

## СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ХАРАКТЕРИСТИК ЛАВСА И МАТРИЦ СОВПАДЕНИЙ В ЗАДАЧАХ СЕГМЕНТАЦИИ ТЕКСТУРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

*Е.В. ЯКОВЛЕВА, Е.П. НЕСТЕРОВА*

В работе проведен сравнительный анализ двух статистических подходов к сегментации текстурных изображений: на основе метода энергетических характеристик Лавса и метода матриц совпадений. Разработаны, программно реализованы и исследованы алгоритмы фрагментарной и поточечной сегментации текстурных изображений на базе каждого из методов. Сравнительный анализ представленных текстурных методов показал преимущество использования метода характеристик Лавса при решении задачи сегментации текстурных изображений.

A comparative analysis of two statistical approaches to texture images segmentation including Law's energy characteristics method and coincidence array method is done in this paper. Fragmentary and pointwise algorithms of texture images segmentation based on both of the methods are developed, realized and investigated. The comparative analysis of the presented texture methods have shown advantages of using Law's characteristics method when solving the problem of texture images segmentation.

### ВВЕДЕНИЕ

Под задачей сегментации понимается процесс поиска на изображении объектов, представляющих интерес. Сегментация может быть как самостоятельной задачей, так и одним из этапов обработки изображений. Для различных изображений и задач применяются разные методы сегментации [1, 2, 3], например, корреляционные, пороговые методы, методы анализа цвета. Данная работа посвящена вопросу сегментации текстурных изображений.

Известны два основных подхода к определению понятия текстуры. Согласно структурному подходу, текстура представляет собой множество примитивных текселов, расположенных в некотором регулярном или повторяющемся порядке. Таким образом, структурное описание текстуры может состоять из описания текселов и их пространственной взаимосвязи. Второй подход — статистический — предполагает вместо обнаружения текселов по пиксельным данным полутоновых (или цветных) изображений вычислять численные характеристики текстур. В этом случае, текстура является количественной характеристикой распределения значений интенсивности в области изображения.

Соответственно, методы описания текстурных изображений делятся условно на две категории: статистические (например, вычисление матриц совпадений, энергетических характеристик Лавса [4]) и структурные (например, построение мозаики Вороного) [2].

На рис. 1 приведены примеры различных текстур.

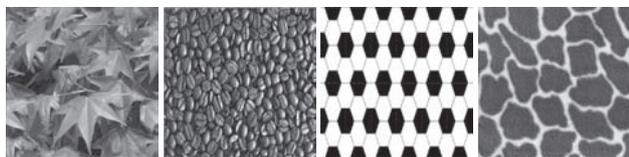


Рис. 1. Примеры текстур

На сегодняшнее время задача сегментации решена лишь для частных задач при определенных ограничениях на тип изображений, геометрические и яркостные искажения и т. д. Анализ существующих методов сегментации позволяет сделать вывод о необходимости дальнейших исследований в области разработки методов сегментации текстурных изображений на базе статистического и структурного описания текстур [2, 6].

Целью исследований данной работы является проведение сравнительного анализа метода энергетических характеристик Лавса и метода матриц совпадений в задачах сегментации изображений с ярко выраженной текстурой.

### 1. ОПИСАНИЕ ТЕКСТУРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЛАВСА

Данный метод предполагает обнаружение различных типов текстур с помощью локальных масок. Лавсом (Laws) был предложен энергетический подход [4], основанный на оценивании изменения содержания текстуры в пределах окна фиксированного размера. Для вычисления энергетических характеристик используется набор из шестнадцати масок размерами  $5 \times 5$ , формируемых путем умножения пар следующих векторов [5]:

$$\begin{aligned} L &= [1, 4, 6, 4, 1], \\ E &= [-1, -2, 0, 2, 1], \\ S &= [-1, 0, 2, 0, -1], \\ R &= [1, -4, 6, -4, 1]. \end{aligned} \quad (1)$$

Каждый из этих векторов имеет определенное назначение. Вектор  $L$  (level) предназначен для вычисления симметричного взвешенного локального среднего значения. Вектор  $E$  (edges) предназначен для обнаружения границ,  $S$  (spots) — для обнаружения пятен,  $R$  (ripples) — для обнаружения образа в виде ряби.

