

Анализ возможностей применения методов сегментации спутниковых изображений для выявления изменений в лесах

С.А. Барталев, Т.С. Ховратович

Институт космических исследований РАН,
117997 Москва, Профсоюзная 84/32
E-mails:bartalev@smis.iki.rssi.ru, kurat@smis.iki.rssi.ru

Настоящая работа посвящена оценке возможностей применения алгоритмов сегментации спутниковых изображений для выявления изменений в лесах, связанных с вырубками. В статье приводятся результаты сравнительного анализа четырех методов, использующих различные стратегии выделения связных областей на изображениях. Для сравнения используются критерии оценки близости построенных разбиений спутникового изображения на области к независимо полученным эталонным контурам вырубок леса. Предложен метод выбора наилучшего для решения предметной задачи алгоритма сегментации изображений и настройки его параметров.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, сегментация изображений, объектно-ориентированный подход, выявление изменений в лесах

Введение

Необходимость регулярного сбора информации о лесах на больших и часто труднодоступных территориях делает дистанционное зондирование одним из наиболее эффективных инструментов их мониторинга. Использование спутниковых систем наблюдения Земли с высоким пространственным разрешением в диапазоне 10-30 м, таких как, Landsat-TM/ETM+ и Spot4-HRVIR, обеспечивает возможность регулярного получения информации об основных изменениях в лесах с достаточной для решения большинства практических задач точностью. Такого рода спутниковые данные позволяют выявлять изменения в лесах в результате сплошных вырубок, гибели лесов в результате пожаров, болезней и многих других деструктивных факторов природного и антропогенного характера (Барталев С.А., 2005). В связи с все более возрастающими возможностями массового получения спутниковых данных высокого пространственного разрешения усиливается потребность в разработке методов их автоматического анализа. Одновременно, вследствие тенденции увеличения разрешения спутниковых данных, все большее развитие получает объектно-ориентированный подход к их обработке, направленных на более полное использование пространственной и текстурной информации об объектах на изображениях.

Данная статья посвящена одному из основных методических вопросов использования объектно-ориентированного подхода – выбору метода сегментации спутниковых изображений.

Объектно-ориентированный подход в задачах выявления изменений в лесах

Объектно-ориентированный подход к обработке данных дистанционного зондирования возник в 90-х годах двадцатого века и получил распространение, прежде всего, применительно к анализу изображений высокого пространственного разрешения (Blaschke и др., 2000). Возрастающий интерес к использованию объектно-ориентированных методов обработки спутниковых изображений наглядно демонстрируется ростом публикаций по этой проблеме (Blaschke, 2010).

В рамках данного подхода происходит анализ и классификация изображений не на уровне пикселей, а на уровне, так называемых, объектов, т.е. групп пикселей, объединенных на основе определенной совокупности критериев. При подобном подходе в качестве признаков для классификации могут использоваться не только спектральные яркости пикселей изображения, но и другие производные характеристики – статистические, текстурные, морфонологические, геометрические и другие. В качестве примеров такого рода признаков распознавания объектов на изображении, можно привести статистики распределения яркостей объектов, их площадь, периметр, эксцентриситет, вытянутость, энтропию или угловые моменты второго порядка (Theodoridis, Koutroumbas, 2003). Таким образом, при объектно-ориентированном подходе принятие решения об отнесении объекта к одному из классов может основываться на комплексном использовании признаков яркости, формы, текстуры и соседства с другими объектами.

Общая схема объектно-ориентированного анализа спутниковых изображений

В процедуре объектно-ориентированного анализа изображений можно выделить два этапа, первый из которых направлен собственно на выделение объектов, условно названный на рисунке 1 «обработка низкого уровня», и второй на их классификацию – «обработка высокого уровня».

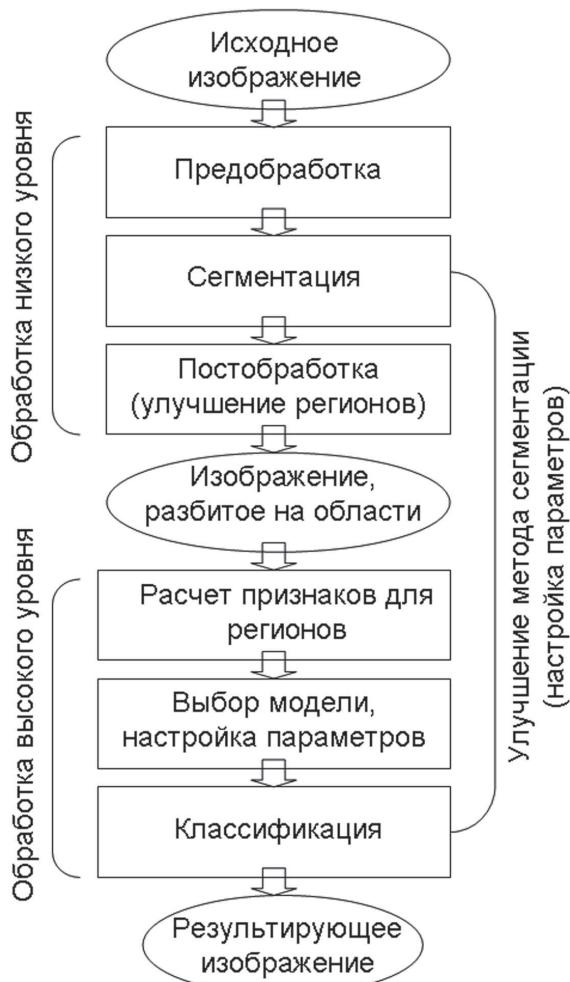


Рис 1. Общая схема объектно-ориентированного подхода к анализу изображений

В рамках первого этапа происходит предварительная обработка изображений с целью улучшения их качества, которая может включать в себя процедуры радиометрической и атмосферной коррекции, фильтрации шума или преобразования яркостного пространства. Затем, полученное изображение сегментируется, то есть разбивается на регионы, которые впоследствии проходят процедуру постобработки с целью, например, увеличения гладкости границ или уменьшения количества «дырок». Полученные объекты – области на изображении являются входными данными для этапа обработки высокого уровня.

На втором этапе по исходному изображению для каждого построенного региона вычисляется набор признаков. В зависимости от поставленной задачи это могут быть яркостные признаки, признаки формы, текстуры и другие. Далее происходит выбор модели классификатора и его локальная настройка, и затем объекты классифицируются. Результатом работы алгоритма является изображение, разбитое на регионы с присвоенными им значениями классов.

В зависимости от сложности анализа некоторые подэтапы могут пропускаться. Кроме того, при настройке параметров алгоритмов сегментации и классификации возможна обратная связь, то есть возвращение на более ранние шаги обработки. Так, например, в работе (Baatz, Schape, 2000) описан итерационный алгоритм сегментации-классификации, используемый для определения минимального размера объекта на изображении.

Преимущества и недостатки объектно-ориентированного подхода

Специфика анализа спутниковых данных при объектно-ориентированном подходе определяет ряд преимуществ по сравнению с традиционными пиксельно-ориентированными методами. Во-первых, ряд исследователей отмечают улучшение качества классификации спутниковых данных, по сравнению с попиксельной классификацией (Blaschke, 2010). Во-вторых, использование объектно-ориентированного подхода позволяет избежать при классификации изображений эффекта «соли и перца» (Blaschke, Strobl, 2001). В-третьих, данный подход позволяет выделять более сложные объекты на спутниковых данных, которые недоступны для детектирования стандартными методами. Например, в статье (Laliberte и др., 2004) объектно-ориентированный подход используется для отделения осины от других пород лиственного леса. В-четвертых, результаты объектно-ориентированной классификации, представленные в виде областей или контуров, проще интегрировать в ГИС для дальнейшего использования.

