

# Исследование сигнатур пикселей гиперспектрального изображения методом эмпирических мод

П.А. Пахомов<sup>1</sup>, А.В. Борусяк<sup>1</sup>, В.Е. Турлапов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Национальный исследовательский государственный университет им. Н.И.Лобачевского, пр. Гагарина, 23, Нижний Новгород, Россия, 603952

**Аннотация.** В связи с высокой коррелированностью значений в соседних каналах исследованы сигнатуры пикселей гиперспектрального изображения (ГСИ) методом эмпирических мод (ЭМ). Высокочастотные ЭМ могут дать представление о степени шумоподобности сигнатуры, что, в свою очередь, может быть основанием перехода от двухбайтового представления значений пикселя ГСИ к однобайтовому. Выполнено сравнительное исследование пикселей ГСИ Moffett Field спектрометра AVIRIS в двухбайтовом и однобайтовом представлении. Выявлено: наличие неизменности ширины интервала усреднения при генерации 6 первых высокочастотных ЭМ; идентичность эмпирических мод однобайтового представления двухбайтовому, что позволяет перейти к однобайтовому представлению практически без потерь (lossless, near lossless) и положить объектом сжатия сигнатуру пикселя. Для вейвлет-разложения всего массива данных ГСИ получен коэффициент сжатия 3.4, что в сочетании с однобайтовым представлением дает коэффициент nearlossless сжатия 6.8.

## 1. Введение

Задача сжатия гиперспектральных изображений (ГСИ) является центральной задачей их обработки. Первым технологическим звеном, где эта задача оказалась жизненно важной стала передача данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) на Землю, поскольку хранить и полностью обработать столь большие объемы данных на летательном аппарате представлялось нецелесообразным. Здесь шла борьба за снижение числа бит на 1 переданный пиксел изображения и были выработаны принципы, значительная часть которых легла в основу сжатия гиперспектральных изображений в интересах хранения и дальнейшей обработки. Так в работе [1], опубликованной в 1997, появился алгоритм Context-Based Adaptive Lossless Image Coding (CALIC), в названии которого объявлены в явном виде все его главные принципы и достоинства. Этот алгоритм еще был двумерным, т.е. сжимал изображение поканально и, поэтому получил название 2D-CALIC.

К этому времени было показано, что классифицированное контекстное адаптивное предсказание, реализованное в методах «адаптивного выбора адаптивных предикторов» (ASAP) и «адаптивной комбинации адаптивных предикторов» (ACAP), дает хорошие результаты. Метод ACAP был оснащен трехмерными предикторами, полученными путем обучения по наземным данным. Оба метода применены на известном спектрометре Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS), где позволили получить плотность передачи данных 6-5 bit/pixel. Главное их отличие состоит в том, что в первом случае один из набора доступных предикторов выбирается для декорреляции одного блока данных (четкое

предсказание), тогда как во втором используется наилучшая комбинация всех доступных предикторов (нечеткое предсказание). Другой популярный подход основан на разработке нелинейных предикторов. Это было сделано в алгоритме LOCO-I, стандартизованном как JPEG-LS [2], и в упомянутом 2D-CALIC [1], который вскоре был доработан авторами до 3D и получил наименование 3D-CALIC [3]. В 3D-CALIC текущая полоса предсказывалась по референсной полосе. На данных AVIRIS было показано, что оптимальное, в интересах предсказания, упорядочение каналов обеспечивает улучшение степени сжатия около 18%, но слишком трудоемко для встроенного сжатия. В результате базовый 3D-CALIC использовал в качестве референсной полосы предыдущую полосу.

	$x_7$	$x_6$			$y_7$	$y_6$	
$x_8$	$x_3$	$x_2$	$x_4$	$y_8$	$y_3$	$y_2$	$y_4$
$x_5$	$x_1$	$x$		$y_5$	$y_1$	$y$	

**Рисунок 1.** Причинные окрестности референсной полосы (канала) X и текущего канала Y для предсказания в 3D-CALIC [3].

Адаптивность контекстного предсказания осуществлялась в частности следующим образом: вычислялся коэффициент корреляции

$$\rho(X, Y) = \frac{8 \sum_{i=1}^8 x_i y_i - \sum_{i=1}^8 x_i \sum_{i=1}^8 y_i}{\sqrt{\left[8 \sum_{i=1}^8 x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^8 x_i\right)^2\right] \left[8 \sum_{i=1}^8 y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^8 y_i\right)^2\right]}} \quad (1)$$

Если коэффициент корреляции больше порога, то применялась межполосная (межканальная) интерполяционная формула, если нет, то внутриканальная. Для первого канала всегда применялась только внутриканальная. Построены выражения для оптимальных величин коэффициентов линейного предсказания.