На первом шаге получения характеристик Лавса устраняется влияние интенсивности освещения. Для этого по изображению перемещается небольшое окно и из значения каждого пиксела вычитается локальное среднее значение. В результате данной предварительной обработки формируется изображение, на котором средняя интенсивность каждой пиксельной окрестности близка к нулевому значению. Размер окна зависит от типа изображений. Для естественных сцен было выбрано окно размерами  $15 \times 15$ .

После предварительной обработки к полученному изображению применяется каждая из шестнадцати масок  $5 \times 5$ . В результате формируются шестнадцать профильтрованных изображений. Обозначим через  $F_k[i, j]$  результат фильтрации пиксела  $[i, j]$  с использованием  $k$ -й маски. Тогда энергетическая текстурная карта  $E_k$  для фильтра  $k$  определяется выражением:

$$E_k(r, c) = \sum_{j=c-7}^{c+7} \sum_{i=r-7}^{r+7} |F_k(i, j)| \quad (2)$$

Таким образом, формируются 16 текстурных карт:

$$\begin{aligned} E_1 &= E^{LL}; E_2 = E^{LE}; E_3 = E^{LS}; E_4 = E^{LR}; \\ E_5 &= E^{EL}; E_6 = E^{EE}; E_7 = E^{ES}; E_8 = E^{ER}; \\ E_9 &= E^{SL}; E_{10} = E^{SE}; E_{11} = E^{SS}; E_{12} = E^{SR}; \\ E_{13} &= E^{RL}; E_{14} = E^{RE}; E_{15} = E^{RS}; E_{16} = E^{RR}. \end{aligned} \quad (3)$$

После получения энергетических карт (3) некоторые симметричные пары комбинируются и в результате строятся девять окончательных карт. Каждая симметричная пара карт заменяется усредненной картой, которую обозначим добавочным индексом  $T$ . Ниже перечислены девять окончательных энергетических карт:

$$\begin{aligned} E_1 &= E^{LET}; E_2 = E^{LST}; E_3 = E^{LRT}; E_4 = E^{EST}; \\ E_5 &= E^{ERT}; E_6 = E^{SRT}; E_7 = E^{EET}; E_8 = E^{SST}; \\ E_9 &= E^{RRT}. \end{aligned} \quad (4)$$

Таким образом, каждый элемент изображения представляется вектором из 9 текстурных признаков, представляющих собой энергетические характеристики Лавса.

## 2. ОПИСАНИЕ ТЕКСТУРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МАТРИЦ СОВПАДЕНИЙ

*Построение матрицы совпадений.* Сегментация методом матриц совпадений основана на анализе для каждого пиксела признаков, сформированных на базе некоторой матрицы, называемой матрицей совпадений, в которую собирается статистическая информация о взаимном расположении яркостей в окрестности данного пикселя.

Матрица совпадений (англ. the coincidence matrix) – это двумерный массив  $P$ , в котором индексы строк и столбцов образуют множество  $V$

допустимых на изображении значений пикселей. Например, для полутоновых изображений  $V$  может быть множеством допустимых значений интенсивности (яркости), а для цветных изображений  $V$  может быть множеством возможных цветов. Значение  $P(a, b)$  указывает, сколько раз значение  $a$  встречалось на изображении в некотором заданном пространственном отношении со значением  $b$ . Пространственное отношение описывается вектором  $d$ . Этот вектор задает смещение между пикселем с яркостью  $a$  и пикселем с яркостью  $b$  [2]. Например, в качестве пространственного отношения может быть выбрано «значение  $b$  является правым соседом для значения  $a$ ».

