

Обнаружение контуров объектов на спутниковых изображениях

Е.Е. Курбатова¹

¹Вятский государственный университет, Московская 36, Киров, Россия, 610006

Аннотация. Предложен подход к сегментации спутниковых изображений, который позволяет выделить контуры объектов интереса. Данный подход базируется на использовании для представления изображений математической модели на основе случайных марковских полей. Предлагается применять методы контурной и текстурной сегментации на разных цветовых компонентах цветного спутникового изображения. Контурная сегментация используется для выделения объектов разных цветов и осуществляется по компоненте, содержащей информацию о цвете. В качестве текстурного признака используется оценка вероятности перехода в двумерной цепи Маркова. Текстурная сегментация применяется к компоненте, содержащей информацию о яркости объектов. Приведены результаты моделирования предлагаемого подхода для разных цветовых моделей RGB, HSV и Lab. Оценка точности полученных контуров проведена по набору тестовых изображений на основе пяти критериев. Полученные результаты демонстрируют, что совместное использование информации о цвете и текстуре областей позволяет повысить точность выделения границ объектов.

1. Введение

Данные дистанционного зондирования Земли широко используются во многих сферах деятельности: в сельском, лесном и водном хозяйстве, при экологическом мониторинге и мониторинге чрезвычайных ситуаций, градостроительстве, картографии и т.д. Одним из инструментов обработки, используемым в таких системах, является тематическая обработка спутниковых изображений, включающая обнаружение, дешифрирование и распознавание объектов. С помощью тематического дешифрирования на спутниковых изображениях могут быть выявлены объекты разных классов: леса, поля, реки, зоны городской застройки и т.д. Полученные в результате дешифрирования данные могут использоваться для оценки параметров выделенных объектов, а также для отслеживания их изменения во времени. Дешифрирование спутниковых изображений требует применения комплексного подхода, который состоит из нескольких последовательных этапов, на каждом из которых применяются свои методы цифровой обработки изображений.

В общем случае можно выделить следующие этапы процесса дешифрирования:

- получение изображения;
- улучшение изображения (фильтрация, повышение контрастности, повышение разрешения и т.д.);
- поиск объектов (контурный анализ, сегментация на однородные области);

- классификация объектов (сортировка выделенных объектов в конечное количество классов);
- распознавание объектов (определение типа выявленных классов).

Каждый этап данного процесса использует данные полученные на предыдущем этапе. Поэтому качество выполнения каждого этапа влияет на точность полученного результата распознавания. Как правило, алгоритмы используемые на каждом следующем этапе усложняются и требуют большего времени на обработку, кроме того снижается степень их автоматизации. Поэтому предпочтительно использовать на первых этапах алгоритмы, которые имеют небольшое количество параметров для настройки, требуют небольших вычислительных ресурсов и минимального участия оператора и при этом обеспечивают высокое качество обработки.

В данной работе рассматривается этап поиска объектов на изображении, основным методом которого является сегментация. Для сегментации изображений могут использоваться разные признаки: яркость объектов, цвет, текстура, форма и т.д. В целом все методы сегментации можно разделить на два больших класса: методы контурного анализа, текстурные методы. Контурные методы сегментации основаны на поиске границ объектов по некоторому признаку [1-3]. Под текстурными методами в данном случае понимаются методы, которые осуществляют поиск однородных областей [4-7]. Признаком однородности области является малое изменение текстурного признака внутри области и значительное различие текстурных признаков разных областей. В качестве текстурного признака используются различные статистические, структурные, морфологические и спектральные характеристики изображения [8-11]. Однако использование только одного признака для выделения объектов часто оказывается недостаточно. Поэтому в современных подходах для сегментации изображений на области часто используются комбинации признаков и алгоритмов [12-15].

В данной работе предлагается подход к сегментации спутниковых изображений, который обеспечивает выделение контуров объектов на основе информации о цвете и текстуре, что позволяет повысить точность определения границ объектов. Подход основан на применении для описания изображений математической модели на основе марковских случайных полей.

