

ВЫДЕЛЕНИЕ КОНТУРОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ПОМОЩЬЮ АЛГОРИТМА КЛАСТЕРИЗАЦИИ*Белим С.В., Кутлуниин П.Е.**Омский государственный университет им. Ф.М. Достоевского***Аннотация**

В статье предложен алгоритм выделения контуров на изображениях на основе его кластеризации. При кластеризации осуществляется разбиение изображения на односвязные области по цвету. В качестве контуров рассматриваются границы областей. Предложенный подход позволяет получать чётко выделенные границы без размытия. Алгоритм обладает высокой устойчивостью к импульсным шумам.

Ключевые слова: выделение контуров, поиск границ на изображении.

Введение

Необходимость выделения контуров на цифровых изображениях возникает в процессе решения большого количества задач, связанных с анализом графических объектов. На сегодняшний день большинство алгоритмов выделения контуров основываются на дифференциальных операторах. Основная идея всех этих методов состоит в том, что на границах контуров двумерная функция интенсивности цвета испытывает скачок, который может быть определён с помощью исследования производных функции интенсивности цвета. Дифференциальные методы выделения контуров состоят из двух этапов. На первом этапе усиливаются перепады интенсивности. На втором этапе с помощью пороговых методов выделяются контурные точки. Следует отметить, что дифференциальные методы усиливают точечные импульсные шумы.

Большинство методов выделения контуров изображения основывается на исследовании градиента интенсивности цвета. Один из исторически первых методов был предложен Л. Робертсом [1] и основывался на использовании перекрёстного матричного оператора, содержащего конечные разности соседних элементов. Позже Дж. Прюиттом был предложен оператор на основе понятия центральной разницы [1]. Основным недостатком этого подхода является чувствительность к шуму. Наиболее известный из дифференциальных методов выделения контуров основывается на операторе Собеля [1]. Данный подход также основывается на центральных разностях, однако вес центральных элементов увеличен вдвое. Недостатком оператора Собеля является отсутствие полной вращательной симметрии. В работе Г. Шарра [1] предпринята попытка снизить отрицательные эффекты оператора Собеля за счёт увеличения веса центрального элемента, который превосходит веса крайних пикселей в 3,3 раза. Более сложные подходы основаны на выборе некоторой функции, задающей вес пикселя в зависимости от его расстояния до центрального пикселя [2]. Данный метод обладает дополнительной возможностью подавления шумов. Другой набор методов дифференциального выделения контуров на изображениях основывается на использовании лапласиана [3], для вычисления которого необходимо находить производные второго порядка. В статье [4] предложен двухэтапный алгоритм, в котором перед применением линейных дифференциальных операторов происходит разбиение изображения на слои в кольце $Z/2^p$ с последующим объединением контуров.

В качестве альтернативы дифференциальным фильтрам используются статистические методы выделения границ и методы, основанные на вейвлет-преобразованиях. В работе [5] предложен метод рангового обнаружителя выделения границ с использованием специальной статистики для принятия решения о принадлежности пикселя границе. В статье [6] предложены модификация данного метода и способ выбора порогов.

В статьях [7, 8] предложены алгоритмы выделения границ областей изображения с помощью методов математической морфологии. В работе [9] выделение контуров производится на основе представления цифрового полутонового изображения с помощью марковского процесса. В этом алгоритме отдельные пиксели представляются как состояния, а связь между ними – как вероятность перехода.

В статье [10] предложен метод выделения контуров на основе применения двукратного вейвлет-преобразования. Предложенный метод позволяет регулировать уровень детализации и обладает более высокой чёткостью по сравнению с дифференциальными фильтрами. В работе [11] использовано вейвлет-преобразование для построения последовательности изображений разной степени детализации и выделения структурных элементов разного масштаба.

В данной статье предложен новый подход выделения контуров, основанный на иерархической кластеризации изображений. Данный подход позволяет последовательно выделять контуры разной интенсивности. Важной положительной характеристикой предложенного метода является устойчивость к импульсным шумам, что выгодно отличает его от традиционных дифференциальных фильтров.

