору, а потім вирішується задача розпізнавання.

3. Вперше розроблено спеціалізовану нейронну мережу для аналізу незалежних компонент та метод її навчання у реальному дискретному часі, що відрізняється підвищеною швидкодією та дозволяє одночасно вирішувати як задачі стиснення зображень на основі нейромережного аналізу головних компонент, так і власне задачі сліпої ідентифікації та сепарації сигналів. Розроблена нейронна мережа відрізняється простотою як чисельної, так і апаратної реалізації, оскільки в процесі свого функціонування реалізує досить прості нелінійні перетворення та три елементарні операції додавання, множення та зсуву назад.

4. Удосконалено методи навчання спеціалізованих нейронних мереж для вирішення задач стиснення зображень на основі аналізу головних компонент та головних підпросторів, що відрізняються підвищеною швидкодією (у лінійному випадку є оптимальними за швидкістю) та дозволяють оброблювати дані у реальному часі по мірі їх надходження. Розглянуто лінійні та нелінійні варіанти задач стиснення за допомогою одно-, дво- та чотирьохшарової нейронної мережі з прямою передачею даних.

5. Удосконалено методи самонавчання нейронних мереж Т. Кохонена на основі попередньої фільтрації сигналів та використання робастних критеріїв, що до-

зволяє вирішувати задачі сегментації зображень, викривлених інтенсивними завадами. Удосконалення полягає в тому, що замість параметру кроку в правилі настроювання стохастичних ваг використовується матриця, що обчислюється за допомогою фільтра Калмана-Мейна, а для роботи в умовах негаусівських завад використовується медіанний варіант правила самонавчання, що мінімізує робастний критерій найменших модулів.

6. Удосконалено архітектуру і метод навчання спеціалізованої нейронної мережі для вирішення задачі сліпої сепарації на основі аналізу незалежних компонент з використанням поліноміальних активаційних функцій, що відрізняється обчислювальною простотою та дозволяє вирішувати задачу фільтрації зображень у послідовному режимі за наявності інтенсивних збурень.

7. Розроблені в дисертаційній роботі методи використано при створенні системи керування трубчастими печами та підсистеми ідентифікації у ТОВ «Побужський феронікелевий комбінат»; при експлуатації камери панорамного зору для ідентифікації зображень при обробці відеозаписів футбольних матчів у ВАТ «Металіст» та при підготовці бакалаврів, спеціалістів та магістрів за напрямом та спеціальністю «Інформатика» у Харківському національному університеті радіоелектроніки. Реалізація результатів дисертації проведена у вигляді програмних комплексів обробки зображень, один з яких сертифікований у системі УкрСЕПРО.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Машталир С.В. Адаптивное нейросетевое сжатие изображений / С.В. Машталир, Е.С. Сакало // Системні технології . – 6(53). – 2007. – С. 153-161.

2. Машталир В.П. Автоассоциативная многослойная нейронная сеть и алгоритм ее обучения в задачах обработки изображений / В.П. Машталир, А.Е. Путятин, Е.С. Сакало // Бионика интеллекта. – 2008. – №2 (69).– С. 40-44.

3. Машталир С.В. Адаптивное нейросетевое сжатие сигналов большой размерности на основе взвешенного информационного критерия / С.В. Машталир, Е.С. Сакало // Прикладная радиоэлектроника. – 2008. – Т.3, № 2. – С. 175-178.

4. Егорова Е.А. Оптимизация процесса обучения самоорганизующейся карты Кохонена на основе фильтра Калмана-Мейна // Системи управління, навігації та зв'язку. – Вип. 4(8). – 2008. – К.: ЦНДІНУ С. 52-55.

5. Ведмедь А.Г. Матричный алгоритм самообучения карты Кохонена в задачах обработки изображений / А.Г. Ведмедь, С.В. Машталир, Е.С. Сакало // Системи управління, навігації та зв'язку. – К.: ЦНДІНУ.– 2009. – Вип. 1(9). – С. 188-192.

6. Робастные алгоритмы самообучения карты Кохонена в задачах обработки изображений / В.Я. Винарский, С.В. Машталир, С.Е. Сакало, К.С. Щербинин // Бионика интеллекта. – 2009. – №1 (70).– С. 86-89.

