

Задача детектирования границ объектов гиперспектральных изображений

Т.Ш. Утешева¹, К.К. Пухкий¹, В.Е. Турлапов¹

¹Национальный исследовательский нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского, Гагарина 23, Нижний Новгород, Россия, 903950

Аннотация. Задача детектирования границ методом Канни (John F. Canny) исследована как взаимодополняющий инструмент анализа, сегментации и классификации объектов гиперспектральных (HSI) и многосенсорных изображений. Исследованы возможности различных мер расстояния между N-мерными векторами сигнатур в детектировании классов и состояний объектов HSI: углового расстояния (в форме косинуса угла); коэффициента корреляции Пирсона; нормы Евклида. Прежде всего анализировались возможности в ситуации когда класс должен быть определен для всех или части каналов HSI по содержимому контура объекта, детектированного методом Канни по части каналов вплоть до одного, или на основании естественной классификации по гистограмме распределения значений соответствующей метрики или по значениям в отдельных каналах. На основе результатов исследования реализована адаптация алгоритма Канни (John F. Canny) для детектирования границ HSI, отделяющая классы и подклассы объектов HSI. В качестве ведущей метрики для детектирования класса выбраны: а) угловое расстояние; б) коэффициент корреляции Пирсона. Величины среднеквадратических отклонений, средних по сигнатуре, евклидовых норм сигнатур используются как признаки классификации второго уровня. В качестве источника дальнейшего анализа предлагаются разности эталонов сигнатур классов, соответствующих однородным участкам изображения оконтуренным методом Канни.

1. Введение

Задача детектирования границ объектов изображений является классической задачей обработки изображений. Для двумерных одноканальных изображений разработано множество различных методов и алгоритмов, которые хорошо представлены в открытых источниках. Форма границ объекта, его площадь и другие характеристики, связанные с формой, являются важными признаками классификации объекта изображения. Одним из первых, и до сих пор признано лучшим детектором границ, является детектор границ Канни [1].

В исследовании гиперспектральных изображений (HSI) роль детектирования границ и формы объекта казалось бы становится существенно более скромной из-за возможности детектировать класс объекта по одной лишь спектральной характеристике одного пикселя принадлежащего объекту. А найти границы объекта после его классификации представляется тривиальной задачей.

На самом деле, работая с гиперспектральным изображением, мы получаем возможность детектировать частотные признаки объекта и всех возможных его состояний многими сенсорами, работающими в разных диапазонах длин волн. При этом мы можем выделить

границы объекта в любом канале или группе каналов, где он выражен достаточно контрастно. Затем передать эти границы уже как маску объекта в другие каналы, где границы могут не детектироваться, но зато детектируются его подклассы или состояния. Используя одновременно несколько каналов или даже несколько сенсоров для детектирования границы объекта HSI или детектирования его класса, мы каждый раз должны использовать отображение сигнатуры пикселя на скалярную метрику, способную детектировать границу и искомые признаки подкласса или состояния. В этих условиях задачи детектирования границ, сегментации и классификации объектов HSI становятся взаимодополняющими инструментами исследования гиперспектральных и многосенсорных изображений. Раскрытие потенциала, заложенного в мультисенсорном исследовании изображений и межсенсорной корреляции данных на шаблонах объектов и их состояний, требует исследования и разработки инструментария, включая адаптацию хорошо зарекомендовавших себя одноканальных алгоритмов. Одной из областей хозяйствования, ожидающих решений и инструментов в той области является точное земледелие.

2. Обзор публикаций по теме исследования

В публикации [2] 2014 года рассмотрена задача выделения границ объектов HSI на основе различных мер сходства спектральных характеристик (сигнатур) пикселей изображения и уточнения их оценки и оценки градиента при известных характеристиках шума. Приведены примеры, в которых корреляционные оценки дают существенно лучшие результаты по оценке контура, чем яркости в каналах. Предложено полиномиальное сглаживание сигнатуры в интересах сжатия изображения и метод коррекции атмосферных искажений на этой основе с привлечением оценки статистического профиля атмосферных искажений конкретного HSI.

