

**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ  
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

**ФЕДЕРАЛЬНОЕ АГЕНТСТВО ПО ОБРАЗОВАНИЮ**

**Государственное образовательное учреждение высшего  
профессионального образования**

**«Санкт-Петербургский государственный университет информационных  
технологий, механики и оптики»**



**Программа развития национального исследовательского университета  
информационных и оптических технологий «ИТМО»**

**В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко**

**МЕТОДЫ КОМПЬЮТЕРНОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

**методические указания  
к лабораторным работам по образовательному модулю  
ДВМ.В.01- «Методы компьютерной обработки изображений»**

**Санкт-Петербург**

**2009**

В.Т. Фисенко, Фисенко Т.Ю., Методы компьютерной обработки изображений: методические указания к лабораторным работам, СПб: СПбГУ ИТМО, 2009. – 45 с.

Методические указания к лабораторным работам по образовательному модулю ДВМ.В.01- «Методы компьютерной обработки изображений». Методические указания составлены для проведения студентами лабораторных работ по исследованию методов оценки восприятия изображений, их сегментации, исследованию алгоритмов морфологической обработки изображений, представления данных при решении задач классификации объектов. Лабораторные работы рассчитаны на использование пакетов “*Magisoft*” (разработка филиала ФГУП «ЦНИИ «Комета» «Научно-проектный центр оптоэлектронных комплексов наблюдения») и “*MATLAB*”.

Пособие рекомендуется студентам, обучающимся по направлению подготовки магистров 200200.68. – «Компьютерная видеоинформатика».

©Санкт-Петербургский государственный университет информационных технологий, механики и оптики, 2009  
© В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко

# 1 Лабораторная работа № 1

## Исследование методов оценки цветовых отличий

Цель работы – ознакомиться с методами оценки цветовых отличий, исследовать влияние выбора цветовой модели на оценку цветовых отличий.

### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Выполнить алгоритмы формирования оценки цветовых отличий в соответствии с рекомендациями международной комиссии по освещению (МКО).
- Исследовать зависимость оценки цветовых отличий от выбора цветовой модели.
- Выполнить сравнение методов оценки цветовых отличий и оценить эффективность их применения.

### 1.1 Теоретическая часть

Преобразования цветных цифровых изображений при предварительной обработке (повышении контраста, насыщенности, четкости) изображения, при масштабировании, при сжатии изображений вызывают изменение цветовых характеристик изображения. Визуальное сравнение исходного или тестового изображения не позволяет выполнить объективную оценку цветовых различий. При классификации изображений, когда цветовые характеристики объекта используются в качестве признаков объекта, также необходимо владеть методами оценки цветовых различий.

Даже при переходе от модели *RGB* к моделям *LSH* и обратно [1], мы вносим ошибки преобразования. Оценка цветовых различий в цветовом координатном пространстве оценивается как расстояние между двумя точками в евклидовом пространстве:

$$\Delta E = \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (G_1 - G_2)^2 + (B_1 - B_2)^2} . \quad (1.1)$$

Однако это пространство не является равноконтрастным, следовательно, одно и то же значение  $\Delta E$  в зрительной системе (ЗС) человека приведет к различному восприятию цветовых различий.

В 1976 г. МКО рекомендовала производить оценку цветовых различий в равноконтрастном цветовом пространстве CIELAB.

$$L^* = \begin{cases} 116(Y/Y_0)^{1/3} - 16, & Y/Y_0 > 0,008856 \\ 903,3Y/Y_0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (1.2)$$

$$a^* = 250 \left( f \left( (X/X_0)^{1/3} \right) - f \left( (Y/Y_0)^{1/3} \right) \right) \quad (1.3)$$

$$b^* = 100 \left( f \left( (Y/Y_0)^{1/3} \right) - f \left( (Z/Z_0)^{1/3} \right) \right) \quad (1.4)$$

$$\text{где } f \left( t^{1/3} \right) = \begin{cases} t^{1/3}, & t > 0,008856 \\ 7,787t + 16/116, & \text{иначе} \end{cases} ,$$

$X_0, Y_0, Z_0$  - координаты опорного белого цвета в системе XYZ.

Оценка  $\Delta E$  производится в соответствии с формулой [2]:

$$\Delta E = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} = \sqrt{\Delta L^2 + \Delta a^2 + \Delta b^2}. \quad (1.5)$$

Величина  $\Delta E = 1$  единице МКО соответствует минимальному цветовому различию, замечаемому квалифицированным наблюдателем при стандартных условиях наблюдения. Применение формулы (1.2) приводит к получению значений  $\Delta E$  больших, чем степень восприятия цветовых различий ЗС человека. Кроме того, пространство  $L^*a^*b^*$  не обеспечивает равноконтрастность во всем диапазоне возможных значений.

В 1994 г. МКО рекомендовала производить оценку цветовых различий в пространстве  $L^*H^*C^*$  [1].

$$L^* = L^*$$

$$H^* = \arctg(b^* / a^*) \quad (1.6)$$

$$C^* = [(a^{*2} + b^{*2})]^{1/2}.$$

Оценка  $\Delta E$  производится в соответствии с формулой [2]:

$$\Delta E_{1994} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H}{K_H S_H}\right)^2} \quad (1.7)$$

$$\Delta C = C_1^* - C_2^*;$$

$$\Delta H = \sqrt{\Delta a^2 + \Delta b^2 - \Delta C^2};$$

$$C_{12}^* = (C_1^* + C_2^*)/2;$$

$$S_C = 1 + K_1 C_{12}^*;$$

$$S_H = 1 + K_2 C_{12}^*;$$

где  $K_L, K_C, K_H$  - весовые коэффициенты, обычно равные 1,  $S_L = 1$ ,  $K_1 = 0,045$ ,  $K_2 = 0,015$ .

В 2000 г. МКО произвела корректировку формулы (1.7) [3].

В значение координаты  $a^*$  (1.3) вводится поправка в соответствии с формулой:

$$a_{2000}^* = (1 + G)a^*, \quad (1.8)$$

$$\text{где } G = (1 - R_C/2)/2, \quad R_C = 2\sqrt{C_{12}^{*7} / (C_{12}^{*7} - 25^7)}.$$

В соответствии с новым значением  $a_{2000}^*$  производится оценка координат в пространстве  $L^*H^*C^*$  по формулам (1.6). В соответствии с этим значение компонента тона определяется:

$$H^* = (180/\pi) \arctg(b^* / a_{2000}^*). \quad (1.9)$$

При вычислении значения тона проверяются следующие условия:

если  $H^* < 0$ , то  $H^* = H^* + 360$ ,

иначе если  $H^* \leq 360$ , то  $H^* = H^* - 360$ .

$$\Delta H = 2\sqrt{C_1^* C_2^*} \sin\left((\pi/180)(H_1^* - H_2^*/2)\right)$$

$$S_L = 1 + \frac{K_2(L_{12}^* - 50)^2}{\sqrt{20 + (L_{12}^* - 50)^2}}$$

$$H_{12}^* = (H_1^* + H_2^*)/2 \quad T = 1 - 0,17 \cos\left((\pi/180)(H_{12}^* - 30)\right) + 0,24 \cos\left((\pi/180)(2H_{12}^*)\right) + 0,32 \cos\left((\pi/180)(3H_{12}^* + 6)\right) - 0,2 \cos\left((\pi/180)(4H_{12}^* - 64)\right)$$

$$S_H = 1 + K_2 C_{12}^* T$$

$$\Delta\theta = 30 \exp\left\{-\left[\left(H_{12}^* - 275^\circ\right)/25\right]^2\right\}$$

$$R_T = -\sin((\pi/180)2\Delta\theta)R_C$$

$$\Delta E_{2000} = \left[ \left( \frac{\Delta L}{K_L S_L} \right)^2 + \left( \frac{\Delta C}{K_C S_C} \right)^2 + \left( \frac{\Delta H}{K_H S_H} \right)^2 + R_T \left( \frac{\Delta C}{K_C S_C} \right) \left( \frac{\Delta H}{K_H S_H} \right) \right]^{1/2} \quad (2.0)$$

где  $K_L$ ,  $K_C$ ,  $K_H$  - весовые коэффициенты, равные 1.

## 1.2 Экспериментальная часть

В данной работе исследуют методы оценки цветовых отличий. Исследование производится в равноконтрастных цветовых пространствах  $L^*a^*b^*$  и  $L^*H^*C^*$  в соответствии с рекомендациями МКО 1976, 1994 и 2000 годов. Изучают влияние выбора цветовой модели на оценку цветовых различий между сравниваемыми цветовыми стимулами.

Для выполнения работы необходимо написать программу для оценки цветовых различий в пакете MATLAB. Выполнить исследование для образцов, представленных в ЦИТ.

### Порядок выполнения работы

- 1 Разработать код программы в пакете MATLAB, позволяющий по заданным значениям цветового стимула в модели RGB и заданному стандартному излучению получить значения координат в цветовой модели  $L^*a^*b^*$ .
- 2 Разработать код программы по оценке цветовых различий для 2-х цветовых стимулов, заданных в пространстве  $L^*a^*b^*$  в соответствии с рекомендациями МКО 1976 г. по формуле (1.5);
- 3 Разработать код программы по оценке цветовых различий для 2-х цветовых стимулов, заданных в пространстве  $L^*H^*C^*$  в соответствии с рекомендациями МКО 1994 г. по формулам (1.7);

- 4 Разработать код программы по оценке цветовых различий для 2-х цветовых стимулов, заданных в пространстве  $L^*H^*C^*$  в соответствии с рекомендациями МКО 2000 г. по формулам (1.8-2.0);
- 5 Далее для каждой пары образцов цвета выполнить оценку  $\Delta E$  для 3-х алгоритмов оценки и для разных стандартных излучений.
- 6 Сравнить полученные оценки цветовых различий и показать, что оценка, выполненная по рекомендации МКО 1976 г. является завышенной.
- 7 Проанализировать полученные результаты, составить отчет о выполненных исследованиях, сделать выводы по работе.

### **1.3 Библиографический список**

- 1) В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие.- СПб: СПбГУ ИТМО, 2008.-192 с.
- 2) CIE (Comission Internationale de l'Eclairage). Publication № 116. Industrialcolor difference evaluation. 1995.
- 3) М. Домасев, С. Гнатюк, Цвет. Управление цветом, цветовые расчеты и измерения.-СПб.: Питер, 2009.- 224 с.

### **1.4 Вопросы для самопроверки**

- 1) Чем вызваны изменения формул вычисления цветовых различий?
- 2) Какие алгоритмы вычисления цветовых различий Вы знаете? В чем их общность и различие?
- 3) Изменяется ли оценка цветовых различий для одной и той же пары цветовых стимулов при разных источниках излучения?
- 4) Какой алгоритм оценки цветовых различий позволяет получить результаты, в большей степени отражающие восприятие цветового стимула ЗС человека?
- 5) Какие цветовые модели используются для оценки цветовых различий между разными стимулами?

## 2 Лабораторная работа № 2

### Исследование методов формирования энергетических характеристик Лавса

Цель работы – ознакомиться с методами формирования признаков текстур на примере энергетических характеристик Лавса.

#### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Создать базу образцов текстур.
- Создать (синтезировать или выбрать) тестовые изображения мозаик текстур.
- Выполнить алгоритм формирования энергетических характеристик Лавса.
- Выбрать набор эффективных признаков для сегментации текстур, представленных в базе.
- Выполнить сегментацию текстур на примере мозаик.
- Оценить эффективность сегментации.

#### 2.1 Теоретическая часть

При классификации объектов и сегментации изображений большое внимание уделяется сегментации текстур. В [1] приведено определение текстуры, основанное на статистическом подходе к описанию текстур: *«Под текстурами понимают такие типы изображений, класс которых обладает свойством эргодичности, то есть любое изображение данной текстуры является типовым и полностью характеризует все другие изображения, относящиеся к этому классу»*.

Такой подход позволяет выявлять статистические характеристики образца текстуры и считать их соответствующими любым другим образцам этой текстуры. На статистическом подходе к описанию текстур основан и метод описания текстур энергетическими характеристиками Лавса (Laws).

Еще один подход к вычислению текстурных характеристик предполагает обнаружение различных типов текстур с помощью локальных масок. Лавс разработал энергетический подход, в котором оценивается изменение характера текстуры в пределах окна фиксированного размера. Для вычисления энергетических характеристик используется набор из девяти масок размерами 5x5. Затем энергетические характеристики каждого элемента анализируемого изображения представляются в виде вектора из 9 чисел. Для вычисления масок используются следующие векторы:

$$\begin{aligned}L5 &= [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]^T, \\E5 &= [-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1]^T, \\S5 &= [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1]^T, \\R5 &= [1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1]^T.\end{aligned}\tag{2.1}$$

Здесь  $T$  означает транспонирование. Вектор  $L5$  предназначен для вычисления симметричного взвешенного локального среднего значения. Вектор  $E5$  предназначен для обнаружения краев,  $S5$  — для обнаружения пятен (spot), а  $R5$  — для обнаружения образа в виде ряби (ripples). Двумерные маски вычисляются умножением пар векторов. Например, для получения маски  $L5R5$  надо умножить вектор  $L5$  на  $R5^T$ :

$$L5R5^T = \begin{bmatrix} 1 \\ 4 \\ 6 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix} \times [1 \quad -4 \quad 6 \quad -4 \quad 1] = \begin{bmatrix} 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ 4 & -16 & 24 & -16 & 4 \\ 6 & -24 & 36 & -24 & 6 \\ 4 & -16 & 24 & -16 & 4 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Фильтрация изображения такой маской позволяет выделить области «ряби».

