

Министерство образования и науки Российской Федерации
Дальневосточный федеральный университет
Кафедра компьютерных систем



Б.Н. Грудин, В.С. Плотников, С.В. Полищук

ЛАБОРАТОРНЫЕ РАБОТЫ ПО ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Практикум

В 2 частях

Часть II

Учебное электронное издание

Владивосток
Издательский дом Дальневосточного федерального университета
2013

УДК 004.9
ББК 73
Г90

Рецензенты: Е. Л. Кулешов, д.т.н., наук, профессор,
зав. кафедрой компьютерных систем ДВФУ;
П.Н. Корнюшин, д.ф.-м.н., профессор,
зав. кафедрой компьютерной безопасности ДВФУ

Б.Н. Грудин, В.С. Плотников, С.В. Полищук

Г90 Лабораторные работы по обработке изображений [Электронный ресурс]: практикум. В 2 ч. Ч. 2 / Б.Н. Грудин, В.С. Плотников, С.В. Полищук; Дальневосточный федеральный университет. – Электрон. дан. – Владивосток: Издательский дом Дальневост. федерал. ун-та, 2013. – Режим доступа: Computer university network. – Загл. с экрана.

Во второй части практикума представлены лабораторные работы по цифровой обработке изображений. Для выполнения работ используется разработанная на кафедре компьютерных систем ДВФУ программа «Image Processing». Методические указания к выполнению компьютерных лабораторных работ охватывают следующие темы: предварительная обработка и улучшение изображений, пространственная линейная фильтрация изображений, пространственная нелинейная фильтрация изображений, изучение бинарных морфологических операторов и морфометрической обработки бинарных изображений, изучение полутоновых морфологических операторов и морфометрической обработки полутоновых изображений.

Практикум предназначен для студентов, обучающихся по направлениям «Информатика и вычислительная техника», «Информационные технологии», «Компьютерная безопасность», а также будет полезен специалистам по дистанционному зондированию, цифровому телевидению, компьютерной микроскопии, системам безопасности, программистам и дизайнерам.

УДК 004.9
ББК 73

© Грудин Б.Н., Плотников В.С.,
Полищук С.В., 2013
© Издательский дом
Дальневосточного
федерального университета,
оформление, 2013

ОГЛАВЛЕНИЕ

1. Предварительная обработка и улучшение изображений	4
1.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс	4
1.2. Задания к лабораторной работе	7
1.3. Контрольные вопросы	7
2. Пространственная линейная фильтрация изображений.....	8
2.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс	8
2.2. Задания к лабораторной работе	12
2.3. Контрольные вопросы	13
3. Пространственная нелинейная фильтрация изображений.....	13
3.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс	12
3.2. Задания к лабораторной работе	16
3.3. Контрольные вопросы	17
4. Изучение бинарных морфологических операторов и морфометрической обработки бинарных изображений	17
4.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс	17
4.2. Задания к лабораторной работе	31
4.3. Контрольные вопросы	31
5. Изучение полутоновых морфологических операторов и морфометрической обработки полутоновых изображений.....	32
5.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс	32
5.2. Задания к лабораторной работе	44
5.3. Контрольные вопросы	45
Список литературы	46

1. Предварительная обработка и улучшение изображений

1.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс

Разработанные на кафедре компьютерных систем ДВФУ программные средства для проведения лабораторных работ по цифровой обработке изображений используют программу «Image Processing». Все средства обработки изображений, представленные в программе «Image Processing», позволяют осуществлять чтение изображений из файлов различных форматов (BMP, TIF, JPEG, TGA, PCX, GIF) и запись результатов обработки в файлы этих же форматов. Если запись осуществляется в JPEG- файл, то можно указать показатель качества сжатого изображения. Этот показатель может принимать значения в диапазоне [0, 100]. Чем меньше значение этого показателя, тем выше степень сжатия, но хуже качество изображения.

Программа предоставляет пользователю средства для предварительной обработки и анализа изображений. К этим средствам относятся: бинаризация изображения с отсечением по порогу яркости, преобразование полноцветного изображения в полутоновое, геометрические преобразования изображений (кадрирование, изменение размеров, поворот).

Для анализа изображений пользователю предоставляются средства позволяющие строить профили распределений яркости в горизонтальном, вертикальном и произвольном направлениях, а также строить гистограммы яркостей изображений. Для оценивания распределений яркости используются гистограммы

$$G(k) = \frac{N(k)}{N}, \quad (1.1)$$

где N – общее количество отсчетов на изображении, $N(k)$ – количество элементов изображения, имеющих яркость k .

При обработке изображений обычно выделяют два ее аспекта: обработка, как средство реставрации некоторого оригинального изображения, «испорченного» в каналах регистрации, и обработка, как средство улучшения психофизического восприятия человеком тех или иных характерных особенностей анализируемого изображения. Рассматриваемые в этом разделе так называемые локальные операции над изображениями обработки предназначены для решения второй группы задач. Термин «локальные операции» подчеркивает, что каждая точка входного цифрового изображения $f(i, j)$ преобразуется в точку выходного изображения $g(i, j)$ по некоторому закону вида

$$g(i, j) = T\{f(i, j)\}, \quad (1.2)$$

где T – оператор преобразования, независимый от окружения данной точки. Если преобразование используется с целью реставрации изображения, то необхо-

димо знать вид оператора T (например, при анализе фотографических искажений T – частотно-контрастная характеристика фотоматериала). В случаях, когда преобразование используется как средство улучшения психофизического восприятия изображения, вид преобразования определяется тем, какие особенности изображения желательно подчеркнуть. Кроме того, имеются данные психофизических исследований восприятия человеком тех или иных классов изображений в целом. По результатам исследований делаются рекомендации относительно «оптимального» для зрительного восприятия распределения светового потока на картине. В этих случаях целесообразно применять такое локальное преобразование, которое приводит реальное распределение интенсивностей входного изображения к «оптимальному» для выходного изображения. Для оценивания эффектов применения тех или иных локальных преобразований обычно рассматривают, каким образом в результате их выполнения изменяется характер гистограммы яркостей выходного изображения. Обычно «хорошей» считается гистограмма, занимающая по возможности весь диапазон яркостей, без резких провалов и чрезмерных выбросов. Узкая гистограмма характерна для изображений визуально воспринимаемых как слабоконтрастные. Локальные преобразования приводят к перестройке гистограммы.

Рассмотрим некоторые из локальных преобразований, реализованных в рассматриваемой программе. Преобразование «контрастирование» приводит к растяжению диапазона $[a, b]$ интенсивностей исходного изображения на полный диапазон $[0, M]$. Зрительно это выражается в эффекте повышения контраста. Пользователь в диалоге с ЭВМ может уточнить положение диапазона $[a, b]$ на гистограмме интенсивностей и выбрать один из четырех возможных законов преобразования T : линейный, параболический, степени $1/2$, логарифмический. Эти законы рекомендуются в литературе для компенсации нелинейностей, возникающих в некоторых реальных системах регистрации изображений

На рис. 1.1 иллюстрируется процесс настройки и результаты применения данного преобразования на примере контрастирования изображения каверн на поверхности аморфной ленты. Здесь: а) – исходное изображение; б) – профиль распределения яркости вдоль выделенного на исходном изображении отрезка (вверху) и периодограммная оценка распределения спектральной плотности для данного профиля (внизу); в) – гистограмма исходного изображения, на которой выделен диапазон контрастирования; г) – контрастированное изображение; д) – профиль распределения яркости и его периодограмма на контрастированном изображении вдоль выделенного отрезка; е) – гистограмма контрастированного изображения.

Преобразование «окрашивание» предназначено для приведения исходного полутонового изображения к малоградиационному. Число градаций в выходном изображении задается пользователем. Операция полезна для выделения «объектов» на изображении.

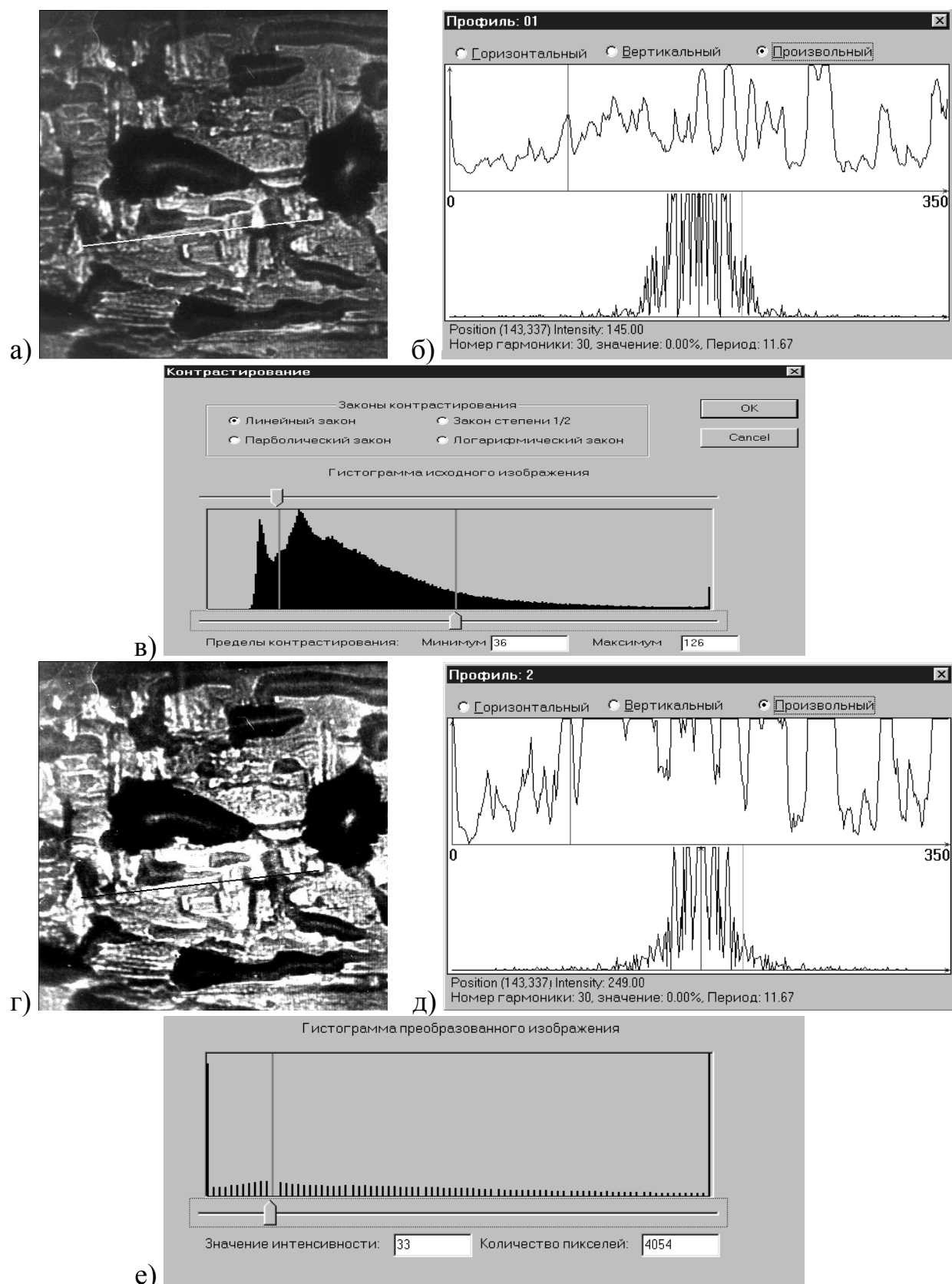


Рис. 1.1. Иллюстрация процедуры контрастирования

Преобразование «эквализация» реализует концепцию улучшения психофизического восприятия человеком изображений. Пользователь подбирает закон преобразования, обеспечивающий для гистограммы интенсивностей выходного

изображения некоторый наперед заданный вид: равномерный, экспоненциальный, степени $2/3$, гиперболический.

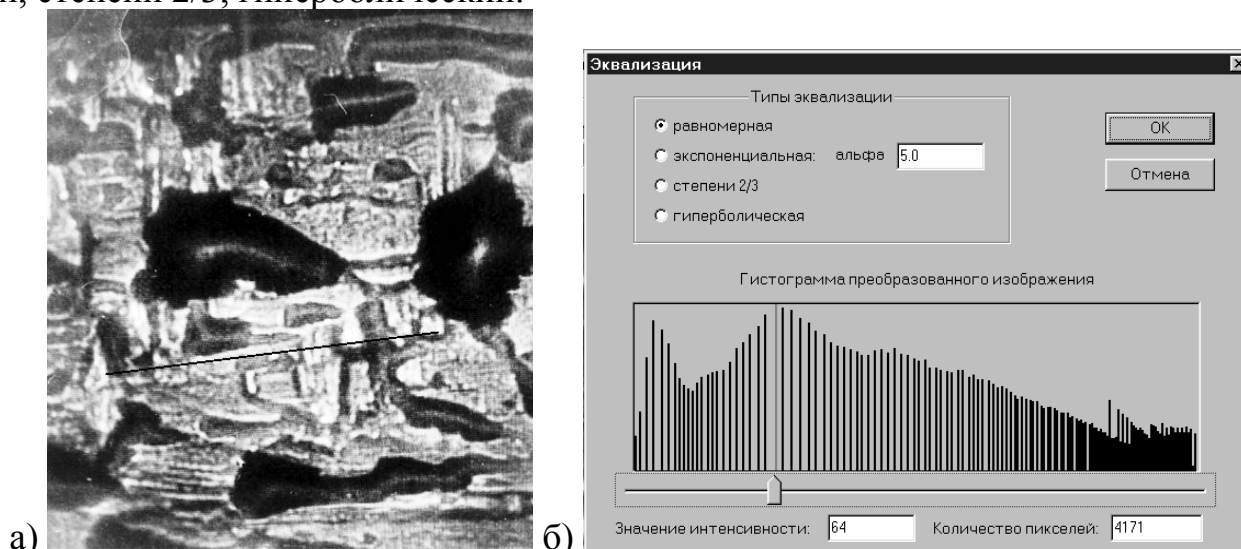


Рис. 1.2. Иллюстрация процедуры «эквализация»

На рис. 1.2 иллюстрируются результаты применения преобразования «эквализация»: а) результат преобразования, б) окно настройки с автоматически подобранной таблицей преобразования интенсивностей.

1.2. Задания к лабораторной работе

1. Изучите меню «Локальные преобразования». Осуществите операции бинаризации (обычной и пороговой), окрашивания (обычного и псевдоцветового), инверсии на примере тестовых изображений 1 и 2. Объясните полученные результаты.

2. Изучите меню «Контрастирование». Осуществите операции контрастирования для различных законов преобразования гистограмм (линейного, параболического, логарифмического, закона степени $3/2$) на примере слабоконтрастных изображений (1-1;2-1). Объясните полученные результаты, в том числе появление ложных контуров.

3. Изучите меню «Эквализация». Осуществите операции эквализации для различных законов преобразования гистограмм (равномерного, экспоненциального, гиперболического, закона степени $2/3$) на примере слабоконтрастных изображений 1 и 2. Объясните полученные результаты.

4. Подготовьте отчёт о проделанной работе, содержащий:

- цель работы и основное содержание этапов;
- изложение в порядке выполнения работы всех результатов с краткими пояснениями и выводами;
- ответы на контрольные вопросы.

1.3. Контрольные вопросы

- В чем состоит сущность поэлементной обработки изображений?