2. Метод сегментации изображений

Подход, предложенный в данной работе, основан на использовании для представления изображения математической модели на основе марковских случайных полей [16]. На основе данной модели в работах [17,18] разработаны методы контурной и текстурной сегментации, которые показали высокую эффективность. Предлагается совместно использовать эти методы при обработке изображения.

2.1. Математическая модель изображения

Согласно используемой модели, g -разрядные цифровые полутоновые изображения (ЦПИ) можно представить набором g разрядных двоичных изображений (РДИ). Каждое РДИ в свою очередь представляет собой суперпозицию двух одномерных цепей Маркова с двумя равновероятными состояниями M_1 и M_2 и матрицами вероятностей переходов по горизонтали и вертикали соответственно:

$${}^1\Pi = \begin{bmatrix} {}^1\pi_{11} & {}^1\pi_{12} \\ {}^1\pi_{21} & {}^1\pi_{22} \end{bmatrix}, \quad {}^2\Pi = \begin{bmatrix} {}^2\pi_{11} & {}^2\pi_{12} \\ {}^2\pi_{21} & {}^2\pi_{22} \end{bmatrix} \quad (1)$$

На рисунке 1 представлено одностороннее марковское случайное поле ЦИ, разделенное на области F_i ($i = \overline{1,4}$), элементы которых являются цепью Маркова различной размерности. На рисунке 2 представлен фрагмент двумерного l -го РДИ, соответствующего области F_4 , которая является двумерной цепью Маркова.

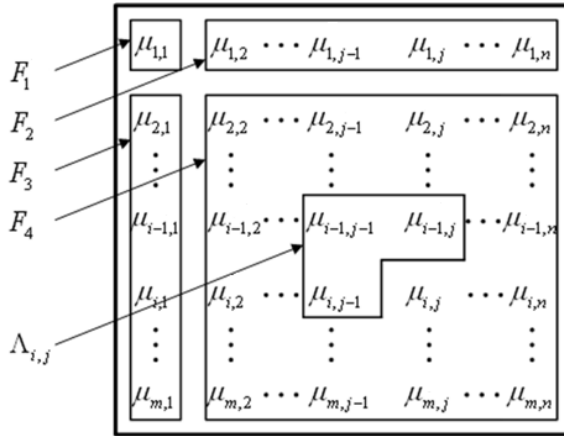
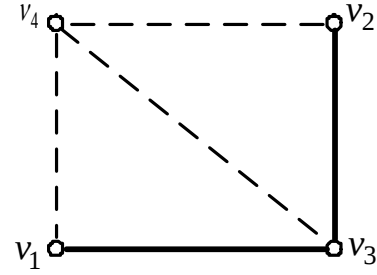


Рисунок 1. Области одностороннего марковского случайного поля.



$$v_1 = \mu_{i,j-1}; v_2 = \mu_{i-1,j}; \\ v_3 = \mu_{i,j}; v_4 = \mu_{i-1,j-1};$$

Рисунок 2. Фрагмент области F_4 .

Для вычисления вероятностей состояний двоичных элементов применен энтропийный подход, в соответствии с которым количество информации в элементе v_3 относительно элементов ближайшей окрестности v_1, v_2 определяется по формуле [17]:

$$I(v_3|v_1, v_2) = -\log \frac{w(v_3|v_1)w(v_3|v_2)}{w(v_3|v_2, v_1)}, \quad (2)$$

где $w(v_3|v_1)$, $w(v_3|v_2)$ - одномерные плотности вероятностей перехода между соседними значениями, $w(v_3|v_2, v_1)$ - плотность вероятности перехода в двумерной цепи Маркова.

Плотность вероятности перехода в двумерной двоичной цепи Маркова можно выразить в форме:

$$w(v_3|v_2, v_1) = \sum_{i,j,q=1}^2 \pi(v_3 = M_i|v_1 = M_j, v_2 = M_q) \times \delta(v_1 - M_j) \times \delta(v_2 - M_q), \quad (3)$$

где $\delta(\cdot)$ - дельта функция.

