

# Метод локализации информативных областей с текстурой специального вида\*

Д. М. Мурашов<sup>1</sup>, Ф. Д. Мурашов<sup>2</sup>  
d\_murashov@mail.ru

<sup>1</sup>ФИЦ «Информатика и управление» РАН, Россия, г. Москва, ул. Вавилова, 44/2

<sup>2</sup>Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), Россия, г. Москва, Волоколамское шоссе, 4

Рассматривается задача локализации информативных областей на изображениях с текстурой специального вида, состоящей из элементов однородной пространственной ориентации и разными пространственными частотами. Такая текстура, в частности, порождается группами мазков на изображениях фактуры произведений живописи. Задача локализации информативных областей решается как задача сегментации текстурных изображений. Предлагается метод решения задачи на основе модифицированного суперпиксельного алгоритма сегментации. Вектор описания пикселей изображения расширен текстурными признаками, вычисляемыми по компонентам структурного тензора. Выбранные признаки отражают особенности рассматриваемой текстуры. Применение суперпиксельного алгоритма с расширенным признаковым описанием изображений позволяет учесть пространственные, цветовые и текстурные свойства сегментируемых областей изображений. Для обеспечения приемлемого качества сегментации используется условие минимума меры избыточности информации. Проведен вычислительный эксперимент на тестовых текстурных изображениях и изображениях картин. Результаты сегментации изображения текстурной мозаики предложенным методом сравнивались с результатами известного метода на основе энергетических признаков Лавса. Результаты эксперимента показали эффективность предлагаемого метода.

**Ключевые слова:** *изображения; информативная область; текстура; структурный тензор; мера избыточности; суперпиксельный алгоритм сегментации; фактура картин*

DOI: 10.21469/22233792.3.2.04

## 1 Введение

Одним из важных этапов решения задач анализа изображений является выделение информативных областей, которые являются областями интереса. В [1] область интереса на изображении определена как заданный пользователем прямоугольный фрагмент для выполнения необходимых вычислений в пределах этого фрагмента. Во многих приложениях требуется найти информативные области в полуавтоматическом или автоматическом режиме. В [2] рассматриваются следующие показатели информативности фрагментов изображений: дисперсия яркости внутри фрагмента, отношение сигнал/шум (SNR) и радиус корреляции.

В данной статье рассматривается задача локализации информативных областей с текстурой специального вида, которая характеризуется наличием групп протяженных полос, различающихся по пространственной частоте, цвету и яркости (уровню серого тона на полутоновых изображениях) с однородной пространственной ориентацией. В частности, такая текстура характерна для изображений фактуры произведений живописи и порождается группами мазков. Такие задачи могут возникать, например, в области компьютерного

---

\*Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ, проекты № 15-07-09324 и № 15-07-07516.

анализа изображений картин, связанных с получением количественных характеристик манеры живописи художников [3]. Одна из составляющих фактуры — совокупность мазков кисти, формирующих ту или иную деталь картины. Особенности мазков кисти, обусловленные системой их наложения, выбором кистей и нажимом, отражают индивидуальность художника. Индивидуальность выявляется также в соотношении расположения мазков по границам формы и фона, а также по границам отдельных деталей [4]. На изображениях картин совокупность мазков образует текстуру, поэтому для количественных описаний фактуры картины, содержащей информацию о манере живописи автора, используются текстурные признаки [5]. Образцами для сравнения портретов являются группы мазков, формирующих какую-либо деталь лица. Указанные группы мазков и являются информативными фрагментами изображений картин, или областями интереса, которые необходимо выделить.

Изображение мазка кисти представляет собой совокупность кривых, схожих по геометрическим характеристикам (длине, толщине, кривизне, направлению), различающихся по яркости и цвету. В этом случае задача локализации информативных областей (областей интереса) может быть сформулирована следующим образом. Требуется выделить на изображении область с текстурой определенного вида. Группы мазков, образующие область интереса на изображении, могут быть охарактеризованы текстурными признаками. Тогда для локализации таких информативных областей могут применяться методы сегментации текстурных изображений.

Для сегментации текстурных изображений применяются методы на основе матрицы совместной встречаемости и признаках Харалика [6], энергетических текстурных характеристик Лавса [7], фильтры Габора [8], автокорреляции, марковских случайных полей и ряд других. Указанные методы во многих случаях достаточно эффективны. Однако для сегментации текстур с большим диапазоном пространственных частот потребуется формировать несколько матриц совместной встречаемости для разных геометрических соотношений между пикселями. Для сегментации изображений с разнонаправленными текстурами необходимо применять соответствующее количество фильтров Габора. Признаки Лавса требуют больших вычислительных затрат и не всегда обеспечивают необходимой точности локализации объектов.

В данной работе предлагается метод решения задачи поиска информативных фрагментов на изображениях картин с учетом текстурных, пространственных и цветовых характеристик изображения. Предлагается модифицировать суперпиксельный алгоритм сегментации [9, 10] за счет расширения вектора описания пикселей изображения. В качестве текстурных признаков будут использоваться мера когерентности и доминирующее направление текстуры, вычисляемые по компонентам структурного тензора [11]. Для выбора параметра процедуры постобработки будет использоваться условие минимума меры избыточности информации, предложенный в [12].

## **2 Метод локализации информативных областей на базе алгоритма сегментации SLIC**

Для поиска информативных областей на изображениях предлагается метод, основанный на модификации суперпиксельного алгоритма SLIC [9, 10]. Этот алгоритм достаточно простой и может быть адаптирован для применения к текстурным изображениям. В следующем подразделе дается краткое описание используемого суперпиксельного алгоритма.

## 2.1 Алгоритм сегментации SLIC

Основная идея алгоритма сегментации SLIC заключается в кластеризации пикселей в ограниченных областях, на которые регулярным образом разбивается анализируемое изображение. Каждая точка изображения характеризуется пятимерным вектором  $\mathbf{p} = (c_1, c_2, c_3, x, y)^T$ , где  $c_1, c_2$  и  $c_3$  — координаты точки в выбранном цветовом пространстве;  $x$  и  $y$  — пространственные координаты точки изображения. Авторы метода использовали цветовое пространство CIE *Lab*.

Алгоритм включает следующие шаги.

1. Изображение разбивается на  $K$  фрагментов размера  $a \times a$ , которые задают начальное приближение кластеров-суперпикселей. В качестве начальных центров суперпиксельных фрагментов выбираются их геометрические центры  $C_k$ .
2. Корректируются координаты центров фрагментов из условия минимального значения цветового градиента в  $3 \times 3$  окрестности геометрического центра.
3. Формирование локальных кластеров в  $2a \times 2a$  окрестности центров  $C_k$  аналогично методу  $k$ -средних. Расстояние  $D$  между центром и точками фрагмента вычисляется как комбинация евклидовых расстояний по цветовой  $d_c$  и пространственной  $d_s$  составляющим описания точки  $\mathbf{p}$ :

$$D = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{d_s}{a}\right)^2 m^2}, \quad (1)$$

где

$$d_c = \sqrt{(c_{j1} - c_{i1})^2 + (c_{j2} - c_{i2})^2 + (c_{j3} - c_{i3})^2};$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2};$$

$m$  — параметр, задающий соотношение вкладов двух составляющих описания изображения в величину расстояния  $D$ ;  $i$  и  $j$  — номера точек, между которыми вычисляется расстояние.

