

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

БЛОЧНО-СУБПОЛОСНЫЙ ВЛОЖЕННЫЙ АЛГОРИТМ СЖАТИЯ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

¹Д.Ю. ПЕРЦЕВ, ²А.А. ДУДКИН

¹*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
П. Бровка, 6, Минск, 220013, Беларусь*

²*Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси
Сурганова, 6, Минск, 220012, Беларусь*

Представлен блочно-субполосный вложенный алгоритм сжатия гиперспектральных данных дистанционного зондирования Земли. Проведена оценка эффективности работы представленного алгоритма и пропускной способности в зависимости от уровня вейвлет-разложения.

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

Введение

Дистанционное зондирование – способ получения информации об объекте без непосредственного физического контакта с ним. На борту летательного аппарата (например, спутника либо самолета) устанавливается спектрометр, задачей которого является фиксация излучения с поверхности. Бортовая система осуществляет предобработку полученных данных и передает их в центр управления. Результаты такой съемки используются в сельском и лесном хозяйстве, метеорологии, а также в целях контроля водных ресурсов, поиска полезных ископаемых и энергоносителей, военной разведка, мониторинга чрезвычайных ситуаций.

Различают мультиспектральные и гиперспектральные спектрометры. Основное отличие заключается в том, что гиперспектральные спектрометры фиксируют данные в виде непрерывного диапазона спектра с определенным шагом (например, в диапазоне от 500 до 700 нм выделяют 20 спектральных каналов с шагом 10 нм). В то же время, мультиспектральные данные могут иметь те же 20 спектральных каналов, но распределенных в спектральном диапазоне неравномерно (например, 5 каналов в диапазоне от 500 до 600 нм и 15 – в диапазоне от 600 до 700 нм).

В настоящее время широкому применению гиперспектральных данных для аэрокосмического мониторинга препятствуют отсутствие достаточного количества спутников и воздушных судов, оборудованных соответствующими спектрометрами, сложности, связанные с обработкой и интерпретацией больших потоков информации, формируемой этими приборами. В связи с этим одним из актуальных направлений в развитии систем дистанционного зондирования Земли сегодня является создание спутниковой гиперспектральной аппаратуры и технологий обработки, получаемой с помощью нее информации. Снимки, размещенные на портале AVIRIS [1, 2], обладают следующими характеристиками: пространственное разрешение – 512×677 пикселей, спектральное разрешение – 224 слоя, радиометрическое разрешение – 16 бит. Это приводит к формированию 148 Мбайт данных на один снимок, что, с учетом ограниченности пропускной способности радиоканала и непродолжительного сеанса связи с Землей, приводит к актуализации задачи сжатия данных снимков.

Разработанный алгоритм сжатия

Разработанный алгоритм сжатия (рис. 1) включает следующие этапы исполнения: определение опорного кадра и декорреляция каналов в спектральной области, вейвлет-разложение [3] результата, 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 n -й кадр является опорным и используется для декорреляции. Это необходимо для повышения производительности, т.к. появляется возможность параллельной обработки. Дополнительно каждый кадр, полученный от спектрометра, разбивается на блоки фиксированного размера и в дальнейшем эти кадры 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 – кластеризация энергии (концентрация энергии в небольших областях), свойственная вейвлет-преобразованию. Блок-схема алгоритма кодирования представлена на рис. 2. Пусть X – матрица с результатами вейвлет-преобразования (новый кадр). Для преобразованного кадра X строится пирамида, корневым элементом которой является множество 2×2 элемента, содержащих вейвлет-коэффициенты. Каждый последующий уровень аппроксимирует и детализирует вейвлет-коэффициенты, расположенные на предыдущих уровнях. В основании пирамиды размещаются оригинальные значения вейвлет-коэффициентов $\{c_{i,j}\}$, находящиеся в позиции (i, j) в преобразованном кадре X (рис. 3). Идея применения пирамиды заключается в том, что велика вероятность, 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: $\max_{(i,j) \in T} \{|c_{i,j}|\} \geq 2^n$, где $c_{i,j}$ – вейвлет-коэффициент с координатами (i, j) , $n = \log_2(|c_{i,j}|)$ – число бит кодового слова вейвлет-коэффициента (максимальный уровень битовой плоскости).