В публикации [4] 2004 года предложена оптимизированная версия 3D-CALIC метода, названная M-CALIC (M – multiband), опирающаяся на мультиканальную природу контекстного предсказания. Кроме оптимизированных порогов предсказание сделано только межканальным и применен метод мультиканального предсказания по формуле:

$$\hat{y}_\lambda = \gamma_1 + \gamma_2 x_{\lambda-1} + \gamma_3 x_{\lambda-2} + (\hat{y}_{\lambda-1} - y_{\lambda-1}) \quad (2)$$

Получены, и использованы для сжатия, величины коэффициентов  $\gamma_i$ , минимизирующие ошибку предсказания на множестве ГСИ AVIRIS, это: 8; 0.65; 0.35. Окончательный вид формулы (2) имеет член уточнения по ошибке предсказания на предыдущем шаге.

Аналогично (2) построена и оценка ошибки предсказания по ошибкам  $e_1$  для  $y_i$  и ее оценке  $\hat{d}$  по  $x, x_1, x_2$ :  $\Delta = a\hat{d} + b|e_1| + ce_2$ . Для нее также получены оптимальные на данных AVIRIS значения коэффициентов  $a, b, c$ : 0.5; 1; 1, которые довольно сильно отличаются от используемых для мультиспектральных изображений.

От lossless алгоритма сжатия (без потерь) к алгоритму near-lossless сжатия (почти без потерь) в методе M-CALIC сделан переход согласно [5] путем применения квантования значений с шагом  $(2\delta + 1)$ , где  $\delta$  - это допустимая погрешность округления значений пикселей.

Определение того, какой тип сжатия лучше применить, очень сильно связано с прикладными задачами, которые будут решаться на сохраненных таким образом ГСИ. Так в работах, посвященных интерпретации гиперспектральных аэрокосмических измерений для диагностики состояния природно-техногенных объектов, прибрежных вод, посевных площадей [6], [7], [8], подчеркивается важность качественного повышения канального разрешения в ГСИ для точной классификации типа и состояния объектов наблюдения, и невозможность решения этих задач только средствами мультиспектральных изображений. При этом высокая коррелированность соседних каналов не является основанием для исключения одного из таких

каналов как неинформативного потому, что вся небольшая доля различающейся информации является необходимой для точного определения самого объекта интереса или его состояния. При этом каналы слабо коррелированные с данным могут вообще не представлять интереса. В другой прикладной задаче может быть все с точностью до наоборот. Поэтому, видимо, наиболее правильным подходом к сжатию ГСИ будет максимальное сохранение каналов и разрядности в пределах, определяемых уровнем шума и реальным информационным наполнением канала. При этом определение того, что именно является шумом, а что шумоподобным текстурным признаком объекта, является нетривиальной задачей, зависящей от природы и состояния объекта интереса, а также и от пространственного разрешения изображения.

Одним из первых подходов в разработке алгоритмов сжатия ГСИ является оптимизация числа спектральных каналов при сохранении информативности гиперспектральной съемки. Этот подход отражен как в отечественных [9], так и в зарубежных источниках [10], [11]. Он связан с тем, что в гиперспектральных снимках наиболее ценная для интерпретации информация об объектах ДЗЗ сосредоточена в сравнительно небольшом числе каналов (на порядок и более меньше, чем число каналов ГСИ), тогда как в многоспектральных изображениях (МСИ) она практически неразделимо проинтегрирована в еще меньшее число каналов МСИ, но для многих прикладных задач уже этого было достаточно. К началу 2000-х сформировались 2 основных направления в решении задачи оптимизации числа каналов ГСИ [10]:

- 1) *Feature Extraction*: оптимальная система спектральных изображений синтезируется как совокупность вторичных изображений целенаправлено экстрагирующих признаки объектов интереса из множества исходных канальных изображений путем их преобразования и комбинации; алгоритмизация подхода строится на основе метода главных компонент и метода проекций;
- 2) *Band Selection*: оптимальная система спектральных изображений формируется путем выбора наиболее информативных каналов, основанного на оценивании вклада каждого канала и выборе такой их комбинации, которая в совокупности наиболее эффективна в смысле выбранного критерия. Этот подход не предполагает синтеза новых изображений и дополнительных вычислений, и предпочтителен в режиме on-line.

Оба эти направления объединяет, за исключением может быть [12], возможность детектирования наиболее информативных каналов на начальном этапе методом проективной оптимизации, когда оптимальным считается проецирование исходного ГСИ  $X$ , размером  $n \times N$  ( $n$  - число каналов,  $N$  - число пикселей на канал), в новое ГСИ  $Y$  меньшего размера  $m \times N$  ( $m < n$ ), максимизирующее проекционный индекс  $J=J(Y)$ , где  $Y = A^T X$ , а  $A$  - матрица размером  $n \times m$ . Обычно величина индекса оценивается через дисперсию спектральных данных методом главных компонент [9], [11], а матрица  $A$  формируется из столбцов - собственных векторов ковариационной матрицы исходных данных. Иногда после применения метода главных компонент следует применение метода независимых компонент, хорошо себя зарекомендовавшего на негауссовских распределениях [9].

