

## **АДАПТИВНОЕ ДВУХПОРОГОВОЕ КВАНТОВАНИЕ И СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ РАЗДЕЛЕНИЯ И СЛИЯНИЯ ОБЛАСТЕЙ**

*О.М. Альмияхи, В.Ю. Цветков, В.К. Конопелько*

*Приведены результаты оценки эффективности адаптивного двухпорогового квантования в сравнении с однопороговым квантованием для сегментации полутоновых изображений с использованием модифицированного метода разделения и слияния областей, основанного на прогрессивной обратной кластеризации.*

### **Введение**

Известные методы сегментации, такие как выращивание областей [1] и разделения и слияния областей [2] сравнивают разности значений соседних пикселей с заданным порогом при принятии решения о присоединении пикселя к сегменту. Т.е. в сегменты объединяются пиксели, примерно равные по значению, с использованием достаточно простого критерия. Усложнение данного критерия с целью повышения качества сегментации приводит к усложнению алгоритма сегментации, а в некоторых случаях избыточности. Избежать этого позволяет предварительное адаптивное квантование изображений до сегментации [3, 4, 5, 6], упрощающее критерий присоединения пикселя к сегменту за счет использования строгого равенства (реализуется как поразрядное суммирование значений сравниваемых пикселей по модулю 2 с проверкой результата на ноль) вместо сравнения модуля разности с заданным порогом или другого более сложного критерия.

Целью работы является оценка эффективности адаптивного двухпорогового квантования для сегментации полутоновых изображений с использованием метода разделения и слияния областей, его модификации на основе прогрессивной обратной кластеризации и метода выращивания областей.

### **Методы выращивания областей и разделения и слияния областей**

Метод выращивания областей [1] основан на присоединении к текущему сегменту, изначально состоящему из одного образующего пикселя (точки роста), других пикселей, совпадающих по значению с образующим пикселем. Когда не остается пикселей, которые могут быть присоединены, сегмент считается сформированным и осуществляется переход на следующий цикл сегментации, начинающийся с выбора следующего образующего пикселя. Образующие пиксели могут назначаться или выбираться автоматически по различным критериям. В простейшем случае значения образующих пикселей выбираются по

порядку при построчном сканировании изображения. При использовании адаптивного порога возможность присоединения пикселя к сегменту зависит не от значения опорного пикселя, а от значения ближайшего соседнего уже присоединенного пикселя.

В методе разделения и слияния областей [2] образующие пиксели не выбираются, а сегменты формируются в результате кластеризации по схеме квадрата-дерева. На каждом уровне квадрата-дерева кластеры размером 2x2 формируются из близких по значениям пикселей. Несоответствующие пиксели кластера присоединяются к соседним кластерам или образуют сформированные сегменты. На следующий верхний уровень квадрата-дерева каждый кластер отображается одним пикселем, значение которого соответствует средней яркости кластера, в результате чего происходит объединение соседних близких по значениям кластеров. Как и в методе выращивания областей, порог, используемый для оценки возможности объединения в кластер, может быть адаптивным (зависеть от среднего значения кластера или сегмента).

### **Метод разделения и слияния областей на основе прогрессивной обратной кластеризации**

В некоторых случаях (при решении задач картографирования, видеонаблюдения, распознавания и других) требуются точная сегментация, многомасштабное представление и сжатие сегментированного изображения, адаптация к ограничению на время сегментации. Метод разделения и слияния областей с использованием квадрата-дерева позволяет точно сегментировать изображения, однако, он не обеспечивает многомасштабное представление и сжатие сегментированного изображения, адаптацию к ограничению на время сегментации.

