

Регулярные методы кодирования растровых изображений дистанционного зондирования Земли

Д.Ю. Васин¹
dm04@list.ru

¹ ИТММ, Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, Нижний Новгород, Россия

Работа посвящена рассмотрению вопросов устранения информационной избыточности растровых данных дистанционного зондирования Земли (РДЗЗ), включая новейшие гиперспектральные данные (ГСД). Перечислены характерные свойства растровых гиперспектральных изображений (РГСИ), приводится краткая характеристика существующих методов компрессии РДЗЗ. Рассматривается возможность применения локальных, однородных «хорошо приспособленных» базисных функций (ЛОХПБФ) для устранения информационной избыточности и адаптивного сжатия РДЗЗ. Предложен алгоритм построения системы ЛОХПБФ для РГСИ, основанной на чебышевском приближении. Приведены результаты вычислительных экспериментов. Показана эффективность предлагаемого метода адаптивного сжатия РГСИ.

Ключевые слова: растровые изображения, адаптивное сжатие данных, конструктивные методы формирования базисных функций, дистанционное зондирование Земли, растровые данные ДЗЗ, гиперспектральные растровые изображения ДЗЗ.

Regular methods for coding of raster images of remote sensing of Earth

D. Yu. Vasin¹
dm04@list.ru

¹ ITMM, National research Lobachevsky state university of Nizhny Novgorod, Nizhny Novgorod, Russia

The work is devoted to the consideration of the issues of eliminating information redundancy of raster data of remote sensing of the Earth (RDRSE), including the latest hyperspectral data (HSD). The characteristic properties of raster hyperspectral images (RHSI) are listed, a brief description of the existing methods of RDRSE compression is given. The possibility of using local, homogeneous "well-adapted" basic functions (LHWABF) to eliminate information redundancy and adaptive compression of RDRSE is considered. An algorithm for constructing a LHWABF system for the RHSI based on the Chebyshev approximation is proposed. The results of computational experiments are given. The effectiveness of the proposed method of adaptive compression RHSI is shown.

Keywords: raster images, adaptive data compression, constructive methods for the formation of basic functions, remote sensing of the Earth, raster data of remote sensing, hyperspectral raster images of remote sensing.

1. Введение

Бесспорно, что растровым изображениям (РИ) соответствуют огромные объемы данных. В свою очередь, это ставит перед разработчиками программно-аппаратных средств обработки изображений целый ряд серьезных проблем. Требования быстрой передачи данных или их полной регистрации вступают в противоречие с техническими характеристиками используемой аппаратуры: ограниченной пропускной способностью каналов передачи данных, недостаточной емкостью запоминающих устройств, недостаточным быстродействием собственно вычислительных систем. В подобных ситуациях актуальна задача кодирования (компрессии) исходных экспериментальных видеоданных. Эффект от использования компрессии данных обусловлен множеством факторов. При передаче данных компрессия позволяет разгрузить канал, повысить его пропускную способность, достоверность полученной информации, снизить мощность и вес передающей аппаратуры, что особенно важно для бортовой аппаратуры, размещаемой непосредственно на космических аппаратах (КА). При регистрации РИ компрессия позволяет уменьшить необходимую емкость запоминающих устройств или улучшить использование существующих архивов данных (АД), благодаря чему сокращаются расходы на хранение и поиск информации в АД. При создании систем распознавания компрессия позволит получать более оптимальные и достоверные решающие правила. При компьютерной обработке компрессия дает возможность

сократить ее время, использовать компьютер меньшей вычислительной мощности и пр.[16].

Принципиальная возможность сокращения объема данных заключается в достаточно высокой степени информационной избыточности, присущей экспериментальным РИ, в частности, данным ДЗЗ, получаемым с различных КА. Это связано с двумя причинами: 1) между соседними точками поля яркости РИ имеется сильная статистическая зависимость, что приводит к уменьшению количества информации в изображении при сохранении его объема; 2) значения яркости распределены в диапазоне их возможного изменения существенно неравномерно.

Разделяют статистическую и психофизическую избыточность РИ. Для неподвижных РИ статистическая избыточность обусловлена наличием сильных статистических связей между его смежными пикселями, а также тем, что различные уровни яркостей пикселей имеют разную вероятность. Непосредственно на РИ это проявляется в том, что соседние пиксели имеют одинаковые или близкие яркость и цветовой тон. Резкие скачки этих параметров наблюдаются только при наличии контуров. Психофизическая избыточность РИ обусловлена особенностью зрительной системы человека не одинаково воспринимать различные детали РИ [12]. Например, элементы РИ, имеющие одновременно и малые размеры, и слабый контраст, не видны человеку, поэтому без какого-либо ущерба качеству РИ могут не передаваться по каналам связи.