К недостаткам использования данного подхода можно отнести существенное увеличение сложности алгоритмов анализа изображений. Разработка методов объектно-ориентированного анализа изображений сопряжена с необходимостью создания и использования специальных алгоритмов сегментации и классификации, часто требующих больших вычислительных затрат по сравнению с попиксельными методами.

Последнее время появляются специальные пакеты прикладных программ объектно-ориентированного анализа спутниковых данных (Baatz, Schape, 2000), способствующие распространению этого подхода.

Из рисунка 1 можно видеть, что сегментация является ключевым этапом обработки данных, влияющим на эффективность всех дальнейших шагов анализа изображений, включая оценку значений признаков и классификацию объектов. Это обуславливает исключительную важность выбора наилучшего для рассматриваемой задачи алгоритма сегментации и настройки его параметров.

Методы сегментации спутниковых изображений

Анализ основных стратегий сегментации изображений

Под сегментацией понимается разбиение изображения на области по некоторым признакам. Предполагается, что получаемые области соответствуют реальным объектам или их частям. Часто для выделения областей одновременно используют два критерия, которые сильно связаны между собой: однородность области, определяемая уровнем сходства лежащих внутри ее пикселей, и неоднородность на границах областей, определяемая уровнем отличия граничных пикселей. При вычислении данных критериев используется значение яркости пикселей и отношение соседства на изображении.

Существует большое количество алгоритмов разделения изображения на однородные области. На основании одной из классификаций все алгоритмы относительно используемых ими стратегий можно разделить на алгоритмы, основанные на использовании цветового пространства, алгоритмы выделения границ, алгоритмы, основанные на разделении и слиянии областей, и комбинированные алгоритмы (Schiewe, 2002).

Алгоритмам, основанным на использовании цветового пространства, не требуется отношение соседства для принятия решения об отнесении пикселя к определенной области. Классическим примером данного семейства алгоритмов является сегментация изображения на основе кластеризации многомерной гистограммы (Guarnieri, Vettore, 2002). Хотя данная группа методов сегментации наиболее широко используется в дистанционном зондировании, можно предположить, что данные алгоритмы имеют ограниченную область применения для сегментации спутниковых данных. Ограничение связано тем, что значения коэффициентов отражения одного и того же объекта могут значительно меняться в пределах наблюдаемой сцены.

Подход, основанный на выделении границ, направлен на поиск наиболее сильных изменений яркости соседних пикселей на изображении, и обычно состоит из двух этапов: фильтрации изображения контурным фильтром, а затем процедуры выделения связных контуров. В работе (Барталев и др., 2009) представлен алгоритм, основанный на выделении границ для детектирования контуров гарей по спутниковым изображениям. Основным недостатком данной группы алгоритмов является их локальность: контурный фильтр фиксирует изменение яркости в некоторой окрестности точки и не учитывает распределения яркостей на всем изображении.

Одним из шагов алгоритма, использующего стратегии разделения и слияния областей, является проверка критериев однородности в случае слияния или неоднородности в случае разделения для соседних элементов изображения (пикселей, связных областей, всей сцены). Если значение критерия удовлетворяет некоторому условию, то две соседние области сливаются в одну (либо область разделяется на несколько частей). Современные алгоритмы часто вместе используют стратегии разделения и слияния для устранения явления пересегментации, то есть излишнего измельчения изображения, как например, к работе (Rehrmann, Priese, 1998).

Алгоритмы сегментации могут комбинировать несколько из выше описанных стратегий для достижения наиболее удачного результата.

Описание исследуемых методов сегментации спутниковых изображений

Ввиду сложности и многообразия алгоритмов сегментации изображений данное исследование ограничивается анализом следующих четырех методов выделения связных об-

ластей: кластеризация многомерной гистограммы, метод водораздела, метод выделения границ и метод разделения-слияния на гексагональной топологической решетке.

Метод кластеризации многомерной гистограммы состоит из нескольких этапов. На первом этапе строится многомерная гистограмма значений яркостей спутникового изображения с последующим ее размытием с помощью фильтра Гаусса необходимого радиуса и поиском ее локальных максимумов. Найденные локальные максимумы определяют количество исходных кластеров и их инициализацию. Далее, исходное изображение кластеризуется алгоритмом к-средних. После чего формируются связные области: соседние пиксели, попавшие в один кластер, принадлежат одному сегменту. Затем, на результирующем изображении удаляются сегменты меньшие минимального разрешенного размера, а соответствующие им пиксели добавляются к наиболее близким по яркости соседним сегментам.

В рамках метода водораздела предполагается рассматривать градиент исходного изображения в виде некоторого ландшафта, где значения яркости градиента представляет собой значения относительных высот. При заполнении данного ландшафта водой на участках с малыми значениями градиента образуются бассейны, а в точках с высокими его значениями пройдут линии водораздела, соответствующие границам однородных областей изображения. Алгоритм водораздела включает в себя следующую последовательность шагов. На первом этапе производится построение градиентного изображения, его Гауссовская фильтрация и поиск локальных минимумов градиента. Полученные минимумы градиента образуют точки роста регионов, в процесс которого на каждом последующем шаге рассматривается точка, не принадлежащая ни одной из текущих областей (неразмеченная) и восемь ее ближайших соседей. Если среди соседей есть размеченные точки, то неразмеченная точка присоединяется к той области, которой принадлежит размеченная соседняя точка с минимальным значением градиента. Порядок рассмотрения точек на изображении определяется величиной градиента в данной точке. Область заканчивает рост при «столкновении» с соседней областью, а сам алгоритм заканчивает работу, когда все точки изображения оказываются размеченными. Более подробно метод описан в (Kothe и др., 1995).

На первом этапе метода выделения границ на исходном изображении локализуются точки, соответствующие сильным перепадам значений яркости на границах объектов с использованием алгоритма Канни (Canny, 1986). Алгоритм Канни представляет собой следующую последовательность действий:

- фильтрация изображения для устранения шума;
- построение градиентов по направлениям;
- подавление отличных от максимальных локальных значений компонент градиента для уточнения размытых в результате фильтрации границ областей;
- пороговая фильтрация границ (разделение пикселей изображения на внутренние, слабые граничные и сильные граничные в зависимости от величины градиента);
- прослеживание сильных границ для устранения разрывов (слабые граничные пиксели включаются в итоговые границы, если они соседствуют с сильными граничными пикселями).

Затем исключаются из рассмотрения границы, длина которых меньше допустимого порогового значения. В заключение проводится процедура замыкания границ, представляющая собой разрастание областей от построенных границ к центру областей. Идея данной процедуры описана в работе (Златопольский, 1985).

Главной идеей метода разделения-слияния на гексагональной топологической решетке является использование специальной иерархической топологии. Топология формируется

с помощью системы «островов» разных уровней (масштаба). Каждый «остров» уровня 0 состоит из семи пикселей. Разбиение на «острова» изображения организовано так, что острова пересекаются. Острова уровня $n+1$ состоят из семи пересекающихся островов уровня n . На рисунке 2 показано как строятся острова разных уровней из пикселей изображения. Алгоритм сегментации начинается с разбиения исходного изображения на маленькие однородные по цвету регионы в рамках островов уровня 0. Затем регионы иерархически разрастаются в полные сегменты, то есть сначала в рамках островов уровня 1, затем уровня 2 и так далее. Процесс разрастания заключается в следующем: рассматриваются две пересекающиеся однородные области. Если расстояние в яркостном пространстве между точками, заданными средними значениями яркости для областей меньше порога, то области сливаются в одну. В противном случае общая часть двух областей относится к области, наиболее близкой ей по яркости и дальнейший рост области прекращается. Более подробно об иерархии и алгоритме написано в (Rehrmann, Priese, 1998).