4. Определение новых центров кластеров и вычисление смещений центров.
5. Повтор шагов 3 и 4 до тех пор, пока смещение центров между итерациями не будет превышать заданного значения.

## 2.2 Расширение описания пикселей изображения

Для учета текстуры изображения при поиске области интереса предлагается расширить описание пикселя изображения текстурными признаками, получаемыми по элементам структурного тензора. Этими признаками являются локальная ориентация простых окрестностей и мера когерентности [11].

Структурный тензор определяется как матрица вторых моментов в точке  $\mathbf{x} = (x, y)^T$ , взвешенная оконной функцией:

$$\boldsymbol{\mu}_f(\mathbf{x}) = \int_{z \in \mathbb{R}^2} (\mathbf{D}f(z)) (\mathbf{D}f(z))^T w_G(\mathbf{x} - z) dz,$$

где  $w_G(\mathbf{x} - z)$  — оконная гауссова функция [13]. Угол локальной ориентации  $\varphi$  структурного тензора  $\boldsymbol{\mu}_f(\mathbf{x})$  вычисляется по формуле:

$$\varphi = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\mu_{f1,1}}{\mu_{f2,0} - \mu_{f0,2}}, \quad (2)$$

где  $\mu_{fi,j}$  — компоненты структурного тензора

$$\boldsymbol{\mu}_f = \begin{bmatrix} \mu_{f2,0} & -\mu_{f1,1} \\ -\mu_{f1,1} & \mu_{f0,2} \end{bmatrix}.$$

Локальная мера когерентности градиентов изображения вычисляется по формуле [11]:

$$c_c = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}, \quad (3)$$

где  $\lambda_1, \lambda_2$  — собственные значения матрицы вторых моментов  $\boldsymbol{\mu}_f$  в точке  $\mathbf{x}$ .

С учетом характеристик текстуры (2) и (3) расширенный вектор описания точки изображения сформируется в виде:

$$\mathbf{p} = (c_1, c_2, c_3, x, y, c_c, \varphi)^T. \quad (4)$$

Для вычисления расстояния в расширенном пространстве (4) в формулу (1) вводятся текстурные составляющие (2) и (3):

$$D = \sqrt{w_1^2 d_c^2 + w_2^2 d_s^2 + w_3^2 c_c^2 + w_4^2 \varphi^2}, \quad \sum_i w_i^2 = 1. \quad (5)$$

В формуле (5) нормирующие множители компонент расстояния учтены в весовых коэффициентах  $w_i$ . Степень важности той или иной составляющей изображения определяется соответствующим выбором весовых коэффициентов. С целью объединения полученных суперпикселей в однородные области, соответствующие объектам исходного изображения, как и в [12], применяется процедура постобработки.

Цель постобработки — объединение полученных суперпикселей в однородные области, соответствующие объектам исходного изображения. Для принятия решения об объединении используется пороговое решающее правило, разрешающее объединение, если выполняется

$$d(C_i C_j) \leq T(t), \quad (6)$$

где  $d(C_i C_j)$  — расстояние между центрами соседних суперпикселей с номерами  $i$  и  $j$  в выбранном признаковом пространстве;  $T$  — пороговое значение;  $t$  — параметр,  $T = g(t)$ . Порог определяется выражением  $T = g_c t$ ;  $g_c(t)$  — функция, нелинейная в общем случае. В данном случае порог вычисляется как  $T = g_c t$ ,  $g_c = \text{const} = 1$ .

### 2.3 Обеспечение качества результата сегментации

Для достижения приемлемого качества сегментации изображений применяется теоретико-информационный подход, предложенный в работе [12]. В качестве критерия качества сегментации изображений предложено использовать меру избыточности информации. Пусть исходное и сегментированное изображения являются входом и выходом стохастической информационной системы, а уровни яркости этих изображений описываются скалярными случайными переменными  $U$  и  $V$  соответственно. Меру избыточности было предложено определять в виде:

$$R = \frac{H(V|U)}{H(V)}, \quad (7)$$

где  $H(V)$  — энтропия выхода;  $H(V|U)$  — условная энтропия выхода системы при условии, что вход равен  $U$ .

В работе [12] показано, что величина  $R$  зависит от количества сегментов, на которые разбивается изображение. Найдем условия, при которых существует минимум  $R$ , в терминах информационных характеристик изображений.

**Утверждение 1.** Пусть из изображения  $U$  с помощью алгоритма сегментации, применяемого с различными значениями параметра  $t$ , получено множество из  $J$  изображений  $\mathfrak{V} = \{V_1, V_2, \dots, V_J\}$  с разным количеством сегментов. Для того чтобы на изображении  $V_j$  с числом сегментов  $K = K_{\min}$  достигался минимум меры избыточности  $R$ , необходимо и достаточно выполнение условия:

$$\frac{H^{\min}(U, V) - H^-(U, V)}{H^{\min}(V) - H^-(V)} < R(K_{\min}) < \frac{H^{\min}(U, V) - H^+(U, V)}{H^{\min}(V) - H^+(V)}, \quad (8)$$

где верхние индексы «+» и «-» обозначают, что соответствующая величина вычислена на сегментированном изображении  $V \in \mathfrak{V}$  с числом сегментов  $K > K_{\min}$  и  $K < K_{\min}$  соответственно. Верхний индекс «min» обозначает, что соответствующая величина вычислена на изображении  $V_j$  с числом сегментов  $K = K_{\min}$ .