1. Постановка задачи и метод её решения

Будем искать на изображении кривые, ограничивающие односвязные области одного цвета. Данную задачу будем решать в два этапа. На первом этапе выделим на изображении односвязные области одного цвета. На втором этапе найдём кривые, ограничивающие данные области.

Представим изображение в виде множества точек пятимерного пространства RGBXY. Первые три координаты каждой точки определяются цветовыми составляющими пикселя, последние две координаты определяются координатами пикселя на изображении. Для того чтобы избежать доминирования одного вида координат над

другими, проведём нормализацию координат. Пусть палитра содержит g оттенков каждого цвета, а изображение имеет размер $M \times N$. Выберем минимальный пространственный размер изображения $L = \min(M, N)$ и проведём масштабирование цветовой гаммы, умножив все значения цвета на коэффициент L/g .

Сопоставим построенному множеству точек полносвязный граф. Множество вершин графа будет совпадать со множеством пикселей изображения. Длина ребра будет равна Евклидовому расстоянию между точками в пятимерном пространстве RGBXY. Расстояние между точками v_i и v_j будем обозначать $d(v_i, v_j)$. Для выделения односвязных областей одного цвета на изображении выполним кластеризацию построенного графа. Для кластеризации графа используем алгоритм, основанный на построении минимального остовного дерева [12]. При использовании данного алгоритма применительно к графу, сопоставляемому изображению, можно построить жадный алгоритм, обладающий достаточно высокой скоростью работы. Жадный алгоритм позволяет получить минимальное остовное дерево без построения всего графа. Этот момент является важным, так как хранение данных для всего полносвязного графа требует большого объёма памяти и большого времени обработки.

Один шаг жадного алгоритма может быть описан следующим образом. Пусть на некотором этапе построена часть дерева T_k , содержащая вершины $\{v_{i1}, \dots, v_{ik}\}$. Рассмотрим ближайших соседей каждой из вершин, входящих в T_k . Выберем ту вершину, расстояние от которой до одной из вершин T_k является минимальным. Строим часть дерева T_{k+1} , присоединяя выбранную вершину v_{ik+1} к дереву T_k . Продолжаем алгоритм до тех пор, пока не будут исчерпаны все вершины. Важным является вопрос выбора начальной точки, которая будет играть роль корня дерева. Абсолютно произвольный выбор такой точки может привести к неоднозначным результатам. Случайным образом может быть выбрана точка, представляющая однопиксельный кластер. Как показали дальнейшие эксперименты, наилучших результатов удаётся добиться, если в качестве корня выбрана одна из точек кластера большого размера. Поэтому при случайном выборе корневой вершины будем требовать, чтобы все восемь её ближайших соседей на изображении имели тот же цвет с некоторой точностью, учитывающей оттенки.

Кластеризация состоит в разбиении минимального остовного дерева на поддеревья. Разбиение производится отбрасыванием некоторых рёбер. Из логики алгоритма следует, что к существующему «зародышу» кластера в первую очередь будут присоединяться пиксели, расположенные вдоль его границы и имеющие близкий цвет. При исчерпании таких точек произойдёт переход на одну из точек, значительно отличающихся по цвету. Такой переход соответствует переходу на новую односвязную область одного цвета. Такие переходы могут быть обнаружены по графику зависимости длины рёбер в порядке их присоединения. Моментам перехода будут соответствовать пики

на графике. На рис. 1 приведены примеры графиков для искусственного изображения с чёткими границами (рис. 1а) и фотографического изображения с размытыми границами (рис. 1б).

