



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2021-19-6-83-91>

Оригинальная статья
Original paper

УДК 004.932+004.258

ПАРАЛЛЕЛЬНОЕ ВЫРАЩИВАНИЕ ОБЛАСТЕЙ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ВЫБОРОЧНОГО СРЕДНЕГО ЗНАЧЕНИЯ ЯРКОСТИ ОБЛАСТИ ПО МАРШРУТУ РОСТА

В.Ю. ЦВЕТКОВ

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

Поступила в редакцию 25 июня 2021

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2021

Аннотация. Рассматривается задача параллельной сегментации полутоновых изображений по яркости для реализации на базе программируемых логических интегральных схем. Сегментация разделяет изображение на области, образованные из пикселей с примерно одинаковыми яркостями, и является вычислительно сложной операцией из-за многократной проверки значения каждого пикселя на возможность присоединения к смежной области. Для ускорения сегментации разработаны параллельные алгоритмы выращивания областей, в которых обработка начинается с окрестностей предварительно выделенных начальных пикселей роста. Условие присоединения к области смежного пикселя учитывает среднюю яркость области для ограничения дисперсии значений ее пикселей. Поэтому при добавлении к области каждого нового пикселя ее средняя яркость пересчитывается. Это приводит к высокой временной сложности. В некоторых параллельных алгоритмах вычисляется выборочное среднее в окне небольшого размера, что позволяет незначительно снизить временную сложность при согласовании размера окна с размерами сегментов. Для существенного снижения временной сложности в статье предложена модель параллельного выращивания областей изображения на основе упрощенного условия присоединения смежных пикселей к области, учитывающего выборочное среднее значение яркости области по маршруту роста, связывающему граничный пиксель области и начальный пиксель роста через последовательность пикселей, используемых для присоединения рассматриваемого граничного пикселя к области. Существенное уменьшение временной сложности предложенной модели параллельного выращивания областей изображения по сравнению с известными моделями достигается за счет незначительного увеличения пространственной сложности.

Ключевые слова: параллельная сегментация изображений, выращивание областей изображений, выборочное среднее значение яркости, маршрут роста.

Конфликт интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Цветков В.Ю. Параллельное выращивание областей полутоновых изображений на основе выборочного среднего значения яркости области по маршруту роста. Доклады БГУИР. 2021; 19(6): 83-91.

PARALLEL REGION GROWING OF HALF-TONE IMAGES BASED ON SELECTED AVERAGE BRIGHTNESS OF THE AREA ALONG THE GROWTH ROUTE

VIKTAR YU. TSVIATKOU

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

Submitted 25 June 2021

© Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2021

Abstract. The problem of parallel segmentation of halftone images by brightness for implementation on the basis of programmable logic integrated circuits is considered. Segmentation divides an image into regions formed from pixels with approximately the same brightness, and is a computationally complex operation due to multiple checks of the value of each pixel for the possibility of joining an adjacent region. To speed up segmentation, parallel algorithms for growing areas have been developed, in which processing begins from the neighborhoods of pre-selected initial growth pixels. The condition of joining an adjacent pixel to an area takes into account the average brightness of the area to limit the variance of its pixel values. Therefore, when each new pixel is added to the area, its average brightness is recalculated. This leads to high time complexity. In some parallel algorithms, the sample mean is calculated in a small window, which makes it possible to slightly reduce the time complexity when matching the window size with the segment sizes. To significantly reduce the temporal complexity, the article proposes a model for the parallel growth of image regions based on a simplified condition for joining adjacent pixels to a region, taking into account the sample average value of the region's brightness along the growth route connecting the boundary pixel of the region and the initial growth pixel through a sequence of pixels used to attach the considered boundary pixel to area. A significant decrease in the temporal complexity of the proposed model of parallel growing of image regions in comparison with the known models is achieved due to a slight increase in the spatial complexity.

Keywords: parallel image segmentation, region growing of images, sample mean brightness, growth route.

