

Метод выделения контуров объектов на спутниковых снимках минимальными вычислительными ресурсами

Е.П. Петров, Н.Л. Харина, К.Н. Чукаев

*Вятский государственный университет, Киров, 610000, Россия
E-mail: natal_res@mail.ru*

Выделение контуров на цифровых изображениях представляет собой начальный и решающий этап в распознавании объектов в системах технического зрения, дистанционного зондирования Земли и других приложениях. Большинство алгоритмов выделения контуров основаны на вычислении градиента изображения. Наиболее распространенными являются операторы Робертса, Превитта. Достоинством таких методов является малая вычислительная сложность. К недостаткам относятся высокая чувствительность к шумам, возможность появления разрывов в контуре. Метод Канни позволяет правильно определять положения границы и дает единственный отклик на одну границу, но является сложным в реализации. Выбор того или иного метода зависит от конечной цели всего процесса обработки изображений, типа обрабатываемых изображений, имеющихся вычислительных мощностей. В отличие от рассмотренных методов предлагаемый метод основан на математической модели изображения на основе двумерной цепи Маркова и требует для своей реализации минимум вычислительных ресурсов. При этом не требуется использование полноразрядного изображения, достаточно двух старших разрядных двоичных изображений, объединенных в плоскость. Анализ результатов показывает, что наиболее близкими к эталонному являются контуры, полученные методом Канни и предложенным методом. Однако метод Канни требует для своей реализации значительных вычислительных ресурсов, что затрудняет его применение в системах обработки изображений, требующих использование режима реального времени.

Ключевые слова: спутниковые изображения, цифровые изображения, Марковское случайное поле, цепь Маркова, матрица вероятностей перехода, предсказания элемента изображения, сегментация, контур объекта

*Одобрена к печати: 07.07.2016
DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-5-304-311*

Введение

В настоящее время спутниковые цифровые изображения (ЦИ) сверхвысокого разрешения используются для решения различных задач, таких как мониторинг водоемов и растительности, выявление очагов лесных пожаров, контроль природопользования и т.п. Задача автоматического распознавания объектов на спутниковых ЦИ сверхвысокого разрешения является важной частью в решении задачи автоматической интерпретации данных, получаемых из систем дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Для сбора, хранения, анализа и графической визуализации пространственной информации используется географическая информационная система (ГИС). Ручная оцифровка и ввод пространственных данных в базу данных ГИС имеет недостатки в виде больших временных и материальных затрат, а также в виде высокого риска ошибок по причине человеческого фактора. Автоматическая система распознавания объектов на спутниковых ЦИ позволит сократить эти затраты на обновление базы данных ГИС и повысить точность вводимых данных. Одним из основных этапов таких систем является сегментация изображений. Большинство алгоритмов сегментации цифровых изображений основаны на вычислении градиента изображения. Наиболее распространенными являются операторы Робертса, Превитта, Собела. Однако эти методы имеют такие недостатки как высокая чувствительность к шумам и значительное количество разрывов в контуре. Метод Канни ориентиру-

ется на три основных критерия: хорошее обнаружение (повышение отношения сигнал/шум); хорошая локализация (правильное определение положения границы); единственный отклик на одну границу. Недостатками этого метода являются сложность реализации и очень большая ресурсоемкость (Фисенко, Фисенко, 2008; Иванов, 2016). Все это делает практически невозможным применение этих методов для автоматического сегментирования изображений.

В работе предлагается метод выделения контуров, позволяющий получить замкнутый контур с единичным откликом на границу и требующий для своей реализации минимум вычислительных ресурсов.

Математическая модель цифрового изображения

Будем полагать, что g -разрядное ЦИ является дискретным марковским случайным процессом с 2^g равновероятными дискретными состояниями (градациями яркости). Представим g -разрядное ЦИ совокупностью из g -разрядных двоичных изображений (РДИ), каждое из которых – двумерная цепь Маркова с двумя равновероятными ($p_1 = p_2$) состояниями (Петров, Харина, Медведева, 2011).

Объединим в g -разрядном ЦИ l старших РДИ, для наглядности возьмем $l=2$. На *рис. 2* представлена группа из 2 старших РДИ 8-разрядного ЦИ, в каждом столбце которой 2 бинарных элемента могут принимать в совокупности четыре ($N = 2^l = 2^2$) равновероятных ($p_1 = p_2 = p_3 = p_4$) состояний.

