

УДК 621.391

АДАПТИВНАЯ ВЕЙВЛЕТ-СЕКМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ИЕРАРХИЧЕСКОГО ВЫРАЩИВАНИЯ ОБЛАСТЕЙ

Т.М. АЛЬ-ДЖУБУРИ, В.К. КОНОПЕЛЬКО, В.Ю. ЦВЕТКОВ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
П. Бровки, 6, Минск, 220013, Беларусь

Поступила в редакцию 28 февраля 2011

Предложен метод адаптивной сегментации полутоновых изображений в области многоуровневого вейвлет-преобразования, основанный на иерархическом выращивании областей, сегментированных на верхнем уровне вейвлет-декомпозиции. Суть метода состоит в использовании сегментов, выделенных на низкочастотном вейвлет-образе верхнего уровня, в качестве опорных областей и их выращивании за счет проецирования на сегментированные низкочастотные вейвлет-образы нижних уровней. Метод обеспечивает адаптацию результатов сегментации к особенностям психовизуального восприятия и структуре изображения за счет вейвлет-декомпозиции на основе биортогональных вейвлетов 9.7, имеющих наибольшее пространственно-частотное разрешение, и автоматического выделения опорных областей для выращивания на низкочастотном вейвлет-образе верхнего уровня. Показано, что адаптивная вейвлет-сегментация устойчива к изменению контраста и яркости изображения.

Ключевые слова: сегментация изображений, вейвлет-декомпозиция.

Введение

Для решения ряда задач цифровой обработки изображений требуется сегментация [1]. Сегментация позволяет разделить изображение на области. Одним из часто используемых представлений результатов сегментации является матрица, число элементов в которой соответствует числу пикселей сегментируемого изображения, а значение каждого элемента указывает на номер сегмента, к которому принадлежит соответствующий пиксел.

В настоящее время используются три основных подхода к сегментации. Первый подход основан на выделении перепадов яркости на изображении, второй – на выделении однородных по яркости областей, третий – на выделении однородных по характеру текстур. Общие недостатки методов, реализующих сегментацию в рамках данных подходов, состоят в следующем.

Во-первых, существующие методы сегментации не универсальны. Использование любого из методов для сегментации реальных цифровых изображений, содержащих участки с преобладанием плавных и резких перепадов яркости, приводит к существенным ошибкам сегментации (недостаточной или избыточной сегментации).

Во-вторых, существующие методы сегментации не устойчивы. В условиях реальной съемки результаты сегментации для любого из методов сильно зависят от условий освещенности сцены, проявляющейся в изменении яркости и контраста сегментируемого изображения.

Кроме того, существуют недостатки, присущие индивидуально методам каждого из трех направлений. Методы выделения перепадов яркости, основанные на детектировании точек [2], линий [3], перепадов яркости [4] и замкнутых контуров [5] с использованием фильтрации [6], вычислений градиентов [4] и преобразованием Хафа [2], имеют высокую вычислительную сложность. То же относится и к методам текстурной сегментации [5, 7]. Пороговые (гистограммные) [8] и морфологические методы сегментации [9, 10], реализующие выделение однородных областей, плохо распараллеливаются. Для методов разделения и слияния однородных

областей [11, 12] характерны избыточная сегментация, ошибки детектирования сложных по форме областей и необходимость связывания частей ошибочно разделенных областей. Методы выращивания однородных областей [13] требуют дополнительного внешнего контроля со стороны оператора при выборе опорных точек для выращивания областей и остановки процесса сегментации, что ставит результаты сегментации в зависимость от особенностей их психовизуального восприятия.

Перечисленные недостатки снижают эффективность сегментации в реальных условиях. В этой связи актуальной является задача разработки метода сегментации, адаптивного к структуре изображения (эффективно обрабатывающего низкочастотные, высокочастотные и текстурные детали), условиям его формирования (изменению условий освещенности сцены и ориентации камеры относительно нее) и восприятия (независимость от субъективного восприятия).