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

For citation. Tsviatkou V.Yu. Parallel region growing of half-tone images based on selected average brightness of the area along the growth route. Doklady BGUIR. 2021; 19(6): 83-91.

Введение

Сегментация изображений – одна из наиболее вычислительно сложных операций. Для ее ускорения разработано множество параллельных алгоритмов, которые могут быть отнесены к следующим основным типам: пороговые [1], водораздела [2], выращивания областей от начальных точек (SRG – Seed Region Growing) [3], контурные [4], вероятностные [5]. Эти алгоритмы используют различные модели и методы обработки: морфологические [6], градиентные [7], оптимизационные [8], графы [9], генетические [1], клеточные [10], нейросетевые [11]. Причем при реализации большинства алгоритмов сегментации на GPU (Graphics Processing Unit) или FPGA (Field-Programmable Gate Array) распараллеливаются только отдельные операции.

Наибольшую регулярность и параллелизм обеспечивают алгоритмы сегментации типа SRG [3], но для достижения существенного выигрыша в скорости сегментации по сравнению с последовательными алгоритмами они требуют эффективных вычислений для проверки условия присоединения смежных пикселей к области, которое в базовом алгоритме [12] учитывает яркости всех сегментированных пикселей области.

Целью работы является уменьшение временной сложности параллельного выращивания областей изображений за счет упрощения условия присоединения смежных пикселей к области при минимальных потерях в качестве сегментации.

Постановка задачи

В результате сегментации изображения $I = \|i(y, x)\|_{(y=0, Y-1, x=0, X-1)}$ размером $Y \times X$ пикселей формируется матрица $S = \|s(y, x)\|_{(y=0, Y-1, x=0, X-1)}$ сегментации такого же размера, значения элементов которой указывают на номера $n \in [0, N]$ сегментов, которым они принадлежат, где N – число сегментов и номер последнего сегмента. Для выращивания областей от N начальных точек (SRG [12]) справедлива следующая базовая модель:

$$\begin{aligned} & (s(y, x) = 0) \wedge (s(y_0, x_0) = n) \wedge (n > 0) \wedge (|y_0 - y| \leq 1) \wedge (|x_0 - x| \leq 1) \wedge \\ & \wedge (|i(y, x) - \bar{i}(n)| < q) \Rightarrow (s(y, x) \leftarrow n), \end{aligned} \quad (1)$$

где q – порог, определяющий степень сегментации изображения; $\bar{i}(n)$ – средняя яркость области n .

Алгоритм выращивания областей SRG описывает следующую последовательность операций (предполагается, что начальные пиксели роста на изображении уже выделены).

1. Координаты очередного начального пикселя роста помещаются в стеки $Y_F = \|y_F(p_F)\|_{(p_F=0, P_F-1)}$ и $X_F = \|x_F(p_F)\|_{(p_F=0, P_F-1)}$ координат смежных пикселей, где p_F – указатель стеков; P_F – максимально возможное число координат в стеках Y_F и X_F .

2. Определяется текущее значение n номера сегмента.

3. Из стеков Y_F и X_F извлекаются координаты (y, x) очередного обрабатываемого пикселя; соответствующему элементу матрицы сегментации $s(y, x)$ присваивается значение n номера сегмента; проверяется выполнение условия присоединения к текущему пикселю (y, x) смежных пикселей с координатами $(y+y', x+x')$ при $(y' = -1, 1) \wedge (x' = -1, 1) \wedge ((y' \neq 0) \vee (x' \neq 0))$; если для какого-либо смежного пикселя условие выполняется, то его координаты $(y+y', x+x')$ заносятся в стеки Y_F и X_F . Условие присоединения в [12] основано на оценке разности средней яркости области и яркости проверяемого смежного пикселя. Таким образом, за одну итерацию к области присоединяется один или несколько пикселей с яркостью, близкой к средней яркости области, после чего среднее значение области пересчитывается.