Пусть  $d$  – вектор перемещения  $(dx, dy)$ , где  $dx$  соответствует перемещению в направлении строк, а  $dy$  – перемещение в направлении столбцов. Следовательно, формально матрицу совпадений можно записать следующим образом [3]:

$$P_d(a, b) = \sum_{r,s} p(a, b, (r, s), (t, v)), \quad (5)$$

где

$$p(a, b, (r, s), (t, v)) = \begin{cases} 1, & \text{если } B(r, s) = a, B(t, v) = b; \\ 0, & \text{в противном случае;} \end{cases} \quad (6)$$

$$(t, v) = (r + dx, s + dy). \quad (7)$$

Ниже приведен пример построения матрицы совпадений. На рис. 2 приведено изображение размерами  $4 \times 4$  со значениями яркости 0, 1, 2, 3. Построим для него четыре различные матрицы совпадений, для которых вектора перемещений соответственно равны  $d_1=(0, 1)$ ,  $d_2=(0, -1)$ ,  $d_3=(-1, 0)$ ,  $d_4=(1, 0)$ . Для данного изображения формируем матрицы для точек с координатами  $[1, 1]$ ,  $[1, 2]$ ,  $[2, 1]$ ,  $[2, 2]$ . Края же изображения используются только для сбора информации.

0	0	1	1
0	0	1	1
2	2	3	3
2	2	3	3

Рис. 2. Пример изображения размерами  $4 \times 4$  со значениями яркости 0, 1, 2, 3

Полученные четыре матрицы для каждого направления представлены на рис. 3.

a\b	0	1	2	3	a\b	0	1	2	3	a\b	0	1	2	3	a\b	0	1	2	3
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1
2	0	0	0	1	2	0	0	1	0	2	1	0	0	0	2	0	0	1	0
3	0	0	0	1	3	0	0	1	0	3	0	1	0	0	3	0	0	0	1

а б в г

Рис. 3. Результаты построения матриц:  $a$  – матрица правых соседей для вектора перемещений  $d_1 = (0, 1)$ ;  $b$  – матрица левых соседей для вектора перемещений  $d_2 = (0, -1)$ ;  $v$  – матрица верхних соседей для вектора перемещений  $d_3 = (-1, 0)$ ;  $z$  – матрица нижних соседей для вектора перемещений  $d_4 = (1, 0)$

В матрице, представленной на рис. 3а, элемент  $[1, 1]$  равен 1. Это значит, что на изображении

значение  $b=1$  один раз встречается в качестве правого соседа значения  $a=1$ . Элемент [1, 2] равен 0. Это значит, что значение  $b=2$  ни разу не встречается в качестве соседа пикселя  $a=1$ .

Матрица совпадения в общем случае не является симметричной. Существуют разновидности стандартной матрицы совпадений. Первая называется нормированной матрицей совпадений  $N_d$  и определяется выражением:

$$N_d = \frac{P_d(a,b)}{\sum_a \sum_b P_d(a,b)}. \quad (8)$$

Вычисленные, согласно этому выражению, значения вхождений принадлежат диапазону [0, 1].

Вторая называется симметричной матрицей совпадений  $S_d$ . В этой матрице группируются пары симметричных отношений смежности:

$$S_d(a,b) = P_d(a,b) + P_{-d}(a,b). \quad (9)$$

*Формирование признаков на основе матрицы совпадений.* Матрицы совпадений представляют свойства текстуры, но они не удобны для непосредственного применения при анализе изображений, например, для сравнения двух текстур. Вместо этого матрицы совпадений используются для вычисления числовых характерных признаков, которые могут служить более компактным представлением текстуры. На основе матрицы совпадений можно вычислить следующие характерные признаки [2, 3, 10]:

$$\begin{aligned} X_1 &= \sum_a \sum_b P_d^2(a,b); \\ X_2 &= \sum_a \sum_b \frac{P_d(a,b)}{1+a+b}; \\ X_3 &= \sum_a \sum_b (a-b)^2 P_d^2(a,b); \\ X_4 &= \max_{a,b} P_d(a,b); \\ X_5 &= \sum_a \sum_b ab P_d(a,b); \\ X_6 &= -\sum_a \sum_b P_d(a,b) \log_2 P_d(a,b). \end{aligned} \quad (10)$$

Одна из проблем при вычислении текстурных характеристик на основе матриц совпадений заключается в выборе вектора смещения  $d$ , а также в выборе характеристик, которые будут наиболее эффективными для конкретной задачи [9].