Возможно построение матрицы  $A$  исходя из критерия максимизации дивергенции на множестве пикселей [9], [11], где дивергенция информации  $J$  между двумя пикселями ГСИ  $x_1=(x_{11}, \dots, x_{1n})^T$ ,  $x_2=(x_{21}, \dots, x_{2n})^T$  представлена суммой условных энтропий  $D$ :

$$J(x_1, x_2) = D(x_1/x_2) + D(x_2/x_1), \text{ где } D(x_1/x_2) = \sum_{i=1}^n x_{1i} \log \frac{x_{1i}}{x_{2i}} \quad (3)$$

Величина  $J$  весьма интересна как критерий, т.к. векторы  $x_k$  есть не что иное, как спектральное распределение (по каналам) оптического сигнала объекта, соответствующего  $k$ -му пикселу ГСИ, или спектральная сигнатура этого объекта, по которой он может быть классифицирован. Критерий (3) выбран в работе [13] для синтеза изображений, отражающих пространственное распределение отношений амплитуд одноименных пикселей различных каналов.

Интересна также предложенная в [9] интегральная оценка для количества информации с учетом отношения “сигнал-шум” (4), где:  $D$  - дивергенция Кульбака-Лейблера;  $p(\lambda)$  и  $q(\lambda)$  - плотности вероятности спектрального распределения оптического сигнала объекта и фона;  $r$  – эквивалентное пространственное разрешение гиперспектральной иконической системы относительно объектов и фонов;  $\psi$  - эквивалентное отношение “сигнал-шум” в канале регистрации также относительно объектов и фонов (определяет число разрешающихся полезных градаций оптического сигнала);  $\Delta E$  – разность  $n$ -мерных спектральных сигнатур объекта и фона;  $V$  – ковариационная матрица спектральных сигнатур размерности  $n \times n$ ;  $n$  – количество спектральных каналов.

$$C_1 = \frac{D}{4r^2} \log_2(1 + \psi), \quad (4)$$

где  $D = \int p(\lambda) \log_2 \frac{p(\lambda)}{q(\lambda)} d\lambda$ ,  $\psi = \Delta E^T \times V^{-1} \times \Delta E$

В серии работ 2008-2013 [14] предложен трехэтапный алгоритм сжатия ГСИ без потерь, включающий:

- 1) Учет зависимости между каналами ГСИ путем расчета корреляции, построения линейного предсказателя значения очередного канала по предыдущему и формирования массивов отклонений значения очередного канала от предсказанного
- 2) Формирование вспомогательной структуры данных, хранящей уникальные парные группы значений элементов в однобайтовом представлении, а также адресные ссылки на эти группы.
- 3) Сжатие полученных после преобразований данных стандартным энтропийным алгоритмом путем обработки сформированных вспомогательных структур данных.

Достигнут выигрыш в сжатии по сравнению с JPEG-LS примерно на 40%. Установлено, что около 45% выигрыша получено за счет использования однобайтового представления отклонений от предсказанных значений; 15-26% выигрыша получено за счет переупорядочивания каналов при сжатии.

В серии работ 2009-2014 годов [15] построен метод иерархической компрессии без потерь в задаче хранения ГСИ. Сформулированы требования к методу: 1) возможность компрессии многоканальных изображений; 2) быстрый доступ к фрагментам сжатых изображений в различных масштабах; 3) низкая вычислительная сложность декомпрессии; 4) строгий контроль погрешности; 5) высокая эффективность в режиме «без погрешности» и при малых погрешностях; 6) использование межканальных зависимостей; 7) быстрый доступ к заданным компонентам сжатых изображений в различных масштабах; 8) компрессия 16-битных изображений. Исследуются и используются при сжатии следующие зависимости от номера канала: 1) коэффициент корреляции со следующим каналом; 2) канальное среднее  $E$ ; 3) разница между минимумом и максимумом по каналу; 4) канальная дисперсия  $D$ . Предложен метод «общих опорных компонент» для групп каналов в сочетании с методом «скользящей аппроксимации» внутри группы, позволяющий независимо сжимать группы соседних каналов. Наилучшие значения коэффициента сжатия без потерь – около 3.6; рекомендованное число уровней иерархии – 4. Показан характер и диапазон изменения значений в канале  $\Delta X_i = \max_k(x_{ki}) - \min_k(x_{ki})$  в зависимости от номера канала  $i$ . Так для изображения “Urban and Mixed Environment” (спектрометр SpecTIR) максимальная величина изменений  $\Delta X$  составила около 32000, а изображения “Cuprite-1” (AVIRIS) – около 12000. При этом графики изменения  $\Delta X_i$ ,  $E(X_i)$ ,  $D(X_i)$  выглядят более информативными для классификации объектов, чем график коэффициента корреляции.

