

Алгоритм автоматической сегментации изображений на основе релейевского детектора границ двумерных объектов

М. В. Минченков, Д. В. Юрин, А.В.Хельвас

ЦОС и ВТ МФТИ

Москва, Россия

Предлагаемый эвристический подход построен на интуитивно понятных предположениях о процессе визуального восприятия человека. Он основан на поиске границ площадных объектов и дальнейшем росте кластеров от центров предполагаемых объектов. Существенна возможность обобщения алгоритма для спектрально-ярких и многослойных изображений, что позволяет работать по интенсивности, но также текстуре, цвету и иным признакам [1].

Ключевые слова: Сегментация, детектор границ.

1 ВВЕДЕНИЕ

Сегментация цифровых изображений является важной задачей современных систем искусственного интеллекта в части технического зрения. Она позволяет перейти от представления изображения, как набора точек с различной яркостью к описанию сцены, как композиции объектов, каждый из которых характеризуется рядом геометрических характеристик: формой, площадью, взаимным расположением, яркостью, а так же текстурными и иными признаками.

Широкое применение сегментация изображений находит в обработке аэрокосмических изображений при ландшафтно-тематической дешифровке. Важной особенностью таких изображений является большой размер, многоканальность и близкие спектрально-яркие свойства объектов. Сегментация применяется в задачах медицинской диагностики [2], распознавании текстов [3], обнаружения и распознавания [4], детекторах движения. В процессе восстановления трехмерных сцен сегментация позволяет снизить вычислительную сложность задачи в части траекторного анализа и совмещения изображений, снятых с подвижной камеры, за счет фильтрации, основанной на принадлежности отметок на разных кадрах к сегментам, имеющим похожие характеристики.

В литературе опубликовано большое число работ посвященных различным методам сегментации: эвристические подходы описаны в [2, 3, 5], методы глобальной оптимизации – в [1, 6], подходы, основанные на выделении границ- в [7, 8, 9] и т.д.

Современные тенденции развития аппаратных комплексов позволяют надеяться на высокую востребованность в ближайшем будущем более универсальных и высококачественных алгоритмов обработки изображений в целом

и сегментации в частности. Разработка таких алгоритмов должна вестись уже сегодня, при этом в основу таких алгоритмов должны лечь как новые, так и уже существующие

разработки, которые при комплексном применении могут дать желаемый результат.

Представленный алгоритм основан на поиске границ площадных объектов и дальнейшем росте кластеров от центров предполагаемых объектов. Так как в большинстве случаев получаемая сегментация имеет чрезвычайно высокую детальность, то при необходимости она может быть понижена слиянием соседствующих сегментов, обладающих наиболее близкими дисперсионно-яркими характеристиками, (рис 1).

Предлагаемый алгоритм сегментации не требует вмешательства оператора и сохраняет работоспособность на изображениях с нечёткими границами.

2 ВЕРОЯТНОСТНАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ОБНАРУЖЕНИЯ ГРАНИЦЫ ДВУХ ОБЪЕКТОВ В ОКРЕСТНОСТИ ТОЧКИ

Один из первых методов сегментации, по-видимому, был основан на пороговом ограничении [10]: на гистограмме изображения находятся и нумеруются все пики, каждому из которых ставится в соответствие сегмент. Каждый пиксель относится к тому сегменту, в пределах пика которого оказывается его яркость. Достоинства этого метода – простота, высокое быстродействие и минимальные требования к вычислительным ресурсам – и сейчас делают применимым этот алгоритм в ряде случаев. Недостаток – полное игнорирование пространственных взаимосвязей между точками изображений – резко ухудшает качество сегментации, а в ряде случаев разбиение на сегменты не имеет вообще никакого смысла.

Исключительно чёткие границы и отсутствие сильно размытых объектов на изображении ещё не гарантируют успеха такого подхода к сегментации. В силу центральной предельной теоремы при большом количестве различных объектов на изображении, его гистограмма будет близка к нормальному распределению. С другой стороны, если на изображении присутствует периодическая структура, состоящая из элементов двух существенно различных цветов (зебра, шахматная доска), результат сегментации таким алгоритмом не будет обособленным.

Один из примеров, когда такой метод применим: на изображении присутствуют лишь два-три достаточно однородных объекта. В силу своей однородности и малого количества пиков на гистограмме отстоят друг от друга на заметном расстоянии, выделяются практически однозначно и соответствуют различным объектам. На практике такая ситуация реализуется для маленьких частей изображения – величиной порядка размера минимальной выделяемой области (далее характерный линейный размер минимальной области обозначен L).

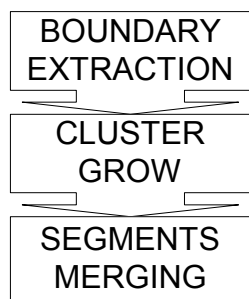


Рисунок 1. Схема предлагаемого алгоритма

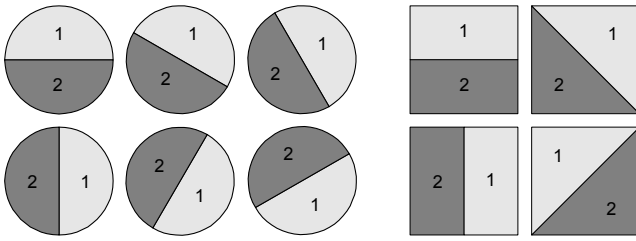


Рисунок 2. Различные типы рамок и деление их пополам

Рассмотрим фрагмент изображения, ограниченный рамкой диаметра L . Гистограмма такого фрагмента может содержать один пик или два, по количеству лежащих внутри рамки объектов. Ситуации трёх и более пиков в силу выбора размеров рамки маловероятны. Представляет ли гистограмма рамки двухпиковую структуру однозначно ответить практически невозможно. Численный критерий вероятности нахождения границы объектов вблизи данной точки изображения поможет упростить задачу.