Для устранения данного недостатка разработан метод сегментации и компактного многомасштабного представления изображений на основе прогрессивной обратной кластеризации (Progressive Backward Clustering Segmentation and Compact Representation – PBCS&CR) [7]. Сущность метода состоит в древовидной кластеризации однородных по яркости областей пикселей и формировании множества кратномасштабных кластерных образов исходного изображения (прямая кластеризация); присвоении номеров кластеризованным однородным областям на всех уровнях кратномасштабного представления исходного изображения и поиске избыточных границ однородных областей (прогрессивная обратная кластеризация); объединении соседних однородных по яркости кластеризованных областей (уточнение границ сегментов).

Алгоритм прямой кластеризации состоит из следующих шагов.

1) Формирование множества  $\{A(l)\}_{(l=0,L)}$  матриц

$A(l) = \left\| a^{(l)}(y, x) \right\|_{\left( \overline{y=0, Y/2^l-1}, \overline{x=0, X/2^l-1} \right)}$  аппроксимации и инициализация элементов

матрицы  $A(0)$  аппроксимации 0-го уровня в соответствии с выражением  $a^{(0)}(y,x) \Leftarrow p(y,x)$  при  $y = \overline{0, Y-1}$ ,  $x = \overline{0, X-1}$ , где  $\Leftarrow$  – операция присваивания;  $p(y,x)$  – пиксель сегментируемого изображения  $P = \left\| p(y,x) \right\|_{(y=\overline{0, Y-1}, x=\overline{0, X-1})}$ ;  $Y = 2^{f_Y}$ ,  $X = 2^{f_X}$  – размеры сегментируемого изображения  $P$ ;  $f_Y > 0$ ,  $f_X > 0$  – целые;  $l = \overline{0, L}$  – номер итерации (уровня) сегментации;  $L = \min(f_Y, f_X)$  – число итераций, определяемое минимальным из значений  $f_Y$  и  $f_X$ . В результате в качестве аппроксимированного образа  $A(0)$  используется сегментируемое изображение  $P$ .

2) Формирование множества  $\{C(l)\}_{(l=\overline{0, L})}$  матриц

$C(l) = \left\| c^{(l)}(y,x) \right\|_{(y=\overline{0, Y/2^l-1}, x=\overline{0, X/2^l-1})}$  кластеризации и инициализация элементов

матрицы  $C(0)$  кластеризации 0-го уровня в соответствии с выражением  $c^{(0)}(y,x) \Leftarrow 0$  при  $y = \overline{0, Y-1}$ ,  $x = \overline{0, X-1}$ . В результате матрица  $C(0)$  кластеризации нулевого уровня определяется нулевой.

3) Инициализация счетчика  $l$  циклов согласно выражению  $l \Leftarrow 1$ .

4) Начало цикла кластеризации. Формирование матрицы  $C(l)$  кластеризации  $l$ -го уровня.

5) Приращение счетчика циклов согласно выражению  $l \Leftarrow l + 1$ .

6) Окончание цикла кластеризации. Проверка условия  $l \leq L$ . Если оно выполняется – переход на шаг 4, иначе – выход из цикла и завершение алгоритма.

Алгоритм прогрессивной обратной кластеризации состоит из следующих шагов.

1) Формирование множества  $\{S(l)\}_{(l=\overline{0, L})}$  матриц

$S(l) = \left\| s^{(l)}(y,x) \right\|_{(y=\overline{0, Y/2^l-1}, x=\overline{0, X/2^l-1})}$  сегментации и множества  $\{E(l)\}_{(l=\overline{0, L})}$

матриц  $E(l) = \left\| e^{(l)}(y,x) \right\|_{(y=\overline{0, Y/2^l-1}, x=\overline{0, X/2^l-1})}$  границ однородных областей.

Инициализация элементов матриц  $S(l)$  сегментации и  $E(l)$  границ однородных областей уровней  $\overline{0, L}$  в соответствии с выражениями  $s^{(l)}(y,x) \Leftarrow 0$  и  $e^{(l)}(y,x) \Leftarrow 1$  при  $l = \overline{0, L}$ ,  $y = \overline{0, Y/2^l-1}$ ,  $x = \overline{0, X/2^l-1}$ . В результате выполнения данного шага матрицы  $S(l)$  сегментации и  $E(l)$  границ однородных областей уровней  $\overline{0, L}$  определяются нулевой и единичной соответственно.