Ведутся исследования возможности детектирования границ на базе многомерных статистических методов распознавания образов. Так в работе [3] 2006 года предложено использовать оценку функции плотности совместной вероятности (joint probability density function) двух соседних сигнатур. Основная идея подхода заключается в том, что пиксельные комбинации, характерные для границ объектов, встречаются редко и их можно рассматривать как выбросы. Границы объектов детектируются областями с низкой плотностью совместной вероятности. Подход интересен в связи с возможностью дополнительной индикации границы для обеспечения ее замкнутости, что очень часто оказывается актуальным несмотря на многие достоинства метода Канни. Как отмечают авторы, предлагаемый подход является вычислительно дорогостоящим.

Распространенным является подход, при котором на первом этапе осуществляется предварительная кластеризация N -мерных пикселей с применением различных спектральных мер сходства с последующим этапом сегментации или классификации объектов интереса, что значительно упрощает задачу формирования границ. Например, в работе [4] исследована классификация по *спектральному углу* (Spectral Angle Mapper SAM). Метод классификации по спектральному углу используется для анализа соответствия спектра неизвестного материала и априорно заданного эталонного значения спектра, характеризующего класс. В терминах HSI под спектром понимается вектор признаков (сигнатура), характеризующий пиксель HSI. Отмечено преимущество метода SAM, заключающееся в том, что он чувствителен только к направлению вектора сигнатуры, и игнорирует их длину, что обеспечивает стабильность классификации при различной освещенности исследуемых объектов.

Использование объединенного пространства признаков (пространственно-спектрального), учитывающего как спектральную, так и пространственную корреляцию между пикселями – еще одно направление в решении задачи кластеризации и детектирования объектов HSI.

В публикации [5] 2017 года предложен подход к классификации объектов HSI, основанный на гравитационных моделях (GEDHSI), предусматривающих оценку пространственной близости с последующим детектированием краев. Основные идеи метода: (1) между любыми двумя пикселями в пространстве признаков существует гравитация; (2) вычисляемая гравитация подчиняется закону гравитации в физическом мире; (3) все пиксели перемещаются в пространстве признаков в соответствии с законом движения до тех пор, пока система не

достигнет устойчивого гравитационного равновесия; (4) краевые пиксели и некраевые пиксели разделяются на два разных кластера.

В публикации [6] 2017 года получил дальнейшее развитие подход [3]. Плотность вероятности схожести соседних пикселей внутри объекта также полагается существенно более высокой, чем на границе. Для локальной оценки пространственно-спектральной близости в радиусе 5 пикселей формируется матрица сходства по каждой из трех метрик оценки: Spectral Angle Mapper (SAM); Spectral Gradient Angle (SGA); Spectral-Spatial Variance (SSV). Итоговая матрица формируется как произведение данных трех. Далее на основе матрицы строится характеристическое уравнение, решение которого определяет границу между объектами HSI.

В работе [7] предложен алгоритм классификации на базе метода распознавания с самообучением, определяющий значения параметров преобразования совмещения для каждой сигнатуры пикселя, сравниваемой с эталоном. Сходство с эталоном устанавливается по величине среднеквадратического отклонения преобразованной сигнатуры от эталона. Для оконтуривания сформированных плотных групп детектируемых объектов (например, пятен нефти, деревьев и т.д.) разработан геометрический алгоритм построения невыпуклой оболочки.

Важной задачей при использовании HSI является устранение избыточности при сохранении максимальной информативности. В связи с этим значительное внимание уделяется управляемым и неуправляемым методам снижения размерности данных. В [8] задача сегментации решается трехэтапной процедурой: уменьшение размерности гиперспектрального изображения; один из классических алгоритмов сегментации; процедура объединения областей, основанная на приоритетных очередях. Для оптимизации параметров алгоритмов и анализа различных подходов к сегментации использованы известные показатели качества сегментации (глобальная ошибка согласованности и индекс Ранда). В [9] предполагается, что HSI, дополненные информацией о поляризации и превратившиеся в поляризованные гиперспектральные изображения (PHSI), будут в силу расширения информативности обладать еще большим потенциалом в задачах обнаружения и кластеризации объектов.

Таким образом, можно говорить о том, что исследования, поддерживающие решение рассматриваемой задачи ведутся активно. В настоящий момент узким местом является этап оценки качества решения, что обусловлено отсутствием или недостаточным качеством реальных тестовых материалов по эталонам. Приятным исключением является исключительно проработанный и насыщенный эталонами множества полезных минералов инструментарий лаборатории USGS Spectroscopy Lab (www.usgs.gov/labs/spec-lab) [10]. Наличие библиотеки точных ориентированных на уникальные спектральные признаки эталонов, в том числе реализуемые на небольшом числе каналов вплоть до единичных, стимулировало там создание уникального инструментария для удаления континуума, позволяющего поэтапно выделять нужные аддитивные компоненты. В этих условиях создание инструментов глубокого исследования собственно материала конкретного и, одновременно, уникального HSI становится еще более актуальным.

