



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2021-19-4-61-69>

Оригинальная статья
Original paper

УДК 004.932

РАЗДЕЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОБЛАСТИ ЛОКАЛЬНЫХ ЭКСТРЕМУМОВ С МОНОТОННЫМ ИЗМЕНЕНИЕМ ЯРКОСТИ ПИКСЕЛЕЙ

А.Т. НГУЕН, В.Ю. ЦВЕТКОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
(г. Минск, Республика Беларусь)*

Поступила в редакцию 15 февраля 2021

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2021

Аннотация. Рассматривается задача сегментации полутоновых изображений, при которой выделяются области локальных максимумов и минимумов (экстремумов) с монотонным изменением яркости пикселей от локальных экстремумов к границам областей. Для решения данной задачи предложена математическая модель и разработан алгоритм сегментации на основе встречного волнового выращивания областей локальных экстремумов. Разработанный алгоритм отличается от известных алгоритмов сегментации использованием множества порогов яркости (по числу областей), изменяющихся на единицу в каждом цикле, начиная от значений локальных экстремумов, с учетом увеличения или уменьшения яркости для выбора смежных пикселей, присоединяемых к областям, образованным от этих локальных экстремумов. Алгоритм обеспечивает большее отклонение яркостей пикселей от среднего значения в пределах области по сравнению с известными алгоритмами сегментации. Это не позволяет оценивать его эффективность с помощью известных показателей, основанных на дисперсии яркости в пределах области. В этой связи предложены оценки монотонности изменения яркости областей на основе кратчайших расстояний от каждого пикселя области до соответствующего локального экстремума по маршрутам, определяемым максимальным увеличением (для области локального максимума) или уменьшением (для области локального минимума) яркости пикселей, и учета количества пикселей, прерывающих монотонность изменения яркости сегмента. С помощью данных оценок показано, что предложенный алгоритм обеспечивает сегментацию искусственных и естественных полутоновых изображений с монотонным изменением яркости пикселей в областях локальных экстремумов. Данные свойства позволяют рассматривать разработанный алгоритм в качестве основы для выделения на изображениях текселей, пятен, малоконтрастных объектов.

Ключевые слова: сегментация изображений, встречное волновое выращивание областей, локальные экстремумы.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Нгуен А.Т., Цветков В.Ю. Разделение изображений на области локальных экстремумов с монотонным изменением яркости пикселей. Доклады БГУИР. 2021; 19(4): 61-69.

DIVISION OF IMAGES INTO AREAS OF LOCAL EXTREMA WITH A MONOTONIC CHANGE IN PIXEL BRIGHTNESS

ANH TUAN NGUYEN, VIKTAR YU. TSVIATKOU

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (Minsk, Republic of Belarus)

Submitted 15 February 2021

© Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2021

Abstract. In this paper, the problem of segmentation of halftone images is considered, in which areas of local maxima and minima (extrema) are distinguished with a monotonic change in the brightness of pixels from local extrema to the boundaries of areas. To solve this problem, a mathematical model is proposed and a segmentation algorithm is developed on the basis of counter-wave growing of local extremum regions. The developed algorithm differs from the known segmentation algorithms by using a set of brightness thresholds (by the number of regions), varying by one in each cycle, starting from the values of local extrema, taking into account the increase or decrease in brightness to select adjacent pixels that are attached to the regions formed from these local extrema. The algorithm provides a greater deviation of pixel brightness from the average value within the region compared to known segmentation algorithms. This does not allow evaluating its efficiency using known indicators based on the variance of the brightness within the region. In this regard, estimates of the monotonicity of changes in the brightness of regions are proposed based on *a*) the shortest distances from each pixel of the region to the corresponding local extremum along the routes determined by the maximum increase (for the region of the local maximum) or decrease (for the region of the local minimum) the brightness of pixels and *b*) taking into account the number pixels that break the monotony of the segment brightness change. Using these estimates, it is shown that the proposed algorithm provides segmentation of artificial and natural grayscale images with a monotonic change in the brightness of pixels in the areas of local extrema. These properties allow us to consider the developed algorithm as a basis for the selection of texels, spots, low-contrast objects in images.

Keywords: image segmentation, counter-wave growing, local extrema.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

For citation. Nguyen A.T., Tsviatkou V.Yu. Division of images into areas of local extrema with a monotonic change in pixel brightness. Doklady BGUIR. 2021; 19(4): 61-69.

