

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАТИКИ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Д.М. Бочаров, О.Д. Радзівілюк, О.М. Темник

РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Методичні вказівки
до виконання лабораторних та контрольних робіт
для студентів спеціальностей 080403
«Програмне забезпечення автоматизованих систем»,
080404 «Інтелектуальні системи прийняття рішень»
денної та заочної форм навчання

Утверджено на засіданні Ученого Совету Государственного
университета информатики и искусственного интеллекта,
протокол № 2 от 27.09.2010

Донецк
Наука і освіта
2010

УДК 004.932

Рецензент:

Кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри
Програмне забезпечення інтелектуальних систем ДонДШІ
І. С. Грунський

Укладач: ас. Д.М. Бочаров, ас. О.Д. Радзівілюк, ас. О.М. Темник

Методичні вказівки до виконання лабораторних та контрольних робіт з курсу «Розпізнавання зображень»: Навчальний посібник. - Донецьк: ДонДШІ «Наука і освіта», 2010. - 34 с.

Викладені теоретичні основи за наступними розділами розпізнавання зображень: гнітюча шум фільтрація зображень, сегментація та оконтуривання зображень, виділення границь на зображеннях. Містяться рекомендації до вивчення теоретичного матеріалу, контрольні питання, рекомендована література, завдання для лабораторних та контрольних робіт.

Для студентів спеціальностей 080403 "Програмне забезпечення автоматизованих систем" та 080404 "Інтелектуальні системи прийняття рішень" денної та заочної форм навчання.

УДК 004.932

Рассмотрено и одобрено на заседании кафедры «Програмное обеспечение интеллектуальных систем» (протокол №2 от 16.09.2010)

Утверждено на заседании Ученого Совета Государственного университета информатики и искусственного интеллекта (протокол № 2 от 27.09.2010).

ВВЕДЕНИЕ

Учебное пособие состоит из четырех лабораторных работ для студентов дневной формы обучения и двух контрольных для студентов-заочников. Данные лабораторные и контрольные содержат варианты заданий и методические указания к их выполнению по таким разделам курса “Распознавание изображений” как: шумоподавляющая фильтрация изображений, сегментация и оконтуривание изображений, выделение границ на изображениях.

Первая лабораторная является основой некой простой системы компьютерной обработки изображений, создаваемой постепенно, в процессе выполнения остальных работ. Она позволяет студентам продемонстрировать полученные ранее навыки и знания из дисциплин “Основы программирования и алгоритмические языки”, “Объектно-ориентированное программирование”, “Прикладная статистика”, “Теория вероятности”.

Вторая лабораторная посвящена такому разделу курса, как “Шумоподавляющая фильтрация изображений” и направлена на приобретение студентами практических навыков применения линейных и нелинейных фильтров для устранения на изображениях аддитивного и импульсного шумов.

В третьей и четвертая лабораторных работах необходимо исследовать, соответственно, зональный и граничный подходы к решению задачи сегментации изображений. Сегментация изображений - один из главных компонентов многих систем компьютерного зрения. Любая система подобного рода должна сначала выделить область изображения, связанную с объектом, и только после этого приступить к измерению свойств и выделению признаков данного объекта.

Пятая лабораторная работа направлена на приобретение студентами практических навыков описания контуров объектов на изображении при помощи аппроксимации прямыми линиями.

Контрольная работа предназначена для студентов заочной формы обучения. Данная контрольная работа представляет собой объединение лабораторной работы №5 и некоторых элементов лабораторной работы №3.

1 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО СТАТИСТИЧЕСКИМ ХАРАКТЕРИСТИКАМ ИЗОБРАЖЕНИЙ

1.1 Изображение как двумерное случайное поле

В задачах обработки изображений последние нередко интерпретируются как случайные процессы двух переменных, т.е. как случайные поля. Это оправдано хотя бы потому, что при формировании изображений практически всегда имеются шумы. Следствием указанной интерпретации является то, что для обработки изображений могут, и в ряде случаев успешно, применяться статистические методы обработки информации, которые позволяют теоретически рассчитывать эффективность некоторых процедур обработки бинарных изображений.

1.2 Задачи статистического анализа

При статистической интерпретации дискретные изображения рассматриваются как реализации случайного поля, которому присущи те или иные вероятностные характеристики. Это в первую очередь совместный двумерный закон распределения вероятностей, который позволяет рассматривать корреляционные функции изображения.

Для задач обработки изображений наиболее характерен случай, когда имеется конкретная реализация $\|A_{ij}\|$ дискретного изображения, а совместный двумерный закон распределения вероятностей неизвестен. В ряде задач указанный закон необходимо оценить по данной реализации. Такая оценка получила название гистограммных признаков второго порядка.

Часто дискретное изображение рассматривается как специфическое (а именно, двумерное) представление случайного одномерного процесса, по данным которого и производят оценивание некоторых вероятностных характеристик. Это оценивание одномерного закона распределения вероятностей (получение гистограммы), иногда называемое гистограммным признаком первого порядка. Это также оценивание различных моментов, характеризующих обрабатываемое изображение, причем оценивание указанных моментов может производиться как непосредственно по имеющейся реализации изображения, так и с помощью полученной гистограммы. И, наконец, могут быть оценены значения экстремальных статистик (минимум, максимум), размах и энтропия обрабатываемого массива. Энтропия может быть использована как инструментальный для введения различных мер количества информации в изображениях, либо как мера «хаотичности» данного изображения.

1.3 Гистограмма

Когда на практике имеют дело с каким-либо изображением, не известно точно ни закона распределения яркости, ни его параметров. Тем не менее имеется возможность получить оценку плотности распределения, не зависящую от знаний вида закона и параметров. Оценкой плотности распределения является так называемая **гистограмма**, представляющая собой графическое изображение рассчитанной по реальным данным плотности распределения случайной величины.

Для того чтобы построить гистограмму распределения яркостей на изображении, надо разделить всю область допустимых значений яркости на интервалы и рассчитать долю точек, имеющих значения яркости, попадающие в каждый из интервалов. Затем строится график, на котором по горизонтальной оси откладываются интервалы, и на каждом из них как на основании строится прямоугольник, площадь которого равна доле

точек, значения яркости которых попадает в этот интервал. Получится нечто подобное рисунку 1.1.

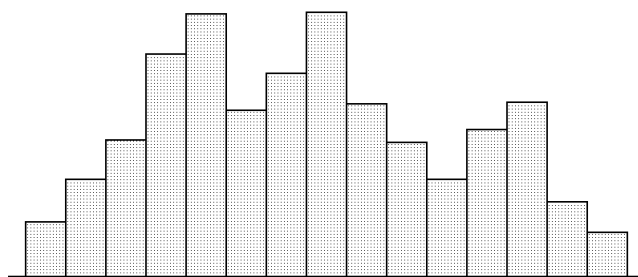


Рисунок 1.1 – Гистограмма

Чем меньше будет ширина интервала, тем более подробная гистограмма будет получена. Но здесь важно не переусердствовать с уменьшением этой ширины. Во-первых, когда на интервал приходится мало точек, достоверность оценки плотности распределения для этого интервала будет мала. Во-вторых, зачастую изображения содержат не все допустимые уровни яркости, а с пропусками. Например, есть точки с яркостями равными 0, 4, 8, 16, 32 и т.д., а с промежуточными (1, 2, 3, 5, 6, 7, ...) нет. В этом случае гистограмма, построенная с интервалом шириной 1 или 2 уровня яркости, будет рваной.

1.4 Числовые характеристики изображений

Как уже говорилось, изображения могут рассматриваться как реализации некоторого случайного двумерного поля, свойства которого априорно обычно неизвестны. Целью статистического анализа изображений является измерение, или, как принято говорить, получение оценок указанных характеристик. Соответствующий аппарат хорошо разработан в математической статистике и теории вероятностей. В данных методических указаниях предполагается, что читатель знаком с основными положениями названных дисциплин. Но на всякий случай, напомним некоторые из них применительно к изображениям.

Случайные величины могут быть дискретными и могут быть непрерывными. Дискретная случайная величина может принимать значения из некоторого фиксированного набора. Эти значения отдалены друг от друга, и их можно перенумеровать. Это, например, целые числа. Возможные значения непрерывной случайной величины непрерывно заполняет заданный интервал. При определении статистических характеристик дискретной случайной величины используется суммирование, которое в случае непрерывной случайной величины надо заменить интегрированием. Изображения в компьютере дискретны, поэтому далее будут использоваться суммы.

Среди множества числовых характеристик изображений, рассматриваемых как реализации случайного поля, выделим несколько наиболее употребительных:

- математическое ожидание;
- среднеквадратическое отклонение;
- коэффициенты асимметрии и эксцесса;
- энтропия;
- значения максимального и минимального элементов анализируемого поля;
- размах (диапазон уровней);
- моды.

Подчеркнем, что все эти параметры можно определить как для всего изображения, так и для любой его части. Кроме того, можно эмпирически рассчитать не сами

параметры, а их оценки, достоверность которых тем больше, чем большее количество точек изображения участвовало в расчете. В дальнейшем слово "оценка" будет опускаться, но не забывайте, что, когда мы говорим о рассчитанных значениях, речь идет именно об оценках.

