

Геометрические аспекты корреляционно-экстремальных методов распознавания объектов и сжатия ГСИ

Л.И. Лебедев¹

¹ННГУ им. Н.И. Лобачевского, ул. Ульянова 10, Нижний Новгород, Россия, 603005

Аннотация. В работе представлены результаты исследований корреляционно-экстремальных методов распознавания сигнатур и методов сжатия гиперспектральных изображений (ГСИ) с управляемыми потерями в зависимости от способа выбора эталонов, от величины порога, от вида используемого порога и от выбранного типа инвариантного преобразования. Сформулированы рекомендации по выбору этих параметров в целях более эффективного формирования множества эталонов. Проведены эксперименты на фрагменте реального ГСИ.

1. Введение

В работе [1] изложены основы корреляционно-экстремальных контурных методов распознавания, инвариантных к заданному типу преобразований и ориентированных на использование векторного формата представления исходной информации. В работе [2] обосновывается возможность применения этих методов, когда в качестве исходной информации выступают данные гиперспектральных снимков. Представление пикселей ГСИ векторами (точками) в многомерном линейном пространстве позволяет использовать как классические методы распознавания и сжатия, так и корреляционно-экстремальные методы (КЭМ), основанные на вычислении инвариантных к преобразованиям оценок сходства. Решение задач распознавания на базе КЭМ может осуществляться как в режиме обучения с учителем, так и в режиме самообучения. Использование КЭМ-распознавания в режиме с самообучением является основной идеей в реализации алгоритмов сжатия ГСИ, которая заключается в замене исходного описания пикселя (сигнатуры) $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, где n соответствует числу каналов спектрометра, на записи постоянной длины γ со значениями параметров, полученных при распознавании [3, 4]. Эффективность сжатия ГСИ обеспечивается тем, что описание y значительно больше описания γ и, как правило, сходных с y пикселей так же достаточно много. В работах [5, 6] предлагается решение задачи оптимизации вычислительной сложности алгоритмов сжатия ГСИ, которое построено на иерархии множеств по мощности в зависимости от пороговой величины для оценки сходства. Эффективность сжатия и быстродействие методов распознавания в режиме самообучения также во многом определяется количеством формируемых эталонов, число которых зависит от многих параметров. В данной работе предлагается решение задачи выявления параметров, влияющих на количество получаемых эталонов, и проводится исследование этого влияния на качественные характеристики методов распознавания и сжатия.

2. Критерии оценок близости сигнатур при распознавании

Корреляционно экстремальные методы относятся к группе методов сравнения с эталонами и, поэтому, распознавание заключается в отнесении некоторого пикселя y к классу эквивалентности $K(y^e, A)$, порождаемому эталоном y^e и заданным оператором преобразования A , на основании установления их сходства (близости). В качестве оценки близости $\varepsilon_m(A)$ пикселя y с эталоном y^e в КЭМ используется минимальное значение среднеквадратической ошибки $\varepsilon(A)$ (СКО) по параметрам оператора A [2-3]:

$$\varepsilon_m(A) = \min_A \varepsilon(A) = \min_A \left\| y^e - A(y) \right\|^2 / n = \min_A \sum_{i=1}^n (y_i^e - A(y_i))^2 / n. \quad (1)$$

Рассмотрим некоторые оценки сходства при распознавании пикселей для различных операторов A :

$$\begin{aligned} A(y) = y : & \quad \varepsilon_m^I = M(y^e)^2 + M y^2 - 2 \cdot M y^e y, \\ A(y) = y + \Delta y : & \quad \varepsilon_m^D = D y^e + D y - 2 \cdot \text{cov}(y^e, y), \quad \Delta y = M y^e - M y, \\ A(y) = k_m \cdot y : & \quad \varepsilon_m^S = M(y^e)^2 - M^2(y^e y) / M y^2, \quad k_m = M(y^e y) / M y^2, \\ A(y) = k_m \cdot y + \Delta y : & \quad \varepsilon_m^T = D y^e - \text{cov}^2(y^e, y) / D y, \quad k_m = \text{cov}(y^e, y) / D y, \quad \Delta y = M y^e - k_m \cdot M y. \end{aligned} \quad (2)$$

В приведенных формулах $M y$, $M y^e$, $M y^2$, $M(y^e)^2$ обозначают начальные моменты первого и второго порядков текущей сигнатуры и эталона; $M y^e y$ - смешанный ковариационный момент; $D y$, $D y^e$ - дисперсии сигнатуры и эталона; $\text{cov}(y^e, y)$ - корреляционный момент; Δy^e , k_m - смещение и коэффициент масштабирования.