#### Доказательство

Предположим, что минимум  $R$  достигается на изображении  $V_j$  с числом сегментов  $K = K_{\min}$ . Тогда должны выполняться следующие неравенства:

$$R(K) - R(K_{\min}) > 0 \text{ при } K > K_{\min}; \quad (9)$$

$$R(K) - R(K_{\min}) > 0 \text{ при } K < K_{\min}. \quad (10)$$

Подставляя в неравенства (9) и (10) выражение (7) и учитывая, что

$$H(V|U) = H(U, V) - H(U),$$

где  $H(U, V)$  — совместная энтропия входа и выхода системы, получим:

$$\frac{H^+(U, V) - H(U)}{H^+(V)} - \frac{H^{\min}(U, V) - H(U)}{H^{\min}(V)} > 0; \quad (11)$$

$$\frac{H^-(U, V) - H(U)}{H^-(V)} - \frac{H^{\min}(U, V) - H(U)}{H^{\min}(V)} > 0. \quad (12)$$

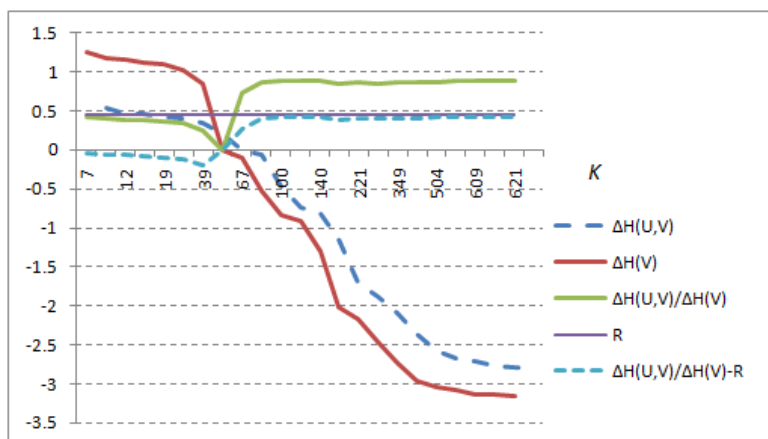
Приводя левые части (11) и (12) к общему знаменателю, умножая обе части неравенств на величины, стоящие в знаменателях, и преобразуя, получим:

$$\frac{H^{\min}(U, V) - H^+(U, V)}{H^{\min}(V) - H^+(V)} > \frac{H^{\min}(U, V) - H(U)}{H^{\min}(V)}; \quad (13)$$

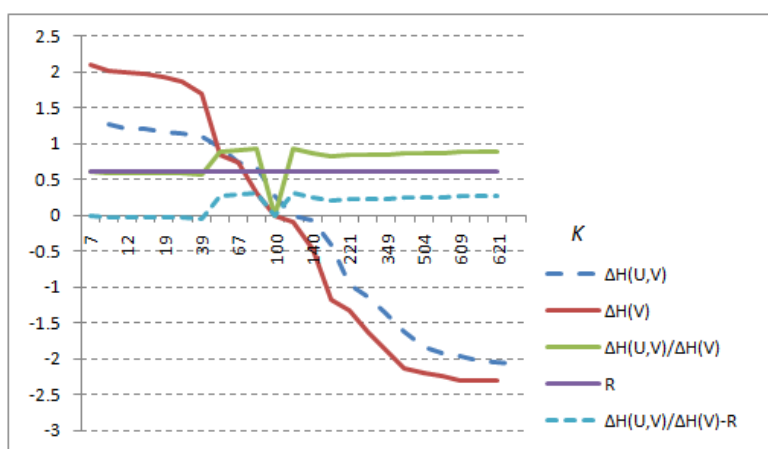
$$\frac{H^{\min}(U, V) - H^-(U, V)}{H^{\min}(V) - H^-(V)} < \frac{H^{\min}(U, V) - H(U)}{H^{\min}(V)}. \quad (14)$$

Правые части неравенств (13) и (14) являются частными случаями выражений, стоящих в левых частях, когда сегментированное изображение  $V$  состоит только из одного сегмента:  $K = 1$ . В этом случае  $H(U, V) = H(U)$  и  $H(V) = 0$ . Объединяя неравенства (13) и (14) и учитывая (7), получим условие (8).

**Обратное.** Пусть для некоторого сегментированного изображения  $V_j$  с числом сегментов  $K^*$  выполняется условие (8). Выполняя преобразования, обратные выполненным



(а)



(б)

**Рис. 1** Иллюстрация условий минимума меры избыточности  $R$ : (а) изменение составляющих условия (8) в случае, когда сегментация с  $K = 50$  соответствует точке минимума; (б) изменение составляющих условия (8) в случае, когда сегментация с  $K = 100$  не обеспечивает минимум меры  $R$

в первой части доказательства, получим, что имеют место неравенства (9) и (10), откуда следует, что  $R$  достигает минимума на изображении с числом сегментов  $K^*$ . Утверждение доказано.

Доказанное утверждение определяет соотношение между энтропиями сегментированных изображений, полученных при различных значениях параметра, которое обуславливает наличие минимума меры избыточности информации.

Условия (13)–(14) или (8) проиллюстрированы на рис. 1, где показано поведение величин, входящих в эти условия, при изменении параметра алгоритма сегментации, примененного к изображению из базы BSDS500. На рисунке используются следующие обозначения:  $\Delta H(U, V) = H^{\min}(U, V) - H^{\pm}(U, V)$ ;  $\Delta H(V) = H^{\min}(V) - H^{\pm}(V)$ ;  $R = R(K_{\min})$ . На рис. 1, а показано изменение величин в случае, когда сегментированное изображение с числом сегментов  $K = 50$  соответствует точке минимума меры избыточности  $R$ . Из рисунка следует, что условия минимума  $R$  выполняются, так как кривая  $\Delta H(U, V) / \Delta H(V)$  проходит ниже уровня  $R(K_{\min})$  при  $K < K_{\min}$  и выше этого уровня при  $K > K_{\min}$ . На рис. 1, б показано, что сегментация с  $K = 100$  не является точкой минимума  $R$ . Здесь

кривая  $\Delta H(U, V) / \Delta H(V)$  частично проходит выше уровня  $R(100)$  при  $K < 100$ , что противоречит условию (8).

Если условие (8) или эквивалентные ему условия (13) и (14) минимума  $R$  на  $V_j$  выполняются только для некоторого подмножества изображений  $V_i, i \neq j$ , ближайших к  $V_j$  по количеству сегментов, то минимум  $R$  — локальный.

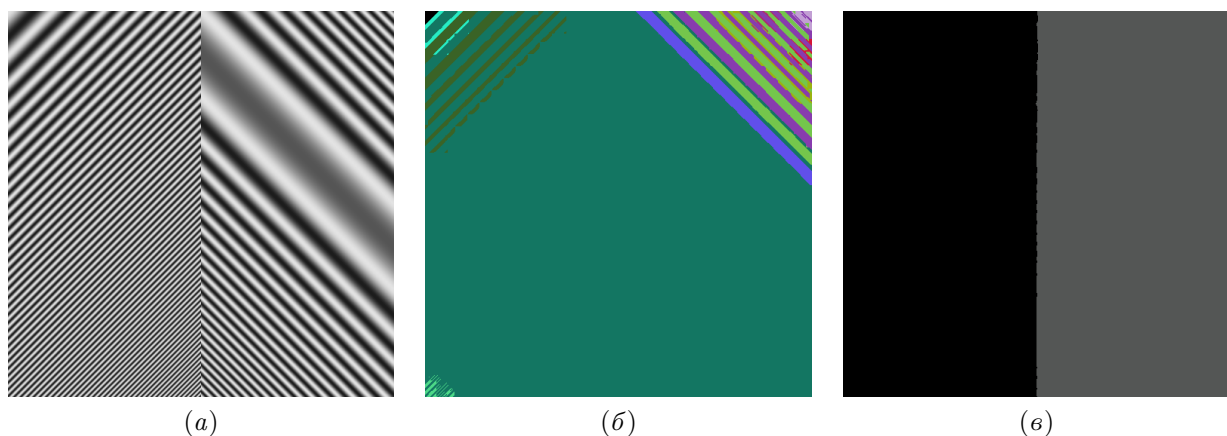
В следующем разделе демонстрируется применение разработанного метода для выделения информативных областей с однородно-ориентированной текстурой на различных изображениях.

