

УДК 004.932:004.627+004.032.26

А.О. Подорожняк<sup>1</sup>, Ю.Б. Прібилев<sup>2</sup>, Д.І. Торохтій<sup>1</sup><sup>1</sup> Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут", Харків<sup>2</sup> Національний університет оборони України імені Івана Черняхівського, Київ

## МЕТОД ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ОБРОБКИ ДАНИХ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ

В статті показано, що для реалізації режиму реального часу при обробці даних дистанційного зондування Землі у бортовій апаратурі можливе застосування нейромережевих технологій. Наведено метод інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування Землі на основі застосування алгоритму стиснення зображення, сформованого в системі ДЗЗ, на основі нейромережі із радіальними базисними функціями, що навчена за допомогою генетичного алгоритму. Показана працездатність підходу та приведені результати роботи розробленого програмного продукту.

**Ключові слова:** дистанційне зондування Землі, обробка зображень, стиснення даних, нейромережа, генетичний алгоритм.

### Вступ

**Постановка проблеми.** В даний час, в умовах високих темпів росту і розвитку цифрових технологій, з'являється потреба в якісній і своєчасній обробці інформації. Зокрема, до цього відноситься необхідність компактного представлення зображень. Дана проблема особливо гостро проявляється при дистанційному зондуванні Землі (ДЗЗ), під час передачі та зберігання отриманої об'єктивної інформації про довкілля [1].

Технологія ДЗЗ базується на спостереженні поверхні Землі з борта космічного апарату (КА), отриманні зображень визначених географічних районів (об'єктів) і наступному їх аналізі та інтерпретації в інтересах вирішення поставленої тематичної задачі.

Сьогодні існує безліч алгоритмів обробки і стиснення зображень. Параметри обробки безпосередньо залежать від сфери застосування даної інформації.

Перспективним напрямом розвитку даних алгоритмів є підхід, в основі якого застосовуються штучні нейронні мережі.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В даний час розроблені і продовжують розроблятися нові методи та алгоритми обробки аерокосмічних зображень [2]. До їх числа відносяться нові вегетаційні індекси, метод головних компонентів, вейвлет – аналіз, сингулярний спектральний аналіз, фрактальний аналіз та ін. [3]. Існує велика кількість методів та алгоритмів стиснення зображень [3, 4], але і зараз важко забезпечити необхідний коефіцієнт стиснення при заданій якості відновлення зображення у відведених часових інтервалах на обробку в системі ДЗЗ. Потужним інструментом у таких задачах обробки зображень стає нейроінформатика. Існують спеціально організовані нейро-

комп'ютери, але частіше використовується емуляція нейрокомп'ютера на звичайних ПЕОМ [5].

Відомі варіанти застосування нейромережевих технологій при виборі алгоритмів стиску великих масивів даних [6] та для стиску фотозображень [7]. Однак запропоновані методи або не забезпечують заданої якості відновлення зображень, або є дуже ресурсомісткими і не в змозі забезпечити режим реального часу при застосуванні в системах ДЗЗ.

**Метою статті** є формулювання методу інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування землі, який дозволить в режимі реального часу забезпечити передачу даних. Проблема, що розв'язується – забезпечення режиму реального часу при обробці даних ДЗЗ за рахунок використання нейромережі на основі радіальних базисних функцій, навченої за допомогою генетичного алгоритму.

### Основна частина

Застосування нейромережі з радіальними базисними функціями (РБМ) при виборі алгоритму стиску та методу стиснення зображення на основі її основі може забезпечити режим реального часу при обробці даних ДЗЗ [8]. Значення основних характеристик методу стиснення (коефіцієнт стиснення, час перетворення) результату роботи програми це підтверджують.

Для методу інтелектуальної обробки даних ДЗЗ архітектура РБМ має вигляд наведений на рис. 1 [9].

РБМ є універсальними апроксиматорами і при цьому вони мають просту структуру і відрізняються високою швидкістю навчання. Подання нелінійної моделі радіально-базисною мережею має вигляд

$$\hat{y}(k) = a_0 + \sum_{i=1}^N w_i \Phi_i(\mathbf{x}(k), \mu, \sigma), \quad (1)$$

