

УДК 621.391

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГРАДИЕНТНЫХ ТЕНЗОРОВ ВТОРОГО И ТРЕТЬЕГО ПОРЯДКОВ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ, СОДЕРЖАЩИХ ТЕКСТУРЫ СО СТРУКТУРНОЙ ИЗБЫТОЧНОСТЬЮ*

И. С. Грузман

*Новосибирский государственный технический университет,
630073, г. Новосибирск, просп. К. Маркса, 20
E-mail: isguzman@gmail.com*

Исследуется эффективность текстурных признаков на основе градиентных тензоров в задаче сегментации изображений, содержащих текстуры со структурной избыточностью. Показано, что использование банка полосовых гауссовских фильтров при формировании пространства признаков, инвариантного к сдвигу и повороту текстуры, улучшает качество работы алгоритма сегментации. Приведены примеры, демонстрирующие применение текстурных признаков в задаче сегментации при неизвестном количестве классов текстур, содержащихся на изображении.

Ключевые слова: текстурные признаки, градиентные структурные тензоры второго и третьего порядков, структурная избыточность.

DOI: 10.15372/AUT20160103

Введение. Сегментация является одной из фундаментальных задач анализа изображений, означающая разбиение наблюдаемого изображения на непересекающиеся однородные области, удовлетворяющие тому или иному критерию однородности. Обычно при определении степени сходства отсчетов изображения используют цветовые и (или) текстурные признаки [1–3].

Для построения алгоритмов сегментации широко применяется подход на основе анализа сходства в пространстве признаков [4]. В соответствии с этим подходом необходимо выбрать пространство признаков, в которое отображаются отсчеты изображения, задать меру близости отсчетов на этом пространстве, построить алгоритм, формирующий однородные области. В [5] для сегментации в пространстве цветовых и текстурных признаков используются метод k -средних для первичной сегментации, метод главных компонент для уменьшения пространства признаков, алгоритм объединения подобных областей на основе меры, предложенной в [6]. Цветовые инварианты, учитывающие текстурные признаки, вычисляются с помощью банка фильтров Габора с последующим гауссовским сглаживанием. В работе [7] для текстурно-цветовой сегментации применены пирамидальный алгоритм и алгоритм упрощения графа кластеров. Цветовые признаки определяются в BHS-пространстве [7], позволяющем хорошо разделить цветовую и яркостную составляющие. В качестве текстурных признаков используется набор многомасштабных оценок локальных вариации и осцилляции градиентов яркости [7].

Существует достаточно широкий класс изображений, для которых цветовые признаки являются неинформативными, например изображения отпечатков пальцев [8], следов инструментов взлома [9], слоистых структур земной коры [10] и т. п. Текстуры таких изображений обладают структурной избыточностью [11]. К ним относятся случайные и

*Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки РФ (государственное задание № 2014/138, проект № 1176).

квазипериодические текстуры с одним (однонаправленные текстуры) [11, 12] и двумя доминирующими направлениями (двунаправленные текстуры), представляющие собой суперпозицию или окклюзию двух однонаправленных текстур [13]. Для анализа характеристик текстур со структурной избыточностью широко применяются градиентные структурные тензоры (ГСТ) второго и третьего порядков [12–14].

Различение разномасштабных текстур проводится с помощью банков полосовых фильтров (ПФ) с круговой симметрией [1, 15], позволяющих выделять признаки, инвариантные к сдвигу и повороту текстуры.

Цель данной работы — исследование эффективности текстурных признаков, инвариантных к сдвигу и повороту текстур, на основе ГСТ второго и третьего порядков в задаче текстурной сегментации изображений со структурной избыточностью. Для вычисления компонент ГСТ используется банк гауссовских полосовых фильтров.

Далее выделим три типа текстур: изотропные, однонаправленные и двунаправленные. Два последних типа текстур обладают структурной избыточностью. Однотипные текстуры, отличающиеся спектрально-корреляционными характеристиками, принадлежат к разным классам. К одному и тому же классу относятся текстуры, различающиеся только поворотом и сдвигом. Возможное число классов текстур на изображении заранее неизвестно.