### 3. ПРИМЕНЕНИЕ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ ТЕКСТУРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Рассмотрены 2 подхода к проведению сегментации на основе описания текстур: поточечный и фрагментарный. При поточечной сегментации для каждой точки изображения строятся энергетические карты (4) либо вычисляются признаки по матрицам совпадений (10). В результате этого

каждый пиксел  $(i,j) \in D$  характеризуется вектором  $\overline{W}(i,j)$ , значения которого используются в качестве признаков для сегментации изображения.

При поточечном подходе сегментация изображений на основе текстурных признаков заключается в разбиении поля зрения изображения  $D$  на совокупность множеств  $D_r, r = \overline{1, S}$ , содержащих текстуру одного класса. При этом значение  $S$  заранее не известно. Математическая модель сегментации изображений может быть представлена следующим образом:

$$D \rightarrow \{D_1, \dots, D_S\}, \quad (11)$$

где область  $D = \bigcup_{r=1}^S D_r$ ,

$$D_r = \{(i,j) | \rho(\overline{W}(i_r^0, j_r^0), \overline{W}(i,j)) < \delta, r = \overline{1, S}\} \cup (i_r^0, j_r^0), \quad (12)$$

$\rho(\overline{W}(i_r^0, j_r^0), \overline{W}(i,j)) < \delta$  – критерий, определенный как мера сходства, которую можно вычислить одним из известных способов [3];  $(i_r^0, j_r^0)$  – точка, в которой находятся текстурные признаки эталонного класса  $r$ ;  $(i,j)$  – точка поля зрения  $D$ ,  $(i,j) \in D / \bigcup_{r=1}^S (i_r^0, j_r^0)$ ;  $\overline{W}(i,j)$  – вектор текстурных характеристик, который представляет собой 9 энергетических карт Лавса (4) или 6 признаков, вычисленных на основе матриц совпадений (10);  $\delta$  – некоторое пороговое значение.

В данной работе при принятии решения о принадлежности точки  $(i,j)$  одному классу текстур  $r$  использовалась мера сходства

$$\rho = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (W_k(i,j) - W_k(i^0, j^0))^2}, \quad (13)$$

где  $W_k(i,j), W_k(i^0, j^0)$  – значения  $k$ -го признака в точке  $(i,j)$   $(i^0, j^0)$  соответственно.

Сегментация производится методом последовательного перебора, который предполагает выбор эталона последовательно из точек непомеченных метой какого-то класса. При первом проходе по изображению в качестве представителя класса принимается точка с координатами  $(0, 0)$ .

Полученные результаты можно усовершенствовать, использовав для уточнения классов метод  $k$ -средних, относящийся к разделу кластеризации.

Целью кластеризации является построение оптимального разбиения объектов на группы. Оптимальность может быть определена как требование минимизации среднеквадратической ошибки разбиения, которая имеет следующий вид:

$$e^2(X, L) = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} \|x_i^{(j)} - c_j\|^2, \quad (14)$$

где  $k$  – количество классов, полученных в результате первичной сегментации методом последовательного перебора на базе характеристик, вычис-

ленных по матрицам совпадений или на основе энергетических характеристик Лавса;  $n_1$  – количество точек принадлежащих текущему классу;  $x_i^{(j)}$  – элемент  $j$ -го класса;  $c_j$  – эталонный элемент  $j$ -го класса.

Для того, чтобы определить количество кластеров разбиения, необходимо произвести предварительную сегментацию изображения методом последовательного перебора. Далее для каждого кластера определяется представитель, как среднее арифметическое из всех элементов данного класса. Полученные эталоны являются начальными «центрами масс» кластеров. Приведем формулу вычисления эталонного элемента:

$$M_j = \frac{\sum_{i=1}^{N_1} x_i}{N_1}, j = \overline{1, k}, \quad (15)$$

где  $M_j$  – представитель  $j$ -го класса;  $x_i$  – элементы  $j$ -го класса.