Определение статистических характеристик начнем с вычисления начальных и центральных моментов. Момент, рассматриваемый относительно начала координат, называется начальным, а относительно математического ожидания – центральным.

1.4.1 Начальные моменты

В теории вероятностей начальные моменты k -го порядка (m_k) вычисляются по общей формуле

$$m_k = \sum_i x_i^k p_i, \quad (1.1)$$

где x_i - некоторое значение случайной дискретной величины X ,

$p_i = P\{X = x_i\}$ - вероятность, с которой случайная величина X принимает значение x_i .

Математическая статистика оперирует с оценками указанных моментов. Применительно к анализу изображения $\|A_{ij}\|$ размером $N_i \times N_j$ элементов соответствующая формула приобретает вид:

$$m_k = \frac{1}{N_i \times N_j} \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_j} A_{ij}^k. \quad (1.2)$$

В терминах математической статистики множество пикселей представляющих изображение является выборкой. Количество использованных для анализа пикселей будем называть объемом выборки.

Отметим еще раз, что статистический анализ (вычисление моментов, формирование гистограмм и т.п.) может быть выполнен не только для всего изображения, но и для любого заданного фрагмента. Существуют и более изощренные приемы. Так, в ряде случаев, используется так называемый «анализ по маске», когда обрабатываются элементы поля, образующие заданную маской конфигурацию. Анализ по маске позволяет определять статистические свойства отдельных объектов изображения, выделенных известными методами, а также произвольно заданных областей.

Учитывая сказанное, выражение (1.2) переписывается без указания явно границы суммирования следующим образом:

$$m_k = \frac{1}{\text{sum}_{i,j}} \sum_{i,j} A_{ij}^k, \quad (1.3)$$

где sum - количество обработанных пикселей исходного изображения (в данном случае - $N_i \times N_j$).

Для вычисления начальных моментов можно использовать не только само изображение, но и его гистограмму. Рассмотрим случай, когда ширина интервалов гистограммы равна единице и каждому уровню поля (а их, как правило, 256) соответствует свой столбец гистограммы. В этом случае используется расчетная формула, являющаяся аналогом (1.1)

$$m_k = \frac{1}{\text{sum}} \sum_{h=0}^{h_{\max}} h^k G_h, \quad (1.4)$$

где h - текущий уровень элементов поля,

h_{\max} - максимальный уровень поля,

G_h - высота столбца гистограммы, т.е. количество элементов изображения, имеющих уровень h ,

sum - количество пикселей, использованных при построении гистограммы (объем выборки).

Очевидно, что

$$\text{sum} = \sum_{h=0}^{h_{\max}} G_h . \quad (1.5)$$

Гистограмма с единичным интервалом сохраняет полную информацию о моментах распределения, поэтому оценки, полученные по формулам (1.3) и (1.4), совпадают (если, конечно, анализируется один и тот же участок).

Если ширина интервалов гистограммы больше единицы, то происходит группировка и в один интервал "сливаются" несколько уровней поля. По такой гистограмме можно получить только приближенную оценку моментов.

Начальный момент первого порядка m_1 называется математическим ожиданием, или средним; начальный момент второго порядка m_2 - средним квадратом.

1.4.2 Центральные моменты

Центральные моменты μ_k в теории вероятностей определяются выражением

$$\mu_k = \sum_i (x_i - m_1)^k P_i . \quad (1.6)$$

Понятно, что для практического применения приведенной выше формулы необходимо предварительно оценить среднее значение m_1 . Иными словами, в программе требуется дважды перебирать в цикле элементы поля – первый раз для нахождения среднего, второй раз – для вычисления центральных моментов.

Поэтому для получения центральных моментов лучше вначале вычислить начальные моменты по одной из выше приведенных формул, а затем использовать известные выражения для пересчета начальных моментов в центральные:

$$\begin{aligned} \mu_2 &= m_2 - m_1^2; \\ \mu_3 &= m_3 - 3m_1m_2 + 2m_1^3; \\ \mu_4 &= m_4 - 4m_1m_3 + 6m_1^2m_2 - 3m_1^4. \end{aligned} \quad (1.7)$$

Моменты третьего и четвертого порядка используются для вычисления описанных ниже коэффициентов асимметрии и эксцесса.

1.4.3 Математическое ожидание

Как мы уже говорили, начальный момент первого порядка m_1 называется математическим ожиданием, или средним.

При этом значения яркости всех точек в сумме равноправны. Иногда используется взвешенное среднее, когда значение яркости каждой точки входит в сумму со своим "весом" – коэффициентом $I(x,y)$, определяющим важность этой точки. В этом случае, величина суммы яркостей делится не на количество точек, а на сумму их весов:

$$M = 1/N \sum I(x, y) . \quad (1.8)$$

1.4.4 Дисперсия

Центральный момент второго порядка μ_2 называется дисперсией.

Аналогично можно определить взвешенную дисперсию:

$$D = M \left(a(x, y) [I(x, y) - M]^2 \right) = \frac{1}{N} \sum \left(a(x, y) [I(x, y) - M]^2 \right). \quad (1.9)$$

Часто на практике используют квадратный корень из дисперсии, называемый средним квадратическим отклонением:

$$\sigma = \sqrt{D} = \sqrt{\mu_2}, \quad (1.10)$$

имеющий размерность яркости. Эта величина сокращенно называется СКО.

Дисперсия и среднее квадратическое отклонение характеризуют рассеяние яркости вокруг среднего значения.

1.4.5 Коэффициент асимметрии

С центральным моментом третьего порядка μ_3 связан коэффициент асимметрии As , характеризующий "скошенность" распределения вероятностей:

$$As = \frac{\mu_3}{\sigma^3}. \quad (1.11)$$

Для симметричного (относительно математического ожидания) распределения коэффициент асимметрии равен нулю. Если он положителен, распределение яркости более пологое в области больших значений, если отрицателен - меньших.

1.4.6 Коэффициент эксцесса

С центральным моментом четвертого порядка μ_4 связан коэффициент эксцесса Ex , характеризующий "крутость" распределения:

$$Ex = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3. \quad (1.12)$$

Коэффициент эксцесса характеризует отличие формы распределения от нормального закона, т.е. нулевое значение коэффициента эксцесса соответствует нормальному распределению. Чтобы обеспечить такое его свойство, в формуле (1.12) и вычитается тройка. Если кривая плотности вероятностей имеет более острую и высокую вершину по сравнению с нормальным распределением, то эксцесс положителен; если более низкую и пологую – отрицателен.

1.4.7 Энтропия

Удобной мерой, характеризующей поведение случайной величины (через ее закон распределения) от строгой детерминированности до полной "хаотичности", является энтропия. Ее применение особенно полезно в случаях асимметричных и/или многовершинных распределений, когда использование таких числовых характеристик, как среднее значение, среднее квадратическое отклонение и моменты высших порядков, теряет всякую наглядность.

Энтропия случайной дискретной величины, она же средняя собственная информация, определяется известным из теории информации выражением:

$$I = -\sum_i p_i \log_2 p_i, \quad (1.13)$$

где p_i - как и раньше, вероятность, с которой случайная величина X принимает значение x_i .

Энтропия изображения зависит от количества уровней, а при одинаковом числе уровней - от закона распределения. При равномерном законе распределения (полная «хаотичность») энтропия достигает максимума, который зависит только от количества уровней:

$$I_0 = \log_2(h_{\max} - h_{\min} + 1). \quad (1.14)$$

Так, например, энтропия изображения, имеющего уровни от 0 до 255, не может превышать 8.

Степень близости закона распределения к равномерному удобно характеризовать относительной энтропией $\frac{I}{I_0}$ или величиной

$$D = \frac{I}{I_0}, \quad (1.15)$$

которая в теории вероятностей называется избыточностью. В дальнейшем будем использовать второе понятие. При равномерном законе распределения избыточность равна 0.

Энтропию удобнее всего вычислять с помощью гистограммы. Подставляя в (1.13) вместо вероятности p_i ее оценку $\frac{G_h}{\text{sum}}$ и проводя элементарные преобразования, получаем

$$I = \log_2 \text{sum} - \frac{1}{\text{sum}} \sum_{h=0}^{h_{\max}} G_h \log_2 G_h.$$

Так как среди стандартных функций большинства библиотек языков программирования высокого уровня нет двоичных логарифмов, переходим к натуральным. Расчетная формула приобретает вид

$$I = \frac{1}{\ln 2} \times \left(\ln \text{sum} - \frac{1}{\text{sum}} \sum_{h=0}^{h_{\max}} G_h \ln G_h \right). \quad (1.16)$$

1.4.8 Мода

Еще один простой, но важный параметр случайной величины носит название **моды**. Мода - это точка, в которой случайная величина имеет максимальную вероятность (имеется в виду локальный максимум). Как известно локальных максимумов может быть несколько. Соответственно, распределения, имеющие один, два или более максимумов, называются **одномодальными**, **двухмодальными** или **многомодальными**.