- Как определяются параметры преобразования изображения при его линейном контрастировании?
- Поясните механизм действия поэлементных преобразований, применяемых при препарировании изображения.
- Каков механизм появления ложных контуров при применении пилообразного контрастирования? При каких еще процедурах могут возникать ложные контуры?
- Докажите, что применение линейного контрастирования не изменяет вида плотности вероятности изображения. Как при этом изменяются параметры плотности вероятности?
- Докажите, что применение гиперболизации распределения яркости приводит к равновероятному распределению сигнала на выходе сетчатки глаза, если учесть ее логарифмирующее воздействие на входной свет.
- Поясните, почему при эквализации изображения не удастся привести гистограмму к идеальному равномерному виду?
- В чем состоит сущность и каковы достоинства табличного метода поэлементного преобразования изображений?

2. Пространственная линейная фильтрация изображений

2.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс

Для пространственной фильтрации изображений на ЭВМ используются так называемые маски, по существу представляющие собой КИХ-фильтры. В ряде алгоритмов аналог маски фильтра называют структурным элементом. В иностранной литературе для обозначения маски также используют термин скользящее окно (sliding window). В прикладных системах цифровой обработки изображений для обеспечения приемлемого быстродействия обычно ограничиваются при задании импульсных характеристик матрицами малого размера: 3×3 , либо 5×5 элементов.

Как и в случае локальных преобразований, фильтрацию применяют либо для целей восстановления некоторого «истинного» изображения, либо для улучшения зрительного восприятия тех или иных особенностей исследуемого изображения. В теории обработки изображений разделяют линейные и нелинейные фильтры. В первую группу входят преобразования, реализуемые в виде линейной свертки входного изображения с некоторой матрицей постоянных коэффициентов. Выделение линейных операций в самостоятельный класс оправдано тем, что: во-первых, многие физические механизмы формирования изображений линейны по своей природе; во-вторых, для исследования свойств линейных преобразований фильтрации разработан удобный аппарат частотных передаточных функций; в третьих, линейные алгоритмы просты и удобны для реализации на

ЭВМ и в специализированных устройствах обработки сигналов. Масочная фильтрация изображений будет линейной, если используются маски с независимыми от изображения коэффициентами.

Пользователю программы «Image Processing» предлагаются на выбор несколько процедур линейной фильтрации, осуществляемых с помощью матриц взвешивающих коэффициентов размера 3×3 элемента. Прежде всего, это процедуры, направленные на подавление шумов. Изображения могут повреждаться шумами и помехами различного происхождения: шумами видеодатчиков, шумом зернистости фотоматериала, ошибками в каналах передачи. Поскольку шум пространственно декоррелирован, то в его спектре, как правило, содержатся более высокие частоты, чем в спектре неискаженного шумами изображения. Отсюда следует, что НЧ фильтрация является достаточно эффективным средством подавления шумов. Ниже приведены матрицы масок для подавления шумов, рекомендуемые в литературе, и предоставляемые пользователю в рамках программы «Image Processing»:

$$\text{а) } 1/9 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \text{ б) } 1/10 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \text{ в) } 1/16 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Отметим, что низкочастотная фильтрация приводит к эффекту размытия изображения, моделируя с некоторым приближением режим расфокусировки в системах визуализации изображений. Эти маски нормированы для получения единичного коэффициента передачи, чтобы процедура подавления шума не вызывала смещения средней яркости обработанного изображения.

Визуально эффективность фильтрации можно оценить с помощью рис. 2.1. На рис. 2.1, а показан зашумленный портрет при отношении сигнал/шум равном 1. Результат масочной фильтрации приведен на рис. 2.1, б.



а)



б)

Рис. 2.1. Пример масочной фильтрации

Здесь полезно отметить определенное разногласие в оценках качества, даваемых человеческим глазом и применяемыми количественными показателями. Глаз является слишком совершенным изобретением природы, чтобы с ним могли соревноваться достаточно примитивные математические показатели типа среднего квадрата ошибок. Поэтому некоторые результаты, рассматриваемые с точки зрения математических показателей как катастрофические, визуально могут быть вполне удовлетворительными. Означает ли это, что математические критерии вообще непригодны при цифровой обработке изображений? Конечно, нет. Цифровая обработка изображений находит применение в различных информационных системах с автоматическим принятием решений, основанным на этой обработке. Функционирование таких систем, где отсутствует человеческий глаз, полностью подчинено математическим критериям и качество их работы оценивается только математическими показателями. Понятно, что и качество изображений, используемых в этих системах, также должно оцениваться только математическими критериями. В заключение подчеркнем, что в целом применение описанных процедур фильтрации приводит к существенному снижению уровня шума на изображении. Коэффициент улучшения тем выше, чем сильнее шум на исходном изображении.

Высокочастотная фильтрация, напротив, «фокусирует» изображение, удаляя размытость и подчеркивая резкие детали. Операции линейной высокочастотной фильтрации для подчеркивания границ осуществляются путем задания следующих коэффициентов КИХ-фильтров:

$$\text{а) } \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \text{ б) } \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \text{ в) } \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Преобразование Собела фактически является одним из возможных вариантов численной аппроксимации процедуры двумерного дифференцирования. Будучи знакопеременной функцией, оно визуализируется по желанию пользователя либо на фоне положительной постоянной составляющей либо в виде распределения модуля производной. Преобразование осуществляется с помощью следующей маски

$$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ -2 & 15 & -2 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}.$$

К классу линейных преобразований также относятся восемь процедур оценивания пространственных градиентов вдоль различных направлений (условно названы: «север», «северо-восток», «восток» и т.д.). Например, маска «север» имеет следующие значения коэффициентов:

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}.$$

Градиентные преобразования часто включают в системы по обработке изображений для получения чисто зрительных эффектов. Градиентные преобразования могут также представлять интерес, как средство имитации режимов «косого» освещения в системах формирования изображений.

Также пользователю предоставляются средства для формирования произвольных линейных фильтров. В специальном окне дисплея схематически отображается текущая конфигурация матрицы коэффициентов $a(i, j)$ формируемого фильтра. Поля матрицы могут модифицироваться пользователем с клавиатуры. При этом программа рассчитывает и выводит на дисплей в небольшом окне полутоновое изображение частотной характеристики фильтра. Если характеристика фильтра удовлетворяет пользователя, то можно непосредственно выполнить спроектированное линейное преобразование. Установленная конфигурация пользовательского фильтра сохраняется вплоть до очередной модификации.

Маска фильтра, повышающего резкость изображения, в программе «Image Processing» создается следующим образом:

$$h = \frac{1}{(a+1)} \begin{bmatrix} -a & a-1 & -a \\ a-1 & a+5 & a-1 \\ -a & a-1 & -a \end{bmatrix},$$

где a – параметр в диапазоне $[0,1]$, который задается пользователем. Актуальность данного класса преобразований, например, для специалистов по электронной микроскопии, обусловлена наличием «дифференциальных» режимов наблюдения исследуемого физического поля.

Фильтр Лапласа относится к ВЧ фильтрам и предназначен для выделения границ (перепадов) во всех направлениях. Маска фильтра конструируется следующим образом:

$$h = \frac{4}{(a+1)} \begin{bmatrix} \frac{a}{4} & \frac{1-a}{4} & \frac{a}{4} \\ \frac{1-a}{4} & -1 & \frac{1-a}{4} \\ \frac{a}{4} & \frac{1-a}{4} & \frac{a}{4} \end{bmatrix},$$

где a – параметр в диапазоне $[0,1]$, задаваемый пользователем. Преобразование Лапласа реализует дискретный вариант вычисления второй производной двумерного поля. Оно не является, строго говоря, линейным, хотя и использует при вычислениях линейную свертку с матрицей постоянных коэффициентов. Преобразование Лапласа приводит к увеличению контраста точек максимума второй производной, которые согласно психофизиологическим исследованиям, существенно задействованы в механизмах восприятия человеком зрительных образов.

2.2. Задания к лабораторной работе

1. Изучите меню «Фильтрация». Используйте здесь и далее меню «линейная – с произвольной маской». Это меню позволяет реализовать средства для формирования произвольных линейных фильтров. В специальном окне дисплея схематически отображается текущая конфигурация матрицы коэффициентов $T(i, j)$ формируемого фильтра. Поля матрицы могут модифицироваться пользователем с клавиатуры. При этом программа рассчитывает и выводит на дисплей в небольшом окне полутоновое изображение частотной характеристики фильтра.

2. Осуществите операции линейной низкочастотной фильтрации путем задания коэффициентов КИХ-фильтров:

$$\text{а) } 1/9 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \text{ б) } 1/10 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \text{ в) } 1/16 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

на примере тестовых изображений 1 и 2.

Осуществите эти же операции для уменьшения влияния «белого» шума на тестовых изображениях 1+шум 10, 1+шум 50, 1+шум 70. Объяснить полученные результаты.

3. Осуществите операции линейной высокочастотной фильтрации для подчеркивания границ путем задания коэффициентов КИХ-фильтров:

$$\text{а) } \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \text{ б) } \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \text{ в) } \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

на примере изображений 1 и 2. Объяснить полученные результаты.

4. Осуществите на примере изображений 1 и 2 операции вычисления линейных градиентов с использованием маски «север»

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}.$$

Сконструируйте другие маски, в частности «северо-восток», «восток» и т.д. (всего должно быть восемь масок). Осуществить фильтрацию данных изображений с помощью всех курсовых масок и сравнить полученные результаты с результатами, получаемыми в меню «градиенты». Объяснить видимые расхождения.

5. Осуществите на примере изображений 1 и 2 операции линейной высокочастотной фильтрации для повышения резкости изображения путем задания коэффициентов КИХ-фильтров:

$$h = \frac{1}{(a+1)} \begin{bmatrix} -a & a-1 & -a \\ a-1 & a+5 & a-1 \\ -a & a-1 & -a \end{bmatrix},$$

где a – параметр в диапазоне $[0,1]$, который задается пользователем. Задайте не менее 5 значений параметра. Объяснить полученные результаты.

6. Осуществите на примере изображений 1 и 2 операции оконтуривания изображений с использованием фильтра Лапласа. Маска фильтра конструируется следующим образом:

$$h = \frac{4}{(a+1)} \begin{bmatrix} \frac{a}{4} & \frac{1-a}{4} & \frac{a}{4} \\ \frac{1-a}{4} & -1 & \frac{1-a}{4} \\ \frac{a}{4} & \frac{1-a}{4} & \frac{a}{4} \end{bmatrix},$$

где a – параметр в диапазоне $[0,1]$, задаваемый пользователем. Задайте не менее 5 значений параметра. Объяснить полученные результаты.

7. Подготовьте отчёт о проделанной работе, содержащий:

- цель работы и основное содержание этапов;
- изложение в порядке выполнения работы всех результатов с краткими пояснениями и выводами;
- ответы на контрольные вопросы.

2.3. Контрольные вопросы

- В чем состоит сущность масочной линейной обработки изображений?
- Как определяются параметры преобразования изображения для НЧ фильтрации?
- Как определяются параметры преобразования изображения для ВЧ фильтрации?
- Как определяются параметры преобразования изображения для преобразования Собела?
- Как определяются параметры преобразования изображения для вычисления второй производной?
- Как определяются параметры преобразования изображения для вычисления градиентов в 8-ми направлениях?

3. Пространственная нелинейная фильтрация изображений

3.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс

В программе «Image Processing» представлены ряд процедур нелинейной фильтрации, реализующих некоторые предлагаемые в литературе эвристические алгоритмы.

Процедурой медианной фильтрации (МФ) представлено в программе семейство нелинейных рангово-порядковых фильтров, обсуждаемое в литературе в связи с различными задачами обработки сигналов и изображений. При выполне-

нии медианной фильтрации каждый преобразованный отсчет рассчитывается как порядковое среднее по скользящему окну размера $(2L+1) \times (2L+1)$. Параметр L запрашивается у пользователя. Этот алгоритм рекомендуется как альтернатива линейной фильтрации в тех случаях, когда нужно удалить шум и сохранить резкие края на изображении.

Действие МФ состоит в «игнорировании» экстремальных значений входной выборки – как положительных, так и отрицательных выбросов. Такой принцип подавления помехи может быть применен и для ослабления шума на изображении. Однако исследование подавления шума при помощи медианной фильтрации показывает, что ее эффективность при решении этой задачи ниже, чем у линейной фильтрации. Вместе с тем, медианная фильтрация в меньшей степени сглаживает границы изображения, чем любая линейная фильтрация. Механизм этого явления очень прост и заключается в следующем. Предположим, что апертура фильтра находится вблизи границы, разделяющей светлый и темный участки изображения, при этом ее центр располагается в области темного участка. Тогда, вероятнее всего, рабочая выборка будет содержать большее количество элементов с малыми значениями яркости, и, следовательно, медиана будет находиться среди тех элементов рабочей выборки, которые соответствуют этой области изображения. Ситуация меняется на противоположную, если центр апертуры смещен в область более высокой яркости. Но это и означает наличие чувствительности у МФ к перепадам яркости.

Для решения задачи очистки изображений от шумов с использованием фильтрации непосредственно в пространственной области в литературе предлагается большое число эвристических нелинейных алгоритмов. В состав программы «Image Processing» включен один из наиболее простых и вместе с тем достаточно эффективных алгоритмов – комбинированный фильтр. Расчетная формула для выходного изображения $g(i, j)$:

$$g(i, j) = \mu f(i, j) + (1 - \mu) \bar{f}(i, j), \quad (3.1)$$

где $\mu = 1 - \frac{D(i, j)}{D}$ – коэффициент регуляризации; $\bar{f}(i, j)$, $D(i, j)$ – среднее и дисперсия, оцениваемые для каждой точки в примыкающем к ней окне размера $(2L+1) \times (2L+1)$; D – оценка дисперсии, рассчитанная по всему изображению.

Из структуры параметра регуляризации видно, что фильтр обеспечивает тем большее сглаживание, чем большие вариации претерпевает сигнал в текущем окне. Фактически фильтр (3.1) определяет свертку с окном, в котором коэффициенты не являются постоянными, а определенным образом подстраиваются под текущие статистики исследуемого поля. Перед выполнением процедуры пользователь может уточнить значение единственного настраиваемого параметра – полуширины скользящего окна L .

Процедура статистического дифференцирования предназначена для обнаружения перепадов яркости на анализируемом изображении. Расчетная формула для выполнения преобразования:

$$g(i, j) = Af(i, j)\sigma(i, j), \quad (3.2)$$

где $\sigma(i, j)$ – среднееквадратичное отклонение в скользящем окне размера $(2L+1) \times (2L+1)$; A – коэффициент усиления фильтра. Использование данной процедуры предпочтительнее, применяемой для аналогичных целей линейной процедуры дифференцирования, неустойчивой при наличии шума. Параметры L и A при необходимости корректируются пользователем.

Преобразование Уоллиса является обобщением статистического дифференцирования. Оно дает улучшенное изображение, имеющее требуемые моменты первого и второго порядков. Расчетная формула преобразования:

$$g(i, j) = \frac{A\sigma_d}{A\sigma(i, j) + \sigma_d} [f(i, j) - \bar{f}(i, j)] + (\alpha m_d + (1 - \alpha)f(i, j)), \quad (3.3)$$

где $\bar{f}(i, j)$, $\sigma(i, j)$ – среднее и среднееквадратичное отклонение, оцениваемые в скользящем окне размера $(2L+1) \times (2L+1)$; m_d , σ_d – требуемые среднее и среднееквадратичное отклонение выходного изображения; α – коэффициент контрастирования границ из диапазона $[0-1]$; A – коэффициент для нейтрализации выбросов, $[0-10]$. Преобразование (3.3) явилось попыткой разработки универсальной процедуры, способной удовлетворить при соответствующей настройке ее параметров самые разнообразные требования пользователя к выходному изображению. Однако наличие сразу пяти свободных параметров вызывает естественные затруднения при конкретной настройке алгоритма неподготовленным пользователем. В справочной информации по данной процедуре пользователю рекомендуется использовать в качестве первого приближения несколько фиксированных конфигураций параметров.