2) Инициализация счетчика  $N_A$  однородных областей согласно выражению  $N_A \leftarrow 1$ .

3) Инициализация матриц  $S(L) = \left\| s^{(L)}(y, x) \right\|_{(y=0, x=0)}$  сегментации и  $E(L) = \left\| e^{(L)}(y, x) \right\|_{(y=0, x=0)}$  границ однородных областей  $L$ -го уровня.

4) Инициализация счетчика  $l$  циклов согласно выражению  $l = L$ .

5) Начало цикла прогрессивной сегментации. Формирование значений элементов матрицы  $S(l-1)$  сегментации  $(l-1)$ -го уровня.

6) Формирование новых областей (разделение областей).

7) Нарастивание областей путем их присоединения к существующим однородным областям.

8) Пространственно-ориентированный поиск правых и нижних границ однородных областей на уровне  $l$ .

9) Инициализация матриц  $N_B = \left\| n_B(p, q) \right\|_{(p=0, N_A-1, q=0, M_A-1)}$  номеров и количества  $V_B = \left\| v_B(p) \right\|_{(p=0, N_A-1)}$  смежных одинаковых областей согласно выражениям  $n_B(p, q) \leftarrow 0$ ,  $v_B(p) \leftarrow 0$  при  $p = \overline{0, N_A-1}$ ,  $q = \overline{0, M_A-1}$ , где  $M_A$  – максимальное число смежных одинаковых областей.

10) Слияние однородных областей.

11) Уменьшение счетчика циклов согласно выражению  $l \leftarrow l-1$ .

12) Окончание цикла прогрессивной сегментации. Проверка условия  $l > 0$ . Если оно выполняется – переход на шаг 5, иначе – выход из цикла и завершение алгоритма.

В результате уточнения границ сегментов формируется результирующая матрица сегментации, размер которой совпадает с размером исходного изображения или кратен ему. Каждый элемент результирующей матрицы представляет некоторый пиксель изображения или его кратномасштабного представления и имеет в качестве значения номер соответствующего сегмента.

Основными шагами алгоритма уточнения границ сегментов являются

1) Формирование номеров изолированных однородных областей.

2) Определение номера первой объединяемой области.

3) Обработка стека.

4) Формирование результирующей матрицы  $S_R = \left\| s_R(y, x) \right\|_{(y=0, Y-1, x=0, X-1)}$

сегментации в результате переопределения номеров однородных.

Метод PBCS&CR сегментации и компактного многомасштабного представления изображений на основе прогрессивной обратной кластеризации, как и метод RG наращивания областей, обеспечивает полное и точное выделение однородных областей, а также многомасштабное представление сегментированного изображения. В отличие от метода RG

метод PBCS&CR обеспечивает компактное представление результатов сегментации изображения и его многомасштабного представления за счет эффективного вложенного кодирования расположения однородных областей в процессе обратной кластеризации (рис. 1) [7].