К настоящему времени разработано достаточное количество методов компрессии РИ, но работы по поиску

новых и дальнейшему развитию существующих методов интенсивно продолжают.

Мировой тренд развития средств дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) – использование гиперспектральных систем (ГСС), обладающих непревзойденными возможностями по обнаружению и анализу детальных свойств наблюдаемых объектов. ГСС «перекрывают» оптический и ближний инфракрасный диапазоны электромагнитных волн с высоким спектральным разрешением (порядка единиц нанометров) и хорошим пространственным разрешением (от единиц до десятков метров) [2], формируя одновременно сотни практически совмещенных между собой изображений. Примерами таких систем и гиперспектральных сенсоров являются AVIRIS, HYDICE, Hyperion, CASI, CHRIS-PROBA и др. Таким образом, съемочная аппаратура ГСС позволяет одновременно получать РИ одного и того же участка земной поверхности в десятках и сотнях очень узких спектральных зонах – растровые гиперспектральные изображения (РГИ). Это способствует повышению эффективности и точности решения широкого круга задач оперативного мониторинга земной поверхности в различных областях человеческой деятельности [2, 15]. При передаче ГСД на Землю и пользователям, при обработке гиперспектральных изображений (ГСИ) и извлечении из них полезной информации, а также хранении возникает ряд проблем [2, 6, 15], при этом, одной из центральных является огромный объем информационных данных, которые необходимо передавать по каналам связи и обрабатывать [2, 4 – 6, 7, 9]. Поэтому актуальна задача развития существующих и поиска новых методов сжатия ГСИ.

2. Характерные свойства РГИ ДЗЗ

РГИ ДЗЗ характеризуются рядом специфических свойств, отличающих их от обычных черно-белых и цветных оптических изображений:

- 1) РГИ обладают высокой степенью избыточности, поскольку изображения в двух соседних спектральных каналах обычно имеют коэффициент корреляции, близкий к единице [2, 5, 8], в то время, как коэффициенты корреляции цветковых компонент R, G и B цветных изображений обычно порядка 0,8, то есть заметно меньше [10]. Такое отличие связано с тем, что для соседних каналов ГСИ отличия длин волн гораздо меньше, чем длин волн при RGB представлении цветных оптических изображений;
- 2) для RGB цветных изображений отношения сигнал-шум (ОСШ) в компонентных изображениях обычно полагают идентичными или достаточно близкими [10]. Для компонент РГИ ОСШ обычно существенно различаются. Из практики, для относительно небольшого числа спектральных каналов ОСШ находится в пределах единиц дБ, но для большинства спектральных каналов ОСШ порядка 20...30 дБ. Это связано, прежде всего, с существенным различием динамических диапазонов данных и с отличием уровня помех в разных спектральных каналах [2, 3];
- 3) динамический диапазон для каждого n-го спектрального канала можно характеризовать разностью максимального $R^{\max}(n)$ и минимального $R^{\min}(n)$ значений. Значения $R^{\max}(n)$ могут варьироваться от нескольких десятков до десятков тысяч, а значения $R^{\min}(n)$ имеют порядок единиц и десятков, причем они могут быть как положительными, так и отрицательными в связи с особенностями используемых сенсоров. Поэтому для представления

РГИ ДЗЗ обычно используют 2 байта на отсчет, где один из битов – знаковый.

Показатели, характеризующие методы компрессии

В [16] вводятся показатели эффективности, точности и системотехнические показатели, характеризующие методы компрессии.

Эффективность – оценивается *коэффициентом сжатия (компрессии)*: $K_{сж} = \frac{I_0}{I} > 1$, где I_0, I – объемы

данных до и после компрессии соответственно. Показатель является относительным, характеризует эффективность метода в сравнении с некоторым «эталонным» способом цифрового представления данных, который может быть выбран достаточно произвольно. Для РИ в качестве эталонного представления используют матрицы отсчетов с известным форматом данных. Для РГИ это чаще всего 16 бит/отсчет.

Абсолютную эффективность метода характеризует *коэффициент эффективности*: $K_{эф} = \frac{I}{I_{\min}} > 1$, где I_{\min} –

минимально достижимый объем данных, т.е. случай полного устранения избыточности гипотетическим «оптимальным» методом. На практике данный показатель используется редко из-за сложности определения I_{\min} .

При реализации процедуры компрессии данных стремятся обеспечить по возможности большее значение коэффициентов $K_{сж}$ и $K_{эф}$ и, следовательно, меньшее значение потока данных. Однако, эта оптимизация ограничивается рядом объективных факторов, в частности, тем, что компрессия, как правило, искажает обрабатываемое РИ.