### 3 Вычислительный эксперимент

Для демонстрации эффективности предлагаемого метода проведен вычислительный эксперимент, состоящий из нескольких этапов. На первом этапе используются синтетические изображения с текстурными областями. На втором этапе модифицированный алгоритм SLIC (далее будем использовать обозначение SLICm) тестируется на изображении мозаики текстур Южно-Калифорнийского университета [14] и изображениях базы BSDS500 университета Беркли [15, 16]. На третьем этапе алгоритм применялся к изображениям картин.

#### 3.1 Сегментация текстурных областей на синтетических изображениях

В первой части вычислительного эксперимента проверялась эффективность модифицированного суперпиксельного алгоритма сегментации SLICm на простых тестовых изображениях. На рис. 2, *а* представлено изображение, содержащее два вида периодической текстуры с переменным волновым числом от 0,0128 до 0,25 и направлениями  $45^\circ$  и  $135^\circ$ . На рис. 2, *б* показан результат сегментации изображения с учетом только цветовой и пространственной составляющих описания пикселей, из которого видно, что не удается точно выделить области с разной текстурой. Были заданы следующие значения параметров: размер оконной функции  $a_w = 5$  пикселей;  $t = 0,45$ ;  $w_1^1 = 0,01$ ;  $w_2^2 = 0,01$ ;  $w_3^3 = 0,18$ ;  $w_4^4 = 0,8$ . Значение параметра  $a_w$  выбрано достаточно малым, чтобы обеспечить наибольшую точность сегментации. В данном случае выбранное значение  $a_w$  позволяет получить топо-



**Рис. 2** Результат сегментации синтетического изображения: (а) тестовое изображение; (б) результат сегментации с учетом только цветовой и пространственной составляющих описания пикселей; (в) результат сегментации при размере оконной функции  $a_w = 5$  пикселей и значениях параметров  $t = 0,45$ ,  $w_1^2 = w_2^2 = 0,01$ ,  $w_3^2 = 0,18$  и  $w_4^2 = 0,8$

логически простые сегменты (без «дыр»), так как внутри областей изображения яркость меняется плавно, нет больших элементов текстуры с постоянным уровнем яркости.

Весовые коэффициенты  $w_i$  выбраны, принимая во внимание характеристики текстурных областей. Основными характеристиками являются ориентация текстуры и когерентность, поэтому наибольшее значение имеют коэффициенты  $w_4$  и  $w_3$  (см. формулу (5)). Цвет в данном случае не является характеристикой областей интереса, и мы выбираем достаточно малое значение  $w_2$ . Для обеспечения связности областей коэффициент  $w_1$  выбирается ненулевым. Окончательная настройка коэффициентов производится экспериментально. Учет текстурных признаков позволил выделить разные текстурные области с точностью определения границ в пределах 2 пикселей (рис. 2, в).

### 3.2 Тестирование алгоритма на изображениях и мозаике текстур и на фотографиях

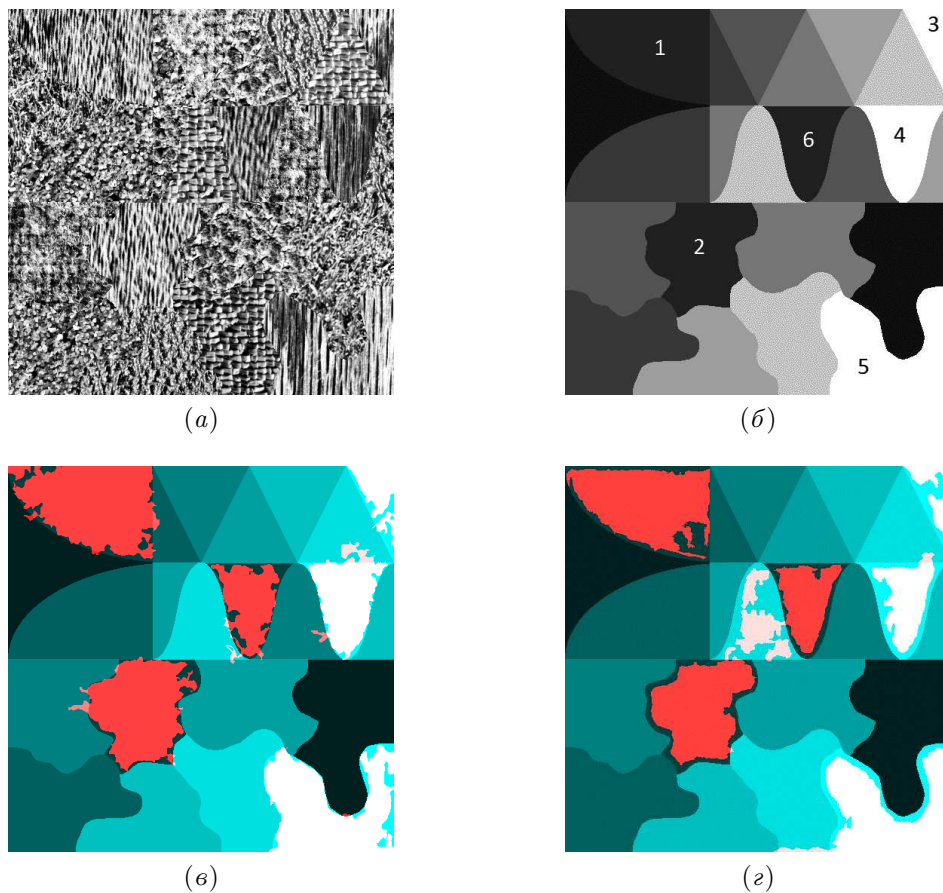
В эксперименте была использована мозаика текстурных изображений, составленная в Южно-Калифорнийском университете, Лос-Анджелес (University of Southern California), на основе изображений из альбома фотографий текстур П. Бродаца [17] (рис. 3, а). Проведено сравнение результатов сегментации, полученных предлагаемым методом на основе алгоритма SLIC с расширенным описанием пикселей и методом на основе текстурных характеристик Лавса [18]. Метод характеристик Лавса заключается в следующем. Входное изображение обрабатывается комбинациями фильтров с масками в виде пятимерных векторов. По отфильтрованным изображениям строятся карты энергии. Каждой точке карты соответствует значение энергии, вычисленное суммированием абсолютных значений пикселей отфильтрованного изображения в окне заданного размера. На основе данных из полученных энергетических карт методом кластеризации  $k$ -средних выделены области, соответствующие элементам мозаики. В эксперименте использовалось окно размером  $15 \times 15$  для вычисления энергетических характеристик и задано желаемое число кластеров  $k = 9$  в алгоритме кластеризации. Значения параметров подобраны для обеспечения наилучшей точности сегментации шести областей интереса.