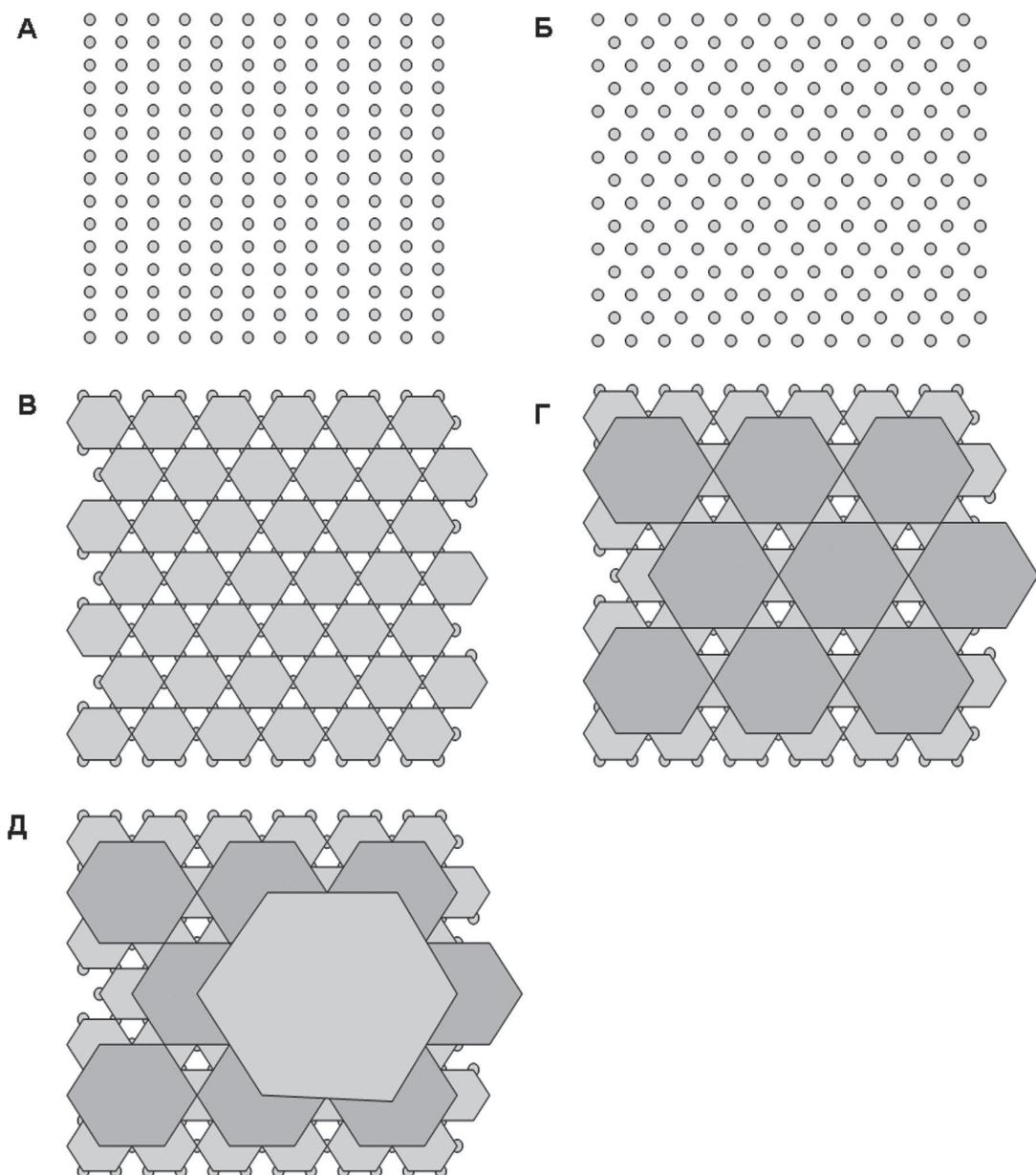


Рис. 2. Формирование гексагональной топологии: А – пиксели фрагмента изображения; Б – каждый второй ряд пикселей сдвигается на $\frac{1}{2}$ расстояния между пикселями, чтобы получить острова уровня 0; В – острова уровня 1; Г – острова уровня 2; Д – остров уровня 3

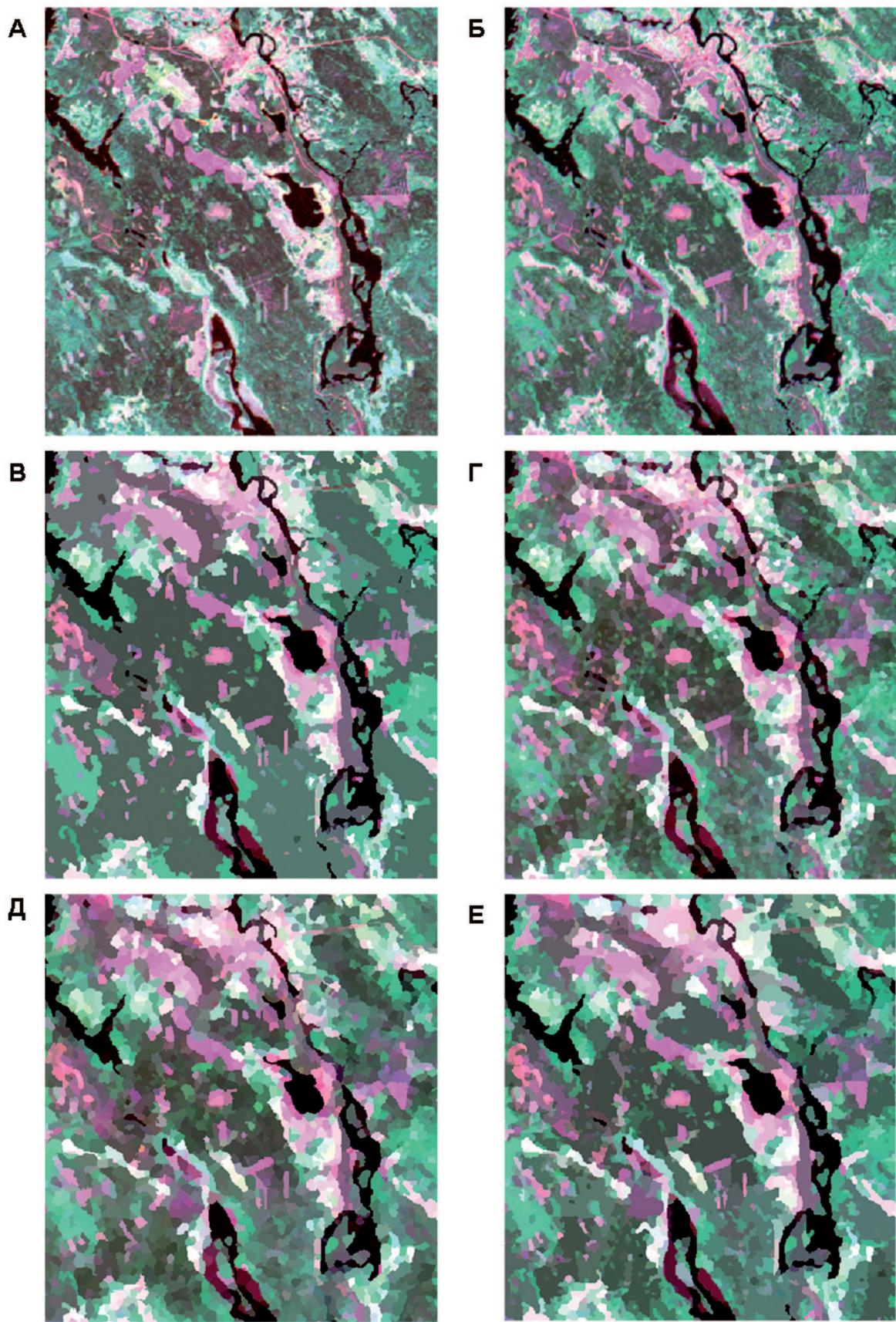


Рис. 3. Примеры разбиений на сегменты одиночного изображения Spot4-HRVIR: А – фрагмент изображения (Red – 0,61-0,68 мкм, Green – 0,78-0,89 мкм, Blue - 1,58-1,75 мкм) до изменений, Б - фрагмент изображения после изменений, В, Г, Д, Е – фрагменты сегментации с помощью различных алгоритмов: кластеризация многомерной гистограммы, водораздел, выделение краев, CSC