Так как существенный вклад в искажения и неустойчивость результатов сегментации при изменении внешних условий формирования изображения вносят мелкие высокочастотные детали, достоверность и стабильность результатов сегментации могут быть повышены за счет ее реализации на множестве кратномасштабных аппроксимированных вейвлет-образов исходного изображения. Использование вейвлет-преобразования для получения множества сегментируемых аппроксимированных вейвлет-образов в данном случае предпочтительнее по сравнению с другими информационными преобразованиями (дискретно-косинусным, Гауса, Лапласа и формированием интегрального изображения), поскольку оно вычислительно проще.

Целью работы является разработка метода вейвлет-сегментации полутоновых изображений, адаптивного к структуре изображения и устойчивого к изменению условий его формирования и восприятия.

Описание метода адаптивной вейвлет-сегментации полутоновых изображений на основе иерархического выращивания областей

Предлагается метод адаптивной сегментации полутоновых изображений в области многоуровневого дискретного рационального вейвлет-преобразования, основанный на иерархическом выращивании областей, сегментированных на верхнем уровне вейвлет-декомпозиции. Суть метода состоит в использовании сегментов, выделенных на низкочастотном вейвлет-образе верхнего уровня, в качестве опорных областей и их выращивании за счет проецирования на сегментированные низкочастотные вейвлет-образы нижних уровней. Метод обеспечивает устойчивость результатов сегментации к изменению яркости и контраста сегментируемого изображения и адаптацию к особенностям психовизуального восприятия и структуре изображения за счет вейвлет-декомпозиции на основе биортогональных вейвлетов 9.7, имеющих наибольшее пространственно-частотное разрешение, и автоматического выделения опорных областей для выращивания на низкочастотном вейвлет-образе верхнего уровня.

Метод состоит из следующих шагов.

1) Формирование L кратномасштабных аппроксимированных вейвлет-образов $W(l) = \|w^{(l)}(y, x)\|_{(y=0, Y/2^l-1, x=0, X/2^l-1)}$ в результате двухмерной вейвлет-декомпозиции полутонового изображения $I = \|i(y, x)\|_{(y=0, Y-1, x=0, X-1)}$, определяемой выражением

$$W(l) = f_L(W(l-1)) \quad (1)$$

при $l = \overline{1, L}$, где f_L – функция формирования аппроксимационных вейвлет-коэффициентов; L – число уровней вейвлет-преобразования; $W(0) = I$ – аппроксимированный вейвлет-образ нулевого уровня, совпадающий с исходным изображением; Y, X – размеры исходного изображения по вертикали и горизонтали.

В результате формируется многоуровневая структура, каждый уровень которой представлен соответствующим аппроксимированным вейвлет-образом, в четыре раза более крупным по сравнению с верхним уровнем и в четыре раза меньшим по сравнению с нижним уровнем.

нем. С целью учета особенностей восприятия результатов сегментации для формирования аппроксимированных вейвлет-образов предлагается использовать биортогональные вейвлеты 9.7, эффективно применяемые в психо-визуальной модели кодека JPEG-2000 [14].

2) Сегментация аппроксимированных вейвлет-образов $W(l)$ (при $l = \overline{0, L}$) с помощью любого метода, например разделения и слияния областей [1, 3, 4]. Формируются матрицы $M_B(l) = \left\| m_B^{(l)}(y, x) \right\|_{(y=0, \overline{Y/2^l-1}, x=0, \overline{X/2^l-1})}$ сегментации l -х уровней, где $m_B^{(l)}(y, x) \in [0, N_B(l) - 1]$ – элемент матрицы, значение которого указывает на номер сегмента, которому принадлежит пиксел $w^{(l)}(y, x)$; $N_B(l)$ – число выделенных сегментов на l -м уровне вейвлет-декомпозиции; $l = \overline{0, L}$.

3) Инициализация цикла иерархического выращивания областей. Счетчику l циклов присваивается максимальное значение, определяемое числом L уровней вейвлет-декомпозиции.

$$l = L - 1. \quad (2)$$

Формируется матрица $M_R(L) = \left\| m_R^{(L)}(y, x) \right\|_{(y=0, \overline{Y/2^L-1}, x=0, \overline{X/2^L-1})}$ выращивания областей L -го уровня, элементам которой присваиваются значения элементов матрицы $M_B(L)$ сегментации L -го уровня:

$$m_R^{(L)}(y, x) = m_B^{(L)}(y, x) \quad (3)$$

при $y = \overline{0, Y/2^L - 1}$ и $x = \overline{0, X/2^L - 1}$.