Будем делить изображение в рамке на две части равной площади, как показано на рис. 2. Пики гистограммы, соответствующие каждой из частей рамки, будут практически неразличимы, если внутри рамки изображен один объект. Введем количественную меру отличия распределений яркостей в двух половинках рамки по аналогии с критерием Рэлея различимости спектральных линий

$$Q_\theta = \frac{\sigma_{1\theta} + \sigma_{2\theta} + \delta}{|B_{1\theta} - B_{2\theta}|}, \quad B_{1\theta} \neq B_{2\theta}, \quad \sigma_i = \sqrt{D_i}, \quad (1)$$

здесь θ обозначает направление деления рамки (рис. 2), B_i и D_i – средняя яркость и её дисперсия в соответствующей половине рамки, δ – константная величина, учитывающая погрешности и шумы реального изображения (для всех приведённых в статье примеров $\delta=3$). Выражение (1) аналогично обратному значению линейного дискриминанта Фишера [11].

Одно из свойств человеческого глаза состоит в его способности воспринимать не только различия по яркости, но и по её разбросу (рис. 3). Как пример можно привести картину: белый зверь на фоне чистого снега. Возможность заложить такую способность в алгоритм позволит повысить количество выделяемых автоматически границ, многие из которых для человека могут оказаться существенными. Чтобы учесть это, преобразуем выражение (1) следующим образом, а также приведём численный критерий к диапазону $[0,1]$:

$$R = \begin{cases} \max\{\theta/(1+Q_\theta)\}, & \text{при } B_{1\theta} \neq B_{2\theta}, \\ 0, & \text{при } B_{1\theta} = B_{2\theta}; \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{где } Q_\theta = \frac{\max(\min(\sigma_{1\theta}, \sigma_{2\theta}), \delta)}{|B_{1\theta} - B_{2\theta}|};$$

(2)

Определённая таким образом (2) величина R может быть интерпретирована как вероятность нахождения границы двух объектов в точке изображения, соответствующей центру рамки. Действительно, когда R близко к нулю, сумма полуширин распределений яркости значительно больше расстояние меж-

ду их центрами (распределение существенно перекрываются). При R , близком к единице, Q_θ мало, расстояние между максимумами распределений яркости велико по сравнению с их полуширинами.

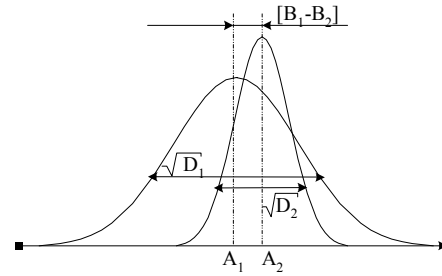


Рисунок 3. Иллюстрация различимости пиков различной ширины находящихся на малом расстоянии друг от друга

Величина (2) в отличие от поиска границ на основе анализа пиков гистограммы не только упрощает процедуру, но и в ряде случаев позволяет разделить различные объекты, у которых близкие (но всё же различные) средние яркости, при существенно различных значениях дисперсии, что в методе порогового ограничения по гистограмме невозможно. Пример таких объектов – облака на фоне снега на космических снимках.

Удобно рассматривать значения вероятностной характеристики (2) не в отдельных пикселях, а в совокупности с остальными, подсчитанными в каждой точке исходного изображения. Изображение, значения пикселей которого вычисляются по формуле (2) будем называть R -изображением (рис.4–6). Его анализ позволяет указать точки, в окрестности которых проходит граница объектов и области, которые с большей долей вероятности представляют отдельный объект.

На рис. 4 приведены примеры негативных (по полиграфическим соображениям) R -изображений.



Рисунок 4. Модельное изображение (слева) и негативные R -изображения построенные рамками с различной геометрией (в центре – квадратная, справа - круглая)

Использование привычной для различных фильтров, основанных на использовании скользящего окна, квадратной геометрии рамки оказывается неприемлемым. В силу большей степени центральной симметрии круглой рамки, чем квадратной, в случае квадратной рамки явно возникают выделенные направления – горизонтальное и вертикальное, что не является естественным для снимков.