Сравнение исследуемых методов сегментации спутниковых изображений

Основные трудности сегментации

Вследствие неточного, интуитивного определения сегментации возможно множество решений задачи разделения изображения на однородные области. Например, на рисунке 3 представлены результаты сегментации одного и того же фрагмента спутникового изображения четырьмя вышеперечисленными алгоритмами. Выделяют следующие свойства, которыми должна обладать качественная сегментация (Verges-LLahi, 2005):

- однородность области по некоторым характеристикам, прежде всего цвету и текстуре;
- отличия значений выбранных характеристик для смежных областей;
- гладкость границ каждого сегмента;
- незначительное количество «дырок» внутри сегмента.

Из вышеперечисленных критериев вытекают три основных типа возможных недостатков сегментации:

- неправильная сегментация, когда контуры деления не совпадают с границами объектов на изображении;
- пересегментация, когда имеет место избыточное деление на области;
- недосегментация, когда имеет место недостаточное разделение.

Обычно алгоритмы сегментации используют несколько параметров, подбирая которые можно избежать последних двух недостатков. Однако первый недостаток можно преодолеть, только выбором подходящего алгоритма. Как показывают практические приложения, наиболее эффективные алгоритмы сегментации разработаны для конкретных задач с учетом специфики обрабатываемых изображений (Skrabek, Koschan, 1994).

Важным вопросом при использовании любого алгоритма сегментации является выбор типа входных данных. При анализе спутниковых изображений, имеющих большое число спектральных каналов, соответственно необходим выбор их подмножества, наиболее информативного для решения предметной задачи.

В настоящее время, не существует общей теории сегментации изображений, позволяющей получить исчерпывающие рекомендации по оптимальному выбору алгоритма и набора входных данных.

Критерии оценки качества сегментации изображения

Для численной оценки качества сегментации разработано большое количество критериев (Chabrier и др., 2006; Zang, 1996), которые можно разделить на две группы: критерии, не использующие информацию об идеальном разбиении изображения на сегменты, и критерии, основанные на вычислении меры отличия результатов сегментации и истинной формы объектов на изображении. В последнем случае контуры объектов на изображении, как правило, строятся экспертами. В данной работе исследовались только критерии второго типа, оценивающие насколько близко границы областей построенного разбиения расположены к границам эталонных объектов, в данном случае вырубок. Таким образом, оценивалось качество сегментации только интересующих объектов, а не сегментации спутникового изображения в целом. Были выбраны следующие критерии оценки качества сегментации, адаптированные к поставленной задаче (Левашкина, Поршнев, 2008):

- Number Relation (NR) – отношение 1 к среднему количеству областей, покрывающих эталонный контур:

$$NR = \frac{1}{N_{seg}},$$

где N_{seg} – количество областей, покрывающих эталонный контур;

- Area Relation (AR) – отношение площади эталонного контура к суммарной площади областей, ее покрывающих:

$$AR = \frac{S_{log}}{S_{seg}},$$

где S_{log} и S_{seg} – соответственно площади эталонного контура и областей, ее покрывающих;

- FOM – соответствует эмпирическому расстоянию между контурами:

$$FOM = \frac{1}{N_{I_s}} \sum_{i=1}^{N_{I_s}} \frac{1}{1 + d^2(i)}$$

где N_{I_s} – число пикселей контура вырубки I_s , $d(i)$ – расстояние от пикселя i контура вырубки I_s до построенного контура;

- Hausdorff – расстояние Хаусдорфа между двумя множествами пикселей (контуров):

$$Hausdorff = \max_s \min_t d(x_s, x_t)$$

где x_s и x_t – пиксели контура вырубки и построенных контуров, d – расстояние;

- Baddeley (при $p=2$) характеризует расстояние между эталонным и построенными контурами:

$$Baddeley = \sqrt{\frac{1}{N_{I_s(x)}} \sum_{x \in I_s(x)} (d(x, I_s) - d(x, I_t))^2}$$

где $N_{I_s(x)}$ – число пикселей внутри контура эталонного контура I_s , $I_{s(x)}$ – множество пикселей внутри контура I_s , I_t – построенный контур, d – расстояние;

- Average Distance (AD) – среднее значение ошибки сегментации:

$$AD = \frac{1}{N_{I_s}} \sum_{i=1}^{N_{I_s}} d(i)$$

где N_{I_s} – число пикселей эталонного контура I_s , $d_{(i)}$ – расстояние пикселя i эталонного контура I_s до построенного контура;

- Variance Distance (VD) – дисперсия ошибки сегментации:

$$VD = \frac{1}{N_{I_s} - 1} \sum_{i=1}^{N_{I_s}} (d(i) - AD)^2$$

где N_{I_s} – число пикселей эталонного контура I_s , $d(i)$ – расстояние от пикселя i эталонного контура I_s до построенного контура.

В случае такой сегментации изображения, что границы построенного разбиения совпадают с границами эталонных объектов, значения критериев NR, AR, и FOM должны стремиться к единице, а значения критериев Hausdorff, Baddeley, AD и VD – к нулю.

Обработка данных и полученные результаты

Экспериментальные данные

В работе использовались спутниковые данные Spot4-HRVIR летнего периода 2007 и 2008 годов. Прибор Spot4-HRVIR имеет четыре спектральных канала: зеленый (0,50-0,59 мкм), красный (0,61-0,68 мкм), ближний инфракрасный (0,78-0,89 мкм) и средний инфракрасный (1,58-1,75 мкм). Пространственное разрешение спутниковых данных составляет 20 м. База данных за каждый год состояла из 28 фрагментов, покрывающих тестовые участки размерами 20x20 км, расположенные на Европейском севере РФ, в районах, где ведется активная заготовка леса. На основе имеющихся спутниковых изображений исходные данные были дополнены масками сплошных вырубок, случившихся на тестовых участках в промежуток между летом 2007 и летом 2008 года. Маски вырубок были построены экспертом на основе визуального анализа изображений.

Метод обработки экспериментальных данных

На первом этапе спутниковые данные прошли процедуру радиометрической калибровки:

$$\rho_\lambda = \frac{\pi S_\lambda Q_{cal} d^2}{ESUN_\lambda \cos\theta_s},$$

где ρ_λ – представленное в значениях спектральной плотности энергетической яркости спутниковое изображение, d – расстояние от Земли до Солнца в астрономических единицах, $ESUN_\lambda$ – среднее значение солнечной освещенности, $\cos\theta_s$ – зенитный угол Солнца в градусах, S_λ – калибровочный коэффициент, Q_{cal} – соответствующее пиксели исходного изображения значение, выраженное в уровнях квантования сигнала (DN) на выходе спутникового прибора. Далее выполнялась нормализация изображений в каждом из спектральных каналов на основе следующего соотношения:

$$\rho_\lambda^* = \frac{\rho_\lambda - M_\lambda}{SD_\lambda} K_1 + K_2,$$

где M_λ – среднее значение ρ_λ , SD_λ – стандартное отклонение от среднего значения ρ_λ , K_1 и K_2 – коэффициенты ($K_1 = 50$, $K_2 = 128$). Затем строились RGB-изображения, в которых

R соответствовал красному, G – ближнему инфракрасному (ИК) и В – среднему инфракрасному спектральным каналам.