Введение

В простейшем случае сегментация разделяет изображение на неперекрывающиеся области, объединяющие пиксели со схожими значениями яркости (цвета). Такая сегментация является базовой (суперпиксельной) для более сложной (безызбыточной) сегментации: текстурной, семантической и объектной. Известны методы базовой сегментации изображений, основанные на взвешивании значений пикселей относительно порога [1], выращивании областей [2], разделении и слиянии областей [3], разделении изображения по линиям водораздела [4]. Многочисленные алгоритмы, развивающие данные методы, имеют различную вычислительную сложность и выделяют на одном и том же изображении, как правило, различное число областей. Относительная оценка качества сегментации этими алгоритмами имеет смысл только с привязкой к конкретной задаче, устанавливающей определенные требования к выделяемым областям. В данной работе рассматривается задача сегментации изображений, обеспечивающей монотонное изменение яркостей областей локальных максимумов и минимумов (экстремумов). Такая сегментация может использоваться для выделения на изображениях текселей, пятен, малоконтрастных объектов.

Для поиска локальных экстремумов применяются алгоритмы блочного и морфологического поиска. В блочных алгоритмах поиск экстремумов осуществляется в пределах перекрывающихся блоков. Они имеют низкую вычислительную сложность, но выделяют

без ошибок только строгие (однопиксельные) максимумы и минимумы, пропуская нестрогие экстремумы. Морфологические алгоритмы, имея относительно большую вычислительную сложность, дают более точные результаты, выделяя как строгие экстремумы, так и экстремальные области, образованные нестрогими экстремумами.

Для выделения сегментов относительно локальных максимумов и минимумов наиболее эффективны алгоритмы волнового выращивания областей (пороговая сегментация не учитывает локализацию пикселей и положение начальных точек роста [1]; обычное выращивание областей не контролирует направление роста области, что приводит к пересегментации [2]; разделение и слияние областей не учитывает положение начальных точек роста [3]; границы водораздела формируются в областях локальных экстремумов [4]). Общая модель волнового выращивания области основана на морфологической (полутоновой, цветной) дилатации. В простейшем волновом алгоритме SRG (Seeded Region Growing) смежные пиксели присоединяются к области, если имеют значения, близкие к средней яркости этой области [5]. Модификации SRG направлены на: обеспечение независимости формы области от порядка выборки пикселей; повышение точности определения границ сегментов в условиях шума и низкого контраста [6]; упрощение и уточнение процедуры выбора начальных точек роста [7]; распараллеливание процесса сегментации и аппаратную реализацию [7]; исключение пересегментации и работу в различных цветовых пространствах [7]. Известны градиентные волновые алгоритмы, учитывающие изменение значений пикселей относительно распространения фронта волны и модели физического распространения колебаний или жидкостей [8].

Для присоединения пикселя к области на каждой итерации рассмотренные алгоритмы используют критерии на основе средней яркости сегмента или значений граничных пикселей. Использование этих критериев позволяет уменьшить разброс значений яркости пикселей относительно среднего в пределах области, но не обеспечивает разделение изображения на области с монотонным изменением яркостей. Наиболее близкие задачи исследуются в [6–8], где базовый алгоритм SRG дополнен предварительным выделением границ, условиями присоединения пикселей к области при низком локальном контрасте, контролем скорости роста областей. Отдельной задачей является выбор критерия оценки качества сегментации в рассматриваемом случае.

Таким образом, целью работы является сегментация изображений, обеспечивающая монотонность изменения значений яркости областей локальных максимумов и минимумов.

Постановка задачи

Сегментация матрицы пикселей $M_P = \|m_P(y, x)\|_{(y=0, Y-1, x=0, X-1)}$ ($m_P(y, x) \in [0, 2^B - 1]$, где B – разрядность пикселей) размером $Y \times X$ приводит к формированию матрицы сегментации $M_S = \|m_S(y, x)\|_{(y=0, Y-1, x=0, X-1)}$ такого же размера, значения элементов которой указывают на номера сегментов n_S , которым они принадлежат ($n_S \in [1, N_S]$, где N_S – число сегментов). Волновое выращивание областей SRG [5] использует предварительное определение начальных точек (функция F_{SP}) и цикл волнового роста областей по n_S , в который вложены выращивание области (функция F_{RG}) и выделение пикселей новой волны (функция F_{NW}):

$$M_S \Leftarrow F_{SP}(N_S, Y_S, X_S) \rightarrow (\mapsto^{n_S} F_{RG}(Y_C(n_S), X_C(n_S), p_C(n_S), M_S, M_P, \Delta q), F_{NW}(Y_S, X_S, p_S, Y_C(n_S), X_C(n_S), p_C(n_S)) \Leftarrow^{n_S}), \quad (1)$$