На основании аргумента выражения (3) матрица Π для различных сочетаний состояний элементов ближайшей окрестности имеет вид:

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{iii} & \pi_{ijj} \\ \pi_{iji} & \pi_{ijj} \\ \pi_{jii} & \pi_{jij} \\ \pi_{jji} & \pi_{jjj} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha'_1 \\ \alpha_2 & \alpha'_2 \\ \alpha_3 & \alpha'_3 \\ \alpha_4 & \alpha'_4 \end{bmatrix}; i, j = \overline{1,2}; i \neq j, \quad (4)$$

элементы которой связаны с элементами матриц ${}^1\Pi$, ${}^2\Pi$ соотношениями

$$\alpha_1 = \pi_{iii} = \pi(v_3 = M_1|v_1 = M_1; v_2 = M_1) = {}^1\pi_{ii} \cdot {}^2\pi_{ii} / {}^3\pi_{ii}; \alpha_4 = 1 - \alpha_1; \\ \alpha_2 = \pi_{iji} = \pi(v_3 = M_1|v_1 = M_1; v_2 = M_2) = {}^1\pi_{ii} \cdot {}^2\pi_{ij} / {}^3\pi_{ij}; \alpha_3 = 1 - \alpha_2; \\ \text{где } {}^3\pi_{ij}, i, j = \overline{1,2}, i \neq j - \text{элемент матрицы вероятностей переходов } {}^3\Pi = {}^1\Pi \times {}^2\Pi. \quad (5)$$

2.2. Метод текстурной сегментации

За основу данного метода [17,18] принята двумерная математическая модель изображения. Используется статистический подход, в соответствии с которым под текстурой понимается область изображения с однородными статистическими характеристиками. В качестве текстурного признака используется оценка вероятности перехода в двумерной цепи Маркова.

Для вычисления оценки вероятности перехода используется метод скользящего окна.

Вычисление оценки ${}^1\hat{\pi}_{ii}$ вероятности перехода по горизонтали сводится к вычислению средней длины последовательности элементов одного знака [16]:

$${}^1\hat{\pi}_{ii} = 1 - \frac{2p_1}{\hat{\chi}^{(l,r)}}, \quad (6)$$

где $\hat{\chi}^{(l,r)}$ - оценка средней длины последовательности одинаковых элементов l -го разряда на r -м шаге уточнения оценки; p_1 - начальная вероятность ($p_1 = 0,5$).

Начиная со второй строки РДИ, вычисляется оценка вероятности перехода по вертикали ${}^2\hat{\pi}_{ii}$ и оценка $\hat{\pi}_{iii}$ вероятности перехода в двумерной цепи Маркова по матрице (4).

Оценки вероятностей переходов по горизонтали, вертикали и в двумерной цепи Маркова вычисляются в пределах окна и затем усредняются, получая, таким образом, оценку средней вероятности перехода $\hat{\pi}_{iii}$ для элемента, соответствующего центральному элементу окна:

$$\hat{\pi}_{iii}^{(r,k)} = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{r=1}^m \sum_{k=1}^n \hat{\pi}_{iii}^{(r,k)}, \quad (7)$$

где m, n – ширина и высота скользящего окна.

Оценка средней вероятности перехода вычисляется для каждого элемента изображения, перемещая окно заданного размера от одного элемента к другому (обработка ведется в направлении слева – направо, сверху – вниз).

Вычисленная оценка средней вероятности перехода сравнивается с порогом. На основе данного сравнения проводится разметка изображения и присвоение каждому его элементу метки, соответствующей определенной текстуре. Пороговое значение может быть выбрано на основе анализа гистограммы изображения текстурного признака. Если на изображении необходимо выделить несколько текстур, то требуется задать несколько пороговых значений.

При обработке цветного изображения каждая цветовая компонента представляет собой ЦПИ и обрабатывается отдельно. Вычисляется значение текстурного признака и проводится его сравнение с порогом, выбранным для данной цветовой компоненты. Полученные в результате сегментации изображения объединяются в одно цветное изображение, на котором областям с разными текстурами соответствуют разные цвета.