Процедура удаления трендов была включена в программу, исходя из необходимости удаления низкочастотных компонент – трендов, обусловленных неравномерностью системы внешнего освещения при вводе изображений и возможными артефактами в системах формирования изображений. Иногда низкочастотные компоненты объективно присутствуют в исходном изображении, но для некоторых классов изображений не представляют интереса и поэтому воспринимаются, как мешающий фактор. Наличие трендов существенно усложняет решение ряда задач обработки и анализа, например, задач выделения на изображениях объектов методом пороговой сегментации. В программе при удалении трендов используется расчетная формула вида:

$$g(i, j) = S + [f(i, j) - \bar{f}(i, j)] \left\{ 1 + A \frac{[\sigma - \sigma(i, j)]}{\sigma(i, j)} \right\}, \quad (3.4)$$

где S , σ – среднее и среднееквадратичное отклонение по всему изображению; $\bar{f}(i, j)$, $\sigma(i, j)$ – среднее и среднееквадратичное отклонение по окну размера $(2L+1) \times (2L+1)$. Здесь введен дополнительный множитель, отвечающий за выравнивание локальной дисперсии по всему полю изображения. При $A=0$ выравнивания нет, при $A=1$ – максимальное выравнивание. Необходимость выравнивания дисперсии обусловлена тем обстоятельством, что низкочастотные колебания на изображениях часто модулируют амплитуду собственно его информатив-

ной части. Например, на большинстве реальных данных с трендами неравномерности освещения было отмечено существенное уменьшение вариабельности сигнала в местах затенения картин. Перед выполнением процедуры пользователь уточняет параметр размера окна L и компромиссное значение параметра выравнивания дисперсии A . В отличие от ранее рассмотренных нелинейных процедур, при реализации алгоритма (3.4) необходимо использовать существенно большие сглаживающие окна. Строго говоря, выбор оптимального размера окна должен определяться спектральным составом удаляемой помехи. Практической рекомендацией пользователю может быть рекомендация устанавливать ширину окна равной минимальному размеру неоднородностей в удаляемой низкочастотной помехе. Это приводит к необходимости использования для вычисления скользящих средних $\bar{f}(i, j)$ и $\sigma(i, j)$ окон с размерами вплоть до (256×256) . В программе для ускорения работы скользящее среднее в каждой новой точке пересчитываются итерационно с использованием предыдущих средних, что приводит к замене квадратичной зависимости числа необходимых операций сложения от ширины окна, линейной зависимостью.

Преобразование, условно именуемое в программе как адаптивный размер, предназначено для визуализации деталей определенного размера на исследуемом изображении. Алгоритм был предложен для анализа изображений поверхностей технологических материалов. Фактически в алгоритме предлагается линейная фильтрация с импульсной характеристикой специфического вида: коэффициенты фильтра обладают круговой симметрией, от центральной точки и вплоть до некоторого радиуса r_1 они все равны $(+1)$, затем, вплоть до радиуса r_2 – (-1) . Очевидно, что такая знакопеременная структура обеспечивает с некоторым приближением узкополосный характер для частотной характеристики фильтра. Положение основного максимума и, следовательно, «поощряемых размеров» зависит от значений r_1 , r_2 . При визуализации авторы алгоритма рекомендуют отображать либо только положительные значения (заноуля отрицательные), либо отрицательные (заноуля положительные), чем собственно и объясняется причина отнесения данного преобразования к классу нелинейных. Перед преобразованием пользователь уточняет значения параметров r_1 , r_2 и тип отображения результата. Для ускорения расчетов согласно описанному алгоритму в программе была применена специальная итерационная схема вычислений, позволившая получить выигрыш во времени по сравнению с прямой схемой примерно в три раза.

3.2. Задания к лабораторной работе

1. Изучите меню программы «Image Processing» «Фильтрация – нелинейная».
2. Осуществите операции медианной фильтрации тестовых изображений 1+ имп шум 10, 1+ имп шум 50, 1+ имп шум 1000 с использованием обычного медианного и специализированного фильтра «удаление импульсных шумов» при различных размерах скользящих окон.

3. Осуществите фильтрацию тестовых изображений 1 и 2 с использованием комбинированного фильтра

$$g(i, j) = \mu f(i, j) + (1 - \mu) \bar{f}(i, j)$$

Объясните полученные результаты.

4. Осуществите фильтрацию изображений 1 и 2 с использованием фильтра для статистического дифференцирования

$$g(i, j) = A f(i, j) \sigma(i, j)$$

Объясните полученные результаты.

5. Осуществите фильтрацию изображений 1 и 2 с использованием фильтра Уоллиса

$$g(i, j) = \frac{A \sigma_d}{A \sigma(i, j) + \sigma_d} [f(i, j) - \bar{f}(i, j)] + (\alpha m_d + (1 - \alpha) f(i, j)) .$$

Объясните полученные результаты.

6. Подготовьте отчет о проделанной работе, содержащий:

- цель работы и основное содержание этапов;
- изложение в порядке выполнения работы всех результатов с краткими пояснениями и выводами;
- ответы на контрольные вопросы.

3.3. Контрольные вопросы

- В чем состоит сущность масочной нелинейной обработки изображений?
- В чем состоит сущность медианной обработки изображений?
- Как определяются параметры преобразования изображения для комбинированного фильтра?
- Как определяются параметры преобразования изображения для статистического дифференцирования?
- Как определяются параметры преобразования изображения для преобразования Уоллиса?

4. Изучение бинарных морфологических операторов и морфометрической обработки бинарных изображений

4.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс

Программа «Image Processing» предоставляет исследователю широкий набор средств предварительной обработки изображений: локальных преобразований контраста, линейной и нелинейной фильтрации, рассмотренных выше, а также средств морфологической обработки. Если после такой обработки возможна удовлетворяющая исследователя декомпозиция исходного изображения в совокупность объектов и фона (перевод полутонового изображения в бинарное),

то используются процедуры структурно-морфологической обработки бинарных изображений, а если нет, то используются процедуры структурно-морфологической обработки полутоновых изображений (рис. 4.1). Отдельный класс процедур предоставляется пользователю для обработки изображений типа «сетка».

Рис. 4.1. Схема структурно-морфологической обработки изображений

- выделение объектного множества методом порогового ограничения и его преобразование с помощью морфологических операций (эрозии, наращивания, размыкания, замыкания, скелетонизации, деагломерации и др.) к виду, наиболее согласованному с восприятием объектной структуры исследователем;
- расчет характеристик формы отдельных связных объектов: площади, периметра, эффективного размера, преимущественного направления и степени вытянутости и т.д.;
- расчет статистических показателей формы по совокупности выделенных объектов (экстремальные и моментные статистики, гистограммы показателей формы, взаимные корреляции между показателями);
- расчет специальных характеристик положения объектов («ближнего порядка», «координационного числа», «функции радиального распределения» – ФРР).

рации. При эрозии бинарного изображения пиксел исходного изображения сбрасывается в 0, если хотя бы один из пикселей окрестности, соответствующий ненулевому элементу маски, равен 0. При наращении бинарного изображения пиксел исходного изображения устанавливается в 1, если хотя бы один из пикселей окрестности, соответствующий ненулевому элементу маски, равен 1. Таким образом, при локальном подходе вычисление эрозии и наращения сводится к перемещению окна B по всей плоскости изображения с одновременным выполнением локальных операций булева типа по окрестностям.

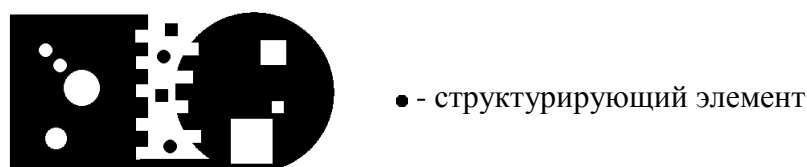
Второй способ реализует морфологические фильтры в частотной области. Фактически операции эрозии и наращения осуществляются путем коррелирования бинарного входного изображения с бинарным структурным элементом B с последующим пороговым ограничением выходных корреляций. Использование высокого порога $T_h=N$, где N – число пикселей в элементе B , дает в корреляционной плоскости эрозию, использование низкого порога $T_l=1$ – наращение. Промежуточные пороги между T_h и T_l обеспечивают операции с фильтрами рангового порядка для их оптимизации к характеристикам обрабатываемого изображения. Для вычисления эрозии и наращения вычисляются с использованием алгоритма БПФ фурье-образы исходного бинарного изображения и изображения структурирующего элемента, которые затем перемножаются, и от полученного результата выполняется обратное преобразование Фурье. Полученная таким образом корреляционная функция подвергается далее операции порогового ограничения. Фурье-образы структурирующих элементов простой формы (круг, квадрат) представляются в аналитическом виде. Это позволяет точно задавать форму структурирующего элемента при его малых размерах на дискретной сетке отсчетов.

На рис. 4.2 иллюстрируется действие морфологических операторов на тестовое бинарное изображение. Структурирующий элемент – круг, радиусом в десять пикселей. Высота изображения – 400 пикселей. Изображения на рис. 4.2 (б, г, д) получены с использованием скользящего окна, а изображения на рис. 4.2 (в, е, з) с использованием преобразования Фурье.

Отметим, что эрозия приводит к уменьшению множества X , а наращение – к его увеличению. Размыкание подавляет острые выступы и прореживает узкие перешейки в X , тогда как замыкание заполняет узкие заливы и малые отверстия, и таким образом $X \circ B \subseteq X \subseteq X \bullet B$. Следовательно, если структурирующий элемент B имеет регулярную форму, размыкание и замыкание можно рассматривать как нелинейную фильтрацию, которая сглаживает контуры входного изображения. Ясно, что форма и размер структурирующего элемента определяют природу и степень сглаживания.

Использование обоих алгоритмов дает во многом схожие результаты, но алгоритм, основанный на преобразовании Фурье, дает результат более согласованный с формой структурирующего элемента. Оба алгоритма имеют значительные отличия в быстродействии и объеме используемой памяти. Алгоритм, реализующий морфологические фильтры в частотной области, быстрее при ис-

пользовании структурирующих элементов значительного размера, но требует большего объема памяти.



а) исходное изображение;



б) наращение;



в) эрозия;



г) замыкание;



д) размыкание.

Рис. 4.2. Иллюстрация действия морфологических операторов

Морфологические операторы (их также называют морфологическими фильтрами) применяют с целью изменения формы объектов. Рассматривая морфологические операции над бинарными изображениями, будем называть связанные области, значения пикселей которых равны единице, объектами, а области изображения, значения пикселей которых равны нулю, фоном (на рисунках – наоборот). Большое значение при обработке и анализе изображений имеют понятия соседства и связности объектов. Четырех – соседями (квartetом соседей) какого-либо пиксела на изображении называют четыре ближайших к нему пиксела. Восьми – соседями (октетом соседей) пиксела называют все восемь окру-

жающих его пикселей. Объекты представляют собой восьмисвязные либо четырехсвязные области единиц. Объект называется четырехсвязным, если для каждого пикселя объекта среди квартета соседних пикселей существует хотя бы один, равный 1 и принадлежащий этому же объекту. Объект называется восьмисвязным, если для каждого пикселя объекта среди октета соседних пикселей существует хотя бы один, равный 1 и принадлежащий этому объекту. Аналогичные определения связности можно ввести для фона. Заметим, что четырехсвязность фона автоматически означает восьмисвязность объектов и наоборот. Выбор критерия связности оказывает существенное влияние на работу ряда алгоритмов обработки изображений.

Выбор критерия связности оказывает существенное влияние на работу ряда алгоритмов обработки изображений. Это вызвано тем, что в некоторых случаях число объектов на изображении будет зависеть от того, какими считаются объекты: четырехсвязными или восьмисвязными. Внутри связных областей объектов могут встречаться связные области из пикселей фона. Будем называть такие области дырами. Количество дыр также зависит от связности фона.

Программа предоставляет пользователю следующие процедуры морфологической обработки.

Эрозия объекта. Приводит к замене значений граничных пикселей объекта на 0. Пользователь задает форму (квадрат, круг и т.п.) и размер структурирующего элемента, а так же выбирает алгоритм реализации операции (в пространственной, либо частотной области). Эрозия объекта на изображении при единичном размере структурирующего элемента приводит к удалению слоя границы объекта толщиной в 1 пиксел.

Нарращение объекта. Приводит к замене значений пикселей фона, граничащих с объектом, на 1. Пользователь задает форму (квадрат, круг и т.п.) и размер структурирующего элемента, а так же выбирает алгоритм реализации операции (в пространственной, либо частотной области). Нарращение объекта на изображении при единичном размере структурирующего элемента приводит к добавлению к объекту слоя толщиной в 1 пиксел.

Размыкание. Представляет собой последовательное применение эрозии и наращивания со структурирующим элементом, форма и размер которого задается пользователем. Приводит к соединению областей фона, ранее разъединенных узкими участками пикселей объектов.

Замыкание. Представляет собой последовательное применение наращивания и эрозии. Приводит к удалению небольших по площади фрагментов фона внутри объектов, например «дыр» (замкнутых областей фона внутри объекта).

Выделение границ бинарных объектов. Соответствует вычитанию из исходного изображения результата его размыкания, либо вычитанию исходного изображения из результата его замыкания.

Удаление изолированных пикселей объектов. Пикселы, равные 1, все восемь соседей которых равны 0, заменяются на 0.

Заполнение изолированных пикселей фона. Пикселы, равные 0, все восемь соседей которых равны 1, заменяются на 1.

Уничтожение 8-связности фона. Осуществляется добавлением необходимого количества единиц во фрагменты объектов, связанных только по диагона-

ли. Например, фрагмент изображения $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ заменяется на $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$.

Соединение пикселей объектов. Пиксели объектов, разъединенных фрагментом фона толщиной в 1 пиксел, соединяются. Например, фрагмент изобра-

жения $\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ заменяется на $\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$.

Удаление центрального пиксела в конфигурациях, похожих на букву "H".

В этом случае конфигурации типа $\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ и $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$ заменяются соответ-

ственно на конфигурации $\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ и $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$.

Удаление внутренних пикселей объектов. Для этого в 0 устанавливаются пиксели объекта, у которых 4 соседних по горизонтали и вертикали пиксела были равны 1, т.е. тоже являлись пикселями объекта. В результате применения этого морфологического фильтра ненулевыми останутся только пиксели границы объекта.

Сжатие объекта. Операция выполняет эрозию объекта с учетом ряда условий для сохранения 8-связности замкнутых участков остова. В результате последовательного применения данной операции объекты, не содержащие дыр, превращаются в точку, а объекты с дырами «сжимаются» в 8-связные замкнутые участки остова, проходящие посередине между границами дыр и внешней границей объекта.

Утоньшение объекта. Операция выполняет эрозию объекта с учетом ряда условий для сохранения 8-связности участков остова. В результате последовательного применения данной операции объекты, не содержащие дыр, превращаются в одну или несколько связных линий с минимальным количеством разветвлений остова, а объекты с дырами сжимаются в 8-связные замкнутые участки остова, проходящие посередине между границами дыр и внешней границей объекта.