Точность. Для оценки точности восстановления ранее закодированного РИ используют среднеквадратический и минимаксный критерии. Если считать отсутствующими посторонние шумы, то погрешности (ϵ) обусловлены дискретизацией поля яркости по пространственным координатам (ϵ_x), квантованием по уровню (ϵ_f) и погрешностью, возникающей в процессе обработки ($\epsilon_{обр}$). Поскольку компрессии подвергается уже сформированное РИ, то ϵ_x и ϵ_f заранее известны и неизменны, а метод компрессии характеризуется третьей составляющей – $\epsilon_{обр}$.

Функция $K_{сж}(\epsilon_{обр})$ определяет рост $K_{сж}$ с ростом $\epsilon_{обр}$ для любого разумного метода компрессии. На практике требуют, чтобы $\epsilon_{обр} \leq \epsilon_0$, где ϵ_0 – предельное допустимое значение погрешности компрессии.

По способу управления показателями эффективности и точности все методы компрессии разделяются на компрессию с *фиксированной и переменной скоростями*. В методах первой группы $K_{сж}$ является фиксированным, наперед заданным. При этом, для разных РИ получается различная погрешность их восстановления. Достоинство методов данной группы – простота, т.к. информационный поток на выходе блока компрессии имеет постоянную скорость, при условии постоянства входного потока.

В другом классе допустимая погрешность восстановления задается, но при этом $K_{сж}$ является переменной величиной. Методы более сложны по сравнению с методами первой группы, но потенциально более эффективны в смысле устранения избыточности данных.

Системотехнические показатели. Этих показателей достаточно много, но главные среди них – сложность, в смысле быстрейшего вычисления вычислительных процедур, реализующих методы компрессии и необходимые затраты памяти компьютера. Данные показатели применяют отдельно к процедурам компрессии и процедурам

восстановления. Единицы измерения этих показателей зависят от конкретной реализации процедур обработки.

3. Методы сжатия без потерь и с потерями

В монографии [17] приведен достаточно полный обзор существующих методов компрессии изображений в системах оперативного ДЗЗ, отражена специфика задачи обработки РИ в таких системах и вытекающие из нее требования к методам бортовой обработки получаемых видеоданных. Среди них выделим задачи обеспечения высокой степени сжатия данных и низкой вычислительной и структурной сложности используемых методов компрессии. В то же время, проблема сжатия РГСИ актуальна при организации хранилищ и передаче по каналам связи между различными пользователями.

При проведении различных исследований рассматриваемые методы компрессии позволяют наиболее полно и в сжатом виде сохранить все характеристики исходного процесса и в дальнейшем либо пользоваться, либо изучать любую из них.

По способу сжатия все существующие методы компрессии РИ разделяются на две группы, обеспечивающие сжатие без потерь и с потерями.

Компрессия без потерь. При обработке РГСИ коэффициент сжатия (КС), формируемый методами данной группы, порядка 3 – 4 при учете межканальной корреляции и около 1.5 – 2 при сжатии каждого изображения отдельно [5]. Это не всегда удовлетворяет требованиям практики, но несомненным преимуществом методов данной группы является тот факт, что при их использовании после выполнения цикла компрессия/декомпрессия выходное РГСИ не содержит никаких искажений, привнесенных процедурой компрессии.

В работе [1] был предложен контекстный метод сжатия без потерь RGB- и мультиспектральных растровых изображений ДЗЗ (РИДЗЗ). В основе метода разделение каналов, формирующих изображение, на две группы: основные и дополнительные. Основные каналы отличает значительная коррелированность соседей. Рассмотрены варианты предсказания по соседнему каналу для основных и дополнительных каналов для сжатия изображений без потерь. Представленный в работе алгоритм показал в эксперименте на серии изображений разного содержания выигрыш до 40% в величине коэффициента сжатия по сравнению с популярными архиваторами WinRar, 7z, PNG, для всех вариантов предсказания.

Компрессия с потерями. В основе данных методов лежат идеи разложения исходных сигналов по той или иной системе базисных функций (СБФ) с заданной точностью приближения ε [11, 13, 14]. Тогда процесс $f(t)$ ($t_1 \leq t \leq t_2$) приближенно представим в виде линейной комбинации:

$$\tilde{f}(t) = \sum_{k=1}^m C_k \varphi^k(t) \text{ базисных функций}$$

$\varphi^1(t), \varphi^2(t), \dots, \varphi^m(t)$. Коэффициенты C_1, C_2, \dots, C_m при этом рассматривается как код кривой $f(t)$, позволяющий приближенно восстановить экспериментальную функцию $f(t)$. Погрешность приближения при этом:

$$\varepsilon(t) = f(t) - \sum_{k=1}^m C_k \varphi^k(t).$$

Общепринятой оценкой качества приближения является относительная среднеквадратическая ошибка:

$$\delta = \frac{\int_{t_1}^{t_2} \varepsilon^2(t) dt}{\int_{t_1}^{t_2} f^2(t) dt} * 100\% .$$

Количество m кодовых чисел C_k

($k=1, 2, \dots, m$), необходимых для описания $f(t)$ с заданной точностью δ , зависит от конкретного выбора СБФ $\varphi^k(t)$. Чем лучше выбранная система функций $\varphi^k(t)$, тем меньше требуется слагаемых в выражении для $\tilde{f}(t)$ при одной и той же величине ошибки приближения ε .