3. Методы исследования

Многоступенчатый алгоритм Канни (Кэнни) известен как самый успешный для детектирования границ объектов полутонных изображений. Алгоритм надежно работает, имеет открытые реализации. Применение алгоритма Канни к отдельному каналу HSI не является, таким образом, проблемой. В случае HSI для применения детектора Канни необходимо как минимум свернуть N -мерный вектор сигнатуры пикселя изображения к скалярной величине так, чтобы достаточно полно использовать информацию всех или заданной части каналов HSI. Прежде всего – это информация о классах (подклассах) и их состоянии. Проблема адаптации алгоритма для HSI состоит в том, чтобы заставить его также хорошо работать на произвольной совокупности каналов HSI, исследовать параметры его работы в зависимости от используемой метрики произвольной части N -мерного пикселя.

При выборе метрик будем исходить из того, что в класс объектов, представленных N -мерными векторами пикселей HSI, входят те, которые однонаправлены с вектором эталона класса в N -мерном пространстве или его k -мерном подпространстве, существенном для

классификации, с точностью до определенного ε , соответствующего используемой метрике. То есть, к одному классу должны быть отнесены вектора связанные линейной зависимостью.

В качестве детектора линейной зависимости между двумя векторами \mathbf{x} и \mathbf{y} пикселей гиперспектрального изображения, на заданной выборке из k каналов, можно использовать ряд величин: а) ковариацию (1),

$$\text{cov}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = E[(\mathbf{x} - E\mathbf{x})(\mathbf{y} - E\mathbf{y})]; \quad (1)$$

б) коэффициент корреляции Пирсона (2)

$$r(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \text{cov}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) / (\sigma_{\mathbf{x}} \cdot \sigma_{\mathbf{y}}) = \text{cov}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) / (\sqrt{D_{\mathbf{x}}} \cdot \sqrt{D_{\mathbf{y}}}), \quad (2)$$

где E – момент первого порядка; D – дисперсия; σ – среднеквадратическое отклонение;

с) угол между векторами в k -мерном пространстве:

$$\cos(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}) / (|\mathbf{x}| \cdot |\mathbf{y}|), \quad (3)$$

где $|\mathbf{x}|$ и $|\mathbf{y}|$ – модули, или евклидовы нормы, векторов \mathbf{x} и \mathbf{y} .

Наиболее интересными детекторами класса представляются нормированные величины, т.е. (2) и (3), а из них – последняя, которая характеризует величину спектрального угла, имеет ясный физический смысл и достаточно широко используется в практике геоинформатики. Нормирующие величины $|\mathbf{x}|$ и $|\mathbf{y}|$, и среднеквадратических отклонений $\sigma_{\mathbf{x}}$, $\sigma_{\mathbf{y}}$, их отношения или квантованные значения могут быть использованы также как признак классификации нижнего уровня.

Исследованы возможности указанных метрик в детектировании классов, подклассов и состояний объектов HSI. Возможности анализировались как для ситуации, когда эталоны классов заданы, так и для случая, когда класс должен быть определен на основании естественной классификации по гистограмме в исследуемой метрике, и, прежде всего, когда класс определяется контуром по одному или нескольким каналам в одной спектральной области, а затем исследуется в другой, в том числе полной, спектральной области.

Исследованы возможности взаимоопределяемости контура объекта, построенного по классическому алгоритму выделения границ Канни на одной части спектра, на классификацию и построение границ объектов гиперспектрального изображения на другой части спектра. Исследована возможность и метрики построения иерархической классификации в границах детектированного контура объекта. В иерархии классификации подтвержден приоритет угловых метрик на этапе детектирования контура объекта и формирования классов, и роль евклидовой нормы на этапе выделения подклассов. Как признаки классификации нижних уровней могут также использоваться нормирующие величины среднеквадратических отклонений или средних величин по сигнатуре. Исследуется также детектирование уникальных состояний (последовательности состояний), который может потребовать оценки чебышевской метрики в характерной части спектра. Для анализа и количественной оценки уникальных состояний объектов класса используются величины среднего и дисперсии по каналам HSI.