Если РДИ – двумерная цепь Маркова двумя состояниями, то будем полагать, что группа разрядных цифровых изображений (ГРЦИ) тоже двумерная цепь Маркова с вектором из N вероятностей начальных состояний:

$$P = \|p_1, p_2, \dots, p_N\|^T \quad (1)$$

и матрицами вероятностей перехода (МВП) из i -го состояния в j -е за один шаг:

$${}^1\Pi = \|{}^1\pi_{ij}\|_{N \times N}, \quad {}^2\Pi = \|{}^2\pi_{ij}\|_{N \times N} \quad i \neq j. \quad (2)$$

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| m | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| n | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |

Рис. 1. Старшие РДИ в ЦИ



Рис. 2. ГРЦИ с четырьмя состояниями $M_{ij} (i, j = \overline{1,4})$

Элементы МВП (2) удовлетворяют условию нормировки

$$\sum_{j=1}^N {}^q \pi_{ij} = 1, i \in N, q = \overline{1,2}; \quad (3)$$

и стационарности

$$p_i = \sum_{j=1}^N p_j \pi_{ij}, i \in N. \quad (4)$$

На рис. 3 приведена модель ГРЦИ, удовлетворяющая априорно заданным: вектору (1) и МВП (2). Размер окрестности элемента M_{ij} можно взять произвольным, но ее увеличение практически не улучшает качества искаженного шумом ЦИ, т.к. корреляционная функция ЦПИ является экспоненциальной быстро убывающей по мере удаления элементов окрестности от элемента M_{ij} по горизонтали и вертикали ЦИ (Петров, Харина, Ржаникова, 2013).

Поэтому будем полагать, что ГРЦИ состоит из двух РДИ и каждый элемент M_{ij} ГРЦИ (рис. 3) зависит только от соседних ранее известных элементов ГРЦИ, образующих окрестность элемента $v3 \Lambda_{i,j}$ (рис. 4).

Вероятности перехода от комбинаций состояний элементов окрестности (рис. 4) образуют МВП размерностью $N \times 2^N$ вида (Петров, Харина, Ржаникова, 2013):

$$\Pi = \begin{pmatrix} \pi_{iii} & \pi_{iji} & \pi_{iki} & \pi_{ili} & \pi_{jii} & \pi_{jji} & \pi_{jki} & \pi_{jli} & \dots & \pi_{lii} & \pi_{lji} & \pi_{lki} & \pi_{lli} \\ \pi_{ijj} & \pi_{ijj} & \pi_{ikj} & \pi_{ilj} & \pi_{jjj} & \pi_{jjj} & \pi_{jkj} & \pi_{jlj} & \dots & \pi_{ljj} & \pi_{ljj} & \pi_{lkj} & \pi_{llj} \\ \pi_{iik} & \pi_{ijk} & \pi_{ikk} & \pi_{ilk} & \pi_{jik} & \pi_{jjk} & \pi_{jkk} & \pi_{jlk} & \dots & \pi_{lik} & \pi_{ljk} & \pi_{lkk} & \pi_{llk} \\ \pi_{iil} & \pi_{ijl} & \pi_{ikl} & \pi_{ill} & \pi_{jil} & \pi_{jil} & \pi_{jkl} & \pi_{jil} & \dots & \pi_{lil} & \pi_{ljl} & \pi_{lik} & \pi_{lll} \end{pmatrix}. \quad (5)$$

Элементы первого столбца МВП Π (5) связаны с элементами матрицы (2) следующими соотношениями (остальные вычисляются аналогично):

$$\pi_{iii} = \frac{{}^1 \pi_{ii} \cdot {}^2 \pi_{ii}}{3 \pi_{ii}} \quad \pi_{ijj} = \frac{{}^1 \pi_{ij} \cdot {}^2 \pi_{ij}}{3 \pi_{ii}} \quad \pi_{iik} = \frac{{}^1 \pi_{ik} \cdot {}^2 \pi_{ik}}{3 \pi_{ii}} \quad \pi_{iil} = \frac{{}^1 \pi_{il} \cdot {}^2 \pi_{il}}{3 \pi_{ii}}, \quad (6)$$

где ${}^3\pi_{ij}$ – элементы дополнительной матрицы ${}^3\Pi = {}^1\Pi \times {}^2\Pi'$, связывающей v_3 с v'_3 .

Элементы МВП (5) удовлетворяют условию нормировки и стационарности.