3. Алгоритм распознавания с самообучением

Рассмотрим использование КЭМ для решения задачи распознавания в режиме автоматической классификации. На основе оценок близости (2) в соответствии с алгоритмом распознавания для каждого эталонного пикселя y^e и текущей сигнатуры y вычисляется значение $\varepsilon_m(y, y^e)$, среди которых находится наименьшая $\varepsilon_{\min}(y)$. Если эта оценка меньше заданного порога $\varepsilon_{\min}(y) < \delta$ пиксель считается распознанным и на основе полученных параметров формируется соответствующая запись в выходном файле. При оценке $\varepsilon_{\min}(y) > \delta$ по описанию сигнатуры y формируется новый эталон. Рассмотрим вариант, когда новый эталон формируется на множестве пикселей, не удовлетворяющих условию $\varepsilon_{\min}(y) < \delta$. В этом случае возможен выбор такого эталона y^e , для которого границы множества пикселей получаемого класса эквивалентности $K(y^e, A)$, имели бы оптимальные, в смысле покрытия, области пересечения с аналогичными границами ранее сформированных эталонов. В зависимости от вида инвариантного преобразования A и типа пороговой величины $\delta = \Delta^2$ выбор эталона, удовлетворяющего нашим требованиям, может осуществляться по разным схемам. Для наглядности рассмотрим на плоскости, изображенной на рисунке 1, варианты получаемых границ множеств пикселей для различных классов эквивалентности.

Вначале исследуем метод распознавания, инвариантный тождественному преобразованию. Области покрытия множеств распознаваемых пикселей при постоянном пороге Δ для эталонов e_1 , e_2 , e_3 на рисунке 1 являются круги с радиусами $\Delta_1 = \Delta_{21} = \Delta_3 = \Delta$. При адаптивном пороге, величина которого меняется пропорционально норме пикселя, для эталона e_3 границей области покрытия будет окружность радиуса $\Delta_{22} = \Delta_1 \cdot \|e_2\| / \|e_1\|$, что следует из пропорциональности соответствующих отрезков. Таким образом, в методе распознавания на базе оценки ε_m^I , инвариантной тождественному преобразованию, и постоянного порога Δ , в качестве эталона следует выбирать любой нераспознанный пиксель y , удаленный от каждого из имеющихся эталонов на величину $\Delta \cdot \lambda$. Эта величина определяется из условия покрытия всего множества пикселей сферами одинакового радиуса (на плоскости $\lambda = \sqrt{3}$). При

адаптивном пороге для покрытия сферами всего множества точек меньшим числом эталонов выбор необходимо осуществлять среди пикселей с наибольшей нормой.

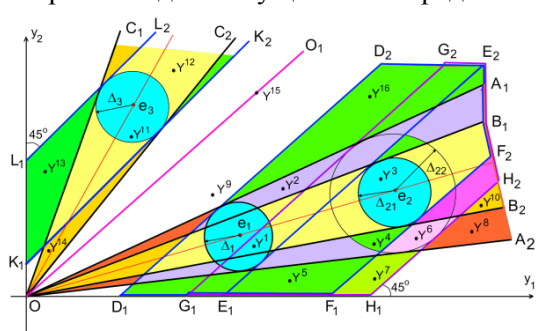


Рисунок 1. Изображения на плоскости различных классов эквивалентности $K(E, A, \Delta)$ в зависимости от метода распознавания.

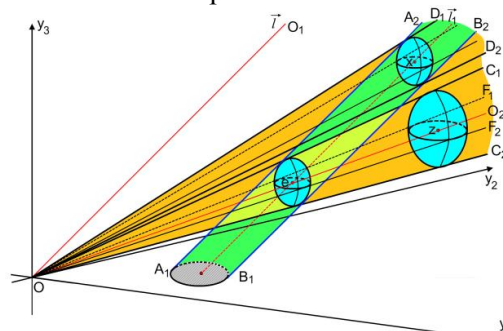


Рисунок 2. Изображения областей пикселей в пространстве при распознавании для класса эквивалентности $K(E, \varepsilon^T, \Delta)$.