Состояние и освещенные выше результаты исследований по методам сжатия ГСИ без потерь на 2013 год были закреплены в соответствующих стандартах [16], [17]. В частности величины коэффициента сжатия без потерь порядка 4-5 установлены как очень высокие для ГСИ.

Направление работы, исследующее в последнее десятилетие роль шума в сжатии ГСИ, в том числе в сжатии «near-lossless» и сжатии с потерями, представлено в серии публикаций [18], [19], [20]. В частности установлено, что: 1) помехи в ГСИ ДЗЗ являются сигнально-зависимыми и практически пространственно-некоррелированными; 2) существует небольшая межканальная корреляция помех, которой можно пренебречь; 3) параметры помех в соседних каналах, как правило, близки, хотя общий диапазон варьирования отношения сигнал-помеха по ГСИ весьма широк; 4) в общем случае канальное изображение, искаженное сигнально-зависимым шумом  $N_{ki}$ , можно записать в виде

$$I_{ki} = I_{ki}^{true} + N_{ki}(I_{ki}^{true}), \quad (5)$$

$$\text{с дисперсией } \sigma_{ki}^2 = \alpha_i(\Delta X_i)I_{ki}^{true} + \sigma_{i,add}^2, \quad (6)$$

где  $\sigma_{i,add}^2$  - дисперсия аддитивной компоненты; сформулированы и обоснованы требования к точности оценки параметров помех  $\sigma_{i,add}^2$  и  $\alpha_i$ .

Установлено также, что практически во всех гиперспектральных изображениях качество примерно 80-85% от общего числа каналов близко к идеальному с точки зрения человека, то есть для которых PSNR - около и более 35 дБ. Пока нет данных со стороны методов классификации, что такое качество недостаточно и для решения прикладных задач классификации.

В то же время остается довольно много актуальных, но нерешенных вопросов, в том числе: 1) как, за счет чего, при каких параметрах выражения (6) можно увеличить коэффициент сжатия не теряя качества результата; 2) следует ли считать сжатие изображения с удаленным шумом сжатием без потерь и где для него граница near-lossless; и т.д.

В этой ситуации интересно исследовать универсальные методы способные анализировать интерканальные сигнатуры как отдельных пикселей, так и их интегральных форм, на такой предмет как пространственное разрешение относительно объектов и фонов или шум.

## 2. Описание метода эмпирических мод

На наш взгляд для указанных выше целей может быть использован метод эмпирических мод (EMD, Empirical Mode Decomposition). Метод эмпирических мод был опубликован в 1998 году [21], затем был адаптирован в 2008 для изображений [22] и продолжает применяться для ряда задач их обработки [23]. В частности он может быть применен и в ГСИ для разложения сигнатуры пикселя изображения, подобно сигналу, на внутренние моды, имеющие изменяющуюся во времени периодичность. Опираясь на это свойство мы хотим выделить самую высокочастотную часть сигнатуры, которая по характеру изменений может представлять собой шум, и определить расстояния между каналами, определяющими индивидуальный профиль сигнатуры объекта интереса, соответствующего текущему пикселу.

Разложение на эмпирические моды опирается на следующие предположения для сигнала: (1) сигнал имеет по крайней мере два экстремума - один максимум и один минимум; (2) характерная временная шкала определяется интервалом между экстремумами; (3) если данные полностью лишены экстремумов (тренд), но могут содержать точки перегиба, то сигнал можно разделить на части, чтобы выявить экстремумы.

Промежуток времени между последовательными экстремумами принят как определение временного масштаба для внутренней колебательной моды, т.к. он не только дает гораздо большее разрешение, но также может быть применен к данным с ненулевым средним (положительным, либо отрицательным значениям, без пересечений нуля). В нашем случае роль оси времени играет ось номеров каналов.

Способ извлечения мод, названный *просеиванием*, описывается следующим образом [21]. Метод разложения использует огибающие, построенные на локальных максимумах и минимумах отдельно. Для этого идентифицируются локальные экстремумы сигнала  $f(t)$ , и все максимумы интерполируются кубической сплайновой линией в качестве верхней огибающей  $U(t)$ . На минимумах строится так же сплайновая нижняя огибающая  $L(t)$ . Среднее между

верхней и нижней огибающей  $R(t)=(U(t)+L(t))/2$  получает статус низкочастотного остатка и используется для дальнейших преобразований в качестве  $f(t)$ , а разность функций  $f(t)$  и  $R(t)$  получает статус первой эмпирической моды  $\varphi_1(t)$ .

Эмпирическая мода представляет собой функцию со следующими свойствами: 1) число экстремумов функции на рассматриваемом промежутке не более, чем на единицу, отличается от числа пересечений этой функцией нуля; 2) значение полусуммы верхней и нижней огибающей функции близко к нулю.

В результате разложения сигнала  $f(t)$  на эмпирические моды мы получаем:

$$f(t) = r(t) + \sum_{i=1}^N \varphi_i(t) \quad (7)$$

где  $\varphi_i(t)$  - эмпирические моды,  $r(t)$  - остаток-тренд. Первые моды содержат высокочастотные составляющие сигнала, а последние и остаток – низкочастотные.