Шаги 1 – 3 повторяются до тех пор, пока все начальные пиксели роста не будут обработаны. В результате изображение разделяется на области с дисперсией яркости, ограниченной задаваемым порогом.

В базовой модели SRG средняя яркость $\bar{i}(n)$ каждой области пересчитывается в случае присоединения каждого нового пикселя. Поэтому алгоритм SRG плохо распараллеливается.

Для распараллеливания вычислений и сокращения числа операций обращения к памяти модификации базового алгоритма SRG используют упрощенные условия присоединения смежных пикселей к области, позволяющие увеличить их число за одну итерацию и скорость роста области. В пределе упрощения используется оценка разности яркости $i(y_0, x_0)$ пикселя области и яркости $i(y, x)$ проверяемого смежного пикселя, описываемая следующей простейшей моделью (SRG-S):

$$\begin{aligned} & (s(y, x) = 0) \wedge (s(y_0, x_0) = n) \wedge (n > 0) \wedge (|y_0 - y| \leq 1) \wedge (|x_0 - x| \leq 1) \wedge \\ & \wedge (|i(y, x) - i(y_0, x_0)| < q) \Rightarrow (s(y, x) \leftarrow n). \end{aligned} \quad (2)$$

Простейшая модель SRG-S позволяет сократить число операций обращения к памяти и эффективно распараллелить вычисления, но приводит к ухудшению качества сегментации, проявляющемуся в увеличении дисперсии значений пикселей в пределах области (недостаточной сегментации) при большом пороге или росте числа областей (избыточной сегментации) при малом пороге.

Для сохранения качества сегментации в [13] используется оконная модель SRG-W на основе выборочного среднего $\bar{i}(y_0, x_0, W)$, вычисляемого для граничного пикселя (y_0, x_0) сегмента в окне размером $W \times W$ пикселей ($W = 2w + 1$, где $w > 0$), описываемая выражением

$$(s(y, x) = 0) \wedge (s(y_0, x_0) = n) \wedge (n > 0) \wedge (|y_0 - y| \leq 1) \wedge (|x_0 - x| \leq 1) \wedge (|i(y, x) - \bar{i}(y_0, x_0, w)| < q) \Rightarrow (s(y, x) \leftarrow n). \quad (3)$$

Выборочное среднее вычисляется с помощью выражения

$$\bar{i}(y_0, x_0, w) = \frac{\sum_{d_y=-w}^w \sum_{d_x=-w}^w (i(y_0 + d_y, x_0 + d_x) \cdot f_s(s(y_0 + d_y, x_0 + d_x), s(y_0, x_0)))}{\sum_{d_y=-w}^w \sum_{d_x=-w}^w f_s(s(y_0 + d_y, x_0 + d_x), s(y_0, x_0))}, \quad (4)$$

где $f_s(s(y_0 + d_y, x_0 + d_x), s(y_0, x_0))$ – предикат, определяемый с помощью выражения

$$f_s(s(y_0 + d_y, x_0 + d_x), s(y_0, x_0)) = \begin{cases} 1 & \text{при } s(y_0 + d_y, x_0 + d_x) = s(y_0, x_0), \\ 0 & \text{при } s(y_0 + d_y, x_0 + d_x) \neq s(y_0, x_0). \end{cases} \quad (5)$$

Оконная модель SRG-W позволяет уменьшить число операций обращения к памяти при небольшом размере окна и распараллелить обработку неперекрывающихся окон. При этом вычисления среднего в пределах каждого окна остаются последовательными. Такая многооконная процедура обработки может быть достаточно эффективно реализована на GPU, но не подходит для FPGA из-за высокой сложности организации параллельного доступа к общей памяти.