2.3. Метод выделения контуров

Для выделения контуров объектов вычисляется количество информации между элементом v_3 и различными сочетаниями элементов окрестности для элементов l -го разрядного двоичного изображения по матрице (4) и формуле (2).

Количество информации в элементе изображения будет минимально, если окрестные элементы v_1, v_2 имеют состояния одинаковые с v_3 [17].

В случае появления на изображении областей другой яркости, на границе области один или два окрестных элемента будут иметь разные с v_3 состояния, и количество информации в элементе v_3 увеличивается. Сравнивая значение вычисленной величины количества информации в элементе изображения v_3 с порогом h , можно определить принадлежность данной точки контуру.

Значение порога h вычисляют для каждого разрядного двоичного изображения с учетом вычисленного минимального количества информации и количества информации при смене состояния любого из элементов окрестности:

$$h = 0,5 * (I(v_3 = M_i | v_1 = M_i, v_2 = M_i) + I(v_3 = M_i | v_1 = M_i, v_2 = M_j)). \quad (8)$$

При вычислении величины количества информации предполагается, что элементы матриц вероятностей перехода априорно известны.

При обработке цветного изображения выделяются контуры по каждой цветовой компоненте, с последующим объединением результатов в единое контурное изображение.

2.4. Обнаружение контуров объектов на спутниковых изображениях

Большинство современных спутниковых изображений являются многоспектральными (многокомпонентными), которые имеют 3 канала, соответствующие красному, зеленому и синему диапазонам. Часто добавляется четвертый канал в ИК диапазоне. Это дает возможность получить цветные изображения. Причем, используя разные комбинации каналов, можно получить изображения в естественных цветах (если используются каналы красного, зеленого и синего диапазонов), ложных цветах (если используются каналы ближнего ИК, красного и

зеленого диапазонов), псевдоцветах (если используются каналы среднего и ближнего ИК, и зеленого диапазонов) [19,20].

Для представления цветного изображения могут использоваться разные цветовые модели. Наиболее простой и естественной является цветовая модель RGB, в которой цветное изображение представляет собой набор трех компонент, соответствующих уровням яркости красного, зеленого и синего цветов. Данная модель обладает большим цветовым охватом, но плохо подходит для задач обработки, т.к. цвета заданы комбинацией яркостей трех каналов. Гораздо удобнее для обработки цветовые модели, у которых информация о цвете содержится в отдельной компоненте, например, Lab или HSV модели. Цвет является важным признаком, который может использоваться при дешифрировании, и позволяет существенно упростить распознавание объектов на изображении.

В цветовой модели Lab хроматическая составляющая задана двумя координатами a и b . Первая определяет положение цвета в диапазоне от зеленого до пурпурного, вторая – от синего до желтого. Третья компонента L содержит значения светлоты.

В цветовой модели HSV изображение содержит три компоненты, соответствующие цветовому тону (H), насыщенности (S) и яркости (V).

Предлагаемый подход заключается в текстурной сегментации компоненты, содержащей значения яркости с помощью метода, приведенного в пункте 2.2, и применении метода контурной сегментации, рассмотренного в пункте 2.3, к компоненте, содержащей информацию о цвете. Результатом текстурной сегментации является индексное изображение, на котором каждой текстуре соответствует уникальная метка. Чтобы найти границы этих областей также используется метод выделения контуров на основе двумерных цепей Маркова. В качестве общего результата сегментации объединяются контуры, полученные по компоненте цвета, и контуры, полученные по результатам текстурной сегментации, в единое контурное изображение. Применение данного подхода позволяет учитывать при сегментации изображений как информацию о текстуре областей, так и информацию о цвете, что повышает точность выделения объектов.

3. Результаты моделирования

Моделирование предложенного подхода проводилось на тестовых и реальных спутниковых изображениях в среде Matlab с использованием трех цветовых моделей RGB, Lab, HSV. Для цветовой модели RGB рассмотрено два случая. В первом каждая компонента обрабатывается с помощью метода контурной сегментации, во втором – контуры выделены по результатам текстурной сегментации, которая применяется к каждой компоненте. В модели Lab компонента L (светлота) обрабатывается с помощью метода текстурной сегментации с последующим выделением контуров, хроматические компоненты a и b – с помощью метода контурной сегментации. В модели HSV текстурная сегментация применяется к компоненте V (яркость), а контурная сегментация – к компоненте H (цветовой тон), компонента S (насыщенность) не используется.