Рисунок 4. Изображение «Самолёт»

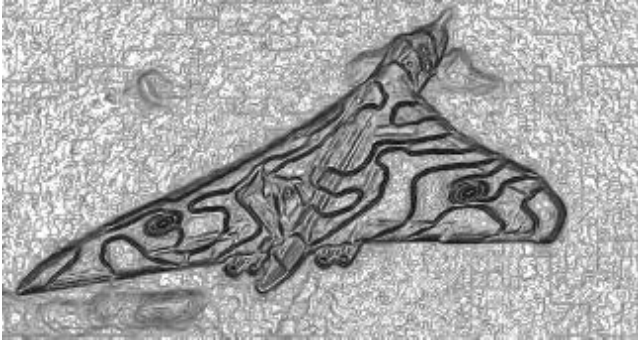


Рисунок 5. Негативное R-изображение рис 4 (L=8)

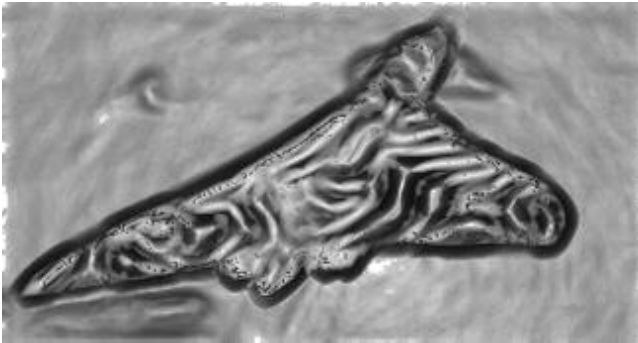


Рисунок 6. Негативное R-изображение рис 4 (L=32)

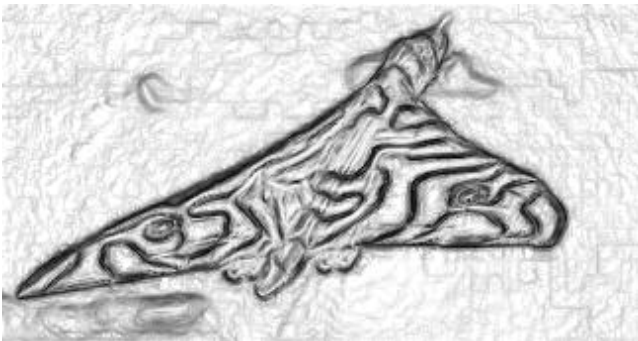


Рисунок 7 Негативное мультиплексированное R-изображение рис 4 (L₁=8, L₂=16, L₃=32, Kγ=1.5)

Недостатком критерия (2) является одноканальность учитываемой информации, в то время как человек визуально воспринимает мир многоцветным. Наличие множественных источников информации обеспечивается и в других областях. Например, в аэрокосмических приложениях, снимок может иметь до 5-6 спектральных каналов и более.

Обобщение критерия (2) на многоканальный случай признаков достаточно тривиально. Рассмотрим N -мерное пространство признаков. Тогда два объекта в этом пространстве представляют собой два кластера, положение которых характеризуется векторами \mathbf{B}_1 и \mathbf{B}_2 , а полуширины σ_1 и σ_2 . Тогда мера разрешимости этих кластеров может быть определена как

$$R = \begin{cases} \max_{\theta} \{1/(1 + Q_{\theta})\}, & \text{при } \bar{B}_{1\theta} \neq \bar{B}_{2\theta}, \\ 0, & \text{при } \bar{B}_{1\theta} = \bar{B}_{2\theta}; \end{cases}$$

$$\text{где } Q_{\theta} = \frac{\max(\min(|\bar{\sigma}_{1\theta} \times \bar{e}|, |\bar{\sigma}_{2\theta} \times \bar{e}|), \delta)}{|\bar{B}_{1\theta} - \bar{B}_{2\theta}|} \quad (3)$$

$$\text{и } \bar{e} = \frac{\bar{B}_{1\theta} - \bar{B}_{2\theta}}{|\bar{B}_{1\theta} - \bar{B}_{2\theta}|}.$$

Известно, что текстуры на различных разрешениях проявляются по-разному. Информация, полученная при различных масштабах, позволяет более точно определять границы текстурованных объектов, не отвлекаясь при этом на их содержание. Более того, чем рамка крупнее, тем меньше влияет случайный шум на R-изображение. В предлагаемом алгоритме это учитывается попиксельным перемножением R-изображений, построенных при различных размерах рамки.

$$R_{mult} = \prod_{k=0}^m R(L_k); \quad (4)$$

Так как $R \in [0, 1]$, то и $R_{mult} \in [0, 1]$. R_{mult} увеличивается там, где граница обнаруживается на всех масштабах и, наоборот, понижается в отсутствие границы на некоторых L . Построение мультиплексированного R-изображения по уменьшающемуся ряду значений L_i будет соответствовать постепенному уточнению хода границ. Из соображений экономии ресурсов R-изображения строятся и перемножаются с мультиплексированным изображением поочередно.

В ходе создания мультиплексированного R-изображения без принятия особых мер возможна потеря существенной информации. Это может происходить по двум причинам:

- 1) На одном из R-изображений по каким-либо причинам яркость пикселя оказалась равной нулю.
- 2) Уменьшение величины из диапазона $[0, 1]$ при её умножении на величину из того же диапазона.

По этому перед перемножением каждое из $R(L_k)$ приводится в диапазон $[\varepsilon, 1]$, где $0 < \varepsilon < 0.5$ (во всех примерах, приведённых в работе $\varepsilon = 0.06$.), а после R_{mult} подвергается гамма коррекции с коэффициентом $K\gamma$.

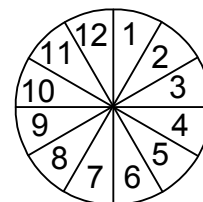


Рисунок 8. Деление круглой рамки на области, для рекурсивного вычисления R-изображения.