4) Начало цикла иерархического выращивания областей.

Формируется матрица $M_P(l) = \left\| m_P^{(l)}(y, x) \right\|_{(y=0, \overline{Y/2^l-1}, x=0, \overline{X/2^l-1})}$ увеличенной (масштабированной) проекции верхнего уровня сегментации на нижний (рис. 1), элементы которой вычисляются с помощью выражения

$$m_P^{(l)}(y, x) = m_R^{(l+1)}\left(\left\lfloor \frac{y}{2} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{x}{2} \right\rfloor\right) \quad (4)$$

при $y = \overline{0, Y/2^l - 1}$ и $x = \overline{0, X/2^l - 1}$, где $\lfloor \cdot \rfloor$ – операция округления с недостатком.

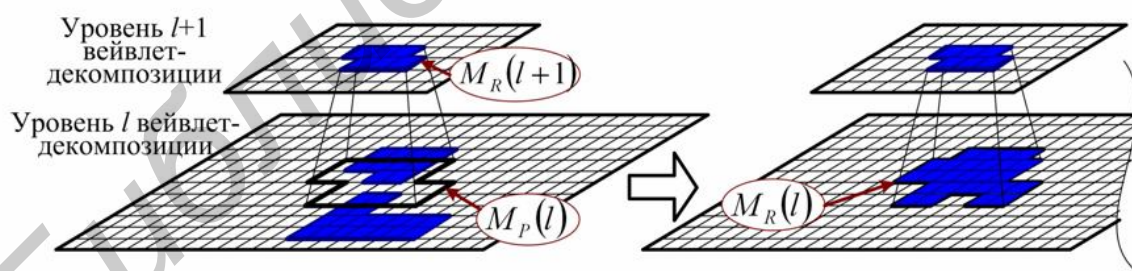


Рис. 1. Иерархическое выращивание областей

5) Формирование площадной матрицы $M_A(l) = \left\| m_A^{(l)}(k, q) \right\|_{(k=0, \overline{N_B(l)-1}, q=0, \overline{N_B(l+1)-1})}$ l -го уровня:

$$m_A^{(l)}(k, q) = 0 \quad (5)$$

при $k = \overline{0, N_B(l) - 1}$, $q = \overline{0, N_B(l+1) - 1}$.

6) Вычисление площадей перекрытия сегментов l -го уровня проекциями сегментов $l+1$ -го уровня. Значения элементов площадной матрицы $M_A(l)$ переопределяются с помощью выражения

$$m_A^{(l)}(m_B^{(l)}(y,x), m_P^{(l)}(y,x)) = m_A^{(l)}(m_B^{(l)}(y,x), m_P^{(l)}(y,x)) + 1 \quad (6)$$

при $y = \overline{0, Y/2^l - 1}$ и $x = \overline{0, X/2^l - 1}$.

На рис. 1 в качестве примера представлены два сегмента l -го уровня, один из которых имеет большую площадь перекрытия с проекцией сегмента $l+1$ -го уровня, а другой – меньшую.

7) Поиск максимальных значений в строках площадной матрицы $M_A(l)$. Формируется матрица $M_M(l) = \|m_M^{(l)}(k,1)\|$, значения элементов которой определяются с помощью выражения

$$(m_A^{(l)}(k,q) = \max(k, M_A(l))) \rightarrow (m_M^{(l)}(k,1) = q) \quad (7)$$

при $k = \overline{0, N_B(l) - 1}$, $q = \overline{0, N_B(l+1) - 1}$, где $\max(k, M_A(l))$ – значение максимального элемента k -й строки площадной матрицы $M_A(l)$.