Большинство критериев, которые используются для оценки точности найденных контуров объектов, предполагают сравнение результатов сегментации с данными, которые считаются истинными. Но при обработке спутниковых изображений провести такую оценку сложно, так как нет достоверных наземных данных. Поэтому для количественной оценки точности сегментации используется набор тестовых изображений из базы изображений университета Беркли [21]. В базе изображений Беркли для каждого тестового изображения приводится эталонное изображение, на котором контуры объектов заданы экспертами, и оно может использоваться в качестве истинного результата сегментации для сравнения.

И всего многообразия различных критериев оценки точности контуров выбраны пять критериев: FOM (Figure of Merit) [22], RMS (root mean squared error) [22], P (precision), R (recall), F -мера [23].

Критерий FOM соответствует эмпирическому расстоянию между эталонным контурным изображением f и контурами, полученными в результате сегментации g , он показывает степень

сходства сегментированного и эталонного контурных изображений. Критерий FOM вычисляется в соответствии с формулой (9).

$$FOM = (\max\{card(f), card(g)\})^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{card(g)} (1 + d_i^2)^{-1}, \quad (9)$$

где $card(f)$ – количество контурных элементов во множестве f , $card(g)$ – количество контурных элементов во множестве g , d_i – расстояние между i -м пикселем f и ближайшим к нему пикселем g .

Критерий RMS представляет собой среднеквадратичную ошибку и показывает степень отличия эталонного и сегментированного контурных изображений. Он вычисляется по формуле (10).

$$RMS = \left(\frac{1}{w \cdot h} \cdot \sum_{i=1}^{w \cdot h} (f_i - g_i)^2 \right)^{1/2}, \quad (10)$$

где w , h – ширина и высота изображения, f_i, g_i – интенсивность i -го пикселя в эталонном и сегментированном контурных изображениях.

Критерий P соответствует точности определения контурных элементов, т.е. долю элементов среди всех контурных элементов сегментированного изображения, которые были верно определены алгоритмом. Критерий R показывает полноту выделения контура, т.е. долю контурных элементов эталонного изображения, которые были найдены и отмечены алгоритмом как контурные на сегментированном изображении. Точность и полнота определяются в соответствии с выражением (11).

$$P = \frac{TP}{card(g)}; R = \frac{TP}{card(f)}, \quad (11)$$

где TP – количество истинных положительных решений алгоритма, т.е. количество элементов изображения, которые отмечены как контурные и на сегментированном и на эталонном изображениях.

F -мера вычисляется на основе критериев точности и полноты, и представляет собой гармоническое среднее между этими двумя величинами. F -мера вычисляется по формуле (12).

$$F = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{R + P}. \quad (12)$$

Чем больше значения критериев FOM , P , R , F и меньше значение критерия RMS , тем контур на сегментированном изображении больше соответствует контуру на эталонном изображении и, следовательно, найден с большей точностью.

В таблице 1 приведены значения критериев качества для методов сегментации с использованием разных цветовых моделей, усредненные по всем обработанным тестовым изображениям.

На рисунке 3 приведены результаты сегментации спутникового изображения (рисунок 3а) в естественных цветах при использовании разных алгоритмов и цветовых моделей. Сегментация осуществлялась по старшему РДИ, так как на нем содержатся основные детальные области.

Таблица 1. Значения критериев качества для тестовых изображений.