Утолщение объекта. Операция выполняет наращение объекта с учетом ряда условий для сохранения 4-связности участков фона и является по смыслу обратной операции «утоньшение объекта». Результат данной операции будет значительно отличаться от результатов применения операции «утоньшение объекта» к инвертированному изображению.

Удаление ответвлений объекта толщиной в 1 пиксел. В этом случае удаляются пикселы, у которых только один из соседних пикселов установлен в 1, а

остальные – в 0. Например, фрагмент изображения
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
 заменяется на

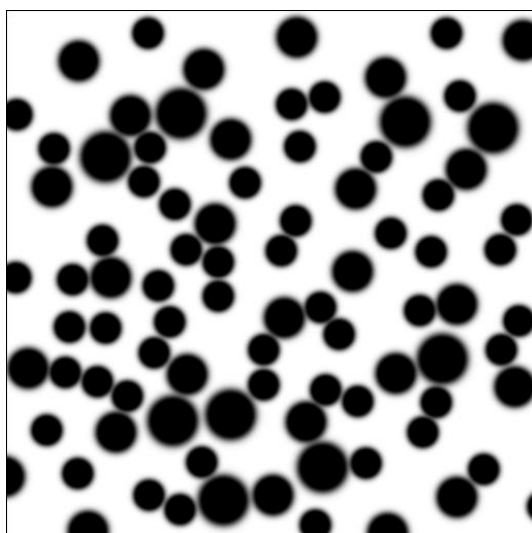
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
. В результате последовательного применения данной операции к

изображению остова объекта на изображении остаются только замкнутые участки остова.

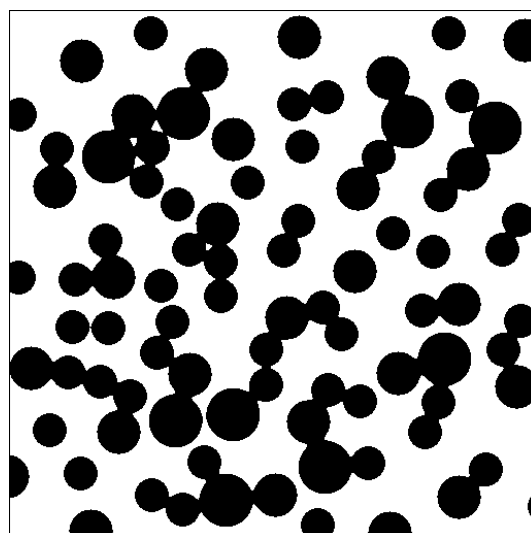
Построение остова (скелета) объекта. Операция выполняет эрозию объекта с учетом ряда условий для сохранения 8-связности остова. В результате последовательного применения данной операции можно построить остов, представляющий собой связную линию толщиной в 1 пиксел, проходящую посередине объекта.

Деагломерация объектов. Процедуры деагломерации, позволяют разделить соприкасающиеся объекты. Пользователю предлагаются три варианта процедуры: глобальная деагломерация, когда преобразуются сразу все компоненты множества объектов; локальная деагломерация, когда разделяются только указанные пользователем объекты; «ручная» деагломерация, когда в наиболее сложных случаях пользователь сам проводит границу между объектами [96,99]. Пример процедуры деагломерации слипшихся объектов круглой формы с помощью морфологических операций представлен на рис. 4.3. Исходное тестовое изображение полутоновых кругов, показанное на рис. 4.3, а было смоделировано программными средствами разработанного программно-аппаратного комплекса. Пиксели объектов занимают весь диапазон яркостей, и поэтому при бинаризации изображения по какому либо порогу яркости объекты слипаются (рис. 4.3, б).

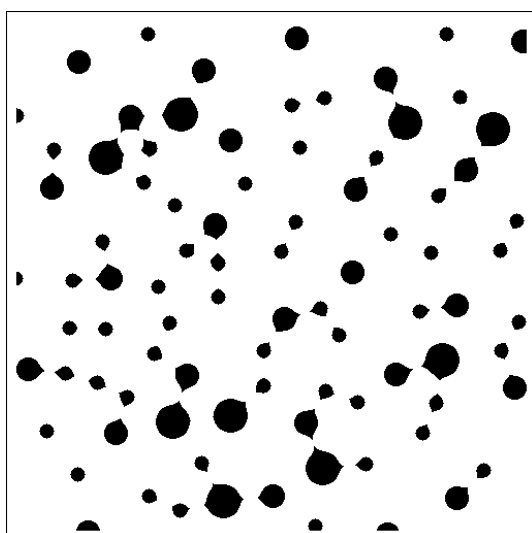
Для разделения объектов можно использовать следующий подход. Сначала изображение подвергают эрозии до тех пор, пока не исчезнет слипание объектов. При этом объекты не должны в результате эрозии совсем исчезнуть. В рассматриваемом случае необходимо 4 итерации эрозии. Результат эрозии представлен на рис. 4.3, в. Затем объекты на изображении «утолщаются» (строится остов фона). Этот остов (с инверсией контраста) показан на рис. 4.3, г. Результат логического И бинарного изображения и изображения остова фона дает изображение с пикселями фона в местах слипания объектов (рис. 4.3, д). Таким образом, объекты удалось разделить.



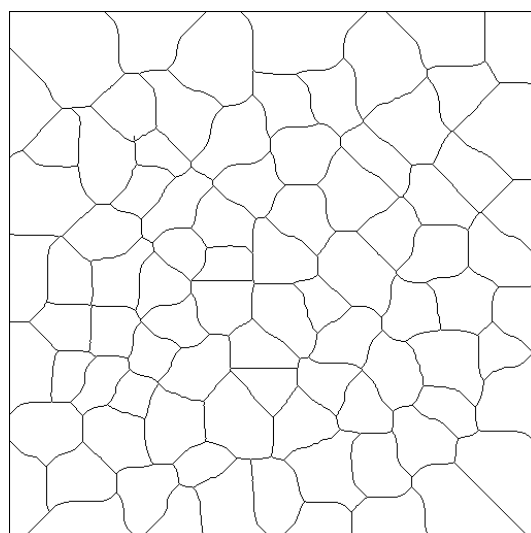
а) исходное изображение



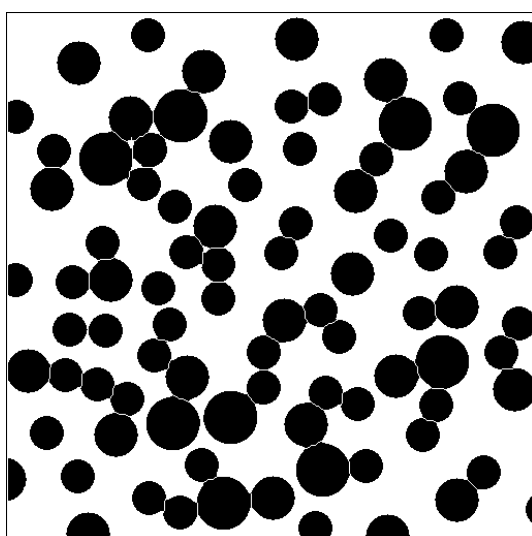
б) бинарное изображение



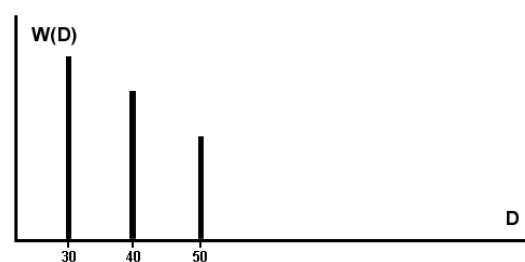
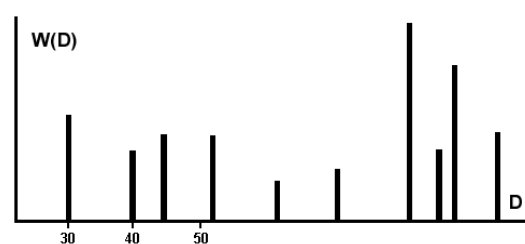
в) эрозия



г) остов фона



д) разделение объектов



е) спектры эффективных размеров

Рис. 4.3. Иллюстрация процедуры деагломерации

Успешное разделение объектов подтверждает вид спектров эффективных размеров бинарного и полученного после деагломерации изображений. Эти спектры приведены на рис. 4.3, е. Здесь вверху показан спектр исходного бинарного изображения, на котором присутствуют отклики на достаточно широкий диапазон размеров. Внизу же приведен спектр изображения после разделения объектов, на котором присутствуют отклики только для кругов с диаметрами в 30, 40 и 50 пикселей, которые и были смоделированы на исходном полутоновом изображении.

Ниже рассматриваются включенные в состав системы структурно-морфологического анализа средства для измерения геометрических характеристик объектов и их взаимного расположения на бинарных электронно-оптических изображениях. Пусть в результате порогового ограничения полутонового изображения по некоторому уровню a , получено бинарное изображение, множественное представление которого обозначим как X_a . Далее пользователю предоставляются средства для проведения количественного анализа множества X_a . Каждое из локализованных программой связных множеств X_a^i рассматривается как плоская геометрическая фигура в прямоугольной системе координат XOY . При вычислении морфометрических признаков объектов используются понятия механики твердого тела. В частности, это относится к длинам осей инерции объекта. Направления в теле, совпадающие с полуосями эллипсоида инерции, называют главными осями инерции. Для нахождения главных осей инерции, лежащих в плоскости объекта, используются приводимые ниже соотношения.

Пусть N – количество пикселей на изображении. Все множество пикселей $p(x, y)$, относящихся к объекту, обозначим Ω . Тогда координаты центра масс объекта вычисляются как

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{p(x,y) \in \Omega} x, \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{p(x,y) \in \Omega} y. \quad (4.1)$$

Вычислим несколько вспомогательных величин:

$$U_x = \frac{1}{12} + \frac{1}{N} \sum_{p(x,y) \in \Omega} (x - x_c)^2, \quad U_y = \frac{1}{12} + \frac{1}{N} \sum_{p(x,y) \in \Omega} (y - y_c)^2. \quad (4.2)$$

$$U_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{p(x,y) \in \Omega} (x - x_c)(y - y_c), \quad C = \sqrt{(U_x - U_y)^2 + 4U_{xy}^2}. \quad (4.3)$$

Тогда длины максимальной A_{max} и минимальной A_{min} осей инерции вычисляются как:

$$A_{max} = 2\sqrt{2}\sqrt{U_x + U_y + C}, \quad A_{min} = 2\sqrt{2}\sqrt{U_x + U_y - C}. \quad (4.4)$$

Длины главных осей инерции используются для вычисления эксцентриситета и ориентации объекта. Эксцентриситет определяется с помощью соотношения:

$$E = 2A_{max}^{-1} \sqrt{(0.5A_{max})^2 + (0.5A_{min})^2}. \quad (4.5)$$

Ориентация θ_a^i главной оси объекта относительно оси OX определяется как угол в градусах между максимальной осью инерции и осью OX . Ориентация вычисля-

ется с помощью формул:

$$\theta_a^i = \arctg\left(\frac{U_y - U_x + C}{2U_{xy}}\right), (U_y > U_x), \quad (4.6)$$

$$\theta_a^i = \arctg\left(\frac{2U_{xy}}{U_x - U_y + C}\right), (U_y \leq U_x). \quad (4.7)$$

Далее вычисляются стандартные геометрические характеристики плоских фигур-объектов периметр P_a^i и площадь S_a^i . Длина фигуры L_a^i вычисляется как наибольшее расстояние между точками фигуры в направлении, параллельном главной оси. Ширина H_a^i – как наибольшее расстояние между точками фигуры в направлении перпендикулярном главной оси. Анизотропность G_a^i – как отношение длины фигуры к ее ширине. Эффективный размер D_a^i фигуры – как диаметр круга, площадь которого совпадает с площадью фигуры. Рассчитываются гистограммы $N_a(P), N_a(S), N_a(\theta), N_a(L), N_a(H), N_a(G), N_a(D)$ зависимости числа объектов на бинарном изображении от периметра, площади, ориентации, длины, ширины, анизотропности, эффективного размера соответственно. Вычисляются также «энергетические» характеристики изображения – образный спектр $F_a(n, B)$ и спектр эффективных размеров $W_a(D)$.

Как установлено в математической морфологии, операции размыкания и замыкания множеств в евклидовом пространстве с помощью выпуклого множества меняющегося размера (масштаба) позволяют формализовать понятие размера, то есть, возможно, новое определение масштаба, основанное на размыканиях и замыканиях. В литературе исследованы совокупности размыканий и замыканий компактных множеств $X \subseteq R^2$, выполняемых с помощью выпуклых компактных структурирующих элементов, например, дисков D_r радиуса r , с тем, чтобы унифицировать все операции сортировки по размеру (отсеивания) в евклидовых пространствах. Этой параметризованной операции открывания Матерон дал название гранулометрия, а соответствующее им площади назвал распределениями размеров. Убывающая функция $A(X \circ D_r) / A(X)$, где $A(\cdot)$ означает площадь, $r \geq 0$. Образный спектр дискретного бинарного конечного изображения $X_a \subseteq Z^2$ относительно структурирующего элемента $B \subseteq Z^2$ определен в математической морфологии как дифференциальная функция размеров:

$$F_a(n, B) = A(X_a \circ nB) - A[X_a \circ (n+1)B]. \quad (4.8)$$

Для объяснения символического понятия “образный спектр” можно использовать тот факт, что размыкание $X_a \circ nB$ представляет собой объединение всех $(nB + z)$ с $(nB + z) \subseteq X_a$, т.е. всех смещенных образов B размера n , которые могут разместиться внутри X_a . Следовательно, $A(X_a \circ nB)$ является мерой образного содержания X_a относительно образа nB , и (4.8) служит мерой изменения такого образного содержания в зависимости от n . Фактически образный спектр, являющийся неотрицательной функцией для всех B и n , представляет собой гис-

тограмму распределения форм по размерам. У него имеется также некоторое концептуальное сходство со спектром Фурье. Образный спектр включает в себе некоторые виды информации, полезные для описания форм и для многомасштабного анализа изображений. Например, изрезанность границ X_a относительно B проявляется в виде вклада в малоразмерную часть образного спектра. Длинные выступы и крупные выдающиеся части X_a , которые состоят из образов sB , проявляются в образном спектре как изолированные импульсы около положительных $n = s$. Наконец, образный спектр может быть определен и для «отрицательных» размеров – если вместо размыканий использовать замыкания; в этом случае импульсы при отрицательных размерах указывают на наличие в X_a значительных заливов или отверстий.

Спектр эффективных размеров определяется следующим образом

$$W_a(D) = D^2 N_a(D) \quad (4.9)$$

и представляет собой распределение суммарной площади объектов на бинарном изображении в зависимости от их эффективного размера.

На рис. 4.4, 4.5 представлен полный цикл обработки изображения аморфной ленты состава Fe-Ni-Si-B (размер изображения – 5×5 нм), полученного методом высокоразрешающей электронной микроскопии (ВРЭМ). На рис. 4.4 иллюстрируются процедуры предварительной обработки. Здесь: а – исходное изображение, на котором визуально просматриваются кластеры атомного масштаба (в правом верхнем углу приведен спектр Фурье данного изображения); б – это же изображение, сглаженное нелинейным фильтром, сохраняющим резкими границы объектов; в – изображение атомных кластеров, полученное в результате бинаризации, инверсии и применения ряда морфологических фильтров к предыдущему изображению. Результатом представленной обработки является бинарное изображение атомных кластеров, слабо различимых на исходном полутонном изображении.