Анализ особенностей алгоритмов сегментации показывает, что снижение сложности и повышение степени параллелизма вычислений при проверке условия присоединения смежного пикселя к области возможно за счет пересчета выборочного среднего области не в окне, а вдоль траектории роста, связывающей соответствующий граничный пиксель области с ее начальной точкой роста через последовательность пикселей, используемых для присоединения рассматриваемого граничного пикселя к области. На исследование эффективности данного подхода направлена настоящая работа.

Модель и алгоритм параллельной сегментации изображений на основе упрощенного условия присоединения смежных пикселей к области

Предлагается модель SRG-R параллельного выращивания областей изображения I на основе упрощенного условия присоединения смежных пикселей $i(y, x)$ к области n , учитывающего выборочное среднее значение $\bar{r}(n, m, L(n, m) - 1)$ яркости области n по маршруту $R(n, m) = \|r(n, m, l)\|_{(l=0, L(n, m)-1)}$ роста (m – номер пикселя в системе координат области n , l – номер пикселя в системе координат маршрута $R(n, m)$), связывающему граничный пиксель $r(n, m, L(n, m) - 1)$ области n , соответствующий пикселю $i(y(n, m, L(n, m) - 1), x(n, m, L(n, m) - 1))$ в системе координат изображения I , и начальный пиксель роста $r(n, m, 0)$, соответствующий пикселю $i(y(n, m, 0), x(n, m, 0))$, через последовательность из $L(n, m) - 2$ пикселей $\{r(n, m, l)\}_{(l=1, L(n, m)-2)}$, используемых для присоединения рассматриваемого граничного пикселя $r(n, m, L(n, m) - 1)$ к области n :

$$(s(y, x) = 0) \wedge (s(y(n, m, L(n, m) - 1), x(n, m, L(n, m) - 1)) = n) \wedge (n > 0) \wedge (|i(y, x) - \bar{r}(n, m, L(n, m) - 1)| < q) \Rightarrow (s(y, x) \leftarrow n) \quad (6)$$

$$\text{при } (|y - y(n, m, L(n, m) - 1)| = 1) \vee (|x - x(n, m, L(n, m) - 1)| = 1), \\ ((|y(r(n, m, l)) - y(r(n, m, l + 1))| = 1) \vee (|x(r(n, m, l)) - x(r(n, m, l + 1))| = 1)).$$

В предложенной модели SRG-R параллельного выращивания областей для связи представлений пикселя на изображении в пределах области и в маршруте роста используются три системы координат соответственно: изображения (y, x) ; области (n, m) ; маршрута роста (n, m, l) . С целью упрощения восприятия выражения (6) интенсивности пикселей в системах координат изображения и маршрута роста обозначены различными символами: i и r . При этом существует однозначное соответствие этих обозначений в соответствующих системах координат, обеспечивающее выполнение равенства $i(y(n, m, l), x(n, m, l)) = r(n, m, l)$ для любых (n, m, l) . Из выражения (6) также следует, что для каждого граничного пикселя $i(y(n, m, L(n, m) - 1), x(n, m, L(n, m) - 1))$ области существует свой маршрут роста $R(n, m)$, связывающий этот граничный пиксель с начальным пикселем $i(y(n, m, 0), x(n, m, 0))$ роста области. В качестве примера на рис. 1 приведен фрагмент полутонового изображения, на котором выделена область n , смежный с ней пиксель $i(y, x)$ и маршрут роста $R(n, m)$ длиной $L(n, m)$ пикселей (узлов), связывающий граничный пиксель m области (пиксель $i(y(n, m, L(n, m) - 1), x(n, m, L(n, m) - 1))$ в системе координат изображения – он же пиксель $r(n, m, L(n, m) - 1)$ в системе координат маршрута роста) с начальным (нулевым) пикселем роста области (пикселем $i(y(n, m, 0), x(n, m, 0))$ в системе координат изображения, т. е. пикселем $r(n, m, 0)$ в системе координат маршрута роста). Маршрут $R(n, m)$ роста представлен также в виде пути на графе, соединяющего узлы $r(n, m, 0)$ и $r(n, m, L(n, m) - 1)$ через несколько промежуточных узлов.

