

МАЗІАШВІЛІ А. Р., асистент кафедри транспортного зв'язку,
КОРОЛЬОВА Н. А., к.т.н., доцент,
ІНДИК С. В., старший викладач,
СОКОЛ-КУТИЛОВСЬКА А. С., магістрант кафедри транспортного зв'язку
(Український державний університет залізничного транспорту)

Метод відновлення зображення на основі математичного апарату штучних нейронних мереж удосконаленого методу ієрархічної інтерполяції

Запропоновано новий метод стиснення і побудований на його основі алгоритм, які є узагальненням відомого методу декодування з перетворенням на випадок тривимірних гіперспектральних даних. Розв'язано задачу вибору параметрів алгоритму. Виконано дослідження алгоритму в порівнянні з відомими методами стиснення зображень і гіперспектральних даних, продемонстровано його переваги.

Серед відомих методів стиснення зображень найбільш поширеним є метод кодування з перетворенням, який реалізований, зокрема, в стандарті (алгоритмі) JPEG та удосконаленому методі стиснення (за рахунок математичного апарату штучних нейронних мереж) на основі ієрархічної сіткової інтерполяції. Однак JPEG, хоча іноді і використовується для стиснення гіперспектральних даних, виявляється в цьому випадку недостатньо ефективним.

Ключові слова: метод відновлення, ієрархічна інтерполяція, штучні нейронні мережі, квантування, кодування, надмірність.

Постановка проблеми і аналіз літератури

Масове застосування безпілотних літальних апаратів і доступність результатів їх роботи ще більше посилює проблему обсягу даних, відповідних зображень.

Звичайно, зйомка земної поверхні, а також використання динамічних моделей для залізничного транспорту не є єдиним прикладом. Збільшення дозволу і кількості зображень є в різних галузях знань, таких як геоінформатика, медицина, поліграфія тощо [2].

Таким чином, виникає задача побудови методу декодування зображень на основі математичного апарату штучних нейронних мереж удосконаленого методу ієрархічної інтерполяції.

Мета статті: розроблення методу декодування зображень на основі застосування математичного апарату штучних нейронних мереж удосконаленого методу ієрархічної інтерполяції.

Основна частина

Серед завдань обробки даних особливе місце відведено завданням, які пов'язані із мультиспектральними і гіперспектральними даними

(що призначені для військових цілей, для зв'язку спеціального призначення, а також для запобігання терористичній загрозі. Останнім часом найбільший інтерес викликають так звані гіперспектральні дані (або зображення), що являють собою тривимірний масив, що складається з безлічі зображень однієї і тієї самої ділянки земної поверхні, отриманих у різних спектральних діапазонах (рис. 1).

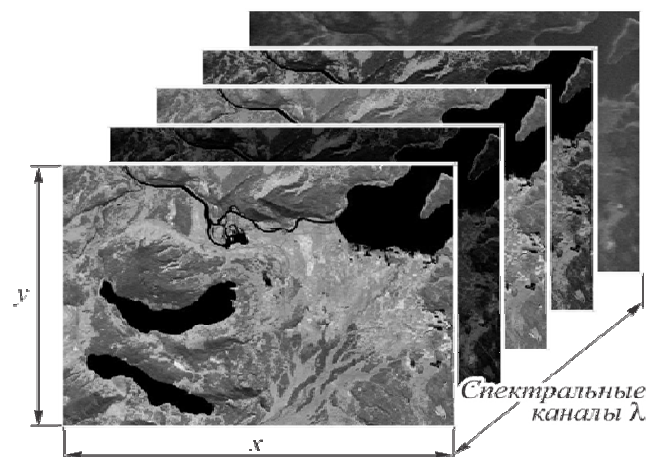


Рис. 1. Приклад гіперспектральних даних

Серед відомих методів стиснення зображень найбільш поширеним є метод кодування з перетворенням, який реалізований, зокрема, в стандарті (алгоритмі) JPEG та удосконаленому методі стиснення (за рахунок математичного апарату штучних нейронних мереж) на основі ієрархічної сіткової інтерполяції . Однак JPEG, хоча іноді і використовується для стиснення гіперспектральних даних, виявляється в цьому випадку недостатньо ефективним.