**Быстрый алгоритм декомпозиции.** Используем быстрый адаптивный метод декомпозиции, предложенный в [22]. Так как мы рассматриваем сигнатуру, то сигнал у нас одномерный: зависит только от номера канала. Соответственно алгоритм редуцирован к одномерной версии, а также упрощен по сравнению с [22] и [23] при сохранении идеи исходного метода [21]. А именно, операции построения огибающих (верхней и нижней), а затем, вычисления точек средней между ними кривой  $R(i)$ , заменены сглаживанием (усреднением) по симметричному окну шириной  $w$ .

*Шаги алгоритма:*

1. В качестве сигнала  $f(i)$  назначаем сигнатуру  $k$ -го пиксела
2. Инициализируем размер  $w$  окна обработки величиной 3 ( $w = 3$ ), номер эмпирической моды  $q=0$ .
3. Вычисление низкочастотного остатка

$$R(i) = \frac{1}{w} \sum_{j=i-w/2}^{i+w/2} f(j), \quad (8)$$

причем значения соответствующие позициям окна, выходящим за пределы сигнатуры, берутся равными краевому значению сигнатуры.

4. Строим эмпирическую моду:

$$q = q + 1, \quad \varphi_q(i) = f(i) - R(i) \quad (9)$$

5. Находим и заносим в массивы  $pU$  и  $pL$  все точки локальных экстремумов (минимумов и максимумов) текущей эмпирической моды  $\varphi = \varphi_q$ , находящиеся внутри окна  $W$  шириной  $w$  с центром в текущем канале, удовлетворяющие условиям:

$$\text{для массива } pU \quad \varphi(i) > \varphi(j), \quad \forall j \in W_w(i), \quad (10)$$

$$\text{для массива } pL \quad \varphi(i) < \varphi(j), \quad \forall j \in W_w(i), \quad (11)$$

где  $W_w(i)$  - окно шириной  $w$  с центром в канале  $i = 1, \dots, n$ .

6. Если число максимумов в  $pU$  или число минимумов в  $pL$  меньше 2, то  $R$  далее невозможно разложить и процесс завершается.

7. Для каждого локального максимума находим расстояние  $d_{\max}$  по оси каналов до другого ближайшего максимума, для каждого локального минимума – до другого минимума  $d_{\min}$  и, затем, берем минимальное из них  $d = \min(d_{\min}, d_{\max})$ . Обновляем размер окна:

$$w = 2 \lceil d/2 \rceil + 1$$

8. Устанавливаем  $f(i) = R(i)$  и выполняем шаги 3-6.

На рисунке 1 показан пример разложения сигнала на эмпирические моды.



**Рисунок 2.** Общий вид ГСИ Moffet Field.

### 3. Экспериментальные исследования

В качестве исходных данных взяты свободно распространяемые ГСИ полученные с помощью спектрометра Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS). На рис. 2 показан общий вид ГСИ Moffett Field в трех каналах: 29-м - R=638.2нм; 19-м - G=540.6нм; 11м - B=462.8нм. На данном образце ГСИ зарегистрированы различные типы местности, включая водные ресурсы, зелёную растительность и городскую местность. Как уже было отмечено выше, для построения и анализа алгоритмов сжатия практически любых данных представляет интерес вопрос наличия зашумлённых в процессе регистрации или искажённых в результате передачи по каналам связи данных. Объём таких данных может достигать значимых размеров и влиять на получаемые коэффициенты сжатия. В некоторых случаях информационный шум так или иначе будет отфильтрован алгоритмами работы с данными. Поэтому, удаление такого шума ещё до сжатия исходной информации является достаточно актуальной задачей. Выбранный тестовый образец сохранён в формате данных ENVI (ENvironment for Visualizing Images) и имеет по 2 Байта информации на каждый пиксел в каждом слое. Ширина 752 пиксела, высота 1924 пиксела. Всего в выбранном ГСИ 224 слоя, которые покрывают диапазон длин волн с 0,365 мкм по 2,497 мкм. Вычислим линейный коэффициент корреляции Пирсона между каждым слоем в той последовательности, в которой данные представлены изначально. Это даст базовое представление о степени похожести разных слоёв выбранного ГСИ. Результат вычисления представлен в таблице 1.