2 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №1

2.1 Постановка задачи

Тема: Обработка дискретных изображений и расчет их характеристик.

Цель работы: Получение практических навыков обработки дискретных изображений и расчет их статистических характеристик.

Задание.

Реализовать на языке высокого уровня систему компьютерной обработки изображений, выполняющую следующие функции:

- 1) загрузка изображения из файла в формате BMP;
- 2) сохранение изображения в файле в формате BMP;
- 3) выделение (и снятие выделения) фрагмента изображения;
- 4) копирование и вырезание выделенного фрагмента изображения;
- 5) поворот изображения на 90°, 180°, 270°;
- 6) получение серого изображения из исходного;
- 7) построение гистограммы изображения;
- 8) измерение:
 - яркости точек на изображении;
 - мат.ожидания, дисперсии, СКО яркости всего изображения и выделенного фрагмента;
 - расстояний между двумя пикселями изображения при помощи трёх функций:

$$d_1 = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2};$$

$$d_2 = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|;$$

$$d_3 = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|).$$

2.2 Требования к работе

Реализация системы выполняется на одном из перечисленных языков в виде MDI-приложения:

- Borland Pascal;
- Borland C ++;
- Borland Delphi;
- Borland C++ Builder;
- Microsoft Visual C++.

2.3 Содержание отчета

Отчет по лабораторной работе должен содержать следующие разделы:

- титульный лист;
- задание к работе;
- теоретическая информация по реализованным функциям;
- результаты работы программы в виде экранных форм;
- листинг программы.

3 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО ШУМОПОДАВЛЯЮЩЕЙ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

3.1 Шум на изображении

Изображения редко бывают идеального качества. Чаще всего, кроме собственно изображения, они содержат так называемый "шум". Это может быть искажение цвета или яркости некоторых групп пикселей, или же совершенно неправильные значения отдельных пикселей никак не связанные с их истинным цветом.

По способу искажения изображения шум можно разделить на несколько разновидностей:

- **аддитивный шум** - к значению цвета или яркости каждого пикселя добавляется некоторая случайная величина, значения которой в каждой точке различны;
- **мультипликативный шум** - значение цвета или яркости каждого пикселя умножается на некоторую случайную величину, значения которой близки к единице и в каждой точке различны;
- **импульсный шум** - значения цвета или яркости некоторых отдельных пикселей искажаются настолько, что теряют всякую информацию об их неискаженных значениях.

3.2 Линейные алгоритмы

Наиболее простые алгоритмы подавления шума на изображении - **линейные**. Это значит, что каждый пиксел обработанного изображения получается линейной комбинацией нескольких пикселей исходного изображения. Напомним, что линейная комбинация любых величин представляет собой сумму этих величин, каждая из которых умножена на свой постоянный коэффициент. Таким образом, новое значение пиксела J определится через старые значения нескольких соседних пикселей I:

$$J_{ij} = \frac{\sum_{k,l} c_{kl} \cdot I_{i+k,j+l}}{\sum_{k,l} c_{kl}}.$$

Коэффициенты c_{kl} называются весами и не зависят от положения на изображении точки (i,j) и значений пикселей I_{ij} . Деление на сумму всех весов необходимо для того, чтобы процедура подавления шума не вызывала смещения средней яркости обработанного изображения.

Область, в которой определены коэффициенты c_{kl} и в которой производится суммирование, называется **маской** или **апертурой**. Обычно маска имеет форму квадрата, и весовые коэффициенты записываются в виде матрицы. Например, для часто встречающейся квадратной маски размером 3 на 3 пикселя матрица весовых коэффициентов имеет вид:

$$\begin{matrix} c_{1,-1} & c_{1,0} & c_{1,1} \\ c_{0,-1} & c_{0,0} & c_{0,1} \\ c_{-1,-1} & c_{-1,0} & c_{-1,1} \end{matrix} \quad (3.1)$$

Самый простой метод снижения шума, пришедший из области обработки одномерных сигналов, - **осреднение скользящим окном**. Значение каждого пикселя заменяется средним значением ближайших соседей, т.е. все c_{kl} равны единице. Однако применение такого простого фильтра приводит к появлению на изображении структур, имеющих форму окна, которое чаще всего представляет собой квадрат. Осреднение скользящим окном сильно размывает границы контрастных областей на изображении и уничтожает либо существенно искажает мелкие детали на изображении.

Дальнейшим развитием фильтра скользящего среднего стал метод **свертки с маской**, в котором значениям соседних пикселей придаются различные веса, как правило, максимальные в центре и уменьшающиеся по мере удаления от него. Простейший такой фильтр имеет маску размером 3x3 точки:

$$\begin{array}{ccc} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1, \end{array} \quad (3.2)$$

которая последовательно применяется ко всем точкам исходного изображения, естественно, с делением результата на сумму всех девяти множителей (равную 16) для получения единичного коэффициента передачи, чтобы процедура подавления шума не вызывала смещения средней яркости обработанного изображения.

Разновидностью такого фильтра является **гауссовский фильтр**, в котором веса соседних пикселей соответствуют пространственному гауссовскому распределению:

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = e^{-\left(\frac{|\vec{r}-\vec{r}_0|}{t}\right)^2}, \quad (3.3)$$

где \vec{r}_0 - центральная точка (та, для которой рассчитывается новое значение);

\vec{r} - текущая точка;

$c(\vec{r}, \vec{r}_0)$ - вес, придаваемый точке \vec{r} при расчете значения точки \vec{r}_0 ;

$|\vec{r} - \vec{r}_0|$ - расстояние от точки \vec{r} до точки \vec{r}_0 ;

t - ширина гауссовского распределения.

Заметим, что маска (3.2) соответствует гауссовскому фильтру 3x3 при t=1.2.

Линейные фильтры, как с постоянной маской, так и гауссовские имеют тенденцию размывать больше подробностей изображения, чем большинство нелинейных фильтров. Увеличение их способности сглаживания шума соответствует увеличению эффекта размывания. Примеры работы описанных фильтров приведены в приложении А.

3.3 Ранговые алгоритмы

Очень много нелинейных фильтров относятся к категории операторов ранговой или порядковой статистики соседей. Это означает, что ближайшие соседи сортируются в порядке возрастания их значений, и яркость пиксела отфильтрованного изображения получается на основе анализа этого упорядоченного списка.

Самый простой оператор порядковой статистики - **медиана**, где в качестве нового значения яркости пиксела используется центральное значение в упорядоченном списке его соседей. Медианный фильтр значительно лучше сохраняет правильную структуру границ, чем гауссовское сглаживание, но если граница изогнута, то происходит потеря данных. На двумерных особенностях типа углов или тонких линий медиана плохо сохраняет структуру. Медианный фильтр хорош при уменьшении импульсного шума, когда пиксели шума не содержат информации об их первоначальных значениях.

Существуют также различные модификации медианного фильтра. Например, **взвешенный медианный фильтр**, который выборочно включает некоторые пиксели (обычно центральные) в упорядоченный список несколько раз, или придает пикселу дополнительный вес, величина которого зависит от расстояния до центральной точки. Фильтр, который дает центральному пикселу более высокий вес, лучше сохраняет углы, но имеет меньший эффект сглаживания. Кроме того, алгоритм, который дает одинаковый вес пикселям, находящимся на равном расстоянии от центрального, не учитывает особенности изображения, что может затруднить обработку линейных деталей изображения.

Еще один ранговый метод - **оценка середины диапазона**. Новое значение яркости пиксела устанавливается равным середине между максимальными и минимальными значениями яркости его соседей. Если среди соседей находится импульс, то его неправильное значение неадекватно повлияет на новое значение пиксела.

Существует большое разнообразие нелинейных фильтров, основанных на более сложных операторах порядковой статистики, чем медиана или середина диапазона. Рассмотрим некоторые из них.

Оператор **К-ближайших соседей** проводит осреднение только по К ближайшим по величине соседям к центральному значению из упорядоченного списка. Значение К обычно устанавливается таким (5 или 6, для маски 3x3), что углы и тонкие линии сильно разрушаются. Конечно, это делается не специально, но меньшие значения будут плохо бороться с шумом.

Оператор **α -усеченных средних** берет среднее значение из остающихся $\alpha \cdot N$ значений в упорядоченном списке, если первые и последние входы в список (первоначально содержащий N значений) отброшены. Это то же, что и оператор К ближайших соседей при $K = \alpha \cdot N$.

Сигма-фильтр осредняет значения только тех соседних пикселей, чьи значения находятся в пределах $C \cdot \sigma$ от значения центрального пиксела в окне, где C - некоторая константа, а дисперсия значений яркости σ^2 определяется один раз для всего изображения. Этот метод стремится осреднять пиксел только с теми соседями, которые имеют значения "близкие" к нему, по сравнению со среднеквадратичным отклонением шума изображения. Заметьте, в отличие от двух предыдущих фильтров опорным служит центральный пиксел в окне, а не в упорядоченной выборке. Такой фильтр не сможет устранить импульсный шум, зато он сохраняет мелкие детали и тонкие линии.