Для сегментации были выбраны красный (0,61-0,68 мкм), ближний ИК (0,78-0,89 мкм) и средний ИК (1,58-1,75 мкм) спектральные каналы, как наиболее чувствительные к изменениям в растительности (Барталев и др., 2010). Были построены два набора данных: одиночные изображения, полученные после изменений и разностные разновременные изображения. На этапе сегментации каждое изображение из двух наборов данных обрабатывалось каждым из четырех алгоритмов при варьировании их параметров. Границы варьирования параметров определялись эмпирически, исходя из визуальной оценки качества сегментации – от очевидной недосегментации до явной пересегментации. Шаг изменения параметра определялся так, чтобы при варьировании получилось 20-30 разных разбиений. После чего построенные данные передавались для оценки качества сегментации.

Для каждого разбиения с помощью построенной экспертом маски вырубок рассчитывались значения критериев NR, AR, FOM, Hausdorff, Baddeley, AD и VD.

Анализ полученных результатов

На основе проведенного вычислительного эксперимента для каждого рассматриваемого алгоритма были построены графики зависимости вышеперечисленных критериев качества от параметров алгоритмов. Некоторые из полученных зависимостей хорошо аппроксимируются известными функциями, например, линейными или степенными, а для других изменение значения функции от изменения значения параметров алгоритма носит случайный характер (рисунок 4). Для выбора оптимального критерия качества работы алгоритма были сформулированы следующие требования.

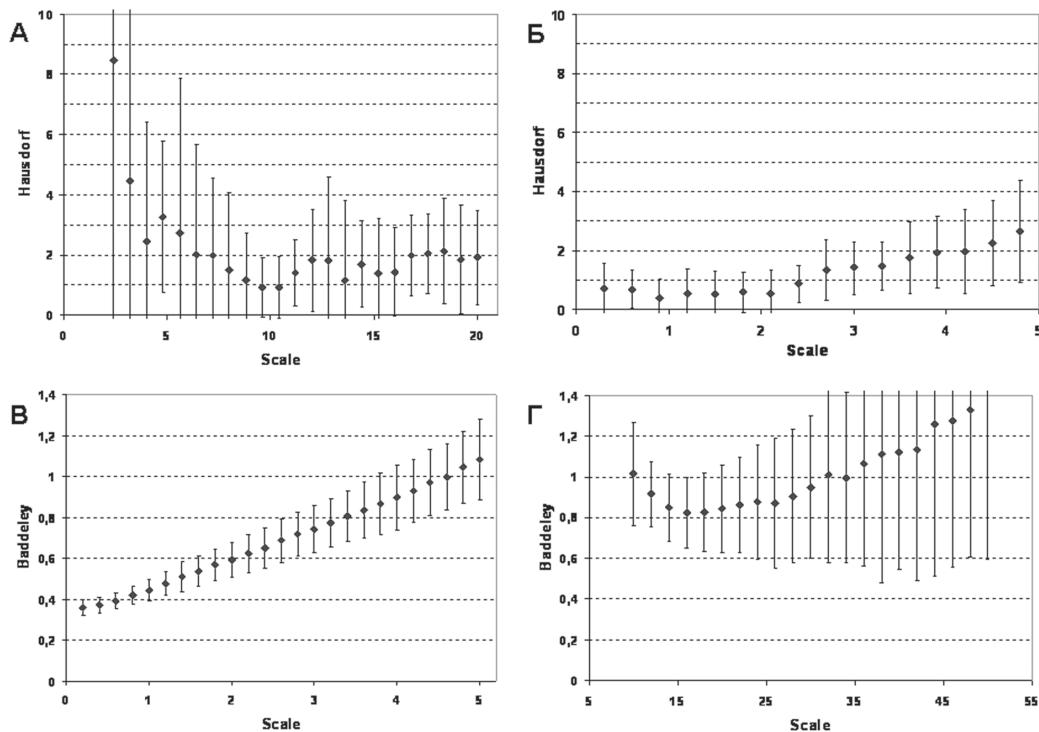


Рис. 4. Примеры графиков средних значений критериев оценки качества сегментации, построенных по выборке изображений: А – кластеризация гистограммы, Б – выделение краев, В – водораздел, Г – CSC

Во-первых, критерий должен достигать оптимального экстремума на интервале варьирования параметров алгоритма. Под точкой оптимального экстремума понимается точки, в которой критерии NR, AR, и FOM достигают максимума, а критерии Hausdorff, Baddeley, AD и VD минимума. Действительно, если оптимальный экстремум достигается на границе интервала варьирования параметров, при условии, что граничным значениям параметра соответствуют явления визуально определяемой недо- и пересегментации, то по данному критерию нельзя найти оптимальные параметры алгоритма. Если оптимальный экстремум не достигается на интервале варьирования параметров, то возможно два случая: либо критерий не чувствителен к изменению параметра алгоритма, либо алгоритм плохо выделяет объекты интереса. Для принятия решения о том, какой случай имеет место, использовалось следующее правило: если почти для всех алгоритмов данный критерий не достигает оптимального экстремума на интервале варьирования параметров, то имеет место случай плохого критерия, а если почти любой из критериев для определенного алгоритма не достигает оптимального экстремума на интервале варьирования параметров, то произошла неудовлетворительная сегментация. Заметим, что требование достигать оптимального экстремума актуально для всех рассматриваемых критериев оценки качества сегментации за исключением критерия VD, который характеризует не расстояние, а разброс расстояний между эталонными и построенным контурами в пределах одного изображения.

Во-вторых, критерий должен иметь низкую вариацию, то есть при переходе к соседнему значению параметра, значение функции не должно сильно меняться. Высокая вариация критерия отражает существенный уровень случайности в изменении его значений. Например, изображенный на рисунке 4-А критерий с большой вариацией не позволяет уверенно определить оптимальное значение параметра алгоритма.

В-третьих, критерий оценки качества сегментации должен иметь минимальную дисперсию. Дисперсия критерия в точке характеризует разброс значения критерия для разных изображений: чем меньше дисперсия критерия, тем лучше критерий описывает поведение всей выборки изображений. Рисунки 5 и 6 иллюстрируют поведение критериев качества AD и VD для рассматриваемых алгоритмов при сегментации одиночных и разностных изображений.

На основе вышеперечисленных требований была составлена таблица 1. Знак «+» в ней соответствует тому, что критерий качества сегментации удовлетворяет вышеперечисленным требованиям, а знак «-» – не удовлетворяет. Из таблицы можно видеть, что метод водораздела не позволяет корректно выделять границы вырубок и может быть исключен из дальнейшего рассмотрения.

Таблица 1. Удовлетворение критериев требованиям для каждого из алгоритмов

<i>Критерий</i>	<i>Кластеризация гистограммы</i>	<i>Водораздел</i>	<i>Выделение краев</i>	<i>CSC</i>
NR	-	-	-	-
AR	+	-	+	-
FOM	+	-	+	+
Hausdorff	-	-	+	+
Baddeley	+	-	+	+
AD	+	-	+	+
VD	+	+	+	+