где $Y_S = \|y_S(p_S)\|_{(p_S=1, N_S)}$ и $X_S = \|x_S(p_S)\|_{(p_S=1, N_S)}$ – стеки y - и x -координат смежных пикселей (изначально хранят координаты начальных пикселей роста); p_S – указатель стеков Y_S и X_S ; \mapsto^{n_S} , \Leftarrow^{n_S} – символы начала и окончания цикла по областям (пока $\exists n_S (p_C(n_S) > 0)$);

$\{Y_C(n_S) = \|y_C(n_S, p_C(n_S))\|_{(p_C(n_S)=0, p_C(n_S)-1)}\}_{(n_S=1, N_S)}$, $\{X_C(n_S) = \|x_C(n_S, p_C(n_S))\|_{(p_C(n_S)=0, p_C(n_S)-1)}\}_{(n_S=1, N_S)}$ – множества

стеков y - и x -координат смежных пикселей; $P_C = \left| p_C(n_s) \right|_{(n_s=\overline{1, N_s})}$ – множество указателей; Δq – константа, ограничивающая условие присоединения пикселей к области. При инициализации модели (1) $m_s(y, x) \leftarrow 0$ при $y = \overline{0, Y-1}$, $x = \overline{0, X-1}$; в стеки Y_s и X_s записываются координаты N_s начальных пикселей роста.

Функция F_{SP} определяется выражениями:

$$m_s(y_s(n_s), x_s(n_s)) \leftarrow n_s; y_c(n_s, 0) \leftarrow y_s(n_s); x_c(n_s, 0) \leftarrow x_s(n_s); p_c(n_s) \leftarrow 1 \quad (2)$$

при $n_s = \overline{1, N_s}$.

Функция F_{RG} выполняется, пока $p_c(n_s) > 0$ (при инициализации функции $p_s \leftarrow 0$), и определяется выражениями:

$$\begin{aligned} p_c(n_s) &\leftarrow p_c(n_s) - 1; y \leftarrow y_c(n_s, p_c(n_s)); x \leftarrow x_c(n_s, p_c(n_s)); \\ \forall j \forall i (m_s(y+j, x+i) = 0) \wedge \left(\left| \overline{R(n_s)} - m_p(y+j, x+i) \right| \leq \Delta q \right) &\Rightarrow \\ \{ m_s(y+j, x+i) &\leftarrow m_s(y, x); y_s(p_s) \leftarrow y+j; x_s(p_s) \leftarrow x+i; p_s \leftarrow p_s + 1 \end{aligned} \quad (3)$$

при $j \in \{-1, 0, 1\}$, $i \in \{-1, 0, 1\}$, $|j| + |i| \neq 0$,

где $\overline{M(n_s)}$ – средняя яркость n_s -й области (пересчитывается с присоединением очередного пикселя).

Функция F_{NW} определяется выражениями:

$$y_c(n_s, p_c(n_s)) \leftarrow y_s(p_c(n_s)); x_c(n_s, p_c(n_s)) \leftarrow x_s(p_c(n_s)) \quad (4)$$

при $p_c(n_s) = \overline{0, p_s - 1}$.

Из (1) – (4) следует, что: а) не учитывается знак разности яркости присоединяемого пикселя и средней яркости области, что исключает возможность формирования сегментов с монотонным изменением яркости относительно локальных экстремумов; б) при $\Delta q > 1$ повышается скорость сегментации, но снижается точность определения границ сегментов, а использование малого значения Δq при большом локальном контрасте может привести к недостаточной сегментации и необходимости дополнительного перераспределения оставшихся пикселей по областям с учетом близости их значений к значениям $\overline{M(n_s)}$. Следовательно, основными требованиями к более эффективной сегментации являются: а) выращивание области с учетом типа локального экстремума (максимум или минимум) и уменьшения или увеличения яркости присоединяемых пикселей соответственно; б) использование универсального условия присоединения пикселя к области, обеспечивающего полную сегментацию изображения при любом локальном контрасте.

