

УДК 681.327

АЛГОРИТМ ТЕКСТУРНОЙ СЕГМЕНТАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Р.Х. САДЫХОВ, М.М. ЛУКАШЕВИЧ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
П. Бровка, 6, Минск, 220013, Беларусь*

Поступила в редакцию 21 сентября 2007

В статье авторами предложен алгоритм текстурной сегментации с использованием энергетических текстурных характеристик. Пространство текстурных признаков формируется с использованием базовых векторов, предложенных К. Лавсом. Вычислительная сложность предложенного алгоритма ниже общеизвестной методики при условии сохранения качества сегментации изображений с использованием формируемых текстурных признаков. Также предлагается по полученным энергетическим текстурным признакам сформировать результирующее энергетическое изображение, которое позволяет определить области с более четко выраженной текстурой, что является весьма полезной информацией при сегментации.

Ключевые слова: текстура, энергетические текстурные характеристики Лавса, сегментация, данные дистанционного зондирования (ДЗ).

Введение

Текстура является одним из характерных признаков, применяемых для сегментации изображений на области интереса и для классификации этих областей. Она описывает пространственное распределение цветов или значений интенсивности на изображении. Практически в любых изображениях можно выделить области, относящиеся к текстурным. Текстура изображений имеет большое количество конструкций и свойств, которые играют важную роль в ее описании. Обычно выделяют следующие подходы в текстурном анализе [1–6]:

- статистические методы;
- геометрические методы;
- методы моделирования;
- методы обработки сигналов.

Статистические методы одними из самых первых упоминались в литературе по машинному зрению. Пространственное распределение значений серого является одним из определяющих свойств текстур. В рамках данного подхода предложено большое количество текстурных признаков. Среди статистических методов можно выделить метод, предложенный Р. Хараликом, который предполагает использование полутоновых матриц смежности (gray level co-occurrence matrices, GLCM), а также метод, основанный на вычислении автокорреляционных признаков.

Геометрические методы определяют текстуру как сочетание "текстурных элементов" или примитивов и рассчитывают геометрические свойства текстурных элементов. Можно выделить метод вычисления текстурных признаков с использованием диаграмм Вороного, структурные методы.

Методы моделирования в текстурном анализе основаны на построении модели изображения, которая может быть использована не только для описания текстур, но и для их синтеза.

Параметры модели фиксируют наиболее существенные свойства текстуры. Широкую известность получил метод моделирования изображений марковским случайным полем и метод фракталов.

Методы обработки сигналов идеально подходят для описания направленности присутствующих в изображении периодических структур [7–15]. Существует значительное число подходов в обработке сигналов, использующих многоканальный анализ. Подобные методы извлекают информацию о текстуре с использованием банка фильтров. Выход каждого фильтра (канала) предоставляет информацию о различных признаках текстуры. Одним из первых авторов, представивших данную идею, был К. Лавс [7]. Значительность данной работы заключается в том, что автором впервые была представлена простая схема вычисления текстурных признаков, позволяющая получить хорошие результаты в сравнении с другими методами. Данный подход положил начало комплексным исследованиям в рамках марковских и авторегрессионных моделей [1, 2]. В дальнейшем в работе [12] была показана возможность применения схемы Лавса для локальных пространственных преобразований, что позволило улучшить результаты классификации. Локальные преобразования могут быть рассмотрены как многоканальная схема, если считать каждый коэффициент преобразования отдельным каналом. В данной статье представлен алгоритм, позволяющий с использованием предложенной Лавсом схемы и базовых векторов, сформировать новое пространство текстурных признаков.