Таким образом, проблема оптимального кодирования непрерывной экспериментальной информации сводится к оптимальному поиску такой СБФ $\varphi^1(t), \varphi^2(t), \dots, \varphi^m(t)$, которая при заданной точности приближения δ обеспечивает минимальное, либо близкое к нему, число m базисных функций $\varphi^k(t)$. Очевидно, что для различных видов получаемых РГСИ потребуются и различные оптимальные СБФ.

В разное время для кодирования экспериментальных данных с потерями были предложены различные СБФ на основе тригонометрических, экспоненциальных функций, функций Лагерра и др. [13, 14].

Отметим, что основной шаг при аппроксимации исходного сигнала – выбор информативной СБФ ведется полуэмпирически с использованием опыта и интуиции исследователя, либо исходя из внешнего сходства исходного сигнала и СБФ. Это может приводить к тому, что оптимальная, либо близкая к ней, СБФ может быть не найдена, особенно в случае сложной формы первоначального сигнала.

В этом плане более интересны объективные методы выбора СБФ, в которых не опираются на знания человека, а исходят лишь из свойств совокупности исходных непрерывных данных. Одной из таких оптимальных СБФ является система собственных векторов матрицы ковариации, вычисленной для заданного множества исходных данных, а соответствующие им собственные значения характеризуют точность приближения [11]. Однако, данный метод достаточно громоздкий в вычислительном плане, кроме того, получаемая таким способом СБФ, позволяет с заданной точностью кодировать не каждую функцию исходного набора сигналов, а только в среднем по множеству. При этом основная часть данных будет кодироваться с заданной точностью приближения, однако кодирование экстремальных данных может происходить со значительной ошибкой. Очевидно, что при кодировании ГСИ это является нежелательным свойством получаемой СБФ.

Отметим, что методы компрессии с потерями способны обеспечить несколько большие значения КС по сравнению с методами первой группы, но после выполнения цикла компрессия/декомпрессия в выходное РГСИ вносятся те или иные искажения.

Таким образом, можно заключить, что выбор хороших СБФ $\varphi^k(t)$ основан на опыте и интуиции исследователя, а классический метод объективного отбора нужной ортогональной СБФ (метод главных компонент – МГК) обладает достаточной вычислительной сложностью, что ограничивает сферу его применения. Поэтому актуальна задача поиска других «хорошо приспособленных» СБФ для кодирования экспериментальной информации.

При разработке методов сжатия РГСИ с потерями возникает ряд практических моментов:

целью получения РГСИ является решение конечных задач распознавания и классификации (классификации

типов земных покровов, обнаружение и локализация загрязненных участков местности, и т.д.). При этом часто нет необходимости обрабатывать данные во всех каналах РГСИ, достаточно использовать весьма ограниченный набор наиболее информативных, в смысле решения данной тематической задачи, каналов [15]. В каждом конкретном случае набор этих каналов может быть различным, но однозначно, что пользователю необходимо передавать не полный массив РГСИ, а лишь его часть (обычно не более 8...12 каналов), что уже эквивалентно сжатию.

применение сжатия с потерями не всегда безусловно приводит к ухудшению эффективности решения конечных задач. При определенных условиях эффективность решения конечных задач на сжатых с потерями РГСИ может оставаться практически такой же, как и при использовании исходных (несжатых или сжатых без потерь) РГСИ [17].

С целью уменьшения вычислительной сложности алгоритма формирования оптимальной СБФ, был предложен алгоритм построения системы «хорошо приспособленных» базисных функций (СХПБФ) [14].

4. Алгоритм построения СХПБФ, основанный на чебышевском приближении

Изначально, кодирование по СХПБФ, основанной на чебышевских приближениях, было предложено в задачах обработки медицинских кривых (ЭКГ, энцефалограмм и др.) [13, 14]. Исходные данные в этих задачах представлялись в виде одномерных сигналов (векторов). Представим исходные РГСИ в виде векторов, получаемых в результате последовательного, построчного сканирования исходных растров. Тогда на конечном интервале обработки исходные дискретные данные $x^j = \{x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j\}$ $j=1, 2, \dots, N$ можно представить как точки в n -мерном пространстве R_n , с координатами $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Следовательно, некоторому набору экспериментальных кривых будет соответствовать множество X точек $x^j = \{x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j\}$ $j=1, 2, \dots, N$ в пространстве R_n [14].