Меры однородности на основе градиентных структурных тензоров второго и третьего порядков. Локальные свойства текстуры в некоторой точке изображения определяются пространственным распределением двумерной функции яркости в её окрестности. Поэтому локальные текстурные признаки будем вычислять для каждого фрагмента двумерной функции яркости $s = \{s(x, y), x = \overline{-n, n}, y = \overline{-n, n}\}$, формируемого скользящим окном размером $(2n + 1) \times (2n + 1)$ отсчётов, последовательно занимающим все возможные значения аргументов на плоскости изображения.

В рамках статистического подхода [16] полагается, что текстуры — это реализации стационарных случайных полей с различными спектрально-корреляционными характеристиками. Степень анизотропности случайных полей со структурной избыточностью выражается параметрами спектра мощности (СМ). Для статистически изотропных полей изолинии СМ по форме близки к окружности; для однонаправленных — к эллипсу [14], ориентированному в соответствии с доминирующим направлением текстуры; для двунаправленных текстур — к линии, образованной двумя пересекающимися эллипсами. Чем выше степень анизотропности, тем сильнее отличие больших осей эллипсов от малых. Спектр мощности конечного фрагмента квазипериодических текстур содержит выбросы, положение которых на частотной плоскости определяется периодом и ориентацией текстур [17]. В спектре мощности однонаправленных квазипериодических текстур выбросы располагаются практически на одной линии, проходящей через начало координат, т. е. СМ также «вытянут» вдоль этой линии. В СМ двунаправленных квазипериодических текстур присутствует минимум два выброса, векторы координат которых являются неколлинеарными [17].

В работе [13] показано, что для различения трёх типов текстур: изотропных, однонаправленных и двунаправленных (независимо от их параметров) — целесообразно применять ГСТ второго и третьего порядков, которые для центрального отсчёта фрагмента s в матричной форме имеют вид [12–14]

$$J = \begin{bmatrix} J_{1,1} & J_{1,2} \\ J_{1,2} & J_{2,2} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$T = \begin{bmatrix} T_{1,1} & T_{1,2} & T_{1,3} \\ T_{1,2} & T_{2,2} & T_{2,3} \\ T_{1,3} & T_{2,3} & T_{3,3} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где

$$J_{1,1} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_x(x,y)^2; \quad J_{2,2} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_y(x,y)^2; \quad (3)$$

$$J_{1,2} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_x(x,y)s_y(x,y);$$

$$T_{1,1} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_{xx}(x,y)^2; \quad T_{2,2} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_{yy}(x,y)^2; \quad (4)$$

$$T_{3,3} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_{xy}(x,y)^2;$$

$$T_{1,2} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_{xx}(x,y)s_{xy}(x,y); \quad T_{1,3} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_{xx}(x,y)s_{yy}(x,y); \quad (5)$$

$$T_{2,3} = \sum_{x=-n}^n \sum_{y=-n}^n s_{yy}(x,y)s_{xy}(x,y).$$

Частные производные первого порядка s_x и s_y в формулах (3), второго порядка s_{xx} и s_{yy} , а также смешанная производная s_{xy} в формулах (4), (5) вычисляются вдоль строк и столбцов двумерной функции яркости изображения, где нижние индексы указывают на порядок производных и направления, по которым производится дифференцирование.

Собственные числа $\lambda_k^{(J)}$, $k = \overline{1,2}$, и $\lambda_k^{(T)}$, $k = \overline{1,3}$, матриц J и T зависят от степени анизотропности текстур и угла между доминирующими направлениями двунаправленных текстур. Предложенные в [13] меры для различения изотропных, однонаправленных и двунаправленных текстур на основе собственных чисел матриц J и T имеют вид

$$K_J = \frac{4\lambda_1^{(J)}\lambda_2^{(J)}}{(\lambda_1^{(J)} + \lambda_2^{(J)})^2}, \quad (6)$$

$$K_T = \frac{27(\lambda_1^{(T)}\lambda_2^{(T)}\lambda_3^{(T)})^2}{(\lambda_1^{(T)}\lambda_2^{(T)} + \lambda_1^{(T)}\lambda_3^{(T)} + \lambda_2^{(T)}\lambda_3^{(T)})^3}. \quad (7)$$