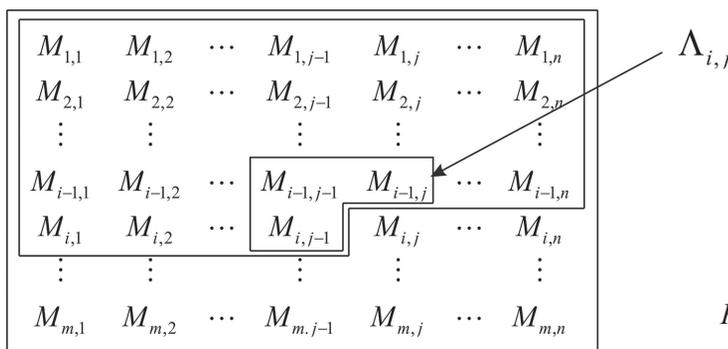


Рис. 3. Модель ГРЦИ

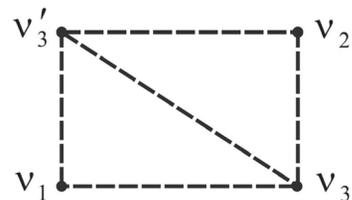


Рис. 4. Окрестность элемента $v_3 = M_{i,j}$, где приняты обозначения: $v_1 = M_{i,j-1}$, $v_2 = M_{i-1,j}$, $v'_3 = M_{i-1,j-1}$

Метод выделения контуров объектов

Для выделения контуров используются только старшие 2–4 разряда ЦИ, объединенные в ГРЦИ. Исследования показали, что для выделения замкнутого контура 8–10-разрядных ЦИ достаточно 2–3 РДИ, для 16-разрядных ЦИ – 2–4 РДИ.

Основой метода является процедура предсказания элементов ГРЦИ, позволяющая удалить статистическую избыточность ЦИ, при этом все «неверно предсказанные» пиксели составляют контур объектов изображения. Формализованное описание метода выделения контуров объектов (Харина, 2015):

1. Для цветного изображения выполняется преобразование в YCbCr, l РДИ яркостной компоненты Y объединяются в ГРЦИ. Для панхроматического изображения объединяются в плоскость l старших РДИ.
2. Для ГРЦИ вычисляются МВП по горизонтали ${}^1\Pi$ и вертикали ${}^2\Pi$, соответственно;
3. Исходя из МВП ${}^1\Pi$ и ${}^2\Pi$ вычисляется МВП Π .
4. Прогнозируется элемент \hat{M}_{ij} на основе МВП и окрестности $\Lambda_{i,j}$.
5. Если $M_{ij} = \hat{M}_{ij}$, то элемент предсказан верно и заменяется значением 0;
6. Если $M_{ij} \neq \hat{M}_{ij}$, элемент M_{ij} предсказан неверно и заменяется значением 1;
7. Формирование контура ЦИ.

Результаты экспериментов

Для исследования эффективности предложенного метода взято тестовое ЦИ из базы изображений университета Беркли (<http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench/>, рис. 5а) и соответствующий эталонный контур (рис. 5б). Далее приведены примеры выделения контуров с применением стандартных методов Канни (рис. 5в), Робертса (рис. 5г), Превитта (рис. 5д), Собела (рис. 5е) и с применением предложенного метода (рис. 6а, 6б).