4. Результаты экспериментов

Исследование выполнено для основных типов объектов, присутствующих на HSI Moffett Field. Это HSI выбрано по причине наибольших, из всех открытых HSI, разнообразия, неоднородности и сложности объектов изображения. И, прежде всего, - разнообразия водных объектов. Это территория первого в USA заповедника водно-болотных угодий, который в силу обстоятельств расположен внутри городских территорий. Таким образом, это HSI наиболее интересно для различения малых вариаций состояния объектов как иерархической системы классов. Результат исходного эксперимента, определяющего наилучшую метрику для детектирования контуров объектов, претендующих на роль классов, показан на рис. 1.

Из сравнения случаев (а), (б), (с) видно, что наилучшей метрикой является косинус угла отклонения сигнатуры текущего пикселя от эталона. Получены отчетливые контуры для большинства объектов. Эксперимент проведен для сигнатур разной размерности. Увеличение числа каналов приводит к увеличению детализации изображения.

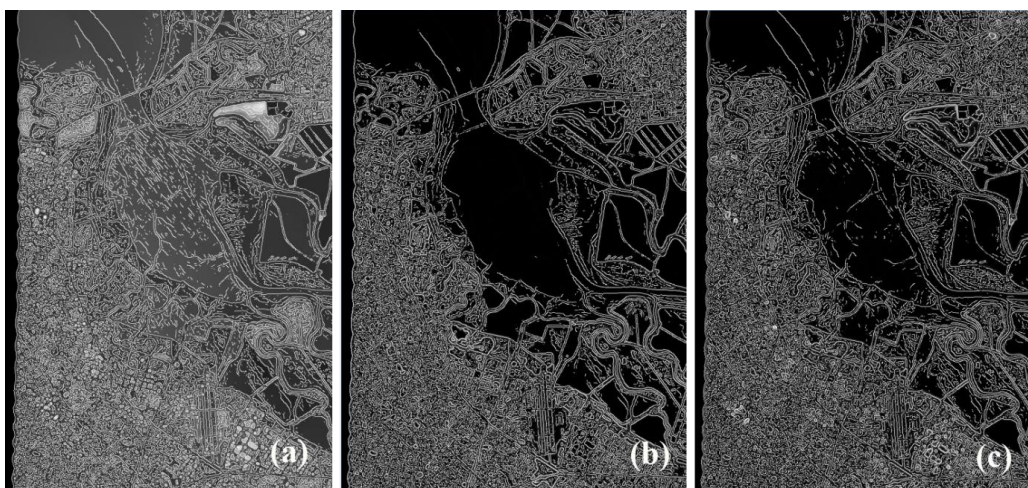


Рисунок 1. Фрагмент №1 HSI Moffett Field. Границы, детектированные алгоритмом Канны при оценке метрики по первым 43 каналам: (а) по евклидовой норме сигнатуры пикселей; (б) по спектрально-угловой метрике, выраженной косинусом угла с эталоном воды; (с) по коэффициенту корреляции Пирсона также с эталоном воды.

На рис.2 показан тот же фрагмент Moffett Field (усечен снизу), по которому далее детектированы границы. Далее пять границ использованы как контуры областей, определяющих соответствующий класс (подкласс) на всем спектре каналов (Рис.3). При определении цвета каждого класса этим цветом заливается контур и все пиксели HSI, схожие с эталоном класса, определенным границами контура (внутренностью контура).