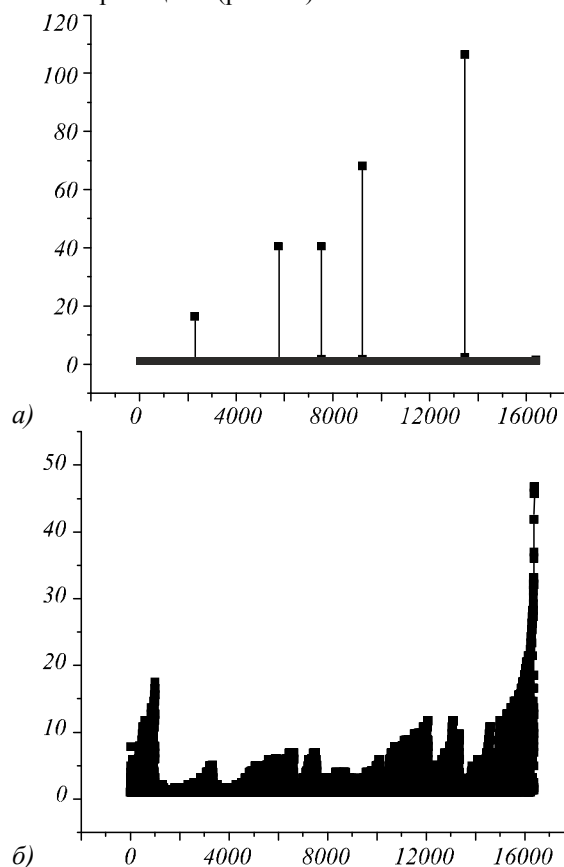


Рис. 1. Примеры графиков зависимости длины ребра от порядкового номера его появления для различных изображений: искусственное изображение с чёткими контурами (а), фотографическое изображение с размытыми контурами (б)

Как и следовало ожидать, для искусственных изображений выделение пиков и кластеризация представляет собой достаточно простую задачу. Для фотографических изображений выделить пики значительно сложнее. Поэтому будем строить иерархию кластеров. Найдём ребро наибольшей длины, удаление которого отделяет поддерево, состоящее более чем из одной вершины. Обозначим его длину через R_0 . Проведём кластеризацию первого уровня, отбросив рёбра, длины которых превышают $0,9R_0$. При кластеризации второго уровня отбрасываем рёбра длиной более $0,9^2R_0$. Вообще при кластеризации k -го уровня отбрасываем рёбра длиной более $0,9^kR_0$. На каждом этапе перед отбрасыванием ребра будем проверять, не отделяет ли он кластер, состоящий из одной вершины, такие рёбра удалять не будем. Как показывает практика, для выделения основных контуров достаточно провести кластеризацию не глубже пятого уровня.

После проведения кластеризации для каждого кластера определяем его границу толщиной в один пиксель. Данная операция имеет линейную сложность, так как требует однократного перебора пиксе-

лей и проверки количества соседей, входящих в данный кластер, для каждого из них. Построенная таким способом граница будет иметь толщину два пикселя, так граничные пиксели определяются для каждого из соприкасающихся кластеров.

2. Компьютерный эксперимент

Эксперимент проводился как на искусственных изображениях, так и на фотографиях различных объектов. В качестве искусственных изображений использовались рисунки с чётко выделенными геометрическими фигурами.

На рис. 2 представлено искусственное изображение и границы областей, полученные для него. Следует отметить, что для искусственного изображения достаточно провести кластеризацию первого уровня. Как видим, границы областей определяются абсолютно точно и имеют толщину два пикселя. Толщина линии всегда равна двум, так как контур представляет собой границу соприкосновения двух кластеров. По построению граница кластера с каждой стороны имеет единичную толщину.

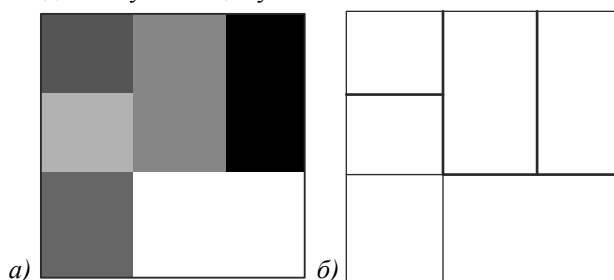


Рис. 2. Выделение границ для изображения с равномерной заливкой: исходное изображение (а), границы областей, выделенные предложенным алгоритмом (б)

На рис. 3 приведено естественное изображение с чётким контуром. Как хорошо видно, предложенный алгоритм позволяет выделить контур с высокой точностью.