При такой геометрической интерпретации разработан алгоритм построения СХПБФ, основанный на экспериментально обнаруженном, но достаточно общем факте сравнительно малой размерности множеств, отвечающих первоначальному описаниям экспериментальных данных.

Если исходить из того факта, что множество X в пространстве R_n имеет малую размерность, то аппроксимируем множество X некоторым линейным многообразием L_m размерности $m < n$ и выберем ортонормированный базис линейного многообразия L_m за СХПБФ для кодирования точек множества X .

Задачу сокращения избыточности в исходном описании экспериментальных данных сформулируем следующим образом [13, 14]. В n -мерном пространстве R_n с координатами $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ задано множество точек $x^j \in X$, $j=1, 2, \dots, N$. Требуется найти ортонормированный базис u_1, u_2, \dots, u_m некоторого подпространства R_m , в котором с заданной точностью ε , в смысле некоторой заданной метрики ρ , лежат все точки $x^j \in X$, $j=1, 2, \dots, N$. Как только указанный базис найден, любая точка $x \in X$ может быть представлена с заданной точностью ε при помощи m новых признаков C_k , вычисляемых согласно

формуле $C_k = \sum_{i=1}^n x_i u_i^k$, $k=1, 2, \dots, m$. Ординаты

декодированной точки: $\tilde{x}_i = \sum_{k=1}^m C_k u_i^k$, $k=1, 2, \dots, m$.

Заметим также, что при кодировании обычно важна не столько возможно большая точность приближения ε с заданным числом m базисных векторов, сколько минимизация самого числа базисных векторов m при заданной точности приближения ε . Доказано, что при заданной точности ε , в предлагаемый «хорошо приспособленный базис» не входит самое большее три последних орта по сравнению с оптимальным кодированием в среднем [14].

Рассматриваемый в статье способ сжатия, основанный на чебышевских приближениях, обеспечивает ошибку кодирования, не большую заданной для всех точек выпуклой оболочки исходного множества векторов, в то время как методы кодирования, опирающиеся на МГК, обеспечивают достаточную малость ошибки в среднем по всему исходному множеству.

Рассматриваемый метод кодирования является квазиоптимальным, его достоинство заключается в том, что он допускает достаточно простую практическую реализацию для больших размерностей исходных данных.

Это и послужило отправной точкой для исследования возможности сжатия РГСИ по СХПБФ, основанной на чебышевских приближениях.

Пусть $x^j \in X$, $j=1, 2, \dots, N$ – множество исходных точек, N – мощность множества X , δ – требуемая точность приближения (в %) и максимально допустимое количество L^{\max} базисных ортов СХПБФ ($L^{\max} \leq P$), L – число сформированных ортов СХПБФ после выполнения очередной итерации алгоритма, N_L – число точек множества X , которые к данному моменту уже разложены с заданной точностью ε по уже сформированным базисным ортам U^L , \bar{N} – число непомянутых точек множества, участвующих в формировании очередного базисного орта.

Шаг 1. Инициализируем счетчики: $L=0$, $N_L=0$, $\bar{N} = N - N_L$.

Шаг 2. Линейно просматриваем \bar{N} непомянутых точек $x^j \in X$ и находим точку $x^{jL} \in X$ такую, что $\lambda_L = \max_j \|x^j\|$, $j=1, 2, \dots, \bar{N}$.

Шаг 3. Если $L=0$, то формируем ошибку разложения $\varepsilon = \delta * \lambda_0$, иначе **Шаг 4**.

Шаг 4. Увеличиваем счетчик L на единицу и находим очередной базисный орт U^L : $U^L = \frac{x^{jL}}{\lambda_L}$.

Шаг 5. Линейно просматриваем все непомянутые точки $x^j \in X$ и выполняем их кодирование по только что построенному орту U^L , т.е. для каждой такой точки получаем значение коэффициента $C^j = \sum_{i=1}^L (x_i^j, u_i^L)$, $j=1, 2, \dots, \bar{N}$ и восстанавливаем координаты точек x^j по построенному орту U^L : $\tilde{x}_i^j = C^j u_i^L$, $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, \bar{N}$.

Шаг 6. Корректируем метрику точек: $x_i^j = x_i^j - \tilde{x}_i^j$, $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, \bar{N}$.

Шаг 7. Линейно просматриваем все непомяченные точки $x^j \in X$ и помечаем те из них, для которых выполняется условие $\|x^j\| < \varepsilon, j = 1, 2, \dots, \bar{N}$; корректируем значение счетчика N_L , увеличивая его на число точек K , помеченных на данном шаге (разложенных по текущему орту U^L с требуемой точностью ε), $N_L = N_L + K$, и счетчика $\bar{N} = N - N_L$.