На рис. 4.5 приведены распределения геометрических и «энергетических» характеристик бинарного изображения атомных кластеров (рис. 4.4, в). Здесь: а – распределение эффективных размеров кластеров, б – образный спектр; в – спектр эффективных размеров. Спектр эффективных размеров и образный спектр практически совпадают, но разрешение в спектре эффективных размеров в два раза выше, поскольку действие морфологических операторов, применяемых при расчетах образного спектра, определяется окном, наименьший размер которого $[3 \times 3]$ пиксела.

Далее рассчитываются статистики положения объектов на изображении. Исходными данными для расчета статистик положения являются координаты центров тяжести измеренных объектов. Статистики положения исключительно важны для описания упорядочения в металлических материалах. Конкретно в программе рассчитываются три типа статистик положения.

Морфологический ближний порядок вычисляется в программе как расстояние между объектом и ближайшим к нему соседом. В металловедении понятием ближний порядок характеризуют свойство атомов группироваться около

ближайших соседей на определенном расстоянии. Программа рассчитывает статистики морфологического ближнего порядка (среднее, дисперсию и т.д.), а также распределение этого параметра. По характеру этого распределения можно принять решение о наличии либо отсутствии ближнего порядка в расположении структурных элементов изображения и оценить его численное значение.

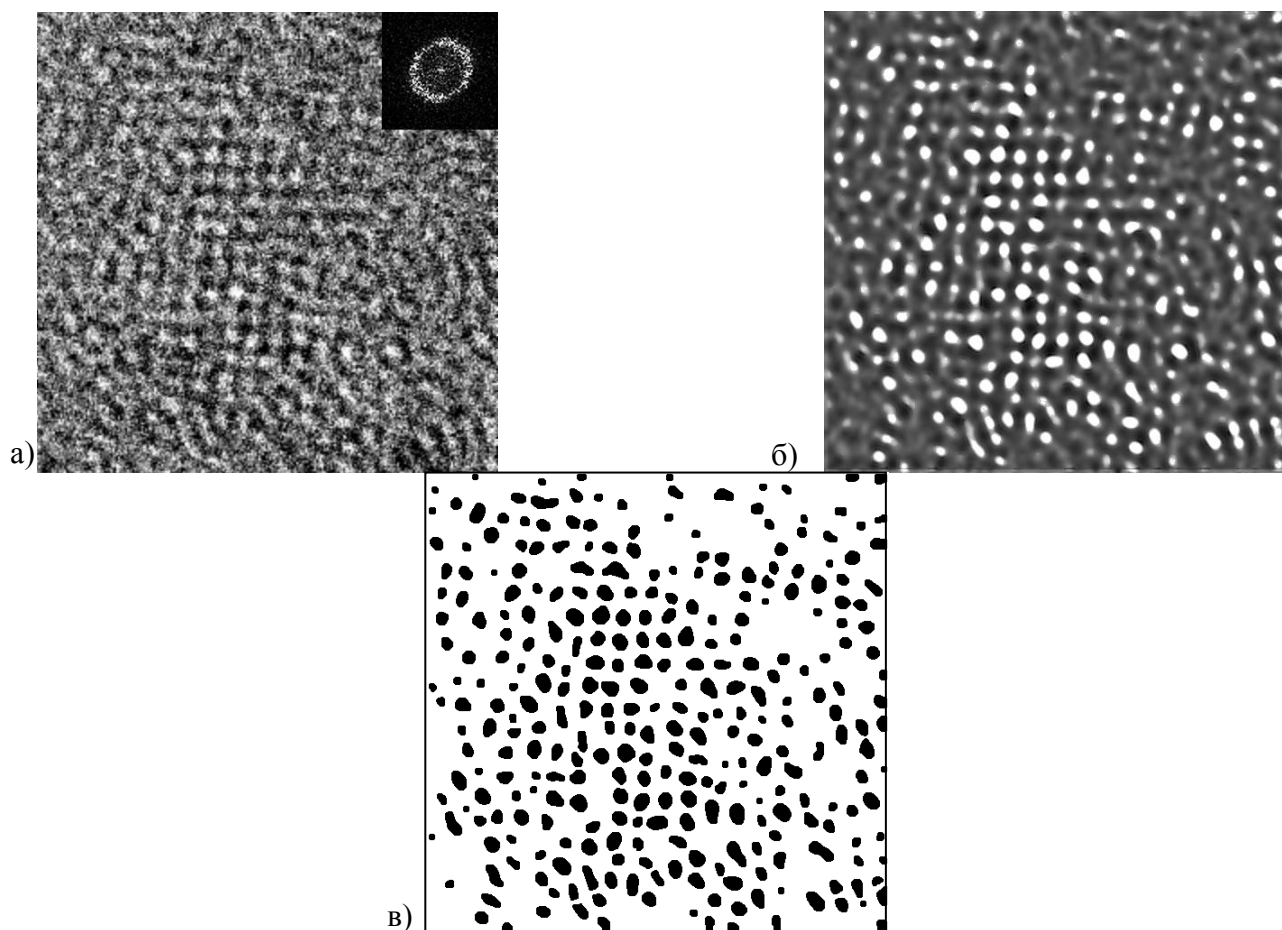


Рис. 4.4. Полутоновая и морфологическая обработка ВРЭМ-изображения

Статистики «ближние направления» характеризуют ориентационное упорядочение элементов микроструктуры в ближних координационных сферах. Ближняя координационная сфера в программе определяется как примыкающее к выделенному элементу кольцо, для элементов которого $0,8r_{cp} < r < 1,2r_{cp}$, где r_{cp} – среднее значение морфологического ближнего порядка, r – расстояние от элементов кольца до его геометрического центра. Для каждого объекта изображения программа фиксирует направления на соседей, центры которых находятся в пределах кольца.

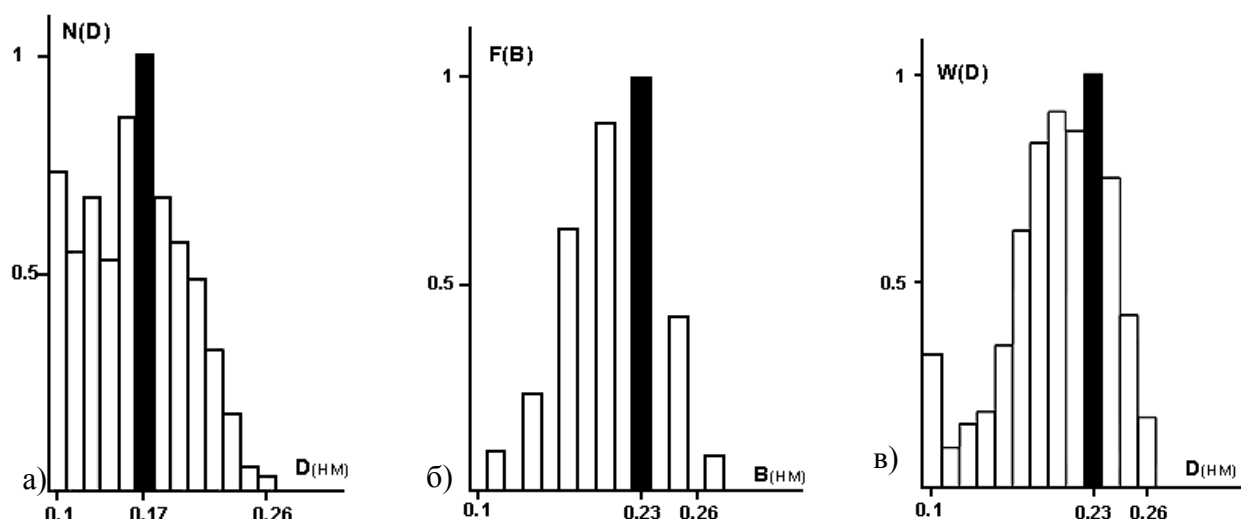


Рис. 4.5. Гистограммы бинарного ВРЭМ изображения

По результатам анализа всех объектов изображения рассчитывается результирующее распределение $C_a(\theta)$ ближних направлений (РБН). Наличие в распределении выделенных направлений свидетельствует о присутствии на изображении областей с регулярной структурой.

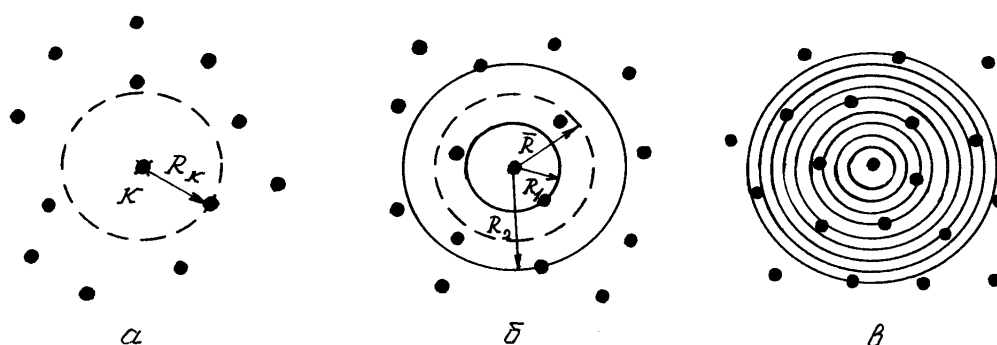


Рис. 4.6. Пояснения к алгоритмам расчета статистик положения:

а) – «ближний порядок» – расстояние от пробного объекта до ближайшего соседа (усредняется впоследствии по всем пробным объектам); б) – выбор «ближней координационной сферы» при расчете статистик «ближних направлений» и «координационных чисел»; в) – геометрия кольцевых областей при расчете «МФРР»

Морфологическая функция радиального распределения (МФРР) рассчитывается как усредненное по всем объектам изображения распределение $\Phi_a(r)$ числа соседей для каждого объекта в зависимости от расстояния r до этого объекта. Рис. 4.6 поясняет схему расчета статистик положения. Используемая в программе схема расчета МФРР полностью совпадает с известным определением функции радиального распределения для атомов, которая обычно рассчитывается по результатам дифракционных экспериментов.

На рис. 4.7, а, б приведены МФРР и РБН бинарного изображения атомных кластеров. МФРР в данном случае подобна функции радиального распределения атомов в аморфных металлических материалах. РБН имеет два выделен-

ных направления, соответствующих преимущественной ориентации решеток кластеров атомного размера. Эти результаты совпадают с результатами спектрального анализа исходного полутонового изображения, представленными на рис. 4.7, в, г. На рис. 4.7, в показано распределение $I(k)$ (k - номер гармоники в спектре) спектральной энергии изображения в системе кольцевых зон, которая обычно используется для определения особенностей частотного состава спектра. На рис. 4.7, г приведено распределение $E(\theta)$ спектральной энергии в системе угловых секторов (θ - угловое положение сектора), которая часто используется для описания свойств изотропности/анизотропности анализируемого изображения. Выделенная 19-я гармоника в распределении $I(k)$ совпадает с основным периодом функции $\Phi(r)$. Совпадают также и выделенные направления распределений $E(\theta)$ и $C(\theta)$. Таким образом, функции $\Phi(r)$ и $C(\theta)$ дают важную информацию о взаимном расположении объектов на изображении.

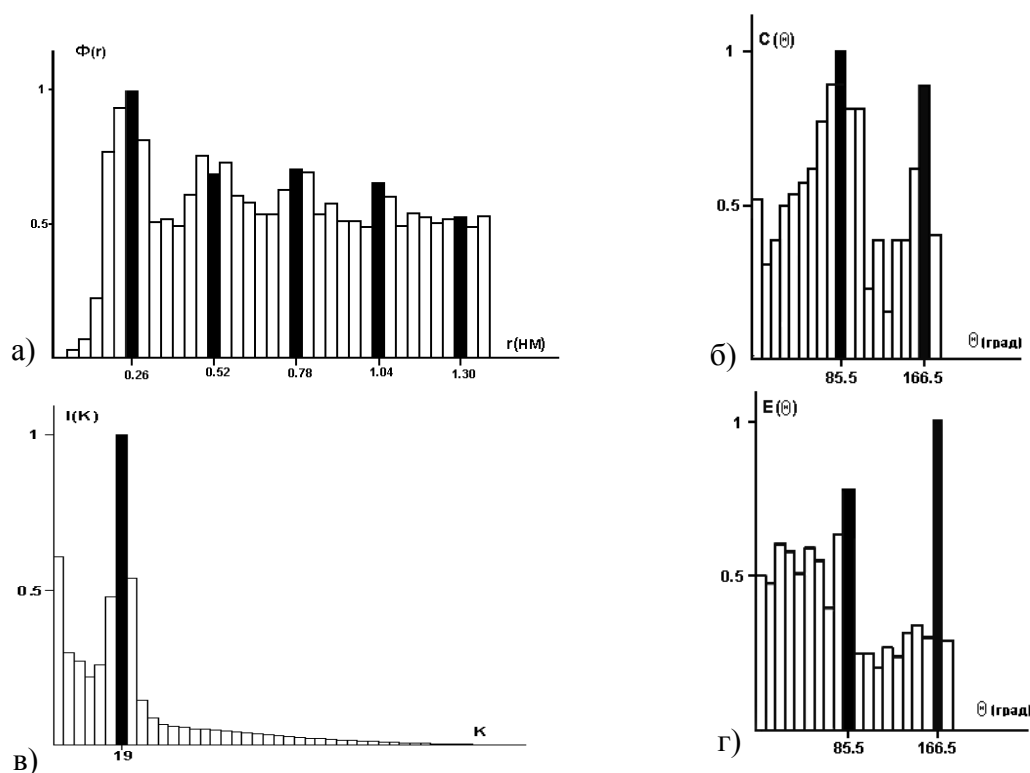


Рис. 4.7. Гистограммы взаимного положения кластеров на бинарном изображении и спектральных характеристик ВРЭМ- изображения

Отметим, что по виду функции $I(k)$ сложно без специальной обработки получить информацию о геометрических характеристиках атомных кластеров. Существующие в настоящее время методики количественного анализа спектров позволяют оценивать функцию распределения объектов на изображении только в предположении одинаковой формы и изотропности в их пространственном распределении.

4.2. Задания к лабораторной работе

1. Изучите меню «Морфологический анализ изображений – анализ бинарных изображений» с использованием тестовых изображений 1, 2, 3 и 4. Применить к этим изображениям операторы эрозии, наращивания, замыкания и размыкания с различными по размерам структурирующими элементами. Объяснить полученные результаты.

2. Для тестового изображения 5 постройте гистограммы морфометрических характеристик объектов на изображении (площадь, длина, ширина, ориентация, анизотропность, спектр эффективных размеров).

3. Для изображения 5 рассчитайте образный спектр (кнопка S). Сравните гистограммы образного спектра и спектра эффективных размеров.

4. Осуществите операции фильтрации объектов на изображении 5 по площади, длине, ширине, ориентации, анизотропности, эффективному размеру. Объясните полученные результаты.

5. Осуществите ручные (кнопка штангель-циркуль) измерения морфометрических характеристик объектов на изображении 5 (площадь, длина, ширина, ориентация, анизотропность, эффективный размер и др.). Объясните полученные результаты.

6. Загрузите в программу полутоновое изображение 6. Осуществите его бинаризацию. Выполните пункты задания 2-5 для бинарного изображения. Объясните полученные результаты.

7. Подготовьте отчёт о проделанной работе, содержащий:

- цель работы и основное содержание этапов;
- изложение в порядке выполнения работы всех результатов с краткими пояснениями и выводами;
- ответы на контрольные вопросы.