7. Ведмедь А.Г. Нейронная сеть и алгоритм ее обучения для анализа независимых компонент в задачах обработки изображений / А.Г. Ведмедь, В.П. Машталир,

Е.С. Сакало // Бионика интеллекта. – 2010. – №1 (72).– С. 33-37.

8. Машталир С.В. Нейросетевой подход к поиску симметричных подпространств при фрагментной обработке изображений в реальном времени / С.В. Машталир, Е.С. Сакало // Интеллектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту. Теоретичні і прикладні аспекти систем прийняття рішень. (Євпаторія, 19–23 травня 2008 р.). – Херсон: ПП Вишемирський В.С. – 2008. – Т.3, ч.2. – С. 7-11.

9. Ведмедь А.Г. Особенности применения нейронных сетей для задач обработки изображений / А.Г. Ведмедь, Е.А. Егорова, Е.С. Сакало // Сб. тр. междунар. научн. конф. Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта (Евпатория, 18-22 мая 2009). – Херсон: ХНТУ. –2009. –Т. 2. – С. 255-258.

10. Ведмедь А.Г. Восстановление изображений с использованием анализа главных и независимых компонент / А.Г. Ведмедь, Е.С. Сакало // Міжнар. науково-практична конф. «Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія» (Вінниця, 19-21 травня 2010). – Вінниця: ВНТУ. – 2010. – С. 150-151.

АНОТАЦІЯ

Сакало Є.С. Фрагментна обробка зображень на основі штучних нейронних мереж. – Рукопис.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. – Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, 2011.

Дисертацію присвячено створенню та дослідженню методів обробки зображень (компресії, сегментації, фільтрації) на основі використання спеціалізованих штучних нейронних мереж. Розглянуто традиційні методи обробки зображень, визначені їх основні недоліки та переваги, показано перспективність використання нейромережних методів. Вперше запропоновано конкурентну нейронну мережу та метод її самонавчання, що в якості вхідного сигналу використовують фрагменти зображень у матричній формі замість векторів-образів, що забезпечує збереження міжпіксельних кореляційних зв'язків та змістовної структури фрагменту. Ця мережа є простою у чисельній реалізації та має фільтруючі та слідкуючі властивості: ця ж мережа покладена в основу гібридної системи адаптивного розпізнавання фрагментів зображень, що утворюється послідовним з'єднанням матричної самоорганізувальної карти та матричної мережі векторного квантування.

Також вперше запропоновано спеціалізовану нейронну мережу для аналізу незалежних компонент та метод її навчання у реальному часі, що має підвищену швидкість та дозволяє одночасно вирішувати як задачі стиснення, так і власне задачі сліпої ідентифікації та сепарації сигналів. Удосконалено методи навчання для вирішення задач стиснення зображень на основі аналізу головних компонент та голо-

вних підпросторів, що мають підвищену швидкодію. Також удосконалені методи самонавчання самоорганізувальних карт Т. Кохонена на основі калманівської фільтрації сигналів та використання робастних критеріїв та спеціалізованої мережі сліпої сепарації.

Ключові слова: обробка зображень, штучні нейронні мережі, навчання та самонавчання, компресія, сегментація, фільтрація.

АННОТАЦІЯ

Сакало Е.С. Фрагментная обработка изображений на основе искусственных нейронных сетей. – Рукопись.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков, 2011.

Диссертация посвящена разработке и исследованию методов обработки изображений (компрессии, сегментации, фильтрации) на основе использования специализированных искусственных нейронных сетей. Рассмотрены и проанализированы известные методы обработки изображений, отмечены их основные достоинства и недостатки, показана перспективность использования нейросетевых подходов.

В работе впервые предложена конкурентная нейронная сеть и метод ее самообучения, которые в качестве входного сигнала используют фрагменты изображений в матричной форме вместо векторного представления, что обеспечивает учет межпиксельных корреляционных связей и сохраняет содержательную структуру фрагмента. Разработанная нейронная сеть отличается простой численной реализации, а метод ее обучения обладает фильтрующими свойствами и обеспечивает возможность обработки нестационарных сигналов в реальном времени. Этот же метод лежит в основе нейросетевой гибридной системы адаптивного распознавания фрагментов изображений, образованной последовательным соединением матричной самоорганизующейся карты и матричной же сети векторного квантования. При этом в процессе функционирования такой системы сначала понижается размерность входного пространства, а потом решается задача распознавания.

