

УДК 519.725;007.001.362;528.85/.87(15)

## ПАРАМЕТРИЧЕСКИ НАСТРАИВАЕМЫЙ АЛГОРИТМ СЖАТИЯ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ С ПРИМЕНЕНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-РАЗЛОЖЕНИЯ

Д.Ю. ПЕРЦЕВ<sup>1</sup>, А.А. ДУДКИН<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь

<sup>2</sup>Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, Республика Беларусь

Поступила в редакцию 26 июня 2018

**Аннотация.** Представлен параметрически настраиваемый алгоритм сжатия гиперспектральных данных с применением вейвлет-разложения. Проведена оценка пропускной способности в зависимости от уровня вейвлет разложения, оценена эффективность работы представленного алгоритма.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование, сжатие гиперспектральных данных, контекстное моделирование, вейвлет-разложение.

**Abstract.** The parametrically adjusted hyperspectral data compression algorithm based on wavelet decomposition is presented. Data stream compression throughput assessment depending on wavelet decomposition level is carried out, the overall performance of the presented algorithm is estimated.

**Keywords:** remote sensing, hyperspectral compression, context modeling, wavelet-decomposition.

**Doklady BGUIR. 2019, Vol. 119, No. 1, pp. 26-31**  
**The parametrically adjusted hyperspectral data  
compression algorithm based on wavelet decomposition**  
**D.Y. Pertsau, A.A. Doudkin**

### Введение

Дистанционное зондирование – наблюдение поверхности авиационными и космическими средствами, оснащёнными различными видами съёмочной аппаратуры, которая используется для фиксации спектра с поверхности. Задачей бортовой системы является предобработка полученных данных и их последующая передача в центр управления. Главными потребителями результатов съёмки выступают такие сферы, как метеорология, лесное и сельское хозяйство, мониторинг чрезвычайных ситуаций и другие.

В зависимости от принципа работы съёмочной аппаратуры выделяют гиперспектральные (непрерывный диапазон спектра с фиксированной длиной шага) и мультиспектральные (с неравномерно распределённым спектром) данные. Развитие технологий привело к тому, что в области аэрокосмического мониторинга широкое распространение получает гиперспектральное оборудование. Однако возникают сложности с обработкой и интерпретацией больших потоков информации, их передачей в центр управления. Снимки, представленные на портале AVIRIS [1], имеют следующие параметры: спектральное разрешение – 224 слоя, пространственное разрешение – 512×677 пикселей, радиометрическое разрешение – 16 бит. Соответственно, суммарный объём одного кадра равен 148 Мбайт, что, учитывая малую длительность сеанса связи с Землей и ограниченную пропускную способность радиоканала, приводит к актуализации проблемы сжатия данных снимков.

## Обзор алгоритмов сжатия

Среди традиционных подходов, применяемых для сжатия гиперспектральных снимков, можно выделить:

- алгоритмы на основе предсказания [2–6];
- алгоритмы на основе поиска по таблице [7, 8].

Первая группа алгоритмов позволяет предсказывать новое значение на основе анализа некоторой малой окрестности в одном или нескольких спектральных каналах. Вычисляется ошибка предсказания и выполняется кодирование, результатом которого является сжатый поток данных.

Учитывая, что корреляция в гиперспектральных снимках высокая, возможно создание специальных таблиц предсказания, используемых вместо выполнения арифметических вычислений. Размерность создаваемой таблицы – произведение числа спектральных каналов на максимально допустимое значение в гиперкубе. Значение из гиперкуба используется в качестве индекса в таблице, а записанное в ней значение – как предсказанное. Дальнейшая обработка эквивалентна алгоритмам предсказания. Данный подход предполагает постоянное взаимодействие с оперативной памятью и, соответственно, накладывает высокие требования к ее пропускной способности.

В то же время некоторые ученые [9, 10] пришли к выводу, что объем информации, получаемый гиперспектральным оборудованием, избыточен и предлагают реорганизовывать куб данных в мультиспектральный. Преимуществом такого подхода является значительное снижение объема передаваемых данных.