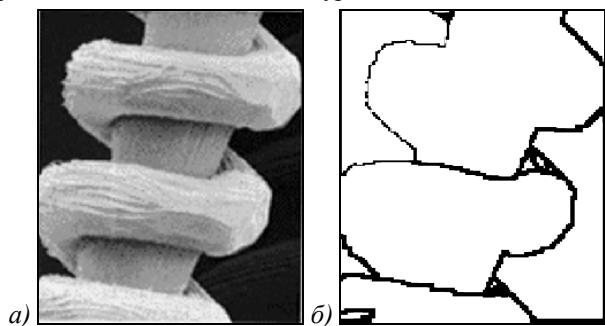


Рис. 3. Выделение границ для естественного изображения с резкими границами: исходное изображение (а), границы областей, выделенные предложенным алгоритмом (б)

Применим предложенный алгоритм к фотографическим изображениям. На рис. 4 представлены результаты работы алгоритма для изображения «Перцы». Как видно из рисунка, уже на четвёртом уровне кластеризации удаётся выделить все основные контуры изображения.

Проведём эксперимент с устойчивостью предложенного алгоритма к случайным импульсным шумам. Результаты для искусственного изображения пред-

ставлены на рис. 5. Как видим, на областях сплошной заливки наличие случайного импульсного шума никак не влияет на результаты, то есть эффект усиления шумов, присущий дифференциальным фильтрам в предложенном алгоритме, отсутствует. Наличие шума приводит лишь к небольшому размытию самой линии границы. Подробный попиксельный анализ изображений показал, что размытие происходит в тех точках, где пиксели, испорченные шумом, попадают либо на саму границу, либо в соседние с ней точки, то есть размытие границы происходит уже на зашумлённом изображении.



Рис. 4. Результат работы алгоритма для изображения «Перцы»: исходное изображение (а), контуры, получаемые при кластеризации 4-го уровня (б)

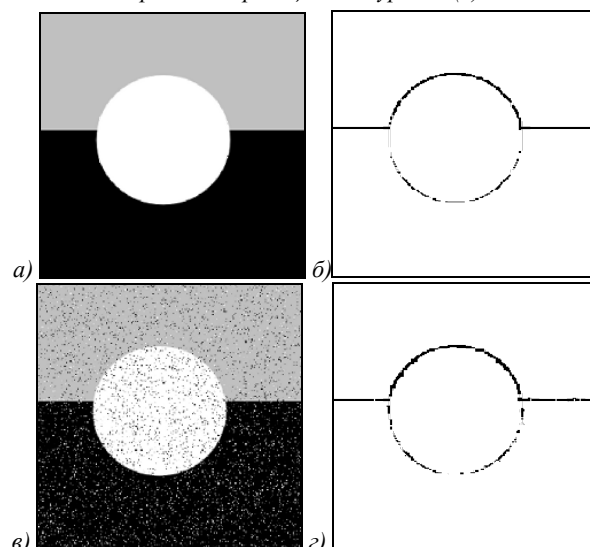


Рис. 5. Устойчивость выделенного контура к случайным импульсным шумам с интенсивностью 10% для искусственного изображения: исходное изображение (а), контуры, выделенные для исходного изображения (б), изображение, зашумлённое на 10% (в), контуры, выделенные для зашумлённого изображения (г)

Проведём аналогичный эксперимент проверки устойчивости предложенного алгоритма к случайным импульсным шумам для изображения «Перцы». Результаты представлены на рис. 6.

Сравнение рис. 6б с рис. 4б показывает, что для фотографических изображений алгоритм выделения контуров также устойчив к импульсным шумам, как и для искусственных тестовых изображений.

3. Обсуждение результатов и выводы

Проведём сравнение результатов, полученных в данной работе, с данными аналогичных работ. В ра-

боте [13] подробно описываются основные критерии качества нахождения границ.

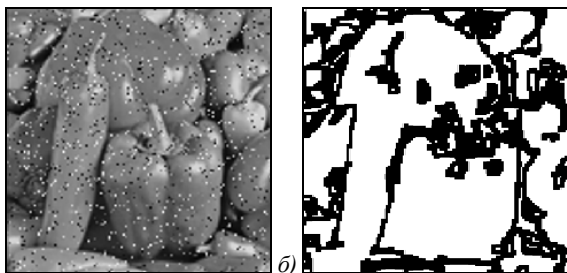


Рис. 6. Устойчивость выделенного контура к случайным импульсным шумам с интенсивностью 10% для изображения «Перцы»: изображение, зашумлённое на 10% (а), контуры, выделенные для зашумлённого изображения (б)