Рис. 5а. Тестовое изображение

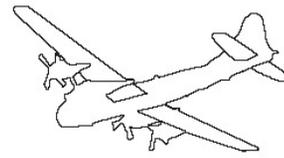


Рис. 5б. Эталонный контур



Рис. 5в. Выделение контуров методом Канни



Рис. 5г. Выделение контуров методом Робертса



Рис. 5д. Выделение контуров методом Превитта



Рис. 5е. Выделение контуров методом Собела



Рис. 6а. Выделение контуров предложенным методом по двум РДИ

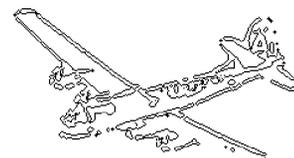


Рис. 6а. Выделение контуров предложенным методом по двум РДИ

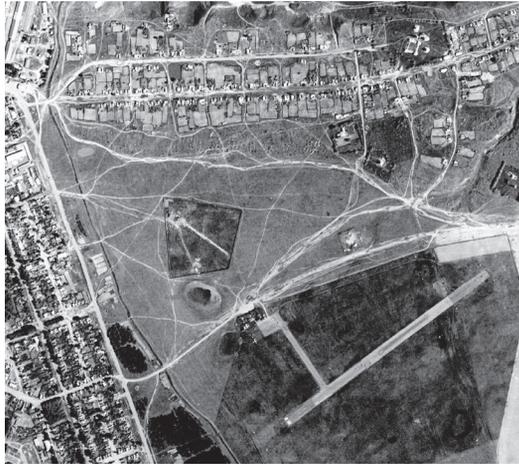


Рис. 7а. Тестовое изображение



Рис. 7б. Заливка контуров. Предложенный метод

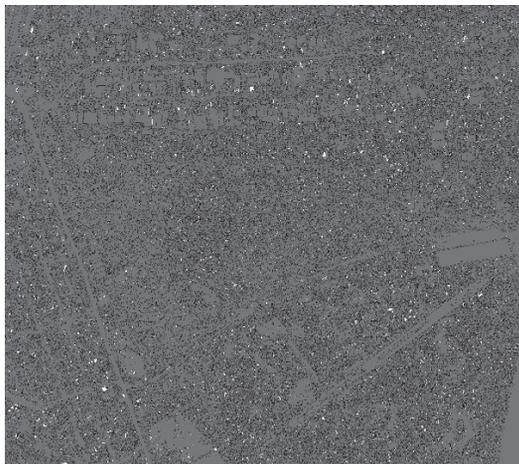


Рис. 7в. Заливка контуров. Метод Канни



Рис. 7г. Заливка контуров. Метод Соболя

Для оценки неразрывности выделенного контура произведена его заливка. В качестве тестового изображения взят фрагмент панхроматического снимка (рис. 7а), выделены контуры дорог с последующей заливкой серым цветом с помощью предложенного метода (рис. 7б), метода Канни (рис. 7в) и метода Соболя (рис. 7г).

Анализ рис. 7 доказывает неразрывность контура, выделенного с помощью предложенного метода (рис. 7б) по двум старшим РДИ.

Для оценки скорости работы алгоритма набор тестовых ЦИ был разделен по статистическим характеристикам (МВП по горизонтали и вертикали) на два класса – портретные (один объект на изображении) и видовые (большое количество разнородных объектов). Спутниковые снимки по статистическим характеристикам можно отнести к классу видовых ЦИ. В табл. 1 приведены значения МВП 4 старших РДИ тестовых 8-разрядных ЦИ (самолет и спутниковый снимок – примеры портретных и видовых ЦИ соответственно).

Оценка скорости работы алгоритма производилась на компьютере, обладающем следующими характеристиками: процессор Intel Celeron G1820 – 2,7 ГГц, 8 Гб оперативной памяти, SSD PLEXTOR M6 Pro 128 Гб, операционная система Windows 7. Для исследования были взяты изображения разных классов, результаты приведены в табл. 2.

Таблица 1. Статистические характеристики тестовых ЦИ

| | <i>Портретные ЦИ</i> | | <i>Видовые ЦИ</i> | |
|-------------------|------------------------------------|----------------------------------|------------------------------------|----------------------------------|
| | <i>Значение МВП по горизонтали</i> | <i>Значение МВП по вертикали</i> | <i>Значение МВП по горизонтали</i> | <i>Значение МВП по вертикали</i> |
| РДИ № 8 (старшее) | 0,97 | 0,95 | 0,85 | 0,82 |
| РДИ № 7 | 0,95 | 0,93 | 0,69 | 0,68 |
| РДИ № 6 | 0,91 | 0,87 | 0,57 | 0,56 |
| РДИ № 5 | 0,83 | 0,79 | 0,53 | 0,52 |

Таблица 2. Результаты исследования скорости обработки ЦИ

| <i>Методы выделения контуров</i> | <i>Скорость обработки в сек.</i> | |
|----------------------------------|----------------------------------|---|
| | <i>Самолет (156 322 байт)</i> | <i>Спутниковый снимок (25 228 770 байт)</i> |
| Метод Робертса | 0,016 | 0,315 |
| Метод Превитт | 0,013 | 0,339 |
| Метод Собеля | 0,01 | 0,321 |
| Метод Канни | 0,023 | 0,97 |
| Предложенный метод | 0,004 | 0,125 |

Анализ результатов показывает, что предложенный метод позволяет выделить контур объектов на ЦИ, наиболее близкий к эталонному, обладает минимальной вычислительной сложностью, высокой скоростью обработки, не требует дополнительной обработки перед «закраской» контуров и позволяет работать с изображениями любого разрешения. Наибольшую эффективность метод показал при обработке ЦИ с небольшим градиентом яркости, таких как тестовое ЦИ (рис. 7а), и может быть использован для сегментации спутниковых снимков, например, в сфере мониторинга сельхозугодий, инвентаризации объектов на охраняемых территориях, составлении и обновлении геокарт.