4.3. Контрольные вопросы

- В чем состоит сущность морфологической обработки изображений?
- Что такое структурирующий элемент?
- Дайте определение операторов эрозии, наращивания, замыкания и размыкания.
- Что такое образный спектр и спектр эффективных размеров?
- В чем сущность морфометрического анализа бинарных изображений?

5. Изучение полутоновых морфологических операторов и морфометрической обработки полутоновых изображений

5.1. Алгоритмы и пользовательский интерфейс

При реализации морфологических операторов для полутоновых изображений в программе «Image Processing» используется представление двумерной функции $f(x)$ набором ее пороговых множеств. При этом операция наращивания всех пороговых множеств функции $f(x)$ с помощью одного и того же компактного множества B дает множества $X_a(f) \oplus B$, которые являются пороговыми множествами нового изображения $f \oplus B$, называемого наращиванием изображения f с помощью B . Эта новая функция может быть вычислена либо как

$$(f \oplus B)(x) = \max\{a : x \in X_a(f) \oplus B\}, \quad (5.1)$$

или из прямой эквивалентной формулы

$$(f \oplus B)(x) = \max_{y \in B} \{f(x - y)\}. \quad (5.2)$$

Подобно этому операция эрозии всех пороговых множеств функции f с помощью одного и того же множества B и суперпозиции всех выходных множеств дает функцию, называемую эрозией функции f с помощью B , которая может быть вычислена исходя из двух эквивалентных формул

$$(f \otimes B)(x) = \max\{a : x \in X_a(f) \otimes B\}, \quad (5.3)$$

$$(f \otimes B)(x) = \min_{(y) \in B} \{f(x + y)\}. \quad (5.4)$$

Пример применения морфологических операторов к полутоновому изображению магнитной структуры аморфной пленки показан на рис. 5.1.

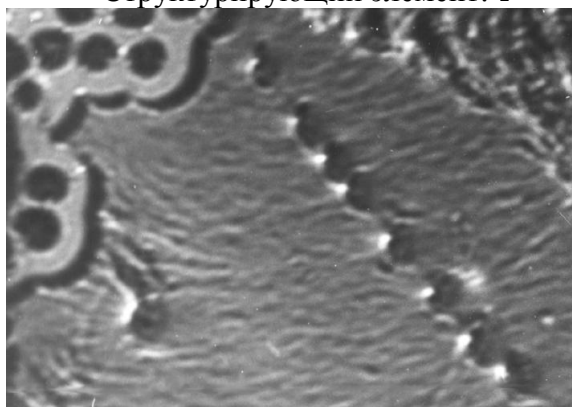
Операции наращивания и эрозии полутонового изображения f с помощью другого полутонового изображения g могут быть вычислены по следующим прямым формулам

$$(f \oplus g)(x) = \max_y \{f(y) + g(x - y)\}, \quad (5.5)$$

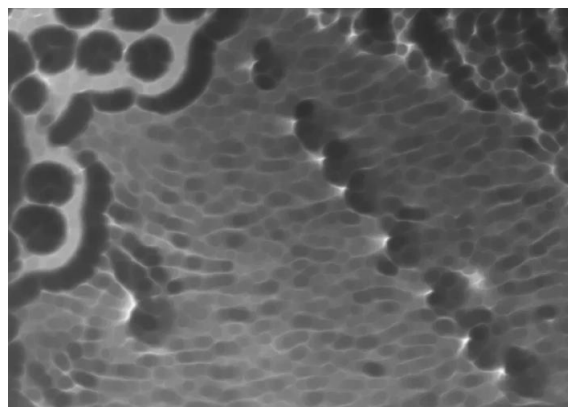
$$(f \otimes g)(x) = \min_y \{f(y) - g(x - y)\}, \quad (5.6)$$

где диапазоны x и y определяются как пересечение «опоры» функции f и (смещенной на x) опоры функции g . Под опорой функции f мы понимаем множество значений x , на которых $f(x) \neq 0$. Предполагается, что функция g имеет компактную опору и выполняет роль структурирующего элемента. Размыкание и замыкание f посредством g выражаются, соответственно, функциями $f \circ g = (f \otimes g)$ и $f \bullet g = (f \oplus g) \otimes g$. Процедуры обработки полутоновых изображений реализованы в двух вариантах. В первом случае с помощью морфологических фильтров обрабатывается каждое из пороговых множеств полутонового изображения.

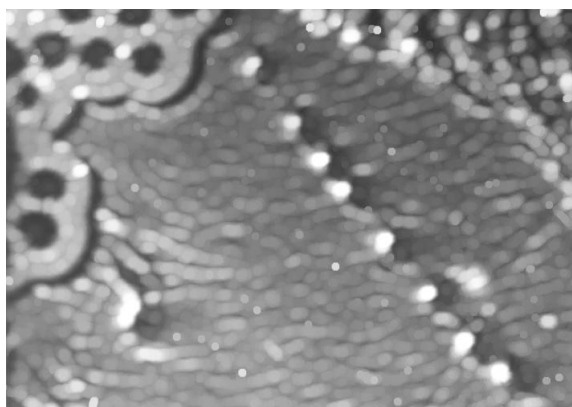
Структурирующий элемент: ●



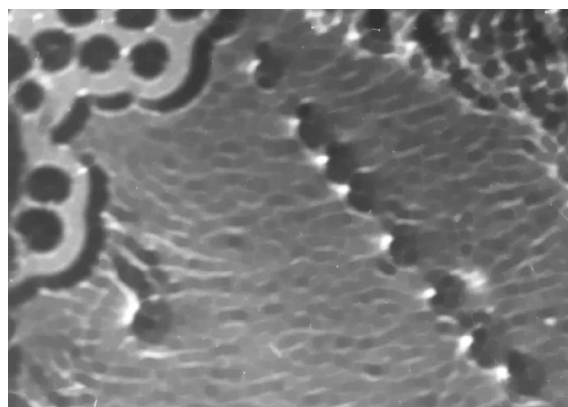
а) исходное изображение;



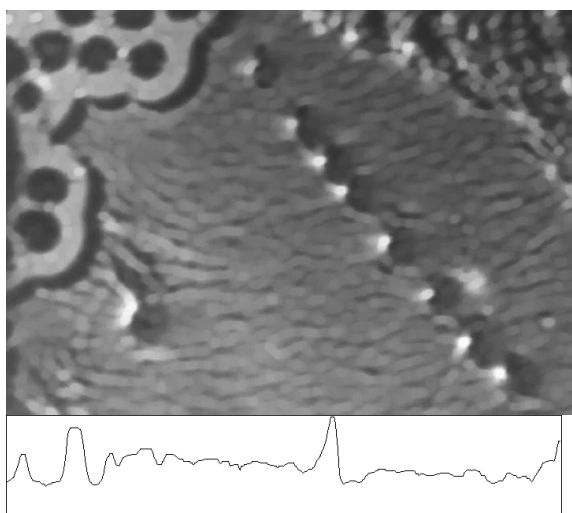
б) эрозия;



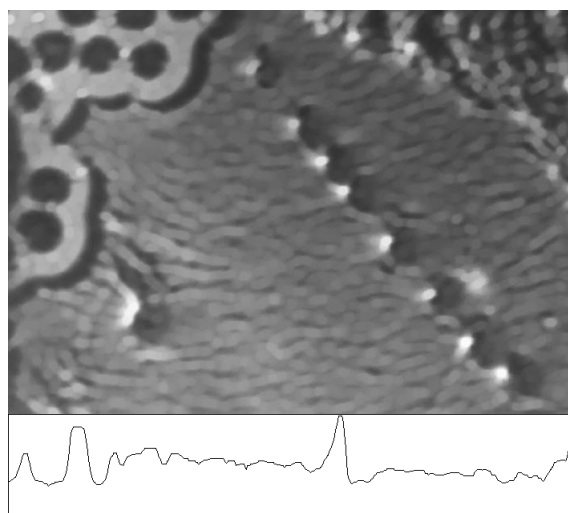
в) наращение;



г) замыкание;



д) размыкание (1-ый алгоритм);



е) размыкание (2-ой алгоритм);

Рис. 5.1. Иллюстрация морфологических операций

Во втором случае действие того или иного морфологического оператора определяется как результат фильтрации скользящим окном, форма и размер которого определяется структурирующим элементом, полутонового изображения с последующим применением процедур \max/\min согласно формулам (5.2), (5.4) для бинарного структурирующего элемента и формул (5.5), (5.6) для полутонового структурирующего элемента. Например, эрозии полутонового изображения с бинарным структурирующим элементом соответствует замена значения цен-

трального пикселя на минимальное из значений пикселей в пределах маски фильтра, а наращению соответствует замена центрального пикселя на максимальное из значений пикселей в пределах маски.

На рис. 5.1, д, е показаны результаты применения морфологического оператора размыкания к полутоновому изображению (рис. 5.1, а) и горизонтальные сечения полученных изображений вдоль указанного стрелкой направления в случаях, когда для вычисления размыкания использовался алгоритм обработки по пороговым множествам (рис. 5.1, д) и когда использовался алгоритм фильтрации скользящим окном (рис. 5.1, е). Вид изображений и их сечений подтверждает полную эквивалентность обоих алгоритмов.

Программа морфологической обработки полутоновых изображений предоставляет пользователю полный набор морфологических операторов для фильтрации изображений. Сюда относятся операторы эрозии, наращивания, замыкания и размыкания полутоновых изображений. Все операции обработки изображений с применением данных операторов реализованы как для бинарных, так и для полутоновых структурирующих элементов. В случае использования бинарного структурирующего элемента, пользователь задает форму (квадрат, круг и т.п.) и размер структурирующего элемента, а так же выбирает алгоритм реализации операции (обработки по пороговым множествам, либо скользящим окном). В качестве полутоновых структурирующих элементов в данной системе обработки могут использоваться любые .bmp файлы изображений.

Многие из процедур нелинейной фильтрации, широко применяемых в традиционных методах обработки изображений, можно реализовать с применением морфологических фильтров. При этом применение методов математической морфологии во многих случаях оказывается более предпочтительным. В качестве примера рассмотрим обработку электронно-микроскопического снимка аморфной структуры, представленную на рис. 5.2, с помощью медианной и морфологической фильтраций. Медианные фильтры полезны для устранения импульсного (точечного черно-белого) шума в изображении, поскольку они позволяют выполнять это без размывания контуров – в отличие от линейной фильтрации. Из рис. 5.2 видно, что в данном применении медианный фильтр оказывает действие, подобное действию сочетания размыкания и замыкания $(f \circ B) \bullet B$, выполняемых с помощью множества B , размер которого составляет около половины размера медианного окна. Кроме того, размыкание-замыкание, требующее меньше вычислений, чем медианные фильтры, разлагает задачу подавления шума на два этапа: размыкание подавляет положительные шумовые импульсы, а замыкание – отрицательные. Медианный же фильтр не различает положительные и отрицательные импульсы.

Исследования систем морфологической фильтрации изображений показали, что различные задачи анализа изображений следует решать с использованием не одного, а многих масштабов, поскольку свойства изображения раскрываются именно на некотором множестве масштабов. Один из подходов к определению значений масштабов включает в себя варьирование средней «ширины»

импульсной характеристики (например, гауссовой) линейного фильтра нижних частот, осуществляющего сглаживание изображения.

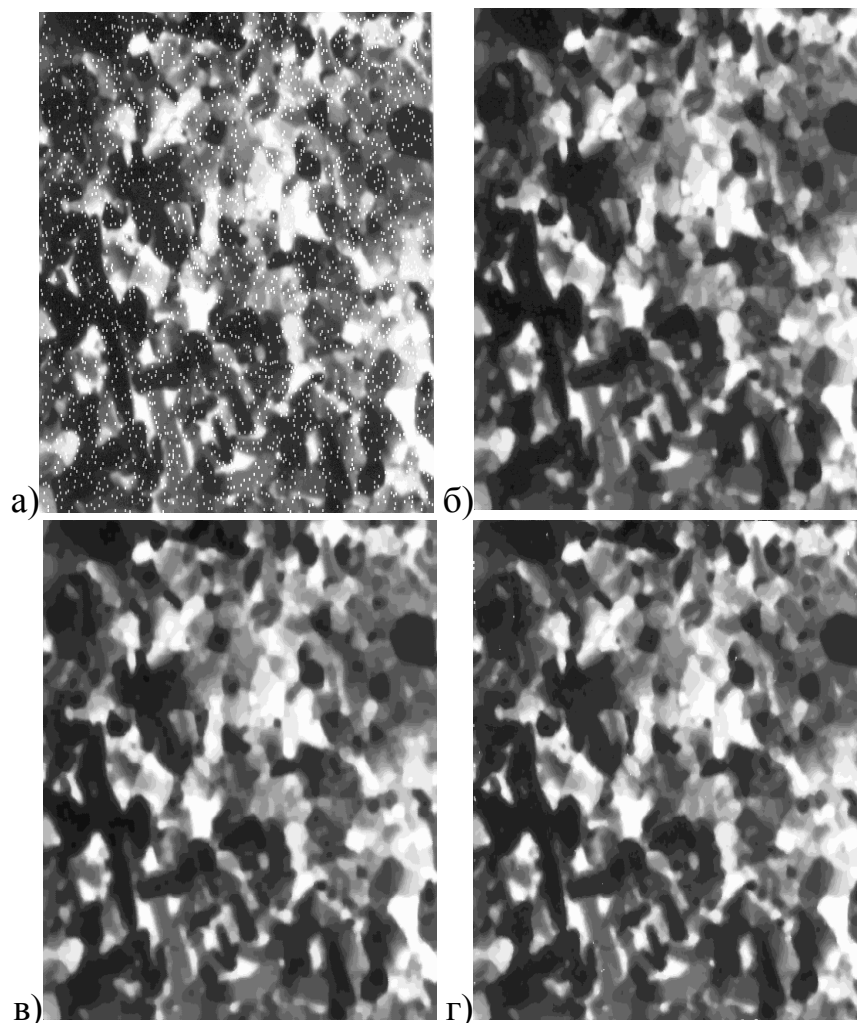


Рис. 5.2. Медианная фильтрация:

а) – полутоновое изображение, испорченное черно-белым шумом ; б) – размыкание изображения с помощью B размером 2×2 пикселей; в) – размыкание-замыкание; г) – медианная фильтрация с помощью окна 5×5 пикселей

Несмотря на математическое удобство такого основанного на линейной фильтрации метода линейные фильтры практически смещают и размывают такие важные составляющие изображения, как контуры. С другой стороны, имеется большой класс нелинейных фильтров, включающий в себя медианные фильтры и фильтры размыкания-замыкания, свободные от указанного недостатка, поскольку они способны осуществлять сглаживание путем устранения импульсов или узких пиков/долин в изображении – и в то же время сохраняют его контуры.