### Разработанный алгоритм сжатия

Разработанный алгоритм сжатия относится к классу алгоритмов с вейвлет-разложением и включает следующие этапы исполнения (рис. 1): определение опорного кадра и декорреляция каналов в спектральной области, вейвлет-разложение результата разложения, энтропийное кодирование с применением алгоритмов контекстного моделирования.



Рис. 1. Алгоритм сжатия гиперспектральных данных

На первом шаге формируются данные от спектрометра с разбиением на отдельные кадры по спектральной плоскости. При этом предполагается, что каждый кадр  $t$  является опорным и используется для декорреляции. Это необходимо для повышения производительности, так как появляется возможность параллельной обработки. Дополнительно каждый кадр, полученный от спектрометра, разбивается на блоки фиксированного размера, которые в дальнейшем обрабатываются независимо друг от друга.

Отличительной чертой гиперспектральных данных является высокая избыточность в спектральной области, для минимизации которой введен шаг «Понижение степени корреляции в спектральной области». Для этого применяется вычитание опорного кадра.

На третьем шаге для опорного или декоррелированного кадра выполняется дискретное вейвлет-преобразование. Этот шаг позволяет выполнить декорреляцию кадров в пространственной области гиперспектрального куба. При тестировании использовалось вейвлет-разложение  $5/3$ .

Финальным шагом является энтропийное кодирование со встроенным алгоритмом контекстного моделирования. В результате выполнения данного шага формируется сжатый поток, который передается в центр управления полетом.

## Алгоритм энтропийного кодирования с элементами контекстного моделирования

В основе алгоритма энтропийного кодирования с элементами контекстного моделирования (рис. 2) лежит кластеризация энергии (концентрация энергии в небольших областях), свойственная вейвлет-преобразованию.