**Таблица 1.** Распределение значения коэффициента корреляции Пирсона.

Диапазон	Количество слоёв	%
0,9999-0,99999	32	14,28
0,999-0,9999	91	40,62
0,99-0,999	48	21,42
0,9-0,99	40	17,85
0,3-0,9	13	5,8

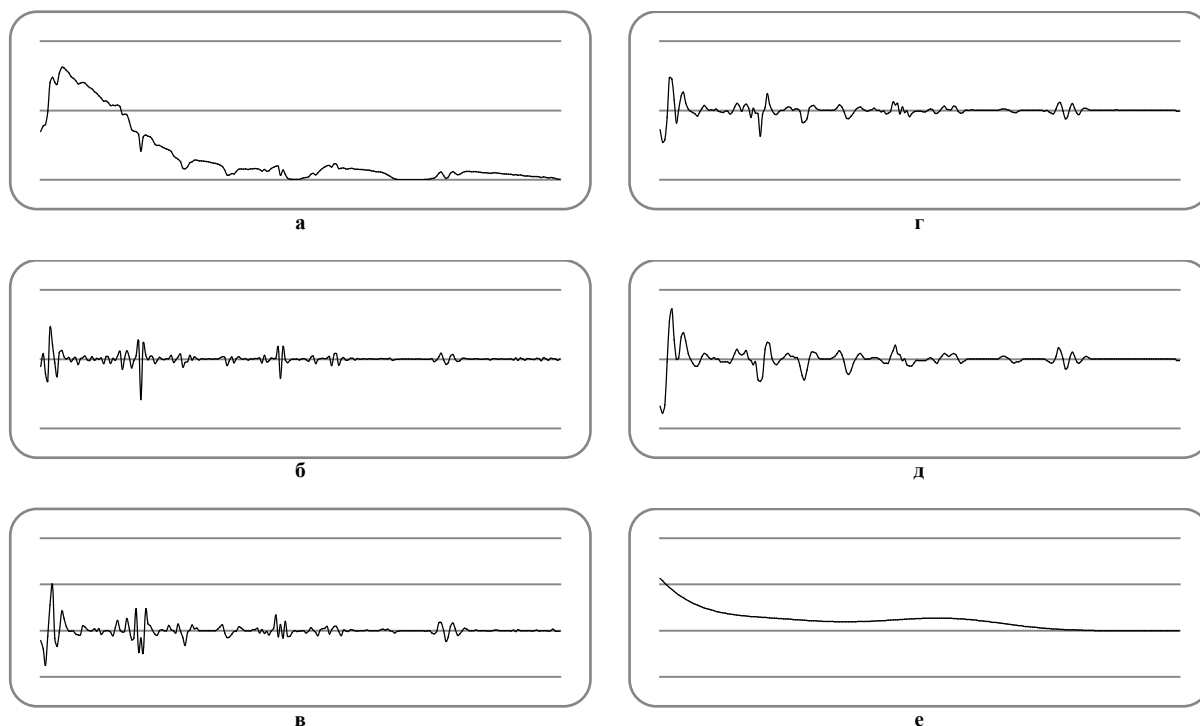
Как видно из таблицы 1, более 90% всех слоёв имеют коэффициент корреляции Пирсона с следующим слоем более чем 0,9 (границы значения коэффициента корреляции [-1,1]). Это говорит о том, что слои могут между собой очень похожи. Как известно, объекты, состоящие из разных материалов имеют разные спектральные характеристики (сигнатуры). Эти спектральные характеристики как раз дают основные отличия.



**Рисунок 3.** Выбранный пиксел для построения эмпирических мод.

В выбранном ГСИ для хранения информации отводится по 2 Байта на пиксел. Диапазон значений такого типа данных существенно больше чем у используемых повсеместно форматов хранения визуальной информации. Ввиду этого, представляется актуальным вопрос о том, сколько информации на самом деле сохранено в данном диапазоне.

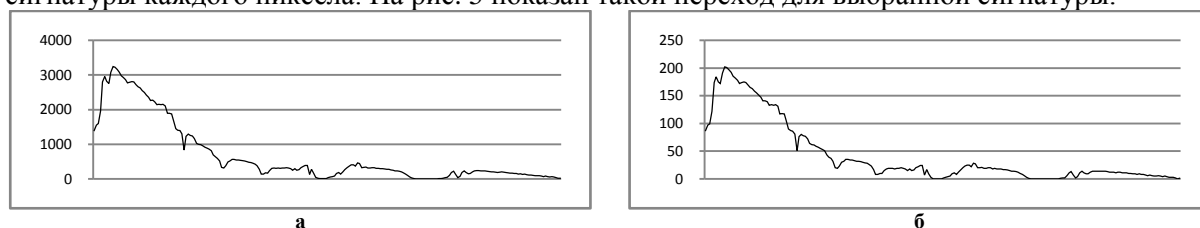
На рис. 4 отображён результат разложения сигнатуры одного пиксела на эмпирические моды. Всего сигнатура разложилась на 18 эмпирических мод. В качестве сигнатуры для разложения была взята сигнатура пиксела, отмеченного на рис. 3.



**Рисунок 4.** Разложение сигнатуры на эмпирические моды. а – сигнатура. б-д – эмпирические моды 1-4 соответственно. е последняя эмпирическая мода, мода 18.