Модифицированный обрезаящий фильтр (MTM - Modified Trimmed Mean) использует для осреднения только тех из соседних пикселей, чьи значения находятся в пределах $C \cdot \sigma$ от значения центрального в упорядоченном списке пиксела. Этот метод представляет собой нечто среднее между фильтром α -усеченных средних и сигма-фильтром. С одной стороны, как и в сигма-фильтре, осредняются пикселы, имеющие значения, которые отличаются не более, чем на $C \cdot \sigma$, но не от центрального пиксела в окне, а от медианного значения в выборке, как и в фильтре α -усеченных средних. С другой стороны, от фильтра α -усеченных средних MTM отличается тем, что количество осредняемых пикселей не задано жестко, а определяется свойствами изображения (его дисперсией).

Существуют также ранговые фильтры, основанные на так называемой **stick-технике** (stick - палка, прут). Через каждую точку изображения проводится несколько отрезков прямой под разными углами и вычисляется набор порядковых статистик яркости (либо медиана, либо середина диапазона) для всех отрезков. В качестве нового значения яркости центрального пиксела может выбираться либо ближайшее к центральному пикселу значение, либо то, в направлении которого разброс минимальный. Такие методы способны сохранять линейные детали на изображении.

4 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №2

4.1 Постановка задачи

Тема: Реализация методов линейной и нелинейной фильтрации изображений.

Цель работы: Получение практических навыков использования линейных и нелинейных фильтров для удаления шумов на изображении и анализ их эффективности.

Задание.

В программу, разработанную в лабораторной работе №1, добавить следующие функции:

- зашумление изображения импульсным и аддитивным шумом;
- фильтрацию изображения фильтрами:
 - 1) осреднения скользящим окном, свёртка с маской, медианный фильтр;
 - 2) 1 вариант (для студентов с нечетными номерами по журналу): взвешенный медианный фильтр, фильтр оценки середины диапазона, фильтр МТМ;
 - 3) 2 вариант (для студентов с четными номерами по журналу): фильтр Гаусса, оператор К-ближайших соседей, сигма-фильтр.

Сравнить эффективность борьбы реализованных фильтров с импульсным и аддитивным шумом. Выяснить влияние параметров на работу фильтров. Подобрать тестовые примеры, которые наилучшим образом иллюстрируют достоинства и недостатки фильтров.

4.2 Содержание отчета

Отчет по лабораторной работе должен содержать следующие разделы:

- титульный лист;
- задание к работе;
- теоретическая информация по реализованным фильтрам;
- выводы по эффективности борьбы реализованных фильтров с импульсным и аддитивным шумом;
- результаты работы в виде экранных форм;
- листинг программы.

5 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Сегментация изображений - один из главных компонентов многих систем компьютерного зрения. Любая такая система должна выделить область изображения, связанную с объектом, перед выполнением измерений свойств этого объекта, таких как размер, форма, положение, ориентация и т.п.

Под термином "**сегментация**" понимается разделение изображения на несколько областей или зон, которые отличаются друг от друга элементарными признаками, такими как яркость, цвет, текстура, форма. Сегментация позволяет выделить участки изображения, которые могут рассматриваться как однородные.

Можно выделить два общих подхода к решению задачи сегментации:

1) зональный подход - прямое выделение зон на основе объединения подходящих пикселей изображения;

2) граничный подход - основан на обнаружении контуров объектов.

5.1 Зональный подход

5.1.1 Пороговая сегментация

Наиболее простой метод сегментации - **разделение по порогу**. При этом значение яркости каждого пиксела сравнивается с некоторым порогом, и в зависимости от результата сравнения этот пиксел относится к одной из двух групп. Определение порога в таких алгоритмах является ключевой задачей. Собственно, больше ничего и не надо - после определения порога задача становится тривиальной.

Часто порог выбирается равным **среднему значению яркости**. Для изображения, которое исходно является двухуровневым (например, текст), такой порог обеспечивает приемлемое качество сегментации. Для более сложных ситуаций порог выбирается по гистограмме распределения яркости, которая в ряде случаев имеет два пика. Порог устанавливается соответствующим **минимуму гистограммы**, находящемуся между этими пиками. Примеры сегментации различных изображений с порогами, установленными по минимуму гистограммы приведены на рис. 5.1.

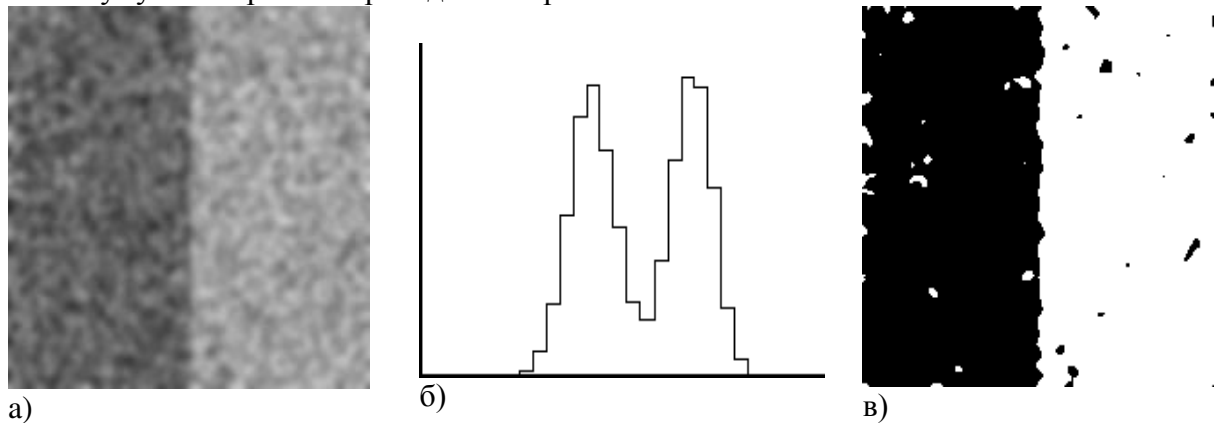


Рисунок 5.1 - Пример пороговой сегментации: а) исходное изображение, б) гистограмма распределения яркости, в) сегментированное изображение

Однако, определению порога по минимуму гистограммы присущи определенные недостатки. Во-первых, минимумов может быть несколько (даже при двух четко выраженных пиках). Во-вторых, само положение минимума изменяется в зависимости от шага гистограммы. Третий недостаток определения порога по минимуму гистограммы связан с тем, что положение минимума вовсе не обязательно соответствовать реальному

уровню, разделяющему объекты на изображении. Рассмотрим рисунок 5.2, на котором приведена гистограмма, полученная суммированием двух нормальных распределений. Пусть распределение I (слева) соответствует фону, а распределение II (справа) - объекту. Если порог установить соответствующим минимуму гистограммы (вертикальная линия), то значительная часть объекта (заштрихованная часть слева от порога) будет ошибочно признана фоном. В то же время, фон практически не будет присоединен к объекту (заштрихованная часть справа от порога показывает долю таких ошибок). Т.е. вероятность пропуска цели намного превышает вероятность ложной тревоги. Это приводит к тому, что суммарная вероятность ошибки слишком велика.