Пример R-изображения, посчитанного по формуле (4), приведен на рис. 7. Границы контрастных и существенных объ-

ектов (границ самолёта и камуфляжных пятен) стали более отчётливыми, чем на рис. 5–6, а малоинформативных (неоднородность неба, квадратиковая структура внесённая алгоритмом компрессии JPEG, при помощи которого было когда-то сохранено исходное изображение) стали менее заметны.

Несомненным достоинством применяемого алгоритма является возможность параллельно-рекурсивного вычисления значений яркости пикселей R-изображения скользящей рамкой. Рекурсивность алгоритма построения R-изображения обеспечивается пересчётом двух величин по каждой области (рис 8) рамки: суммы яркостей и суммы квадратов яркостей пикселей, из которых и вычисляются входящие в (1),(2) средняя яркость и её дисперсия.

3 ЗАЛИВКА R-ИЗОБРАЖЕНИЯ

Идея сегментации изображения способом заливки вспомогательного серого изображения, на котором точкам вблизи границ объектов соответствуют большие значения, была предложена в [8]. Закраска осуществлялась методом порогового ограничения по последовательно возрастающему σ , зависящего от дисперсии всего изображения. По видимому, столь грубый выбор шага (его большая дискретность) порогового ограничения, по которому производится заливка, ухудшает в ряде случаев результат сегментации, игнорируя нечёткие границы, которым соответствует небольшой перепад яркости. Вполне возможно, что авторы предпочли именно этот путь, руководствуясь соображениями минимизации времени работы алгоритма.

Заливка (рис. 9) строится как циклический по всем градациям яркости (в программной реализации $C_{\max} = 256$) R-изображения алгоритм. На этапе выполнения функции *OperateSelected()* попиксельным сканированием находится незалитая точка, в которой R-величина не превышает текущего значения порога T . Из этой точки запускается заливка Брезенхэма, группирующая точки с яркости R-изображения в 4-связанную область. Для области подсчитываются значение площади (S_{region}) и количество (N_{neig}) ранее выделенных сегментов, лежащих в её 4-связанной окрестности, а затем вызывается функция *DetClustColor()* (рис. 10). Она определяет принадлежность рассматриваемой области к тому или иному сегменту. Затем для не залитых точек процедура повторяется.

В зависимости от N_{neig} и значения порога T (возвращаемого функцией *maxAge()*), на котором был образован самый старый из прилежащих сегментов, область может:

1. Образовать новый отдельный сегмент (*CreateCluster()*).
2. Увеличить один из существующих сегментов (*Merge()*).
3. Объединить всех соседствующих с ней сегментов.
4. Пополнить служебный сегмент C_2 (*MakeServant()*).
5. Перекрасится в цвет фона C_0 (*Discard()*).

Одной из принципиально-отличительных черт предлагаемого алгоритма заливки от так называемых Floodfilling [7] и Watershed [12] является наличие функции *Discard()*. Это позволяет отложить рассмотрение группы пространственно-объединенных пикселей (кластеров), которые не могут образовывать отдельный сегмент в силу малой площади такового. Площадь выделяемого сегмента ограничена снизу величиной S_{\min} . В программной реализации S_{\min} задаётся при

помощи $L_{\min} = \sqrt{S_{\min}}$ для удобства сопоставления с размерами рамок, используемых при построении R-изображения (4), $L_{\min} \in [L_1, L_m]$. Большое число таких кластеров в достаточно малой окрестности может соответствовать объектам с неравномерной окраской. Предлагаемый подход позволяет отказаться от этапа группировки кластеров в сегменты по окончании заливки, такая группировка происходит автоматически в процессе заливки.

Выполнение функции *Discard()* для кластеров, которые необходимо перекрасить в цвет фона, происходит по вызову *MakeDiscard()* по выходу из *OperateSelected()*. Это предотвращает многократную заливку одной и той же 4-связанной области при одном значении порога T .

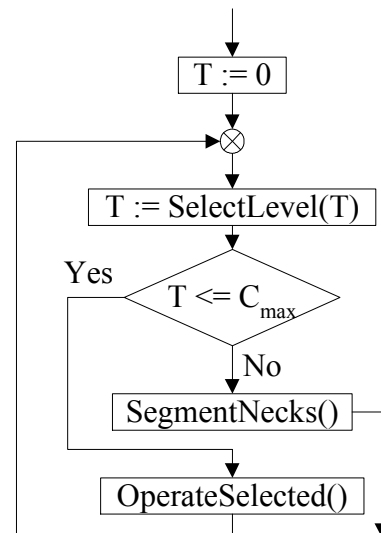


Рисунок 9. Алгоритм заливки R-изображений

Ускорению процесса заливки служит введение служебного сегмента C_1 и увеличение шага дискретизации порогового ограничения (*SelectLevel()*) если количество пикселей с яркостью в пределах от предыдущего до текущего значений порога меньше, чем минимально возможная площадь выделяемого сегмента, сокращая тем самым количество вызовов функции *OperateSelected()* и прочих, которые в конечном счёте приведут либо к вызову *Discard()*, либо незначительному (относительно размеров выделяемых сегментов) росту одного из выделенных сегментов. Количество «незалитых» точек R-изображения, яркость которых равна T возвращает функция *Histogram(T)*.

Суть служебного сегмента C_1 состоит в том, что составляющие его точки не могут быть добавлены к какому-либо сегменту на этапе заливки. Сегмент C_1 не представляет собой какой-либо объект. Он ускоряет работу алгоритма в целом за счет предотвращения излишних вызовов заливки Брезенхэма узких областей покрывающих единой паутиной пространство между сегментами на завершающих этапах заливки. Точки с цветовым индексом C_1 могут не являться 4-связанной областью.