В первых 6 разложениях алгоритмом выбрано окно размытия размером 3. Это может свидетельствовать о присутствии шума. Для полной уверенности в шумовой природе шумоподобия необходимы дополнительные натурные исследования объекта в его актуальных состояниях.

Анализ распределения значений пикселей по всему массиву выбранного ГСИ показывает, что возможен переход к 1-байтовому представлению без снижения детектирующей способности сигнатур. В общем случае, при таком подходе, необходимо точное сохранение сигнатуры каждого пиксела. На рис. 5 показан такой переход для выбранной сигнатуры.



**Рисунок 5.** Пример перехода к 1-байтовому представлению. а – 2-байтовое представление, б – 1-байтовое представление.

Применим 7 шагов преобразования Хаара (вейвлет-разложение) ко всем сигнатурам выбранного ГСИ и оценим размер получаемых файлов 2-байтового и 1-байтового представления с помощью архивации форматом ZIP с максимальной степенью сжатия.

**Таблица 2.** Архивация всего массива данных ГСИ.

	Исходный размер файла (млн. байт)	Архивированный размер файла (млн. байт)
Без преобразования	648,18	421,12
С преобразованием	324,09	97,48



#### 4. Заключение

В связи с высокой коррелированностью значений в соседних каналах гиперспектрального изображения (ГСИ) методом эмпирических мод (ЭМ) исследованы сигнатуры пикселей ГСИ. Элементы разложения сигнатуры пикселя, принадлежащего некоторому объекту, на эмпирические моды может, как и в случае других разложений сигнатуры, использоваться в качестве дескриптора объекта, а высокочастотные ЭМ могут дать представление о степени шумоподобности сигнатуры, что, в свою очередь, может быть основанием перехода от двухбайтового представления значений пикселя ГСИ к однобайтовому. Вопрос требует дополнительного исследования по кругу распознаваемых объектов и их распознаваемых состояний.

Сравнительное исследование пикселей ГСИ Moffett Field спектрометра AVIRIS в двухбайтовом и однобайтовом представлении установило, интервал усреднения при генерации 6 первых (высокочастотных) эмпирических мод остается постоянным практически для всех сигнатур данного ГСИ, а построенные эмпирические моды однобайтового представления эквивалентны модам двухбайтового представления с точностью округления, что позволяет обоснованно для данного ГСИ перейти от 2-байтового представления к 1-байтовому говорить о сжатии (lossless - near lossless) и положить объектом сжатия сигнатуру пикселя. Для вейвлет-разложения Хаара всего массива данных ГСИ получен коэффициент сжатия 3.4, что в сочетании с однобайтовым представлением дает коэффициент nearlossless сжатия 6.8. Планируется продолжить исследование методов сжатия сигнатур ГСИ.