Всего формируется 16 масок аналогично тому, как вычислено в (2.2). Маски (конечные импульсные характеристики фильтров) приведены в табл. 2.1.

Таблица 2.1 Таблица масок Лавса

|             |             |             |             |
|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <b>L5E5</b> | <b>L5R5</b> | <b>E5R5</b> | <b>E5E5</b> |
| <b>E5L5</b> | <b>R5L5</b> | <b>R5E5</b> | <b>S5S5</b> |
| <b>L5S5</b> | <b>E5S5</b> | <b>S5R5</b> | <b>R5R5</b> |
| <b>S5L5</b> | <b>S5E5</b> | <b>R5S5</b> |             |

На первом шаге в методе Лавса [2] устраняется влияние интенсивности освещения. Для этого по изображению перемещается небольшое окно и из значения каждого элемента вычитается локальное среднее значение. В результате данной предварительной обработки формируется изображение, на котором средняя интенсивность окрестности каждого элемента близка к 0. Размер окна зависит от типа изображений. Для естественных сцен предлагается выбирать окно размерами 15x15.

После предварительной обработки выполняется свертка полученного изображения с каждой из шестнадцати масок размером 5x5.

В результате формируются шестнадцать изображений. Обозначим через  $F_k[i, j]$  результат фильтрации элемента  $[i, j]$  с использованием  $k$ -й маски. Тогда энергетическая текстурная карта  $E_k[r, c]$  для фильтра  $k$  определяется выражением:

$$E_k(r, c) = \sum_{i=-7}^7 \sum_{j=-7}^7 |F_k(r+i, c+j)| \quad (2.3)$$



Каждая текстурная энергетическая карта является полноразмерным изображением, которое представляет результаты свертки входного изображения с  $k$ -й маской.

После получения шестнадцати энергетических карт каждая симметричная пара карт заменяется усредненной картой в соответствии с формулой:

$$E_{kl}(r, c) = (E_k(r, c) + E_l(r, c)) / 2. \quad (2.4)$$

Например, маска E5L5 характеризует содержание горизонтальных краев, а L5E5 - вертикальных. Среднее двух этих карт будет характеризовать наличие на изображении краев обоих типов. В результате строятся девять окончательных карт. Перечень девяти окончательных энергетических карт приведен в табл. 2.2.

Таблица 2.2 Перечень энергетических карт Лавса

|   |           |   |           |
|---|-----------|---|-----------|
| 1 | L5E5/E5L5 | 6 | L5S5/S5L5 |
| 2 | L5R5/R5L5 | 7 | E5E5      |
| 3 | E5S5/S5E5 | 8 | E5R5/R5E5 |
| 4 | S5S5      | 9 | S5R5/R5S5 |
| 5 | R5R5      |   |           |

Девять изображений энергетических карт можно рассматривать как 9-ти-мерный вектор признаков. При такой интерпретации каждому элементу изображения соответствует вектор из 9 текстурных признаков. Эти текстурные признаки можно использовать для кластеризации изображения на области с одинаковой текстурой.

## 2.2 Порядок выполнения работы

- 1) Создать базу текстурных полутоновых (8-ми разрядных) изображений [3,4].
- 2) Создать изображения мозаик этих текстур.
- 3) Разработать код программы оценки энергетических характеристик по методу Лавса.
- 4) Для каждого образца текстуры:
- 6) Получить изображения энергетических карт Лавса.
- 7) Оценить математическое ожидание и дисперсию распределений признаков по энергетическим картам.
- 5) Составить для каждого признака матрицу межкластерных расстояний, при оценке расстояния по мере Фишера:

$$d = (\mu_1 - \mu_2) / (\sigma_1 + \sigma_2),$$

Где  $\mu_i$  - математическое ожидание признака  $i$ -го образца текстуры (кластера);  $\sigma_i$  - среднее квадратическое отклонение этого признака.

Результаты вычислений представить в виде таблиц, подобных таблице .3.

Табл. 2.3 представлена в предположении, что база содержит 7 изображений образцов текстур.

Таблица 2.3. Матрица межкластерных расстояний

|   | $\mu$ | $\sigma$ | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|---|-------|----------|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | X     | X        | 0 | X | X | X | X | X | X |
| 2 | X     | X        |   | 0 | X | X | X | X | X |
| 3 | X     | X        |   |   | 0 | X | X | X | X |
| 4 | X     | X        |   |   |   | 0 | X | X | X |
| 5 | X     | X        |   |   |   |   | 0 | X | X |
| 6 | X     | X        |   |   |   |   |   | 0 | X |
| 7 | X     | X        |   |   |   |   |   |   | 0 |

Здесь по горизонтали и вертикали расположены номера образцов текстур. Ячейки, подлежащие заполнению вычисленными значениями расстояний между соответствующими образцами текстур, отмечены “X”. Так, в ячейку с адресом (r,c)=(1,2) вносится значение расстояния между 1-ой и 2-ой текстурами, полученное как мера Фишера.

- 6) Выбрать наиболее эффективные признаки в соответствии с заданным критерием.
- 7) Выполнить сегментацию изображений мозаик по полученному набору признаков.
- 8) Оценить эффективность сегментации.
- 9) Проанализировать полученные результаты, составить отчет о выполненных исследованиях, сделать выводы по работе.

## 2.3 Библиографический список

- 1) В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие.- СПб: СПбГУ ИТМО, 2008.-192 с.
- 2) Шапиро Л. Компьютерное зрение/ Шапиро Л., Стокман Дж.: Пер. с англ. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
- 3) Brodatz P. A Photographic Album for Artists and Designers. New York, Dover, 1966.
- 4) <http://vismod.media.mit.edu/pub/VisTex>

## 2.4 Вопросы для самопроверки:

- 1) Какие методы описания текстур Вы знаете?
- 2) В чем состоит метод энергетических характеристик Лавса?

- 3) Составьте схему алгоритма анализа текстур по методу энергетических характеристик Лавса.
- 4) Какое условие накладывается на изображение при вычислении энергетических карт? Как достигают выполнения этого условия?
- 5) С какой целью выполняется операция (2.3) при формировании энергетической карты?
- 6) Всегда ли целесообразно выполнять объединение энергетических карт в соответствии с (2.4)?
- 7) Приведите пример использования инверсных изофот при бинаризации изображений.
- 8) В чем вы видите смысл меры Фишера? Какие статистические характеристики пространства признаков она учитывает?
- 9) Что представляет собой таблица межкластерных расстояний?
- 10) Дайте определение текстуры, положенное в основу анализа текстур.
- 11) Приведите примеры текстур в природе.
- 12) Какие текстуры называются анизотропными? Какие параметры алгоритма позволяют управлять анизотропностью синтезируемых текстур?

### 3 Лабораторная работа № 3

#### Исследование методов формирования гистограммных признаков второго порядка

Цель работы – ознакомиться с методами формирования матриц рассеяния, вычисления гистограммных признаков второго порядка, выбора признаков текстур для их классификации.

##### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Использовать базу текстур лабораторной работы №2.
- Разработать и выполнить алгоритм формирования матриц рассеяния.
- Разработать и выполнить алгоритм формирования признаков текстур для разных векторов смещения.
- Получить оценки оптимальных векторов смещения.
- Выбрать набор эффективных признаков для сегментации текстур, представленных в базе.
- Выполнить сегментацию текстур на примере мозаик.
- Оценить эффективность сегментации.

#### 3.1 Теоретическая часть

Метод основан на статистическом описании текстуры [1]. Оценка признаков текстур строится по матрице рассеяния. Эта матрица в разных источниках называется по-разному (матрица вхождений), в англоязычной литературе применяется термин «co-occurrence matrix». Матрица рассеяния – это двумерный массив  $N$ , в котором индексы строк и столбцов образуют множество  $V$  допустимых на изображении значений элементов. Для полутоновых изображений  $V$  – множество допустимых значений интенсивности (яркости).

Значение  $N_d(a,b)$  указывает, сколько раз значение  $a$  встречается в изображении в некотором заданном пространственном отношении  $d$  со значением  $b$  [2]. Например, пусть множество  $V$  представляет собой множество значений яркости, а пространственное отношение описывается вектором  $d$ . Этот вектор задает смещение между элементом с яркостью  $a$  и элементом с яркостью  $b$  и представляется в виде:

$$d = [d_r, d_c]^T, \quad (3.1)$$

где  $d_r$  - смещение по строкам,  $d_c$  - смещение по столбцам.

Полутоновая матрица рассеяния  $N_d$  для изображения  $V$  определяется выражением:

$$N_d = \{[r, c] | V[r, c] = a \quad \& \quad V[r + d_r, c + d_c] = b\}. \quad (3.2)$$

На рис. 3.1 показаны три различные матрицы рассеяния  $N_{01}$ ,  $N_{10}$  и  $N_{11}$  для одного и того же фрагмента изображения  $V$ , размер которого равен  $5 \times 5$  элементов.

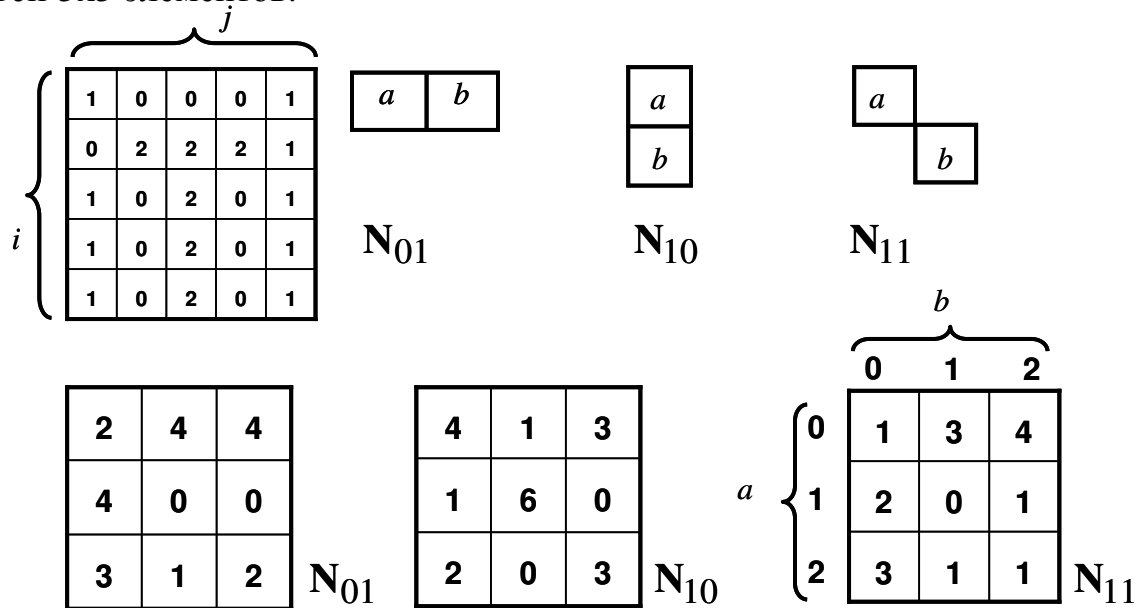


Рисунок 3.1 Формирование матрицы рассеяния

В матрице  $N_{01}$  элемент с адресом  $(1,0)$  равен 4. Это значит, что переход яркости из значения 1 ( $a=1$ ) в значение 0 ( $b=0$ ) в двух соседних элементах, расположенных на одной строке, встречается 4 раза в рассматриваемом фрагменте изображения. Адреса ячеек  $a$ , соответствующие этим переходам во фрагменте изображения:  $(0,0)$ ,  $(2,0)$ ,  $(3,0)$ ,  $(4,0)$ . В матрице  $N_{11}$  все элементы представляют собой значения числа переходов значения яркости из  $a$  в  $b$  при смещении из адреса  $(i-1,j-1)$  в адрес  $(i,j)$ .

Из матрицы рассеяния формируется нормированная матрица рассеяния. При нормировке каждый элемент матрицы рассеяния делится на сумму всех элементов матрицы рассеяния, то есть на общее число возможных переходов при заданном векторе смещения  $\mathbf{d}$  [3]. Значения элементов вычисляются по формуле:

$$p(a,b) = N_{\mathbf{d}}(a,b) / \sum_a \sum_b N_{\mathbf{d}}(a,b) \quad (3.3)$$

В этом случае матрицу рассеяния интерпретируют в терминах гистограммы второго порядка. Матрица рассеяния используется для оценки признаков текстур. В качестве признаков используются следующие признаки.