На рис. 3, б показана карта текстур мозаики. На рис. 3, в показан результат сегментации мозаики, выполненной с помощью предлагаемого алгоритма, совмещенный с картой текстур. В данном эксперименте были заданы следующие значения параметров: размер оконной функции  $a_w = 7$  пикселей;  $t = 0,33$ ;  $w_1^2 = 0,1$ ;  $w_2^2 = 0$ ;  $w_3^2 = 0,1$ ;  $w_4^2 = 0,8$ . Параметр  $a_w$  выбран исходя из размера элементов текстуры в областях интереса. Весовые коэффициенты  $w_i$  выбраны, принимая во внимание характеристики текстурных областей. Основной характеристикой является ориентация текстуры, поэтому наибольшее значение имеет коэффициент  $w_4$  (см. формулу (5)). Цвет в данном случае не является характеристикой областей интереса, и мы полагаем  $w_2 = 0$ . Для обеспечения связности областей и учета когерентности текстуры коэффициенты  $w_1$  и  $w_3$  выбираются ненулевыми. Окончательная настройка коэффициентов производилась в ходе эксперимента. Параметр  $t$  выбран исходя из условия минимума критерия (7).

На рис. 3, в видно, что выделены области с большими значениями меры когерентности и однородной ориентацией текстуры. На рисунке красным и белым цветом выделены сегментированные области, розовым — области пересегментации. Области недосегментации обусловлены отсутствием градиента в соответствующих пикселях исходного изображения.

На рис. 3, г показан результат сегментации мозаики методом энергетических характеристик Лавса. В обоих случаях сегментированные области показаны после применения морфологической операции «заполнения дыр». Для количественного сравнения резуль-





**Рис. 3** Результат сегментации мозаики текстур USC: (а) изображение мозаики текстур; (б) карта текстур; (в) результат сегментации алгоритмом SLICm, наложенный на карту текстур, при размере оконной функции  $a_w = 7$  пикселей и значениях параметров  $t = 0,33$ ,  $w_1^2 = 0,1$ ,  $w_2^2 = 0$ ,  $w_3^2 = 0,1$  и  $w_4^2 = 0,8$ ; (г) результат сегментации методом энергетических характеристик Лавса. Красным и белым цветом выделены сегментированные области, розовым — области пересегментации

татов сегментации, показанных на рис. 3, в и 3, г использованы показатель перекрытия (overlap) областей  $\Omega$  и  $\Omega'$  двух сегментированных изображений:

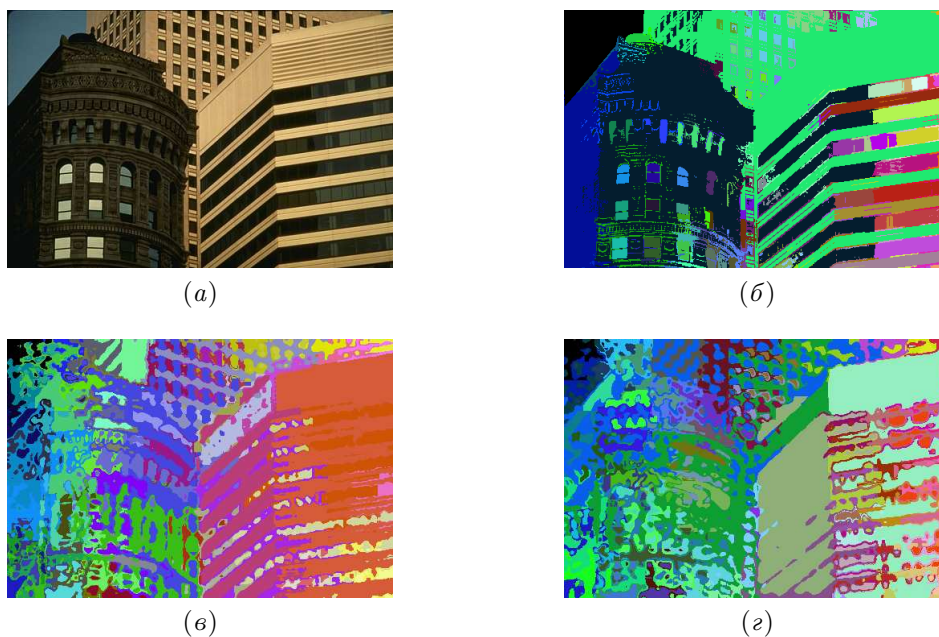
$$O(\Omega, \Omega') = \frac{|\Omega \cap \Omega'|}{|\Omega \cup \Omega'|},$$

который применяется для оценки точности сегментации (см., например, [15]). Области, полученные каждым из методов, сравнивались с соответствующей областью  $\Omega_{\text{map}}$  на карте текстур (см. рис. 3, б). Значения показателя перекрытия, вычисленные для шести областей мозаики, собраны в таблице. Из данных, представленных в ней, следует, что предлагаемый метод на основе алгоритма SLIC с расширенным описанием пикселей изображения превосходит метод на основе энергетических характеристик Лавса на всех шести рассматриваемых областях мозаики текстур. В данном эксперименте неоптимизированной программной реализацией алгоритма SLICm при сегментации изображения текстурной мозаики затрачено 2,49 с, а реализацией метода энергетических характеристик Лавса затрачено 32,6 с.

Предложенная модификация суперпиксельного алгоритма SLICm тестировалась на изображениях из базы университета Беркли BSDS500. Параметры алгоритма выбирались

Значения показателя перекрытия для шести областей мозаики, полученных разными алгоритмами сегментации

Область	$O(\Omega_{\text{Laws}}, \Omega_{\text{map}})$	$O(\Omega_{\text{SLICm}}, \Omega_{\text{map}})$
1	0,662	0,873
2	0,719	0,81
3	0,613	0,68
4	0,618	0,776
5	0,773	0,83
6	0,474	0,675



**Рис. 4** Результат сегментации тестового изображения: (а) изображение из базы BSDS500; (б) результат сегментации с учетом только цветовой и пространственной составляющих описания пикселей; (в) результат сегментации при размере оконной функции  $a_w = 5$  пикселей и значениях параметров  $t = 0,45$ ,  $w_1^2 = w_2^2 = 0,01$ ,  $w_3^2 = 0,18$  и  $w_4^2 = 0,8$ ; (г) результат сегментации при размере оконной функции  $a_w = 11$  пикселей

с учетом свойств сегментируемого изображения (см. предыдущие этапы эксперимента). Результат работы алгоритма показан на рис. 4.