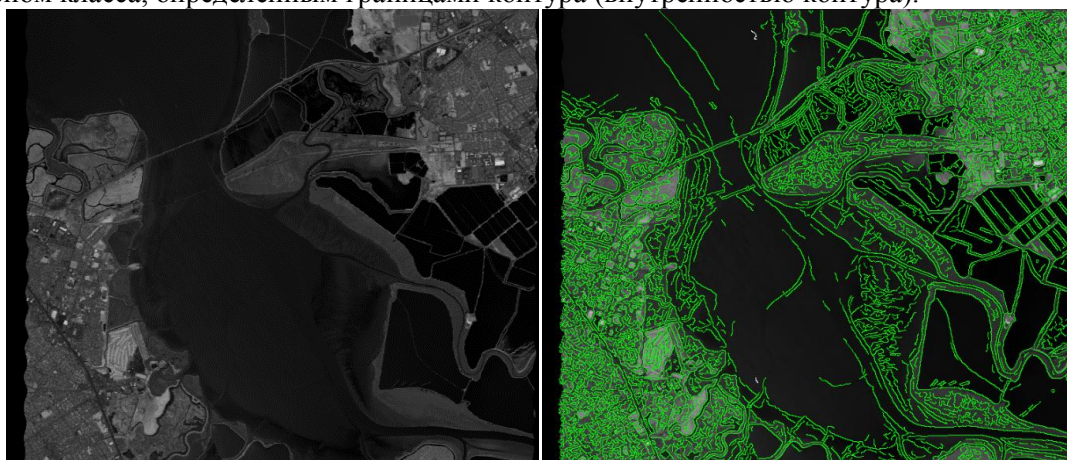


Рисунок 2. Усеченный снизу фрагмент №1 HSI Moffett Field по каналу 43 (753нм). Слева: исходное изображение. Справа: границы, детектированные алгоритмом Канны по спектрально-угловой метрике, выраженной косинусом угла с эталоном.

На Рис. 4(а) показан результат выбора класса окном в сочетании с назначением порога для косинуса предельного угла отклонения вектора сигнатуры от вектора эталона данного класса (значение порога равно 0.945). На рис. 4(б) показаны подклассы данного класса на интервалах примерно равных среднеквадратическому отклонению для класса. На рис. 5 показана сигнатура эталона класса воды, определенного на Рис.4(а), и эталоны трех его наиболее мощных подклассов разделенных по евклидовой норме; зависимость между сигнатурами эталонов довольно близка к линейной.

На рис.6 показаны класс воды и эталоны классов, соответствующих зонам 2-5 рисунка 3, которые демонстрируют наличие компонентов ортогональных эталону класса воды.

Эталоны, показанные на рисунке 7, визуально распадаются на два типа кривых: (2,3) и (4,5), также содержащие ортогональные компоненты, которые могут быть подвергнуты дальнейшему

разложению на подклассы или анализу их состояния. Признаком конкретного состояния в данном случае может быть значение чебышевской нормы состояния объекта, как метрики отклонения вектора сигнатуры состояния x от эталона класса y :

$$\|x - y\|_{\infty} = \max_i |x_i - y_i|, \quad (4)$$

например, превышение некоторого порога значения (например, 2000) в определенном (например, в 39) канале.

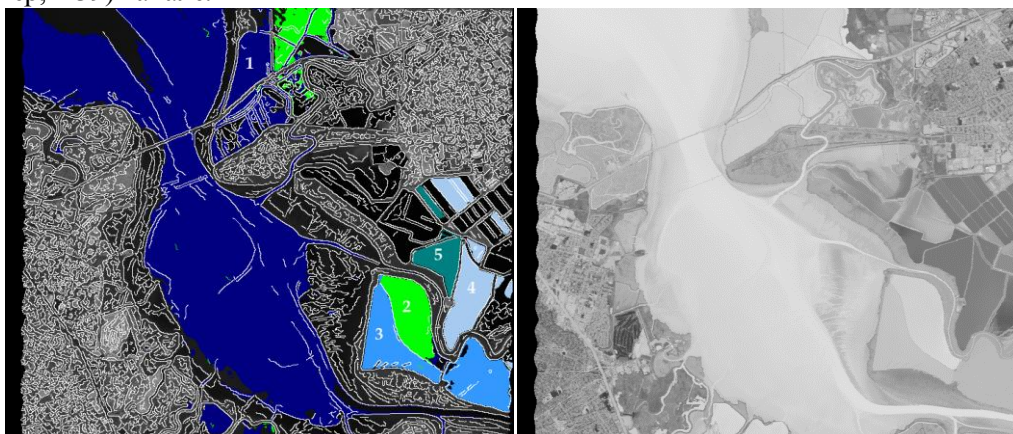


Рисунок 3. Слева: ряд границ (зоны 1-5) использованы как контуры областей, определяющих соответствующий класс (подкласс) на всем спектре каналов; одноименным цветом затем размечены зоны изображения, в которых сигнатуры пикселей HSI схожи с эталоном соответствующего класса. Справа показан канал №17 (521нм) после удаления континуума. Можно заметить соответствие его раскраски и классификации (слева), полученной на основе детектирования контуров по каналу №43.