Меры K_J и K_T инвариантны к повороту и сдвигу текстур, а также не зависят от их математического ожидания и дисперсии. Они могут принимать значения от 0 до 1 [13]. Например, для статистически изотропной текстуры мера $K_J \approx 1$, так как в этом случае собственные числа $\lambda_1^{(J)} \approx \lambda_2^{(J)}$. Для однонаправленной анизотропной текстуры $K_J \approx 0$, поскольку собственное число $\lambda_2^{(J)} \ll \lambda_1^{(J)}$, и равно 0 для текстур с локальной линейной симметрией [14], изолинии двумерной функции которых являются параллельными прямыми. Для двунаправленных текстур, представляющих собой взвешенную сумму двух текстур

с локальной линейной симметрией, мера K_T также равна 0, поскольку наименьшее собственное число $\lambda_3^{(T)} = 0$ [13].

Очевидно, что СМ однотипных текстур могут иметь неодинаковую эффективную ширину сечений двумерного спектра, их центральную частоту и т. п. Таким образом, для различения однотипных текстур с разными параметрами при вычислении текстурных признаков изображение целесообразно подвергнуть преобразованию, обладающему свойством частотной локализации.

Так как особенности текстур заранее неизвестны, для определения признаков, позволяющих различать текстуры разных масштабов, будем использовать банк гауссовских двумерных полосовых фильтров с комплексной частотной характеристикой [1]

$$H_i(f_x, f_y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{D(f_x, f_y)^2 - D_i^2}{D(f_x, f_y)W_i}\right)^2\right), \quad i = \overline{1, N}, \quad (8)$$

где f_x, f_y — нормированные частоты, изменяющиеся в диапазоне $(-0,5, 0,5)$; $D(f_x, f_y) = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}$ — расстояние от начала координат до точки с координатами (f_x, f_y) на частотной плоскости; $W_i, i = \overline{1, N}$, — параметры, определяющие ширину полос пропускания ПФ; $D_i, i = \overline{1, N}$, — нормированные центральные частоты ПФ.

В результате применения ПФ частотная плоскость разбивается на N частотных диапазонов. Полосовой фильтр выделяет область на частотной плоскости, в которой сосредоточен СМ текстуры. Фазочастотная характеристика ПФ (8) равна 0 на всех частотах, амплитудно-частотная характеристика обладает круговой симметрией. Это обеспечивает инвариантность текстурных признаков к повороту и сдвигу.

Параметры $W_i, i = \overline{1, N}$, и $D_i, i = \overline{1, N}$, банка гауссовских ПФ выберем так, чтобы комплексные частотные характеристики (8) пересекались на уровне β вдоль радиального направления; нормированная центральная частота D_i и параметр W_i , определяющий ширину полосы пропускания, удваивались на каждом шаге, т. е. $W_{i+1}/W_i = D_{i+1}/D_i = 2$. Нетрудно показать, что в этом случае

$$W_i = \frac{D_i}{2\sqrt{-\ln\beta}}, \quad i = \overline{1, N}. \quad (9)$$

По аналогии с [18] для изображений размером $M_1 \times M_2$ используем следующий ряд центральных нормированных частот ПФ:

$$\frac{\sqrt{2}}{\min(M_1, M_2)} \{8, 16, \dots, 2^{\lceil \log_2 \frac{\min(M_1, M_2)}{4} \rceil}\},$$

где квадратные скобки обозначают округление до целого.

Дифференцирование и одновременно полосовая фильтрация могут быть выполнены в частотной области, тогда формулы для вычисления производных в (3)–(5) имеют вид

$$s_{x,i} = F_2^{-1}(\dot{S}(f_x, f_x)j f_y H_i(f_x, f_y)); \quad s_{y,i} = F_2^{-1}(\dot{S}(f_x, f_x)j f_x H_i(f_x, f_y)), \quad (10)$$

$$s_{xx,i} = F_2^{-1}(-\dot{S}(f_x, f_x)f_x^2 H_i(f_x, f_y)); \quad s_{yy,i} = F_2^{-1}(-\dot{S}(f_x, f_x)f_y^2 H_i(f_x, f_y)), \quad (11)$$

$$s_{xy,i} = F_2^{-1}(-\dot{S}(f_x, f_x)f_x f_y H_i(f_x, f_y)), \quad i = \overline{0, N}, \quad (12)$$

где $\dot{S}(f_x, f_x)$ — спектр наблюдаемого изображения; $F_2^{-1}(\cdot)$ — символ двумерного обратного преобразования Фурье; $H_0(f_x, f_y)$ — всепропускающий фильтр ($H_0(f_x, f_y) = 1$ во всём диапазоне частот); j — мнимая единица.