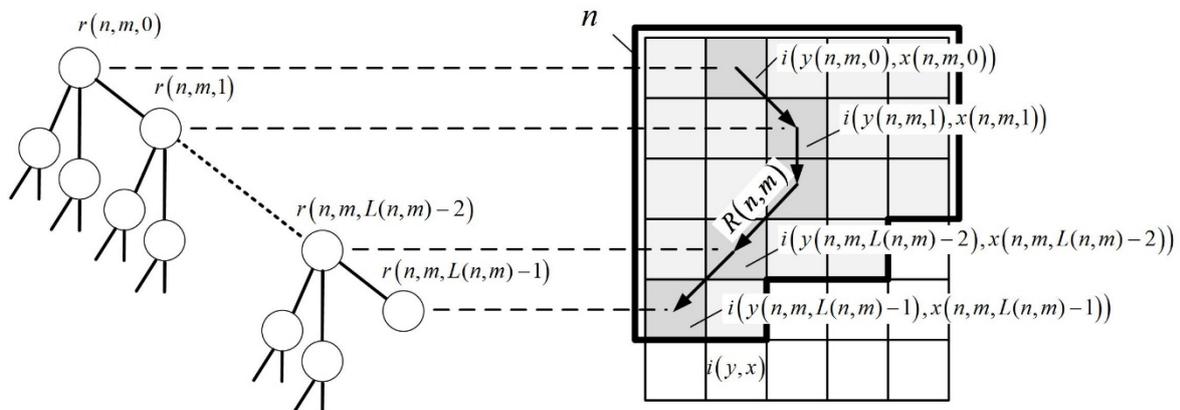


Рис. 1. Пример полутонового изображения и маршрута роста области для одного граничного пикселя
Fig. 1. An example of a grayscale image and an area growth path for one edge pixel

Выборочное среднее по маршруту роста может быть определено с помощью выражения

$$\bar{r}(n, m, L(n, m) - 1) = \frac{1}{L(n, m)} \sum_{l=0}^{L(n, m)-1} r(n, m, l). \quad (7)$$

В выражении (7) выборочное среднее пересчитывается по всему маршруту роста при каждом присоединении нового пикселя к области. Для исключения повторной выборки из памяти значений пикселей вдоль маршрута роста, снижения за счет этого вычислительной сложности и повышения эффективности распараллеливания операций предлагается использовать следующее выражение для определения выборочного среднего по маршруту роста:

$$\bar{r}(n, m, L(n, m) - 1) = \frac{\bar{r}(n, m, L(n, m) - 2) \cdot (L(n, m) - 1) + r(n, m, L(n, m) - 1)}{L(n, m)}. \quad (8)$$

В выражении (8) используется выборочное среднее $\bar{r}(n, m, L(n, m) - 2)$, полученное для предшествующего пикселя $r(n, m, L(n, m) - 2)$ в маршруте роста $R(n, m)$, для восстановления выборочной суммы $\sum_{l=0}^{L(n, m)-2} r(n, m, l)$, которая увеличивается на значение яркости текущего граничного пикселя $r(n, m, L(n, m) - 1)$. Элементы множеств $\{L(n, m)\}_{(n=0, \bar{N}, m=0, \overline{M(n)-1})}$ и $\{\bar{r}(n, m, L(n, m))\}_{(n=0, \bar{N}, m=0, \overline{M(n)-1})}$ отображаются на элементы матриц $L = \|l(y, x)\|_{(y=0, \bar{Y}-1, x=0, \bar{X}-1)}$ и $\bar{R} = \|\bar{r}(y, x)\|_{(y=0, \bar{Y}-1, x=0, \bar{X}-1)}$ так, что между ними существует однозначное соответствие.