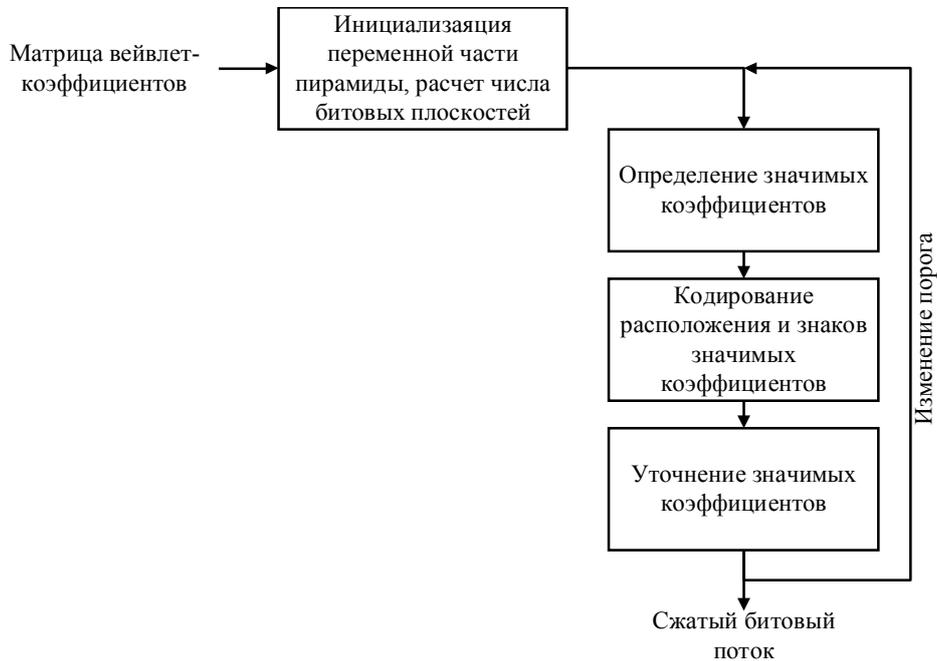


Рис. 2. Кодирование входного потока

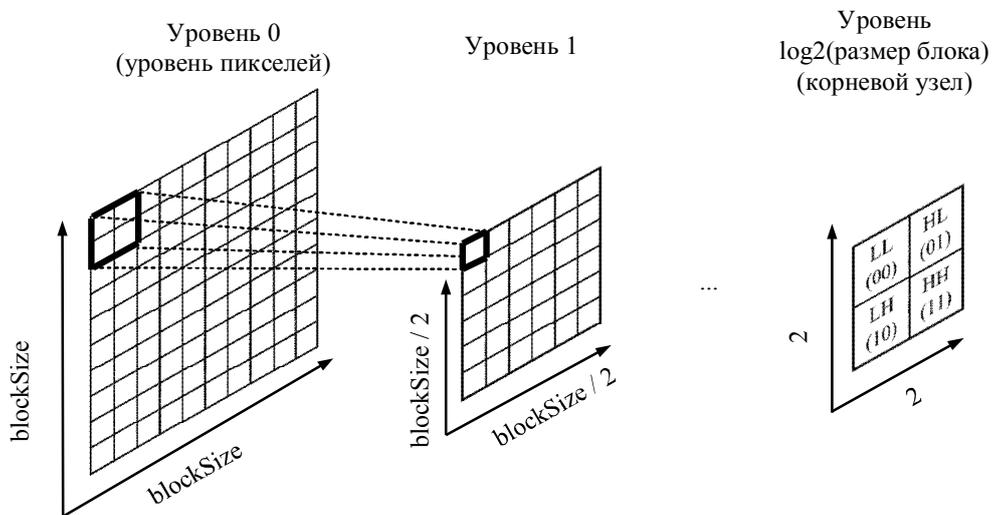


Рис. 3. Структура пирамиды

Пусть  $X$  – матрица с результатами вейвлет-коэффициентов, на основе которой строится пирамида. Вершина пирамиды – множество  $2 \times 2$  элементов. Основанием пирамиды являются вейвлет-коэффициенты матрицы  $X$ . Каждый последующий уровень аппроксимирует значения (рис. 3). Идея применения пирамиды заключается в высокой вероятности того, что большая часть энергии будет сосредоточена на верхних уровнях разложения и ее количество будет уменьшаться по мере приближения к основанию.

На втором шаге формируется множество значимых коэффициентов. При этом пирамидальное представление данных позволяет оптимизировать алгоритм поиска и максимально быстро сфокусироваться на областях с большим уровнем энергии. Некоторое

множество  $T$  называется значимым по отношению к битовой плоскости  $n$ , если выполняется условие

$$\max_{(i,j) \in T} \{ |c_{i,j}| \} \geq 2^n, \quad (1)$$

где  $c_{i,j}$  – вейвлет-коэффициент с координатами  $(i, j)$ ,  $n = \lfloor \log_2(|c_{i,j}|) \rfloor$  – максимальное число бит кодового слова вейвлет-коэффициента (максимальный уровень битовой плоскости).

На следующем шаге области, которые содержат значимые коэффициенты, группируются и кодируются. Области, которые вероятнее всего содержат незначимые коэффициенты, группируются в новые множества, для которых выполняется уточнение значимости (шаг 4).

После обработки текущей битовой плоскости значение порога  $n$  изменяется, и выполняется переход на следующую битовую плоскость. Если проанализированы все битовые плоскости или достигнута заданная точность, обработка прекращается.

### Структура сжатого потока

Структура формируемого выходного битового потока для каждого блока изображения представлена на рис. 4.