Далее рассмотрим метод, основанный на оценке сходства ε_m^D , инвариантной относительно смещения. Здесь преобразование координат распознаваемого пикселя y осуществляется путем их изменения на постоянную величину $\Delta y = M y^e - M y$, $\tilde{y}_i = y_i + \Delta y$. Поэтому, областью покрытия для любого эталона будет поверхность с направляющим вектором $\vec{l} = (1, 1, \dots, 1)$. В пространстве границей покрытия является цилиндрическая поверхность. Для эталона e_1 на рисунке 1 областью покрытия будет сегмент, ограниченный прямыми линиями D_1D_2 и E_1E_2 , а также отрезком D_1E_1 . Для этого метода с постоянным порогом на рисунке 1 приведен эталон e_2 , который совместно с эталоном e_1 дает наилучшее покрытие. При адаптивном пороге выбор эталона e_2 не является оптимальным, так как имеется существенное пересечение областей покрытия $D_1D_2E_2E_1$ и $G_1G_2H_2H_1$. Таким образом, при адаптивном пороге и оценке сходства ε_m^D эталон предпочтительней выбирать из множества пикселей с наибольшей нормой.

Теперь рассмотрим метод, основанный на оценке сходства ε_m^S , инвариантной относительно преобразования подобия (масштабирования). Областью покрытия для этого метода будет конус (на плоскости сектор). При адаптивном пороге при выборе очередного эталона в этом случае необходимо только исключать возможности пересечения областей покрытия. Других ограничений здесь нет. При постоянном пороге выбор эталона следует осуществлять более целенаправленно. Очевидно, что эталон следует выбирать из множества пикселей с наименьшей нормой, так как в этом случае будет получен конус с большим телесным углом. На рисунке 1 для двух эталонов e_1 и e_2 приведены области покрытия A_1OA_2 и B_1OB_2 соответственно с очевидным включением второй области в составе первой.

Рассмотрим последний метод, базирующийся на оценке сходства ε_m^T , инвариантной относительно смещения и масштабирования. Для данного метода, если $y \in \mathbf{R}_2$, областью покрытия для любого эталона будет вся плоскость. Исключение составляют точки прямой OO_1 , для которых ввиду того, что $Dy = 0$, определить коэффициент масштабирования k_m не представляется возможным. На рисунке 2 в пространстве изображена область покрытия, генерируемая этим методом. Наглядно эту область покрытия можно представить как часть пространства, которую замечает конус при скольжении своей осью OO_1 по прямой l . Выбор эталонов в этом методе аналогичен вариантам, рассмотренным для оценки сходства ε_m^T .

4. Критерии оценок близости сигнатур при сжатии

Одним из базовых принципов сжатия информации является возможность восстановления данных с заданной точностью. Применительно к алгоритмам сжатия, в основу которых положены корреляционно-экстремальные методы распознавания, это означает, что должна контролироваться ошибка между описаниями исходного y и аппроксимируемого $A(y^e)$ пикселей. В определенном роде задача сжатия здесь является обратной задаче распознавания, где ошибка считается по описанию эталона y^e и преобразованному описанию сигнатуры $A(y)$. В рассматриваемых ниже методах сжатия в качестве оценки близости $\hat{\varepsilon}_m(A)$ пикселя y с эталоном y^e берется минимальное значение среднеквадратической ошибки $\hat{\varepsilon}(A)$ по параметрам оператора A . Ошибка $\hat{\varepsilon}(A)$ вычисляется по описаниям исходного пикселя y и аппроксимируемого $A(y^e)$, аналогично (1):

$$\hat{\varepsilon}_m(A) = \min_A \hat{\varepsilon}(A) = \min_A \left\| y - A(y^e) \right\|^2 / n = \min_A \sum_{i=1}^n (y_i - A(y_i^e))^2 / n. \quad (3)$$

Корреляционно экстремальные алгоритмы сжатия ГСИ базируются на распознавании методами сравнения с эталонами, используемом в режиме самообучения. При различных операторах преобразований A на основе решения оптимизационной задачи (3) можно получить несколько оценок сходства и на их основе методов распознавания, используемых при сжатии:

$$\begin{aligned} A(y^e) = y^e : \quad & \hat{\varepsilon}_m^I = M(y^e)^2 + M y^2 - 2 \cdot M y^e y, \\ A(y^e) = y^e + \Delta \hat{y}^e : \quad & \hat{\varepsilon}_m^D = D y^e + D y - 2 \cdot \text{cov}(y^e, y), \quad \Delta \hat{y}^e = M y - M y^e, \\ A(y^e) = \hat{k}_m \cdot y^e : \quad & \hat{\varepsilon}_m^S = M y^2 - M^2 (y^e y) / M (y^e)^2, \quad \hat{k}_m = M (y^e y) / M (y^e)^2, \\ A(y^e) = \hat{k}_m \cdot y^e + \Delta \hat{y}^e : \quad & \hat{\varepsilon}_m^T = D y - \text{cov}^2(y^e, y) / D y^e, \quad \hat{k}_m = \text{cov}(y^e, y) / D y^e, \quad \Delta \hat{y}^e = M y - \hat{k}_m \cdot M y^e. \end{aligned} \quad (4)$$