Ковариация вычисляется в соответствии с:

$$B_C = \sum_{a=0}^{2L-1} \sum_{b=0}^{2L-1} (a - \bar{a})(b - \bar{b})p(a,b) \quad (3.4)$$

Момент инерции (контраст):

$$B_I = \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} (a-b)^2 p(a,b) \quad (3.5)$$

Средняя абсолютная разность:

$$B_V = \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} |a-b| p(a,b) \quad (3.6)$$

Энергия

$$B_N = \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} [p(a,b)]^2 \quad (3.7)$$

Энтропия

$$B_E = - \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} p(a,b) \log_2 [p(a,b)] \quad (3.8)$$

Обратная разность

$$B_D = \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} p(a,b) / [1 + (a-b)^2] \quad (3.9)$$

Однородность

$$B_{\text{hom}} = \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} p(a,b) / [1 + |a-b|] \quad (3.10)$$

Коэффициент корреляции

$$r_C = \left[ \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} ab p(a,b) - \bar{a}\bar{b} \right] / [\sigma_a \sigma_b] \quad (3.11)$$

Математическое ожидание яркости вычисляется в соответствии с:

$$\bar{a} = \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} ap(a,b) \quad (3.12)$$

$$\bar{b} = \sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} bp(a,b) \quad (3.13)$$

Среднее квадратическое отклонение вычисляется в соответствии с:

$$\sigma_a = \sqrt{\sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} a^2 p(a,b) - \bar{a}^2} \quad (3.14)$$

$$\sigma_b = \sqrt{\sum_{a=0}^{2^L-1} \sum_{b=0}^{2^L-1} b^2 p(a,b) - \bar{b}^2} \quad (3.15)$$

При вычислении текстурных характеристик на основе матриц рассеяния необходимо решить задачу выбора вектора смещения **d**. В работе [2] в

качестве критерия используется статистическая проверка по критерию хи-квадрат  $\chi^2$  для выбора вектора смещения  $\mathbf{d}$ :

$$\chi^2(\mathbf{d}) = \sum_a \sum_b \frac{p^2(a, b)}{p(a)p(b)} - 1 \quad (3.16)$$

В соответствии с этим критерием наиболее выраженной структуре текстурного образа соответствует значение вектора смещения, при котором достигается максимум величины  $\chi^2(\mathbf{d})$ :

$$\mathbf{d} = \arg \max(\chi^2(\mathbf{d})) \quad (3.17)$$

При этом

$$p(a) = \sum_b p(a, b) \quad (3.18)$$

$$p(b) = \sum_a p(a, b) \quad (3.19)$$

### 3.2 Порядок выполнения работы

- 1) Использовать базу текстурных полутоновых (8-ми разрядных) изображений и изображения мозаик из лабораторной работы №2 [4,5].
- 2) Разработать код программы формирования матриц рассеяния.
- 3) Для каждого образца текстуры:  
для множества значений вектора смещения, получаемых формированием 8 направлений (от  $0^\circ$  до  $360^\circ$  с шагом  $45^\circ$ ) и расстояниями между отсчетами от 1 до 5 элементов:  
получить нормированные матрицы рассеяния,  
построить их 3D изображения.  
на основании критерия (3.16) выбрать вектор смещения.
- 4) Для каждого образца текстуры получить оценки признаков текстур в соответствии с формулами (3.4)- (3.15)
- 5) Выбрать признаки для сегментации текстур.
- 6) Выполнить сегментацию изображений мозаик по полученному множеству признаков.
- 7) Оценить эффективность сегментации.
- 8) Проанализировать полученные результаты, составить отчет о выполненных исследованиях, сделать выводы по работе.

### 3.3 Библиографический список

- 1) В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие.- СПб: СПбГУ ИТМО, 2008.-192 с.
- 2) Шапиро Л. Компьютерное зрение/ Шапиро Л., Стокман Дж.: Пер. с англ. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
- 3) Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес, Р.Вудс - М.: Техносфера, 2005.-1072 с.

- 4) Brodatz P. A Photographic Album for Artists and Designers. New York, Dover, 1966.
- 5) <http://vismod.media.mit.edu/pub/VisTex>

### **3.4 Вопросы для самопроверки:**

- 1) Какие методы описания текстур Вы знаете?
- 2) Что такое матрица рассеяния?
- 3) Как задается вектор смещения?
- 4) Как можно определить максимальное значение длины вектора смещения при заданном направлении?
- 5) Как определяется направление вектора смещения?
- 6) Какой критерий используется при определении оптимального вектора смещения для текстуры?
- 7) Почему для сегментации текстур используют вероятность появления пар яркостей отсчетов изображений при фиксированном векторе смещения.
- 8) Как выполняется нормирование матрицы рассеяния?
- 9) Что мы называем гистограммами второго порядка?
- 10) Составьте схему алгоритма анализа текстур по признакам, полученным по матрицам рассеяния.
- 11) Какое условие накладывается на изображение при вычислении матриц рассеяния? Как достигают выполнения этого условия?
- 12) Позволяют ли матрицы рассеяния представить особенности текстуры.
- 13) Какие признаки текстур формируются на основании матриц рассеяния?



## 4 Лабораторная работа № 4

### Исследование методов пороговой обработки изображений

Цель работы – исследовать методы пороговой обработки изображений. Исследовать методы определения порогов при решении задачи классификации для случая 2 классов; исследовать методы определения порогов при многопороговой обработке.

#### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Разработать алгоритм и написать программу сегментации изображения на два класса по методу Оцу.
- На основании метода Оцу разработать алгоритм и написать программу сегментации изображения на заданное число классов ( $>2$ ).
- Выбрать или синтезировать тестовые изображения.
- Выполнить сегментацию тестовых изображений.
- Оценить эффективность сегментации.

#### 4.1 Теоретическая часть

Методы пороговой обработки предназначены для сегментации изображения, позволяющей выделить цель на фоне, используя яркостные, текстурные и др. признаки. Большинство методов пороговой обработки основано на статистиках одномерных (1D) гистограмм полутоновых изображений и на статистиках двумерных (2D) матриц рассеяния изображения [1]. Разработаны параметрические и непараметрические методы определения порогов. При параметрическом подходе для определения порога используется распределение уровней полутонового изображения, пороговое ограничение сохраняет моменты распределения, то есть изображение, ограниченное по порогу, имеет те же самые моменты, что и оригинальное изображение. При непараметрическом подходе пороги получаются в результате процедур оптимизации в соответствии с некоторым заданным критерием. К этому подходу относится и метод Оцу. Процедура определения порога построена по критерию максимума межкластерной дисперсии путем полного перебора [1]. Отличие 2D методов пороговой обработки от 1D методов состоит в том, что вместо гистограмм распределения яркостей используется учет пространственных связей яркостей, то есть гистограммы второго порядка.

Метод Оцу для порогового ограничения изображений. Оценить пороговое значение  $f_T$ , минимизирующее взвешенную сумму внутрикластерных дисперсий для двух кластеров, сформированных после разделения по порогу  $f_T$  [2]. Это то же, что и установление порога, обеспечивающего получение максимума межкластерной дисперсии. Метод Оцу разработан при следующих допущениях: гистограмма является

бимодальной; не учитываются пространственные соотношения элементов изображения и текстурные свойства; оцениваются статистики стационарных процессов, но могут учитываться локальные признаки; предполагается равномерное освещение, при котором бимодальность гистограммы обусловлена различными характеристиками объектов.

Пусть изображение является двумерной функцией яркости и содержит  $N$  элементов с уровнями яркости от 1 до  $L$ . Если  $n_f$  - число элементов, имеющих яркость  $f$ , то  $p(f)$  - вероятность яркости  $f$  в изображении вычисляется как

$$p(f) = n_f / N \quad (4.1)$$

В случае квантования изображения на два уровня, элементы делятся на два кластера,  $C_1$  с уровнями яркости  $[1, \dots, f_T]$  и  $C_2$  с уровнями яркости  $[f_T + 1, \dots, L]$ . Вероятности для этих двух кластеров зависят от порогового значения и определяются как суммы частот значений яркости, принадлежащих кластеру:

$$q_1(f_T) = \sum_{f=1}^{f_T} p(f), \quad (4.2)$$

$$q_2(f_T) = \sum_{f=f_T+1}^L p(f) \quad (4.3)$$

Поскольку все изображение по пороговому значению сегментируется на 2 кластера, то сумма вероятностей кластеров равна 1:

$$q_1(f_T) + q_2(f_T) = 1. \quad (4.3)$$

Средние значения для кластеров  $C_1$  и  $C_2$  вычисляются в соответствии с:

$$\mu_1(f_T) = \sum_{f=1}^{f_T} \frac{fp(f)}{q_1(f_T)} \quad (4.4)$$

$$\mu_2(f_T) = \sum_{f=f_T+1}^L \frac{fp(f)}{q_2(f_T)} \quad (4.5)$$

Пусть  $\mu$  есть среднее значение яркости для всего изображения. Среднее значение яркости в изображении определяется как сумма взвешенных с вероятностью класса значений математических ожиданий:

$$\mu = q_1\mu_1 + q_2\mu_2.$$

Внутрикластерные дисперсии вычисляются в соответствии с уравнением:

$$\sigma_1^2(f_T) = \sum_{f=1}^{f_T} [f - \mu_1(f_T)]^2 p(f) / q_1(f_T), \quad (4.6)$$

$$\sigma_2^2(f_T) = \sum_{f=f_T+1}^L [f - \mu_2(f_T)]^2 p(f) / q_2(f_T). \quad (4.7)$$

Суммарная внутрикластерная дисперсия вычисляется в соответствии с:

$$\sigma_W = q_1(f_T)\sigma_1^2(f_T) + q_2(f_T)\sigma_2^2(f_T). \quad (4.8)$$

Дисперсия изображения (суммарная дисперсия) не зависит от порога и вычисляется в соответствии с уравнением:

$$\sigma^2 = \sum_{f=1}^L (f - \mu)^2 p(f) \quad (4.9)$$

Межкластерная дисперсия равна сумме взвешенных квадратов расстояний между центрами (средними значениями) кластеров и глобальным средним значением:

$$\sigma_B^2 = q_1(\mu_1 - \mu)^2 + q_2(\mu_2 - \mu)^2 \quad (4.10)$$

Для любого заданного порога дисперсия равна сумме взвешенной внутрикластерной дисперсии и межкластерной дисперсии.

$$\sigma^2 = \sigma_W^2(f_T) + \sigma_B^2(f_T). \quad (4.11)$$

Пороговое значение соответствует значению, при котором достигается максимум межкластерной дисперсии:

$$f_T^* = \arg \max_{1 \leq f_T < L} (\sigma_B^2(f_T)). \quad (4.12)$$

Из (4.10) :

$$\sigma_B^2 = q_1(f_T) [\mu_1(f_T) - \mu]^2 + q_2(f_T) [\mu_2(f_T) - \mu]^2 = \\ q_1(f_T) q_2(f_T) [\mu_1(f_T) - \mu_2(f_T)]^2. \quad (4.13)$$

В соответствии с (4.12) алгоритм строится следующим образом. Для каждого возможного значения порога  $f_T$  выполняются следующие операции:

- Все элементы изображения делятся по пороговому значению на два кластера.
- Вычисляются средние значения кластеров.
- Вычисляется квадрат разности математических ожиданий
- Квадрат разности умножается на вероятности кластеров в соответствии с (4.13).

Этот алгоритм реализуется как итерационная процедура. Прежде всего выполняется инициализация алгоритма:  $q_1(1) = p(1)$ ,  $\mu_1(1) = 1$ .

Затем для каждого возможного порога вычисляются:

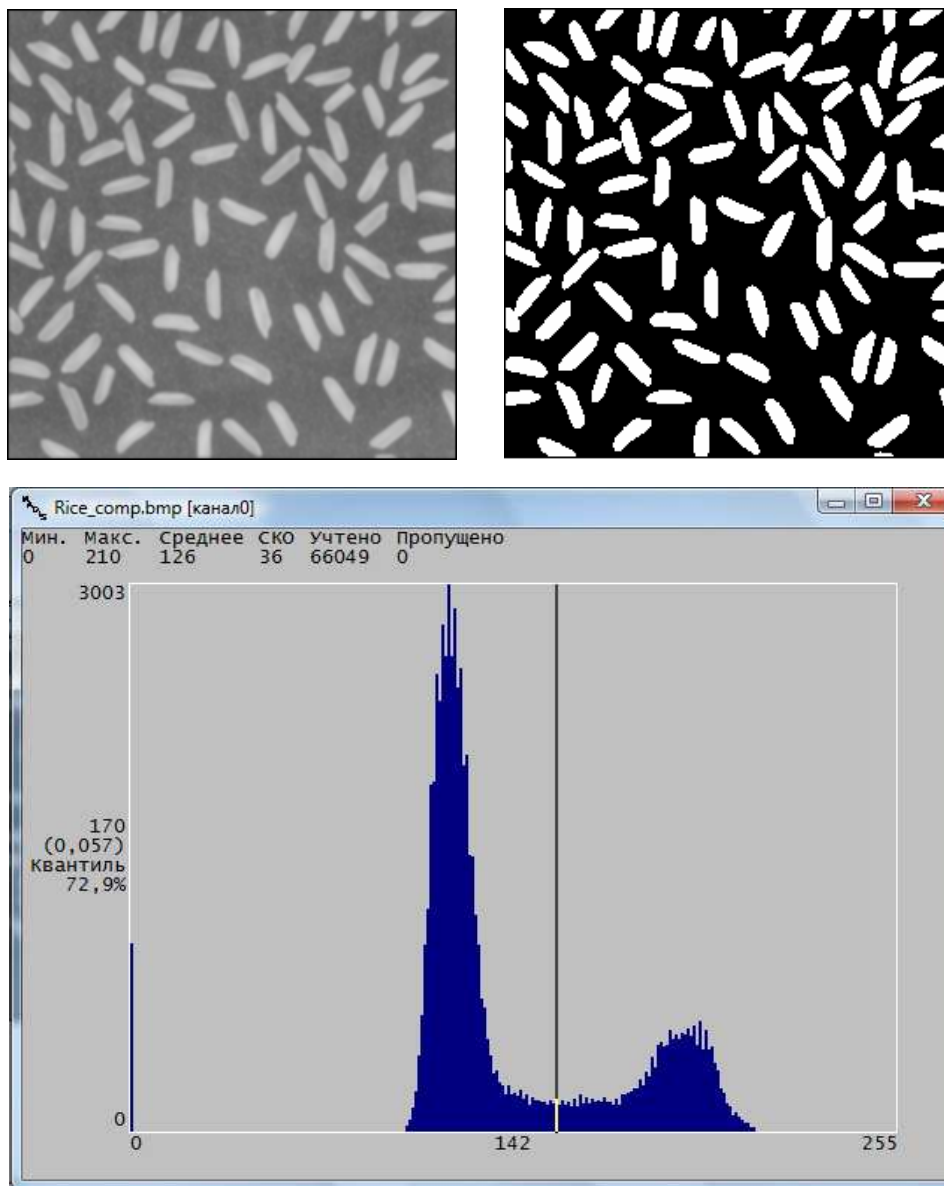
$$q_1(f_T + 1) = q_1(f_T) + p(f_T + 1), \quad (4.14)$$

$$\mu_1(f_T + 1) = [q_1(f_T)\mu_1(f_T) + (f_T + 1)p(f_T + 1)] / q_1(f_T + 1),$$

$$\mu_2(f_T + 1) = [\mu - q_1(f_T + 1)\mu_1(f_T + 1)] / [1 - q_1(f_T + 1)]. \quad (4.15)$$

На рис.4.1 приведен пример квантования изображения на два уровня, при автоматическом определении порога по методу Оцу.