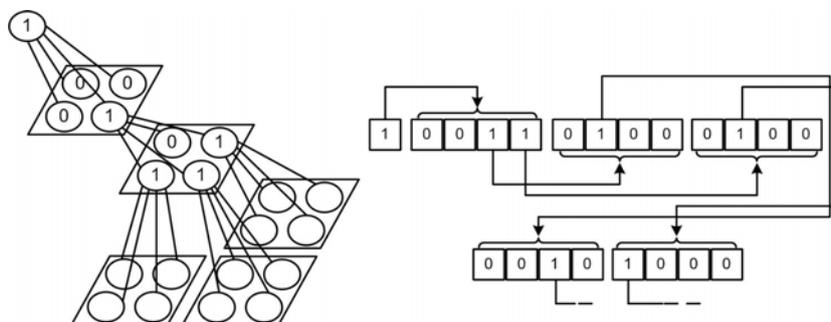


Рис. 1. Формирование вложенного кода

### Адаптивное двухпороговое квантование изображений

Перед сегментацией изображений предлагается использовать алгоритм построчного двухпорогового квантования значений пикселей, основанный на оценке разности значений центрального пикселя и соседних с ним пикселей в окрестности Мура по отношению к двум порогам  $\Delta_B$  (определяет условия разделения значений яркости соседних пикселей по соседним уровням квантования) и  $\Delta_S$  (определяет условия приведения значения пикселя к несоответствующему ему уровню квантования из-за локального характера отличия яркости этого пикселя от яркости окрестных пикселей), связанным соотношением

$$\Delta_B = K\Delta_S,$$

где  $K \geq 1$  – балансный коэффициент, определяющий степень влияния значения второго порога на результаты квантования (если значение  $K$  стремиться к  $\infty$ , то результаты квантования стремятся к результатам однопорогового алгоритма).

Если модуль минимальной разности значения центрального пикселя окрестности Мура со значениями квантованных левого и трех верхних пикселей меньше порога  $\Delta_B$ , то значение центрального пикселя окрестности Мура меняется на значение ближайшего к нему по яркости квантованного пикселя. Если данное условие не выполняется, то для оценки используется порог  $\Delta_S$ .

Определяется квантованный пиксель окрестности Мура (левый или один из трех верхних), ближайший по значению к центральному пикселю. Вычисляются модули разностей значений этого пикселя со всеми значениями окрестных пикселей в окрестности Мура. Если все эти разности меньше порога  $\Delta_S$ , то центральному пикселю окрестности Мура присваивается значение ближайшего ему по значению квантованного

пикселя в окрестности Мура. Если данное условие не выполняется, то центральный пиксель окрестности Мура сохраняет свое значение.

### Оценка эффективности методов сегментации и квантования изображений

Компактность многомасштабного представления сегментированного изображения зависит от результатов квантования исходного изображения. С увеличением шага квантования (и увеличением ошибки квантования) коэффициент сжатия сегментированных изображений возрастает. Из рис. 2 следует, что метод PBCS&CR обеспечивает сжатие сегментированного изображения до 4,5 раз в зависимости от изображения по сравнению с методом RG [7].

Сжатие сегментированных изображений в методе PBCS&CR достигается за счет увеличения вычислительной сложности, что приводит к снижению скорости сегментации. В табл. 1 приведено время сегментации многомасштабного представления тестовых изображений (4 уровня) методами PBCS&CR и RG, реализованными в среде Matlab и выполненными на компьютере (4 CPUs, 3.6 GHz, 4096 MB). Из табл. 1 следует, метод PBCS&CR уступает в скорости сегментации методу RG до 230 раз.

Табл. 1

Методы сегментации	Время сегментации тестовых изображений, с		
	Тестовые изображения		
	Barbara	Lena	Mandrill
PBCS&CR	5,1999	4,6640	5,1300
RG	0,0224	0,0235	0,0224