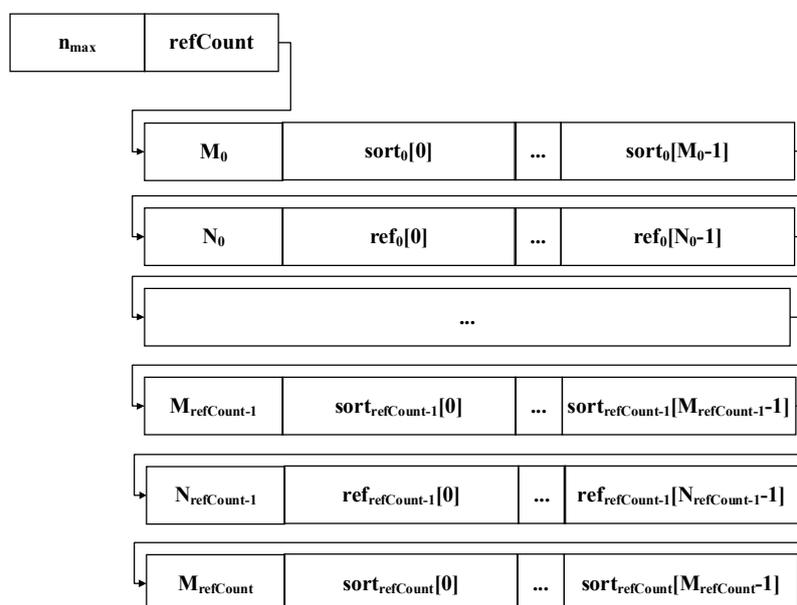


Рис. 4. Структура сжатого потока

В выходной поток записываются следующие данные:

- $n_{\max}$  – максимальный размер битовой плоскости (1 байт);
- $refCount$  – число секций с уточняющими байтами (1 байт);
- $M_k$ ,  $k = [0, refCount]$  – число значащих байт в секции  $k$  (3 байта);
- $sort_k$ ,  $k = [0, refCount]$  – поток значащих байт в секции  $k$ ;
- $N_k$ ,  $k = [0, refCount]$  – число уточняющих байт в секции  $k$  (3 байта);
- $ref_k$ ,  $k = [0, refCount]$  – поток уточняющих байт в секции  $k$ .

Основным недостатком представленной структуры является кратность 1 байту, что для многих элементов на практике является избыточным.

### Тестирование алгоритма сжатия

Для тестирования алгоритма использовались Фурье-интерферограммы, синтезированные на основе данных проекта AVIRIS [1], находящихся в свободном доступе.

Технические характеристики тестовых данных:

- пространственное разрешение: 1024×1024 пикселей;
- радиометрическое разрешение: 12 бит на пиксель;
- число спектральных каналов: 200.

В качестве тестовой системы использовался персональный компьютер со следующей конфигурацией:

- CPU: Intel Core i5-3570K (3,4 ГГц);
- ОЗУ: 8 Gb DDR3.

Полученная зависимость пропускной способности от уровня декомпозиции вейвлет-разложения в зависимости от размерности применяемого блока показана на рис. 5 (при этом использовались 5/3 вейвлеты). На основе полученных данных можно сделать вывод, что оптимальными будут являться размерность блока 128×128 либо 256×256 и уровень декомпозиции, начиная с 3. При тестировании коэффициента сжатия использовался уровень декомпозиции, равный 4.

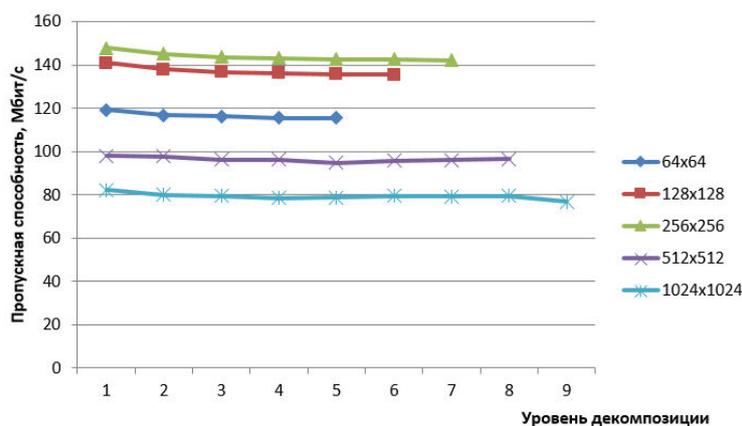


Рис. 5. Зависимость пропускной способности от уровня декомпозиции вейвлет-разложения

Таблица 1. Средние значения коэффициента сжатия и время кодирования для опорного кадра

Кадр 1				
Бит/пиксель	Размер блока	Коэффициент сжатия, раз	Время кодирования, мс	Пропускная способность, МБит/с
12	128	1,489	188,03	63,82
12	256	1,495	205,87	58,29
Кадр 101				
12	128	1,509	188,44	63,68
12	256	1,514	207,86	57,73