Вычисление выборочного среднего по выражению (8) позволяет использовать одну операцию умножения и одну операцию сложения вместо $L(n, m) - 1$ операций сложения, необходимых для реализации выражения (7). Недостаток подхода на основе выражения (8) по сравнению с подходом на основе выражения (7) заключается в необходимости дополнительной памяти для хранения текущих значений $L(n, m)$ и $\bar{r}(n, m, L(n, m))$ для каждого пикселя области.

Один цикл работы элементарного вычислителя, реализующего модель SRG-R параллельного выращивания областей, состоит из следующих шагов.

Вход: S, I, L, \bar{R}, q .

Цикл 1 ($y = 0..Y - 1, x = 0..X - 1$)

Цикл 2 ($k = -1..1, p = -1..1, |k| + |p| > 0$)

Если $(s(y, x) = 0) \wedge (s(y + k, x + p) > 0) \wedge (|i(y, x) - \bar{r}(y + k, x + p)| < q)$, то

$s(y, x) \leftarrow s(y + k, x + p)$;

$L(y, x) \leftarrow L(y + k, x + p) + 1$;

$\bar{r}(y, x) \leftarrow (\bar{r}(y + k, x + p) \cdot (L(y, x) - 1) + r(y, x)) / L(y, x)$.

Конец цикла 2.

Конец цикла 1.

Выход: S, L, \bar{R} .

Оценка эффективности параллельного выращивания областей

Параллельное выращивание областей на основе выборочного среднего значения яркости области (модели SRG-W и SRG-R) обеспечивает среднее качество сегментации, определяемое ошибками локализации границ областей, по сравнению с SRG (лучшей по качеству) и простейшей SRG-S (худшей по качеству) моделями. Для оценки эффективности рассматриваемых моделей далее анализируется их вычислительная сложность для последовательной и параллельной (с ориентацией на FPGA) реализаций.

Для сегментации всех YX пикселей изображения с использованием модели SRG (1) при последовательной реализации необходимы $4YX$ ячеек памяти (буферизация исходного изображения и результата, инициализация стеков координат) и по YX операций обращения к памяти при выгрузке координат из стека, загрузке координат в стек и формировании номеров сегментов. На проверку значений смежных пикселей необходимо $8YX$ операций обращения к памяти. Больше всего операций требуется для вычисления средних яркостей сегментов. Их точное количество зависит от числа и размеров сегментов. Для приблизительной оценки числа таких операций предлагается использовать выражение $YX(1 + YX/N)/2$, учитывающее количество сегментов N , их среднюю площадь YX/N после сегментации, скорость роста области (в пределе один пиксель за итерацию) и число операций обращения к памяти на всех

YX/N итерациях роста области как сумму $YX(1+YX/N)/(2N)$ арифметической прогрессии от 1 до YX/N с шагом 1. Всего алгоритм SRG требует $11YX + YX(1+YX/N)/2$ операций обращения к памяти, из которых $YX(1+YX/N)/2$ операций, приходящихся на вычисление средних яркостей сегментов, могут быть реализованы только последовательно. Они определяют временную сложность и ограничивают эффективность распараллеливания. При параллельной реализации модели SRG необходимы $4YX$ ячеек памяти для буферизации исходного изображения и результата, хранения значений порога и средних яркостей сегментов. Таким образом, структурная $C_S(\text{SRG})$ и временная $C_T(\text{SRG})$ сложности модели SRG при параллельной реализации определяются выражениями:

$$C_S(\text{SRG}) = 4YX. \quad (9)$$

$$C_T(\text{SRG}) = YX(1+YX/N)/2. \quad (10)$$

Модель SRG-S требует $3YX$ ячеек памяти, поскольку отсутствует необходимость хранения средних значений яркости сегментов. Она позволяет сократить число операций обращения к памяти при последовательной реализации до $11YX$, а при параллельной – в среднем до YX/N . Таким образом, структурная $C_S(\text{SRG-S})$ и временная $C_T(\text{SRG-S})$ сложности модели SRG-S при параллельной реализации определяются выражениями:

$$C_S(\text{SRG-S}) = 3YX. \quad (11)$$

$$C_T(\text{SRG-S}) = YX/N. \quad (12)$$

В модели SRG-W по сравнению с моделью SRG число операций обращения к памяти сокращается до $11YX + W^2YX$. Для повышения качества сегментации размер окна W должен выбираться как можно больше, но с учетом условия $W^2YX/N < YX(1+YX/N)/(2N)$, т. е. $W^2 < (1+YX/N)/2$, поскольку W^2YX операций могут выполняться только последовательно, что ограничивает сокращение временной сложности при параллельной реализации. Таким образом, структурная $C_S(\text{SRG-W})$ и временная $C_T(\text{SRG-W})$ сложности модели SRG-W при параллельной реализации определяются выражениями:

$$C_S(\text{SRG-W}) = 4YX. \quad (13)$$

$$C_T(\text{SRG-W}) = W^2YX. \quad (14)$$

В предложенной модели SRG-R для сегментации изображения используются $2YX$ ячеек памяти (для хранения текущих значений $L(n,m)$ и $\bar{r}(n,m,L(n,m))$) сверх $3YX$ ячеек, используемых для хранения значений пикселей $i(y,x)$, номеров сегментов $s(y,x)$ и значений порога q . При этом число операций обращения к памяти по сравнению с моделью SRG-S увеличивается в 3 раза и составляет в среднем $3YX/N$. Таким образом, структурная $C_S(\text{SRG-R})$ и временная $C_T(\text{SRG-R})$ сложности модели SRG-R при параллельной реализации определяются выражениями:

$$C_S(\text{SRG-R}) = 5YX. \quad (15)$$

$$C_T(\text{SRG-R}) = 3YX/N. \quad (16)$$

Из выражений (9), (11), (13), (15) следует, что модель SRG-S имеет наименьшую пространственную сложность $3YX$, а модель SRG-R – наибольшую $5YX$ (в 1,67 раза большую по сравнению с SRG-S; в 1,25 раза большую по сравнению с SRG и SRG-W).

В табл. 1 приведены значения временной сложности, полученные по выражениям (10), (12), (14), (16) для различных моделей сегментации и изображений, содержащих различное число сегментов. Из таблицы следует, что временная сложность всех моделей уменьшается с увеличением числа сегментов, что связано с уменьшением размеров сегментов. Предложенная

модель SRG-R имеет существенно меньшую временную сложность по сравнению с моделями SRG и SRG-W (в 43690 – 44120 раз и в 10700 – 42810 раз соответственно) при проигрыше в три раза по отношению к модели SRG-S, имеющей наименьшую временную сложность.

Таблица 1. Временная сложность для различных моделей параллельной сегментации
Table 1. Time complexity for various parallel segmentation models

Параметры моделей (Model parameters)				Временная сложность моделей (Time complexity of models)			
Y	X	N	W	SRG	SRG-S	SRG-W	SRG-R
512	512	26	70	1310851072	10000	1284505600	30000
512	512	26	35	1310851072	10000	321126400	30000
512	512	262	21	131203072	1000	115605504	3000
512	512	262	15	131203072	1000	58982400	3000
512	512	2621	7	13238272	100	12845056	300
512	512	2621	5	13238272	100	6553600	300