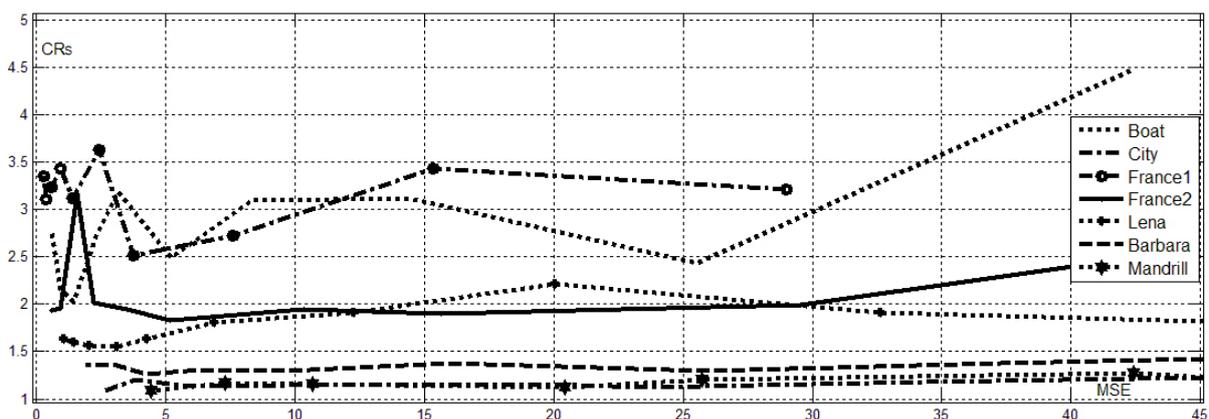


Рис. 2. Зависимость коэффициента сжатия сегментированных изображений от среднеквадратической ошибки квантования исходных изображений

Для задач идентификации изображений с использованием сегментов важной характеристикой является их стабильность при изменении яркости, контраста и повороте изображения.

На рис. 3 приведены тестовые полутоновые изображения, которые использованы для оценки стабильности разработанного метода PBCS&CR

сегментации и компактного многомасштабного представления изображений на основе прогрессивной обратной кластеризации при использовании двух алгоритмов квантования: равномерного (РК) с постоянным шагом квантования и адаптивного двухпорогового (2П).



Рис. 3. Тестовые изображения 128x128 пикселей:  
а - Lena, б – Barbara, в – Boat, г – France, д – France2, е – Water

В табл. 2 и 3 приведены оценки стабильности сегментации по площади и числу сегментов при изменении яркости, контраста и повороте тестовых изображений.

Табл. 2  
Оценки стабильности метода по площади сегментов при равномерном (РК) и адаптивном двухпороговом (2П) квантовании

Преобразование изображения		Тестовые изображения и алгоритмы квантования											
		Lena		Barbara		Boat		France		France2		Water	
Параметр	Величина	РК	2П	РК	2П	РК	2П	РК	2П	РК	2П	РК	2П
Яркость	-30%	0,84	0,83	0,81	0,90	0,95	0,92	0,87	0,87	0,82	0,83	0,94	0,95
	-20%	0,75	0,76	0,77	0,80	0,87	0,93	0,85	0,84	0,85	0,81	0,94	0,94
	-10%	0,84	0,89	0,72	0,83	0,63	0,80	0,82	0,88	0,83	0,80	0,96	0,94
	10%	0,87	0,84	0,78	0,85	0,91	0,93	0,82	0,87	0,81	0,91	0,93	0,94
	20%	0,83	0,89	0,73	0,84	0,62	0,92	0,81	0,87	0,87	0,83	0,97	0,94
	30%	0,83	0,82	0,78	0,83	0,85	0,91	0,89	0,89	0,86	0,89	0,95	0,93
Контраст	-30%	0,79	0,72	0,72	0,74	0,92	0,86	0,81	0,82	0,88	0,88	0,93	0,95
	-20%	0,76	0,85	0,72	0,80	0,76	0,91	0,75	0,82	0,70	0,88	0,88	0,95
	-10%	0,71	0,75	0,77	0,84	0,80	0,92	0,71	0,83	0,83	0,80	0,93	0,95
	10%	0,79	0,77	0,73	0,77	0,82	0,89	0,73	0,85	0,77	0,78	0,91	0,92
	20%	0,64	0,79	0,74	0,83	0,44	0,81	0,60	0,78	0,53	0,78	0,80	0,89
	30%	0,70	0,73	0,72	0,77	0,58	0,75	0,66	0,76	0,61	0,76	0,92	0,88
Поворот	90 <sup>0</sup>	0,66	0,69	0,60	0,62	0,79	0,74	0,65	0,64	0,73	0,73	0,88	0,90
	180 <sup>0</sup>	0,59	0,61	0,60	0,59	0,81	0,76	0,65	0,63	0,73	0,68	0,87	0,86
	270 <sup>0</sup>	0,63	0,68	0,59	0,58	0,80	0,75	0,61	0,67	0,71	0,71	0,90	0,87