Пусть для определенности $B \subseteq Z^2$ будет конечным связным множеством. Если B имеет размер, равный единице (по условию), то множества

$$nB = \underbrace{B \oplus B \oplus \dots \oplus B}_n \quad (5.7)$$

определяют двоичные структурирующие элементы дискретных размеров $n=0, 1, 2, \dots$. Если B выпукло, то nB будут по форме подобны B , но иметь размер n . Полномасштабное размыкание двоичного изображения X с помощью B при масштабах $n=0, 1, 2, \dots$ определяется выражением:

$$X \circ nB = \underbrace{[(X \otimes B) \otimes B \dots \otimes B]}_{n \text{ раз}} \oplus \underbrace{B \oplus B \dots \oplus B}_{n \text{ раз}}. \quad (5.8)$$

Дуальный многомасштабный фильтр представляет собой замыкание $X \bullet nB = (X \oplus nB) \ominus nB$. Если $n=0$, то $nB=\{0\}$, т. е. содержит только точку начала координат, и $X \circ nB = X \bullet nB = X$. Размыкание $X \circ nB$ устраняет в X все объекты размером $< n$ (по отношению к B), т. е. объекты, внутри которых не может поместиться nB , поскольку, как можно показать, имеет место

$$X \circ nB = \bigcup_{(nB+z) \subseteq X} (nB + z). \quad (5.9)$$

Именно поэтому размер n множества nB может рассматриваться как синоним масштаба, в котором работает фильтр $X \circ nB$. Из выражения (5.9) следует, что масштаб может быть определен как наименьший размер n образа-прототипа B , который может уместиться внутри изображения X . Это определение масштаба является более строгим, чем приблизительное определение с привлечением линейного сглаживания.

Многомасштабные размыкания можно обобщить на полутоновые изображения $f(x)$, $x \in Z^2$ следующим образом. Пусть $g(x)$ будет полутоновым структурирующим элементом-функцией с конечной связной опорой единичного размера. Тогда выражение

$$ng = \underbrace{g \oplus g \oplus \dots \oplus g}_{n \text{ раз}} \quad (5.10)$$

определяет структурирующие функции размером $n=0,1,2, \dots$. Многомасштабное размыкание f с помощью g при масштабах $n=0,1,2, \dots$ определяется как

$$f \circ ng = \underbrace{[(f \otimes g) \otimes g \dots \otimes g]}_{n \text{ раз}} \oplus \underbrace{g \oplus g \dots \oplus g}_{n \text{ раз}}. \quad (5.11)$$

Аналогично, $f \bullet ng = (f \oplus n) \otimes ng$ представляет собой многомасштабное замыкание f с помощью g .

При осуществлении процедур многомасштабного морфологического сглаживания (эрозии, наращивания, замыкания и размыкания) полутоновых изображений с помощью рассматриваемой системы пользователь задает элементарный размер структурирующего элемента (полутонового или бинарного) и масштаб сглаживания. В качестве примера на рис.5.3 приведены исходное электронно-микроскопическое изображение $f(x)$ аморфного сплава (рис. 5.3, а) и результат $f_0(x)$ действия на это изображение морфологического оператора

$$f_0(x) = [f(x) \otimes nB] \oplus nB + [f(x) \oplus nB] \otimes nB - f(x), \quad (5.12)$$

предназначенного для чистки изображений (рис. 5.3, б).

Если изображение содержит структуру одномерных линий (которые желательно сохранить); размыкание с помощью ng подавит эти линии, если g будет

иметь двумерную опору. Этого можно избежать, используя максимум-суперпозицию размыканий или замыканий с помощью одномерных структурирующих элементов, ориентируемых под различными углами.

Таким образом, для сохранения контурных и линейных признаков, которые имеют преобладающую одномерную структуру, можно использовать следующие многомасштабные морфологические операторы сглаживания:

$$[O_n(f)](x) = \max_{\theta} \{f \circ ng_{\theta}(x)\}, \quad (5.13)$$

$$[C_n(f)](x) = \min_{\theta} \{f \bullet g_{\theta}(x)\}, \quad (5.14)$$

где g_{θ} — одномерный структурирующий элемент (двоичный или полутоновой), поворачиваемый на угол θ . При реализации данной процедуры пользователь задает размер и ориентацию одномерного структурирующего элемента θ .

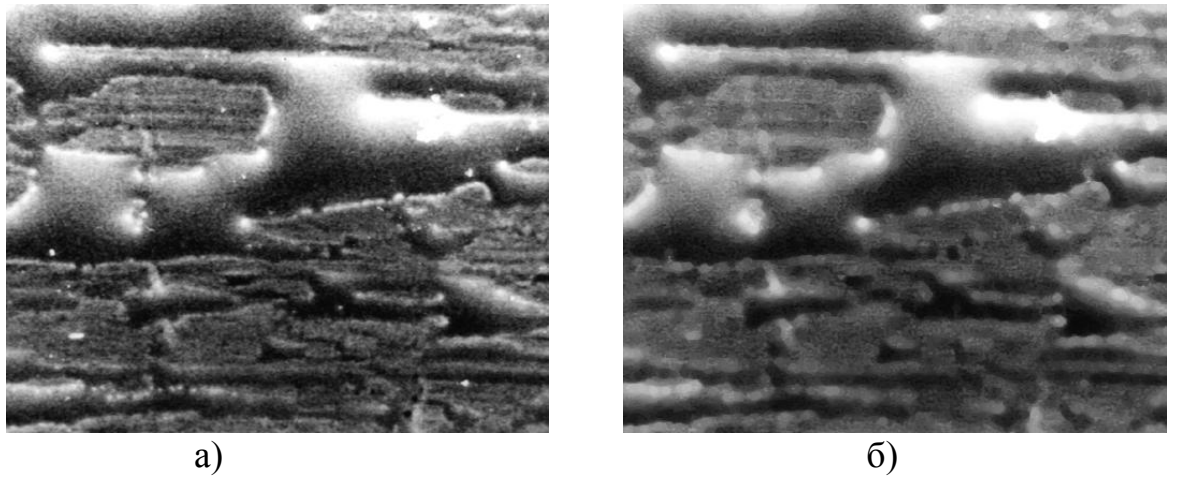


Рис. 5.3. Морфологическая чистка изображения

Если W есть малый двумерный симметричный двоичный структурирующий элемент, тогда разность множеств $X \setminus (X \otimes W)$ дает границу двоичного изображения X , а алгебраическая разность

$$FG(f) = f - (f \otimes W), \quad (5.15)$$

которую мы можем назвать градиентом эрозии, улучшает контуры полутонового изображения f [314]. Аналогичным улучшающим контуры оператором является градиент наращивания [314]

$$DG(f) = (f \oplus W) - F. \quad (5.16)$$

Комбинируя эти два оператора, можно получить новые контурные операторы, которые обеспечивают более симметричную обработку изображения и его фона. Приведем примеры: 1) морфологический градиент Бойхера $EG(f) + DG(f)$; 2) морфологические операторы усиления контуров $\min[EG(f), DG(f)]$, $\max[EG(f), DG(f)]$; 3) нелинейный оператор Лапласа $DG(f) - EG(f)$. Устойчивость обнаружения контуров этими морфологическими контурными операторами может быть повышена путем предварительного сглаживания входного сигнала изображения f с помощью линейного смазывания, либо с помощью фильтров с альфа подстройкой. Другой метод основан на

сочетании нелинейного фильтра Лапласа, определяющего переходы через нуль, с морфологическими операторами усиления контуров. Эти гибридные схемы обнаружения контуров, основанные в значительной степени на морфологических градиентах, работают на сравнимо уровне, а в ряде случаев и лучше, чем некоторые обычные схемы, основанные только на линейных градиентах и фильтрах; кроме того, морфологические градиенты более эффективны по вычислениям.

В рамках рассматриваемой системы структурно-морфологического анализа полутоновых изображений пользователь имеет возможность применить для обработки все выше перечисленные градиентные преобразования. На рис. 5.4, а приведен пример применения оператора градиента эрозии к электронно-микроскопическому изображению аморфной пленки (рис.5.4, а).

Для контурных операторов $EG(f)$ и $DG(f)$ выполняются условия суперпозиции пороговых сумм

$$EG(f) = \sum_a EG(f_a). \quad (5.17)$$

Это означает, что полутоновый контурный оператор $EG(f)$ может быть проанализирован и реализован с использованием гораздо более простого двоичного контурного оператора $EG(f_a)$, воздействующего на пороговое двоичное изображение f .

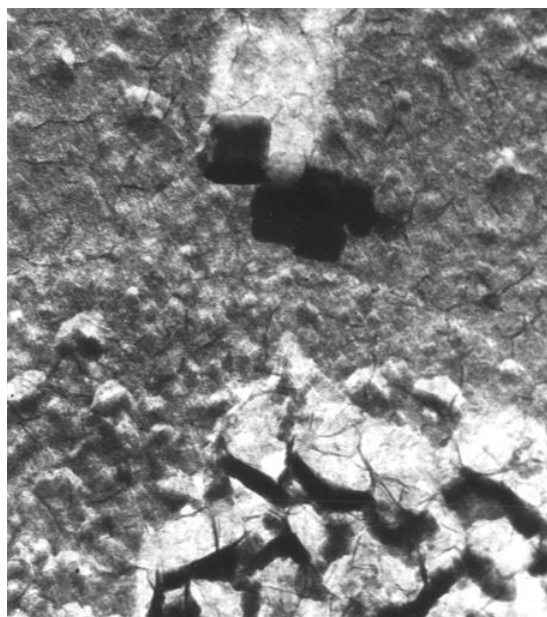
Размыкания и замыкания обеспечивают интуитивно простой и математически строгий путь обнаружения пиков и долин. Вычитание из входного изображения f его размыкания с помощью множества B дает выход, состоящий из пиков сигнала, опора которого не может содержать B . В этом и состоит введенное Мейером цилиндрическое преобразование

$$P(f) = f - (f \circ B). \quad (5.18)$$

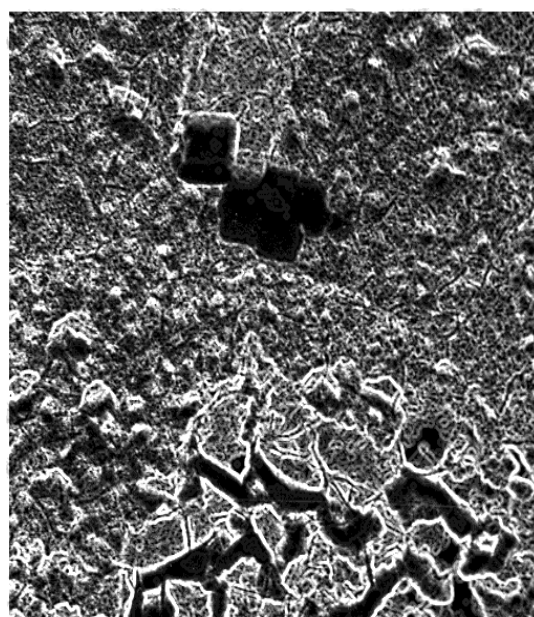
Поскольку $f \circ B \leq f$, то $P(f)$ всегда неотрицательный сигнал, и тем самым гарантируется, что он содержит только пики. Если цель состоит в обнаружении холмов, определяемых как области, где сигнал существенно более интенсивен, чем окружающий фон, то холм можно идентифицировать как двоичную форму, или множество B , которое является опорой соответствующего пика в функции, выражающей интенсивность изображения. Форма опоры пика, получаемая с помощью (5.18), зависит от формы B . Аналогично, если бы искомый холм проявлялся в виде интенсивности долины, то проблему обнаружения холма можно было бы решить через обнаружение долины в f с помощью пространственной опоры, формированной подобно B . Таким образом, оператор

$$V(f) = (f \bullet B) - f \quad (5.19)$$

реализует обобщенный процесс генерирования долин. Морфологические операторы выделения пиков и генерирования долин программно реализованы в рассматриваемой системе структурно-морфологической обработки электронно-оптических изображений.



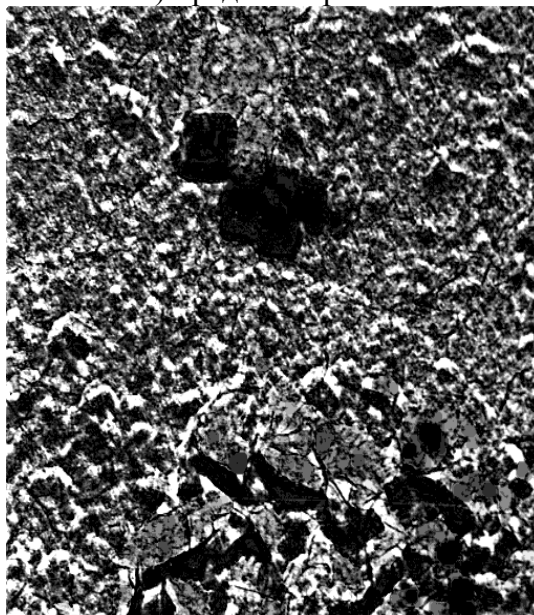
а) Изображение аморфной пленки



б) Градиент эрозии



в) Выделение пиков



г) Выделение долин

Рис. 5.4. Пример обработки изображения аморфной пленки с использованием морфологических градиентов

Рис. 5.4, в, г иллюстрирует способность морфологических градиентов усиливать контуры, а также возможность выделения пиков и долин за счет вычитания размыканий и замыканий.

В рамках рассматриваемой системы пользователю предлагаются средства для оценивания геометрических характеристик объектов и их взаимного расположения на полутоновых изображениях. Для каждого из пороговых множеств X_a исходного полутонового изображения определяются геометрические и «энергетические» характеристики. Суммированием по всем пороговым множествам вычисляются нормированные на максимальные значения распределения $N(P)$, $N(S)$, $N(\theta)$, $N(L)$, $N(H)$, $N(G)$, $N(D)$, $F(n, B)$, $C(\theta)$, $\Phi(r)$ полутонового изо-

бражения. Например, образный спектр $F(n, B)$ полутонового изображения $f(x, y)$ согласно данной схеме может быть оценен как сумма

$$F(n, B) = \sum_{a \geq 1} F_a(n, B) \quad (5.20)$$

образных спектров его пороговых двоичных множеств $X_a(x, y)$.

На рис. 5.9, 5.10 представлены результаты спектрального анализа полутонового (256 градаций яркости) и бинаризованного изображений аморфной пленки состава Gd-Co, полученной лазерным напылением. На полутоновом изображении хорошо различимы «каплеобразные» неоднородности. Размер изображения 820×820 нм. Выделенная 38-я гармоника функции $I(k)$ соответствует периоду 21,5 нм. На рис. 5.11 показаны оценки распределений геометрических и «энергетических» характеристик полутонового (а, в, д) и бинарного (б, г, е) изображений, приведенных на рис. 5.9, 5.10 соответственно.