Формула (15) применяется для расчета характеристик представителя класса. На следующем этапе необходимо отнести каждый объект к кластеру с ближайшим «центром масс». Для этого рассчитываются расстояния от каждой точки изображения до каждого представителя из  $M_j$  согласно формуле (13). Объект относится к тому кластеру, расстояние до которого минимально.

После перераспределения точек изображения производится перерасчет «центров масс» кластеров согласно текущему членству. Критерием остановки итерационного процесса является минимальное изменение среднеквадратической ошибки разбиения, которая представлена в формуле (14), или отсутствие перехода объектов из кластера в кластер.

На рис. 4 приведен пример сегментации изображений с применением подхода  $k$ -средних для уточнения первоначального разбиения методом характеристик Лавса.

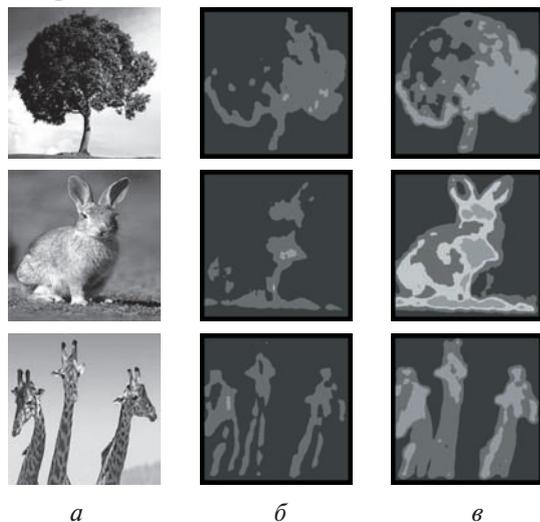


Рис. 4. Результаты использования метода  $k$ -средних для уточнения сегментации с использованием характеристик Лавса:  $a$  – исходное изображение,  $б$  – обычная сегментация,  $в$  – уточнение сегментации путем применения метода  $k$ -средних

Аналогично проводится фрагментарная сегментация. Изображение разбивается на фрагменты размером  $n \times m$  пикселей. Использовалось разбиение  $15 \times 15$ . Для всех фрагментов строятся векторы характеристик  $\overline{W}(i_f, j_f)$ , где  $i_f$  и  $j_f$  – порядковые номера фрагмента по вертикали и горизонтали соответственно. Если сегментация проводится на базе энергетических характеристик Лавса, то векторы  $\overline{W}(i_f, j_f)$  для фрагментов получаются путем усреднения значений энергетических характеристик (4) точек фрагмента  $f$ . Если же сегментация проводится на базе матриц совпадений, то текстурные признаки (10)  $\overline{W}(i_f, j_f)$  строятся на основе матриц совпадений (5), сформированных для каждого  $n \times m$  фрагмента. Полученные векторы текстурных признаков фрагментов используются для вычисления меры сходства между ними. Тогда в формулах (11, 13) координаты  $(i, j)$  и  $(i^0, j^0)$  являются координатами определяемого и эталонного фрагментов соответственно.

#### 4. РЕЗУЛЬТАТЫ СЕГМЕНТАЦИИ

На основе разработанных алгоритмов была создана программная система, которая позволила получить практические результаты применения энергетических характеристик Лавса и признаков, полученных на основании матриц совпадений, для решения задачи поточечной и фрагментарной сегментации. Проведенные эксперименты позволили провести сравнительный анализ рассматриваемых методов.

В качестве тестового материала использовались полутоновые изображения с ярко выраженной текстурой размером  $300 \times 300$  пикселей, некоторые из которых приведены на рис. 5.



Рис. 5. Примеры тестовых изображений

Результаты проведенных экспериментов с использованием характеристик Лавса и матриц совпадений представлены в табл. 1 и 2 соответственно.

Проведенные эксперименты показали, что использование поточечной сегментации позволяет достаточно четко выделить контуры и, следовательно, форма сегментированных объектов максимально приближена к реальной (табл. 1, 2).