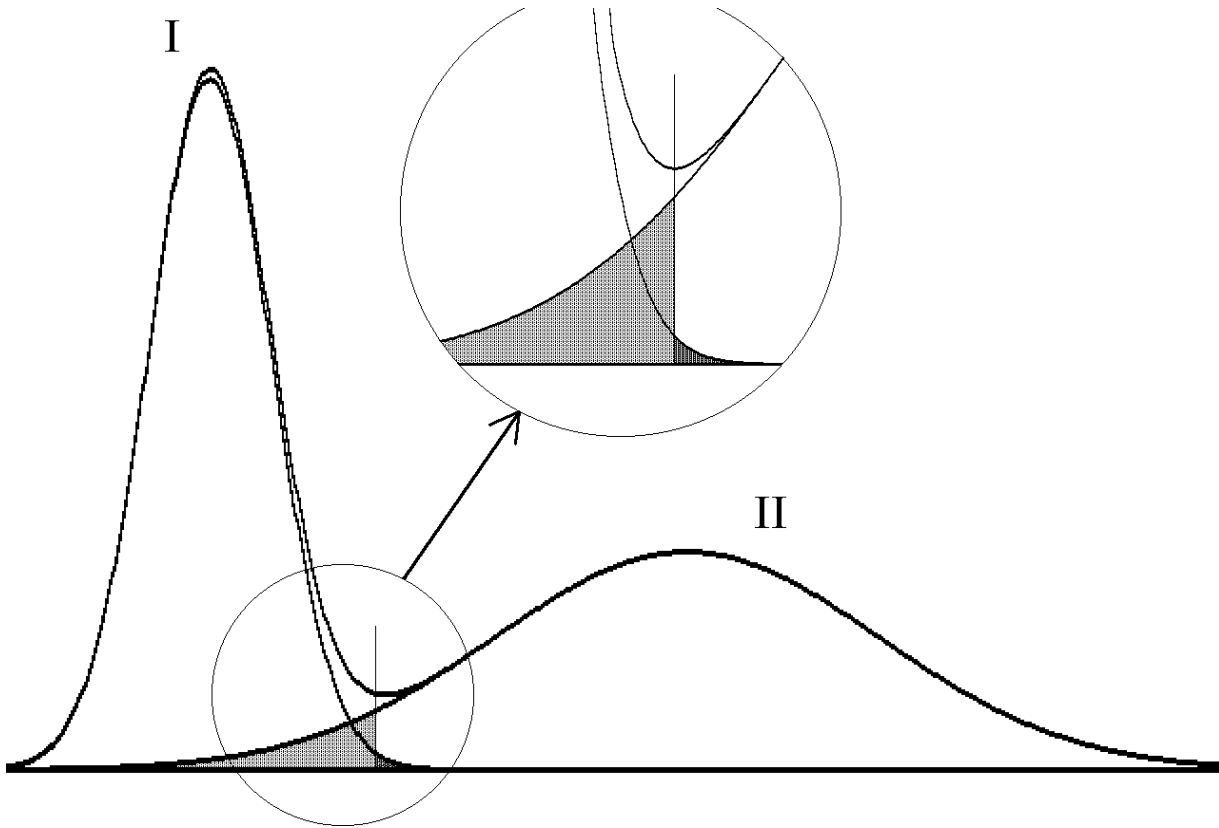


Рисунок 5.2 - Сумма двух нормальных распределений

Порог, соответствующий точке пересечения двух распределений, обеспечит минимальную суммарную ошибку. Исходя из этого, были разработаны методы определения порога на основе предположения, что гистограмма яркости содержит два гауссовских распределения, соответствующих объекту и фону. Порог в этом случае устанавливается так, чтобы достичь наилучшего разделения этих двух классов и минимизировать ошибку классификации.

Естественное развитие метода разделения по порогу - введение нескольких порогов, и, соответственно, выделение объектов, соответствующих нескольким диапазонам яркости. В случае многомодальной гистограммы пороги, как и для двухуровневого изображения, могут быть установлены либо соответствующими минимумам гистограммы, либо другими методами.

В общем случае автоматическое определение порога - задача нетривиальная. Наличие четких пиков на гистограмме - далеко не рядовой случай. Гораздо чаще пик либо один, либо побочные пики очень слабо выражены, и определение подходящих порогов представляет значительную трудность.

6.1.2 Нарращивание областей

Методы выделения **областей путем наращивания** основаны на поиске групп пикселей с близкими значениями яркости. В простейшем варианте такой метод заключается в выборе пиксела, просмотре его соседей на предмет близости значений яркости и включении близких по яркости пикселей в формирующуюся область.

Наиболее простой критерий однородности области основывается на оценке максимальной разности значения яркости отдельного пиксела и средней яркости формируемой области. Такой критерий будет надежно работать только тогда, когда размер области уже достаточно большой, чтобы оценка средней яркости была достоверной.

В алгоритме, который применяется для первичной сегментации изображения в работе *Xuan и др.*, в формирующуюся область включаются соседние (в смысле 4-х связности) точки, яркость которых отличается от яркости точки, уже включенной в область, не больше, чем на заданный порог:

$$|I_p - I_q| \leq \delta, \quad (5.1)$$

где I_p и I_q - яркости соседних точек; δ - порог.

Wang & Bhattacharya использовали аналогичный алгоритм, но дополненный условием:

$$\max_S - \min_S \leq \varepsilon, \quad (5.2)$$

где \max_S и \min_S - максимальное и минимальное значения яркости в формирующейся области;

ε - порог $\geq \delta$ и соседи понимаются в смысле 8-ми связности.

Первичное формирование небольших областей может выполняться как одним из методов добавления отдельных пикселей, рассмотренных чуть раньше, так и разбиением всего изображения на произвольные области (не обязательно однородные), каждая из которых проверяется на однородность, и если результат проверки оказывается отрицательным, разбивается на более мелкие участки. Этот процесс продолжается до тех пор, пока все области не окажутся однородными.

Например, в работе *Xuan и др.* слияние первично сформированных областей выполняется на основе малости целевой функции, которая строится из трех критериев, учитывающих подобие яркости двух областей, их размеры и относительную длину общего участка границы:

$$\begin{aligned} S(a, b) &= S_{\text{sim}} \cdot \sqrt{S_{\text{size}}} \cdot S_{\text{conn}}; \\ S_{\text{sim}} &= \frac{|\mu_a - \mu_b|}{\max(1, \sigma_a + \sigma_b)}; \\ S_{\text{size}} &= \min\left(2, \frac{\min(N_a, N_b)}{k}\right); \\ S_{\text{conn}} &= \begin{cases} c(a, b), & 0.5 \leq c(a, b) \leq 2, \\ 0.5, & c(a, b) < 0.5, \\ 2, & \text{иначе;} \end{cases} \end{aligned}$$

$$\text{где } c(a, b) = \frac{\min(L_a, L_b)}{4L_{ab}}.$$

Здесь μ_x и σ_x - среднее значение и среднеквадратичное отклонение яркости области X; N_x и L_x - количество точек в области X и длина ее границы; L_{xy} - длина общего участка

границы между областями X и Y ; k - ожидаемое типичное количество точек в одной области.

5.1.3 Метод водораздела

Одним из относительно новых методов сегментации, соединяющим в себе черты алгоритмов наращивания областей и методов, основанных на обнаружении границ (см пункт 5.2) является **метод водораздела** (по английски - **Watershed**). Этот подход предусматривает предварительное вычисление градиента яркости изображения. Если представить его, как рельеф, то низменности (малые значения градиента) будут соответствовать однородным участкам исходного изображения, а хребты (большие значения градиента) соответствуют областям сильного изменения яркости, т.е. границам на исходном изображении. Такая аналогия позволяет рассматривать однородные области как водосборные бассейны, а границы как водоразделы. Причем водоразделы, по определению, обязательно представляют собой замкнутые линии, т.к. они ограничивают водосборные бассейны.

Приведенная выше аналогия позволяет построить алгоритм сегментации изображения нахождением линий водораздела. Рельефная поверхность постепенно погружается в воду. На каждом шаге затапливаются точки, соответствующие новому уровню градиента. Начиная с самых низких минимумов вода заполняет одновременно различные бассейны изображения. Там где встречаются воды различных бассейнов, как бы возводится "плотина". В конце концов, когда рельеф полностью погружен, каждый минимум вместе со своим водосборным бассейном окружен плотинами, которые соответствуют линиям водораздела.

Применение этого алгоритма позволяет не только отслеживать границы, но и частично восстанавливать отсутствующие фрагменты.

Однако прямое применение метода водораздела для сегментации реальных изображений приводит к, так называемой, сверхсегментации, когда на изображении появляется множество мелких областей. Один из путей устранения этого недостатка - введение минимально допустимой глубины водосборного бассейна. Смысл этого ограничения следующий: когда встречаются воды двух бассейнов, анализируются их глубины, и, если хотя бы один из них мельче заранее заданного порога, они объединяются. Другой путь - предварительное сглаживание изображения, которое устраняет мелкие неоднородности и не дает образовываться мелким бассейнам. Следующий путь - уменьшение числа уровней квантования яркости исходного изображения, при котором объединяется пиксели с близкими значениями яркости. Еще один путь - уменьшение степени детализации изображения, при котором уменьшается количество точек в изображении и, соответственно, количество полученных областей.

5.2 Граничный подход

Граница - основа формирования различных признаков и грамматик при распознавании изображений. Существует множество различных подходов к обнаружению границ на изображениях и постоянно разрабатываются новые. Они вызывают столь широкий интерес благодаря большому количеству прикладных систем технического зрения, которые используют границы для выделения объектов на изображении. Большинство методов так или иначе предполагает дифференцирование изображения, хотя встречаются и алгоритмы, построенные на иных принципах.

5.2.1 Градиентные методы

Различным объектам на изображениях соответствуют области с более или менее одинаковыми значениями яркости. На границах же яркость существенно меняется. Как известно, мерой изменения некоторой величины является ее производная. На изображении величина яркости изменяется в пространстве. Пространственная производная - это **градиент**, который кроме величины имеет еще и направление, т.е. представляет собой вектор.

Величина или модуль вектора градиента определяет "силу" границы, т.е. насколько отличаются яркости объекта и его окружения (фона) в данной точке границы. Направление вектора градиента показывает направление наибольшего изменения яркости, т.е. этот вектор направлен перпендикулярно границе. Зачастую направление границы не имеет значения, и в таких случаях достаточно определить только величину модуля градиента. Когда же это направление представляет интерес, необходимо вычислять полный вектор градиента.

В двумерном случае изображения вектор градиента яркости определяется как:

$$\vec{G} = \frac{\partial I}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial I}{\partial y} \vec{j},$$

где \vec{i} и \vec{j} - единичные вектора, направленные вдоль осей OX и OY, соответственно.

На дискретной сетке компоненты вектора градиента аппроксимируются конечными разностями первого порядка:

$$\begin{aligned} G_h(i,j) &= I(i,j) - I(i+1,j), \\ G_v(i,j) &= I(i,j) - I(i,j+1), \end{aligned}$$

где G_v и G_h - вертикальная и горизонтальная составляющие градиента.