8) Формирование матрицы $M_R(l) = \|m_R^{(l)}(y,x)\|_{(y=\overline{0, Y/2^l-1}, x=\overline{0, X/2^l-1})}$ выращивания областей l -го уровня, элементы которой вычисляются с помощью выражения

$$m_R^{(l)}(y,x) = m_M^{(l)}(m_B^{(l)}(y,x), 1) \quad (8)$$

при $y = \overline{0, Y/2^l - 1}$ и $x = \overline{0, X/2^l - 1}$.

Сегменты l -го уровня, большей частью перекрывающиеся с проекцией сегмента $l+1$ -го уровня, присоединяются к ней, как показано на рис. 1.

9) Окончание цикла иерархического выращивания областей или переход на следующий уровень вейвлет-декомпозиции.

Значение счетчика l циклов уменьшается на 1:

$$l = l - 1. \quad (9)$$

Если $l \geq 0$ – переход к шагу 4.

Результатом выполнения данного метода является матрица $M_R(0) = \|m_R^{(0)}(y,x)\|_{(y=\overline{0, Y-1}, x=\overline{0, X-1})}$ выращивания областей 0-го уровня, для всех элементов которой справедливо соотношение

$$m_R^{(0)}(y,x) \in [0, N_B(L)]. \quad (10)$$

Соотношение (10) обеспечивает устойчивость результатов сегментации к изменению яркости и контраста изображения. Чем больше значение L , тем менее чувствителен результат сегментации к изменению яркости и контраста.

Результаты моделирования

Для оценки эффективности разработанного метода адаптивной вейвлет-сегментации изображений на основе иерархического выращивания областей использованы полутонные изображения различных классов (низкочастотные и высокочастотные) размером 128×128 пикселей (рис. 2, 3). Сравнение предложенного метода адаптивной вейвлет-сегментации (HRG) с известным методом выращивания областей (RG) [13] произведено по площадям A_R (в пикселах) сегментов, выделенных на тестовых изображениях в условиях изменения их яркости Y и контраста C (рис. 4). Оцениваются площади $A_R^{(HRG)}$ и $A_R^{(RG)}$ одного из сегментов, выделенных на одном изображении с помощью адаптивной вейвлет-сегментации и выращивания областей соответственно.



Рис. 2. Тестовые полутоновые изображения: a – Lena; \bar{b} – car; \bar{v} – cat; \bar{z} – rose

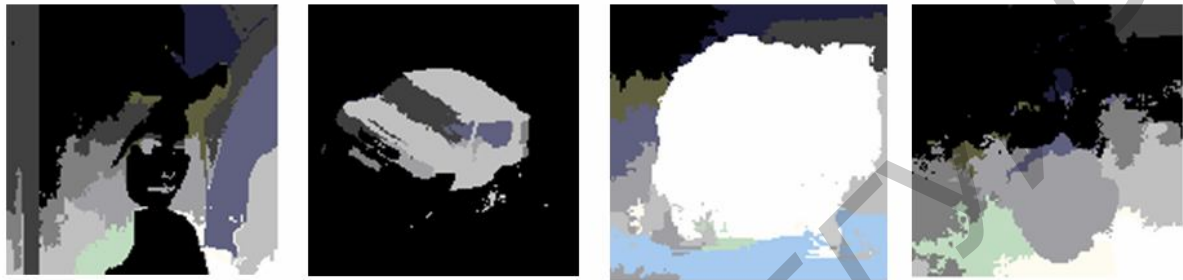


Рис. 3. Результаты адаптивной вейвлет-сегментации тестовых изображений:
 a – Lena; \bar{b} – car; \bar{v} – cat; \bar{z} – rose