Предлагаемые математическая модель и алгоритм

Для сегментации изображений с монотонным изменением яркостей областей локальных максимумов и минимумов предлагается математическая модель встречного волнового выращивания областей локальных экстремумов CLERG (Convergent Local Extreme Region Growing) на основе модификации модели SRG [5]. Сущность модели CLERG состоит в использовании множества порогов яркости (по числу областей), изменяющихся на единицу в каждом цикле, начиная от значений локальных экстремумов, с учетом увеличения или уменьшения яркости для выбора смежных пикселей, присоединяемых к областям, образованным от этих локальных экстремумов. В отличие от SRG [5], в предлагаемой модели дополнительно используются: вектор $S_E = \left\| s_E(n_s) \right\|_{(n_s=\overline{1, N_s})}$ знаков локальных экстремумов, элементы которого принимают значения 1 для локальных максимумов и минус 1 для локальных

минимумов; цикл по уровням яркости q ($q = \overline{0, 2^B - 1}$); вектора $Y_B = \|y_B(p_B)\|_{(p_B=1, N_S)}$ и $X_B = \|x_B(p_B)\|_{(p_B=1, N_S)}$ координат начальных пикселей роста:

$$M_S \leftarrow F_{SP}(N_S, Y_B, X_B) \rightarrow (\mapsto^q \mapsto^{n_S} F_{RG}(n_S, Y_C(n_S), X_C(n_S), p_C(n_S), M_S, M_P, q, Y_B, X_B, S_E), F_{NW}(Y_S, X_S, p_S, Y_C(n_S), X_C(n_S), p_C(n_S)) \lrcorner^{n_S} \lrcorner^q), \quad (5)$$

где \mapsto^q , \lrcorner^q – символы начала и окончания цикла по уровням яркости.

Функция F_{SP} определяется выражениями:

$$m_S(y_B(n_S), x_B(n_S)) \leftarrow n_S; y_C(n_S, 0) \leftarrow y_B(n_S); x_C(n_S, 0) \leftarrow x_B(n_S); p_C(n_S) \leftarrow 1 \quad (6)$$

при $n_S = \overline{1, N_S}$.

Функция F_{RG} выполняется, пока $p_C(n_S) > 0$ (при инициализации функции $p_S \leftarrow 0$), и определяется выражениями:

$$p_C(n_S) \leftarrow p_C(n_S) - 1; y \leftarrow y_C(n_S, p_C(n_S)); x \leftarrow x_C(n_S, p_C(n_S)); \\ \forall j \forall i (m_S(y + j, x + i) = 0) \wedge (m_P(y + j, x + i) = t(n_S, q)) \Rightarrow \\ \{m_S(y + j, x + i) \leftarrow m_S(y, x); y_S(p_S) \leftarrow y + j; x_S(p_S) \leftarrow x + i; p_S \leftarrow p_S + 1 \\ \text{при } j \in \{-1, 0, 1\}, i \in \{-1, 0, 1\}, |j| + |i| \neq 0\}, \quad (7)$$

где $t(n_S, q) = m_P(y_B(n_S), x_B(n_S)) - q \cdot S_E(n_S)$ – значение порога яркости для n_S -й области на q -й итерации.

Функция F_{NW} определяется выражениями:

$$y_C(n_S, p_C(n_S)) \leftarrow y_S(p_C(n_S)); x_C(n_S, p_C(n_S)) \leftarrow x_S(p_C(n_S)) \quad (8)$$

при $p_C(n_S) = \overline{0, p_S - 1}$.

В выражении (5) после цикла по областям n_S значение уровня яркости q увеличивается на единицу, если выполняется условие

$$\forall n_S \forall p ((m_S(y + j, x + i) = 0) \Rightarrow (m_P(y + j, x + i) \neq t(n_S, q))) \quad (9)$$

при $j \in \{-1, 0, 1\}, i \in \{-1, 0, 1\}, |j| + |i| \neq 0$,

где $y = y_C(n_S, p)$; $x = x_C(n_S, p)$; $n_S = \overline{1, N_S}$; $p = \overline{0, p_C(n_S)}$. Если условие (9) не выполняется (существует область n_S , в окрестности которой есть не сегментированные пиксели, равные порогу $t(n_S, q)$), то цикл по областям повторяется для текущего значения уровня яркости q .