Однако при поточечной сегментации сравниваются вектора признаков для каждой точки, а в случае сегментации фрагментами сравниваются вектора, описывающие фрагменты. Использование фрагментарной сегментации позволяет ускорить процесс разбиения входного изображения на классы текстур, поскольку количество сравнений при фрагментарной сегментации меньше

в  $MN/mn$  раз, где  $M, N$  – вертикальный и горизонтальный размеры всего изображения;  $m, n$  – вертикальный и горизонтальный размеры фрагмента изображения соответственно. Следовательно, выбор между поточечной и фрагментарной сегментацией определяется конкретной задачей. Например, если стоит задача поиска изображений с заданной текстурой, то преимущество следует отдать фрагментарному подходу, поскольку он обладает более высоким быстродействием.

Если же целью сегментации является выделение объекта заданной текстуры, причем форма объекта должна быть максимально приближена к реальной, то следует использовать поточечный подход.

Сравнительный анализ результатов сегментации на базе методов матриц совпадений и характеристик Лавса показал преимущество использования энергетических характеристик Лавса.

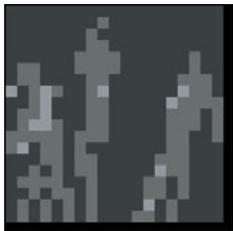
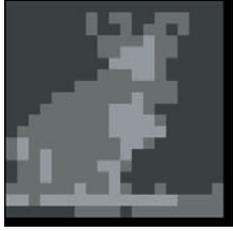
Визуальный анализ результатов сегментации входных изображений исследуемыми методами показал, что сегментация на базе характеристик

Лавса позволяет обнаруживать различные типы текстур более четко. Для оценки качества сегментации использовался коэффициент  $Q$ , который определялся как отношение  $Q = (1 - n/e) \cdot 100\%$ , где  $e$  – количество точек текстурного объекта, определенного экспертом,  $n$  – количество точек, принадлежность к классу текстуры которых не совпала с мнением эксперта. Проведенные исследования показали, что качество определения формы текстурного объекта на изображении путем сегментации методом энергетических характеристик Лавса в 1,2 % выше по сравнению с сегментацией методом матриц совпадений.

К тому же, метод характеристик Лавса обладает более высоким быстродействием, поскольку в общем случае время получения матриц совпадения во много раз превышает работу всего алгоритма сегментации методом характеристик Лавса. Анализ быстродействия исследованных методов показал, что увеличение размера входного изображения приводит к увеличению времени, затрачиваемого на сегментацию как методом характе-

Таблица 1

Результаты сегментации с использованием энергетических характеристик Лавса

Исходное изображение	Результат сегментации в псевдоцветах		Отображение сегментированных объектов	
	Фрагментарная сегментация:	Поточечная сегментация:	Фрагментарная сегментация:	Поточечная сегментация:
				
	Порог $\rho = 0,3$			
	сформировано 3 класса	сформировано 4 класса	Отображены 2 класса	Отображены 3 класса
				
	Порог $\rho = 0,3$			
	сформировано 3 класса	сформировано 4 класса	Отображены 2 класса	Отображены 3 класса
				
	Порог $\rho = 0,3$			
	сформировано 3 класса	сформировано 5 классов	Отображены 2 класса	Отображены 4 класса

ристик Лавса, так и методом матриц совпадений, причем данная зависимость носит линейный характер. Поэтому для сегментации изображений крупных размеров целесообразно применять фрагментарную сегментацию. Сравнение результатов сегментации методами характеристик Лавса и матриц совпадений представлены в табл. 3.

**ВЫВОДЫ**

Таким образом, сравнительный анализ двух подходов к сегментации текстурных изображений, основанных на методе энергетических характеристик Лавса и методе матриц совпадений, позволил сделать следующие выводы:

– выбор поточечного или фрагментарного подхода к сегментации определяется конкретной прикладной задачей;

– метод сегментации на основе характеристик Лавса обладает более высоким качеством и быстродействием по сравнению с методом матриц совпадений.