Работа выполнена в рамках базовой части государственного задания в сфере научной деятельности по заданию №2014/61.

Литература

1. *Иванов Е.С.* Некоторые приложения сегментации снимков ДЗЗ // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2016. Т. 13. № 1. С. 105–116.
2. *Петров Е.П., Харина Н.Л., Медведева Е.В.* Математическая модель цифровых полутоновых изображений Земли из космоса // Материалы II Всерос. НТК «Актуальные проблемы ракетно-космической техники». Самара, 2011. С. 179–185.
3. *Петров Е.П., Харина Н.Л., Ржаникова Е.Д.* Математическая модель цифровых полутоновых изображений на основе цепей Маркова с несколькими состояниями // Нелинейный мир. 2013. Т. 11. № 7. С. 487–492.
4. *Фисенко В.Т., Фисенко Т.Ю.* Компьютерная обработка и распознавание изображений. СПб.: СПбГУ ИТМО, 2008. 192 с.
5. *Харина Н.Л.* Метод выделения контуров на спутниковых снимках // Материалы IV Всерос. НТК «Актуальные проблемы ракетно-космической техники» (IV Козловские чтения). Самара, 2015. С. 258–262.

Method of edge detection of objects in satellite images using minimal computing resources

E.P. Petrov, N.L. Kharina, K.N. Chukaev

Vyatka State University, Kirov 610000, Russia
E-mail: natal_res@mail.ru

Edge detection in digital images is the initial and decisive phase in object identification in computer vision systems, Earth remote sensing and other systems. Most of the edge detection algorithms are based on calculation of the gradient image. The most common are Roberts' and Prewitt operators. The advantage of these methods is low computational complexity. The disadvantages are high noise-sensitivity, possibility of discontinuity in the circuit. CANNY edge detection algorithm makes it possible to correctly determine the position of the boundary and gives only one response to the border, but it is difficult to implement. The choice of method depends on the ultimate goal of the entire image processing, types of processed images, available computing power. In contrast to the considered methods, the proposed method is based on a mathematical model of the image based on two-dimensional Markov chain, and it requires minimal computing resources for its realization. Moreover, it does not require the use of full-size images; two senior bit binary images combined into a plane are enough. Analysis of the results shows that the most close to the benchmark are obtained by CANNY method and the proposed method. However, CANNY method requires considerable computing resources for its realization making difficult its use in real-time image processing systems.

Keywords: digital image, satellite image, Markov random field, Markov chain, matrix of probabilities of one-step transition, element of image prediction, segmentation, object contour

Accepted: 07.07.2016

DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-5-304-311

References

1. Ivanov E.S., Nekotorye prilozheniya segmentatsii snimkov DZZ (Some applications of segmentation of pictures of DZZ), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2016, Vol. 13, No. 1, pp. 105–116.
2. Petrov E.P., Kharina N.L., Rzhaniukova E.D., Matematicheskaya model' tsifrovyykh polutonovykh izobrazhenii na osnove tsepei Markova s neskol'kimi sostoyaniyami (Mathematical model of digital grayscale images on the basis of Markov's chains with several states), *Nelineinyi mir*, 2013, Vol. 11, No. 7, pp. 487–492.
3. Petrov E.P., Kharina N.L., Medvedeva E.V., Matematicheskaya model' tsifrovyykh polutonovykh izobrazhenii Zemli iz kosmosa (Mathematical model of digital half-tone pictures of the earth from space), Proc. 2nd All-Russia Scientific and Technical Conference "Aktual'nye problemy raketno-kosmicheskoi tekhniki" (II Kozlovskie chteniya), Samara, 2011, pp. 179–185.
4. Fisenko V.T., Fisenko T.Yu., *Komp'yuternaya obrabotka i raspoznavanie izobrazhenii* (Computer processing and recognition of images), Saint Petersburg: SPbGU ITMO, 2008, 192 p.
5. Kharina N.L., Metod vydeleniya konturov na sputnikovykh snimkakh (Method of allocation of contours in satellite pictures), Proc. 2nd All-Russia Scientific and Technical Conference "Aktual'nye problemy raketno-kosmicheskoi tekhniki" (IV Kozlovskie chteniya), Samara, 2015, pp. 258–262.