Табл. 3

Оценки стабильности метода по числу сегментов при равномерном (РК) и адаптивном двухпороговом (2П) квантовании

Преобразование изображения		Тестовые изображения и алгоритмы квантования											
		Lena		Barbara		Boat		France		France2		Water	
Параметр	Величина	РК	2П	РК	2П	РК	2П	РК	2П	РК	2П	РК	2П
Яркость	-30%	0,96	0,98	0,69	0,97	0,92	1,01	1,00	0,97	1,00	0,98	0,59	0,95
	-20%	0,98	0,97	0,94	0,96	1,13	1,02	0,97	0,99	1,17	1,01	0,56	0,94
	-10%	0,92	0,96	0,94	0,98	1,07	1,00	0,59	1,01	1,20	0,98	0,58	0,97
	10%	0,93	0,97	0,96	1,00	0,91	1,00	0,70	0,99	1,06	0,97	0,78	0,94
	20%	0,92	0,97	0,88	0,98	1,13	0,98	0,96	0,99	1,08	0,97	1,21	0,94
	30%	0,94	0,99	0,91	0,99	1,05	1,00	1,01	0,97	1,02	0,97	0,88	0,97
Контраст	-30%	0,81	0,80	0,63	0,85	0,48	0,73	0,25	0,77	0,83	0,67	0,34	0,63
	-20%	0,81	0,85	0,79	0,92	0,95	0,83	0,59	0,88	1,56	0,76	0,77	0,74
	-10%	0,90	0,95	0,95	0,98	0,88	0,92	0,85	0,94	1,10	0,92	0,35	0,84
	10%	1,00	1,07	0,89	1,02	0,75	1,07	1,03	1,02	1,65	1,08	0,82	1,07
	20%	1,10	1,13	1,00	1,00	1,38	1,15	1,09	1,05	2,10	1,14	1,99	1,19
	30%	1,09	1,13	0,99	1,02	0,82	1,21	1,03	1,08	1,83	1,18	0,98	1,23
Поворот	90°	0,81	0,78	0,90	0,92	1,08	1,08	1,03	1,01	0,93	0,88	0,93	0,90
	180°	1,07	1,02	0,93	0,97	1,00	0,98	1,00	0,98	0,98	0,99	1,10	1,14
	270°	0,81	0,82	0,91	0,90	1,05	1,06	1,03	0,99	0,89	0,87	0,96	1,00

В табл. 2 стабильность  $S_S$  по площади сегментов определяется как отношение суммарной площади  $S_B$  сегментов, выделенных на исходном изображении, к суммарной площади  $S_T$  сегментов, выделенных на преобразованном изображении (с измененными значениями яркости, контраста, угла поворота) с помощью выражения

$$S_S = \frac{S_B}{S_T}.$$

Стабильность  $S_N$  сегментации по числу сегментов определяется как отношение числа  $N_B$  сегментов, выделенных на исходном изображении, к числу  $N_T$  сегментов, выделенных на преобразованном изображении (с измененными значениями яркости, контраста, угла поворота) с помощью выражения

$$S_N = \frac{N_B}{N_T}.$$

Из табл. 2 и 3 следует, что влияние выбора алгоритмов квантования на стабильность результатов сегментации зависит от типа изображения.