#### 5. Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 16-11-00068.

#### 6. Литература

- [1] Wu, X. Context-based, adaptive, lossless image coding / X. Wu, N. Memon // IEEE Trans. Commun. Apr. – 1997. – Vol. 45. – P. 437-444.
- [2] Weinberger, M.J. The LOCO-I lossless image compression algorithm: Principles and standardization into JPEG-LS / M.J. Weinberger, G. Seroussi, G. Sapiro // IEEE Trans. Image Processing. – 2000. – Vol. 9. – P. 1309-1324.
- [3] Wu, X. Context-based lossless interband compression - Extending CALIC / X. Wu, N. Memon // IEEE Trans. Image Processing. – 2000. – Vol. 9. – P. 994-1001.
- [4] Magli, E. Optimized onboard lossless and near-lossless compression of hyperspectral data using CALIC / E. Magli, G. Olmo, E. Quacchio // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. – 2004. – Vol. 1(1). – P. 21-25.
- [5] Wu, X. A Context-Based, Adaptive, Lossless / Nearly-Lossless Coding Scheme for Continuous-Tone Images / X. Wu, N. Memon, K. Sayood // ISO/IEC JTC 1/SC 29/WC 1 document No. 202, 1995.
- [6] Козодеров, В.В. Обработка и интерпретация данных гиперспектральных аэрокосмических измерений для дистанционной диагностики природно-техногенных объектов // Исследование Земли из космоса. – 2009. – № 2. – С. 36-54.
- [7] Чабан, Л.Н. Исследование возможностей классификации растительного покрова по гиперспектральным изображениям в пакетах тематической обработки данных дистанционного зондирования / Л.Н. Чабан, Г.В. Вечерук, Т.С. Гаврилова // Труды МФТИ. – 2009. – Т.1, № 3. – С.171-180.
- [8] Чабан, Л.Н. Моделирование и тематическая обработка изображений, идентичным видеоданным с готовящейся к запуску и разрабатываемой гиперспектральной аппаратуры ДЗЗ / Л.Н. Чабан, Г.В. Вечерук, Т.В. Кондранин, С.В. Кудрявцев, А.А. Николенко // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2012. – Т.9, №2. – С.111-121.
- [9] 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.: ИКИРАН. – 2006. – №1. – С. 106-112.
- [10] Jiménez, L. Supervised Classification in High Dimensional Space: Geometrical, Statistical, and Asymptotical Properties of Multivariate Data / L. Jiménez, D.A. Landgrebe // IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics-Part C: Applications and Reviews. – 1999.– Vol. 28(1). – P. 39-53.
- [11] Arzuaga-Cruz, E. Unsupervised Feature Extraction and Band Subset Selection Techniques Based on Relative Entropy Criteria for Hyperspectral Data Analysis / E. Arzuaga-Cruz, L.O. Jimenez-Rodriguez, M. Velez-Reyes // Proc. SPIE. – 2003. – Vol.5093. – P. 462-473.
- [12] Lee, C. Feature Extraction Based on Decision Boundaries / C. Lee, D.A. Langrebe // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1993. – Vol. 4(15). – P. 388-400.
- [13] Nakariyakul, S. Hyperspectral feature selection and fusion for detection of chicken skin tumors / S. Nakariyakul, D. Casasent // Proc. SPIE. – 2004. – Vol. 5271. – P.128-139. DOI: 10.1117/12.517443.
- [14] Замятин, А.В. Алгоритм сжатия гиперспектральных аэрокосмических изображений с учетоммеждиапазонной корреляции / А.В. Замятин, А.Ж. Саринаова // Прикладная Информатика. – 2013. – Т. 47, №5. – С.35-42.
- [15] Гашников, М.В. Иерархическая компрессия в задаче хранения гиперспектральных изображений / М.В. Гашников, Н.И. Глумов // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, №3. – С. 482-488.
- [16] Auge, E. Performance impact of parameter tuning on the CCSDS-123 lossless multi- and hyperspectral image compression standard / E. Auge, J. E. S´anchez, A. Kiely, I. Blanes, J. Serra-Sagrista // Journal of Applied Remote Sensing. – 2013. – Vol. 7(1). – P. 16.
- [17] Blanes, I. A tutorial on Image Compression on Optical Space Imaging Systems / I. Blanes, E. Magli, J.Serra-Sagrisat // IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. – 2014. – Vol. 2(3). – P. 8-26.
- [18] Абрамов, С.К. Проблемы автоматизации обработки гиперспектральных изображений дистанционного зондирования / С.К. Абрамов, В.В. Лукин // Авиационно-космическая техника и технология. – 2015. – Т. 123, № 6. – С.101-110.
- [19] Abramova, V.V. Multistage Iterative Method for Blind Evaluation of Mixed Noise Characteristics on Images / V.V. Abramova, S.K. Abramov, V.V. Lukin // ITS. – 2015. – Vol. 6(1). – P.8-14.
- [20] Lukin, V. Methods and automatic procedures for processing images based on blind evaluation of noise type and characteristics / V. Lukin, S. Abramov, N. Ponomarenko, M. Uss, M. Zriakhov, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // SPIE Journal of Applied Remote Sensing. – 2011. – Vol. 5(1). – 27 p. DOI: 10.1117/1.3539768.
- [21] Huang, N.E. The Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis / N.E. Huang, Z. Shen, S. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C.C. Tung, H.H. Liu / Proc. R. Soc. London A. – 1998.– Vol. 454. – P. 903-995.
- [22] Bhuiyan, S.M.A. A novel approach of fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition / S.M.A. Bhuiyan, R.R. Adhami, J.F. Khan // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. – 2008. – P. 1313-1316.
- [23] Guryanov, F. Fast medical image registration using bidirectional empirical mode decomposition / F.Guryanov, A.Krylov // Signal Processing: Image Communication. – 2017. – P. 1-6.

# Investigation of the pixel signature of the hyperspectral image by the empirical-mode

P.A. Pakhomov<sup>1</sup>, A.V. Borusyak<sup>1</sup>, V.E. Turlapov<sup>1</sup>

<sup>1</sup>National Lobachevsky State Research University, Gagarin Avenue, 23, Nizhny Novgorod, Russia, 603952

**Abstract.** In connection with the high correlation of values in neighboring channels, the pixels signature of the hyperspectral image (HSI) was studied by the empirical mode (EM) method. High-frequency EM can give an idea of the level of the signature noise, which, in turn, can be the basis for the transition from a two-byte representation of the HSI-pixel values to a single-byte one. A comparative study of the water pixels from the "Moffett Field" HSI obtained by the AVIRIS spectrometer in a two-byte and single-byte representation was performed. It was revealed that: 1)the width of the averaging interval remains unchanged when the first 6 high-frequency EMs are generated; 2)the empirical modes for the single-byte representation are equivalent to the EMs for two-byte representation. This makes it possible to move to a single-byte near lossless representation and accept the pixel signature as the object of the compression. For the wavelet decomposition of the all image data, a compression ratio of 3.4 has been obtained, which, in combination with a single-byte representation, yields the nearlossless compression ratio of 6.8.