Таким образом, для каждого отсчёта изображения вычисляется вектор текстурных признаков $K = \{K_{J,i}, K_{T,i}, i = \overline{0, N}\}$ размером $2(N+1)$, компонентами которого являются меры (6) и (7), вычисленные для соответствующего частотного диапазона.

Алгоритм формирования однородных областей. За основу был взят алгоритм, предложенный в [5]. В качестве исходных данных использованы векторы текстурных признаков, вычисленные для каждого отсчёта изображения. Рассматриваемый алгоритм состоит из следующих этапов.

1. Поскольку очень вероятно, что на изображении соседние отсчёты будут принадлежать одной и той же однородной области, то, как предложено в [18], пространственные координаты отсчёта были включены в вектор текстурных признаков K . В результате суммарное число признаков для каждой точки увеличилось до $2(N+2)$.

2. Так как текстурные признаки коррелированы, для уменьшения размерности данных был использован метод главных компонент [4]. Тогда для каждой точки изображения получен редуцированный вектор текстурных признаков K^* числом $L < 2(N+2)$, которое выбирается так, чтобы доля дисперсии остатков не превысила порог ε .

3. Для определения стартового числа кластеров (однородных областей) и их центров применён алгоритм Hill-climbing на основе L -мерных гистограмм [19].

4. Начальное разбиение изображения на однородные области проводится с помощью метода k -средних, где исходными данными являются редуцированный вектор текстурных признаков, стартовое число кластеров и координаты их центров.

5. Для последующего объединения статистически подобных областей использовалась мера, предложенная в [6], которая вычисляется для каждой пары кластеров Ω_i и Ω_j , полученных методом k -средних:

$$\mu_{i,j} = (m_i - m_j)^T (R_i + R_j)^{-1} (m_i - m_j). \quad (13)$$

Здесь средние значения m_i , m_j и ковариационные матрицы R_i , R_j определяются для векторов текстурных признаков отсчётов, отнесённых к кластерам Ω_i и Ω_j соответственно. В результате объединяются кластеры, для которых мера (13) не превышает наперёд заданный порог ψ .

6. Для устранения недостатков сегментации в виде маленьких областей применена постобработка. Маленькая область, площадь которой меньше порога $C = [0,003M_1M_2]$, присоединяется к той соседней области, для которой длина их общей контурной линии максимальна.

Экспериментальные исследования. Исследования эффективности предложенных текстурных признаков проводились на изображениях, полученных методом компьютерного моделирования, составленных из реальных текстур альбома [20], а также на реальных изображениях. Примеры сегментации таких изображений показаны на рис. 1–3 соответственно. На рисунках a приведены исходные изображения, b — результаты сегментации с использованием только всепропускающего фильтра $H_0(f_x, f_y)$, c — результаты сегментации, при формировании которых всепропускающий фильтр был дополнен банком гауссовских ПФ.

Все изображения сегментировались с одинаковыми параметрами: $n = 7$, $\beta = 0,25$ и $\varepsilon = 0,05$. Порог ψ для меры (13) выбирался из условия наилучшего визуального качества сегментации. Оптимальные значения порога ψ приведены в таблице.