В данной работе для сравнения алгоритмов будут использованы такие критерии, как чёткость контура, толщина контурных линий, устойчивость к помехам и арифметическая сложность алгоритма. Предложенный алгоритм выделения контуров обладает рядом отличительных особенностей по сравнению с подходами на основе фильтров, получившими широкое распространение. Прежде всего, подход на основе кластеризации позволяет получать чёткие контуры. Под чёткостью контура здесь понимается ширина диапазона перехода интенсивности найденной границы от минимального значения к максимальному, т.е. чем меньше ширина данного диапазона, тем выше чёткость границы. На рис. 7 изображены графики интенсивности найденных границ и соответствующие диапазоны переходов, где границы найдены для одного участка изображения разными методами.

Контуры, выделенные предложенным в данной работе методом, представляют собой линии толщиной два пикселя. При необходимости к этим линиям могут быть применены алгоритмы скелетизации [14, 15] и их толщина уменьшена до одного пикселя. Таким образом, решается проблема толщины контурных линий. В применяемых дифференциальных фильтрах приходится отдельно исследовать размытость контуров, строя распределения интенсивности цвета, и применять дополнительные методы постобработки для её уменьшения [3]. Вторая проблема, с которой предложенный подход справляется лучше дифференциальных фильтров, состоит в уменьшении влияния помех. Как уже было сказано во введении, применение дифференциальных операторов к изображению со случайными импульсными шумами, приводит к усилению интенсивности повреждённых пикселей [4]. Эту проблему принято решать либо предобработкой изображения сглаживающими фильтрами, уменьшающими интенсивность шумов, либо использованием дополнительных преобразований, например, вейвлет-преобразования. В качестве фильтра, уменьшающего интенсивность шумов, может быть использована ранговая фильтрация [16], однако её использование приводит к увеличению размытости получаемого контура. Для решения данной проблемы требуется введение дополнительного этапа, на котором чёткость границ повышается путём их аппроксимирования сте-

пенной функцией [17]. Третьим преимуществом предложенного метода является возможность варьирования уровня детализации выделяемых контуров. Выбирая различную глубину кластеризации, можно выделить сначала контуры с наибольшим перепадом интенсивности, потом с меньшим и так далее. Таким образом, есть возможность решать задачу выделения контуров с заданным уровнем точности. Рис. 8 иллюстрирует два уровня детализации выделяемых контуров для изображения «Перцы».

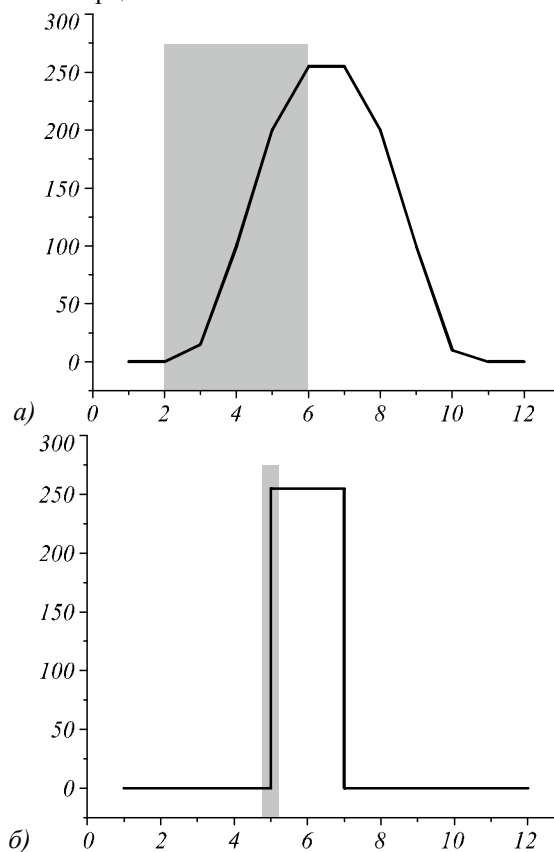


Рис. 7. Графики интенсивности найденных границ и соответствующие диапазоны переходов (диапазоны закрашены серым): границы, найденные оператором Собеля (а), границы, найденные методом на основе кластеризации (б)