Последним этапом (*SegmentNecks()*) заливки является определение принадлежности к тому или иному сегменту точек,

окрашенных в процессе заливки в цвет C_j . В силу небольших размеров проливов этот этап практически не влияет на точность хода границ, поэтому он реализован максимально просто. Сначала все точки служебного сегмента перекрашиваются в цвет фона. Затем полученные проливы сокращаются по правилам алгоритма утоньшения линии, а оставшиеся - окрашиваются, исходя из количества точек, лежащих в их 4-связанной окрестности.

В экспериментальной работе бралось $\delta_1 = 3$.

4 УМЕНЬШЕНИЕ ДЕТАЛЬНОСТИ СЕГМЕНТАЦИИ СЛИЯНИЕМ КЛАСТЕРОВ

Оптимальное объединение классов – задача, возникающая во многих приложениях. Ей посвящено немало работ, в том числе и вопросам слияния объектов на сегментированном изображении. В работе [13] представлено решение этой задачи на основе редуцирования мультиграфа. Каждому сегменту соответствуют несколько листьев-гипотез, а рёбра – степень совместимости гипотез для пространственно соседствующих сегментов.

Другой подход объединения сегментов на изображении описан в [1]. В его основе лежит минимизация функционала Мамфорда–Шаха (5).

$$E(u, K) = \int_{\Omega} \|u - g\|^2 + \lambda \ell(K) \quad (5)$$

здесь g – функция исходного изображения, u – его аппроксимация в результате сегментации, K – текущий набор границ сегментов суммарной длины $\ell(K)$, λ – коэффициент учёта границ.

Значение функционала (5) зависит от среднеквадратичного отклонения аппроксимации (значение средней яркости по сегменту) от исходного изображения и суммарной длины границ сегментов. С ростом числа сегментов его значение сначала уменьшается за счёт первого слагаемого, а в последствии растёт за счёт второго. Возможны также и предельные случаи – функционал либо убывает ($\lambda = 0$, сегментация аппроксимирует исходное изображение всё более и более точно), либо возрастает (слишком большое λ , значение функционала от точности аппроксимации не зависит, а длина границ постоянно возрастает).

Легко показать [1], что слияние пары сегментов с индексами (i, j) приводит к наибольшему уменьшению (5) при минимуме величины (6).

$$\Delta E = \frac{|O_i| |O_j|}{|O_i| + |O_j|} \|u_i - u_j\| - \lambda \ell(K_{ij}) \quad (6)$$

здесь $|O_i|$ – площадь i -го сегмента, $\|u\|$ – норма вектора u , в случае одноканального изображения, когда u – скаляр, просто его абсолютное значение. Стоит особо отметить, что если значение (6) положительно, то происходит уменьшение (5), иначе его увеличение.