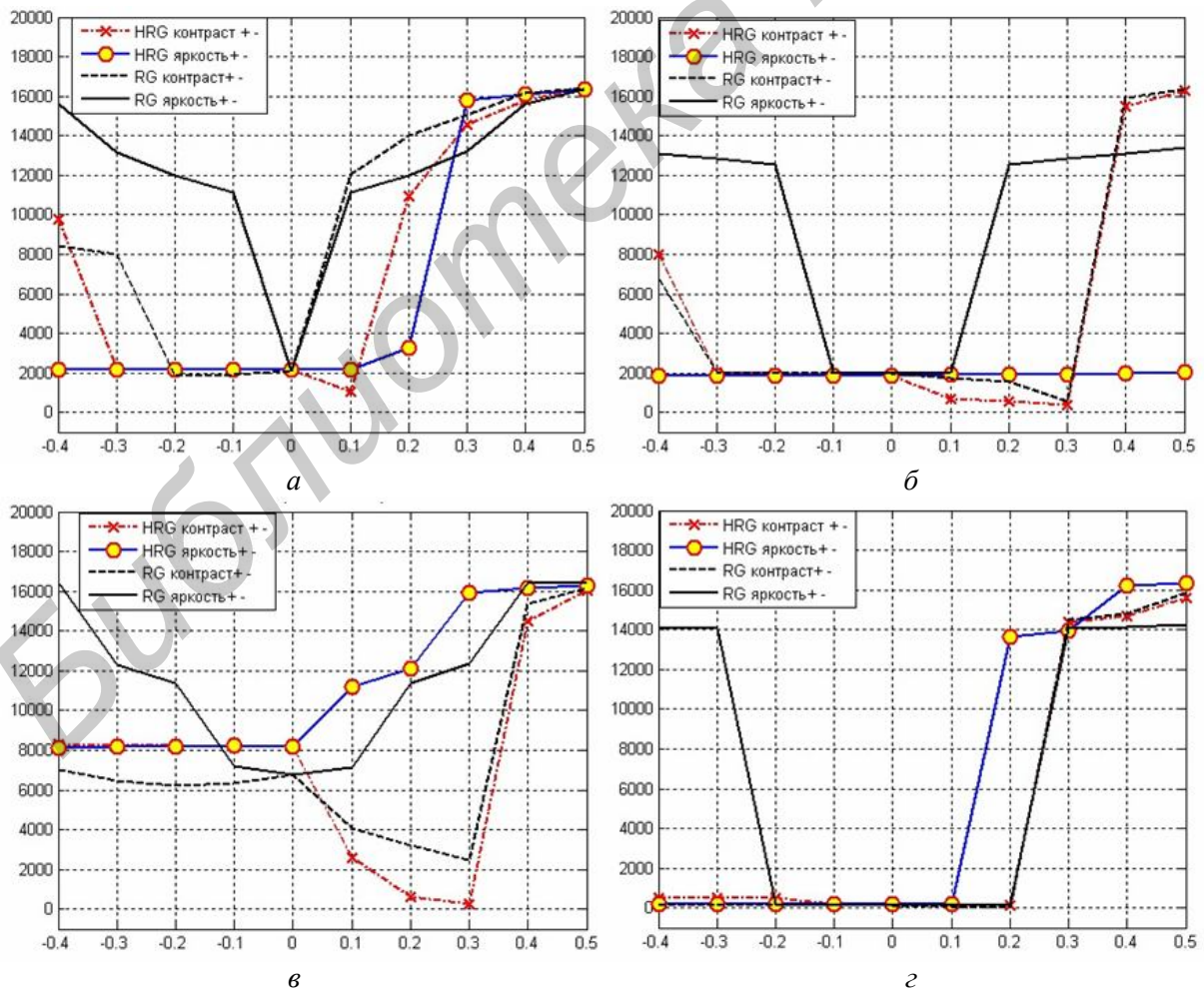


Рис. 4. Зависимости площади A_R (ось ординат) от изменения яркости и контраста (ось абсцисс):
 a – Lena; \bar{b} – car; \bar{v} – cat; \bar{z} – rose

Для оценки устойчивости $S_Y(A_R)$ результатов сегментации к изменению яркости предлагается использовать выражение

$$S_Y(A_R) = \frac{\Delta A_R(\Delta Y)}{\Delta Y}, \quad (11)$$

где $\Delta Y = Y_{MAX} - Y_{MIN}$ – интервал изменения яркости, на котором производится анализ устойчивости результатов сегментации; Y_{MAX} , Y_{MIN} – максимальные и минимальные значения яркости, определяющие интервалы анализа; $A_R(\Delta Y) = A_{RMAX}(\Delta Y) - A_{RMIN}(\Delta Y)$ – диапазон изменения площади A_R контролируемого сегмента на интервале ΔY .