Энергетические текстурные характеристики Лавса

Подход, предложенный в [7], предполагает обнаружение различных типов текстур с помощью локальных масок. К. Лавс [7] разработал энергетический подход, в котором оценивается изменение содержания текстуры в пределах окна фиксированного размера. Для вычисления энергетических характеристик используется набор из 25 масок размерами 5×5 . Затем энергетические характеристики каждого пиксела анализируемого изображения представляются в виде вектора из 14 чисел. Для вычисления масок используются следующие базовые вектора:

$$\begin{aligned}
 \text{Level } L5 &= [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1], \\
 \text{Edge } E5 &= [-1 \quad -2 \quad 0 \quad 2 \quad 1], \\
 \text{Spot } S5 &= [-1 \quad 0 \quad 2 \quad 0 \quad -1], \\
 \text{Ripple } R5 &= [1 \quad -4 \quad 6 \quad -4 \quad 1], \\
 \text{Wave } W5 &= [-1 \quad 2 \quad 0 \quad -2 \quad 1].
 \end{aligned} \tag{1}$$

Вектор $L5$ предназначен для вычисления симметричного взвешенного локального среднего значения; вектор $E5$ — для обнаружения краев; $S5$ — для обнаружения пятен; $R5$ — для обнаружения образа в виде ряби, а вектор $W5$ позволяет обнаружить волны.

Двумерные маски получаются путем умножения пар векторов. На первом этапе на исходном изображении устраняется влияние интенсивности изображения. Для этого по изображению перемещается небольшое окно (3×3) и из каждого значения пиксела вычитается локальное среднее значение. В результате данной предварительной обработки формируется изображение, на котором средняя интенсивность каждой пиксельной окрестности близка к 0. Далее к полученному изображению поочередно применяются двумерные маски. Затем к каждому полученному изображению применяется нелинейный фильтр размером 15×15 , в результате чего получают энергетические текстурные карты.

$$\begin{aligned}
 L5E5T, & \quad E5L5T, & \quad L5R5T, & \quad R5L5T, & \quad E5S5T, \\
 S5E5T, & \quad S5S5T, & \quad R5R5T, & \quad L5S5T, & \quad S5L5T, \\
 E5E5T, & \quad E5R5T, & \quad R5E5T, & \quad S5R5T, & \quad R5S5T, \\
 L5L5T, & \quad L5W5T, & \quad E5W5T, & \quad S5W5T, & \quad R5W5T, \\
 W5L5T, & \quad W5E5T, & \quad W5S5T, & \quad W5R5T, & \quad W5W5T.
 \end{aligned} \tag{2}$$

Каждая энергетическая текстурная карта будет представлять собой массив чисел, где каждое число будет соответствовать изображению после предварительной обработки.

После получения 25 карт некоторые симметричные карты комбинируются и в результате строятся 14 окончательных карт. Карта $L5L5T$ исключается из дальнейшего рассмотрения из-за низкой информативности при дальнейшем анализе текстур, каждая симметричная пара карт заменяется усредненной картой. Среднее этих двух карт будет характеризоваться наличием на изображении краев обоих типов.

$$\begin{aligned}
 E5L5TR &= E5L5T + L5E5T, \\
 S5L5TR &= S5L5T + L5S5T, \\
 W5L5TR &= W5L5T + L5W5T, \\
 R5L5TR &= R5L5T + L5R5T, \\
 S5E5TR &= S5E5T + E5S5T, \\
 W5E5TR &= W5E5T + E5W5T, \\
 R5E5TR &= R5E5T + E5R5T, \\
 W5S5TR &= W5S5T + S5W5T, \\
 R5S5TR &= R5S5T + S5R5T, \\
 R5W5TR &= R5W5T + W5R5T, \\
 E5E5TR &= E5E5T * 2, \\
 S5S5TR &= S5S5T * 2, \\
 W5W5TR &= W5W5T * 2, \\
 R5R5TR &= R5R5T * 2.
 \end{aligned} \tag{3}$$

Алгоритм текстурной сегментации с использованием энергетических характеристик

Основная идея предлагаемого алгоритма текстурной сегментации — формирование нового пространства текстурных признаков, используя базовые вектора, предложенные Лавсом.

Как и в вышеописанной методике на первом этапе устраняем влияние интенсивности на изображении. Следующим этапом является свертка базовых векторов с изображением, причем параллельно предлагается провести вертикальную и горизонтальную свертку с одномерными векторами (рис. 1).