Рис. 8. Уровни детализации выделяемых контуров для изображения «Перцы»: контуры, получаемые при кластеризации 3-го уровня (а), контуры, получаемые при кластеризации 5-го уровня (б)

Из недостатков метода, предложенного в данной статье, можно отметить несколько большую трудоёмкость по сравнению с дифференциальными фильтрами. Как известно, фильтры обладают линейной трудоёмко-

стью ($O(n)$), где n – количество пикселей в изображении). Предложенный алгоритм характеризуется квадратичной трудоёмкостью $O(n^2)$. Однако данный проигрыш во времени выполнения не является значительным, так как алгоритм остаётся полиномиальным, что считается приемлемым для такого типа задач. Кроме того, предложенный алгоритм характеризуется богатыми возможностями для распараллеливания, что повышает возможности его практического применения.

Предложенный алгоритм может найти применение в задачах аутентификации пользователей по их изображению, так как позволяет достаточно точно локализовать основные точки (контур овала лица, глаза, рот, нос), которые используют системы распознавания лиц. На рис. 9 представлен результат обработки фотографии лица человека.



Рис. 9. Пример обработки фотографии лица человека: исходное изображение (а), контуры лица человека (б)

Устойчивость предложенного метода к импульсным шумам позволяет широко использовать его в системах технического зрения, передающих сигналы по зашумлённым каналам.

Литература

1. **Фисенко, В.Т.** Компьютерная обработка и распознавание изображений / В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко // – СПб.: СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с.
2. **Попов, Г.А.** Об одном методе низкочастотной фильтрации гидролокационных изображений / Г.А. Попов, Д.А. Хрящёв // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Морская техника и технология. – 2010. – № 1. – С. 63-68.
3. **Гашников, М.В.** Методы компьютерной обработки изображений / М.В. Гашников, Н.И. Глумов, Н.Ю. Ильясова, В.В. Мясников, С.Б. Попов, В.В. Сергеев, В.А. Соифер, А.Г. Храмов, А.В. Чернов, В.М. Чернов, М.А. Чичёва, В.А. Фурсов; под ред. В.А. Соифера. – 2-е изд., испр. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с. – ISBN 5-9221-0270-2.
4. **Жарких, А.А.** Двухэтапный алгоритм выделения контуров на изображении / А.А. Жарких // Вестник МГТУ. – 2009. – Т. 12, № 2. – С. 202-205.
5. **Гребенщиков, К.Д.** Ранговый обнаружитель локальных контурных признаков изображения с фиксированным уровнем ложных срабатываний / К.Д. Гребенщиков, А.А. Спектор // Автометрия. – 2001. – № 4. – С. 119-127.
6. **Бондина, Н.Н.** Использование статистических характеристик для выделения границ в медицинских изображениях / Н.Н. Бондина, В.Э. Кривенцов // Вестник НТУ "ХПИ". – 2013. – № 39(1012). – С. 22-27.
7. **Huang, C.P.** An Integrated Edge Detection Method Using Mathematical Morphology / C.P. Huang, R.Z. Wang // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2006. – V. 16, Issue 3. – P. 406-412.
8. **Буй, Т.Т.Ч.** Анализ методов выделения краёв на цифровых изображениях / Т.Т.Ч. Буй, В.Г. Спицын // Доклады ТУСУРа. – № 2(22), Ч. 2. – С. 221-223.
9. **Курбатова, Е.Е.** Комбинированный алгоритм выделения контуров объектов интереса в мониторинговых системах / Е.Е. Курбатова, Е.В. Медведева, И.Я. Орлов // Вестник Нижегородского университета имени Н.И. Лобачевского. – 2013. – № 2(1). – С. 60-65.
10. **Антошук, С.Г.** Выделение контуров объектов методом двукратного гиперболического вейвлет-преобразования / С.Г. Антошук, О.Ю. Бабилунга, А.А. Николенко // Электромашиностроения та електрообладнання. – 2005. – Вып. 65. – С. 65-69.
11. **Жизняков, А.Л.** Выделение и анализ контуров и скелетов полутоновых изображений с использованием кратномасштабного представления [Электронный ресурс] / А.Л. Жизняков // Электронный научный журнал «Исследовано в России». – 2006. – URL: <http://zhurnal.ape.relam.ru/articles/2006/150.pdf> (дата обращения 14.02.2015).
12. **Солнцева, М.О.** Применение методов кластеризации узлов на графах с разрежёнными матрицами смежности в задачах логистики / М.О. Солнцева, Б.Г. Кухаренко // Труды МФТИ. – 2013. – Т. 5, № 3. – С. 75-83.
13. **Дубинин, Д.В.** Оценка качества алгоритмов оконтуривания объектов на изображениях, аппроксимированных однородными марковскими полями / Д.В. Дубинин, В.Е. Лаевский, А.И. Кочегуров // Известия Томского политехнического университета. – 2010. – Т. 317, № 5. – С. 130-134.
14. **Местецкий, Л.М.** Скелетизация многосвязной многоугольной фигуры на основе дерева смежности её границы / Л.М. Местецкий // Сибирский журнал вычислительной математики. – 2006. – Т. 9, № 3. – С. 201-216. – РАН, Сибирское отделение, Новосибирск.
15. **Гудков, В.Ю.** Способы математического описания и идентификации отпечатков пальцев / В.Ю. Гудков // Труды ИСА РАН. – 2008. – Т. 38. – С. 336-356.
16. **Щербаков, М.А.** Нелинейная фильтрация с адаптацией к локальным свойствам изображения / М.А. Щербаков, А.П. Панов // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 4. – С. 818-824.
17. **Ильясова, Н.Ю.** Компьютерная технология восстановления пространственной структуры коронарных сосудов по ангиографическим проекциям / Н.Ю. Ильясова, Н.Л. Казанский, А.О. Корепанов, А.В. Куприянов, А.В. Устинов, А.Г. Храмов // Компьютерная оптика. – 2009. – Т. 33, № 3. – С. 281-317.