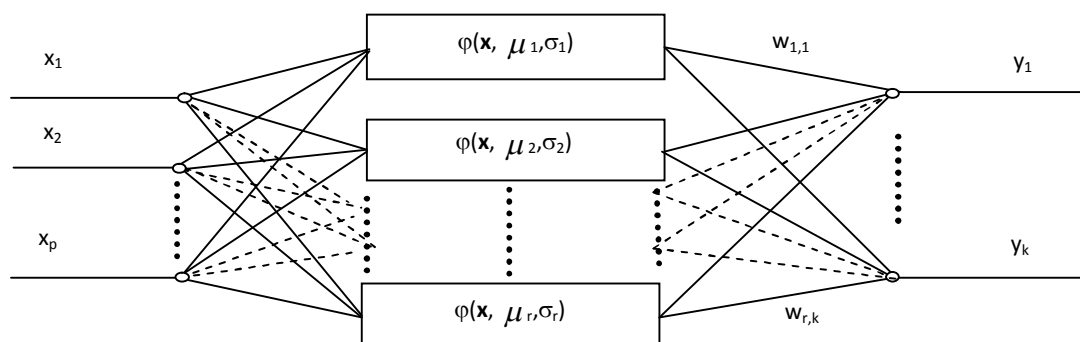


Рис. 1. Архітектура p-k РБМ

де  $a_0$  – зсув нейрона вихідного шару;

$w_i$  – вага зв'язку  $i$ -го нейрона прихованого шару з нейроном вихідного шару;

$N$  – кількість нейронів у прихованому шарі;

$\Phi_i$  – базисна функція  $i$ -го нейрона;

$\mu, \sigma$  – параметри базисних функцій.

Найбільш часто в якості базисних вибирають функції

$$\Phi_i(x) = \exp\left\{-\frac{\|x - \mu_i\|^2}{\sigma_i^2}\right\}, \quad (2)$$

де  $\mu_i, \sigma_i$  – центри і радіуси базисних функцій відповідно;  $\|\cdot\|$  – евклідова норма, то в процесі навчання визначенню підлягає вектор

$$w(k) = (a_0(k), w_1(k), \mu_1^T(k), \sigma_1(k), \dots, w_N(k), \mu_N^T(k), \sigma_N(k)).$$

Алгоритм стиску зображення, в якому використовується РБМ може бути представлений у вигляді ряду кроків:

- умовне розбиття вихідного зображення на квадратні блоки розміром  $n \times n$  пікселів, наприклад,  $4 \times 4$  або  $8 \times 8$ ;

- застосування до кожного блоку дискретно-косинусного перетворення;

- подання кожного блоку у вигляді вектора з використанням діагонального сканування в 16 або 64 - вимірному просторі відповідно;

- низькочастотна фільтрація (виключення з векторів коефіцієнтів, що відповідають високочастотним складовим);

- навчання нейронної мережі;

- зчитування індексів нейронів, відповідних кожному вхідному вектору;

- формування таблиці відповідності між індексом і усередненим вектором (кластерним центром);

- стиснення послідовності індексів з використанням кодування довжин серій і алгоритму Хаффмана.

При відновленні зображення наведені етапи обробки застосовуються у зворотному порядку.

Слід зазначити, що при обробці (стиску) різних зображень кількість нейронів мережі, що визначають її структуру, буде різним. В даний час розроблена і добре вивчена досить велика кількість алгоритмів налаштування параметрів мережі, однак питання вибору її оптимальної структури залишаються відкритими.

Застосування ж нейроеволюційного алгоритму для навчання РБМ дозволяє одночасно вирішувати завдання налаштування параметрів мережі та визначення її оптимальної структури. Найпоширенішим видом еволюційних алгоритмів є генетичні (ГА).

У ГА кожна особина кодується подібним з ДНК методом – у вигляді рядка (хромосоми), що містить певний набір генів. Довжина хромосоми постійна, а популяція, що складається з деякої кількості особин, піддається процесу еволюції з використанням операцій схрещування і мутацій. ГА, що застосовується у пропонованому методі містить наступні кроки [10]:

- 1) створення початкової популяції:

- ініціалізація хромосоми кожної особини;

- оцінювання початкової популяції;

- 2) етап еволюції – побудова нового покоління:

- відбір кандидатів на схрещування (селекція);

- схрещування, тобто породження кожною парою відібраних кандидатів нових індивідів;

- мутація;

- оцінювання нової популяції.

На початку роботи алгоритму випадковим чином ініціалізується популяція  $P_0$ , що складається з  $S$  особин (РБМ мереж):

$$P_0 = \{H_1, H_2, \dots, H_S\}.$$

Кожна особина в популяції при цьому отримує свій унікальний опис, закодований в хромосомі

$$H_j = \{h_{1j}, h_{2j}, \dots, h_{Lj}\},$$

яка складається з  $L$  генів, де  $h_{ij} \in [h_{\min}, h_{\max}]$  – значення  $i$ -го гена  $j$ -ої хромосоми ( $h_{\min}$  – мінімальне, і  $h_{\max}$  – максимальне допустимі значення).

Кожна хромосома складається з  $L$  генів, в яких зберігається інформація про відповідні параметри мережі (параметри нейронів прихованого шару – центри, радіуси і вигляд базисних функцій із заданого набору та параметр активації кожного з нейронів прихованого шару).