Величины $\Delta \hat{y}^e$, \hat{k}_m это параметры смещения и коэффициента подобия при преобразовании эталона.

5. Алгоритм сжатия ГСИ на базе распознавания с самообучением

На основе оценок близости (4) в соответствии с алгоритмом распознавания для каждого эталонного пикселя y^e и текущей сигнатуры y вычисляется значение $\hat{\varepsilon}_m(y, y^e)$, среди которых находится наименьшая $\hat{\varepsilon}_{\min}(y)$. Если эта оценка больше заданного порога $\hat{\varepsilon}_{\min}(y) > \delta$, то на основе описания сигнатуры y формируется новый эталон. При $\hat{\varepsilon}_{\min}(y) < \delta$ пиксель считается распознанным и на основе полученных параметров формируется соответствующая запись в выходном файле. Для всех приведенных оценок сходства (4) в обязательном порядке передается номер эталона. Значения $\Delta \hat{y}^e$ и \hat{k}_m передаются действительными переменными. Поэтому, длины структур для записи параметров в зависимости от количества эталонов и используемой оценки сходства могут варьироваться от 1, 5, 5 и 9 байт до 4, 10, 10 и 12 байт.

Как и для методов распознавания проведем исследования влияния различных параметров алгоритмов на результаты сжатия. Рассмотрим вначале методы сжатия при использовании стационарного порога установления сходства сигнатур. Анализ полученных оценок сходства (4) применительно к сжатию ГСИ показывает, что для оценок, инвариантных к смещению и тождественному преобразованию области покрытия такие же, как и при распознавании. При сжатии с оценкой, инвариантной к преобразованию подобия, область покрытия существенно отличается от аналогичной области при распознавании и представляет собой цилиндр с центральной осью, проходящей через эталонный пиксель. На рисунке 3 область покрытия при сжатии с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^S$ обозначена многоугольником $OA_1A_2B_2B_1O$. Рассмотрим сжатие с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^T$ и область покрытия при использовании данного метода. Визуально эту область покрытия можно представить как часть пространства, которую замечает цилиндр, являющийся областью покрытия при сжатии с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^S$, и с шаром внутри, являющимся областью покрытия с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^I$, при качении ее внутри цилиндра, являющегося областью покрытия

при сжатии с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^D$. Для эталона e_1 на рисунке 3 это пространство, полученное от перемещения цилиндра $OA_1A_2B_2B_1O$, при качении шара внутри цилиндра $E_1E_2F_2F_1$. Анализ методов сжатия с постоянным порогом показывает, что нет зависимости получаемых областей покрытия от нормы эталонных пикселей.

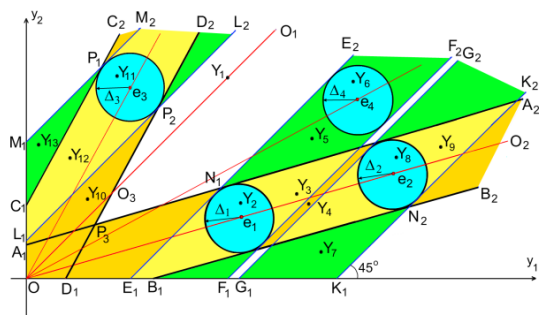


Рисунок 3. Изображения областей пикселей различных классов эквивалентности $K(E, A, \Delta)$ при сжатии ГСИ с фиксированным порогом.

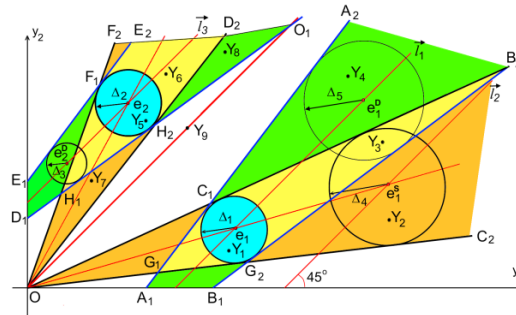


Рисунок 4. Изображения областей пикселей разных классов эквивалентности $K(E, A, \Delta)$ при сжатии ГСИ с адаптивным порогом.