Видно, что гистограмма исходного изображения является двухмодальной, однако область минимума занимает значительный диапазон значений яркости. Автоматически полученное значение порогового значения равно 142 и показано на изображении гистограммы визиром.



а) б)  
в)

Рисунок 4.1 а) Исходное изображение; б) бинарное изображение, полученное по автоматическому пороговому значению; в) гистограмма исходного изображения.

Метод Оцу расширен на случай многопороговой обработки [3]. Пусть мы выполняем сегментацию на  $M$  кластеров. В этом случае мы должны получить оценки  $(M-1)$  порогового значения.

Оптимальные значения порогов должны удовлетворять условию:

$$\{f_1^*, f_2^*, \dots, f_{M-1}^*\} = \arg \max_{1 \leq f_1 < f_2 < \dots < f_{M-1} < L} \{\sigma_B^2\{f_1, f_2, \dots, f_{M-1}\}\} \quad (4.16)$$

Независимо от числа кластеров, рассматриваемых в процессе пороговой обработки, сумма накопленных функций вероятности  $M$  классов равняется 1, и среднее значение изображения равно сумме средних  $M$  классов, взвешенных с их накопленными вероятностями, то есть:

$$\sum_{k=1}^M q_k = 1 \quad (4.17)$$

$$\mu = \sum_{k=1}^M q_k \mu_k \quad (4.18)$$

Аналогично (4.10) дисперсия межкластерных отклонений равна:

$$\sigma_B^2 = \sum_{k=1}^M q_k (\mu_k - \mu)^2 \quad (4.19)$$

Используя уравнения (4.17) и (4.18), межкластерная дисперсия (4.19) может быть записана как:

$$\sigma_B^2 = \sum_{k=1}^M q_k \mu_k^2 - \mu^2 \quad (4.20)$$

Поскольку  $\mu$  не зависит от выбора порогов, то для выполнения критерия (4.16) вместо  $\sigma_B^2$  достаточно анализировать только  $\sigma_b^2$ :

$$\sigma_b^2 = \sum_{k=1}^M q_k \mu_k^2. \quad (4.21)$$

Согласно критерию, чтобы найти оптимальные пороги, диапазон поиска для максимальной  $\sigma_b^2$  составляет  $1 \leq f_1 < L-M+1$ ,  $f_1 + 1 \leq f_2 < L-M+2$ , ..., и  $f_{M-1} + 1 \leq f_{M-1} < (L-1)$ . На рис. 4.2 показаны зоны поиска порогов в диапазоне значений сегментируемого изображения.

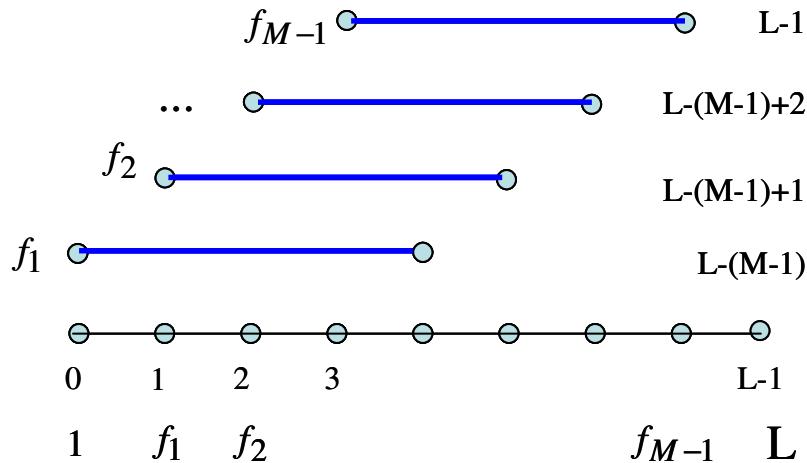


Рисунок 4.2 Соотношение порогов в методе полного перебора.

Каждое следующее значение порогового значения должно быть хотя бы на 1 больше предыдущего. Это условие формирует левую границу диапазона. После каждого  $i$ -го порога должно быть установлено  $L-M+i$  следующих пороговых значений. Это условие определяет правую границу возможного диапазона порога.

Нахождение оптимального выбора порогов выполняется методом полного перебора.

## **4.2 Порядок выполнения работы**

- 1) Разработать алгоритм и код программы квантования на два уровня при определении порога по методу Оца.
- 2) Разработать алгоритм и код программы многопороговой обработки по критерию максимума межкластерных расстояний.
- 3) Синтезировать тестовые изображения
- 4) Выполнить сегментацию тестовых изображений.
- 5) Оценить эффективность сегментации.
- 6) Проанализировать полученные результаты, составить отчет о выполненных исследованиях, сделать выводы по работе.

## **4.3 Библиографический список**

- 1) В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие.- СПб: СПбГУ ИТМО, 2008.-192 с.
- 2) Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес, Р.Вудс - М.: Техносфера, 2005.-1072 с.
- 3) A Fast Algorithm for Multilevel Thresholding. Ping-Sung Liao, Tse-Sheng Chen\* and Pau-Choo Chung. Department of Electrical Engineering. National Cheng Kung University.Tainan, 701 Taiwan. P. 15

## **4.4 Вопросы для самопроверки:**

- 1) Какие методы пороговой обработки Вы знаете?
- 2) Какой критерий положен в основу порогового метода Оцу?
- 3) Какие допущения сделаны при разработке метода кластеризации Оцу?
- 4) Нарисуйте схему алгоритма Оцу?
- 5) Как связаны критерии минимума внутрикластерных отклонений и максимума межкластерных расстояний?
- 6) Какой параметр используется для оценки внутрикластерных отклонений и как он вычисляется?
- 7) Опишите схему алгоритма многопороговой обработки.
- 8) Какой критерий положен в основу метода многопороговой обработки?
- 9) Как осуществляется поиск оптимального набора порогов при многопороговой обработке?

## 5 Лабораторная работа № 5

### Исследование методов морфологической сегментации

Цель работы – ознакомиться с методами морфологической сегментации на примере метода морфологической реконструкции и метода выращивания областей.

#### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Разработать алгоритм и написать код программы морфологической реконструкции.
- Разработать алгоритм выращивания областей и написать код программы.
- Выполнить алгоритмы морфологической сегментации.
- Сделать выводы по выполненной работе.

### 5.1 Теоретическая часть

Сегментация – одна из самых важных проблем в задачах классификации изображений [1]. Рассмотрим методы морфологической сегментации на примере двух методов: метода реконструкции и метода выращивания областей.

#### 5.1.1 Метод реконструкции

Метод реконструкции [2] применяется в тех случаях, когда в бинарном изображении необходимо выделить связные области, помеченные маркерами. Бинарное изображение, содержащее области, назовем изображением масок  $\mathbf{g}$ . Маркеры представлены в изображении, назовем его изображением маркеров  $\mathbf{f}$ , в виде областей, принадлежащих объекту интереса так, что маркер является подмножеством масок:

$$\mathbf{f} \subseteq \mathbf{g}. \quad (5.1)$$

Изображение маркеров может быть получено при анализе характеристик объекта, отличных от тех, по которым были выделены маски. Например, в изображении  $\mathbf{g}$  выделены области одного тона. Известно, что изображения, имеющие один тон, но разные яркости, воспринимаются ЗС человека как разные. В качестве маркера, может быть использовано бинарное изображение  $\mathbf{2}$ , полученное по компоненту яркости и последующему применению операции логического «И» с изображением  $\mathbf{1}$ .

При морфологической реконструкции тип связности определяется структурирующим элементом  $\mathbf{B}$ . В случае восьмисвязной области:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5.2)$$

Алгоритм реконструкции выполняется как итеративная процедура:  
Инициализация:

–присвоить  $\mathbf{h1}$  изображение маркеров  $\mathbf{f}$ :  $\mathbf{h1}=\mathbf{f}$

–задать структурирующий элемент  $\mathbf{B}$ .

Далее выполняются итерации алгоритма:

$$\mathbf{h}_{k+1} = (\mathbf{h}_k \oplus \mathbf{B}) \cap \mathbf{g}. \quad (5.3)$$

Критерий останова:

$$\mathbf{h}_{k+1} = \mathbf{h}_k. \quad (5.4)$$

На рис. 5.1 Представлен пример морфологической реконструкции.

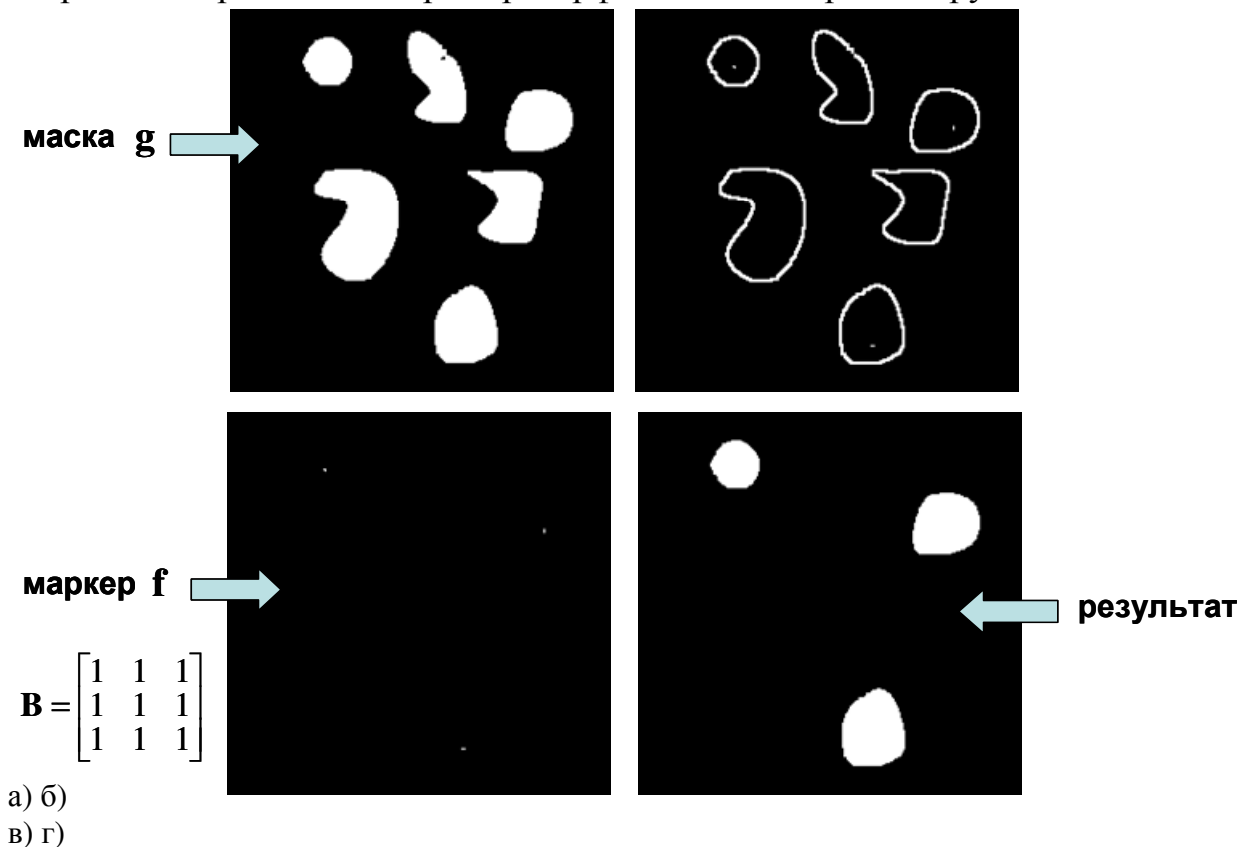


Рисунок 5.1 Морфологическая реконструкция. а) изображение маски  $\mathbf{g}$ ; б) изображение контуров областей (масок), точками внутри контуров представлены маркеры; в) изображение маркеров  $\mathbf{f}$ ; г) выходное изображение.