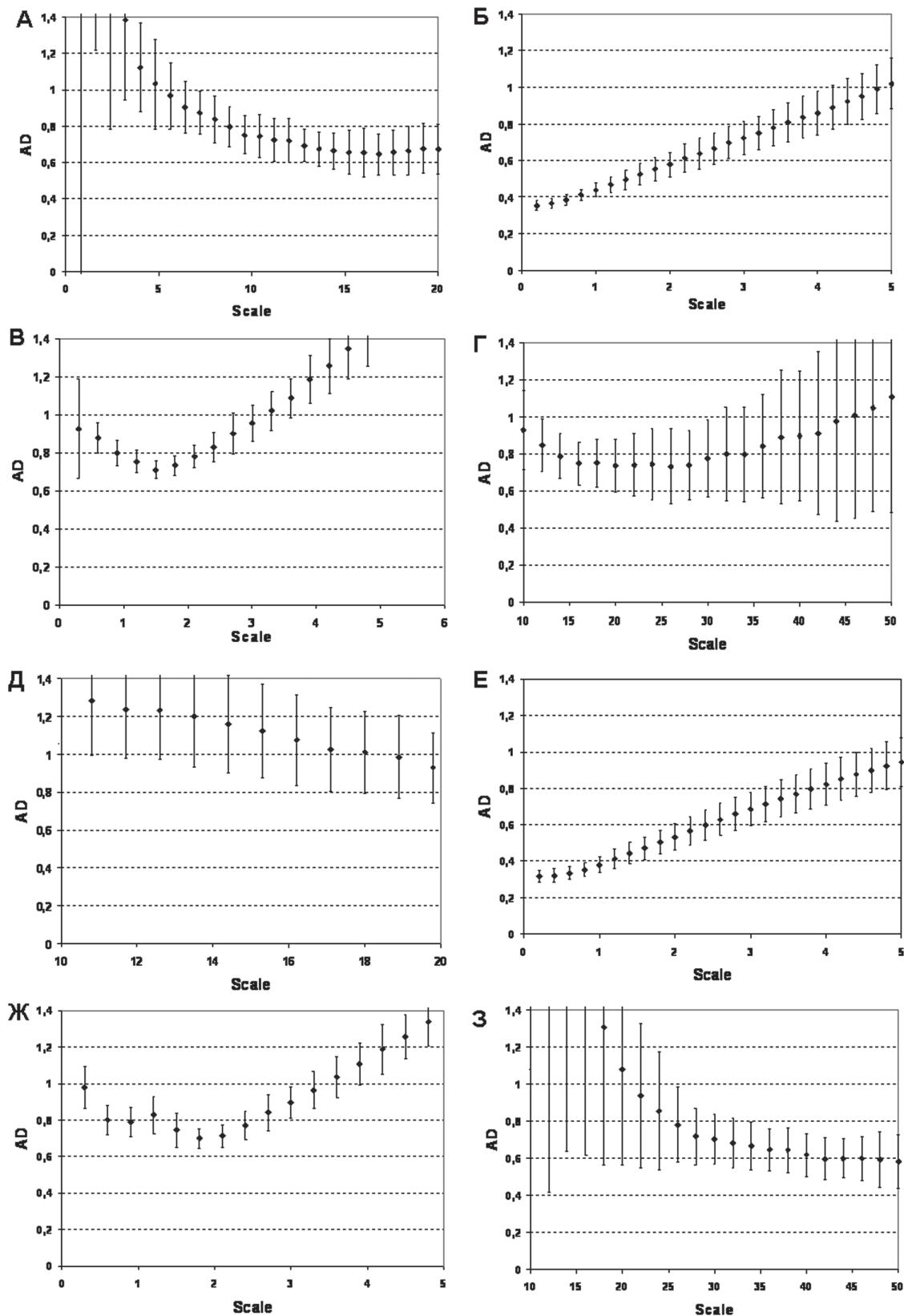


Рис. 5. Графики средних значений критерия оценки качества сегментации AD для случаев использования одиночных и разностных изображений: А, Б, В, Г – сегментация одиночных сцен с помощью различных алгоритмов: кластеризация многомерной гистограммы, водораздел, выделение краев, CSC; Д, Е, Ж, З – сегментация разностных сцен с помощью различных алгоритмов: кластеризация многомерной гистограммы, водораздел, выделение краев, CSC

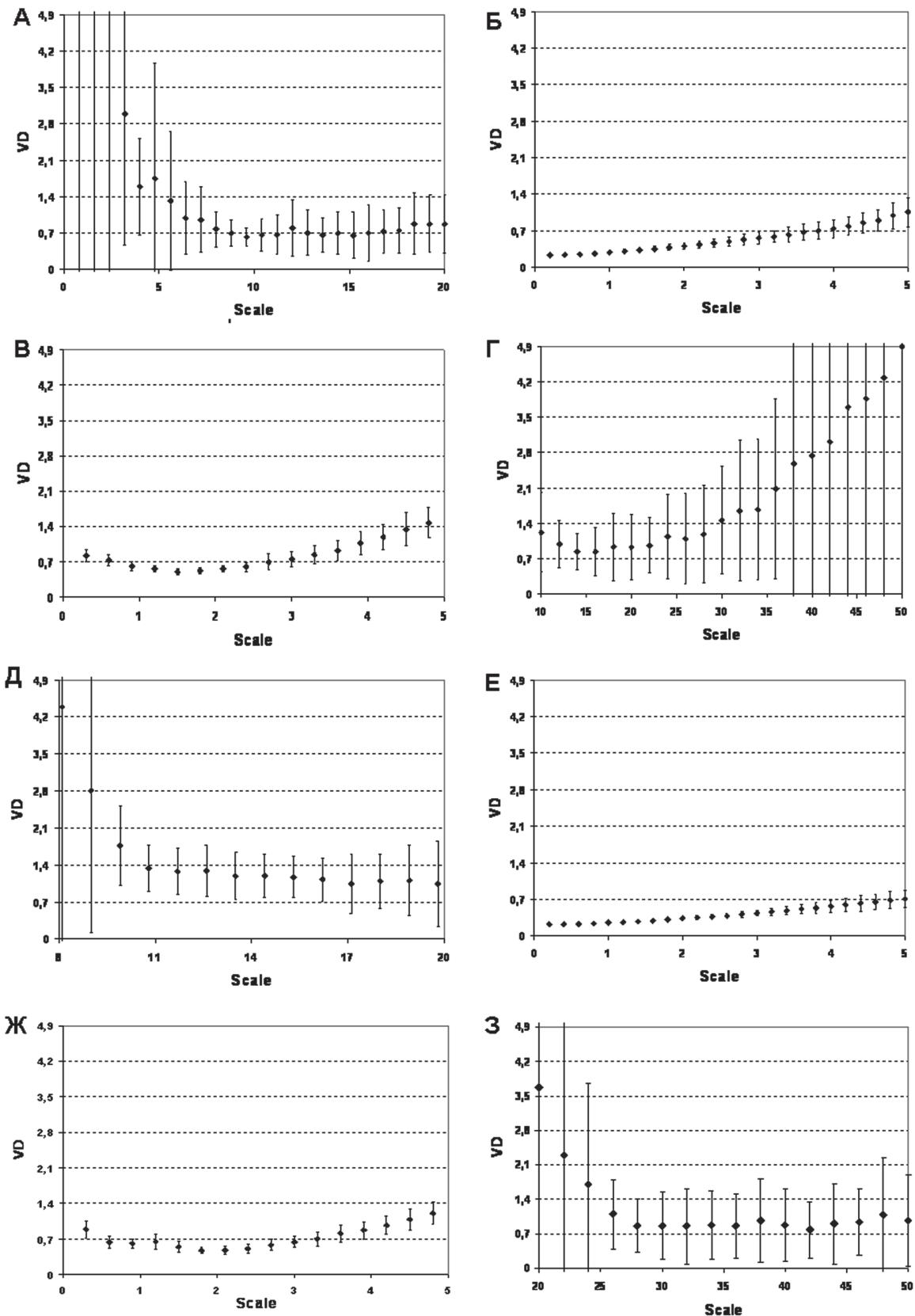


Рис. 6. Графики средних значений критерия оценки качества сегментации VD для случаев использования одиночных и разностных изображений: А, Б, В, Г – сегментация одиночных сцен с помощью различных алгоритмов: кластеризация многомерной гистограммы, водораздел, выделение краев, CSC; Д, Е, Ж, З – сегментация разностных сцен с помощью различных алгоритмов: кластеризация многомерной гистограммы, водораздел, выделение краев, CSC