На рис. 4, а показано тестовое изображение, на рис. 4, б — результат сегментации с учетом только цветовой и пространственной составляющих описания точек изображения, на рис. 4, в — выделенные области с однородной ориентацией простых окрестностей при размере оконной функции структурного тензора  $a_w = 5$  пикселей, значении порога процедуры постобработки  $t = 0,45$  и весовых коэффициентах  $w_1^2 = w_2^2 = 0,01$ ,  $w_3^2 = 0,18$  и  $w_4^2 = 0,8$ , а на рис. 4, г — результат сегментации при размере оконной функции структурного тензора  $a_w = 11$  пикселей. Значения параметров алгоритма SLICm выбирались из тех же соображений, что и на предыдущих этапах эксперимента. Из рис. 4 видно, что при учете только цветовой и пространственной составляющих при вычислении расстояния между

точками невозможно различить стены зданий (см. рис. 4, б). При учете текстурных признаков стены зданий выделяются как разные объекты (см. рис. 4, в и 4, г). Однако при этом происходит некоторая потеря точности определения границ объектов, величина которой зависит от размера оконной функции структурного тензора.

### 3.3 Сегментация текстурных областей на изображениях картин

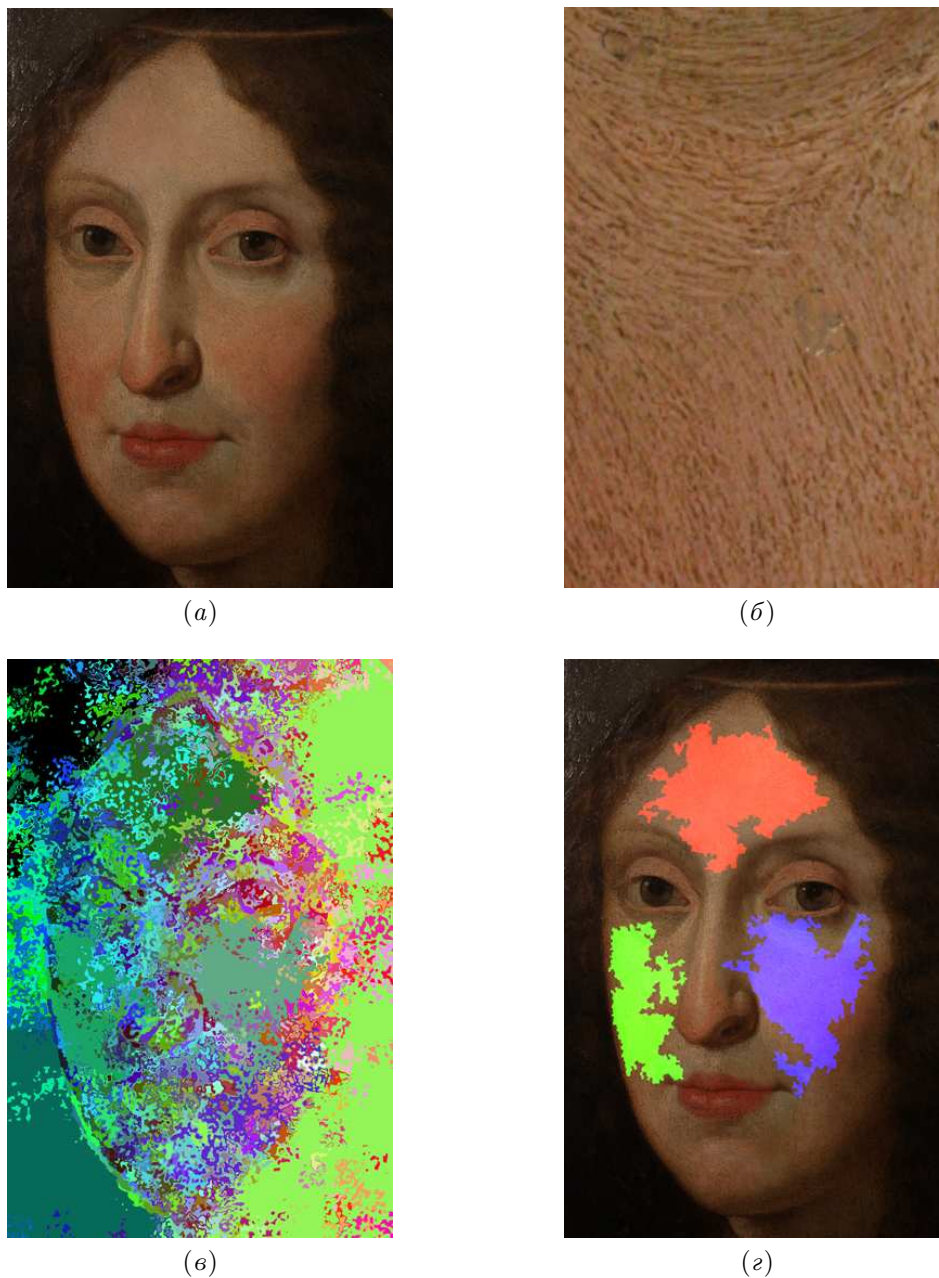
При компьютерном анализе манеры живописи художников возникает необходимость выделения фрагмента изображения картины, содержащего однородную группу мазков. Такая группа характеризуется одинаковым направлением движения кисти и цветом. Применение суперпиксельного алгоритма сегментации с расширенным описанием точек изображения SLICm соответствует решаемой задаче. В этом случае большая величина меры когерентности (3) будет показывать наличие мазков, а величина ориентации простых окрестностей (2) — характеризовать их направление. Кроме того, однонаправленные азки будут группироваться по цвету. В эксперименте использовались изображения портретов, написанных разными художниками XVI–XIX вв.

Результаты продемонстрированы на примере картины «Портрет Цецилии Ренаты» (Питер Данкерте де Рей) из собрания Государственного исторического музея (рис. 5, а). На рис. 5, б показан фрагмент текстуры портрета, результат сегментации при значениях параметров алгоритма  $t = 0,5$ ,  $w_1^2 = 0,2$ ,  $w_2^2 = w_3^2 = 0,1$  и  $w_4^2 = 0,6$  представлен на рис. 5, в, а маски трех наиболее крупных областей интереса, полученных при сегментации, показаны на рис. 5, г. Выделенные области объединяют точки изображения с одинаковым направлением текстуры. Маски получены применением операций морфологического закрытия со структурирующим элементом размером 5 пикселей, заполнения дыр и морфологического открытия. Значения параметров алгоритма SLICm выбирались, как и на предыдущих этапах эксперимента, с учетом свойств анализируемого класса изображений и далее корректировались для получения наилучшего результата.