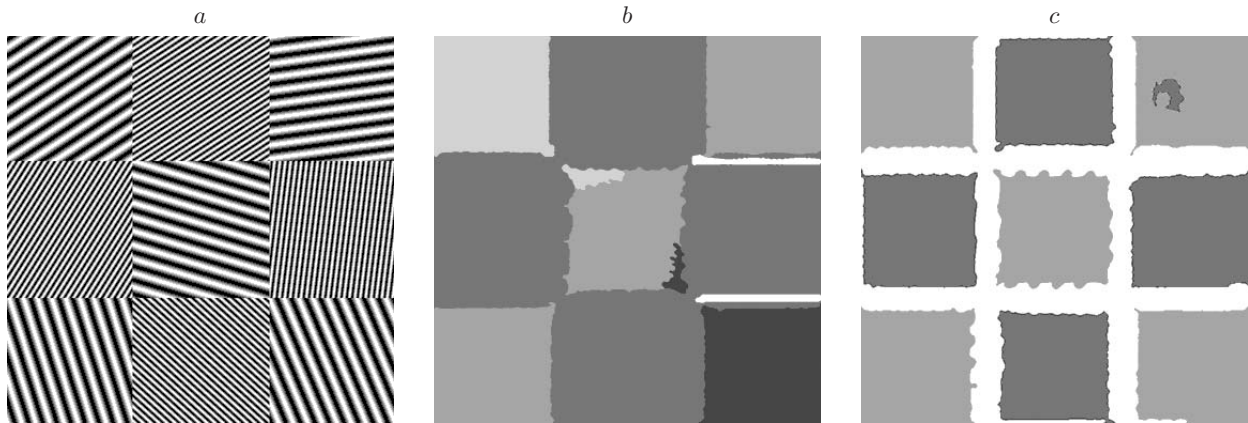


Рис. 1



Рис. 2

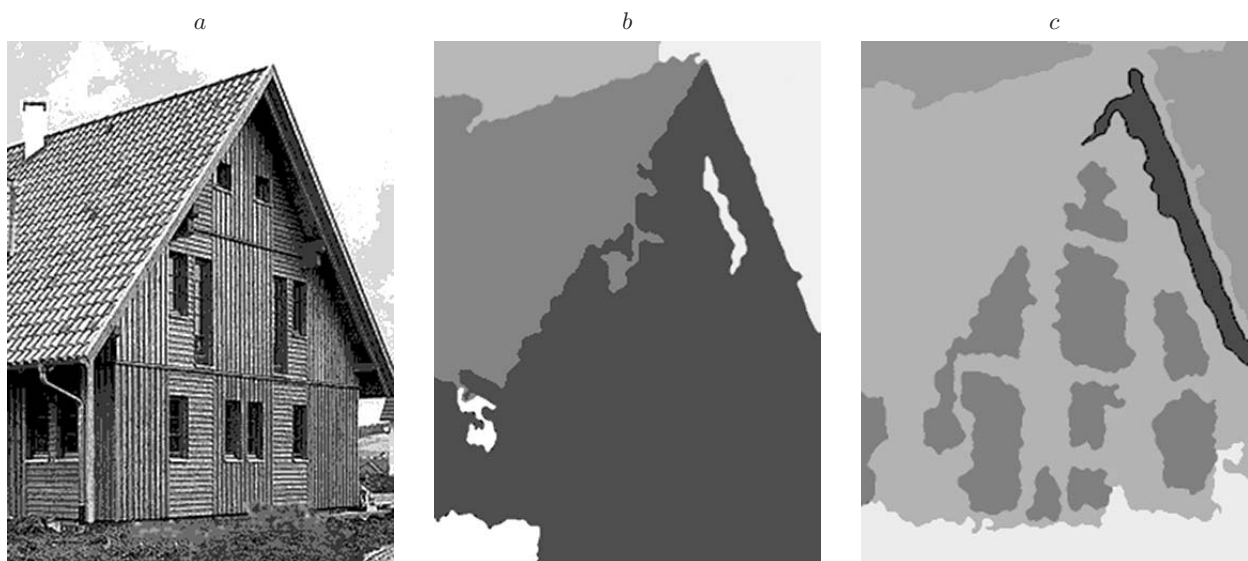


Рис. 3

Изображение	Размер изображения	Порог ψ	
		Использовался только фильтр $H_0(f_x, f_y)$	Использовался фильтр $H_0(f_x, f_y)$ и банк ПФ
рис. 1, <i>a</i>	725 × 725	9	12
рис. 2, <i>a</i>	467 × 467	5,6	6,4
рис. 3, <i>a</i>	628 × 464	6,0	6,4

Первое изображение (см. рис. 1, *a*) содержит две однонаправленные текстуры с локальной линейной симметрией, отличающиеся центральной частотой и поворотом. В результате применения банка ПФ, формирующего инвариантные к повороту текстурные признаки, появился третий кластер, обусловленный тем, что на границах в скользящем окне наблюдается двунаправленная текстура (новый тип), образованная окклюзией однонаправленных текстур. Изображение, показанное на рис. 2, содержит пять однородных областей из альбома [20]: две изотропные текстуры, две однонаправленные и одну двунаправленную. Соответственно сегментированное изображение содержит пять однородных областей.