Максимальные значения градиента соответствуют участкам наибольшего изменения яркости. На изображениях, содержащих строго однородные области, ненулевые значения градиента будут иметь место только на границах областей. На реальных изображениях для определения точек границы после вычисления градиента необходима процедура разделения по порогу.

Для аппроксимации первой производной функции яркости изображения обычно применяются маски свертки вида:

$$\begin{array}{ccc} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{array} \quad (5.3a)$$

и

$$\begin{array}{ccc} -1 & -c & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & c & 1 \end{array} \quad (5.3b)$$

Первая маска учитывает изменения яркости в горизонтальном направлении, а вторая в вертикальном. Значение c обычно выбирается равным 1 или 2. Маска, используемая для дифференцирования, должна обладать таким свойством: сумма всех элементов соответствующей матрицы равна 0.

Большинство используемых вычислительных формул основаны на применении масок размером 3×3 . Основными являются операторы Робертса, Собела, Превитта, Кирша и разностный оператор, имеющие общий вид:

$$G(i, j) = \|(d_1(i, j), d_2(i, j))\|;$$

$$d_1(i, j) = B * H_1;$$

$$d_2(i, j) = B * H_2,$$

$$\text{где } (B * H_q)_{i,j} = \sum_{m,n=-(q-1)}^{q+1} H_q(q+m, q+n) \cdot B(i+m-1, j+n-1).$$

Для оператора Робертса

$$H_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}, H_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix};$$

для оператора Собела

$$H_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, H_2 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix};$$

для оператора Превитта

$$H_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, H_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix};$$

для оператора Кирша

$$H_1 = \begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, H_2 = \begin{pmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{pmatrix};$$

для разностного оператора

$$H_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}, H_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Все эти маски отвечают двумерному дифференцированию.

Для вычисления нормы $G(i, j) = \|(d_1(i, j), d_2(i, j))\|$ применяется любая из следующих формул:

$$\|(d_1, d_2)\| = \sqrt{d_1^2 + d_2^2};$$

$$\|(d_1, d_2)\| = \max\{|d_1|, |d_2|\};$$

$$\|(\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2)\| = |\mathbf{d}_1| + |\mathbf{d}_2|.$$

5.2.2 Использование вторых производных

Для подчеркивания перепадов яркости изображения можно использовать вторые производные. Двумерный дифференциальный оператор носит название **оператора Лапласа** или **лапласиана** и имеет следующий вид:

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2}, \quad (5.4)$$

Вторые производные, входящие в (5.4), могут быть аппроксимированы вторыми конечными разностями:

$$\frac{\partial^2 I(i, j)}{\partial x^2} = [I(i, j) - I(i-1, j)] - [I(i+1, j) - I(i, j)],$$

$$\frac{\partial^2 I(i, j)}{\partial y^2} = [I(i, j) - I(i, j-1)] - [I(i, j+1) - I(i, j)],$$

подставив которые в (5.4), получим:

$$\nabla^2 I(i, j) = 4I(i, j) - I(i-1, j) - I(i+1, j) - I(i, j-1) - I(i, j+1).$$

Т.е. применение этого оператора к изображению $I(i, j)$ сводится к свертке изображения с маской вида:

$$\begin{array}{ccc} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{array}$$

Другие маски, используемые для аппроксимации оператора Лапласа, имеют вид 2]:

$$\begin{array}{ccc} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{array}$$

и

$$\begin{array}{ccc} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1. \end{array}$$

Вторые производные, в отличие от градиента, не детектируют, а подчеркивают перепад яркости.

В качестве недостатка использования оператора Лапласа можно отметить, что в отличие от градиента, лапласиан - скалярная, а не векторная величина. Следовательно, с его помощью нельзя получить направление границы.

5.2.3 Объединение дифференциальных и сглаживающих операторов

Операторы Гаусса и Лапласа линейны, а это означает, что они коммутативны, и их можно объединить в один, изменив порядок выполнения операций:

$$L * (G * I) = (L * G) * I = LoG * I.$$

Здесь * - означает свертку. Вместо того, чтобы сначала сгладить изображение, а потом взять лапласиан от результирующего изображения, сначала выполняется свертка

обоих операторов, а затем полученный оператор применяется к изображению. Свертка операторов выполняется один раз в самом начале, и изображение обрабатывается один раз. При последовательном сглаживании и дифференцировании изображения, оно обрабатывается дважды. Полученный таким образом оператор получил название **лапласиана гауссиана** (LoG - Laplacian of a Gaussian).

Двумерный оператор Лапласа определен в (6.4), а двумерный оператор Гаусса, напомним, имеет вид:

$$G = e^{-\frac{x^2+y^2}{2t^2}}.$$

Их свертка, в таком случае, запишется следующим образом:

$$\text{LoG} = L * G = \frac{e^{-\frac{x^2+y^2}{2t^2}} (x^2 + y^2 - 2t^2)}{t^4}.$$

Эта формула порождает маску, с которой необходимо свертывать изображение. Например, такую (при $2t^2 = 1.44$):

1	4	6	4	1
4	5	-8	5	4
6	-8	-52	-8	6
4	5	-8	5	4
1	4	6	4	1

Рассмотренные нами операторы градиента и Лапласа ненаправленные, откуда и следуют недостатки построенных на их основе детекторов границ. Вместе с полезным откликом границы в перпендикулярном к ней направлении, измеряется также отклик в параллельном направлении, что уменьшает соотношение сигнал/шум. Для устранения этого недостатка применяют направленные первые и вторые производные.

5.2.4 Алгоритм SUSAN

Один из новейших алгоритмов детектора границ был разработан авторами из оборонного исследовательского агентства Великобритании в 1995 году и опубликован в 1996. Его название - **SUSAN** представляет собой аббревиатуру английских слов Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus (наименьший однородный сегмент, ассимилируемый ядром) и по какой-то необъяснимой причине совпадает с именем жены Стефана Смита - одного из авторов этого алгоритма.

Smith & Brady обратили внимание на то, что соседи каждой точки в однородной области имеют близкую к ней яркость, а вблизи границы число соседей с одинаковой яркостью уменьшается. В соответствии с такой трактовкой границы и был разработан алгоритм детектора границ SUSAN. Кроме границ этот метод обнаруживает и другие особенности на изображении (углы, тонкие линии и т.п.).

Вокруг каждого пиксела изображения строится маска, центральный пиксел которой называется **ядром** (в работе используется круглая маска с радиусом 3.4 пиксела, которая включает 37 пикселов и традиционная квадратная маска 3x3). Пикселы в пределах маски, имеющие сравнимую с ядром яркость, образуют область **USAN** (Univalued Segment Assimilating Nucleus - однородный сегмент, ассимилируемый ядром). Для обнаружения двумерных особенностей и границ используются размер, центр тяжести и вторые моменты USAN. Такой подход обнаружения особенностей отличается от известных методов тем, что не использует производных изображения и, следовательно, нет необходимости в предварительном подавлении шума.

Площадь USAN максимальна, когда ядро находится в однородной (или почти однородной) области изображения, она уменьшается до половины этого максимума

вблизи прямой границы и уменьшается еще больше вблизи угла и достигает локальных минимумов точно на границе и в углах (рис.5.3). Это свойство площади USAN используется как главный критерий присутствия границ и двумерных особенностей.

Яркость каждого пиксела в пределах маски сравнивается с яркостью ядра (средней точки) согласно выражению:

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = e^{-\left(\frac{I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)}{t}\right)^6}, \quad (5.5)$$

где \vec{r}_0 - положение ядра, \vec{r} - положение любой другой точки в пределах маски,

$I(\vec{r})$ - яркость пиксела \vec{r} ,

c - результат сравнения.

Результаты сравнения для всех пикселов в пределах маски суммируются:

$$n(\vec{r}_0) = \sum_{\vec{r}} c(\vec{r}, \vec{r}_0).$$

Полученная сумма n представляет собой число пикселов в USAN, т.е. ее площадь.