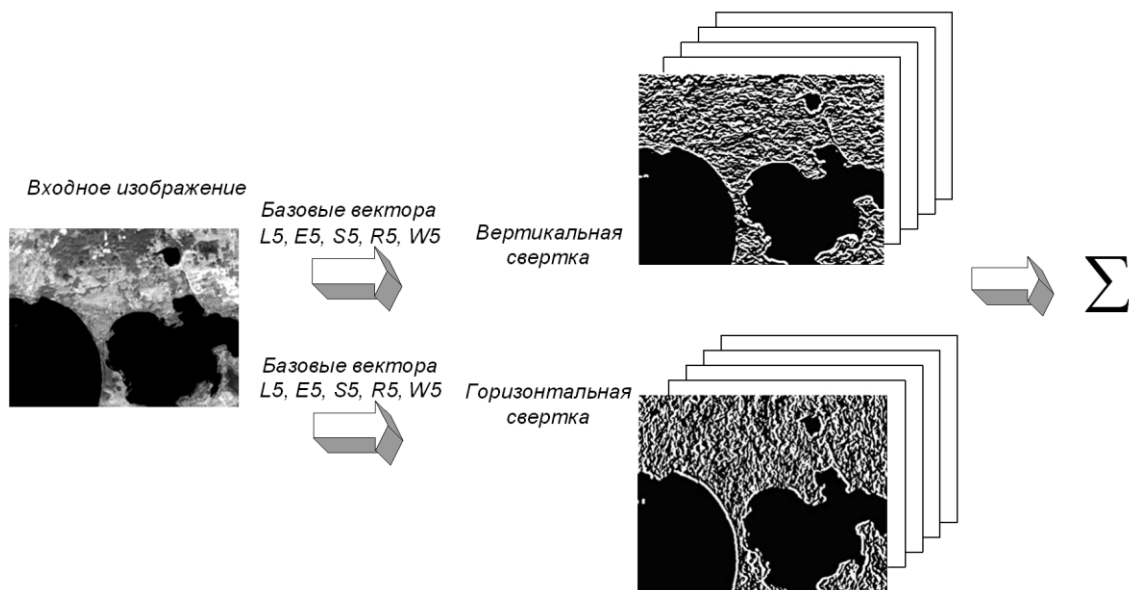


Рис. 1. Схема вычисления нового пространства текстурных признаков

Обозначим изображение, на котором устранено влияние интенсивности $I(x, y)$, тогда следующий этап можно описать как:

Вертикальная свертка

$$Z_v(x, y) = I(x, y) * m_v, \quad (4)$$

где $*$ — операция свертки; $v = \{L5, E5, S5, R5, W5\}$, представленные как

$$L5 = \begin{bmatrix} 1 \\ 4 \\ 6 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix}, E5 = \begin{bmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, S5 = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 2 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}, R5 = \begin{bmatrix} 1 \\ -4 \\ 6 \\ -4 \\ 1 \end{bmatrix}, W5 = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 0 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Горизонтальная свертка

$$Z_h(x, y) = I(x, y) * m_h, \quad (6)$$

где $*$ — операция свертки; $h = \{L5, E5, S5, R5, W5\}$, представленные как

$$\begin{aligned} L5 &= \begin{bmatrix} 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}, \\ E5 &= \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \\ S5 &= \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \end{bmatrix}, \\ R5 &= \begin{bmatrix} -4 & 6 & -4 & 1 \end{bmatrix}, \\ W5 &= \begin{bmatrix} -1 & 2 & 0 & -2 & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (7)$$

Применение одномерных, а не двумерных векторов, позволяет при прохождении маской по изображению сократить количество операций умножения в 5 раз (с 25 до 5), а количество операций сложения в 3 раза (с 24 до 8). Однако появляется дополнительный этап в алгоритме — суммирование промежуточных энергетических карт друг с другом (8), что в любом случае добавляет лишь 10 операций сложения из расчета на каждый пиксель изображения.

$$Z(x, y) = Z_v(x, y) + Z_h(x, y). \quad (8)$$

На рис. 2 представлена блок-схема алгоритма вычисления нового пространства текстурных признаков с использованием базовых векторов Лавса.

Эксперименты показали, что сформированное таким образом новое текстурное пространство признаков позволяет сохранить точность, достигаемую в случае использования общеизвестной методики получения энергетических текстурных признаков.