### 5.1.2 Метод выращивания областей

Второй метод – метод выращивания областей,- состоит в наращивании областей от некоторых заданных маркеров [3] («центров кристаллизации») путем добавления соседних элементов, имеющих заданные свойства. Исходными данными для алгоритма являются:

- входное полутоновое изображение  $\mathbf{f}$ ,
- множество «центров кристаллизации»  $\mathbf{S}$ ,
- множество пороговых значений  $\mathbf{T}$ .

Множество «центров кристаллизации»  $\mathbf{S}$  и множество пороговых значений  $\mathbf{T}$  в общем случае могут представлять собой изображения, размер которых равен размеру сегментируемого изображения  $\mathbf{f}$ , и трактоваться как множество пороговых значений для формирования изображений масок и



маркеров. В случае использования глобальных пороговых значений изображения **S** и **T** заменяются скалярными значениями **S** и **T**.

Алгоритм выращивания областей следующий.

Формирование массива центров кристаллизации **SI** (маркера):

$$SI = \begin{cases} 1, & \text{если } f = S \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (5.5)$$

Формирование бинарного массива **TI** (изображение масок), в котором единичным элементам соответствуют элементы изображения **f**, в которых выполняется условие однородности:

$$TI = \begin{cases} 1, & \text{если } \text{abs}(f - S) \leq T \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (5.6)$$

Выполнение морфологической реконструкции, для которой маркером является **SI**, а маской **TI**. Структурирующий элемент **B** задается в соответствии с заданным критерием связности.

Выполнение селекции связных компонентов и получение изображения связных компонентов **g** и их количества.

В результате выполнения алгоритма на выходе формируется сегментированное изображение **g**, в котором каждая сегментированная область имеет свою уникальную метку.

В качестве примера выполнена сегментация изображения при **S=98**, **T=8**, как это показано на рис. 5.2.

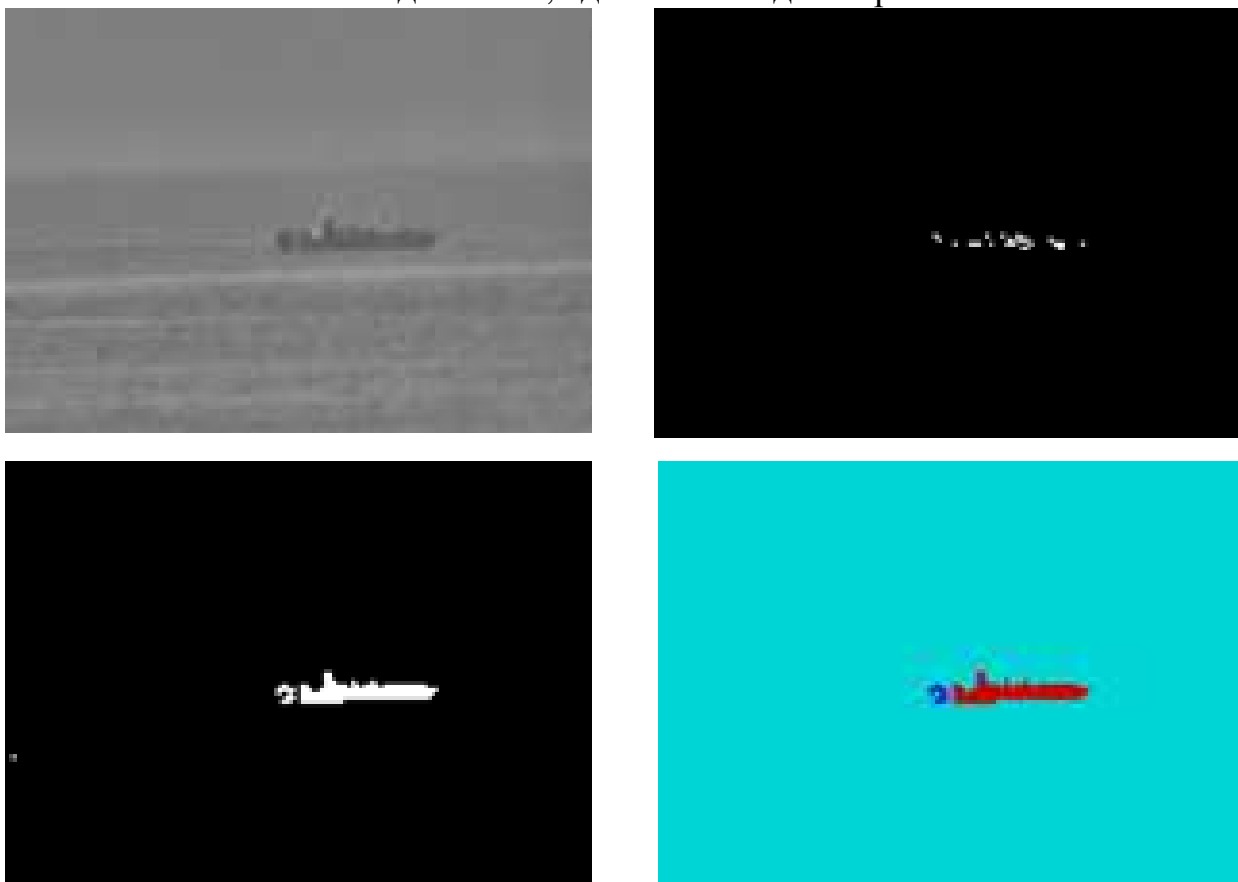
На рис. 5.2 б) представлено изображение центров кристаллизации, полученное простым выбором тех отсчетов, в которых яркость изображения равна 98. На рис. 5.2 в) представлено изображение масок, в котором единичные значения присвоены элементам изображения, в которых модуль разности яркости и значения **S** не превышает порогового значения **T**. На рис. 5.2 в) кроме масок, принадлежащих объекту интереса, присутствует малая область (точечная) слева. Поскольку ей не соответствует центр кристаллизации, то после операции реконструкции эта область исключается. На рис. 5.2 г) показан результат операции селекции связных компонентов, выполненной по изображению, полученному после реконструкции. Это изображение представлено в псевдоцветах.

Рассмотренные методы сегментации наряду с выполнением условий однородности позволяют учесть пространственные связи элементов изображения.

## 5.2 Порядок выполнения работы

- 1) Разработать алгоритм и код программы морфологической сегментации областей по методу реконструкции.
- 2) Разработать алгоритм и код программы сегментации областей по методу выращивания областей.
- 3) Выбрать тестовые изображения.
- 4) Разработать алгоритм формирования изображения маркеров.

- 5) Выполнить сегментацию тестовых изображений.
- 6) Оценить эффективность сегментации.
- 7) Проанализировать полученные результаты, составить отчет о выполненных исследованиях, сделать выводы по работе.



- а) б)  
в) г)

Рисунок 5.2 Выращивание областей. а) исходное изображение б) изображение центров кристаллизации **SI**; в) изображение масок **TI**; г) выходное изображение.

### 5.3 Библиографический список

- 1) В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие.- СПб: СПбГУ ИТМО, 2008.-192 с.
- 2) Vincent L. "Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms, "IEEE Trans. on Image Processing", 1973, Vol. 2, № 2, pp.176-201.
- 3) Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес, Р.Вудс - М.: Техносфера, 2005.-1072 с.

### 5.4 Вопросы для самопроверки:

- 1) Что такое сегментация изображения?
- 2) Каким условиям должна удовлетворять сегментация изображения?
- 3) Какие морфологические методы сегментации областей вы знаете?
- 4) Для чего предназначена морфологическая реконструкция?

- 5) Как выполняется морфологическая реконструкция?
- 6) В каких случаях выполняется метод выращивания областей?
- 7) Как формируется изображение центров кристаллизации?
- 8) Как формируется изображение областей?
- 9) Для чего может использоваться алгоритм утончения при выращивании областей?
- 10) Приведите пример, когда сегментацию областей можно выполнить только с помощью алгоритма выращивания.
- 11) Какие признаки используются при сегментации областей по исследованным методам?
- 12) Как оценивается эффективность сегментации?

## 6 Лабораторная работа № 6

### Исследование морфологических методов изменения бинарных областей

Цель работы – ознакомиться с морфологическими методами изменения бинарных областей. Исследовать алгоритм «уточнение» областей.

#### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Разработать алгоритм «уточнения» областей и написать код программы уточнения области.
- Выполнить алгоритм морфологического уточнения.
- Сделать выводы по выполненной работе.

#### 6.1 Теоретическая часть

Морфологические методы изменения областей, реализуемые на простых морфологических операциях эрозии и дилатации, изучены в курсе «Компьютерные методы обработки и распознавания изображений» [1]. Такими операциями являются разделение областей, заполнение внутренних отверстий, расширение и сжатие областей, объединение областей.

В этом курсе мы знакомимся с более сложными морфологическими операциями, такими как утолщение области, построение остова, отсечение ложных ветвей и др. В лабораторной работе выполним исследование операции уточнения [2]. Эта операция использует морфологический алгоритм «успех/неудача».

Утончение множества  $A$  по примитиву  $B$  определяется с помощью преобразования «успех/неудача» в соответствии с уравнением:

$$A \otimes B = A \setminus (A \circledast B) = A \cap (A \circledast B)^C. \quad (6.1)$$

Для симметричного утончения используется не один примитив, а множество примитивов  $\{B\}$ :

$$\{B\} = \{B^1, B^2, \dots, B^n\}. \quad (6.2)$$

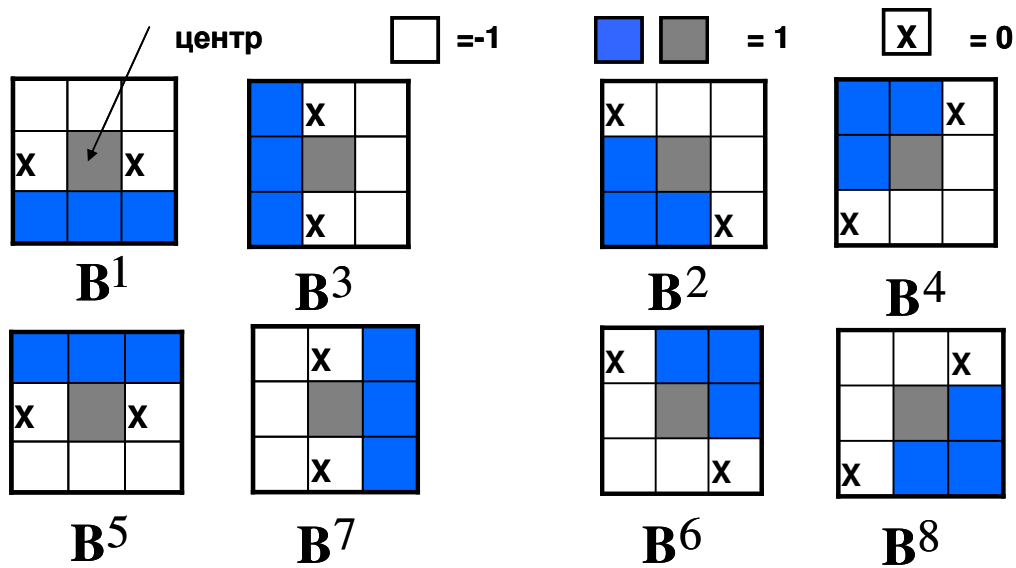
Изображения примитивов представлены на рис. 6.1. На рис. 6.1 а) представлено подмножество примитивов, полученных при вращении примитива  $B^1$ , на рис. 6.1 б) представлено подмножество примитивов, полученных при вращении примитива  $B^2$ . Операция утончения по множеству примитивов  $B$  производится в соответствии с уравнением:

$$A \otimes \{B\} = ((\dots((A \otimes B^1) \otimes B^2) \dots) \otimes B^n). \quad (6.3)$$

Алгоритм выполняется как итерационный.

- Каждая итерация состоит из выполнения (6.1) с одним примитивом. К результату этого преобразования применяется (6.1) со следующим примитивом и т.д. в соответствии с (6.3).