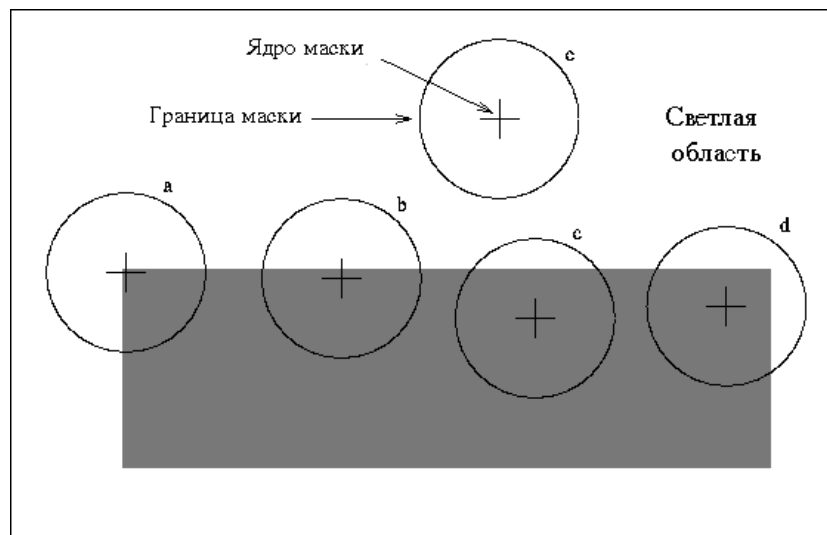


Рисунок 5.3 - Области USAN

Затем, n сравнивается с фиксированным геометрическим порогом g . При обнаружении границ в отсутствии шума, этот порог не нужен. Однако, для оптимального устранения шума g устанавливается равным $3n_{\max}/4$, где n_{\max} - максимально возможное значение n . Начальный отклик границы образуется по следующему правилу:

$$R(\vec{r}_0) = \begin{cases} g - n(\vec{r}_0) & n(\vec{r}_0) < g, \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases}$$

т.е., чем меньше площадь USAN, тем больше отклик границы. После формирования первичной карты границ, т.е. точек, в которых R не равно нулю, удалятся точки, имеющих немаксимальные значения R .

Алгоритм обнаружения границ SUSAN сам по себе не дает направления границ, поскольку они не нужны для его работы.

6 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №3

6.1 Постановка задачи

Тема: Алгоритмы сегментации изображений.

Цель работы: Изучение алгоритмов сегментации изображения и реализация их на языке высокого уровня.

Задание.

В систему компьютерной обработки изображений, разработанную в предыдущих лабораторных работах, добавить функцию пороговой сегментации изображения и алгоритм водораздела. Подобрать тестовые примеры, иллюстрирующие достоинства и недостатки реализованных методов.

6.2 Требования к работе

В системе следует предусмотреть следующие возможности:

- 1) изменение пользователем значения порога;
- 2) вычисление площади сегментированных объектов;
- 3) выделение на изображении сегментированного объекта.

6.3 Содержание отчета

Отчет по лабораторной работе должен содержать следующие разделы:

- титульный лист;
- задание к работе;
- теоретическая информация по реализованным методам сегментации с описанием их достоинств и недостатков;
- результаты работы в виде экранных форм;
- листинг программы.

7 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №4

7.1 Постановка задачи

Тема: Алгоритмы обнаружения границ на изображении.

Цель работы: Изучение алгоритмов обнаружения границ на изображении и реализация их на языке высокого уровня.

Задание.

В систему компьютерной обработки изображений, разработанную в предыдущих лабораторных работах, добавить функцию оконтуривания объектов, использующую:

- 1 вариант (для студентов с нечетными номерами по журналу): оператор Робертса, оператор Собела, разностный оператор;
- 2 вариант (для студентов с четными номерами по журналу): оператор Превитта, оператор Кирша, оператор Лапласа.

7.2 Содержание отчета

Отчет по лабораторной работе должен содержать следующие разделы:

- титульный лист;
- задание к работе;
- теоретическая информация по реализованным методам обнаружения границ;
- результаты работы в виде экранных форм;
- листинг программы.

8 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО ОПИСАНИЮ ЛИНИЙ

Общий подход заключается в том, чтобы аппроксимировать объект одной или многими прямыми линиями (или кривыми, которые описываются многочленами). Таким образом, имеются две задачи: как разбить исходный объект на сегменты и как подобрать линию для каждого сегмента.

В некоторых случаях задача разбиения объекта на подмножества может рассматриваться как задача сегментации. Мы, например, имеем основания ожидать, что точки объекта скорее лежат на каких-то (возможно, сложных) кривых, чем на случайно расположенных линейных сегментах. В таких случаях естественно поискать методы для разбиения совокупности точек объекта, т.е. кривой, на некоторое число последовательных линейных сегментов, таких, что каждый из них может быть хорошо аппроксимирован отрезком прямой.

Весьма удобный метод представления произвольной кривой известен под названием **цепное кодирование**. Считается, что кривая первоначально задана в виде двухградационного изображения на некантовой плоскости и что необходимо каким-то образом представить ее в цифровой форме.

На аналоговую картинку наносится сетка и фиксируются точки, в которых кривая пересекает линии сетки. Для представления кривой отбираются узлы сетки, ближайшие к каждому пересечению. Рисунок 8.1,а) показывает выделенные узлы для данной кривой. Затем кодируется последовательность узлов восьмеричными числами, обозначая направления от одного узла к другому в соответствии с кодами, показанными на рис.8.1,б).

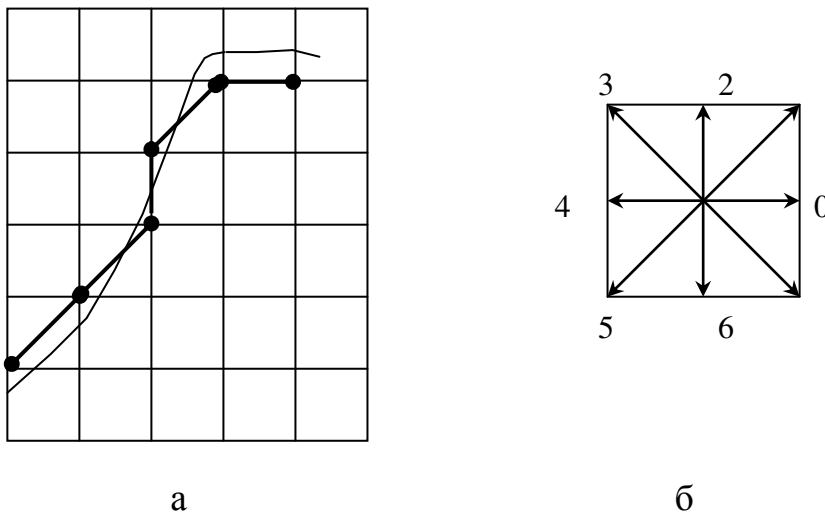


Рисунок 8.1 - Цепное кодирование

Так, например, цепное кодирование данной кривой начиная с крайней нижней точки дает последовательность 1, 1, 2, 1, 0.

Цепное кодирование особенно удобно при сравнении формы двух кривых. Обозначим цепи через $a=a_1...a_n$ и $b=b_1...b_n$. Определим цепную взаимно-корреляционную функцию C_{ab} двух кривых с помощью выражения:

$$C_{ab} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \overline{a_i b_i},$$

где $\overline{a_i b_i} = \cos(\angle a_i - \angle b_i)$.

Если, если две кривые идентичны, их цепная функция взаимной корреляции достигает своего максимального значения, равного 1.

9 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №5

9.1 Постановка задачи

Тема: Описание линий.

Цель работы: получение практических навыков описания контуров объектов на изображении при помощи аппроксимации прямыми линиями.

Задание.

В систему компьютерной обработки изображений, разработанную в предыдущих лабораторных работах, добавить функцию описания выделенного контура объекта методом цепного кодирования.

9.2 Требования к работе.

Реализация программы на любом языке высокого уровня в виде MDI-приложения.

9.3 Содержание отчета

Отчет по лабораторной работе должен содержать следующие разделы:

- титульный лист;
- задание к работе;
- теоретическая информация по реализованным функциям;
- результаты работы в виде экранных форм;
- листинг программы.

10 КОНТРОЛЬНАЯ РАБОТА (для студентов заочного отделения)

10.1 Постановка задачи

Тема: Описание линий.

Цель работы: получение практических навыков описания контуров объектов на изображении при помощи аппроксимации прямыми линиями.

Задание.

Выделить на исходном изображении контур объекта с использованием заданного по варианту оператора (таблица 1). Описать контур методом цепного кодирования.

Вариант выбирается по следующей формуле:

$$\text{№варианта} = (\text{№по_журналу} \bmod 6) + 1.$$

Таблица 10.1 – Варианты операторов

№ варианта	Оператор
1	Робертса
2	Собела
3	Превитта
4	Кирша
5	Разностный
6	Лапласа

10.2 Требования к работе.

Реализация программы на любом языке высокого уровня в виде MDI-приложения.

10.3 Содержание отчета.

Отчет по контрольной работе должен содержать следующие разделы:

- титульный лист;
- задание к работе;
- теоретическая информация по реализованным функциям;
- результаты работы в виде экранных форм;
- листинг программы.

Программа сдается на подписанной дискете вместе с отчетом в виде файла *.rtf.

Надпись на дискете: предмет ("РИ"), номер контрольной, ФИО, группа, год сдачи.