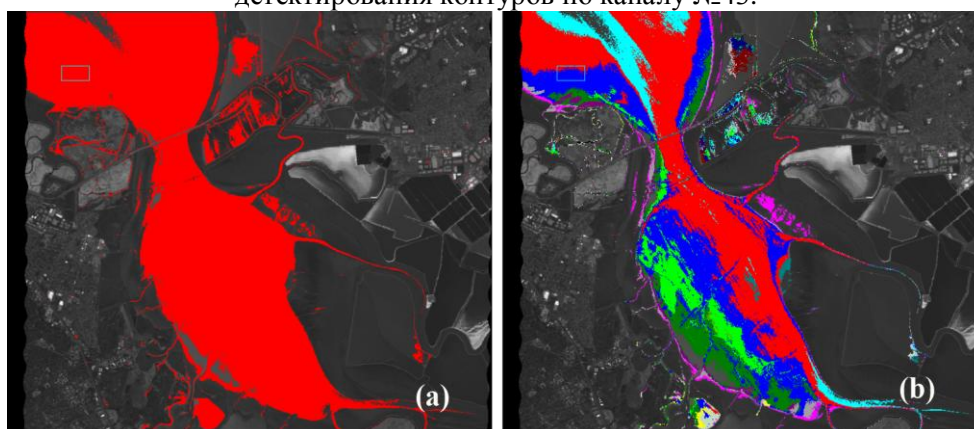


Рисунок 4. (а) Выбор эталона класса открытой воды окном (прямоугольник слева сверху) и соответствующее покрытие по спектрально-угловой метрике; (б) декомпозиция класса воды на подклассы по величине отношения евклидовой нормы сигнатуры к норме эталона воды.

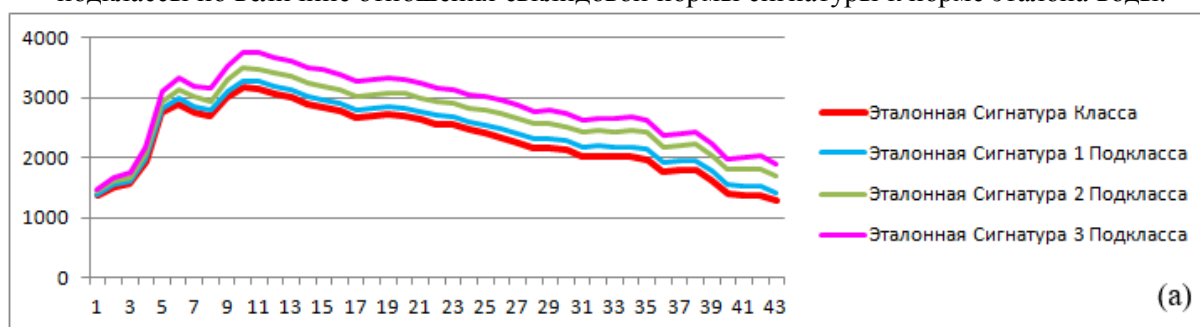


Рисунок 5. Пример анализа HSI по первым 96 каналам из 224: (а) эталон класса, выбранного окном и 3 подклассов воды по евклидовой норме.