Теперь рассмотрим методы сжатия при использовании адаптивного порога для оценки сходства сигнатур и определим области покрытия. Как следует из графического представления областей покрытия при сжатии на рисунке 4, они не изменились от соответствующих областей покрытия, полученных при распознавании для оценок $\hat{\varepsilon}_m^I$ и $\hat{\varepsilon}_m^S$. Для оценки $\hat{\varepsilon}_m^D$ границей области покрытия будет поверхность усеченного конуса с центральной осью, параллельной \vec{l} , и сложного вида направляющей. На рисунке 4 эта область покрытия для эталона e_1 представлена в виде поверхности $A_1A_2B_2B_1$. Для оценки $\hat{\varepsilon}_m^T$ областью покрытия будет часть пространства, заматаемая конусом, получаемым для оценки $\hat{\varepsilon}_m^S$, при перемещении его направляющих по направляющим усеченного конуса, получаемым для оценки $\hat{\varepsilon}_m^D$. На рисунке 4 область покрытия для оценки $\hat{\varepsilon}_m^T$ будет определяться перемещением конуса B_2OC_2 по поверхности усеченного конуса $A_2A_1B_1B_2$. Для данного типа порога в методах сжатия от нормы эталона зависят две области покрытия, получаемые для оценок сходства $\hat{\varepsilon}_m^D$ и $\hat{\varepsilon}_m^S$.

6. Оптимизация сжатия ГСИ на базе КЭМ распознавания

Рассмотрим возможности оптимизации методов сжатия ГСИ. Для этого вначале зафиксируем необходимые для решения задачи оптимизации граничные возможности каждого из методов. Пусть при сжатии ГСИ, содержащего M пикселей, размерностью описания n каждого из них получено m эталонов. Тогда, основное уравнение сжатия при двухбайтовом описании компонент пикселя запишется так

$$(2 \cdot n \cdot m + M \cdot \gamma) \cdot K_c = 2 \cdot n \cdot M, \quad (5)$$

где K_c – коэффициент сжатия. Отсюда, для метода сжатия с оценкой сходства, инвариантной относительно тождественного преобразования $\hat{\varepsilon}_m^I$, максимальный коэффициент K_c меньше чем n , для оценок сходства $\hat{\varepsilon}_m^D$ и $\hat{\varepsilon}_m^S$ коэффициент сжатия $K_c < n/3$, а для оценки сходства $\hat{\varepsilon}_m^T$ коэффициент сжатия $K_c < n/5$. Из формулы (5) также следует, что сжатие с оценкой сходства $\hat{\varepsilon}_m^I$ предпочтительнее сжатия с оценками сходства $\hat{\varepsilon}_m^D$ и $\hat{\varepsilon}_m^S$, если разность в количестве эталонов, получаемых этими методами удовлетворяет выражению $m_I - m_D < 2 \cdot M/n$ и $m_I - m_S < 2 \cdot M/n$ соответственно. Аналогично, методы сжатия с оценками сходства $\hat{\varepsilon}_m^D$ и $\hat{\varepsilon}_m^S$ более эффективны, чем метод сжатия с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^T$, если выполняются условия

$m_D - m_T < 2 \cdot M / n$ и $m_S - m_T < 2 \cdot M / n$ соответственно. При выполнении выражения $m_I - m_T < 4 \cdot M / n$ необходимо при сжатии воспользоваться методом, базирующимся на оценке сходства, инвариантной тождественному преобразованию.

Как следует из вышеизложенного, количество получаемых эталонов зависит от пороговой величины δ , метода распознавания и способов формирования эталонов. Наиболее эффективный способ минимизации количества эталонов для каждого метода сжатия заключается в построении областей покрытия всех пикселей n -мерными сферами на базе их сплошной плотной укладки (с пересечениями граней). Однако, данный способ формирования эталонов не может быть реализован в методах сжатия так как не обладает необходимым быстродействием. Для решения задачи уменьшения количества формируемых эталонов предлагается следующий алгоритм, практически не влияющий на вычислительную сложность методов распознавания. Суть данного решения состоит в формировании эталона на базе нераспознанного пикселя y и изменении его описания с целью увеличения расстояний до границ уже имеющихся эталонов. Таким образом, получение описания нового эталона с номером v осуществляется в соответствии со следующим выражением,

$$y_v^e = y + \sum_{i \in Q} l_i, \text{ где } l_i = (y - y_i^e) \cdot (\lambda \cdot \sqrt{\delta / \hat{\varepsilon}_{m,i}} - 1), \text{ а } Q = \{ i \in \overline{1, v-1} \mid \hat{\varepsilon}_{m,i} < \delta \cdot \lambda^2 \}, \quad (6)$$