Шаг 8. Если $\bar{N} = 0$, т.е. в наборе не осталось непомяченных точек $x^j \in X, j = 1, 2, \dots, \bar{N}$ или число построенных ортов $L > L^{max}$, то **КОНЕЦ АЛГОРИТМА**, иначе переход на **Шаг 2**.

Исключение на каждом последующем шаге алгоритма тех точек x^j , которые к данному моменту уже представляются с заданной точностью ε , позволила существенно снизить вычислительную сложность алгоритма, что особенно важно на последних итерациях, когда производится достаточно много вычислений.

5. Результаты практических экспериментов

Практические эксперименты по кодированию ГСИ ДЗЗ проводились на выборке из 360 полутонных растровых изображений (данных спектральных каналов гиперспектрометра SPECTIR, полученные из открытых источников) с геометрическими размерами каждого растра $\sim 10^3 \times 10^3$ пикселей и глубиной цвета 16 бит/пикс. Растровое изображение каждого канала путем построчного сканирования превращалось в одномерный сигнал, размерности $\sim 10^6$ отсчетов. Таким образом, на входе алгоритма построения СХПБФ размерность исходного пространства $R_n \sim 10^6$, а мощность множества исходных векторов $V: H(V) = 360$.

Для каждого n – спектрального канала экспериментально определялся его динамический диапазон: $D(n) = 10 \lg \frac{P^{max}(n)+1}{P^{min}(n)+1}$ (дБ), где $P^{max}(n)$ и

$P^{min}(n)$ максимальное и минимальное значения яркости пикселей в канале $n, n=1, 2, \dots, H(V)$. Минимальное и максимальное значение яркостей по всем каналам:

$D^{min} = 4 \text{ дБ}, D^{max} = 24 \text{ дБ}$. Полученный интервал

$I = D^{max} - D^{min} = 20 \text{ дБ}$ был равномерно разбит на 10 групп. Распределение каналов по группам приведено в таблице 1 и на рисунке 1.

Разбиение на группы представляется необходимым по следующим соображениям: в случае построения СХПБФ по исходным данным с принципиально различными динамическими диапазонами каналов $D(n)$, ошибка разложения ε не способна адекватно описывать искажения, вносимые при сжатии с потерями изображения в n -м спектральном канале.

Одно и то же значение ε в канале с малым $D(n)$ приведет к явной деградации качества изображения, а в канале с большим динамическим диапазоном внесенные искажения будут незаметны. Разбиение на группы нивелирует различие каналов по динамическому диапазону.

Далее для каждой группы каналов строилась СХПБФ для разных значений требуемой точности приближения δ , а коэффициент сжатия $K_{сж}(\delta)$ определялся для каждого

значения δ по формуле $K_{сж}(\delta) = \left(1 - \frac{N_{ort}(\delta)}{P}\right) * 100\%$, где

Табл. 1 Распределение каналов по группам в зависимости от динамического диапазона

Группа	Динамический диапазон, дБ	Количество каналов	Номера каналов
1	4–6	2	4, 5
2	6–8	0	–
3	8–10	42	3, 6, 16 – 27, 38 – 65
4	10–12	5	2, 34 – 37
5	12–14	11	1, 7, 12 – 15, 28 – 30, 66, 67
6	14–16	4	31 – 33, 68
7	16–18	4	8 – 11
8	18–20	40	103, 199 – 203, 256 – 282, 329, 331 – 335, 338
9	20–22	126	69 – 71, 185 – 198, 204 – 255, 283 – 328, 330, 336, 337, 339 – 346
10	22–24	126	72 – 102, 104 – 184, 347 – 360

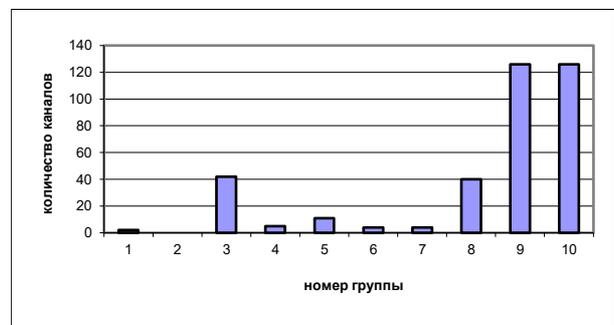


Рис. 1 Гистограмма распределения числа спектральных каналов от номера группы

$N_{ort}(\delta)$ – число сформированных ортов СХПБФ по всем группам для фиксированного значения δ . Зависимость суммарного Ксж от точности приближения δ приведена на рисунке 2. Фактические значения в таблице 2.