Алгоритм встречного волнового выращивания областей локальных экстремумов CLERG, основанный на выражениях (5) – (9), имеет следующую структуру.

Вход: M_P ; N_S ; Y_B ; X_B ; S_E .

Инициализация: $M_S = 0$; $\{M_S, Y_C, X_C, P_C\} \leftarrow F_{SP}(N_S, Y_B, X_B)$; $q = 0$.

Цикл 1 (пока $q < 2^B$)

$n_S = 0$.

Цикл 2 (пока $n_S \leq N_S$)

$\{M_S, Y_S, X_S, p_S, p_C(n_S)\} \leftarrow F_{RG}(n_S, Y_C(n_S), X_C(n_S), p_C(n_S), M_S, M_P, q, Y_B, X_B, S_E)$.

$\{Y_C(n_S), X_C(n_S), p_C(n_S)\} \leftarrow F_{NW}(Y_S, X_S, p_S, Y_C(n_S), X_C(n_S), p_C(n_S))$.

$n_S = n_S + 1$.

Конец цикла 2.

Если условие (9) выполняется, то $q = q + 1$.

Конец цикла 1.

Выход: M_S .

Если в результате выполнения данного алгоритма $\exists y \exists x (m_s(y, x) = 0)$, то поиск экстремумов и сегментация повторяются для соответствующих пикселей.

Оценка эффективности волнового выращивания областей

Для оценки качества сегментации изображений широко используются оценки однородности областей, например, D и F [9], а также индекс структурного сходства $SSIM$ [10], вычисляемые с помощью выражений:

$$D = \frac{1}{N_S} \times \sum_{n_s=1}^{N_S} \frac{S(n_s)}{YX} e(n_s), \quad (10)$$

$$F = \sqrt{N_S} \times \sum_{n_s=1}^{N_S} e(n_s) / \sqrt{S(n_s)}, \quad (11)$$

$$SSIM(M_P, \hat{M}_S) = \frac{(2\mu(M_P)\mu(\hat{M}_S) + C_1)(2\sigma(M_P, \hat{M}_S) + C_2)}{(\mu(M_P)^2 + \mu(\hat{M}_S)^2 + C_1)(\sigma(M_P)^2 + (\hat{M}_S)^2 + C_2)}, \quad (12)$$

где $S(n_s)$ – площадь (число пикселей) n_s -го сегмента; $e(n_s) = \sum_{(y,x) \in R(n_s)} (m_p(y,x) - \overline{M(n_s)})^2$ – квадратичная разность средней яркости $\overline{M(n_s)}$ n_s -й области сегментированного изображения и яркостей соответствующих пикселей $m_p(y,x)$ исходного изображения M_P ; $\mu(M_P)$, $\mu(\hat{M}_S)$ – средние значения яркостей исходного изображения M_P и восстановленного из матрицы сегментации M_S на основе средних яркостей сегментов изображения \hat{M}_S ; $\sigma(M_P)$, $\sigma(\hat{M}_S)$ – дисперсии изображений M_P и \hat{M}_S ; $\sigma(M_P, \hat{M}_S)$ – ковариация изображений M_P и \hat{M}_S ; $C_1 = (k_1L)^2$, $C_2 = (k_2L)^2$ – коэффициенты, определяющие динамический диапазон яркости; $L = 255$, $k_1 = 0,01$, $k_2 = 0,03$ – экспериментально определенные константы.

Чем меньше значения D и F и чем больше значение $SSIM$, тем лучше результат сегментации. Однако эти показатели чувствительны к дисперсии яркости сегментов и поэтому в рассматриваемом случае не подходят для оценки результатов сегментации монотонного изменения яркостей областей локальных максимумов и минимумов. Для оценки монотонности предлагается использовать: а) взвешенную сумму D_{SLE} кратчайших расстояний $l(n_s, k)$ от каждого пикселя k с координатами $(y(n_s, k), x(n_s, k))$ в области n_s до соответствующего локального экстремума с координатами $(y_E(n_s), x_E(n_s))$ по маршрутам $k = \overline{1, S(n_s)}$, определяемым максимальным увеличением (для области локального максимума) или уменьшением (для области локального минимума) яркости пикселей; б) взвешенное число N_{MIP} пикселей, прерывающих монотонность изменения яркости сегмента. Значения D_{SLE} и N_{MIP} :

$$D_{SLE} = \frac{1}{N_S} \sum_{n_s=1}^{N_S} \left(\frac{1}{S(n_s)^2} \sum_k^{S(n_s)} l(n_s, k) \right), \quad (13)$$

$$N_{MIP} = \frac{1}{N_S} \sum_{n_s=1}^{N_S} \frac{1}{S(n_s)} \sum_{k=0}^{S(n_s)-1} n_{MIP}(n_s, k), \quad (14)$$