Из табл. 2 следует, что адаптивное двухпороговое квантование обеспечивает повышение стабильности по площади сегментов по сравнению с равномерным квантованием до 1,48 раза при изменении яркости, до 1,84 раза при изменении контраста, до 1,1 раза при повороте. При этом проигрыш в стабильности может достигать 1,05 раза при

изменении яркости, 1,1 раза при изменении контраста, 1,07 раза при повороте (т.о. выигрыш превышает проигрыш).

Из табл. 3 следует, что адаптивное двухпороговое квантование обеспечивает повышение стабильности по числу сегментов по сравнению с равномерным квантованием до 1,71 раза при изменении яркости, до 1,84 раза при изменении контраста, до 1,05 раза при повороте. При этом проигрыш в стабильности может достигать 1,05 раза при изменении яркости, 1,48 раза при изменении контраста, 1,06 раза при повороте (т.о. выигрыш, как правило, превышает проигрыш).

### **Заключение**

Рассмотрен метод PBCS&CR сегментации и компактного многомасштабного представления изображений на основе прогрессивной обратной кластеризации. Сущность метода состоит в древовидной кластеризации однородных по яркости областей пикселей и формировании множества кратномасштабных кластерных образов исходного изображения, присвоении номеров кластеризованным однородным областям на всех уровнях кратномасштабного представления исходного изображения и поиске избыточных границ однородных областей, объединении соседних однородных по яркости кластеризованных областей. Приведены результаты оценки эффективности адаптивного двухпорогового квантования в сравнении с однопороговым квантованием для сегментации полутоновых изображений с использованием метода PBCS&CR. Показано, что адаптивное двухпороговое квантование по сравнению с равномерным квантованием обеспечивает повышение стабильности по площади сегментов до 1,48, 1,84, 1,1 раза и по числу сегментов до 1,71, 1,84, 1,05 раза при изменении яркости, контраста и повороте соответственно.

### **Список литературы**

1. Singh, K.K. A Study Of Image Segmentation Algorithms For Different Types Of Images / K.K. Singh, A. Singh // International Journal of Computer Science Issues. – 2010. – Vol. 7, No. 5. – P. 414–417.
2. Muhsin, Z.F. Improved quadtree image segmentation approach to region information / Z.F. Muhsin [et al.] // The Imaging Science Journal. 2014. Vol. 62. No. 1. P. 56–62.
3. Chang, J.H. Multi-model gray-level histogram modeling and decomposition / J.H. Chang, K.Ch. Fan, Y.L. Chang // Image and Vision Computing. – 2002. – Vol. 20. – P. 203–216.
4. Halder, A. Histogram based Evolutionary Dynamic Image Segmentation / A. Halder, A. Kar, S. Pramanik // 4th International Conference on Electronics Computer Technology. – January 2012. – P. 585–589.

5. Delon, J. A non parametric approach for histogram segmentation/ J. Delon [at al.] // IEEE Transactions on Image Processing. – 2007. Vol. 16, No. 1. – P. 253-261.

6. Daniel Ratna Raju, P. Image Segmentation by using Histogram Thresholding / P. Daniel Ratna Raju, G. Neelima // IJCSET. – 2012. Vol. 2, No.1. – P. 776–779.

7. Альмияхи, О.М. Сегментация и компактное многомасштабное представление изображений на основе прогрессивной обратной кластеризации/ О.М. Альмияхи, В.Ю. Цветков, Е.Г.Макейчик // Доклады БГУИР. – 2015. No. 6(92). – P. 48-54.

*Альмияхи Осамма Мажид, аспирант кафедры сетей и устройств телекоммуникаций факультета телекоммуникаций Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, almiahi86@yahoo.com*

*Цветков Виктор Юрьевич, доцент кафедры сетей и устройств телекоммуникаций факультета телекоммуникаций Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, кандидат технических наук, доцент, vtsvet@bsuir.by*

*Конопелько Валерий Константинович, заведующий кафедрой сетей и устройств телекоммуникаций факультета телекоммуникаций Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, доктор технических наук, профессор, kafsiut@bsuir.by*