Значение параметра  $t = 0,5$  (см. неравенство (6)), соответствующее числу сегментов сегментированного изображения  $K = 491$ , выбрано из условия минимума меры  $R$  (7) согласно методики, предложенной в [12]. Выбор параметра проиллюстрирован на рис. 6, на котором показаны зависимости меры избыточности  $R$  и вариации информации  $VI$ , отражающей степень сходства исходного и сегментированного изображений, от количества сегментов  $K$ . Минимум  $R(K_{\min}) = 0,700$  достигается при  $K = 491$ , что соответствует  $t = 0,5$ . Сегментированное изображение (см. рис. 5, в) имеет приемлемое значение меры различия (вариации информации) с входным изображением.

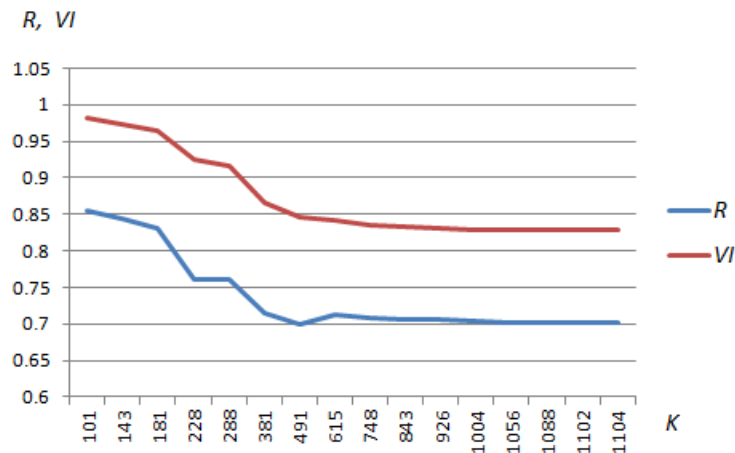
## 4 Заключение

В статье рассмотрена задача локализации информативных областей с текстурой специального вида, характерной, в частности, для групп мазков на изображениях произведений живописи. Предложено решать задачу локализации информативных областей с помощью метода сегментации текстурных изображений. Разработан метод локализации информативных областей, основанный на модификации суперпиксельного алгоритма сегментации за счет расширения вектора описания пикселей изображения текстурными признаками. В качестве текстурных признаков, характеризующих группы мазков кисти, выбраны мера когерентности и угол ориентации простых окрестностей, вычисляемые по компонентам структурного тензора. Для выбора параметра процедуры постобработки применялся теоретико-информационный критерий качества сегментации. Получены условия минимума критерия в терминах энтропийных характеристик сегментированных изображений.



**Рис. 5** Результат работы алгоритма сегментации: (а) изображение лица с портрета из собрания Государственного исторического музея; (б) текстура изображения; (в) результат сегментации при  $t = 0,5$ ,  $w_1^2 = 0,2$ ,  $w_2^2 = w_3^2 = 0,1$  и  $w_4^2 = 0,6$ ; (г) маски крупных выделенных областей интереса после обработки

Эффективность предложенного метода локализации информативных областей продемонстрирована на тестовых изображениях. Проведено сравнение результатов сегментации изображения текстурной мозаики предложенным методом и известным методом на основе энергетических признаков Лавса. Сравнение показало превосходство предложенного метода как по точности сегментации, так и по временным затратам. Разработанный метод был применен для локализации информативных областей на изображениях произведений живописи. Дальнейшие исследования будут направлены на изучение возможности



**Рис. 6** Графики зависимостей взвешенной меры избыточности и взвешенной нормированной вариации информации (см. [12]), полученные при сегментации изображения, показанного на рис. 5, а

применения альтернативных текстурных признаков для поиска специфических областей интереса.

## Литература

- [1] *Brinkmann R.* The art and science of digital compositing. — Morgan Kaufmann, 1999. 184 p.
- [2] *Визильтер Ю. В., Желтов С. Ю., Бондаренко А. В., Ососков М. В., Моржсин А. В.* Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения: Курс лекций и практических занятий. — М.: Физматкнига, 2010. 672 с.
- [3] *Stork D.* Computer vision and computer graphics analysis of paintings and drawings: An introduction to the literature // 13th Conference (International) on Computer Analysis of Images and Patterns Proceedings. — Berlin–Heidelberg: Springer, 2009. P. 9–24. doi: 10.1007/978-3-642-03767-2\_2.
- [4] *Игнатова Н. С.* Анализ фактуры живописного произведения // Основы экспертизы произведений масляной живописи: Методические рекомендации. — М.: Всерос. худож. научно-реставрационный центр им. Академика И. Э. Грабаря, 1994. Вып. 1. С. 15–26.
- [5] *Мурашов Д. М., Березин А. В., Иванова Е. Ю.* Сравнение изображений картин по информативным фрагментам // Машинное обучение и анализ данных, 2014. Т. 1. № 8. С. 941–948. <http://jmla.org/papers/doc/2014/no8/Murashov2014Comparing.pdf>.
- [6] *Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I.* Textural features for image classification // IEEE T. Syst. Man Cyb., 1973. Vol. 3. No. 6. P. 610–621. doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- [7] *Laws K.* Textured image segmentation. — Los Angeles, CA, USA: University of Southern California, 1980. Ph.D. Thesis.
- [8] *Manduchi R., Perona P., Shy D.* Efficient deformable filter banks // IEEE T. Signal Proces., 1998. Vol. 46. No. 4. P. 1168–1173.
- [9] *Achanta R., Shaji A., Smith K., Lucchi A., Fua P., Susstrunk S.* SLIC superpixels. — Lausanne: TEPFL, 2010. Technical Report.
- [10] *Achanta R., Shaji A., Smith K., Lucchi A., Fua P., Susstrunk S.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods // IEEE T. Pattern Anal., 2012. Vol. 34. No. 11. P. 2274–2282.