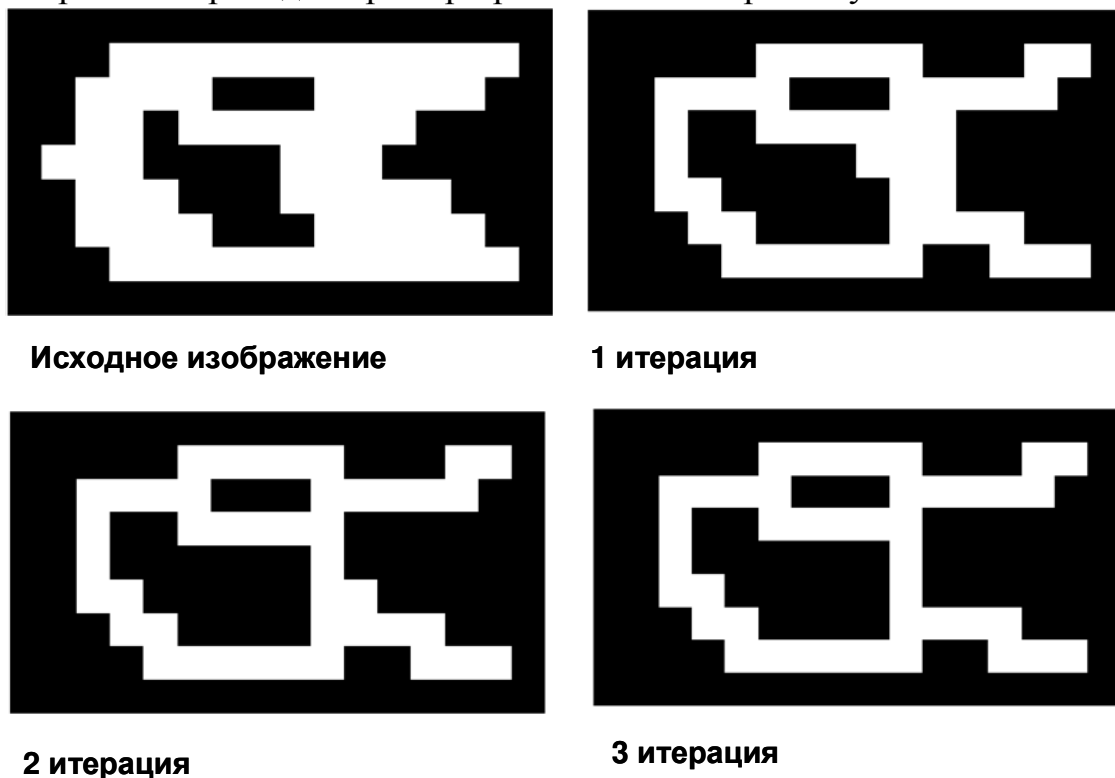
- Критерий останова: результаты двух последовательных итераций совпадают или число итераций превысило заданное число итераций.



а) б)

Рисунок 6.1 Множество структурирующих элементов, используемых для утончения области.

На рис. 6.2 приведен пример применения алгоритма утончения к области.



а) б)

в) г)

Рисунок 6.2 Преобразование «утончение области» для числа итераций от 1(б) до трех (г).

Третья итерация является последней, поскольку изображение на третьей итерации не производит изменений области, сформированной на 2-ой итерации.

## **6.2 Порядок выполнения работы**

- 1) Изучить теоретическую часть работы.
- 2) Разработать алгоритм «утончения» областей и написать код программы утончения области.
- 3) Написать код программы, позволяющий получить исходное изображение для проверки работы алгоритма утончения области.
- 4) Выполнить алгоритм морфологического утончения для разных множеств примитивов
- 5) Сделать выводы по проделанной работе.

## **6.3 Библиографический список**

- 1) В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие.- СПб: СПбГУ ИТМО, 2008.-192 с.
- 2) Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес, Р.Вудс - М.: Техносфера, 2005.-1072 с.

## **6.4 Вопросы для самопроверки:**

- 1) Изложите схему алгоритма преобразования «успех/неудача».
- 2) В чем особенность применения этого алгоритма в методе утончения области?
- 3) Нарисуйте схему алгоритма утончения области.
- 4) Какие еще методы утончения области Вы знаете? Опишите их достоинства и недостатки.
- 5) Какие критерии останова применяются в методе утончения области?
- 6) Укажите область применения метода утончения
- 7) Какие методы включают преобразование успех/неудача?
- 8) Какие преобразования необходимо выполнить после применения метода утончения
- 9) Какой метод изменения области может быть реализован на использовании метода утончения и как?

## 7 Лабораторная работа № 7

### Исследование методов описания границ областей

Цель работы – ознакомиться с методами описания границ областей с помощью цепного кода Фримана и сигнатуры. Оценить устойчивость этих методов при формировании границ объектов по зашумленному изображению.

#### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Разработать алгоритм и написать программу описания границы с помощью цепного кода границы.
- Разработать алгоритм и написать программу, позволяющую представить границу бинарной области сигатурой в полярной системе координат.
- Обеспечить помехоустойчивость разработанных алгоритмов.
- Выполнить экспериментальное исследование разработанных алгоритмов.
- Сделать выводы по выполненной работе.

#### 7.1 Теоретическая часть

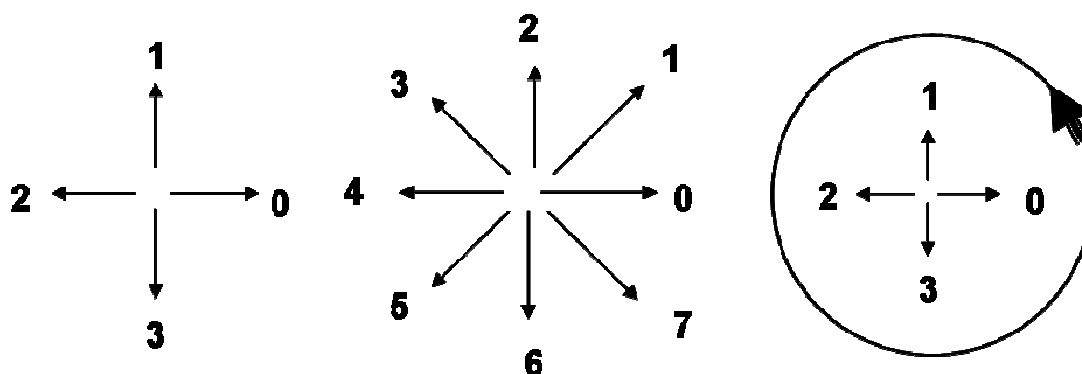
Результатом сегментации является формирование областей интереса. Следующим этапом обработки изображений является формирование компактного описания этих областей. При этом наряду с описанием собственно области, то есть всей совокупности элементов, принадлежащих области, большое внимание уделяется описанию границы области. При этом граница – это замкнутое множество элементов области, в окрестности которых хотя бы один элемент не принадлежит области. В лабораторной работе исследуются два метода описания границы: описание границы цепным кодом и метод вычисления сигнатуры границы.

**Формирование цепного кода границы области.** Цепной код формируется как некоторое целое число из множества  $\{N\}$ , в котором каждая цифра задает направление отрезка при переходе от одного элемента границы к другому при заданном направлении обхода границы.

При формировании цепного кода необходимо учитывать вид связности, который был задан при сегментации. Если область формировалась как 4-х-связная, то и цепной код включает в себя 4 возможных направления перемещения вдоль границы, каждое из которых кодируется своим значением из диапазона  $[0,3]$ . Если область формировалась как 8-ми-связная, то цепной код включает в себя 8 возможных направлений перемещения вдоль границы, каждое из которых кодируется своим значением из диапазона  $[0,7]$ . Цепные коды впервые были введены Фриманом [1]. Номера направлений представлены на рис. 7.1.

Рассмотрим формирование цепного кода для 8-ми-связной области, представленной на рис.7.2 в виде матрицы элементов изображения  $6 \times 6$ . Обход контура производится по часовой стрелке, начиная от элемента (1,3),

обозначенного красным цветом, как показано стрелками. Переход от элемента (1,3) к элементу (1,4), в соответствии с рис. 7.1, осуществляется по направлению 0, переход от (1,4) к (2,4) – по направлению 6 и т.д. В результате сформируется цепной код 06775644341221. Заметим, что при начале обхода от элемента (3,2) мы получим цепной код 21067756443412, который создается циклическим повторением первого кода.



а) б) в)

Рисунок 7.1 Задание направлений при формировании цепных кодов Фримана: а) при 4-х-связной границе; б) при 8-ми-связной границе; в) формирование первой разности цепного кода для 4-х-связной границы.

Для обеспечения инвариантности цепного кода к началу отсчета обхода в качестве цепного кода выбирается тот, который формирует минимальное целое значение. В приведенном примере первый код, начинающийся с 0, соответствует минимальному целому значению.

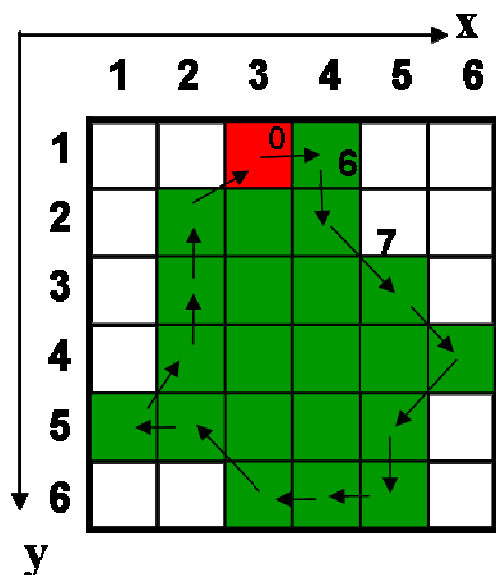


Рисунок 7.2 Пример формирования цепного кода

Полученный код не инвариантен к повороту. Обеспечение инвариантности цепного кода к повороту на углы, кратные  $90^\circ$  для 4-х-связной границы и  $45^\circ$  для 8-ми-связной границы формируется первая разность цепного кода. Каждое значение разности формируется как разность



двух последовательных направлений в коде. Разность равна числу смен направлений при обходе контура против часовой стрелки, как показано на рис. 9.1в). Рассмотрим формирование первой разности на примере, показанном на рис. 9.3. Цепной код первой границы равен 0033333233212121101101, что соответствует  $\min\{N\}$ . Этот код получен при обходе границы по часовой стрелке от элемента, отмеченного красной окружностью. Повернем область на  $90^\circ$  и составим цепной код при обходе по часовой стрелке от соответствующего стартового элемента. Этот цепной код отличается от кода, полученного для границы 1.3а) и равен 3322222122101010030030. Более того, он не соответствует минимальному целому значению, равному 0030030332222212210101. Значение первой разности цепного кода для 9.3а) равно 0300003103313130310313. Последняя цифра получена при вычислении первой разности последнего и первого направлений цепного кода. Первая разность для границы 1.3б) равна 0310313030000310331313. Минимальные целые числа, соответствующие первым разностям цепного кода границ, представленных на рис. 9.3а) и 9.3б) равны друг другу и равны 0000310331313031031303.

В пакете MATLAB значение цепного кода и первой разности цепного кода могут быть получены с помощью Р-файла функции “fchcode” [2].

Основными недостатками цепного кода являются большая длина кода и неустойчивость к шумам.

Главным методом устранения этих недостатков является построение цепного кода для границы, сформированной для изображения с меньшей частотой дискретизации отсчетов изображения и построением границы по методу кусочно-линейной аппроксимации с минимальной длиной, с сохранением существенных характеристик границы. Одним из таких методов является метод нахождения ломаной линии минимальной длины (MPP-Minimum-Perimeter Polygon).

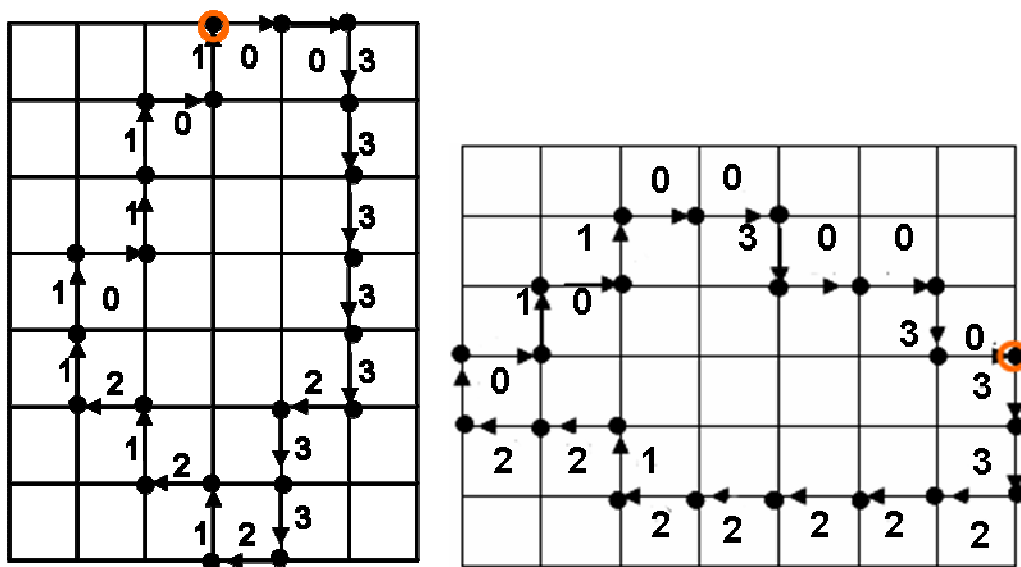


Рисунок 7.3 Пример формирования первой разности цепного кода

**Кусочно-линейная аппроксимация границы.** Целью метода является формирования границы минимальной длины при сохранении существенных характерных особенностей границы. Процедура состоит в формировании клеточного комплекса. Для этого изображение представляется на сетке с заданным шагом дискретизации. Если хотя бы 1 элемент границы содержится в ячейке сетки, то этому отсчету присваивается значение 1, в противном случае – 0. Единичные ячейки сетки и составляют клеточный комплекс, формируя новую границу с большим шагом дискретизации.

Производится выделение внутренней области клеточного комплекса и строится граница внутренней области при заданном критерии связности. Для полученной границы формируется цепной код при заданном направлении обхода. Пусть задан обход по часовой стрелке. В соответствии с цепным кодом отмечаются выпуклые и вогнутые вершины границы. Вогнутым вершинам соответствуют последовательности направлений: 0-1; 1-2; 2-3; 3-0.

Все выпуклые вершины соединяются отрезками прямых линий. Исключаются все вогнутые вершины вне области образованного многоугольника. Вершина называется выпуклой, если ее внутренний угол лежит в диапазоне  $\theta \in (0^\circ, 180^\circ)$ , при  $\theta = 0^\circ$  и  $180^\circ$  - вершины рассматриваются отдельно, иначе вершина является вогнутой.