где $l(n_s, k) < S(n_s)$, если координаты $(y_F(n_s, k), x_F(n_s, k))$ последнего пикселя в k -м маршруте совпадают с координатами локального экстремума: $(y_F(n_s, k) = y_E(n_s)) \wedge (x_F(n_s, k) = x_E(n_s))$;

$l(n_s, k) = S(n_s)$, если $(y_F(n_s, k) \neq y_E(n_s)) \vee (x_F(n_s, k) \neq x_E(n_s))$; $n_{MP}(n_s, k)$ – индикатор монотонности изменения яркости сегмента, принимающий значение 0 (или 1), если существует (или не существует) маршрут от пикселя с координатами $(y(n_s, k), x(n_s, k))$ до локального экстремума с координатами $(y_E(n_s), x_E(n_s))$, проходящий через пиксели с большими или равными значениями (для области локального максимума), или через пиксели с меньшими или равными значениями (для области локального минимума). Чем меньше значение D_{SLE} , тем более монотонно изменяются яркости областей локальных максимумов и минимумов. Значение $N_{MP} > 0$ свидетельствует о нарушении монотонности изменения яркости сегмента.

На рис. 1 приведены тестовые изображения T1 – T8 и выделенные на них экстремумы. В табл. 1 приведены оценки результатов сегментации изображений T1 – T8 с помощью различных алгоритмов: предложенного CLERG; базового OSRG (Original SRG) [5]; SSRG (Stabilized SRG) [6]; RSRG (Regular SRG) [7]; LSSRG (Level Set based SRG) [8]. Из табл. 1 следует, что по показателям D , F , $SSIM$ предложенный алгоритм уступает аналогам, так как результаты его сегментации имеют большее отклонение яркости пикселей в пределах сегмента. При этом, по оценкам D_{SLE} и N_{MP} , предложенный алгоритм обеспечивает более монотонное изменение яркости по областям локальных экстремумов.

В табл. 2 приведены средние значения оценок D_{SLE} и N_{MP} для трех типов полутоновых изображений из тестовой базы Berkeley (усреднение по 60 изображениям каждого типа) [11], отличающихся размерами $S(n_s)$ сегментов ($n_s = \overline{1, N_s}$) и содержащих преимущественно: крупные области ($S(n_s) \geq 15$); мелкие области ($S(n_s) \leq 5$); области среднего размера ($6 \leq S(n_s) \leq 14$). Из табл. 2 следует, что по сравнению с алгоритмами OSRG, SSRG, RSRG и LSSRG предложенные математическая модель и алгоритм CLERG обеспечивают монотонное изменение яркости областей локальных экстремумов (выигрыш по показателю монотонности D_{SLE} составляет в среднем по изображениям 104, 102, 78, 56 раз по сравнению с алгоритмами OSRG, SSRG, RSRG и LSSRG соответственно). Реализация предложенного алгоритма CLERG в среде MATLAB (R2015a) на платформе Intel Core i3 3,1 ГГц с 6 ГБ ОЗУ обеспечивает в 1,2–4,3 раза большую скорость работы по сравнению с алгоритмами OSRG, SSRG, RSRG и LSSRG.

Тестовые изображения (test images)	T1	T2	T3	T4
Локальные экстремумы (local extrema)				
Тестовые изображения (test images)	T5	T6	T7	T8
Локальные экстремумы (local extrema)				

Рис. 1. Тестовые изображения T1 – T8 и их локальные экстремумы
Fig. 1. Segmentation results of test images T1 – T8 and its local extrema

Таблица 1. Значения оценок качества сегментации тестовых изображений
Table 1. Values of quality estimates for segmentation of test images