Метод сегментации	Критерий качества				
	FOM	RMS	R	P	F
Контурная сегментация на основе модели RGB	0.144	0.437	0.772	0.164	0.249
Текстурная сегментация на основе модели RGB	0.137	0.322	0.519	0.197	0.274
Сегментация на основе модели Lab	0.127	0.268	0.384	0.256	0.287
Сегментация на основе модели HSV	0.140	0.304	0.543	0.247	0.322

На рисунке 3б приведены результаты контурной сегментации изображения при использовании цветовой модели RGB. На каждой из цветовых компонент (R, G, B) выделены контуры с помощью метода на основе двумерных цепей Маркова. Результирующие

изображение получено путем объединения контурных изображений все трех компонент (рисунок 3б). Во втором случае (рисунок 3в) применяется метод текстурной сегментации на основе двумерных цепей Маркова к каждой из цветовых компонент изображения в цветовой модели RGB. На каждой компоненте были найдены области двух текстур, одной текстуре присвоена метка 1, второй – метка 0. По полученным в результате текстурной сегментации бинарным изображениям выделены контуры, найденных текстур, и контурные изображения трех компонент объединены в единое изображение (рисунок 3в). На рисунке 3г приведены результаты сегментации в цветовом пространстве Lab. Контурное изображение получено путем объединения результатов контурной сегментации компонент а и b и контуров текстурных областей, полученных по компоненте L. На рисунке 3д приведено результирующее контурное изображение, полученное в результате объединения контуров, найденные по компоненте H, и контуров, найденных по результату текстурной сегментации компоненты V.

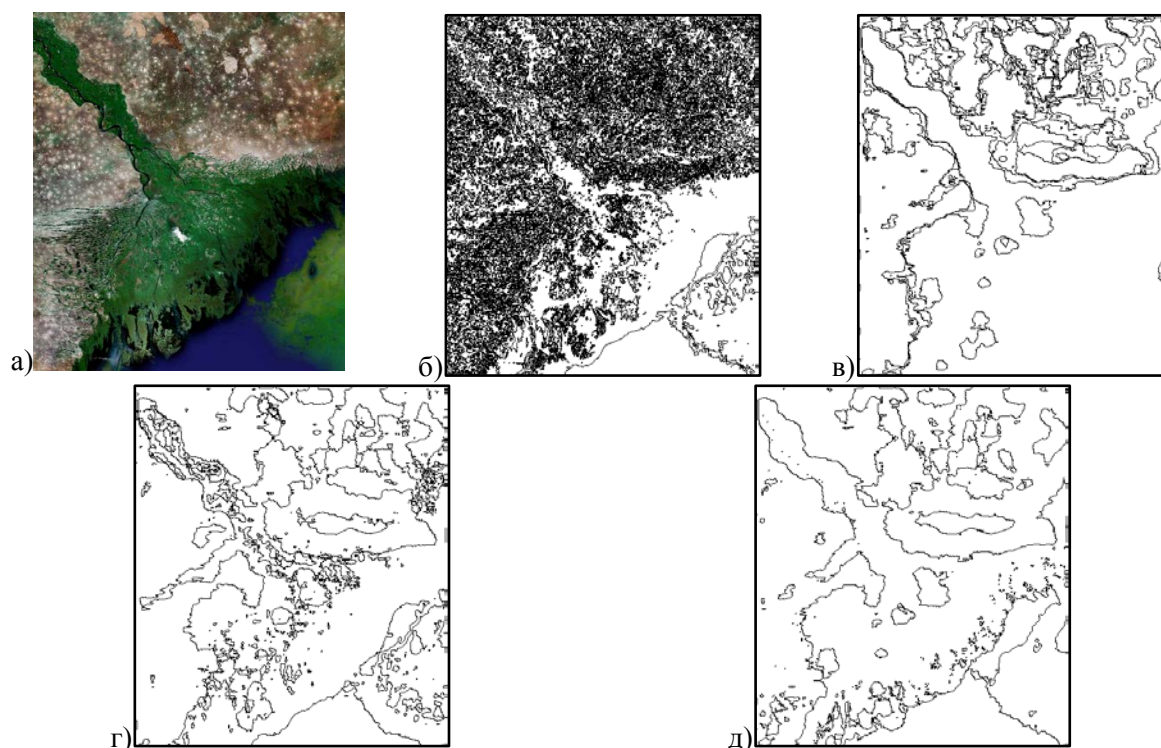


Рисунок 3. Результаты сегментации.