References

1. **Fisenko, V.T.** Computer image processing and recognition / V.T. Fisenko, T.Yu. Fisenko. – Saint-Peterburg: "SPbGU ITMO" Publisher, 2008. – 192 p. – (In Russian).
2. **Popov, G.A.** About one method of low-speed filtration of sonar images / G.A. Popov, D.A. Hryashchjov // Astrakhan Technical State University Reporter: Marine Machinery and Technology Series. – 2010. – Vol. 1. – P. 63-68. – (In Russian).
3. Computer Image Processing, Part II: Methods and algorithms / A.V. Chernov, V.M. Chernov, M.A. Chicheva, V.A. Fursov, M.V. Gashnikov, N.I. Glumov, N.Yu. Ilyasova, A.G. Khramov, A.O. Korepanov, A.V. Kupriyanov, E.V. Myasnikov, V.V. Myasnikov, S.B. Popov, V.V. Sergejev; ed. by V.A. Soifer. – VDM Verlag, 2009. – 584 p.
4. **Zharkih, A.A.** Two-stage algorithm of allocation of contours images / A.A. Zharkih // Moscow Technical State University Reporter. – 2009. – Vol. 12, Issue 2. – P. 202-205. – (In Russian).

5. **Grebenshnikov, K.D.** Rank detector of local contour features of the image with a fixed level of false positives / K.D. Grebenshnikov, A.A. Spektor // *Avtometriya*. – 2001. – Vol. 4. – P. 119-127. – (In Russian).
6. **Bondina, N.N.** Using of statical characteristics to marking of borders in medical images / N.N. Bondina, V.Je. Krivenkov // *National Technical University "HPI" Reporter*. – 2013. – Vol. 39(1012). – P. 22-27. – (In Russian).
7. **Huang, C.P.** An Integrated Edge Detection Method Using Mathematical Morphology / C.P. Huang, R.Z. Wang // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – 2006. – Vol. 16, Issue 3. – P. 406-412.
8. **Buj, T.T.Ch.** Analysis of methods of digital images edge detection / T.T.Ch. Buj, V.G. Spicyn // *Doklady TUSURa*. – Vol. 2(22), Chap. 2. – P. 221-223. – (In Russian).
9. **Kurbatova, E.E.** Combined algorithm for contour detection in objects of interest in monitoring systems / E.E. Kurbatova, E.V. Medvedeva, I.Ja. Orlov // *Lobachevsky State University Reporter*. – 2013. – Vol. 2(1). – P. 60-65. – (In Russian).
10. **Antoshhuk, S.G.** The edge selection of object images by double hyperbolic wavelet transform method / S.G. Antoshhuk, O.Ju. Babilunga, A.A. Nikolenko // *Electrical Machine-building and Electrical Equipment*. – 2005. – Vol. 65. – P. 65-69. – (In Russian).
11. **Zhiznjakov A.L.** Allocation and analysis of edges and skeletons of halftone images using multiresolution representation [Electronic resource] / A.L. Zhiznjakov // *Digital science magazine "Issledovano v Rossii"*. – 2006. – URL: <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2006/150.pdf> (request date 14.02.2015). – (In Russian).
12. **Solnceva, M.O.** Application of node clustering algorithm on graphs with sparse adjacency matrix / M.O. Solnceva, B.G. Kuharenko // *Trudy MFTI*. – 2013. – Vol. 5, Issue 3. – P. 75-83. – (In Russian).