- [11] *Jahne B.* Digital image processing. — 6th ed. — Berlin: Springer-Verlag, 2005. 584 p.
- [12] *Мурашов Д. М.* Применение теоретико-информационного подхода для сегментации изображений. // Машинное обучение и анализ данных, 2016. Т. 2. № 2. С. 231–243. doi: 10.21469/22233792.2.2.08. <http://jmla.org/papers/doc/2016/no2/Murashov2016Segmentation.pdf>.
- [13] *Lindeberg T.* Scale-space theory in computer vision. — The Kluwer international ser. in engineering and computer science. — Dordrecht–Boston–London: Kluwer Academic Publs., 1994. 423 p.
- [14] *Weber A.* The USC texture mosaic images. USC-SIPI. <http://sipi.usc.edu/database/USCTextureMosaics.pdf>.
- [15] *Arbelaez P., Maire M., Fowlkes C., Malik J.* Contour detection and hierarchical image segmentation // IEEE T. Pattern Anal., 2011. Vol. 33. No. 5. P. 898–916.
- [16] Berkeley Segmentation Data Set and Benchmarks 500 (BSDS500). [http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/BSR/BSR\\_bsds500.tgz](http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/BSR/BSR_bsds500.tgz).
- [17] *Brodatz P.* Textures: A photographic album for artists and designers. — New York, NY, USA: Dover Publications, 1966. 128 p.
- [18] *Шаниро Л., Стокман Дж.* Компьютерное зрение / Пер. с англ. — М.: БИНОМ, 2006. 752 с. (*Shapiro L., Stockman G. C.* Computer vision. — Prentice Hall, 2001. 608 p.)

Поступила в редакцию 18.09.2017

## Method for localizing informative regions with texture of a special type\*

*D. M. Murashov<sup>1</sup> and F. D. Murashov<sup>2</sup>*

*d\_murashov@mail.ru*

<sup>1</sup>Federal Research Center “Computer Science and Control” of RAS, 44/2 Vavilova Str., Moscow, Russia

<sup>2</sup>Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 Volokolamskoe shosse, Moscow, Russia

The paper deals with a problem for localizing informative regions with a specific texture in digital images. This type of texture is characterized by uniformly oriented elongated elements and varying spatial frequency. Such a structure, in particular, can be generated by groups of brushstrokes in the images of paintings. Existing techniques, for example, based on the Haralick’s features, Laws energy features, and Gabor filters cannot completely solve the problem with the required quality. In this paper, the task of localization of informative areas will be addressed as a problem of segmentation of texture images. A method for solving the problem based on modified superpixel segmentation algorithm with a postprocessing procedure is proposed. Vector of image pixel description is expanded by texture features computed using components of the structure tensor. The selected features involve the peculiarities of the considered texture type. Application of superpixel algorithm with an extended feature description of images will permit to take into account spatial, color, and textural properties of image regions. To obtain an acceptable quality of segmentation, the condition of minimum information redundancy measure is used. A computational experiment has been carried out on textural test images. The results of segmentation of the image of the texture mosaic by the proposed method have been compared with the well-known method based on the Laws’s energy features. Comparison

---

\*The research was partially supported by the Russian Foundation for Basic Research (grants 15-07-09324 and 15-07-07516).

demonstrates the advantage of the proposed method. The developed technique has been used to localize informative areas in the images of paintings. The results of the experiment show the efficiency of the proposed method.

**Keywords:** *images; region of interest; texture; structure tensor; redundancy measure; super-pixel segmentation algorithm; texture of paintings*

**DOI:** 10.21469/22233792.3.2.04

## References

- [1] Brinkmann, R. 1999. *The art and science of digital compositing*. Morgan Kaufmann. 184 p.
- [2] Vizil'ter Yu. V., S. Yu. Zheltov, A. V. Bondarenko, M. V. Ososkov, and A. V. Morzhin. 2010. *Obrabotka i analiz izobrazheniy v zadachakh mashinnogo zreniya: Kurs lektsiy i prakticheskikh zanyatiy* [Processing and analysis of images in machine vision tasks: A course of lectures and practical exercises]. Moscow: Fizmatkniga. 672 p.
- [3] Stork, D. 2009. Computer vision and computer graphics analysis of paintings and drawings: An introduction to the literature. *13th Conference (International) on Computer Analysis of Images and Patterns Proceedings*. Berlin–Heidelberg: Springer. 9–24. doi: 10.1007/978-3-642-03767-2\_2.
- [4] Ignatova, N. S. 1994. Analiz faktury zhivopisnogo proizvedeniya [Analysis of oil painting textures]. *Osnovy ekspertizy proizvedeniy maslyanoy zhivopisi: Metodicheskie rekomendatsii* [Fundamentals of oil painting examination: The guidelines]. Moscow: I. E. Grabar' Restoration Center. 1:15–26.
- [5] Murashov D. M., A. V. Berezin, and E. Yu. Ivanova. 2014. Sravnenie izobrazheniy kartin po informativnym fragmentam [Comparing images of paintings using informative fragments]. *Machine Learning Data Anal.* 1(8): 941–948. Available at: <http://jmla.org/papers/doc/2014/no8/Murashov2014Comparing.pdf> (accessed December 29, 2017).
- [6] Haralick, R. M., K. Shanmugam, and I. Dinstein. 1973. Textural features for image classification. *IEEE T. Syst. Man Cyb.* 3(6):610–621. doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- [7] Laws, K. 1980. Textured image segmentation. Los Angeles, CA: University of Southern California. Ph.D. Thesis.
- [8] Manduchi, R., P. Perona, and D. Shy. 1998. Efficient deformable filter banks. *IEEE T. Signal Proces.* 46(4):1168–1173.
- [9] Achanta, R., A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Susstrunk. 2010. SLIC superpixels. Lausanne: TEPFL. Technical Report.
- [10] Achanta, R., A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Susstrunk. 2012. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE T. Pattern Anal.* 34(11):2274–2282.
- [11] Jahne, B. 2005. *Digital image processing*. 6th ed. Berlin: Springer-Verlag. 584 p.
- [12] Murashov, D. M. 2016. Primenenie teoretiko-informatsionnogo podkhoda dlya segmentatsii izobrazheniy [Application of information-theoretical approach for image segmentation]. *Machine Learning Data Anal.* 2(2):231–243. doi:10.21469/22233792.2.2.08. Available at: <http://jmla.org/papers/doc/2016/no2/Murashov2016Segmentation.pdf> (accessed December 29, 2017).
- [13] Lindeberg, T. 1993. *Scale-space theory in computer vision*. The Kluwer international ser. in engineering and computer science. Dordrecht–Boston–London: Kluwer Academic Publs. 423 p.
- [14] Weber, A. 2004. *The USC texture mosaic images*. USC-SIPI. Available at: <http://sipi.usc.edu/database/USCTextureMosaics.pdf> (accessed December 29, 2017).
- [15] Arbelaez, P., M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik. 2011. Contour detection and hierarchical image segmentation. *IEEE T. Pattern Anal.* 33(5):898–916.

- [16] Berkeley Segmentation Data Set and Benchmarks 500 (BSDS500). Available at: [http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/BSR/BSR\\_bsds500.tgz](http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/BSR/BSR_bsds500.tgz) (accessed August 30, 2017).
- [17] Brodatz, P. 1966. *Textures: A photographic album for artists and designers*. New York, NY: Dover Publications. 128 p.
- [18] Shapiro, L., and G. C. Stockman. 2001. *Computer vision*. Prentice Hall. 608 p.

*Received September 18, 2017*