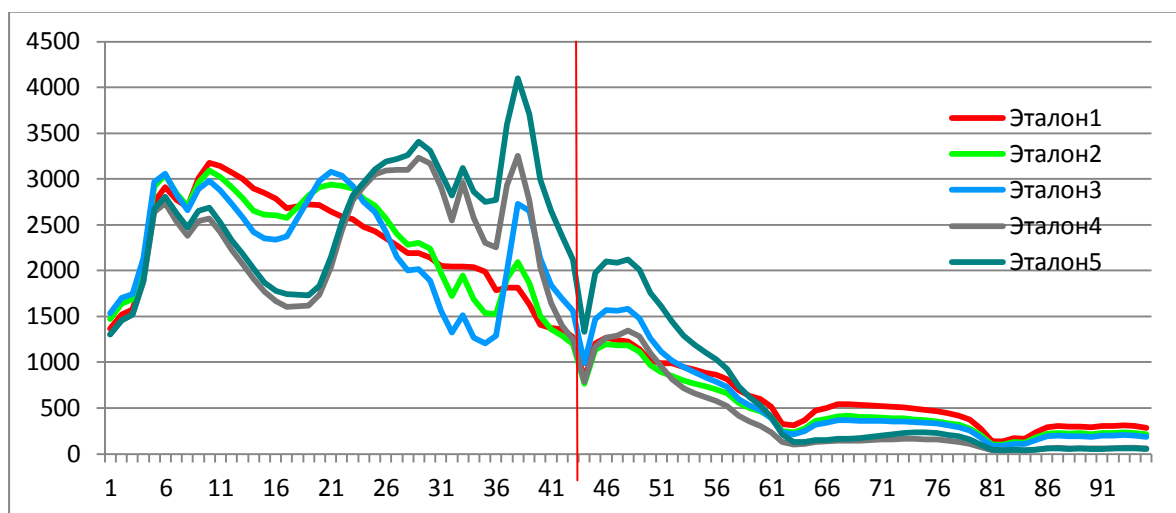


Рисунок 6. Анализ HSI по первым 96 каналам из 224: эталоны классов 2-5, согласно рис.3 (слева), эталон1 – эталон класса воды (рис.4а), практически совпадает с эталоном зоны 1 (рис.3)

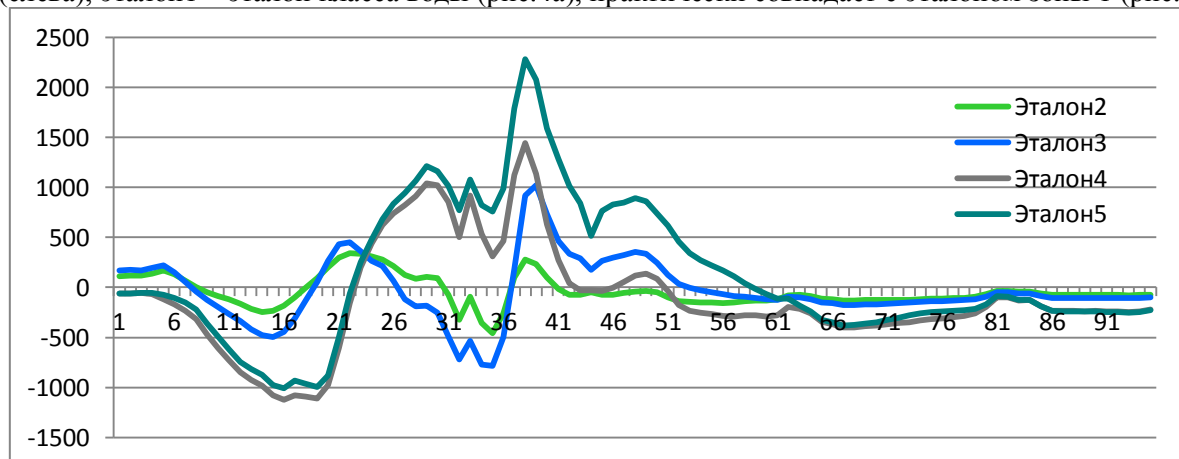


Рисунок 7. Анализ HSI по первым 96 каналам из 224: показаны эталоны составляющих, аддитивных к классу воды, полученные вычитанием эталона воды из эталонов классов 2-5 (см. рис.6).

5. Заключение

Задача детектирования границ методом Канни (John F. Canny) исследована как взаимодополняющий инструмент анализа, сегментации и классификации объектов гиперспектральных и многосенсорных изображений. На базе методов работы с многомерной сигнатурой пикселя HSI исследованы возможности различных мер расстояния между N-мерными векторами сигнатур в детектировании классов и состояний объектов HSI: углового расстояния (в форме косинуса угла); коэффициента корреляции Пирсона; нормы Евклида. Возможности анализировались как для ситуации, когда эталоны классов заданы, так и для случая, когда класс должен быть определен на основании естественной классификации по гистограмме распределения значений соответствующей метрики или по контуру объекта детектированному алгоритмом Канни по одному или нескольким каналам. В качестве ведущей скалярной метрики для детектора Канни по нескольким каналам рекомендован косинус угла отклонения от некоторого эталона (в эксперименте - эталона воды).

На основе результатов исследования реализована адаптация алгоритма Канни (John F. Canny) для выделения границ классов объектов HSI и их состояний.

В качестве ведущей для детектирования класса метрики выбраны: а) угловое расстояние в форме косинуса угла; б) коэффициент корреляции Пирсона. Нормирующие величины

среднеквадратических отклонений, или средних по сигнатуре, используются как признаки классификации нижних уровней.