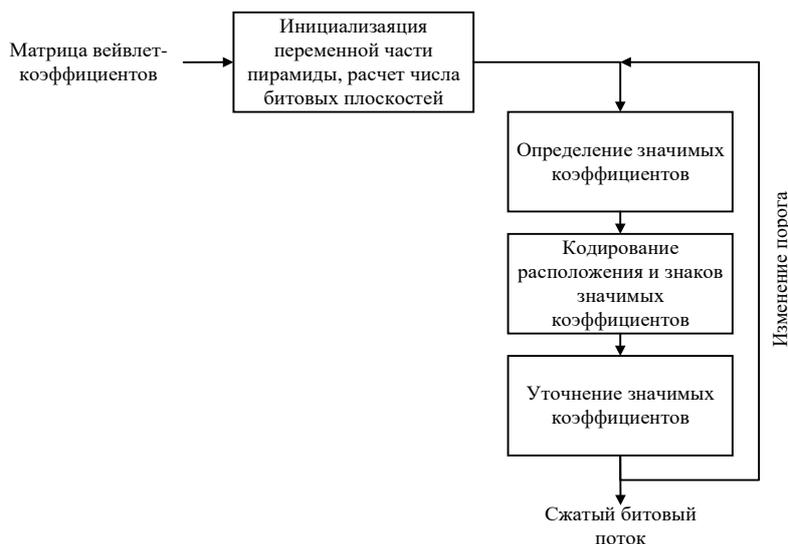


Рис. 2. Блок-схема энтропийного кодирования для вейвлет-коэффициентов

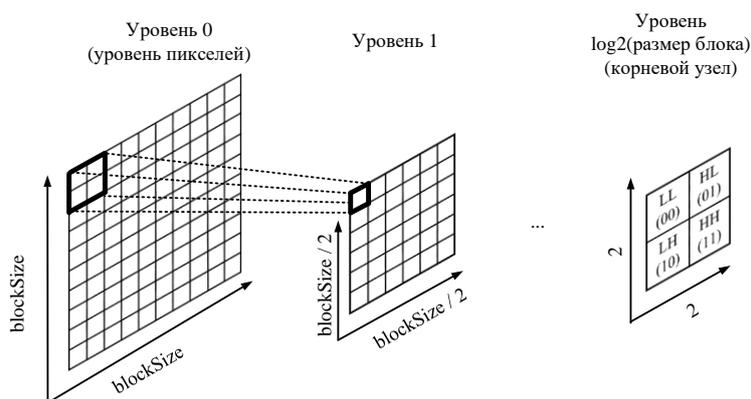


Рис. 3. Структура пирамиды

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. 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.

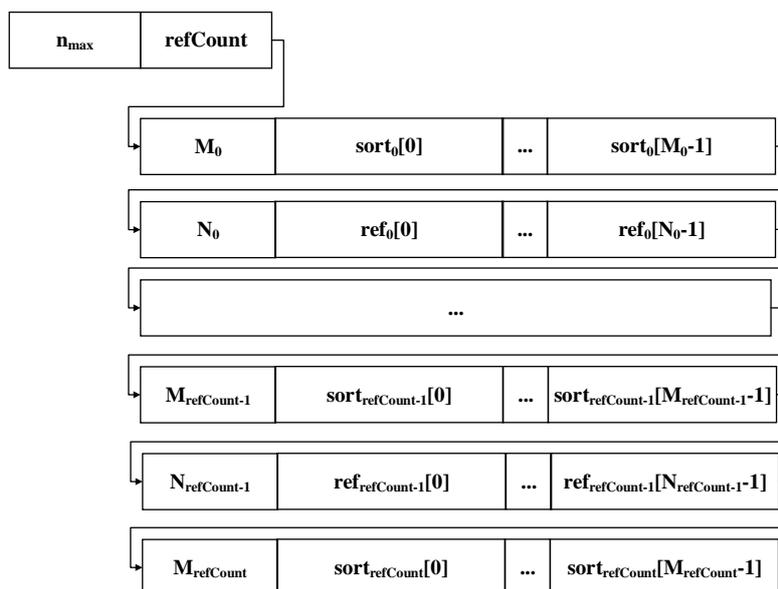


Рис. 4. Структура сжатого потока

Тестирование алгоритма сжатия

Для тестирования алгоритма использовались Фурье-интерферограммы, синтезированные на основе данных проекта AVIRIS [1], находящиеся 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 показана на рис. 5 (при этом использовались 5/3 вейвлеты). На основе полученных данных можно сделать вывод, что оптимальная размерность блока – 128×128 либо 256×256 , а оптимальный уровень декомпозиции начинается с 3. При тестировании коэффициента сжатия использовался уровень декомпозиции, равный 4.

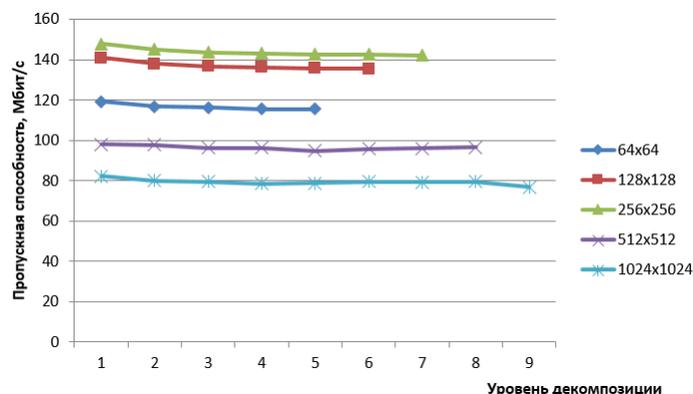


Рис. 5. Зависимость пропускной способности от уровня декомпозиции

Как видно из табл. 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 121,5 Мбит/с для опорных кадров и до 146 Мбит/с – для последующих.

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	394.987	121.52
12	256	1.495	432.333	111,03
Кадр 101				
12	128	1.509	395.717	121.30
12	256	1.514	436.521	109,96

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	371.071	129.36
12	256	1.656	411.522	116,64
Кадр со 101 по 104				
12	128	2.060	328.229	146.24
12	256	2.068	356.927	134,48

Заключение

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

– размер блока для кодирования – 128×128 элементов, т.к. данный размер обеспечивает максимальную производительность алгоритма в целом;

– уровень вейвлет-разложения – 3 либо 4, т.к. 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 Ф18ПЛШГ-008 и Ф18В-005).

THE BLOCK AND SUBBAND ENCLOSED HYPERSPECTRAL DATA COMPRESSION ALGORITHM

D.Y. PERTSAU, A.A. DOUDKIN

Abstract

The block and subband enclosed hyperspectral data compression algorithm 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, compression of hyperspectral data, context modeling, wavelet decomposition.

Список литературы

1. Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer. Официальный портал AVIRIS [Электронный ресурс]. URL: <http://aviris.jpl.nasa.gov/> (дата обращения: 20.04.2018).
2. Chang, C.-I. Hyperspectral data processing: algorithm design and analysis. New York: John Wiley & Sons, 2013.
3. Sayood Kh. Introduction to Data Compression. Morgan Kaufmann, 2017.