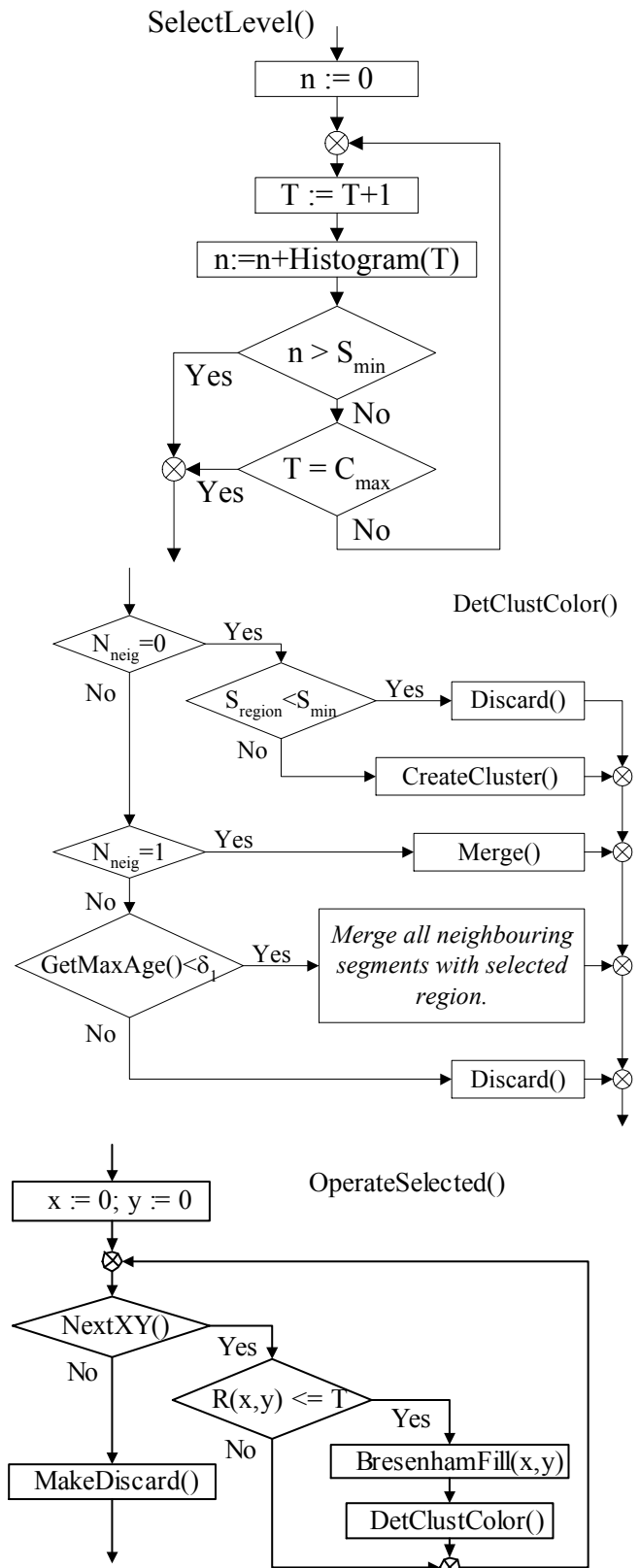


Рисунок 10. Детализация функций алгоритма заливки R-изображения (рис 9)

Этап слияния кластеров представляет собой циклический процесс минимизации функционала (5):

- 1) Перебираем всевозможные пары соседствующих сегментов. Пара с минимальным значением (6) сливается.
- 2) Если знак (6) для выбранной пары сегментов не изменяется, то переходим к п.1, иначе окончание работы алгоритма.

5 РЕЗУЛЬТАТЫ

Алгоритм был реализован на языке программирования C++ и протестирован на большом числе снимков различного происхождения. В качестве тестовых изображений брались снимки реалистических и искусственных сцен, а так же аэрокосмические снимки различного разрешения.

На рис 11-13 представлены результаты заливки R-изображений, представленных на рис 5-7. Как видно, с уменьшением L и L_{min} (см рис. 11) увеличиваются точность выделения границ и число сегментов. Точно выделились все существенные границы, однако их анализ затруднен большим числом малозначимых. Использование же больших значений L и L_{min} (см рис. 12) приводит к тому, что число сегментов сокращается до разумного предела, а точность границ значительно ухудшается. На рис 13 представлен результат заливки мультиплексированного R-изображения (рис 7). В этом случае достигается компромисс – разумное число сегментов при достаточно хорошей точности выделяемых границ.

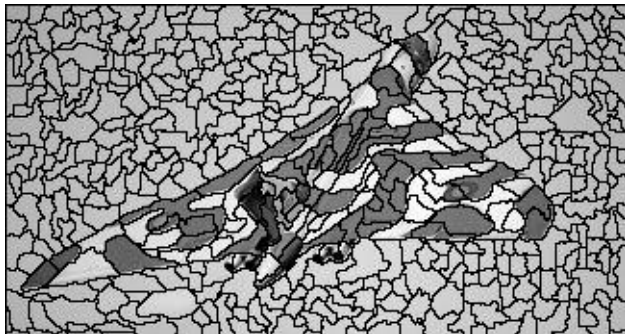


Рисунок 11. Результат заливки R-изображения рис 5,
 $L_{min} = 8$



Рисунок 12. Результат заливки R-изображения рис 6,
 $L_{min} = 64$

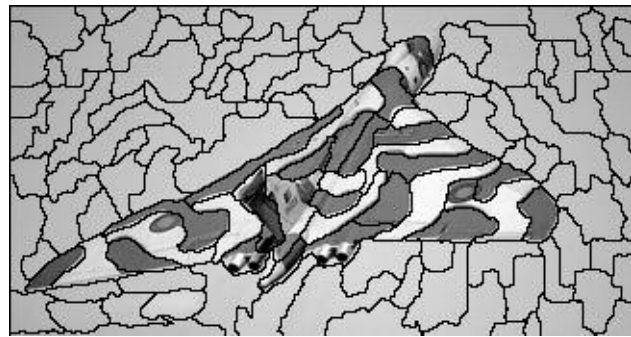


Рисунок 13. Результат заливки R-изображения рис 7,
 $L_{min} = 16$



Рисунок 14. Сегментация снимка «Киев»,
 $L_1=16, L_2=12, L_3=8, L_{min}=8$.



Рисунок 15. Уменьшенная детальность сегментации,
приведённой на рис 12, $\lambda=3\ 000$.

На рис. 14 приведён результат сегментации изображения «Киев», взятого с сайта <http://www.photoline.ru>, а на рис 15 тоже самое, но с уменьшенным числом сегментов. Сегментация производилась по трём каналам цветности. Наличие на снимке множества мелких деталей и сильно изогнутых границ predeterminedили выбор размеров рамок для построения R-изображения и величину минимальной площади выделяемых сегментов. В результате были правильно выделены практически все существенные объекты. Достаточно точно были выделены и мелкие объекты (окна близлежащей церкви) и малоконтрастные (облачность в левой части снимка). Были выделены в отдельные сегменты купола церквей, а так же крыши прилегающих зданий. Основные погрешности были замечены в левой нижней части снимка, где в результате

слияния кластеров была потеряна граница между спектрально близкими сегментами – «здание на заднем фоне» и «газон».