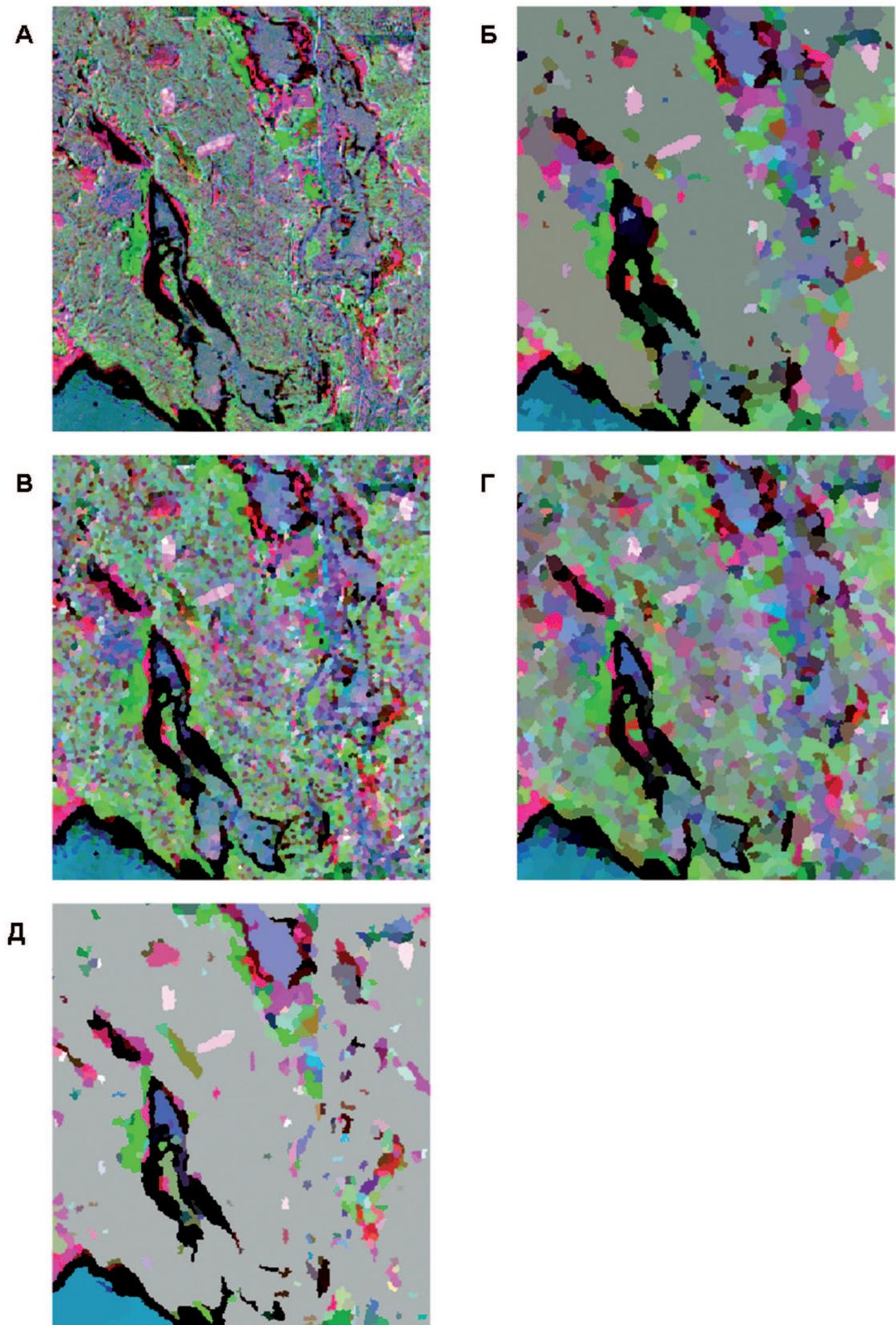


Рис. 7. Примеры разбиения на сегменты разностного изображения Spot4-HRVIR: А – фрагмент изображения (Red – 0,61-0,68 мкм, Green – 0,78-0,89 мкм, Blue – 1,58-1,75 мкм); Б, В, Г, Д – фрагменты сегментаций с помощью соответствующих алгоритмов: кластеризация многомерной гистограммы, водораздел, выделение краев, CSC

Рассматривая строки в представленной таблице, можно видеть, что в строке, соответствующей критерию NR тоже находятся лишь минусы. Таким образом, данный критерий в недостаточной степени характеризует расстояние между контурами и может далее не рассматриваться. Критерии AR и Hausdorff для некоторых из оставшихся алгоритмов также не отвечают вышеперечисленным требованиям, и поэтому из-за неопределенности также были исключены из дальнейшего рассмотрения.

Следующим шагом анализа стало сравнение значений критериев в точках оптимальных экстремумов для каждого из алгоритмов. Таблица 2 содержит средние значения и стандартные отклонения от средних значений критериев в точках оптимальных экстремумов для оставшихся алгоритмов и критериев. Из таблицы видно, что значения AD для трех рассматриваемых алгоритмов достаточно близки. Проверка гипотезы о равенстве средних значений для данных выборок показала, что с уровнем доверия 0.05 различия между средними значениями критерия AD для трех алгоритмов статистически не значимы. Похожий результат был получен для критериев Baddeley и FOM. Таким образом, опираясь только на значения критериев в точках оптимальных экстремумов невозможно сделать вывод о преимуществах какого-то определенного алгоритма. Выбор наилучшего алгоритма происходил с помощью критерия VD, различия между значениями которого, оказались статистически значимыми с уровнем доверия 0.05. Согласно таблице 2 минимальное значение критерия соответствует алгоритму выделения краев, который был признан лучшим алгоритмом для сегментации одиночных изображений. Примеры построенных сегментаций одиночных сцен разными алгоритмами с найденными оптимальными параметрами можно видеть на рисунке 3.

Таблица 2. Экстремум и стандартное отклонение от среднего значения экстремума критерия

	<i>Кластеризация гистограммы</i>		<i>Выделение краев</i>		<i>CSC</i>	
<i>Критерий</i>	Ср.зн.	Ст.откл.	Ср.зн.	Ст.откл.	Ср.зн.	Ст.откл.
FOM	0,470	0,06	0,410	0,03	0,433	0,06
Baddeley	0,710	0,15	0,734	0,07	0,824	0,18
AD	0,645	0,12	0,710	0,05	0,734	0,20
VD	0,660	0,18	0,500	0,05	0,802	0,40

При анализе изображений разности была составлена таблица 3, в которой представлены средние значения и стандартное отклонение от среднего значения критериев FOM, Baddeley и AD в точках оптимальных экстремумов, вычисленные по наборам одиночных изображений и изображений разности. Из таблицы можно видеть, что использование разностного изображения в качестве входных данных при сегментации методом кластеризации гистограммы ухудшает качество выделения границ объектов интереса по сравнению с использованием одиночных изображений. Данный эффект может быть вызван увеличением доли шума в локальной окрестности анализируемого пикселя при построении разности двух изображений. Действительно, яркость пикселя на спутниковом изображении можно представить в виде собственно яркости объекта и шума, вызванного различными факторами, такими как влияние атмосферы, сбои датчика и т.д.. Тогда при вычитании одного спутникового изображений из другого отношение доли шума в пикселе к доле истинного яркости объекта, даже если с объектом произошли некоторые изменения, может только возрасти. Так как метод кластеризации гистограммы использует для сегментации только

яркости изображения без отношения соседства, то увеличение яркостного шума на изображении ведет к понижению точности сегментации. Использование фильтра размытия в алгоритме выделения границ компенсирует случайные увеличения шума в окрестности пикселя. Результатом этого являются практически не изменившиеся значения трех критериев в точках оптимальных экстремумов при использовании изображений разности и одиночных изображений. Метод разделения-слияния на гексагональной топологической решетке (CSC) демонстрирует существенно лучшую сегментацию вырубок при использовании разностных изображений. Данный факт вызван тем, что данный метод, благодаря построению специальной топологии при принятии решения об объединении и разделении двух областей на изображении использует как локальные, то есть значения соседних пикселей, так и глобальные, то есть обобщенные яркости для сегментов, свойства изображения. Подобным образом поступает и эксперт при визуальной сегментации. На рисунке 7 представлен пример построенных сегментаций разностного изображения разными алгоритмами с найденными оптимальными параметрами.