Тестовые изображения (test images)		T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
<i>D</i>	CLERG	$12,45 \times 10^5$	$13,14 \times 10^5$	$13,36 \times 10^5$	$14,06 \times 10^5$	2,2026	0,4452	6,0292	2,9777
	OSRG	$12,32 \times 10^5$	$12,72 \times 10^5$	$12,51 \times 10^5$	$13,19 \times 10^5$	1,3215	0,4566	7,8666	2,8107
	SSRG	$12,32 \times 10^5$	$12,72 \times 10^5$	$12,51 \times 10^5$	$13,19 \times 10^5$	1,1392	0,4653	6,7485	2,7724
	RSRG	$12,32 \times 10^5$	$12,72 \times 10^5$	$12,51 \times 10^5$	$13,19 \times 10^5$	1,2299	0,3088	0,7451	0,9318
	LSSRG	$12,32 \times 10^5$	$12,72 \times 10^5$	$12,51 \times 10^5$	$13,19 \times 10^5$	1,7715	0,3350	3,3206	2,0245
<i>F</i>	CLERG	$1,69 \times 10^5$	$1,79 \times 10^5$	$1,82 \times 10^5$	$1,91 \times 10^5$	$15,73 \times 10^5$	$36,39 \times 10^5$	$83,20 \times 10^5$	$201,84 \times 10^5$
	OSRG	$1,22 \times 10^5$	$1,26 \times 10^5$	$1,27 \times 10^5$	$1,37 \times 10^5$	$7,36 \times 10^5$	$17,05 \times 10^5$	$41,52 \times 10^5$	$68,59 \times 10^5$
	SSRG	$1,22 \times 10^5$	$1,26 \times 10^5$	$1,27 \times 10^5$	$1,37 \times 10^5$	$7,38 \times 10^5$	$17,23 \times 10^5$	$42,20 \times 10^5$	$68,11 \times 10^5$
	RSRG	$1,22 \times 10^5$	$1,26 \times 10^5$	$1,27 \times 10^5$	$1,37 \times 10^5$	$7,51 \times 10^5$	$28,28 \times 10^5$	$46,88 \times 10^5$	$77,39 \times 10^5$
	LSSRG	$1,22 \times 10^5$	$1,26 \times 10^5$	$1,27 \times 10^5$	$1,37 \times 10^5$	$13,35 \times 10^5$	$34,66 \times 10^5$	$51,58 \times 10^5$	$81,86 \times 10^5$
<i>SSIM</i>	CLERG	0,258	0,2579	0,2578	0,2582	0,7204	0,8846	0,8096	0,8863
	OSRG	0,3917	0,4157	0,4187	0,4127	0,9013	0,9438	0,8751	0,9489
	SSRG	0,3917	0,4157	0,4187	0,4127	0,9069	0,9434	0,8514	0,9490
	RSRG	0,3917	0,4157	0,4187	0,4127	0,9002	0,8686	0,7451	0,9318
	LSSRG	0,3917	0,4157	0,4187	0,4127	0,6218	0,8333	0,7088	0,9224
D_{SLE} / N_{MP}	CLERG	0,0120/ 0	0,0112/ 0	0,0113/ 0	0,0106/ 0	$8,33 \times 10^{-4}$ / 0	$0,39 \times 10^{-4}$ / 0	$4,57 \times 10^{-4}$ / 0	$1,12 \times 10^{-4}$ / 0
	OSRG	0,0480/ 0	0,0463/ 0	0,0473/ 0	0,0455/ 0	0,0791/ 0,0759	0,0461/ 0,0385	0,1187/ 0,0633	0,0517/ 0,0447
	SSRG	0,0480/ 0	0,0463/ 0	0,0473/ 0	0,0455/ 0	0,0772/ 0,0745	0,0471/ 0,0395	0,0659/ 0,0630	0,0474/ 0,0441
	RSRG	0,0480/ 0	0,0463/ 0	0,0473/ 0	0,0455/ 0	0,0764/ 0,0739	0,0230/ 0,0208	0,0565/ 0,0555	0,0537/ 0,0388
	LSSRG	0,0480/ 0	0,0463/ 0	0,0473/ 0	0,0455/ 0	0,0485/ 0,0472	0,0162/ 0,0162	0,0478/ 0,0470	0,0324/ 0,0322

Таблица 2. Оценка качества сегментации изображений базы Berkeley
Table 2. Estimation of local extrema based segmentation of Berkeley dataset images