где $\hat{\varepsilon}_{m,i}$ оценка сходства нераспознанного пикселя y с эталоном y_i^e , а Q - множество номеров эталонов, для которых $\hat{\varepsilon}_{m,i}$ удовлетворяет заданному условию.

Особое внимание здесь необходимо обратить на задание параметра λ . Очевидно, что при значении $\lambda = 2$, будет иметь место касание сфер, что не соответствует идее сплошной укладки, а при значении $\lambda = 1$ мы получаем исходный алгоритм сжатия. Как уже отмечалось оптимальное значение λ при $n = 2$ равно $\sqrt{3}$, а при $n = 3$ равно $2\sqrt{2/3}$. Оптимальные значения λ для любой размерности описания пикселя n пока не получены и возможно на этом направлении помогут работы [7, 8].

Рассматривались также варианты задания начального множества эталонов по результатам кластерного и дискриминантного анализов данных [3, 9]. В плоскости двух собственных векторов автокорреляционной матрицы, вычисленной по пикселям изображения, решалась задача получения кластеров, на основе которых формировались группы эталонов, включающие не более двух пикселей. Другая возможность задания начального описания множества эталонов предопределялась цветовой палитрой изображения.

7. Экспериментальные исследования

Эксперименты в области решения задач распознавания и сжатия проводились на фрагменте файла ГСИ f100520t01p00r12 спектрометра AVIRIS на основе 224 частот с длинами волн в диапазоне от 365.9298 до 2496.236 нм. Исходное ГСИ было представлено матрицей размерами 813×2109 пикселей с разрешением 17.3 м с проведенной фильтрацией сигнатур. Использовался двухбайтовый формат представления значений амплитуды спектра. Фрагмент был представлен строками с 251 по 550 исходной матрицы, изображение которого приведено на рисунке 5. На рисунке 6 представлены результаты распознавания пикселей фрагмента методами с оценками сходства ε_m^T и ε_m^I (более темный оттенок серого) со значением $\sigma = 2$. В качестве эталонов использовалась область изображения, соответствующая палитре моря в составе 20 пикселей.

Следующая часть экспериментов была посвящена сжатию ГСИ. В таблице 1 приведены коэффициенты сжатия для различных значений σ и количество необходимых эталонов для восстановления с заданной ошибкой. Вначале рассмотрим вопрос выбора порога сжатия ГСИ. Отметим, что при $\sigma = 1$ и методе с оценкой ε_m^I количество распознанных пикселей на один эталон в среднем составляет 50, что в 4.5 раз меньше размерности описания. Это означает, что данное значение порога способствует описанию только шумовой составляющей пикселя, тогда как информационная составляющая начинает проявляться при пороге $\sigma = 1.5$.



Рисунок 5. Изображение фрагмента ГСИ f100520t01p00r12.

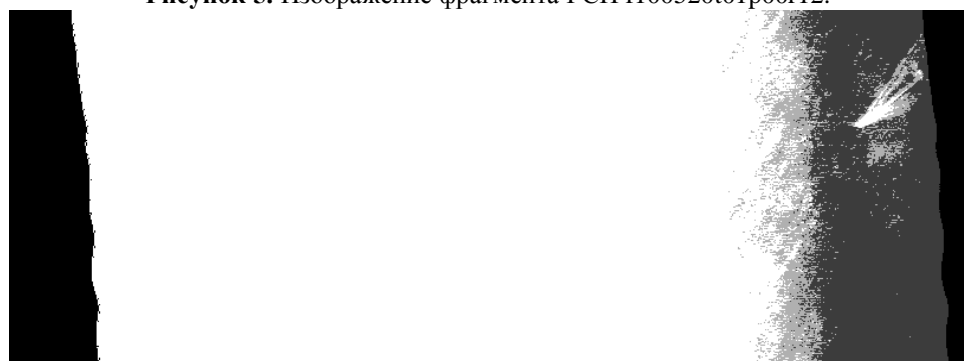


Рисунок 6. Результаты распознавания палитры моря на фрагменте ГСИ с $\sigma = 2$ и оценками ε_m^T и ε_m^I

Таблица 1. Результаты сжатия фрагмента ГСИ различными методами.