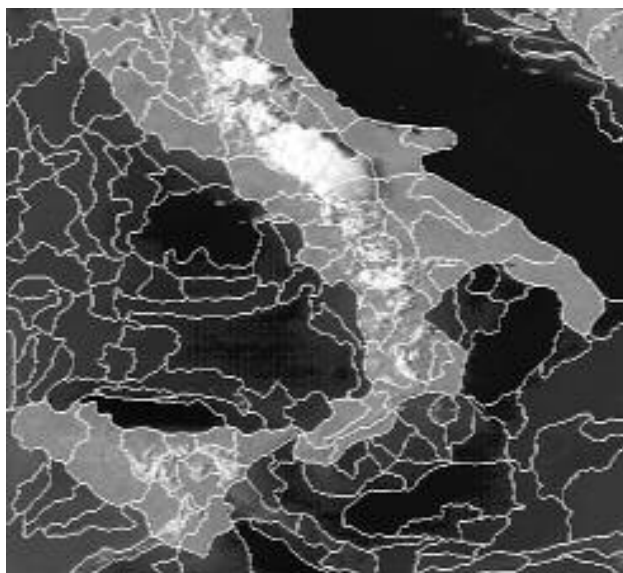


Рисунок 16. Полная сегментация снимка «Италия»
 $L_1=32, L_2=16, L_3=8, L_{min}=16$

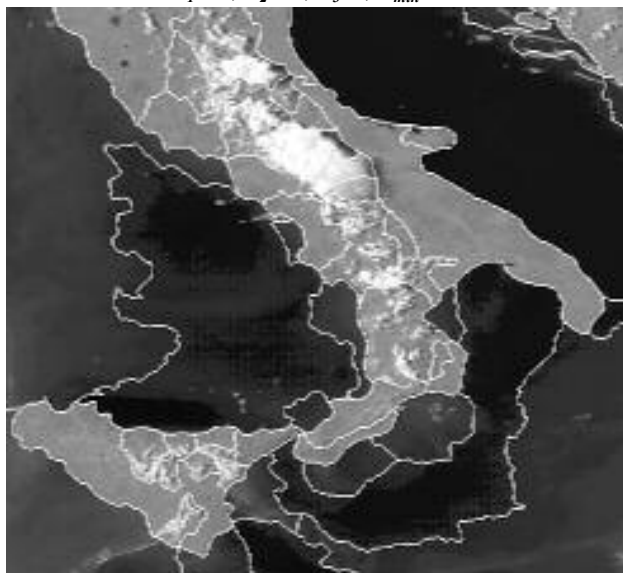


Рисунок 17. Сегментация снимка «Италия» (рис 16) с уменьшенной детальностью, $\lambda=5\ 000$

На рисунке 16 представлен результат сегментации аэрокосмического снимка, сделанного со спутника «NOAA-12» 27 июля 2001 года в 18²⁵ MDT.

Сегментация производилась по 3 спектральным каналам (1,2,4), которые для печати были сначала скомпонованы в RGB изображение, а потом приведены к оттенкам серого.

В результате сегментации были достаточно точно выделены все береговые линии, за исключением группы маленьких островов в северо-западной части снимка, которые в силу своей мелкости и близкого расположения к берегу и друг к другу были объединены вместе с прибрежными водами в отдельный

сегмент. Были верно разделены различные типы облаков (более густые – менее густые). Море также распалось на несколько сегментов, различных по цвету.



Рисунок 18. Сегментация изображения «Агидель».
 $(L_1 = 32, L_2 = 8, L_3 = 8, L_{min} = 256, \lambda = 4\ 000)$

На рисунке 18 представлена сегментация снимка «Агидель» (только с уменьшенной детальностью по полиграфическим соображениям). Снимок характеризуется, прежде всего, наличием большого числа нечётких границ, которые не всегда способен выделить человек.

В отдельные сегменты были выделены участки растительности, различные по составу, удаленности в перспективу и степени затенения. Аналогичным образом были выделены границы лесных массивов, покрывающих склоны горных вершин. На дороге выделены сегменты представляющие разные по составу и интенсивности тени. В правой части снимка хорошо заметен сегмент, представляющий собой скалисто-песчаную породу, не покрытую растительностью. Небо разделено на несколько существенно различных по яркости сегментов.

На рисунках 19 и 20 представлены результаты сегментации снимка «Арал», снятого со спутника NOAA-14, 1 сентября 1999 года в 15¹⁰ MDT. Сегментация производилась по 2-му спектральному каналу.

Выделились все границы водных объектов, за исключением части залива Комсомолец. Ошибка обусловлена малыми размерами водного объекта. В отдельные сегменты выделились долина реки Аму-Дарья и горный хребет на юго-восточном побережье Каспия.

6 ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенный подход вероятностной оценки различия спектральных пиков позволил разработать универсальный алгоритм сегментации снимков различного происхождения. Алгоритм позволяет с достаточно высокой точностью выделять как четкие, так и размытые границы на высоко и низко-контрастных изображениях. Наилучшие результаты сегментации достигаются на аэрокосмических снимках с нечёткими границами. Разделяются текстурные объекты, различающиеся

средними локальными яркостями. Возможно обобщение предлагаемого подхода для более общего случая текстур [14] или путем использования текстурных признаков в качестве дополнительных слоев изображений.