Таблица 2. Средние значения коэффициента сжатия и время кодирования для последующих кадров

Кадр со 2 по 5				
Бит/пиксель	Размер блока	Коэффициент сжатия, раз	Время кодирования, мс	Пропускная способность, МБит/с
12	128	1,649	176,70	67,91
12	256	1,656	195,96	61,23
Кадр со 101 по 104				
12	128	2,060	156,30	76,78
12	256	2,068	169,96	70,60

Как видно из таблиц 1 и 2, оптимальными параметрами для представленного алгоритма на тестовой выборке является размер блока в 128×128 элементов. Данный параметр позволяет достигнуть пропускную способность при сжатии потока данных от 63,8 Мбит/с для опорных кадров до 76,78 Мбит/с – для последующих.

### Заключение

Представленный алгоритм является универсальным и может быть применен для кодирования любых данных, имеющих трехмерную структуру. При этом оптимальные характеристики были получены с применением следующих параметров:

– размер блока для кодирования –  $128 \times 128$  элементов, так как данный размер обеспечивает максимальную производительность алгоритма в целом;

– уровень вейвлет разложения – 3 либо 4, так как соотношение производительности и результирующего коэффициента сжатия в этом случае является оптимальным.

Дальнейшая работа связана с оптимизацией алгоритма для повышения быстродействия, исследованием возможности аппаратной реализации и тестированием на обширной выборке тестовых данных.

*Исследование выполнено при финансовой поддержке БРФФИ (проекты Ф18П1ШГ-008 и Ф18М-081).*

### Список литературы / References

1. Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer. Официальный портал AVIRIS [Electronic resource]. URL: <http://aviris.jpl.nasa.gov/> (date of access: 20.04.2018).
2. Klimesh M. Low-complexity lossless compression of hyperspectral imagery via adaptive filtering. Technical Report 42-163, Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, 2005.
3. Pizzolante R. Lossless compression of hyperspectral imagery // Proc. of the First International Conference on Data Compression, Communications and Processing. 2011. P. 157–162.
4. Wang H., Babacan S.D., Sayood K. Lossless hyperspectral-image compression using context-based conditional average // Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. 2007. Vol. 45, iss. 12. P. 4187–4193.
5. Magli E., Olmo G., Quacchio E. Optimized onboard lossless and near-lossless compression of hyperspectral data using CALIC // Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE. 2004. Vol. 1, iss. 1. P. 21–25.
6. Huang B., Sriraja Y. Lossless compression of hyperspectral imagery via lookup tables with predictor selection // Proc. Image and Signal Processing for Remote Sensing XII. 2006. Vol. 63–65. P. 131–139.
7. Mielikainen J., Toivanen P. Lossless compression of hyperspectral images using a quantized index to lookup tables // Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE. 2008. Vol. 5, iss. 3. P. 474–478.
8. Chang C.-I. Hyperspectral data processing: algorithm design and analysis. New York: John Wiley & Sons, 2013. 1164 p.
9. Sayood Kh. Introduction to Data Compression. Morgan Kaufmann, 2017. 765 p.

#### Сведения об авторах

Перцев Д.Ю., младший научный сотрудник НИЧ Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

Дудкин А.А., д.т.н., профессор, заведующий лабораторией идентификации систем Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси.

#### Information about the authors

Pertsau D.Y., junior researcher of R&D department of Belarusian state university of informatics and radioelectronics.

Doudkin A.A., D.Sci, professor, head of the laboratory of system identification of United institute of informatics problems of NAS of Belarus.

#### Адрес для корреспонденции

220012, Республика Беларусь,  
г. Минск, ул. Сурганова, 6  
Объединенный институт проблем информатики  
Национальной академии наук Беларуси  
e-mail: [doudkin@lsi.bas-net.by](mailto:doudkin@lsi.bas-net.by)  
Дудкин Александр Арсентьевич

#### Address for correspondence

220012, Republic of Belarus,  
Minsk, Surganova st., 6  
United institute of informatics problems  
of National academy of science of Belarus  
e-mail: [doudkin@lsi.bas-net.by](mailto:doudkin@lsi.bas-net.by)  
Doudkin Alexander Arsent'evich