Заключение. Экспериментальные исследования показали, что текстурные признаки на основе градиентных текстурных тензоров позволяют различать не только типы текстур со структурной избыточностью, но и однотипные текстуры с различающимися характеристиками. Применение банка ПФ для вычисления компонент ГСТ повышает эффективность текстурных признаков.

Из данных, приведённых в таблице, следует, что использование банка ПФ приводит к увеличению оптимальных значений порога ψ , т. е. к увеличению расстояния между кластерами, определяемого мерой (13). Это косвенно свидетельствует о повышении помехоустойчивости алгоритма сегментации за счёт применения банка ПФ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2006. 1072 с.
2. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
3. Грузман И. С., Киричук В. С., Косых В. П. и др. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. пособие. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. 352 с.
4. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern Classification. John Wiley & Sons, 2012. 680 p.
5. Hoang M. A., Geusebroek J. M., Smeulders A. W. M. Color texture measurement and segmentation // Signal Process. 2005. **85**, N 2. P. 265–275.
6. Nguyen H., Worring M., Dev A. Detection of moving objects in video using a robust motion similarity measure // IEEE Trans. Image Process. 2000. **9**, N 1. P. 137–141.
7. Чочиа П. А. Сегментация изображений на основе анализа расстояний в пространстве признаков // Автометрия. 2014. **50**, № 6. С. 97–110.
8. Maltoni D., Maio D., Jain A. K., Prabhakar S. Handbook of Fingerprint Recognition. N. Y.: Springer-Verlag, 2009. 496 p.
9. Грузман И. С. Использование модели смеси равномерного распределения и распределения Мизеса для сегментации анизотропных изображений // Автометрия. 2014. **50**, № 2. С. 14–21.
10. Vliet L., Verbeek P. Estimators for orientation and anisotropy in digitized images // Proc. of the First Annual Conf. of the "Advanced School for Computing and Imaging (ASCI'95)". Heijen, The Netherlands, May 16–18, 1995. P. 442–450.

11. **Методы** компьютерной обработки изображений /Под ред. В. А. Сойфера. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. 784 с.
12. **Яне Б.** Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2007. 584 с.
13. **Aach T., Mota C., Stuke I. et al.** Analysis of superimposed oriented patterns // IEEE Trans. Image Process. 2006. **15**, N 12. P. 3690–3700.
14. **Bigun J.** Vision with Direction: A Systematic Introduction to Image Processing and Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2006. 396 p.
15. **Zhang J., Tan T., Ma L.** Invariant texture segmentation via circular Gabor filter // Proc. of the 16th IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR). 2002. Vol. II. P. 901–904.
16. **Харалик Р.** Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. 1979. **67**, № 5. С. 98–120.
17. **Грузман И. С., Петрова К. Ю.** Обнаружение квазипериодических текстур с использованием характеристик двумерного спектра мощности // Автометрия. 2015. **51**, № 2. С. 3–10.
18. **Jain A. K., Farrokhnia F.** Unsupervised texture segmentation using Gabor filters // Pattern Recogn. 1991. **24**, N 12. P. 1167–1186.
19. **Ohashi T., Aghbari Z., Makinouchi A.** Hill-climbing algorithm for efficient color-based image segmentation // Proc. of the IASTED Intern. Conf. on Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications (SPPRA). Rhodes, Greece, Jun. 30–Jul. 2, 2003. 404059.
20. **Brodatz P.** Textures: A Photographic Album for Artists and Designers. N. Y.: Dover Publications, 1966. 126 p.

Поступила в редакцию 24 февраля 2015 г.