#### Оцінювання популяції

Після формування початкової популяції оцінюється пристосованість кожної особини, що входить в неї, на основі аналізу функції пристосованості (фітнес-функції)

$$f_i(x_j) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left( y_j^*(x_j) - \hat{y}_j(x_j) \right)^2, \quad (3)$$

де  $y^*(k)$  – бажана реакція мережі;

$\hat{y}(k)$  – реальний вихідний сигнал;

$M$  – розмір вибірки.

#### Схрещування

Після того як батьківські особини були відібрані методом селекції, здійснюється їх схрещування (кросовер).

Кросовер застосовується з метою відтворення потомства, і полягає в обміні генетичною інформацією між батьківськими особинами.

Нехай батьківські особини описуються виразами:

$$H^{(1)} = \{h_1^{(1)}, \dots, h_i^{(1)}, \dots, h_L^{(1)}\};$$

$$H^{(2)} = \{h_1^{(2)}, \dots, h_i^{(2)}, \dots, h_L^{(2)}\},$$

тоді хромосоми їх нащадків приймають вигляд:

$$Y^{(1)} = \{h_1^{(1)}, \dots, h_i^{(1)}, h_{i+1}^{(2)}, \dots, h_L^{(2)}\};$$

$$Y^{(2)} = \{h_1^{(2)}, \dots, h_i^{(2)}, h_{i+1}^{(1)}, \dots, h_L^{(1)}\},$$

де  $i$  – випадкова величина, котра приймає значення із інтервалу  $[1, L]$ .

#### Оператор мутації

Мутація являє собою генетичний оператор, який змінює одне або кілька значень генів у хромо-

$$\begin{cases} L \geq \frac{k_2 m_1 m_2 N}{(1 + \log_2 N)(k_1 n_1 n_2 + k_1 m_1 m_2)}; \\ L \leq \frac{(N + k_2 m_1 m_2)(k_1 n_1 n_2 + k_2 m_1 m_2 + 1) + k_2 m_1 m_2}{(k_1 n_1 n_2 + k_2 m_1 m_2)}, \end{cases}$$

де  $n_1$  – кількість пікселів в зображенні,

$n_2$  – кількість градацій яскравості в зображенні,

$k_1$  – коефіцієнт, що враховує кореляційний зв'язок між зображеннями,

$m_1$  – кількість виходів,

$m_2$  – кількість можливих значень вихідного сигналу,

сомі. Слід зазначити, що в ГА механізм мутацій є єдиним способом внесення нової інформації в хромосому особини. Це може привести до абсолютно нових значень генів, які згодом можуть бути додані в генофонд популяції.

За допомогою цих нових значень генів ГА отримує можливість знайти кращі рішення. Мутація є важливою частиною генетичного пошуку і допомагає запобігти застрягання популяції в локальних мінімумах. Вона відбувається в хромосомах особин, отриманих на етапі схрещування з деякою зазвичай заздалегідь заданою вірогідністю. Імовірність мутації також може бути прив'язана до значення фітнес – функції, тобто чим гірше значення фітнес – функції, тим вище ймовірність мутації.

Найбільш часто в ГА використовуються наступні два способи мутації генів. У першому випадку значення випадково обраного гена хромосоми нащадка замінюється на нове значення в діапазоні його допустимих значень

$$h_{ij} = \text{rand}[h_{\min}, h_{\max}], \quad (4)$$

де  $\text{rand}[x, y]$  – випадкове число в інтервалі  $[x, y]$ , розподілене по рівномірному закону.

У другому ж випадку до існуючого значенням гена додається деякий випадковий зсув

$$h'_{ij} = h_{ij} + \Delta h_{ij}, \quad (5)$$

де  $h_{ij}$  – ген до мутації;

$h'_{ij}$  – ген після мутації.

Розроблений генетичний алгоритм дозволяє синтезувати нейромережу для обробки (стиску) зображень. Однак час навчання сильно залежить від величини початкового пошукового простору, що визначається розмірністю створюваної мережі. При збільшенні розміру більш деякого порога час навчання може перевищити розумну величину.

Визначимо границі пошукового простору генетичного алгоритму в області кількості прихованих нейронів при побудові нейромережі, скориставшись аналітичним виразом для визначення меж зміни кількості нейронів  $L$  в мережі [10]:

$k_2$  – коефіцієнт, що враховує необхідну точність обробки.

Запропонований підхід дозволяє вирішити завдання визначення меж пошукового простору генетичного алгоритму для синтезу нейромережі з радіальними базисними функціями для інтелектуальної обробки зображень ДЗЗ шляхом визначення макси-

мальної кількості нейронів прихованого шару. Дане рішення дозволяє зменшити час розрахунків при заданій точності обробки зображень.