4. Выводы

Метод контурной сегментации позволяет найти границы областей, которые имеют разный цвет на исходном изображении, но он дает неудовлетворительные результаты для текстурных областей. Такие текстурные области часто наблюдаются на спутниковых изображениях, и не имеют ярко выраженных границ по яркости или цвету. Это приводит к значительной пересегментации, что продемонстрировано на рисунке 3б. Использование метода текстурной сегментации позволяет получить более четкие границы текстурных областей, но при этом могут быть потеряны границы между некоторыми объектами разных цветов. Как видно по рисунку 3в области моря и равнинная часть берега существенно различаются по цвету, но при этом имеют близкие значения вероятности перехода элементов в двумерной цепи Маркова, следовательно, отнесены алгоритмом к одной области. Сегментация с использованием цветовых моделей Lab и HSV обеспечивают похожие результаты, при этом более точно выделены границы и объектов разных цветов и текстурных областей. Среди преимуществ использования модели HSV можно отметить, что для сегментации достаточно обработать только две компоненты, что позволяет существенно сократить время обработки изображения.

Данные моделирования предложенных подходов по тестовым изображениям подтверждает эти результаты. Из таблицы 1 следует, что использование цветовой модели HSV позволяет

получить один из лучших результатов по большинству критериев качества. Из-за наличия эффекта пересегментации при контурной сегментации в модели RGB наблюдается большое количество совпадений с эталонным контуром, следовательно, значения критериев FOM и P принимают максимальные значения. Но при этом помимо верно найденных контуров на сегментированном изображении присутствует большое количество ложных контурных точек, что отражается в критериях RMS и R, по которым результаты данного метода не являются удовлетворительными.

Таким образом, предложенный подход, который заключается в совместном использовании методов контурной и текстурной сегментации на разных компонентах изображения, и использовании цветовых моделей Lab и HSV позволяет при сегментации учитывать информацию о цвете и текстуре, и за счет этого, более точно выделять контуры объектов.

5. Литература

- [1] Gonzalez, R.C. Digital image processing / R.C. Gonzalez, R.E. Woodsю – Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2008. – 954 p.
- [2] Verma, S. An increased modularity based contour detection / S. Verma, A. Chugh // International Journal of Computer Applications. – 2016. – Vol. 135(12). – P.41-44.
- [3] Swami, D. Super-pixel and Neighborhood based contour detection / D. Swami, B. Chaurasia // J. Comp. & Math. Sci. – 2017. – Vol. 8(6). – P. 226-234.
- [4] Borne, F. Texture-based classification for characterizing regions on remote sensing images / F. Borne, G. Viennois // Journal of Applied Remote Sensing. – 2017. – Vol. 11(3).
- [5] Hemalatha, S. Unsupervised segmentation of remote sensing images using FD based texture analysis model and ISODATA / S. Hemalatha, S.M. Anuncia // International Journal of Ambient Computing and Intelligence. – 2017. – Vol. 8(3). - P. 58-75.
- [6] Prudente, V. Comparative assessment between per-pixel and object-oriented for mapping land cover and use / V. Prudente, B. Da Silva, J. Johann, E. Mercante, L. Oldoni // Journal of the Brazilian Association of Agricultural Engineering. – 2017. – Vol. 37(5). – P.1015-1027.
- [7] Abbas, A.W. K-Means and ISODATA Clustering Algorithms for Landcover Classification Using Remote Sensing / A.W. Abbas, N. Minallh, N. Ahmad, S.A.R. Abid, M.A.A. Khan // Sindh Univ. Res. Jour. (Sci. Ser.). – 2016. – Vol. 48(2). – P. 315-318.
- [8] Baya, A.E. Clustering stability for automated color image segmentation / A.E. Baya, et al. // Expert Systems with Applications. – 2017. – Vol. 86. – P.258-273.
- [9] Li, M. A Review of Remote Sensing Image Classification Techniques: the Role of Spatio-contextual Information / M. Li, et al. // European Journal of Remote Sensing. – 2014. – Vol. 47. – P. 389-411.
- [10] Haralick R.M. Statistical and structural approaches to texture // Proceedings of the IEEE. – 1979. – Vol. 67(5). – P. 786-804.
- [11] Hemalatha, S. A computational model for texture analysis in images with fractional differential filter for texture detection / S. Hemalatha, S. Margret Anuncia // International Journal of Ambient Computing and Intelligence. – 2016. – Vol. 7(2). – P. 93-113.
- [12] Zhang, J. Image segmentation with texture clustering based JSEG / J. Zhang, et al. // International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC) Guangzhou, PEOPLES R CHINA. – 2015. – P. 599-603.
- [13] Hu, Y. Accurate and fast building detection using binary bag-of-features / Y. Hu, Z. Li, P. Li, Y. Ding, Y. Liu // ISPRS Hannover Workshop: HRIGI 17 – CMRT 17 – ISA 17 – EuroCOW 17. – 2017. – Vol. XLII-1/W1. – P. 613-617.
- [14] Liu, L.X. An efficient level set model with self-similarity for texture segmentation / L.X. Liu, S.M. Fan, X.D. Ning, L.J. Liao // Neurocomputing. – 2017. – Vol. 266. – P. 150-164.
- [15] El Merabet, Y. Building roof segmentation from aerial images using a line-and region-based watershed segmentation technique / Y. El Merabet, C. Meurie, Y. Ruichek, A. Sbihi, R. Touahni // Sensors. – 2015. – Vol. 15(2). – P. 3172-3203.
- [16] Petrov, E.P. Mathematical Models of Video-Sequences of Digital Half-Tone Images / E.P. Petrov, I.S. Trubin, E.V. Medvedeva, S.M. Smolskiy // Integrated models for information