Из рис. 4 видно, что устойчивость $S^{(HRG)}(A_R)$ разработанного метода адаптивной вейвлет-сегментации на основе иерархического выращивания областей по отношению к устойчивости $S^{(RG)}(A_R)$ классического метода в 12 раз выше при изменении яркости в диапазоне $[-40, +10]\%$ ($[-0.4, 0.1]$ по оси абсцисс на рис. 4). Устойчивость обоих методов к изменению контраста приблизительно одинакова в диапазоне $[-40, +50]\%$.

Заключение

Предложен метод адаптивной сегментации полутоновых изображений в области многоуровневого дискретного вейвлет-преобразования, основанный на иерархическом выращивании областей, сегментированных на верхнем уровне вейвлет-декомпозиции. Метод обеспечивает устойчивость результатов сегментации к изменению яркости и контраста сегментируемого изображения и адаптацию к особенностям психовизуального восприятия и структуре изображения за счет вейвлет-декомпозиции на основе биортогональных вейвлетов 9.7, имеющих наибольшее пространственно-частотное разрешение, и автоматического выделения опорных областей на низкочастотном вейвлет-образе верхнего уровня. Показано, что по сравнению с классическим методом выращивания областей предложенный метод адаптивной вейвлет-сегментации в 12 раз более устойчив к изменению яркости в диапазоне $[-40, +10]\%$.

ADAPTIVE WAVELET-SEGMENTATION OF IMAGES BASED ON HIERARCHICAL REGION GROWING

T.M. AL-JUBOORI, V.K. KANAPELKA, V.YU. TSVIATKOU

Abstract

A method of adaptive segmentation for halftone images of a multilevel wavelet transform in based on hierarchical growth of segmented regions at the top level of the wavelet decomposition is proposed. The essence of the method is to use segments which are located in the low-pass top-level wavelet image as strong areas and their growth due to the projection on the segmented low-frequency wavelet transforms the lower levels. Method adapts the segmentation results to the characteristics of psycho-visual perception and the structure of the image by the wavelet decomposition based on biorthogonal wavelets 9.7, with the highest spatial-frequency resolution, and automatic selection of reference areas for region growing of low-frequency wavelet image of the upper level. Its shown that the proposed method of adaptive wavelet segmentation ensures high stability of results when the original image contrast and brightness are changed.

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М., 2005.
2. Perantonis S.J., Gatos B., Papamarkos N. // The Journal of Pattern Recognition Society. 1999. P. 811–824.
3. Jiang X., Bunke H. // Machine Vision and Applications. 1994. Vol. 7, №2. P. 115–122.
4. Gauch J.M. // IEEE Trans. of Image Processing. 1999. Vol. 8, №1. P. 69–79.
5. Malik J. et al. // International Journal of Computer. 2001. Vol. 43(1). P. 7–27.
6. Sato Y. et al. // Medical Image Analysis. 1998. Vol. 2, №2. P. 143–168.
7. Galun M. et al. // Proc. 9th IEEE International Conference on Computer Vision. 2003. Vol. 1. P. 716.
8. Shafarenko L., Petrou M., Kittler J. // IEEE Trans. On Image Processing. 1998. Vol. 7, №9. P. 1354–1358.
9. Najman L., Schmitt M. // Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1996. Vol. 18. P. 1163–1173.
10. Pesaresi M., Benediktsson J.A. // IEEE Trans. On Geosciences and Remote Sensing. 2001. Vol. 39, №2. P. 309–320.
11. Dimiccoli M., Salembier Ph. // IEEE, Trans. Barcelona, Spain, ICIP. 2009. P. 3533–3536.
12. Ning J. et al. // The Journal of Pattern Recognition Society. 2010. P. 445–456.
13. Shih F.Y., Cheng S. // Image and Vision Computing. Newark. 2005. №23. P. 877–886.
14. Ebrahimi T. et al. // Proc. of the SPIE. 2000. Vol. 4115. P. 446–454.