Таблица 2 Зависимость числа сформированных ортов ХПБФ от номера группы и точности приближения

Группа	Точность приближения δ (%)						
	1	1,5	2	3	5	7	15
	Число сформированных ортов СХПБФ						
1	2	2	2	2	2	2	2
2	–	–	–	–	–	–	–
3	42	42	42	31	8	3	2
4	5	5	5	4	3	2	1
5	11	11	11	10	6	5	1
6	4	4	4	4	3	2	1
7	4	4	4	4	4	4	1
8	37	31	25	10	4	3	3
9	126	99	69	16	6	5	2
10	121	80	43	13	7	4	3
Σ	352	278	205	94	43	30	16
$K_{сж}(\delta)$ (в %)	2	23	43	74	88	92	96

Рисунок 3 содержит фрагменты изображений 107-го частотного канала и гистограммы распределения яркостей пикселей в нем.

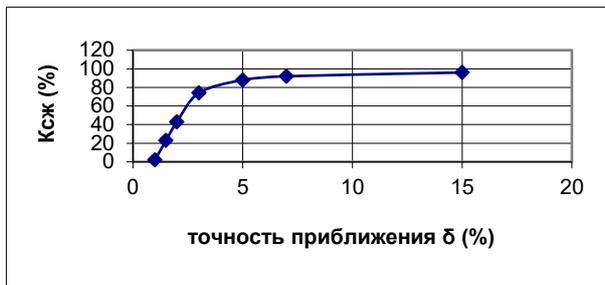


Рис. 2 Зависимость Ксж от точности приближения δ (%)

Рис. 3а – фрагмент исходного изображения, рис. 3б – восстановленное изображение с $\delta=3\%$ по 94 ортам СХПБФ, рис. 3с – ошибка восстановления с $\delta=3\%$ по 94 ортам СХПБФ, рис. 3д – восстановленное изображение с $\delta=7\%$ по 30 ортам СХПБФ, рис. 3е – ошибка восстановления с $\delta=7\%$ по 30 ортам СХПБФ.

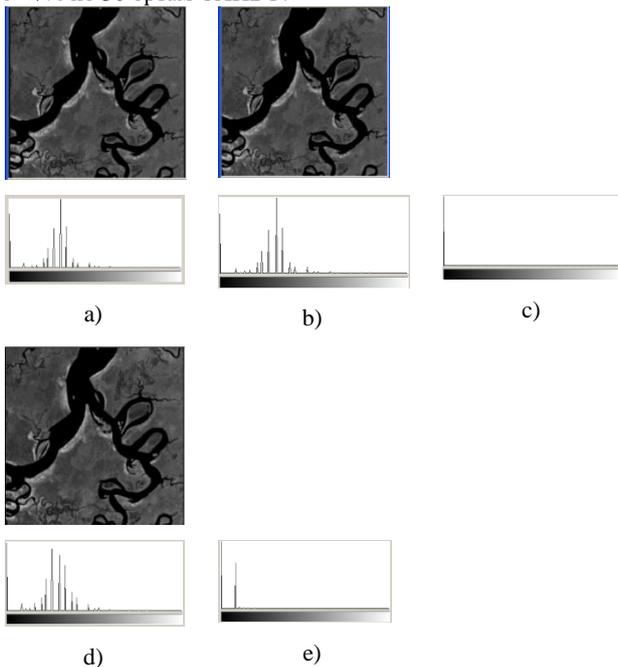


Рис. 3 а) фрагмент исходного изображения 107 частотного канала; б) восстановленное изображение 107 частотного канала с $\delta=3\%$ по 94 ортам СХПБФ; в) структура ошибки восстановления; д) восстановленное изображение 107 частотного канала с $\delta=7\%$ по 30 ортам СХПБФ; е) структура ошибки восстановления

Как видно из рисунка 3с, восстановление изображения канала по 94 ортам не содержит никаких искажений по сравнению с исходным, на рисунке 3е результат декодирования исходного сигнала по 30 ортам СХПБФ, Анализ гистограммы восстановленного сигнала, показывает наличие искажения в восстановленном сигнале, которое, однако, визуально никак не определяется. При значении $\delta=15\%$ на данном комплекте растровых изображений был получен коэффициент сжатия – 96%, поскольку с помощью 16 ортов СХПБФ удалось закодировать 360 растровых изображений каналов. Гистограмма распределения яркостей ошибки восстановления приведена на рисунке 3е.

6. Выводы

В работе рассмотрена проблема сокращения информационной избыточности растровых ГСИ ДЗЗ. Отмечено, что использование для этих целей традиционных СБФ (тригонометрические,

экспоненциальные системы, системы функций Лагера и пр.) не всегда оправдано, поскольку тогда выбор информативной СБФ ведется чаще всего исходя из внешнего сходства исходного сигнала и СБФ, что может приводить к тому, что оптимальная, либо близкая к ней, СБФ может быть не найдена, особенно в случае сложной формы первоначального сигнала. Разработаны объективные методы выбора СБФ, опирающиеся лишь на свойства совокупности исходных данных. К числу таких методов относится кодирование исходной информации по СХПБФ. В работе приведено описание адаптированного к обработке ГСИ алгоритма формирования СХПБФ, и показана его достаточно высокая эффективность (до 90–96%) устранения информационной избыточности на растровых ГСИ при низком уровне вносимых в сигнал искажений на этапе декодирования.

7. Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского Фонда Фундаментальных Исследований, Грант РФФИ № 18-07-00715.

8. Литература

- [1] Borusyak, A.V. Context - based method for lossless compression of RGB and multispectral images / Borusyak, A.V., Pakhomov, P.A., Vasin, D.Yu., Turlapov, V.E. // CEUR Workshop Proceedings. – 2018. – V. 2210. – p. 323 - 329.
- [2] Chang Chein-I. Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification / Chang Chein-I. // Plenum Publishers. – N.Y.: Kluwer Academic. – 2003. – 370 p.
- [3] Christophe E. Hyperspectral Image Compression: Adapting SPIHT and EZW to Anisotropic 3D Wavelet Coding / E. Christophe, C. Mailhes, P. Duhamel // IEEE Transactions on Image Processing. — 2008. – Vol. 17, No 12. – P. 2334-2346.
- [4] G. Yu. Image compression systems on board satellites / G. Yu, T. Vladimirova, M.N. Sweeting // Acta Astronautica. – 2009. – Vol. 64. – P. 988-1005.
- [5] Kaarna A. Compression of Spectral Images / A. Kaarna // Vision Systems: Segmentation and Pattern Recognition Ed. By G. Ohinata and A. Dutta. – Vienna: I-Tech, 2007. – P. 269-298.
- [6] Lukin V. Processing of Multichannel RS data for Environment Monitoring, Proceedings of NATO Advanced Research Workshop on Geographical Information / V. Lukin // Processing and Visual Analytics for Environmental Security. – Trento, Italy, Springer Netherlands. – July 2009. – P. 129-138.
- [7] Motta G., Compression of hyperspectral imagery / G. Motta, F. Rizzo, and J.A. Storer // Proceedings of Data Compression Conference. – 2003. – P. 333-342.
- [8] Ponomarenko N.N. Preliminary automatic analysis of characteristics of hyperspectral AVIRIS images, / N. Ponomarenko, V. Lukin, M. Zriakhov, A. Kaarna // Proceedings of MMET. – Kharkov, Ukraine, 2006. – P. 158-160.
- [9] Ponomarenko N.N., Automatic Approaches to OnLand/OnBoard Filtering and Lossy Compression of AVIRIS Images / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, M.S. Zriakhov, A. Kaarna, J. Astola // Proceedings of IGARSS. – Boston, 2008. – Vol. III. – P. 254-257.
- [10] Pratt W.K. Digital Image Processing. Fourth Edition / W.K. Pratt. – NY, USA, Wiley-Interscience. – 2007. – 807 p.
- [11] Андерсон Т. Введение в многомерный статистический анализ. / Т. Андерсон. – М.: Физматгиз, 1963. – 500 с.
- [12] Красильников Н.Н. Цифровая обработка 2D и 3D – изображений: учеб. пособие. – СПб.: БХВ–Петербург, 2011. – 608 с.: ил. – (Учебная литература для вузов) – 784 с.
- [13] Неймарк Ю.И. Кодирование больших массивов информации в связи с задачами распознавания образов. /

Ю.И. Неймарк, Ю.Г. Васин // Изв. Высш. уч. зав. – Радиофизика. – 1968. – №7. – с. 1081 – 1086.

[14] Неймарк Ю.И. Распознавание образов и медицинская диагностика. / Ю.И. Неймарк, З.С. Баталова, Ю.Г. Васин, М.Д. Брейдо. – М.: Наука, 1972. – 328 с.

[15] Попов М.А. Методы оптимизации числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа данных дистанционного зондирования Земли / М.А. Попов, С.А. Станкевич // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – М.: ИКИ РАН, 2006. – Вып. 3, Т. 1. – С. 106-112.

[16] Сойфер В.А. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Сойфера. – М.: Физматлит, 2001. – 784 с.

[17] Сойфер В.А. Перспективные информационные технологии дистанционного зондирования Земли: моногр./ под ред. В.А. Сойфера. – Самара: Новая техника, 2015. – 256 с.

Об авторе

Васин Дмитрий Юрьевич – к.т.н., ведущий научный сотрудник Центра информатики и интеллектуальных информационных технологий Института Информационных технологий, математики и механики Нижегородского Государственного университета им. Н.И. Лобачевского (ИТММ ННГУ им. Н.И. Лобачевского)

E-mail: dm04@list.ru