Удаляются все выпуклые вершины многоугольника, ставшие вогнутыми.

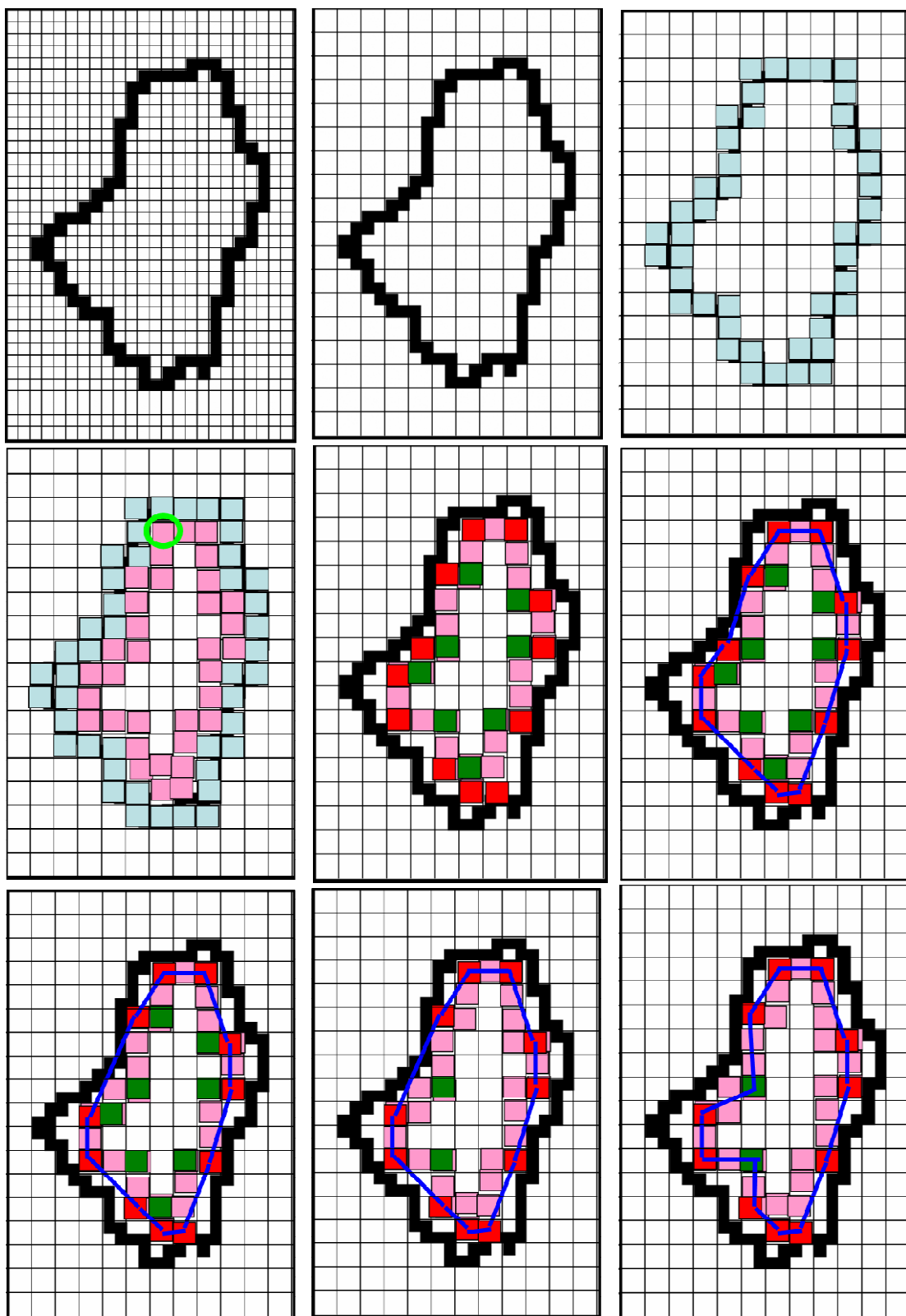
Строится новый многоугольник через все (выпуклые и вогнутые) вершины области. Удаляются выпуклые вершины, ставшие вогнутыми. 2 последних шага повторяются до прекращения изменения выпуклости вершин.

Удаляются вершины, лежащие на одной прямой ( $\theta = 180^\circ$ ).

На рис.7.4 представлены шаги алгоритма при шаге сетки, равном 2 элементам изображения. На рис. 7.4 представлены: а) исходное изображение; б) укрупненная подвыборка границы; в) клеточный комплекс; г) формирование внутренней области клеточного комплекса; д) определение вершин (красные - выпуклые, зеленые – вогнутые); е) построение многоугольника по выпуклым вершинам и исключение вогнутых вершин вне многоугольника ( в примере такие отсутствуют); ж) исключение выпуклых вершин, ставших вогнутыми; з) исключение вогнутых вершин, примыкающих к выпуклым; и) построение многоугольника через все вершины (выпуклые и вогнутые). Поскольку ни одна выпуклая вершина не стала вогнутой, процесс остановлен.

**Описание границы с помощью сигнатуры.** Сигнатура – это описание границы объекта в виде одномерной функции, упрощающей представление двумерной границы объекта и позволяющей выявить ее особенности.

В качестве сигнатуры можно использовать функцию зависимости расстояния от центра тяжести объекта интереса до границы этого объекта от угла в декартовой системе координат. Этот метод применим, когда вектор, проведенный из центра тяжести объекта до границы в каждом направлении, пересекает границу только в одной точке.



а) б) в)

г) д) е)

ж) з) и)

Рисунок 7.4 Кусочно-линейная аппроксимация границы по методу МРР.

На рис. 7.5, 7.6 представлены сигнатуры круга и квадрата. Здесь  $\rho$  - расстояние от центра тяжести объекта до границы при изменении угла  $\theta$  от  $-\pi$  до  $\pi$ .

На основании вычисления сигнатуры можно сделать вывод о ее инвариантности к плоско - параллельному переносу. При изменении масштаба функция изменяется. Инвариантности к масштабу при масштабировании с сохранением пропорции можно достичь, введя нормировку сигнатуры. При наличии шума на изображении необходимо разрабатывать методы устойчивой к шумам оценки сигнатуры, чтобы обеспечить инвариантность к масштабу.

В качестве сигнатуры можно использовать функцию зависимости тангенса угла наклона касательной к границе в каждой точке к некоторой опорной оси. Эта функция характеризует крутизну границы, чем больше тангенс угла наклона, тем больше крутизна границы. Сигнатурой может быть гистограмма распределения значений тангенса угла наклона.

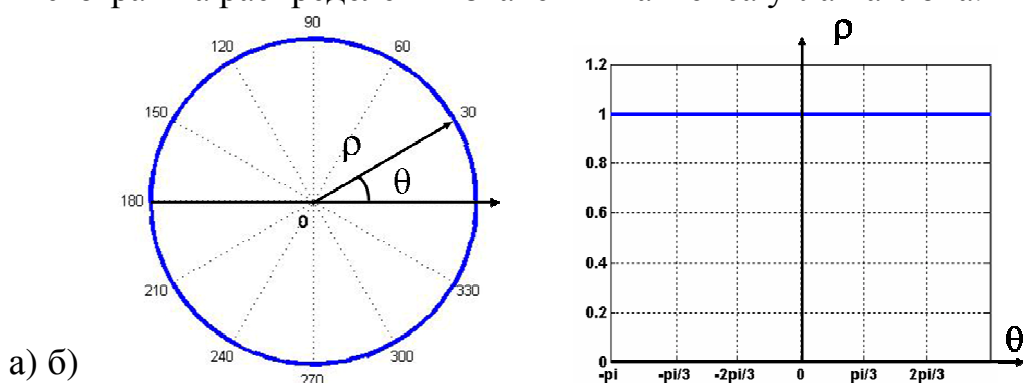


Рисунок 7.5 Сигнатура границы круга с радиусом 1: .а) расстояние как функция угла в полярной системе координат; б) сигнатура.

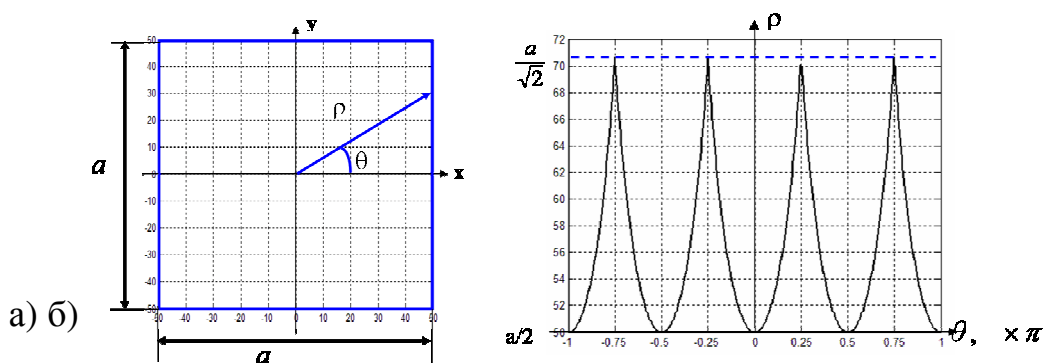


Рисунок 7.6 Сигнатура границы квадрата со стороной  $a$  . а) расстояние как функция угла в полярной системе координат; б) сигнатура.

## 7.2 Порядок выполнения работы

- 1) Изучить теоретическую часть работы.
- 2) Разработать алгоритм и написать программу описания границы с помощью цепного кода границы.

- 3) Разработать алгоритм и написать программу, позволяющую представить границу бинарной области сигнатурой в полярной системе координат.
- 4) Обеспечить помехоустойчивость разработанных алгоритмов.
- 5) Написать программу, на вход которой подается бинарное изображение области. Программа должна обеспечивать выделение границы, кусочно-линейную аппроксимацию границы, формирование цепного кода границы, первой разности цепного кода, имеющей минимальное значение. Формировать выходное изображение границы и запись первой разности цепного кода.
- 6) Написать программу, на вход которой подается бинарное изображение области. Программа должна обеспечивать выделение границы, вычисление сигнатуры границы в полярной системе координат. Формировать выходное изображение границы и график сигнатуры границы в декартовой системе как функцию  $\rho(\theta)$ .
- 7) Выполнить экспериментальное исследование разработанных алгоритмов.
- 8) Сделать выводы по выполненной работе

### 7.3 Библиографический список

- 1) Vincent L. "Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications and Efficient Algorithms, "IEEE Trans. on Image Processing", 1973, Vol. 2, № 2, pp.176-201.
- 2) Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес, Р.Вудс - М.: Техносфера, 2005.-1072 с.

### 7.4 Вопросы для самопроверки:

- 1) Что такое граница области?
- 2) Как формируется цепной код Фримана при задании 8-ми связности?
- 3) Как формируется цепной код Фримана при задании 4-х связности?
- 4) Как формируется первая разность цепного кода?
- 5) Какими свойствами обладает первая разность цепного кода?
- 6) Как производится сокращение описания границы?
- 7) Какие операции позволяют повысить помехозащищенность цепного кода?
- 8) Что такое сигнатура границы? Для чего вводится это описание?
- 9) Как вычисляется сигнатура в полярных координатах?
- 10) Сколько максимумов имеет сигнатура треугольника?
- 11) Обладает ли цепной код инвариантностью к повороту?
- 12) Обладает ли цепной код инвариантностью к переносу?
- 13) Обладает ли цепной код инвариантностью к масштабу?
- 14) Относительно каких преобразований инвариантно описание границы сигнатурами?
- 15) Размер стороны квадрата увеличился в 2 раза. Изменится ли сигнатура его границы? Поясните ответ.

## 8 Лабораторная работа № 8

### Исследование методов описания областей

Цель работы – ознакомиться с методами описания областей.

#### Задание по работе:

- Изучить теоретическую часть работы.
- Разработать алгоритм и написать программу оценки признаков области.
- Выполнить алгоритм оценки признаков области для серии объектов.
- Сделать выводы по выполненной работе.

#### 8.1 Теоретическая часть

После выполнения селекции связных областей по бинарному изображению, позволяющей промаркировать каждую область, формируются признаки этих областей. К ним относятся следующие признаки: геометрические признаки, характеристика формы; яркостные характеристики; цветовые характеристики; текстурные свойства. Геометрические признаки, цветовые характеристики были рассмотрены в [1]. В лабораторных работах № 2 и 3 исследованы текстурные характеристики областей в дополнение к фрактальным характеристикам, изученным в [1].

Рассмотрим топологические дескрипторы областей. Для преобразований, при которых не происходит разрывов и склеек, топологические характеристики обладают инвариантностью к преобразованиям. Топологические характеристики определяются через число связных компонентов, число отверстий. На рис. 8.1 представлено изображение одной и той же области, подвергнутой деформациям.



а) б) в)

Рисунок 8.1 Топологические дескрипторы области а) исходное изображение; б) повернутое изображение а); в) растянутое по горизонтали и сжатое по вертикали изображение а).

Для этой области число связных компонентов равно 1, число отверстий равно 2. Область характеризуется числом Эйлера  $E$  в соответствии с уравнением:

$$E = C - H, \quad (8.1)$$

где  $C$ - число связных компонентов,  $H$ - число отверстий.

Для области на рис. 8.1 число Эйлера равно -1.