Адаптивный порог сжатия	Метод сжатия \ с оценкой	$\hat{\varepsilon}_m^I$	$\hat{\varepsilon}_m^S$	$\hat{\varepsilon}_m^D$	$\hat{\varepsilon}_m^T$
$\sigma = 1$	Количество эталонов	4335	2051	3428	1683
	Коэффициент сжатия	44.97	45.87	36.43	34.22
$\sigma = 1.5$	Количество эталонов	1131	510	879	414
	Коэффициент сжатия	109.87	64.58	58.83	41.63
$\sigma = 2$	Количество эталонов	544	245	429	201
	Коэффициент сжатия	149.4	69.5	66.0	43.2

Из таблицы 1 так же следует, что коэффициент сжатия наиболее зависим от количества эталонов для метода с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^I$, поэтому, основная часть экспериментов далее была проведена именно с этим методом. Как показали эксперименты, в результате применения алгоритма формирования эталонов на базе формулы (6) их количество может быть сокращено до 5% (в среднем на 2% при различных значениях параметра λ и номеров пикселей изображения, взятых в качестве начальных точек). В этом случае выбор начального множества эталонов практически не влиял на итоговый результат сжатия. Следует также отметить волнообразный характер функции количества эталонов в зависимости от номера распознаваемого пикселя относительно базового аналога метода сжатия. Так же отмечено, что при значении $\lambda > 1.2$ происходит устойчивое увеличение числа эталонов. Можно предположить, что это происходит потому, что при этих значениях нарушается целостность покрытия сферами множества пикселей. Исследования также показали, что при сжатии ГСИ со случайным выбором последовательности пикселей количество эталонов колеблется в среднем в пределах тех же 2%. Так при использовании базового алгоритма сжатия с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^I$ и адаптивным порогом со значением $\sigma = 2$ число эталонов с средним при 60 экспериментах составило ≈ 536.4 со среднеквадратическом отклонении 8.5 пикселей. При этом коэффициент сжатия изменяется в пределах от 148.64 до 151.60. Для базового алгоритма с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^S$

среднее число получаемых эталонов равнялось 236.8 при отклонении 4.8 и изменением коэффициента сжатия в пределах от 69.46 до 69.9.

Рассмотрим еще один фрагмент изображения размерами $500 \times 753 \times 224$, состоящий из строк ГСИ MoffettField с номерами от 101 до 600, и который изображен на рисунке 7. Большое разнообразие подстилающей поверхности является основным отличием данного ГСИ от рассмотренного выше изображения. Для сжатия с оценкой $\hat{\varepsilon}_m^l$ и адаптивным порогом со значением $\sigma = 10$ при выборе в качестве начальных строк с номерами 75 и 239 было получено наибольшее количество эталонов 826 и 824 соответственно. Наименьшее количество эталонов 785 было получено при случайном выборе последовательности строк распознаваемых пикселей. При адаптивном пороге со значением $\sigma = 5$ и случайном выборе строк число эталонов было получено в диапазоне от 9123 до 9236, тогда как базовый алгоритм сжатия при последовательном выборе распознаваемых пикселей формирует 9369 эталонов. Таким образом, еще одной возможностью сокращения числа эталонов является использование случайного выбора строк распознаваемых пикселей. Этот результат можно объяснить устранением влияния при формировании эталонов большой коррелированности соседних строк изображения.