Заключение

Предложена модель параллельного выращивания областей изображения на основе упрощенного условия присоединения смежных пикселей к области, учитывающего выборочное среднее значение яркости области, вычисляемое по маршруту роста, связывающему граничный пиксель области, соответствующий смежному присоединяемому пикселю, и начальный пиксель роста области через последовательность пикселей, используемых для присоединения рассматриваемого граничного пикселя к области. Предложенная модель имеет существенно меньшую временную сложность по сравнению с базовой и оконной моделями при проигрыше в три раза по отношению к простейшей модели, имеющей наименьшую временную сложность. Существенное уменьшение временной сложности предложенной модели по сравнению с базовой и оконной моделями достигается за счет незначительного увеличения пространственной сложности, следующего из необходимости хранения длины маршрута и суммы значений пикселей в маршруте. С учетом того, что простейшая модель обеспечивает самое низкое качество сегментации изображений из-за игнорирования средней яркости сегмента в условии присоединения нового пикселя к области, предложенная модель является наиболее эффективной для параллельной сегментации изображений, обеспечивая существенно меньшую временную и примерно эквивалентную пространственную сложность параллельной реализации по сравнению с базовой и оконной моделями.

Список литературы / References

1. Praveena M., Balaji N., Naidu C.D. FPGA implementation of high speed medical image segmentation using genetic algorithm. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 2017;95(13):2981-2988.
2. Quesada-Barruso P., Heras D.B., Argüello F. Efficient GPU Asynchronous Implementation of a Watershed Algorithm Based on Cellular Automata. *IEEE 10th International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications, Leganes*. 2012: 79-86. DOI:10.1109/ISPA.2012.19.
3. Liu J., Xu L., Liu Y., [et al.]. FPGA Implementation of Region Growing-Global Inhibition Segmentation Algorithm. *International Journal of Simulation – Systems, Science & Technology*. 2016;17(24):1-9. DOI 10.5013/IJSSST.a.17.30.08.
4. Fujita T., Sawada S., Kishimoto K., [et al.]. Cellular Automaton Based Pixel Level Snakes Using Active Contour Curvature. *International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications, NOLTA 2017, Cancun, Mexico*. 2017: 572-575. DOI:10.34385/proc.29.C0L-B-3.
5. Saito M., Okatani T., Deguchi K. Application of the mean field methods to MRF optimization in computer vision. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI*. 2012: 1680-1687. DOI:10.1109/CVPR.2012.6247862.
6. Thurley M.J., Danell V. Fast morphological image processing open-source extensions for GPU processing with CUDA. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*. 2012;6(7):849-855. DOI:10.1109/JSTSP.2012.2204857.
7. Alvarado R., Tapia J.J., Rolón J.C. Medical image segmentation with deformable models on graphics processing units. *The Journal of Supercomputing*. 2013;68(1):339-364. DOI:10.1007/s11227-013-1042-4.

8. Roberts M., Packer J., Sousa M.C., [et al.]. A work-efficient GPU algorithm for level set segmentation. *Proceedings of the Conference on High Performance Graphics*. 2010: 123-132.
9. Wang C., Komodakis N., Paragios N., Markov random field modeling, inference & learning in computer vision & image understanding: a survey. *Computer Vision and Image Understanding*. 117(11):1610-1627. DOI:10.1016/j.cviu.2013.07.004.
10. Leblond A., Kauffmann C. RAIC: Robust Adaptive Image Clustering. *25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2018:3678-3682. DOI: 10.1109/ICIP.2018.8451131.
11. Strzelecki M., Brylski P., Kim H. FPGA-Based System for Fast Image Segmentation Inspired by the Network of Synchronized Oscillators. *Artificial Intelligence and Soft Computing. ICAISC 2017. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Cham*. 2017;10245:580-590. DOI: 10.1007/978-3-319-59063-9_52.
12. Adams R., Bischof L. Seeded region growing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1994;16(6):641-647. DOI: 10.1109/34.295913.
13. Fan M., Lee T.C.M. Variants of seeded region growing. *Image Processing IET*. 2015;9(6):478-485. DOI:10.1049/iet-ipr.2014.0490.

Сведения об авторах

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

Information about the authors

Tsviatkou V.Yu., PhD, Associate Professor, Head of the Department of Infocommunications 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. Brovky str., 6,
Belarusian State University
of Informatics and Radioelectronics;
tel. +375-017-293-84-08;
e-mail: vtsvet@bsuir.by
Tsviatkou Viktor Yur'evich