После получения 14 результирующих текстурных карт возможна дальнейшая кластеризация изображения по 14 текстурным картам, что будет описано ниже. Далее результирующее энергетическое изображение $E(x, y)$, где значения энергии закодированы как 256 градаций серого, определяется в соответствии с соотношением

$$E(x, y) = \frac{\sum_{k=1}^{14} Z(x, y)}{14}. \quad (9)$$

Области с высоким значением энергетических текстурных характеристик будут закодированы высокими значениями градаций серого, причем высокие значения энергии будут свидетельствовать о частой встречаемости в данных областях небольших зерен, точек и пятен (т.е. наличии определенной текстуры), что является весьма полезной информацией для текстурного анализа изображений.

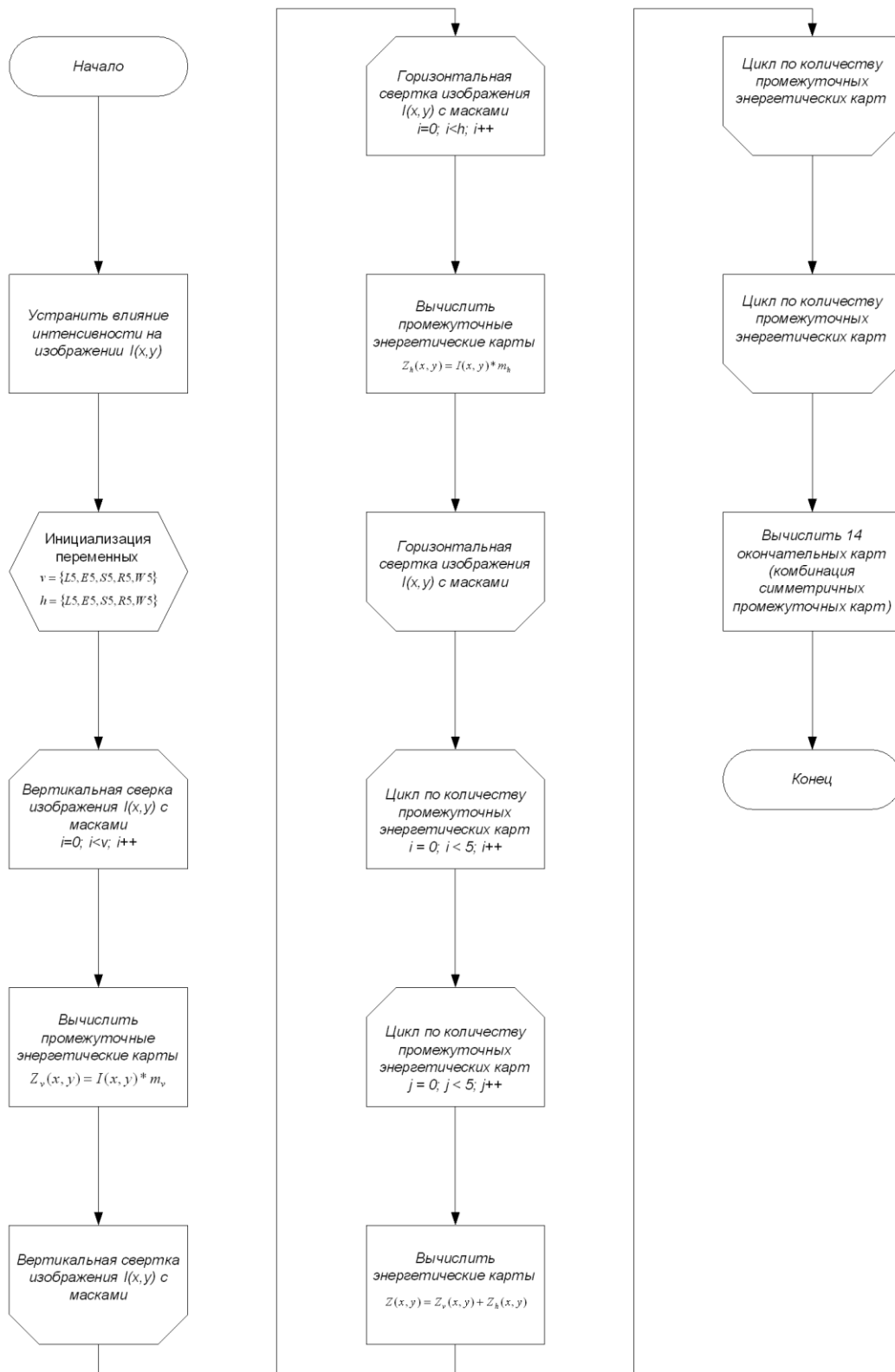


Рис. 2. Блок-схема алгоритма вычисления нового пространства текстурных признаков с использованием базовых векторов Лавса

Результаты экспериментов