Также впервые разработана специализированная нейронная сеть для анализа независимых компонент и метод ее обучения в реальном дискретном времени, которые отличаются повышенным быстродействием и позволяют одновременно решать как задачи сжатия изображений на основе нейросетевого анализа главных компонент, так и собственно задачи слепой идентификации и сепарации сигналов. Разработанная нейронная сеть отличается простотой как численной, так и аппаратной реализации, поскольку в процессе своего функционирования реализует достаточно простые нелинейные преобразования и три элементарные операции сложения, умножения и сдвига назад.

В диссертации предложены усовершенствованные методы обучения специа-

лизированных нейронных сетей для решения задач компрессии изображений на основе анализа главных компонент и главных подпространств, отличающиеся повышенным быстродействием (в линейном случае обеспечивается максимальное быстродействие) и обеспечивающие обработку данных в реальном времени по мере их поступления. Рассмотрены линейный и нелинейный варианты задач сжатия с помощью одно-, двух- и четырехслойной нейронной сети с прямым распространением информации.

Усовершенствованы методы самообучения нейронных сетей Т. Кохонена на основе предварительной фильтрации сигналов с использованием робастных критериев обучения, что позволило решать задачи сегментации изображений искаженных интенсивными помехами. Введенное усовершенствование состоит в том, что вместо скалярного параметра шага в правиле настройки синаптических весов используется матрица, вычисляемая на основе фильтра Калмана-Мейна, а для работы в условиях негауссовских возмущений применяется медианный вариант правила самообучения, минимизирующий робастный критерий наименьших модулей.

Усовершенствована архитектура и метод обучения специализированной нейронной сети для решения задач слепой сепарации на основе анализа независимых компонент с использованием полиномиальных активационных функций, отличающихся вычислительной простотой и позволяющих осуществлять дополнительную фильтрацию возмущений в on-line режиме.

Проведен экспериментальный анализ в сравнительном аспекте введенных нейросетевых конструкций обработки изображений, сравнение их эффективности с известными методами, проверка устойчивости при действии интенсивных возмущений. Эксперименты подтвердили эффективность развиваемого подхода. Решены практические задачи, связанные с обработкой изображения.

Ключевые слова: обработка изображений, искусственные нейронные сети, обучение и самообучение, компрессия, сегментация, фильтрация.

ABSTRACT

Sakalo I.S. Frame image processing based on artificial neural networks. – Manuscript.

The thesis for the candidate's degree in technical sciences in speciality 05.13.23 – systems and tools of artificial intelligence. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, 2011.

The thesis is devoted to developing and investigation of image processing methods (compression, segmentation, filtration) based on using specialized artificial neural networks. Conventional image processing methods are considered, their main disadvantages and advantages are analyzed, the application prospects of neural approaches are shown. For the first time a competitive neural network and its selflearning method are proposed, where frames of images in a matrix form are used as input signals instead of vector pat-

terns. This approach provides conservation of interpixel correlation and contextual structure of a frame. This network is simple in a computational realization and possesses additive filtering and tracking properties. This network forms a base for a hybrid system of adaptive frame image recognition that is formed by series connection of a matrix self-organizing map and a matrix vector quantization network.

Also, for the first time, a specialized neural network for independent component analysis and its real-time learning method are proposed. This system permits simultaneously to solve both the tasks of compression and blind signal identification and separation and provides high speed information processing. The learning methods for solving the tasks of image compression using analysis of principal components and principal subspaces with high speed performance have got further development. Moreover, selflearning methods for T. Kohonen's self-organizing maps using Kalman's signal filtration, robust criteria and a specialized blind separation network are modified.

Keywords: image processing, artificial neural networks, learning and selflearning, compression, segmentation, filtration.

Підп. до друку __.__.11. Формат 60×84¹/₁₆. Спосіб друку – ризографія.
Умов. друк. арк. 1,1. Облік. вид. арк. 1,0. Тираж 100 прим. Зам. №

Україна, 61166 Харків, просп. Леніна, 14, ХНУРЕ.

Надруковано в навчально-науковому видавничо-поліграфічному центрі ХНУРЕ.
Україна, 61166 Харків, просп. Леніна, 14.