6. Благодарности

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

7. Литература

- [1] Canny, J.A. Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – Vol. PAMI-8(6). – P. 679-698.
- [2] Ахметов, Р.Н. Модели формирования и некоторые алгоритмы обработки гиперспектральных изображений / Р.Н. Ахметов, Н.П. Стратилатов, А.А. Юдаков, В.И. Везенов, В.В. Еремеев // Исследование земли из космоса. – 2014. – Т. 1. – С. 17-28.
- [3] Verzakov, S. Edge Detection in Hyperspectral Imaging: Multivariate Statistical Approaches / S. Verzakov, P. Paclík, R.P.W. Duin // Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition. SSPR /SPR. Lecture Notes in Computer Science. – 2006. – Vol. 4109. – P. 551-559. DOI: 10.1007/11815921_60.
- [4] Rashmi, S. Spectral Angle Mapper Algorithm for Remote Sensing Image Classification / S. Rashmi, A. Swapna, S. Ravikiran // IJISSET - International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology. – 2014. – Vol. 1(4). – P. 201-205.
- [5] Sun, G. Gravitation-Based Edge Detection in Hyperspectral Images / G. Sun, A. Zhang // Remote Sens. – 2017. – Vol. 9(592). – P. 23. DOI: 10.3390/rs9060592.
- [6] Al-khafaji, S.L. Material Based Boundary Detection in Hyperspectral Images / S.L. Al-khafaji, A. Zia, J. Zhou, A.W.-C. Liew, 2017 [Electronic resource]. – Access mode: http://www.ict.griffith.edu.au/~junzhou/papers/C_DICTA_A_2017.pdf.
- [7] Lebedev, L.I. Complex analysis and monitoring of the environment based on Earth sensing data / L.I. Lebedev, Yu.V. Yasakov, T.Sh. Utesheva, V.P. Gromov, A.V. Borusjak, V.E. Turlapov // Computer Optics. – 2019. – Vol. 43(2). – P. 282-295. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-2-282-295.
- [8] Myasnikov, E.V. Hyperspectral image segmentation using dimensionality reduction and classical segmentation approaches // Computer Optics. – 2017. – Vol. 41(4). – P. 564-572. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-4-564-572.
- [9] Chen, Z. An Efficient Representation-Based Subspace Clustering Framework for Polarized Hyperspectral Images / Z. Chen, C. Zhang, T. Mu, T. Yan, Z. Chen, Y. Wang // Remote Sens. – 2019. – Vol. 11. – P. 1513. DOI: 10.3390/rs11131513.
- [10] Clark, R.N. Imaging spectroscopy: Earth and planetary remote sensing with the USGS Tetracorder and expert systems / R.N. Clark, G.A. Swayze, K.E. Livo, R.F. Kokaly, S.J. Sutley, J.B. Dalton, R.R. McDougal, C.A. Gent // J. Geophys. Res. – 2003. – Vol. 108(E12). – P. 5-1.

The task of detecting the boundaries of hyperspectral image objects

V.E. Turlapov¹, T.Sh. Utesheva¹, K.K. Puhky¹

¹National Research State University. N.I. Lobachevsky, Gagarin ave. 23, N. Novgorod, Russia, 903950

Abstract. The problem of boundary detection by the Canny method (John F. Canny) is investigated as a complementary tool for the analysis, segmentation and classification of hyperspectral (HSI) objects and multisensor images. The possibilities of various measures of the distance between the k-dimensional vectors of signatures in the detection of classes and states of HSI objects are investigated: the angular distance (in the form of the cosine of the angle); Pearson correlation coefficient; Euclidean norms. First of all, the possibilities were analyzed in a situation where the class should be determined for all or part of the HSI channels according to the content of the object contour detected by the Canny method for part of the channels up to one, or on the basis of a natural classification according to the histogram of the distribution of the values of the corresponding metric or by the values in individual channels. Based on the results of the study, an adaptation of the John F. Canny algorithm for detecting HSI boundaries is implemented, which separates classes and subclasses of HSI objects. The following metrics for class detection were selected: a) angular distance; b) Pearson correlation coefficient. Values of standard deviations, an average of the signature, Euclidean norms of signatures are used as signs of the second level classification. As a source of further analysis, the differences of pair of the class reference signatures, which corresponds to homogeneous image areas contoured by the Canny method are proposed.