Области, образованные отрезками прямых, также описывают числом Эйлера. В этом случае вводятся понятия вершин, ребер граней и отверстий, как показано на рис. 8.2.

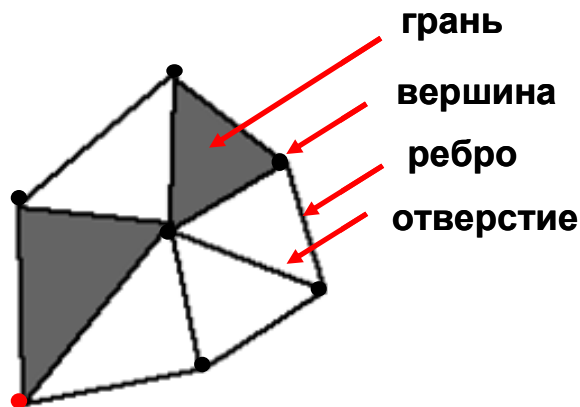


Рисунок 8.2 Область, образованная отрезками прямой.

Если обозначить  $F$ - число граней,  $V$ - число вершин,  $Q$  – число ребер, то их соотношение с числом Эйлера устанавливается в соответствии с формулой Эйлера:

$$V - Q + F = C - H. \quad (8.2)$$

У области, показанной на рис. 8.2, число вершин равно 7, число ребер равно 12, число граней равно 2. Число Эйлера в соответствии с (8.2) равно:  $E=7-12+2=1-4=-3$ .

Кроме того, при описании области бывает полезным знать координаты описывающего прямоугольника, который является минимальным прямоугольником, содержащим эту область. Описывающий прямоугольник ориентирован вдоль координатных осей  $(x,y)$ .

К геометрическим характеристикам относятся такие характеристики, как площадь, центр тяжести, координаты описывающего прямоугольника и периметр. Площадь равна количеству элементов изображения, принадлежащих области. Обозначим множество единичных отсчетов  $g(x,y)$  с координатами  $(x,y)$ , принадлежащих области  $A$ , заданной в плоскости изображения как:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & (x,y) \in A \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (8.3)$$

Пусть координаты левого верхнего и правого нижнего углов прямоугольника, описывающего область, равны  $(X_{\min}, Y_{\min})$  и  $(X_{\max}, Y_{\max})$  соответственно. Тогда площадь вычисляется в соответствии с формулой:

$$S = \sum_{y=Y_{\min}}^{Y_{\max}} \sum_{x=X_{\min}}^{X_{\max}} g(x,y). \quad (8.4)$$

Центр тяжести области задается координатами  $(X_c, Y_c)$ , определяемыми как среднее значение  $(x, y)$  координат, принадлежащих области в соответствии с уравнением:

$$\begin{aligned} X_c &= \frac{1}{S} \sum_{(x,y) \in A} x \\ Y_c &= \frac{1}{S} \sum_{(x,y) \in A} y \end{aligned} \quad (8.5)$$

Определение координат центра тяжести объекта позволяет нормализовать положение объекта, определив положение начала координат в плоскости изображения, относительно которого положение объекта является центральным.

Если число граничных отсчетов области равно  $N$ , то длина периметра  $P$  равна сумме расстояний между соседними граничными точками:

$$P = \sum_{i=1}^N r_i, \quad (8.6)$$

$$r_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}. \quad (8.7)$$

Второй метод состоит в оценке периметра как числа граничных отсчетов области:

$$P = N. \quad (8.8)$$

Именно этот способ использован в пакете «Magisoft». Отсчет является граничным, если хотя бы один элемент из его окрестности не принадлежит области  $A$ .

В качестве характеристики формы используют оценку коэффициента формы, определяемую как отношение квадрата периметра к площади:

$$K = P^2 / S. \quad (8.9)$$

Для нормализации ориентации объекта при анализе бинарных изображений используется статистический подход. Объект описывают некоторым эллипсом рассеяния. В качестве ориентации выбирают направление собственного вектора  $\mathbf{x}$  матрицы ковариации  $\mathbf{B}$  координат отсчетов ненулевой яркости, то есть принадлежащих области  $A$ . Собственный вектор должен соответствовать максимальному собственному значению  $\lambda$  матрицы ковариации. Пусть матрица ковариации имеет вид:

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{12} & B_{22} \end{pmatrix}, \quad (8.10)$$

где  $B_{ij}$  - центральные моменты второго порядка:  $B_{11}$  - дисперсия  $x$ -координаты ненулевых отсчетов яркости,  $B_{22}$  - дисперсия  $y$ -координаты ненулевых отсчетов яркости,  $B_{12}$  - ковариация  $(x, y)$ -координат ненулевых отсчетов яркости.



Возможные собственные значения  $\lambda$  находятся из уравнения

$$(\mathbf{B} - \lambda \mathbf{E}) \mathbf{x}_\lambda = 0, \quad (8.11)$$

где  $\mathbf{E}$ - единичная матрица,  $\mathbf{x}_\lambda$ -собственный вектор, соответствующий числу  $\lambda$ .

Значения  $\lambda$  определяем из уравнения

$$\mathbf{B} - \lambda \mathbf{E} = 0:$$

$$\begin{vmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{12} & B_{22} \end{vmatrix} - \lambda \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{vmatrix} = 0$$

$$\begin{vmatrix} B_{11} - \lambda & B_{12} \\ B_{12} & B_{22} - \lambda \end{vmatrix} = 0$$

$$(B_{11} - \lambda)(B_{22} - \lambda) - B_{12}^2 = 0;$$

$$\lambda_{1,2} = \frac{B_{11} + B_{22}}{2} \pm \sqrt{\left(\frac{B_{11} - B_{22}}{2}\right)^2 + B_{12}^2}. \quad (8.12)$$

Собственные векторы находятся из уравнения (8.11):

$$\begin{vmatrix} B_{11} - \lambda_1 & B_{12} \\ B_{12} & B_{22} - \lambda_1 \end{vmatrix} \times \begin{vmatrix} x_1 \\ x_2 \end{vmatrix} = 0;$$

$$(B_{11} - \lambda_1)x_1 + B_{12}x_2 = 0;$$

$$\begin{aligned} x_1 &= -B_{12} \\ x_2 &= B_{11} - \lambda_1 \end{aligned}; \quad (8.13)$$

$$\operatorname{tg} \varphi = \frac{x_2}{x_1}.$$

Размеры полуосей эллипса определяются следующим образом. Определяется соотношение собственных чисел матрицы ковариации (полуосей эллипса):

$$k = \sqrt{\frac{abs(\lambda_2)}{\lambda_1}},$$

где  $\lambda_1$  - большее собственное значение,  $\lambda_2$  - меньшее собственное значение.

Площадь эллипса  $\text{Square} = \pi ab$ . Отношение малой и большой полуосей эллипса равно

$$a/b = k. \quad (8.14)$$

Тогда  $\text{Square} = \pi kb^2$ . Большая полуось эллипса равна:

$$b = \sqrt{\text{Square} / \pi k},$$

где  $Square=S$  - площадь бинарного изображения (количество отсчетов с ненулевой яркостью).

Малая полуось эллипса определяется из уравнения (8.14):

$$a=kb.$$

По бинарному изображению оцениваются параметры аппроксимирующего эллипса (в соответствии с рисунком 4.1): малая полуось  $a$  (в пакете «Magisoft» принято обозначение  $D_{\min} = 2a$ ), большая полуось  $b$  (в пакете «Magisoft» принято обозначение  $D_{\max} = 2b$ ) и угол наклона большой оси эллипса  $\varphi$  (в пакете «Magisoft» принято название «Угол») в соответствии с описанным статистическим подходом к нормализации бинарного изображения объекта.

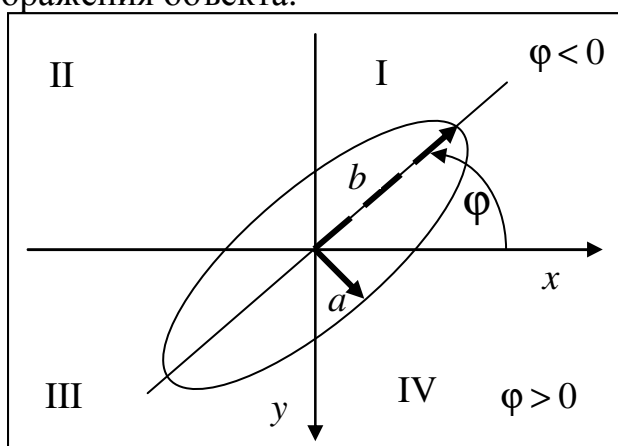


Рисунок 8.3 Определение ориентации по собственному вектору матрицы ковариации.

## 8.2 Порядок выполнения работы

- 1) Выбрать исходное изображение.
- 2) В соответствии с работой 4 получить бинарное изображение.
- 3) Выполнить селекцию связных компонентов бинарного изображения [1].
- 4) Разработать алгоритм и написать программу оценки признаков областей.
- 5) Выполнить исследования эффективности полученных признаков для выполнения классификации объектов.
- 6) Сделать выводы по исследованию признаков областей.
- 7) Составить отчет по проделанной работе

## 8.3 Библиографический список

- 1) В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие.- СПб: СПбГУ ИТМО, 2008.-192 с.
- 2) Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р.Гонсалес, Р.Вудс - М.: Техносфера, 2005.-1072 с.

## 8.4 Вопросы для самопроверки:

- 1) Какие признаки области Вы знаете?

- 2) Какие характеристики области относятся к топологическим дескрипторам?
- 3) Как вычисляется число Эйлера для области?
- 4) Как вычисляется число Эйлера для изображения?
- 5) Как вычисляется периметр области?
- 6) Какие элементы области определяют периметр?
- 7) Как производится оценка площади объекта?
- 8) Что такое описывающий прямоугольник области?
- 9) Какими параметрами описывается геометрическая форма объекта?
- 10) Зависит ли коэффициент формы объекта от его ориентации в плоскости изображения?
- 11) Что такое эллипс рассеяния, как он определяется?
- 12) Что такое выпуклая оболочка области?
- 13) Как определяется дефект выпуклости?
- 14) Как вычисляется коэффициент формы области?
- 15) Как вычисляется матрица ковариации при нормализации площади объекта?
- 16) Какие из признаков области инвариантны к повороту?
- 17) Какие из признаков области инвариантны к переносу?
- 18) Какие из признаков области инвариантны к масштабу?

## Оглавление

|     |   |    |
|-----|---|----|
| 1   | Лабораторная работа № 1   | 3  |
|     | Исследование методов оценки цветовых отличий                              | 3  |
| 1.1 | Теоретическая часть   | 3  |
| 1.2 | Экспериментальная часть   | 5  |
| 1.3 | Библиографический список  | 6  |
| 1.4 | Вопросы для самопроверки  | 6  |
| 2   | Лабораторная работа № 2   | 7  |
|     | Исследование методов формирования энергетических характеристик Лавса7     |    |
| 2.1 | Теоретическая часть   | 7  |
| 2.2 | Порядок выполнения работы   | 9  |
| 2.3 | Библиографический список  | 10 |
| 2.4 | Вопросы для самопроверки:   | 10 |
| 3   | Лабораторная работа № 3   | 12 |
|     | Исследование методов формирования гистограммных признаков второго порядка | 12 |
| 3.1 | Теоретическая часть   | 12 |
| 3.2 | Порядок выполнения работы   | 15 |
| 3.3 | Библиографический список  | 15 |
| 3.4 | Вопросы для самопроверки:   | 16 |
| 4   | Лабораторная работа № 4   | 17 |
|     | Исследование методов пороговой обработки изображений                      | 17 |
| 4.1 | Теоретическая часть   | 17 |
| 4.2 | Порядок выполнения работы   | 22 |
| 4.3 | Библиографический список  | 22 |
| 4.4 | Вопросы для самопроверки:   | 22 |
| 5   | Лабораторная работа № 5   | 23 |
|     | Исследование методов морфологической сегментации                          | 23 |
| 5.1 | Теоретическая часть   | 23 |
| 5.2 | Порядок выполнения работы   | 25 |
| 5.3 | Библиографический список  | 26 |
| 5.4 | Вопросы для самопроверки:   | 26 |
| 6   | Лабораторная работа № 6   | 28 |
|     | Исследование морфологических методов изменения бинарных областей          | 28 |
| 6.1 | Теоретическая часть   | 28 |
| 6.2 | Порядок выполнения работы   | 30 |
| 6.3 | Библиографический список  | 30 |
| 6.4 | Вопросы для самопроверки:   | 30 |
| 7   | Лабораторная работа № 7   | 31 |
|     | Исследование методов описания границ областей                             | 31 |
| 7.1 | Теоретическая часть   | 31 |
| 7.2 | Порядок выполнения работы   | 36 |
| 7.3 | Библиографический список  | 37 |
| 7.4 | Вопросы для самопроверки:   | 37 |

|     |  |    |
|-----|--|----|
| 8   | Лабораторная работа № 8                | 38 |
|     | Исследование методов описания областей | 38 |
| 8.1 | Теоретическая часть                    | 38 |
| 8.2 | Порядок выполнения работы              | 42 |
| 8.3 | Библиографический список               | 42 |
| 8.4 | Вопросы для самопроверки:              | 42 |

**Редакционно-издательский отдел**  
Санкт-Петербургского государственного  
университета информационных технологий,  
механики и оптики  
197101, Санкт-Петербург, Кронверкский пр., 49