В данном разделе представлены результаты экспериментов, задачей которых было исследование эффективности предложенного алгоритма текстурной сегментации. Эксперименты проводились на изображениях из базы текстур Brodatz, а также на спектральнозональных снимках земной поверхности спутника Landsat 7 ETM+.

Предложенный алгоритм был использован для получения текстурных признаков с целью дальнейшей сегментации изображения. Для сегментации изображения использовался алгоритм итерационной кластеризации по математическому ожиданию (iterative K-means), разбиение проводилось на 3 кластера. Результаты сегментации приведены на рис. 3.

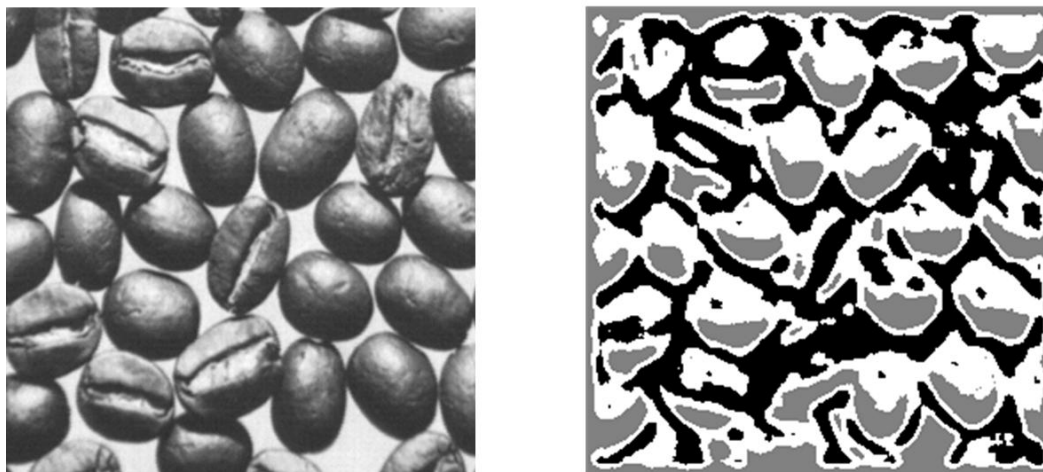


Рис. 3. Результаты сегментации изображения из базы изображений текстур Brodatz

Проведенные эксперименты дали приемлемые результаты и показали возможность применения предложенного алгоритма для сегментации изображений. Авторами был проведен ряд экспериментов по вычислению указанных признаков и реализация последующей сегментации на данных ДЗ. Для сегментации также использовался алгоритм итерационной кластеризации по математическому ожиданию (iterative K-means), разбиение проводилось на 5 кластеров. Результаты сегментации приведены на рис. 4.