13. **Dubin, D.V.** Evaluating the quality of edge detector algorithms on images approximated by homogenous Markov fields / D.V. Dubin, V.E. Laevsky, A.I. Kochegurov // *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*. – 2010. – Vol. 9, Issue 3. – P. 130-134.
14. **Mesteckij, L.M.** Skeletonization of a multiply-connected polygonal domain based on its boundary adjacent tree L.M. Mesteckij // *Sibirskii Zhurnal Vychislitel'noi Matematiki*. – 2006. – Vol. 9, Issue 3. – P. 201-216. – RAN, Siberian branch, Novosibirsk. – (In Russian).
15. **Gudkov, V.Ju.** Methods for mathematical description and identification of fingerprint / V.Ju. Gudkov // *Trudy ISA RAN*. – 2008. – Vol. 38. – P. 336-356. – (In Russian).
16. **Shcherbakov, M.A.** Nonlinear filtering with adaption to local properties of the image / M.A. Shcherbakov, A.P. Panov // *Computer Optics*. – 2014. – Vol. 38(4). – P. 818-824.
17. **Iyasova, N.Yu.** Computer technology for the spatial reconstruction of the coronary vessels structure from angiographic projections / N.Yu. Iyasova, N.L. Kazansky, A.O. Korepanov, A.V. Kupriyanov, A.V. Ustinov, A.G. Khramov // *Computer Optics*. – 2009. – Vol. 33(3). – P. 281-317. – (In Russian).

BOUNDARY EXTRACTION IN IMAGES USING A CLUSTERING ALGORITHM

S.V. Belim, P.E. Kutlunin

F.M. Dostoevskiy Omsk State University

Abstract

The article suggests an algorithm of boundary extraction based on image clustering. In the process of clustering, the image is decomposed into simply connected regions based on pixel color. Edges of the regions are considered as the boundaries. The proposed approach allows obtaining well-defined boundaries without blurring. The algorithm is highly resistant to impulse noise.

Keywords: boundary extraction, edge detection in an image.

Сведения об авторах

Белим Сергей Викторович, д.ф.-м.н., профессор, заведующий кафедрой информационной безопасности Омского государственного университета им. Ф.М. Достоевского. Область научных интересов: обработка изображений, интеллектуальный анализ данных, системы защиты информации.

E-mail: sbelim@mail.ru.

Sergey Viktorovich Belim, Doctor in Physic and Mathematic, professor, chairman in Information Security department of Omsk State University n.a. F.M. Dostoevskiy. His research interests are image processing, intelligent data analysis, information security systems.

Кутлуни Павел Евгеньевич, аспирант кафедры информационной безопасности Омского государственного университета им. Ф.М. Достоевского. Область научных интересов: компьютерное зрение, криптография, программирование.

E-mail: kutlunin.pavel@gmail.com.

Pavel Evgenievich Kutlunin, postgraduate student in Information Security departure of Omsk State University n.a. F.M. Dostoevskiy. His research interests are computer vision, cryptography, programming.

Поступила в редакцию 19 января 2015 г.