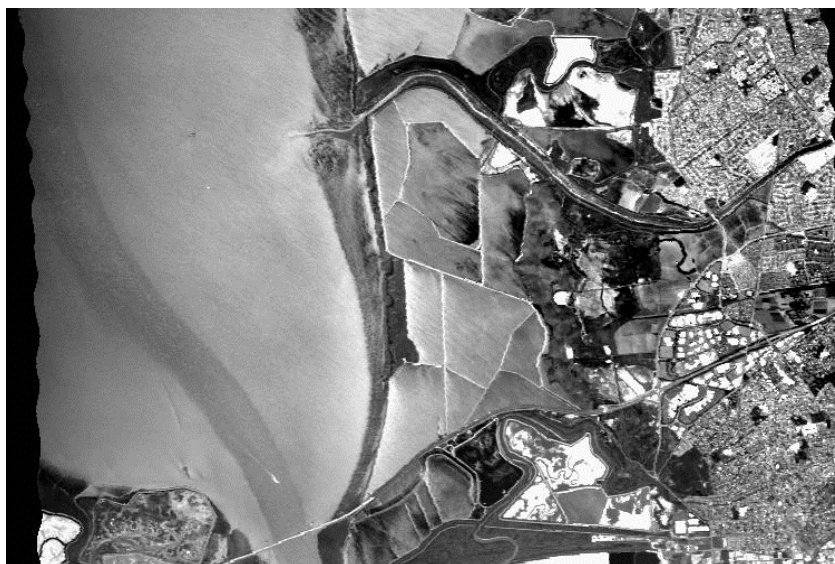


Рисунок 7. Изображение фрагмента ГСИ MoffettFiel.

8. Заключение

Проведенные исследования и эксперименты на реальных ГСИ позволяют оценить эффективность от применения того или иного метода сжатия. Теоретически установлены предельные коэффициенты сжатия для каждого метода. Показано, каким образом, и для каких типов порогов можно уменьшить количество получаемых эталонов при сжатии. Предложен алгоритм формирования эталонов с более эффективным представлением множества пикселей набором многомерных сфер. Показано, что предложенные методы и рекомендации позволяют уменьшить количество эталонов и как следствие увеличить коэффициенты сжатия, а так же целенаправленно выбрать нужный метод распознавания и сжатия.

9. Благодарности

Работа выполнена при поддержке Российского Научного Фонда, проект № 16-11-00068-П и гранта РФФИ № 18-07-00715.

10. Литература

- [1] Лебедев, Л.И. Корреляционно – экстремальные контурные методы распознавания. Теоретические основы: Учебное пособие / Л.И. Лебедев – Нижний Новгород: Изд-во Нижегородского государственного университета, 2013. – 113 с.

- [2] Лебедев, Л.И. Распознавание и классификация объектов гиперспектрального изображения / Л.И. Лебедев // Материалы V Международной научной конференции: «Региональные проблемы дистанционного зондирования земли» - Красноярск, СФУ, 2018. – С. 138-143.
- [3] Лебедев, Л.И. Пространственный анализ гиперспектральных изображений / Л.И. Лебедев, А.О. Шахлан // GraphiCon: Труды 28-й Международной научной конференции по компьютерной графике и машинному зрению – Томск, ТПУ, 2018. – С. 150-153.
- [4] Лебедев, Л.И. Комплексный анализ и мониторинг состояния окружающей среды на основе данных ДЗЗ / Л.И. Лебедев, Ю.В. Ясаков, Т.Ш. Утешева, В.П. Громов, А.В. Борусьяк, В.Е. Турлапов // Компьютерная оптика. – 2019. – Т. 43, № 2. – С. 282-295. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-2-282-295.
- [5] Лебедев, Л.И. Оптимизация вычислительной сложности алгоритмов сжатия с потерями гиперспектральных изображений / Л.И. Лебедев, А.О. Шахлан // Сборник трудов V международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ) – Самара: новая техника, 2019. – С. 218-222.
- [6] Lebedev, L.I. Optimization of computational complexity of lossy compression algorithms for hyperspectral images / L.I. Lebedev, A.O. Shakhlan // CEUR Workshop Proceedings. – 2019. – Vol. 2391. – P. 297-301.
- [7] Viazovska, M.S. The sphere packing problem in dimension 8 / M.S. Viazovska // arXiv: 1603.04246, 2016.
- [8] Cohn, H. The sphere packing problem in dimension 24 / H. Cohn, A. Kumar, S.D. Miller, D. Radchenko, M. Viazovska // arXiv:1603.06518, 2016.
- [9] Gromov, V.P. Analysis and object markup of hyperspectral images for machine learning methods / V.P. Gromov, L.I. Lebedev, V.E. Turlapov // CEUR Workshop Proceedings. – 2019. – Vol. 2391. – P. 309-317.

Geometric aspects of the correlation-extreme methods of object recognition and compression of GSI

L.I. Lebedev¹

¹NSU im. N. I. Lobachevsky, Ulyanov street 10, Nizhny Novgorod, Russia, 603005

Abstract. The paper presents the research results of correlation-extreme methods of signature recognition and compression methods of GSI with controlled losses depending on the method of selecting standards, on the threshold value, on the type of threshold used and on the chosen type of invariant transformation. Recommendations are formulated on the selection of these parameters in order to more effectively form a multitude of standards. Experiments were carried out on a fragment of a real GPS.