Метод кодування з перетворенням, який застосовується для двовимірних зображень, складається з певних етапів. Зображення розбивається на квадратні блоки розміром $N \times N$ пікселів. У кожному блоці виконується дискретне перетворення, в результаті якого формується набір спектральних коефіцієнтів – трансформант. З отриманих трансформант відбираються найбільш істотні (зазвичай за дисперсійним критерієм), виконується їх квантування і кодування.

Дискретне перетворення має задовольняти вимоги оборотності і концентрації інформації в малій кількості трансформант. Як правило, на практиці використовується дискретне косинусне перетворення (ДКП), яке повністю відповідає сформульованим вимогам і, крім того, має швидкий алгоритм обчислення.

Метод відновлення зображень

На етапі відновлення (декодування) проводиться процедура декодування і деквантування узагальнених координат. Після цього для кожного блоку обчислюється зворотне перетворення і відновлюються пікселі зображення.

Нами пропонується узагальнення описаного вище методу на випадок тривимірних гіперспектральних даних. Будемо розуміти під гіперспектральним зображенням тривимірний масив значень яскравості:

$$\{f(n_1, n_2, n_3)\}_{n_1, n_2, n_3=0}^{N_1-1, N_2-1, N_3-1}, \quad (1)$$

де N_1, N_2 – просторові розміри зображення (висота і ширина відповідно);

N_3 – кількість спектральних каналів;

n_1, n_2, n_3 – масиви даних.

На першому кроці масив даних розбивається на непересічні блоки. У кожному блоці виконується ДКП, яке в тривимірному випадку буде мати вигляд:

$$F(m_1, m_2, m_3) = \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} \sum_{n_3=0}^{N_3-1} f(n_1, n_2, n_3) h_{m_1}(n_1) h_{m_2}(n_2) h_{m_3}(n_3), \quad (2)$$

де

$$h_m(n) = \lambda_m \cos \frac{\pi(2n+1)m}{2N}, \quad (3)$$

$$\lambda_m = \begin{cases} \sqrt{1/N} & \text{при } m = 0 \\ \sqrt{2/N} & \text{при } m \neq 0 \end{cases}. \quad (4)$$

Вид шкали квантування визначається прийнятим показником якості. При використанні критерію максимальної похибки функція квантування набуває вигляду

$$q(n, m) = f(n, m + \varepsilon_{\max}) / (2\varepsilon_{\max} + 1). \quad (5)$$

Обчислимо відновлене значення різницевого сигналу

$$\bar{f}(n, m) = q(n, m) \cdot (2\varepsilon_{\max} + 1), \quad (6)$$

а потім здійснимо відновлення повного сигналу

$$\bar{x}_r(n, m) = \bar{f}(n, m) + x(n, m), \quad (n, m) \in I^{(r)}. \quad (7)$$

Описаний вище алгоритм стиснення двовимірних даних (зображень) на основі ієрархічної інтерполяції належить до класу алгоритмів з контрольованою вихідною похибкою відновлення, і це є його безумовним плюсом. Однак цей факт породжує основний недолік алгоритму – змінну швидкість створення вихідних повідомлень, тобто нестабільний у часі коефіцієнт стиснення.

Даний недолік обмежує безпосередньо застосування алгоритму в системах формування та обробки зображень реального часу з фіксованою пропускнуою спроможністю каналів зв'язку.

Цей недолік зазвичай усувається буферизацією вихідних даних (стисненого зображення) та управлінням параметрами алгоритму стиску залежно від стану буфера. Такий формат зображення робить доцільним використання поблочного стиску.

Зазначимо, що запропонований підхід до стиснення і блочного зберігання стислих даних дає змогу відновлювати як усі дані цілком, так і окремі просторові зрізи або криві спектрального відображення в заданій точці.

Проведення оцінки обчислювальної складності

Для одношарової мережі з d -входами, b - довжина кодового слова та m -вихідними нейронами число ваг дорівнює $W \approx dm$. Складність навчання можна оцінити як

$$C_1 \sim P^2 d^2 m^2 = \frac{Pd^4}{K^2}, \quad (8)$$

де K – коефіцієнт стиску інформації, $K = \frac{d}{m}$.