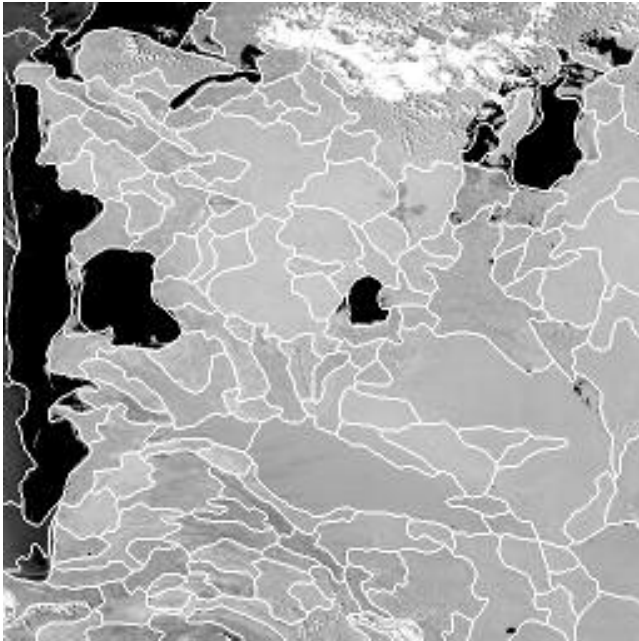


Рисунок 19. Полная сегментации снимка «Арал», $L_1 = 16$, $L_2 = 12$, $L_3 = 8$, $L_{min} = 12$

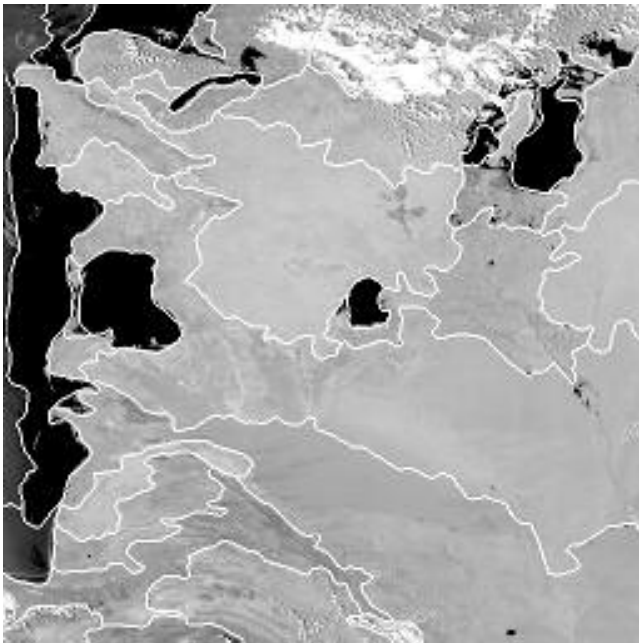


Рисунок 20. Сегментация снимка «Арал» (рис 19) с уменьшенной детальностью, $\lambda=1\ 000$

7 ЛИТЕРАТУРА

[1] *Koepfler G., Lopez C., Morel J.M.* A Multiscale Algorithm for Image Segmentation by Variational Method // SIAM Journal on Numerical Analysis. — 1994 — V.31 — N 1. — P. 282–299.

[2] *James Bruce, Tucker Balch, Manuela Veloso.* Fast and inexpensive color image segmentation for interactive robots // Proceedings of the 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS '00) — 2000. — V.3. — P.2061–2066

[3] *Williams P.S., Alder M.D.* Generic texture analysis applied to newspaper segmentation // Proc. ICNN96. — 1996 — V.3 — P. 1664-1669.

[4] *S.Spors, R.Robenstein* A realtime face tracker for color video. IEEE International conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Utah, USA, May 2001.

[5] *Huseyin Tek, Benjamin B. Kimia* Volumetric Segmentation of Medical Images By Three-Dimensional Bubbles // CVIU. — 1997.

[6] *Marroquin J.L.* Probabilistic Solution of Inverse Problems // Tech. Rep. Massachusetts Institute of Technology, 1985

[7] *Newsam S., Bhagavathy S., Fonseca L., Kenney C., Manjunath B. S.* Object based representations of spatial images // 51st International Aeronautical Congress. — 2000.

[8] *Deng Y., Manjunath B.S., Shin H.* Color Image Segmentation // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR '99 — 1999 — V.2. — P.446–451.

[9] *Ma W.Y., Manjunath B.S.* Edge flow: a framework for boundary detection and image segmentation // IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'97. — 1997.

[10] *Мошкин В.И., Петров А.А., Тутов В.С., Якушенков Ю.Г.* Техническое зрение роботов, М.: Машиностроение, 1990. 272 с

[11] *Дуда Р., Харп П.* Распознавание образов и анализ сцен, М., Мир, 1976

[12] *Hiue T.Nguyen, Marcel Worring, Reinvan den Boomgaard,* Watersnakes: energy driven watershed segmentation. ISIS technical report series, — vol. 12, — October 2000.

[13] *Maxwell B.A.* Segmentation and Interpretation Using Multiple Physical Hypotheses of Image Formation // Tech.Rep. Carnegie Mellon University, 1996.

[14] *Плеханов С.С., М.В. Минченков, Юрин Д.В.* Рэлеевский детектор границ текстурных объектов //В сб. Современные проблемы фундаментальных и прикладных наук. Тезисы XLIV научной конференции МФТИ. Часть V. —С. 50. — Москва-Долгопрудный 23-30 ноября 2001.

Об авторах

Минченков Михаил Викторович, аспирант Московского Физико-Технического Института.

E-mail: micker@cos.ru

Юрин Дмитрий Владимирович, к.ф.-м.н.

E-mail: yurin@cos.ru

Хельвас Александр Валериевич, директор ЦОС и ВТ МФТИ

E-mail: hel@cos.ru