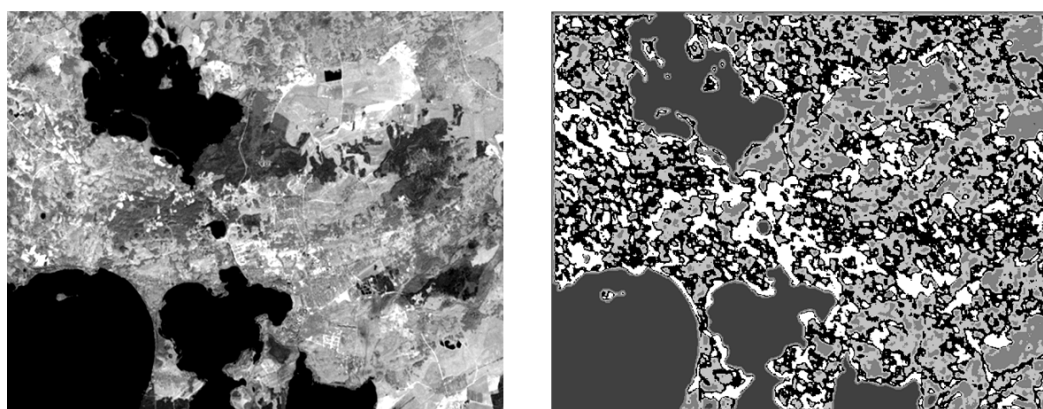


Рис. 4. Исходное изображение (снимок спутника Landsat 7 ETM+), результаты сегментации

Заклучение

В статье предложен алгоритм текстурной сегментации с использованием энергетических текстурных признаков, который позволяет сформировать пространство текстурных признаков, используя базовые вектора, предложенные Лавсом. При этом сокращается вычислительная сложность процесса текстурной сегментации по сравнению с известным методом, предложенным Лавсом. Также для улучшения процесса текстурного анализа авторами предложено формировать результирующее энергетическое изображение, которое позволяет определять области с четко выраженными текстурными признаками.

ALGORITHM OF TEXTURE SEGMENTATION USING POWER FEATURES

R.K. SADYKHOV, M.M. LUKASHEVICH

Abstract

In the article authors offer the algorithm of texture segmentation with the use of power texture features. Space of texture signs is formed with the use of base vectors, offered to K. Laws. Calculable complexity of the offered algorithm is lower than well-known method on condition of saving of quality of segmentation of images with the use of the formed texture features. It is also suggested on the got power texture features to form a resulting power image, which allows defining areas with the more expressly expressed texture, which is very useful information during segmentation.

Литература

1. *Tuceryan M., Jain A.K.* Texture Analysis. The handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition) / C.H. Chen, L.F. Pau, P.S.P. Wang (eds) // World Scientific Publishing Co. Singapore. 1998. P. 207–248.
2. *Materka A., Strzelecki M.* Texture Analysis Methods — A Review. Technical University of Lodz, Institute of Electronics. COST B11 report. Brussels, 1998.
3. *Шатицко Л., Стокман Дж.* Компьютерное зрение / Пер. с англ. М., 2006. 752 с.
4. *Haralick R.M.* // Proc. of the IEEE. 1979. Vol. 67. № 5. P. 786–804.
5. *Zhang J., Tan T.* // Pattern Recognition — The Int. J. of Pattern Recognition Society. 2002. Vol. 35. P. 735–747.
6. *Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I.* // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. Nov 1973. № 6. P. 610–621.
7. *Laws K.I.* Textured Image Segmentation. Ph.D. thesis. Univ. of Southern California. Los Angeles, CA. 1980.
8. Laws' texture measure [Электронный ресурс]. — Электронные данные. — Режим доступа: <http://www.ccs3.lanl.gov/~kelly/notebook/laws.shtml>
9. *Petrou M., Piroddi R., Talebpour A.* // Computer Vision and Image Understanding. 2006. Vol. 102. P. 95–104.
10. *Manian V., Vásquez R., Katiyar P.* // IEEE Trans. on Image Processing. 2000. Vol. 9. № 10. P. 1693–1703.
11. *Randen T., Husøy J.H.* // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1999. Vol. 21, № 4. P. 291–310.
12. Unser M. // Signal Processing. 1986. Vol. 11. P. 61–79.
13. *Nezamoddin N. Kachouie, Alirezaie Javad.* // EURASIP J. on Applied Signal Processing. 2005:12 P. 1834–1844.
14. *Su S., Durand F., Agrawala M.* // Texture 2005: Proc. of the 4th Int. Workshop on Texture Analysis and Synthesis. 2005. P. 119–124.
15. *Kokkinos I., Maragos P.* // Texture 2005: Proc. of the 4th Int. Workshop on Texture Analysis and Synthesis. 2005. P. 113–118.