Щодо квантування та кластеризації, то вони потребують налаштування набагато більшої кількості ваг – через неефективний спосіб кодування. Водночас таке надлишкове кодування спрощує алгоритм навчання. Число ваг, як і раніше, так само дорівнює $W \approx dm$, але ступінь стиснення інформації в даному випадку визначається по-іншому:

$$K = \frac{db}{\log_2 m}. \quad (9)$$

Складність навчання як функція ступеня стиснення запишеться у вигляді:

$$C_2 \sim P d m \sim Pd 2^{\frac{db}{K}}. \quad (10)$$

При однаковому ступені стиснення, ставлення складності квантування до складності даних зниження розмірності запишеться у вигляді:

$$\frac{C_2}{C_1} = \frac{K^2 2^{\frac{db}{K}}}{d^3}. \quad (11)$$

Іноді навіть проста заміна лінійної функції активації нейронів на сигмоїдну в знайденому вище правилі навчання призводить до нової якості. Такий алгоритм, зокрема, з успіхом застосовувався для поділу змішаних сигналів (так званий blind signal separation). Це завдання кожен з нас змушений вирішувати, коли хоче виділити мову однієї людини в шумі загальної розмови.

Тому заміною лінійну функцію активації нейронів на сигмоїдну і отримаємо новий вираз

$$\Delta W_i^\tau = \eta f(y_i^\tau) \left(X^\tau - \sum_k f(y_k^\tau) W_k \right). \quad (12)$$

де τ, i – вагові коефіцієнти; η – коефіцієнт швидкості навчання; y – значення аксону нейрона.

При обробці сигналів і зображень часто використовуються різного роду лінійні і нелінійні перетворення даних, що забезпечують їх стиснення.

За відсутності апріорної інформації побудова перетворень для стиску сигналів та зображень зручно здійснювати в рамках нейромережевого підходу. В

його основі лежить застосування штучних нейронних мереж (ШНМ), яких навчають за сукупністю реалізацій випадкових векторів, що відображають взаємозв'язки тимчасових і просторових фрагментів аналізованих процесів і полів.

Далі розглянемо задачу, яка пов'язана з можливістю застосування нейронних мереж для побудови перетворювальних стиснень.

Нехай $z \in \mathbb{R}^N$, $N = N_1 + N_2$ – випадковий вектор, що представляє деяку область випадкового поля $\Omega \subset \Psi$ і отриманий шляхом розгортки $w(x, y)$, $(x, y) \in \Omega$ в довільному порядку. Для визначеності, будемо вважати, що математичне сподівання $M[z] = 0$, при цьому матриця коваріації вектора z $R_z = M[zz^T]$.

Потрібно зазначити, що випадкові вектори z_1, z_2 пов'язані співвідношенням:

$$z_2 = z_{2/1} + V = H z_1 + V, \quad H = R_{z_{21}} R_{z_{11}}^{-1}, \\ M[V] = 0, \quad M[VV^T] = R_{z_{22}} - R_{z_{21}} R_{z_{11}}^{-1} R_{z_{12}}, \quad (13)$$

де z_{21} – має сенс оптимальної (в лінійному класі) оцінки z_2 ; V – стохастична складова, яка не корельована з $z_{2/1}$;

$$R_{z_{11}} = M[z_1 z_1^T]$$

$$R_{z_{22}} = M[z_2 z_2^T]$$

$$R_{z_{21}} = M[z_2 z_1^T]$$

Як перетворювачі можуть використовуватися нейронні мережі прямого поширення, вагові коефіцієнти яких можуть налаштовуватися шляхом безпосереднього них обчислень або на основі ітеративного навчання за методом зворотного поширення помилки [3]. Типова архітектура НМ, яка може бути використана для стиснення даних, наведена на рис. 2,а. Для подальшого аналізу потрібно також розглянути перетворювач (рис. 2,б), який може бути реалізований у вигляді одношарової НМ.