- communication systems and net-works: design and development. IGI Global, 2013. – P. 207-241.
- [17] Medvedeva, E.V. Image segmentation based on two-dimensional Markov chains / E.V. Medvedeva, E.E. Kurbatova // Computer Vision in Control Systems-2. Innovations in practice. Springer International Publishing Switzerland, 2015. – P. 277-295.
- [18] Kurbatova, E.E. Method of isolating texture areas in images / E.E. Kurbatova, E.V. Medvedeva, A.A. Okulova // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2015. – Vol. 25(1). – P.47-52.
- [19] Burnett, C. A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis / C. Burnett, T. Blaschke // Ecological Modelling. – 2003. – Vol. 168(3). – P. 233-249.
- [20] Кравцов, С.Л. Обработка изображений дистанционного зондирования Земли (анализ методов) / С.Л. Кравцов. – Минск: ОИПИ НАН Беларуси, 2008. – 256 с.
- [21] Berkeley Segmentation Dataset [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench> (01.11.2017).
- [22] Zhang, Y. Advances in Image And Video Segmentation / Y. Zhang. - USA: IRM Press, 2006. – 473 p.
- [23] Martin, D. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color and texture cues / D. Martin, C. Fowlkes, J. Malik // IEEE Trans. on Pattern analysis and Machine Intelligence. – 2004. – Vol. 26. – P. 530-549.

Edge detection of objects on the satellite images

E.E. Kurbatova¹

¹Vyatka State University, Moskovskaya 36, Kirov, Russia, 610006

Abstract. The approach for satellite image segmentation, which allows detecting contours of objects of interest, is proposed. The method is based on the use of random Markov fields as a mathematical model of an image. It is proposed to use the methods of contour and texture segmentation on different color components of color satellite image. The contour segmentation detects objects with different colors. It is applied to component, which contains information about colors. The transition probability in different dimension Markov chains is used as a texture feature. The texture segmentation is applied to component, which contains information about brightness of objects. The results of modelling the proposed approach for different color models, such as RGB, HSV, Lab, are presented. The accuracy of detecting contours was estimated using the set of test images on the base of five criteria. The use of a combination of color and texture characteristics of regions, made it possible to improve the accuracy of objects edge detection.

Keywords: segmentation, edge detection, texture feature, Markov chains.