## Висновки

У статті представлений метод інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування Землі, що базується на використанні нейромережевих технологій під час вибору алгоритму стиснення даних ДЗЗ та реалізації методу стиснення зображень, сформованих в системі ДЗЗ, на основі застосування радіально – базисної нейромережі, навченої за допомогою генетичних алгоритмів.

Цей метод, на відміну від багатьох інших, може забезпечити обробку даних ДЗЗ у режимі реального часу.

Створено програму, яка виконує обробку зображення.

Отримані результати для одноколірних зображень з 256 градаціями яскравості дозволили зробити висновок про працездатність запропонованого алгоритму та є підґрунтям для подальших досліджень з розробки та реалізації алгоритмів обробки повноколірних та мультиспектральних знімків у системах дистанційного зондування землі.

## Список літератури

1. Бакланов А.И. Анализ состояния и тенденции развития систем наблюдения высокого и сверхвысокого разрешения // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. – 2010. – № 2. – С. 80-91.
2. Кашкин В.Б. Цифровая обработка аэрокосмических изображений. [Электронный ресурс]: конспект лекций / В.Б. Кашкин, А.И. Сухинин. – Красноярск : ИПК СФУ, 2008. – 121 с. Режим доступа [http://files.lib.sfu-kras.ru/ebibl/umkd/54/u\\_course.pdf](http://files.lib.sfu-kras.ru/ebibl/umkd/54/u_course.pdf).

3. Gonzalez R., Woods R. Digital Image Processing. – Prentice Hall, 2008. – 954 p.

4. Тропченко А.Ю. Методы сжатия изображений, аудиосигналов и видео / А.Ю. Тропченко, А.А. Тропченко. – СПб: СПбГУ ИТМО, 2009. – 108 с.

5. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории / А.И. Галушкин. – М: Горячая Линия - Телеком, 2012. – 496 с.

6. Коробков С.В. Выбор алгоритма сжатия большого объема данных на суперкомпьютерах с применением нейронных сетей / С.В. Коробков // Вопросы радиоэлектроники. Электронная вычислительная техника. – 2012. – N 2. – С. 48-51.

7. Научные технологии в инфокоммуникациях: обработка и защита информации. Под ред. В.М. Безрука. – Х.: СМІТ, 2013. – 398 с.

8. Подорожняк А.А. Метод интеллектуализации обработки данных в системах дистанционного зондирования земли / А.А. Подорожняк, Н.Ю. Любченко // Проблемы информатизации: Материалы второй международной научно-технической конференции. – Київ: ДУТ; Полтава: ПНТУ; Катеринослав: Катеринославський економічний університет; Париж: Університет Париж VII Венсант-Сен-Дені; Білгород: НДУ "БДУ"; Черкаси: ЧДТУ; Харків: ХНДІТМ, 2014. – С. 68.

9. Подорожняк А.А. Анализ материалов дистанционного зондирования Земли нейросетью с радиальной функцией возбуждения / А.А. Подорожняк // Системы обработки информации. – Х.: НАНУ, ПАНМ, ХВУ. – Вып. 5 (15). – 2001. – С. 83-87.

10. Подорожняк А.А. Использование генетических алгоритмов для оптимизации структуры нейросети обработки изображений / А.А. Подорожняк // Системы обработки информации. – Х.: НАНУ, ПАНМ, ХВУ. – Вып. 1 (17). – 2002. – С. 241-243.

Надійшла до редколегії 4.02.2014

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.В. Козелков, Державний університет телекомунікацій, Київ.

## МЕТОД ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

А.А. Подорожняк, Ю.Б. Прибылев, Д.И. Торохтий

В статье показано, что для реализации режима реального времени при обработке данных дистанционного зондирования Земли в бортовой аппаратуре возможно применение нейросетевых технологий. Приведен метод интеллектуальной обработки данных дистанционного зондирования Земли на основе применения алгоритма сжатия изображения, сформированного в системе ДЗЗ, на основе нейросети с радиальными базисными функциями, обученной с помощью генетического алгоритма. Показана работоспособность подхода и приведены результаты работы разработанного программного продукта.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование Земли, обработка изображений, сжатие данных, нейросеть, генетический алгоритм.

## THE METHOD OF INTELLECTUAL DATA PROCESSING OF REMOTE SENSING

A.O. Podorozhniak, Y.B. Pribylev, D.I. Torokhtiy

The article shows that the implementation of real time processing of remote sensing data in the on-board equipment is possible to use neural network technology. A method for intelligent processing of remote sensing data by applying a compression algorithm of the image formed in the remote sensing system based on a neural network with radial basis functions, trained with genetic algorithm. Shows the efficiency of the approach and the results of the developed software product.

**Keywords:** remote sensing, image processing, data compression, neural network, genetic algorithm.