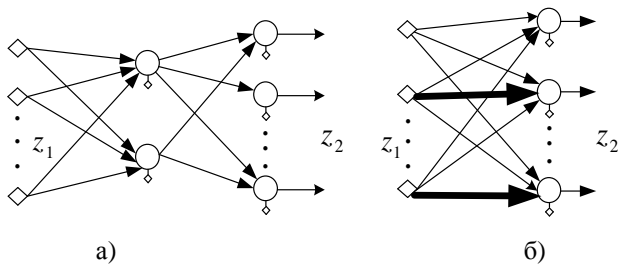


Рис. 2. Архітектура нейронних мереж, які використовуються для стиску даних (а); перетворювач, реалізований у вигляді одношарової НМ (б)

Особливістю архітектури мережі є використання скороченого числа нейронів $M < N_1, M < N_2$ у прихованому шарі по відношенню до розмірності вхідного та вихідного векторів. Загальна матриця вагових коефіцієнтів $W^{(1,2)}$ цієї НМ має вигляд

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P (z_2^{(p)} - \tilde{z}_2^{(p)})^T (z_2^{(p)} - \tilde{z}_2^{(p)}) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^{N_2} (z_{2,j}^{(p)} - \sum_{k=1}^M w_{jk}^{(2)} \sum_{i=1}^{N_1} w_{ki}^{(1)} z_{1,i}^{(p)})^2 \quad (15)$$

де $\tilde{z}_2^{(p)} = W^{(2)}W^{(1)}z_1^{(p)}$ - реакція на вхідний вплив $z_1^{(p)}$.

Експериментальне дослідження запропонованої методу декодування

При високих коефіцієнтах стиснення, розглянутого в роботі, метод декодування з використанням математичного апарату ШНМ забезпечує значно більш високу якість відновлення, ніж кодування з тривимірним вейвлет-перетворенням. Форма кривої і розташування мінімумів-максимумів при цьому зберігаються. При малих коефіцієнтах стиснення підхід на основі ШНМ виявляється дещо кращим, а саме піковий показник відношення сигнал/шум дорівнює 45db, однак зі зростанням коефіцієнта стиснення підхід з використанням ШНМ показує більш високу якість відновлення (рис. 3).

$W^{(1,2)} = W^{(2)}W^{(1)}$, де $W^{(2)}, W^{(1)}$ - матриці ваг першого та другого шарів. При виконванні стисненого перетворення вхідного вектора z_1 на виході НМ отримаємо вектор:

$$\tilde{z}_2 = W^{(2)}W^{(1)}z_1 = W^{(2)}V_{12}, \quad (14)$$

де V_{12} - перехідний сигнал на виході обчислювальних елементів (нейронів) першого шару, який надходить на вхід другого шару нейрона. Для подальшого аналізу потрібно також розглянути перетворювач (рис. 2,б), який може бути реалізований у вигляді одношарової НМ.

Запишемо цільову функцію, яку треба мінімізувати при навчанні НМ, відносно сукупності реалізацій z_1, z_2 у вигляді:

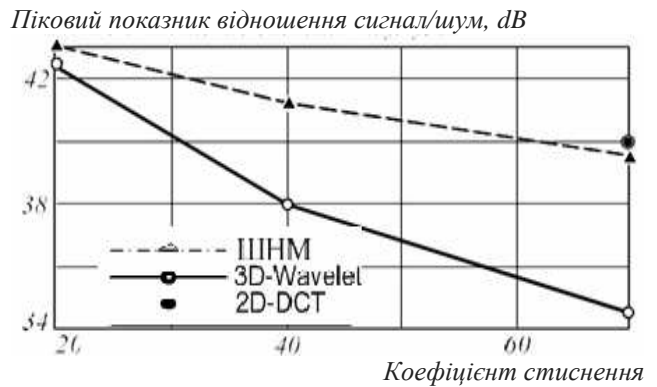


Рис. 3. Якість відновлення різних алгоритмів стиску

Висновки

За отриманими результатами можна зробити висновок, що при відновленні спектральної кривої можуть виникати суттєві викривлення на тих ділянках кривої, де значення сильно відрізняються від математичного сподівання відповідних трансформант. Це загальна проблема всіх методів стиснення, що працюють за критерієм середньоквадратичної помилки.

У цілому отримані результати показують істотне поліпшення відновлення даних за рахунок використання підходу на основі штучних нейронних

мереж (ШНМ). Зокрема, показник пікового відношення сигналу/шуму при одних і тих самих коефіцієнтах стиснення знижується приблизно на 30 % за рахунок використання удосконаленого методу. Візуальна якість відновлених просторових зрізів стає істотно вищою. Виникає можливість роботи з високими коефіцієнтами стиснення (більше 64) при прийнятній якості відновлення.