Изображения (Images)	Среднее значение D_{SLE} / N_{MP} (Mean D_{SLE} / N_{MP})				
	CLERG	OSRG	SSRG	RSRG	LSSRG
Тип 1 (type 1)	$3,22 \times 10^{-4}$ / 0	0,0799/ 0,0653	0,0774/ 0,0652	0,0668/ 0,0593	0,0408/ 0,0385
Тип 2 (type 2)	$1,41 \times 10^{-4}$ / 0	0,0640/ 0,0582	0,0641/ 0,0583	0,0439/ 0,0411	0,0389/ 0,0368
Тип 3 (type 3)	$2,53 \times 10^{-4}$ / 0	0,0786/ 0,0663	0,0783/ 0,0660	0,0576/ 0,0535	0,0408/ 0,0386

Заключение

Предложены математическая модель и алгоритм сегментации изображений на основе встречного волнового выращивания областей, обеспечивающие монотонность изменения яркости в областях локальных экстремумов за счет: а) использования множества порогов яркости, изменяющихся на единицу в каждом цикле, начиная от значений локальных экстремумов; б) учета изменения яркости для выбора смежных пикселей, присоединяемых к областям локальных экстремумов. При большем отклонении яркостей пикселей от среднего значения в пределах области разработанный алгоритм сегментации по сравнению с известными алгоритмами обеспечивает меньшую сумму кратчайших расстояний от каждого пикселя области до соответствующего локального экстремума по маршрутам, определяемым максимальным увеличением или уменьшением яркости пикселей, и отсутствие пикселей, прерывающих монотонность изменения яркости сегмента. Это позволяет использовать предложенный алгоритм для выделения на изображениях текселей, пятен, малоконтрастных объектов.

Список литературы / References

1. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*. 1979;9:62-66. DOI:10.1109/TSMC.1979.4310076.
2. Haralick R.M., Shapiro L.G. Image segmentation techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 1985;29(1):100-132.
3. Horowitz S.L., Pavlidis T. Picture segmentation by a tree traversal algorithm. *Journal of the ACM*. 1976;23(2):368-388. DOI: 10.1145/321941.321956.
4. Meyer F. Topographic distance and watershed lines. *Signal Processing*. 1994;38(1):113-125. DOI: 10.1016/0165-1684(94)90060-4.
5. Adams R., Bischof L. Seeded region growing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1994;16(6):641-647.
6. Fan M., Lee T.C.M. Variants of seeded region growing. *Image Processing IET*. 2015;9(6):478-485.
7. Fan J., Zeng G., Body M., Hacid M.S. Seeded region growing: an extensive and comparative study. *Pattern Recognition Letters*. 2005;26(8):1139-1156.
8. Porikli F.M. Automatic image segmentation by Wave Propagation. *International Society for Optics and Photonics*. 2004;5298:536-543.
9. Zhang H., Fritts J.E., Goldman S.A. Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods. *Computer Vision and Image Understanding*. 2008;110(2):260-280.
10. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2004;13(4):600-612.
11. Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark. Mode of access: <https://www2.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/BSDS300/html/dataset/images.html> – Date of access: 07.10.2020.

Вклад авторов

Цветков В.Ю. поставил задачу исследования и определил методику оценки его результатов.

Нгуен А.Т. разработал математическую модель, алгоритм и программные средства сегментации изображений, оценил их эффективность, обобщил результаты исследования.

Authors' contribution

Tsviatkou V.Yu. set a research task and defined a methodology for assessing its results.

Nguyen A.T. developed a mathematical model, algorithm and software for image segmentation, assessed their effectiveness, summarized the research results.

Сведения об авторах

Нгуен А.Т., аспирант кафедры инфокоммуникационных технологий Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

Цветков В.Ю., д.т.н., доцент, заведующий кафедрой инфокоммуникационных технологий Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники.

Information about the authors

Nguyen A.T., Postgraduate student at the Department of Infocommunication Technologies of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics.

Tsviatkou V.Yu., D.Sc., Associate Professor, Head of the Department of Infocommunication Technologies of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics.

Адрес для корреспонденции

220013, Республика Беларусь,
г. Минск, ул. П. Бровки, 6,
Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники;
тел. +375-017-293-84-08;
e-mail: vtsvet@bsuir.by
Цветков Виктор Юрьевич

Address for correspondence

220013, Republic of Belarus,
Minsk, P. Brovki str., 6,
Belarusian State University
of Informatics and Radioelectronics;
tel. +375-017-293-84-08;
e-mail: vtsvet@bsuir.by
Tsviatkou Viktor Yur'evich