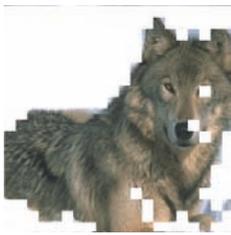
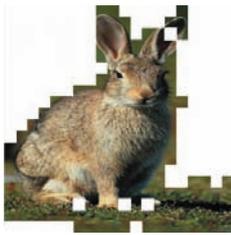
В дальнейшем необходимо также провести исследования данных методов в области сегментации цветных текстурных изображений.

**Литература.**

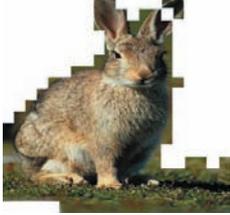
[1] *Путятин Е.П., Аверин С.И.* Обработка изображений в робототехнике. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.  
 [2] *Шапиро Л., Стокман Дж.* Компьютерное зрение. Пер. с англ. – М.: Бинوم. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.  
 [3] *Путятин Е.П., Панченко Д.С.* Сравнительный анализ методов сегментации изображений. // Радиоэлектроника и информатика.– 1999.– №4(9). – С. 109–114.  
 [4] *K. Laws.* Textured Image Segmentation, Ph.D. Dissertation, University of Southern California, January 1980.  
 [5] *K. Laws.* Rapid texture identification. // In SPIE Image Processing for Missile Guidance. – 1980. – Vol. 238. – P. 376-380.  
 [6] *Форсайт, Давид А., Понс, Жан.* Компьютерное зрение. Современный подход.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом “Вильямс”, 2004. – 928 с.

**Таблица 2**

Результаты сегментации на основе матриц совпадений

Исходное изображение	Результат сегментации в псевдоцветах		Отображение сегментированных объектов	
	Фрагментарная сегментация:	Поточечная сегментация:	Фрагментарная сегментация:	Поточечная сегментация:
				
Порог $\rho = 0,3$ ; сформировано 3 класса			Отображен 1 класс	
				
Порог $\rho = 0,25$ ; сформировано 3 класса			Отображен 1 класс	Отображены 2 класса
				
Порог $\rho = 0,2$ ; сформировано 3 класса			Отображен 1 класс	Отображены 2 класса

Сравнение результатов

	Поточечная сегментация		Фрагментарная сегментация	
Исходное изображение				
Результат сегментации на базе матриц совпадений				
	Порог $\rho = 0,25$ , сформировано 3 класса, отображены 2 класса		Порог $\rho = 0,25$ , сформировано 3 класса, отображен 1 класс	
Результаты сегментации на базе характеристик Лавса				
	Порог $\rho = 0,3$ , сформировано 4 класса, отображены 3 класса		Порог $\rho = 0,3$ , сформировано 3 класса, отображены 2 класса	

[7] Яковлева Е.В., Кускова И.В. Исследование результатов сегментации изображений методом матриц совпадений // Вестник НТУ «ХПИ». Сборник научных трудов. Тематический выпуск «Системный анализ, управление и информационные технологии». Харьков: НТУ «ХПИ». – 2006. – № 39. – С.164-171.

[8] Яковлева Е.В., Панченко И.А. Применение энергетических характеристик Лавса для сегментации изображений // Бионика интеллекта: научн.-техн. журнал. 2007. – №2 (67). – с. 94-98.

[9] Handbook of pattern recognition and computer vision / Chen C.H., Rau L.F. and Wang P.S.P.(eds.). – Singapore-New Jersey-London-Hong Kong: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1995. – 984 p.

[10] Харалик Р.М. Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР, 1979. Вып. 67. №5. – С. 98–118.

Поступила в редколлегию 12.05.2009



**Яковлева Елена Владимировна**, кандидат технических наук, доцент кафедры информатики ХНУРЭ. Область научных интересов: обработка и распознавание изображений.



**Нестерова Екатерина Павловна**, магистрант кафедры информатики. Область научных интересов: обработка и распознавание изображений.