Таблица 3. Сравнение экстремальных значений критериев для одиночных изображений и изображений разности

		<i>Кластеризация гистограммы</i>		<i>Выделение краев</i>		<i>CSC</i>	
<i>Критерий</i>		Одиночный снимок	Разница снимков	Одиночный снимок	Разница снимков	Одиночный снимок	Разница снимков
FOM	Ср.зн.	0,470	0,327	0,410	0,405	0,433	0,517
	Ст.откл.	0,060	0,070	0,030	0,030	0,060	0,070
Baddeley	Ср.зн.	0,710	1,118	0,734	0,741	0,824	0,733
	Ст.откл.	0,150	0,240	0,070	0,100	0,180	0,250
AD	Ср.зн.	0,645	1,010	0,710	0,700	0,734	0,593
	Ст.откл.	0,120	0,200	0,050	0,060	0,200	0,150

Заключение

В большинстве обзорных статей, посвященных сегментации изображений авторы советуют выбирать подходящий метод, ориентируясь на поставленную задачу. Из-за плохой формализованности задачи сегментации часто исследователям приходится руководствоваться эмпирическими соображениями и опытом. Согласно (Verges-Llahi, 2005) хотя существует множество эвристических характеристик численной оценки результатов сегментации, ее качество зависит от множества факторов, таких как однородность, пространственная компактность, пространственная непрерывность, соответствие человеческому восприятию. Едва ли единичная мера может охватить все из них. В данной работе проведено сравнение четырех методов сегментации с точки зрения близости границ объектов конкретного типа на спутниковых изображениях. Поэтому полученные выводы не претендуют на всеобщность и универсальность.

Проведенный анализ в рамках задачи выявления изменений в результате вырубок показал, что метод водораздела некорректно сегментирует границы объектов интереса и не является приемлемым при решении данной задачи. Наилучшим из четырех рассмотренных методов является метод выделения границ при сегментации одиночной сцены, и – CSC при

сегментации разностного изображения. Использование изображений разности существенно увеличивает точность сегментации в задачах выявления изменений при использовании алгоритма сегментации, учитывающего как локальные, так и глобальные свойства изображения. Кроме того, было установлено, что критерии Baddeley, FOM, AD, и VD в качестве вспомогательного критерия, могут быть использованы для выбора алгоритма сегментации и его оптимальных параметров.

Анализ полученных результатов позволяет наметить пути дальнейшего развития и перспективы использования алгоритмов сегментации при построении технологий мониторинга лесов по спутниковым данным высокого пространственного разрешения.

Литература

1. Барталев С.А., Исаев А.С., Лупян Е.А. Современные приоритеты развития мониторинга boreальных экосистем по данным спутниковых наблюдений // Сибирский экологический журнал. 2005. Т. 12. № 6. С. 1039-1054.
2. Барталев С.А., Златопольский А.А., Галеев А.А., Ефремов В.Ю., Лупян Е.А., Мазуров А.А., Пропишин А.А., Флитман Е.В., Щербенко Е.В. Автоматизированное уточнение площадей, пройденных лесными пожарами, по данным приборов HRV, HRVI // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2009. Выпуск 6. Т. II. С.335-342.
3. Барталев С.А., Егоров В.А., Крылов А.М., Стыценко Ф.В., Ховратович Т.С. Исследование возможностей оценки состояния поврежденных пожарами лесов по данным многоспектральных спутниковых измерений // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2010. Т.7. №3. С.215-225.
4. Златопольский А.А. Выделение на изображении однородных областей с неполными границами // Исследование Земли из космоса ,1985. №1. С. 94-102.
5. Левашкина А.О., Поринев С.В. Исследование супervизорных критериев оценки качества сегментации изображений // Известия Томского политехнического университета, 2008. Т.313. №5. С.28-33.
6. Baatz M., Schäpe A. Multiresolution segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation // Angewandte Geographische Information sverarbeitung XII, 2000. P.12-23.
7. Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010. Vol. 65. №1. P.2-16.
8. Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J., Zeil, P. Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications // Environmental Information for Planning, Politics and the Public,2000. Vol.2. P.555-570.
9. Blaschke T., Strobl J. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS // GIS–Zeitschrift für Geoinformationssysteme, 2001. Vol.14. №6. P.12–17.
10. Canny J. A Computational Approach To Edge Detection // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence,1986. Vol.8. №6. P.679–698.
11. Chabrier S., Emile B., Rosenberger Ch., Laurent H. Unsupervised performance evaluation of image segmentation // EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006. P.1-12.
12. Ekstrand S. Assessemnt of Forest Damage with Landsat-TM // Remote Sensing of Enviroment, 1994. Vol. 47. №3 P. 291-302.
13. Guarnieri A, Vettore A. Automated techniques for satellite image segmentation // Proceedings of Commission IV Symposium «Geospatial Theory, Processing and Applications», 2002.
14. Kothe U., Sagerer G., Posch S., Kummert F. Primary Image Segmentation / // Mustererkennung DAGM-Symposium, 1995. Vol.17. P.554-561.
15. Laliberte A. S., Rango A., Havstad K. M., Parry J. F., Beck R. F., McNeely R., Gonzalez A. L. Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico // Remote Sensing of Environment, 2004. Vol. 93. P.198-210.

16. *Lucchese L., Mitra S.K* Color image segmentation: a state-of-the-art survey // Proceedings of the Indian National Science Academy, 2001.
17. *Rehrmann V, Pries L.* Fast and Robust Segmentation of Natural Color Scenes // Proceedings of the Third Asian Conference on Computer Vision, 1998. Vol. I. P.598-606.
18. *Schiwe J.* Segmentation of high-resolution remotely sensed data: concepts, applications and problems // International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2002. Vol.34. P.380-385.
19. *Skarbek W., Koschan A.* Color Image segmentation – a survey // Technical Report 94-32, Technical University Berlin, 1994. P.80.
20. *Theodoridis S., Koutroumbas K.* Pattern Recognition // London: Academic Press, 2003. 689 p.
21. *Vergés-Llahí J.* Color Constancy and Image Segmentation Techniques for Applications to Mobile Robotics // Dissertation of UPL, 2005. P. 231
22. *Zhang Y.* A survey on evaluation methods for image segmentation // Pattern Recognition, 1996. Vol. 29. №8. P.1335-1346.

Assessment of satellite images segmentation methods for forest change detection

S.A. Bartalev, T.S. Khovratovich

*Russian Academy of Sciences' Space Research Institute(IKI)
117997, 84/32 Profsoyuznaya str, Moscow, Russia
E-mail: bartalev@smis.iki.rssi.ru, kurat@smis.iki.rssi.ru*

The paper is devoted to the selection of a proper image segmentation method for detection forest changes caused by logging using high spatial resolution satellite data. Four segmentation algorithms were examined. Algorithms were selected due to different strategies they use for combining pixel into connected regions. The evaluation is performed by different criteria that measure a difference between created partition of the image and reference data on clear-cuts developed by an expert. The paper proposed a method for comparing of segmentation algorithms and fitting theirs parameters.

Key words: remote sensing, forest change detection, object-oriented approach, segmentation of satellite images.