Список використаних джерел

1. Методы компьютерной обработки изображений [Текст] / М. В. Гашников, Н. И. Глушов, Н. Ю. Ильясова [и др.]; под ред. В. А. Соифера. – 2-е изд., испр. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.
2. Sayood, K. Introduction to data compression [Text] / K. Sayood. – 4th ed. – Waltham, MA: Morgan Kaufmann, 2012. – 768 p.
3. Претт, У. К. Цифровая обработка изображений [Текст] / У. К. Претт. – М.: Мир, 1982. – Кн. 1. – 312 с.
4. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео [Текст] / Д. Ватолин, А. Ратушняк, М. Смирнов, В. Юкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2003. – 384 с.

Мазіашвілі А. Р., Корольова Н. А., Индык С. В., Сокол-Кутыловская А. С. Метод восстановления изображения на основе математического аппарата искусственных нейронных сетей усовершенствованного метода иерархической интерполяции. В работе предлагается новый метод сжатия и построенный на его основе алгоритм, которые являются обобщением известного метода декодирования с преобразованием в случае трехмерных гиперспектральных данных. Решена задача выбора параметров алгоритма. Выполнены исследования алгоритма по сравнению с известными методами сжатия изображений и гиперспектральных данных, продемонстрированы его преимущества.

Среди известных методов сжатия изображений наиболее широко распространен метод кодирования с преобразованием, который реализован, в частности, в стандарте (алгоритме) JPEG и усовершенствованном методе сжатия (за счет математического аппарата искусственных нейронных сетей) на основе иерархической сетевой интерполяции. Однако JPEG, хотя иногда и используется для сжатия гиперспектральных данных, оказывается в этом случае недостаточно эффективным.

Ключевые слова: метод восстановления, иерархическая интерполяция, искусственные нейронные сети, квантование, кодирование, избыточность.

Maziashvili A. R., Korolyova N. A., Indyk S. V., Sokol-Kutylovska A.S. The method of image restoration based on the mathematical apparatus of artificial neural networks of the advanced method of hierarchical interpolation. The paper proposes a new compression method and an algorithm based on it, which is a generalization of the known method of decoding with transformation in the case of three-dimensional hyperspectral data. The task of choosing the parameters of the algorithm is solved. The research of algorithm in comparison with known methods of compression of images and hyperspectral data, its advantages are demonstrated.

Among the known image compression methods, the most widely used method of encoding with transformation is implemented, in particular, in the standard (algorithm) of JPEG and the improved compression method (due to the mathematical apparatus of artificial neural networks) on the basis of hierarchical network interpolation. However, JPEG, although sometimes used to compress hyperspectral data, appears to be inefficient in this case. At the stage of restoration (decoding), a decoding and decantation procedure of generalized coordinates is performed. Then, for each block, the inverse transforms are calculated and the pixels of the image are restored.

Key words: recovery method, hierarchical interpolation, artificial neural networks, quantization, coding, redundancy

Надійшла 03.09.2018 р.

Мазіашвілі Артур Рамазійович, асистент кафедри транспортного зв'язку. Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7778-5537>, E-mail: artmazo93@gmail.com

Корольова Наталія Анатоліївна, к.т.н., доцент, доцент кафедри транспортного зв'язку. Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7501-5301> E-mail: korolyova_na@ukr.net

Индык Сергій Володимирович, старший викладач кафедри транспортного зв'язку. Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3124-8722> E-mail: indyk.serhii@kart.edu.ua

Сокол-Кутыловська Анастасія Сергіївна, магістрант кафедри транспортного зв'язку. Український державний університет залізничного транспорту, Харків, Україна.

Maziashvili A.R., assistant, department of transport communication. Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7778-5537>, E-mail: artmazo93@gmail.com

Korolyova N.A., candidate of technical sciences, associate professor, associate professor of the department of transport communications. Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7501-5301> E-mail: korolyova_na@ukr.net

Indyk S.V., senior lecturer of the department of transport communications. Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine. E-mail: indyk.serhii@kart.edu.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3124-8722>

Sokol-Kutylovska A.S., magistrant of the department of transport communications. Ukrainian State University of Railway Transport, Kharkiv, Ukraine.