ЛИТЕРАТУРА

1. Павлидис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений. - М.: Радио и связь, 1986. - 399 с.
2. Дж. Ту, Р. Гонсалес, Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1977 - 405 с.
3. Хорн Б.К.П. Зрение роботов: Пер. с англ.- М.: Мир, 1989. - 487с.
4. Яншин В.В., Калинин Г.А. Обработка изображений на языке Си для IBM PC: Алгоритмы и программы. М.: Мир, 1994.- 240 с.
5. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. М.:Мир, 1976. -511 с.
- 6.
7. Прэйт У. Цифровая обработка изображений. Кн.2. - М.:Мир, 1982. - 784 с.
8. Xuan J., Adali T., Wang Y. Segmentation of Magnetic Resonance Brain Image: Integrating Region Growing and Edge Detection. // Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing. - Washington D.C., 1995, v3. -p.544-547
9. Wang Y., Bhattacharya P. A Theory of Parameter-Dependent Connected Components of Gray Images and Segmentation. // Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing. - Washington D.C., 1995, v3. -p.69-72.
10. Vincent L., Soille P. Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations. // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 1991, v13, N6. -p.583-598.
11. Prewitt J.M.S. Object enhancement and extraction. / In B.S. Lipkin and A. Rosenfeld, editors, Picture Processing and Psychopictorics. Academic Press, 1970.
12. Haralick R.M. Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives. // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 1984, v.6, N1. -p.58-68.
13. Smith S.M., Brady J.M. SUSAN - a new approach to low level image processing. // Int. Journal of Computer Vision. - 1996.

Приложение А

ПРИМЕРЫ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Для иллюстрации работы фильтров, описанных в пунктах 3.2 и 3.3, рассмотрим следующее изображение размером 3x3 пиксела.

11	12	10
11	10	12
13	10	9

При **осреднении скользящим окном** новое значение центрального элемента данного изображения вычисляется следующим образом:

$$\frac{11+12+10+11+10+12+13+10+9}{9} = \frac{98}{9} = 10,8! \approx 11.$$

Используя **свертку с маской** (3.2) новое значение центрального пиксела получаем равным $\frac{1 \cdot 11 + 2 \cdot 12 + 1 \cdot 10 + 2 \cdot 11 + 4 \cdot 10 + 2 \cdot 12 + 1 \cdot 13 + 2 \cdot 10 + 1 \cdot 9}{1 + 2 + 1 + 2 + 4 + 2 + 1 + 2 + 1} = \frac{170}{16} = 10,625 \approx 11.$

В **фильтре Гаусса** значения элементов матрицы коэффициентов $s(\bar{r}, \bar{r}_0)$ вычисляются по формуле (3.3). Для рассматриваемого изображения эта матрица имеет вид:

0,499	0,062	1
0,499	1	0,062
0,002	1	0,499

Используя данную матрицу новое значение центрального пиксела получаем равным

$$\frac{0,499 \cdot 11 + 0,062 \cdot 12 + 1 \cdot 10 + 0,499 \cdot 11 + 1 \cdot 10 + 0,062 \cdot 12 + 0,002 \cdot 13 + 1 \cdot 10 + 0,499 \cdot 9}{0,499 + 0,062 + 1 + 0,499 + 1 + 0,062 + 0,002 + 1 + 0,499} = \frac{46,997}{4,624} = 10,163 \approx 10.$$

При фильтрации **медианным фильтром** значения яркости центрального пиксела и его 8 соседей сортируются в порядке возрастания: 9, 10, 10, 10, 11, 11, 12, 12, 13. Затем в качестве нового значения для центрального пиксела изображения выбираем из данного упорядоченного списка центральное значение (9, 10, 10, 10, **11**, 11, 12, 12, 13), т.е. **11**.

Во **взвешенном медианном фильтре** используем матрицу весов вида:

1	2	1
2	3	2
1	2	1

Тогда элементы исходного изображения включаются в сортируемый список следующим образом: 11 включается в список 1 раз, 12 – 2 раза, 10 – 1 раз, 11 – 2 раза, 10 – 3 раза, 12 – 2 раза, 13 – 1 раз, 10 – 2 раза и 9 – 1 раз. В результате получится список вида:

9, 10, 10, 10, 10, 10, 10, **11**, 11, 11, 12, 12, 12, 12, 13, центральный элемент которого используется в качестве нового значения центрального пиксела.

В **фильтре оценки середины диапазона** выбираются минимальный и максимальный элементы изображения (в данном случае 9 и 13) и среднее значение между ними берется в качестве нового для центрального пиксела, т.е. $\frac{9+13}{2} = \frac{22}{2} = 11$.

Для **фильтра К-ближайших соседей** также сортируем элементы изображения (9, 10, 10, 10, 11, 11, 12, 12, 13) и берем значение коэффициента **K=5**. Для получения нового значения центрального пиксела выбираем из упорядоченного списка 5 элементов (центральный и два его ближайших соседа): 10, 10, 11, 11, 12. Эти элементы и используются для осреднения: $\frac{10+10+11+11+12}{5} = \frac{54}{5} = 10,8 \approx 11$.

При использовании **сигма-фильтра** (σ -фильтра) вычисляется среднеквадратическое отклонение яркости (см. пункты 1.4.1-1.4.4) исходного изображения (для данного примера изображения СКО приблизительно равно 1,27). Затем для усреднения используются значения тех пикселей из упорядоченного списка (9, 10, 10, 10, 11, 11, 12, 12, 13), которые находятся в пределах $C \cdot \sigma$ от **центрального пиксела исходного изображения** (в данном случае 10). Пусть **C=1**, тогда $C \cdot \sigma = 1 \cdot 1,27 \approx 1$ и диапазон значений для усреднения равен 10 ± 1 , т.е. это: 9, 10, 10, 10, 11, 11. Новое значение получается равным $\frac{9+10+10+10+11+11}{6} = \frac{61}{6} = 10,16 \approx 10$.

МТМ-фильтр аналогичен σ -фильтру, только диапазон усреднения выбирается в пределах $C \cdot \sigma$ от центрального пиксела **в отсортированном списке**, т.е. 11 ± 1 . Новое значение равно $\frac{10+10+10+11+11+12+12}{7} = \frac{76}{7} \approx 10,85 \approx 11$.

При фильтрации изображения **stick-фильтром** выбираем следующие отрезки прямых: в горизонтальном направлении относительно центрального пиксела (рис. А.1, а) - 11, 10, 12; в вертикальном направлении (рис. А.1, б) - 12, 10, 10; и два диагональных (рис. А.1, в и г): 13, 10, 10 и 11, 10, 9.

11	12	10	11	12	10	11	12	10	11	12	10
11	10	12	11	10	12	11	10	12	11	10	12
13	10	9	13	10	9	13	10	9	13	10	9
	а)			б)			в)			г)	

Рисунок А.1 - Допустимые stick-направления для апертуры 3x3: а) горизонтальное; б) вертикальное; в) и г) диагональные направления по углом 45°

Для полученных направлений вычисляются, например, середины диапазонов: для горизонтального $\frac{10+12}{2} = \frac{22}{2} = 11$, для вертикального $\frac{10+12}{2} = \frac{22}{2} = 11$, для диагональных $\frac{10+13}{2} = \frac{23}{2} = 11,5 \approx 12$ и $\frac{9+11}{2} = \frac{20}{2} = 10$.

Из полученных значений выбирается ближайшее к центральному пикселу рассматриваемого изображения, т.е. **10**.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО СТАТИСТИЧЕСКИМ ХАРАКТЕРИСТИКАМ ИЗОБРАЖЕНИЙ	4
1.1 Изображение как двумерное случайное поле	4
1.2 Задачи статистического анализа	4
1.3 Гистограмма	4
1.4 Числовые характеристики изображений	5
1.4.1 Начальные моменты	6
1.4.2 Центральные моменты	7
1.4.3 Математическое ожидание	7
1.4.4 Дисперсия	8
1.4.5 Коэффициент асимметрии	8
1.4.6 Коэффициент эксцесса	8
1.4.7 Энтропия.....	8
1.4.8 Мода.....	9
2 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №1	10
2.1 Постановка задачи	10
2.2 Требования к работе	10
2.3 Содержание отчета	10
3 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО ШУМОПОДАВЛЯЮЩЕЙ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ	11
3.1 Шум на изображении	11
3.2 Линейные алгоритмы	11
3.3 Ранговые алгоритмы.....	12
4 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №2	14
4.1 Постановка задачи	14
4.2 Содержание отчета	14
5 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ	15
5.1 Зональный подход	15
5.1.1 Пороговая сегментация	15
5.1.2 Нарращивание областей.....	17
5.1.3 Метод водораздела	18
5.2 Граничный подход.....	18
5.2.1 Градиентные методы	19
5.2.2 Использование вторых производных	21
5.2.3 Объединение дифференциальных и сглаживающих операторов	21
5.2.4 Алгоритм SUSAN	22
6 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №3	24
6.1 Постановка задачи	24
6.2 Требования к работе	24
6.3 Содержание отчета	24
7 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №4	25
7.1 Постановка задачи	25
7.2 Содержание отчета	25
8 МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ ПО ОПИСАНИЮ ЛИНИЙ.....	26
9 ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №5	27
9.1 Постановка задачи	27
9.2 Требования к работе	27

	33
9.3 Содержание отчета	27
10 КОНТРОЛЬНАЯ РАБОТА	28
10.1 Постановка задачи	28
10.2 Требования к работе	28
10.3 Содержание отчета	28
ЛИТЕРАТУРА	29
Приложение А.....	30
ПРИМЕРЫ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	30