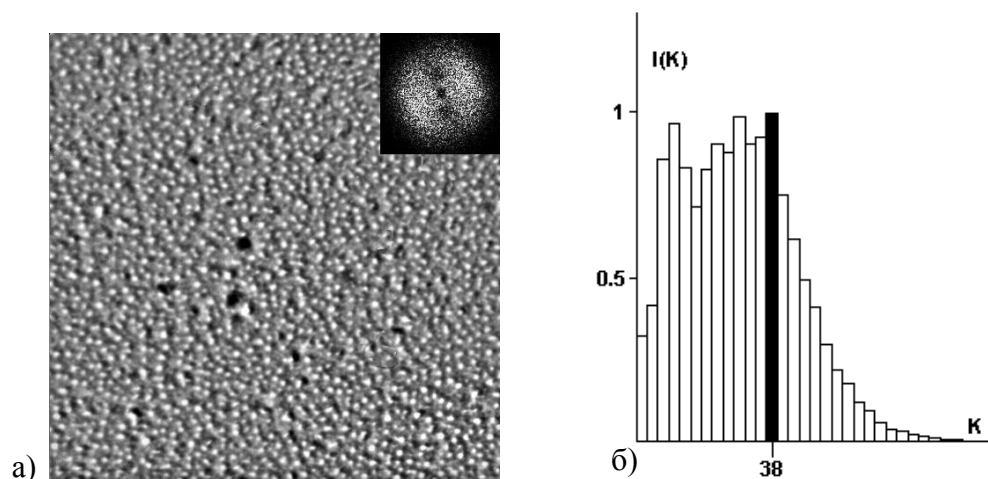


Рис. 5.9. Спектральный анализ изображения аморфной пленки

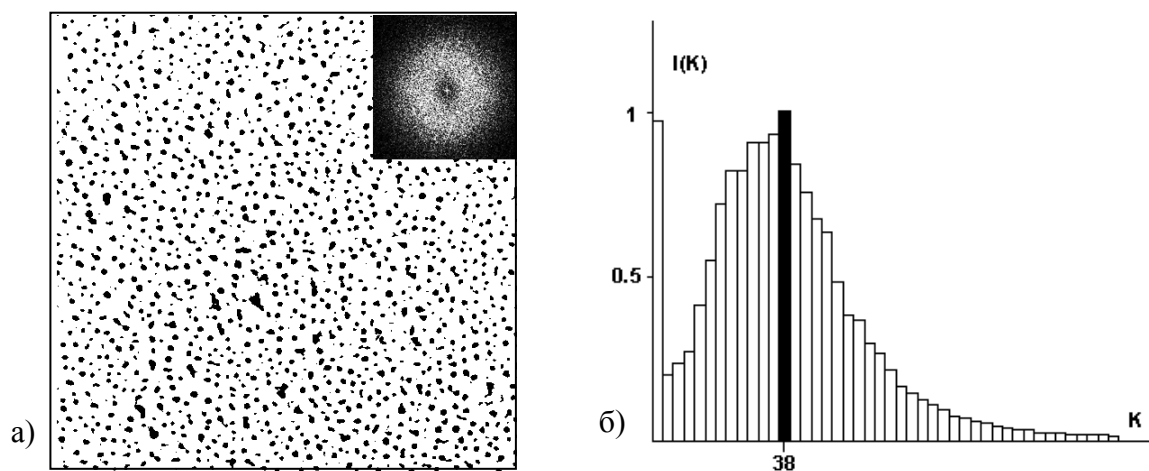


Рис. 5.10. Спектральный анализ бинарного изображения аморфной пленки

Отметим хорошее совпадение спектров эффективных размеров $W(D)$ и распределений анизотропности $N(G)$ для полутонового и бинарного изображений. Практически совпадают (в пределах $5 \div 10\%$) моды, средние значения и дисперсии этих распределений. Несколько хуже согласуются (в пределах $15 \div 20\%$) распределения длин неоднородностей. Эти результаты показывают, что для оценивания геометрических и «энергетических» характеристик неоднородностей можно использовать предлагаемый способ анализа полутонового изображения, не прибегая к трудоемким процедурам предварительной обработки полутонового изображения с выбором некоторого оптимального с точки зрения конкретного пользователя порога бинаризации.

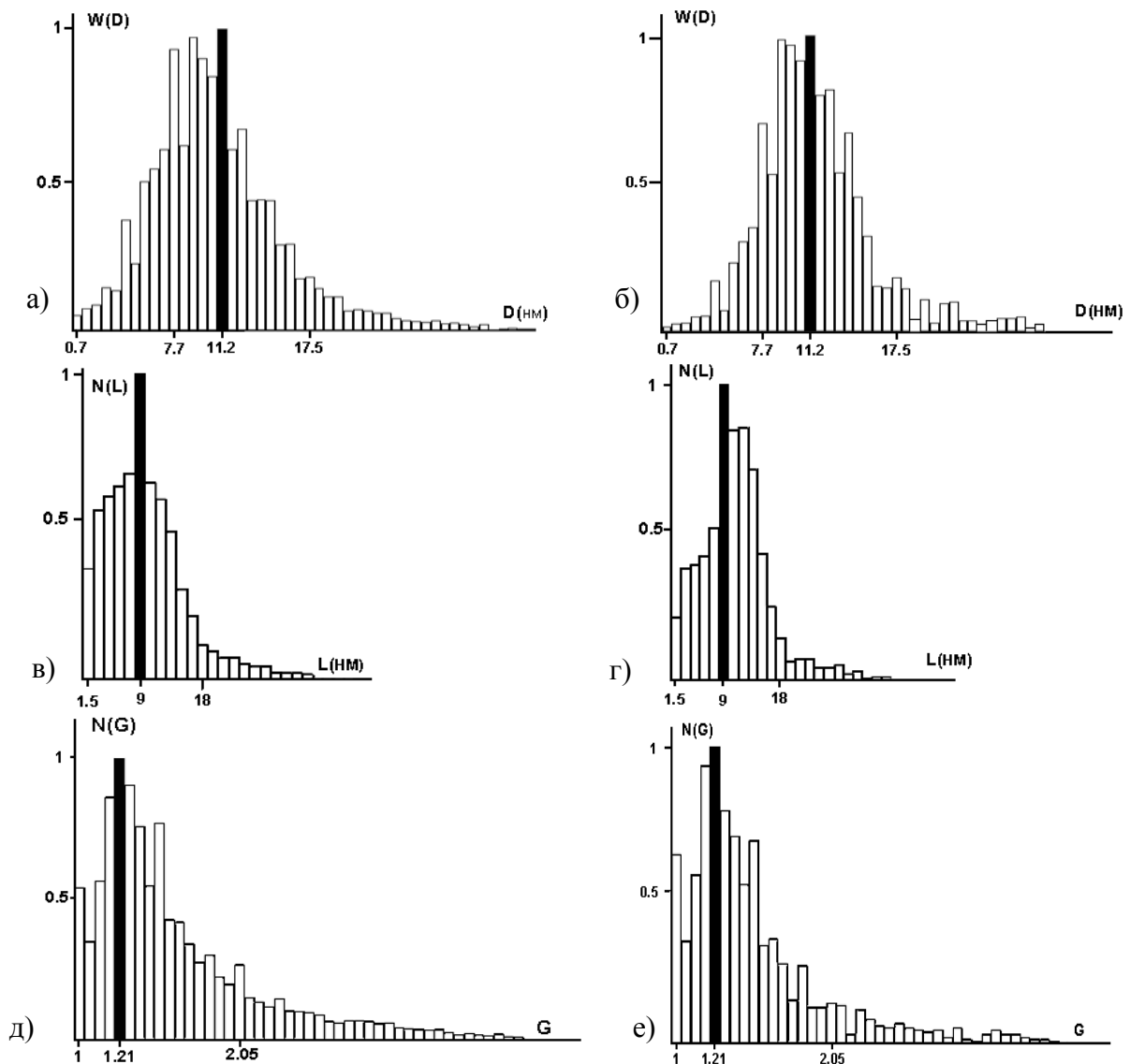


Рис. 5.11. Гистограммы полутонового и бинарного изображений

Достаточно устойчивыми при изменении контраста обрабатываемого изображения вплоть до его бинаризации и освещенности изображения, являются распределения $W(D)$, $N(G)$, $N(\theta)$, а также их характеристики: средние значения, дисперсии, моды. Результаты расчетов для этих характеристик в основном хо-

рошо согласуются (в пределах $5 \div 20\%$) с результатами ручных выборочных измерений, проведенных по микрофотографиям для различных стохастических изображений.

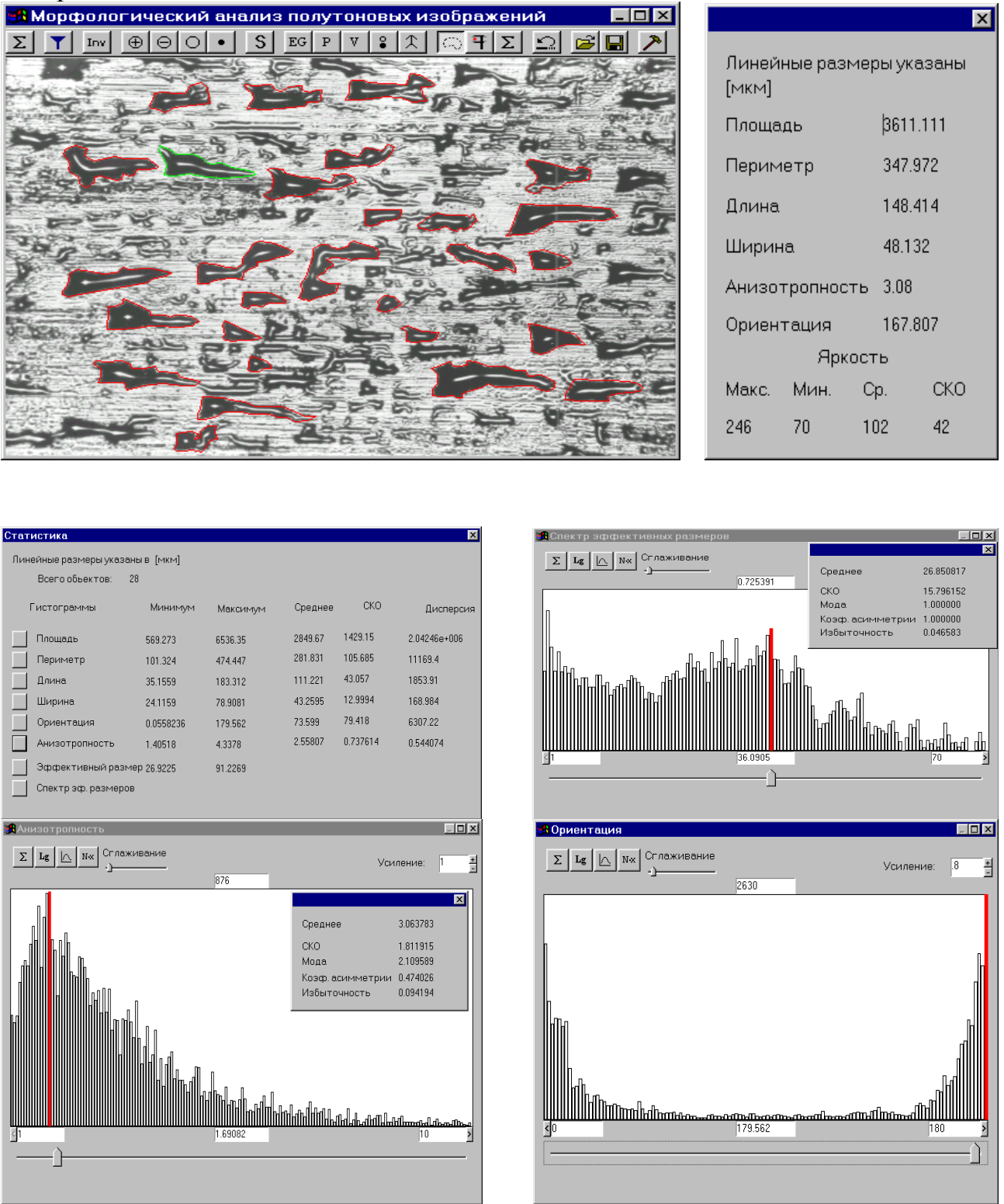
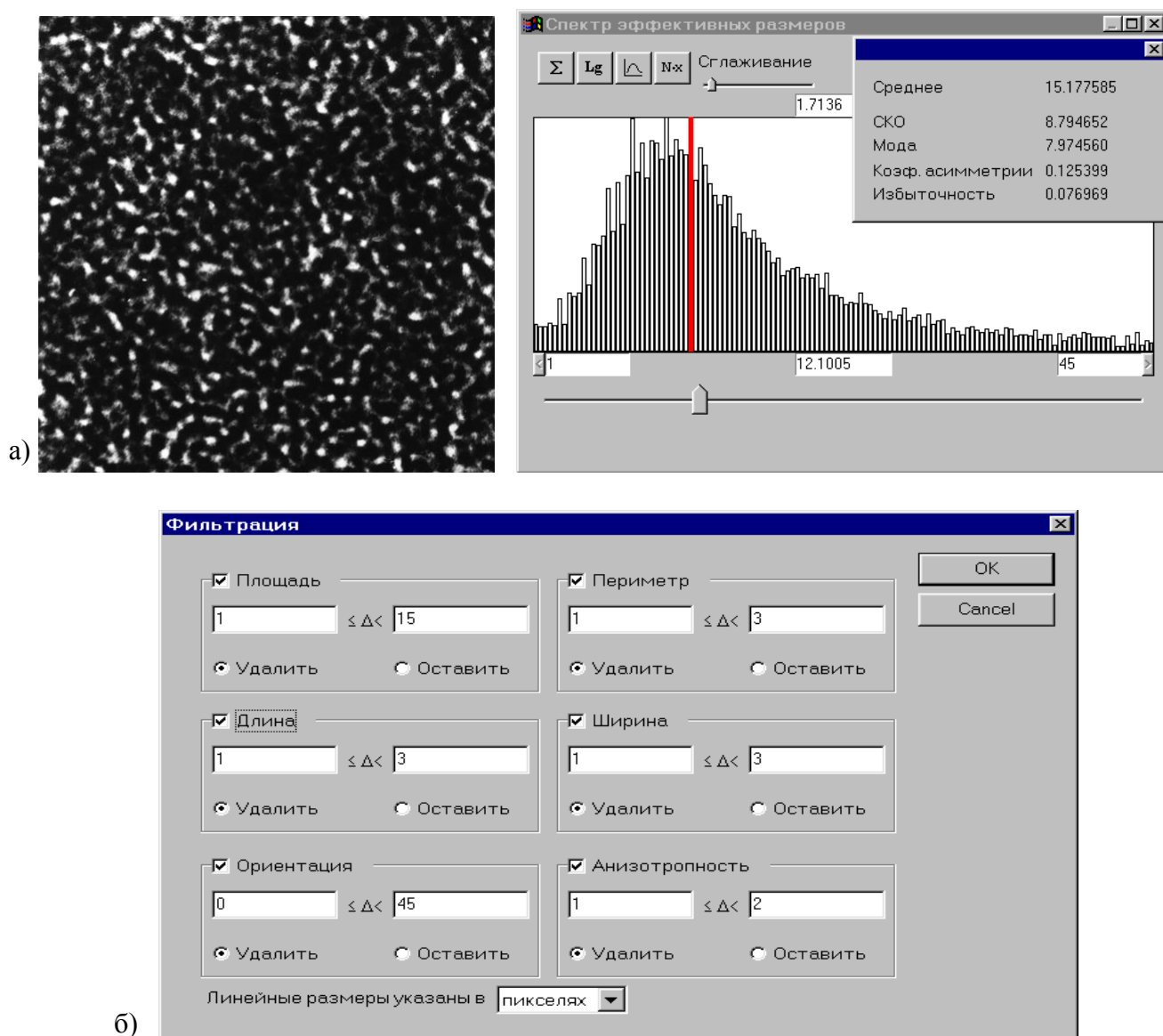


Рис. 5.12. Выборочные измерения на изображении

На рис. 5.12 демонстрируются меню программы и процедура выборочных измерений геометрических характеристик каверн на полутоновом изображении

контактной поверхности аморфной ленты. Пользователь с помощью манипулятора «мышь» выделяет каверны, а программа рассчитывает геометрические характеристики каверн и отображает результаты расчетов в виде соответствующих гистограмм. Для улучшения соответствия между характеристиками полутонового изображения, рассчитываемых по его пороговым множествам, и характеристиками, получаемыми с помощью, например, ручных измерений, может быть использована процедура морфологической фильтрации. При ее реализации пользователь для каждой из геометрических характеристик задает диапазон, в котором должны находиться ее значения.

На рис. 5.13 иллюстрируется меню программы и результаты морфологической фильтрации. Здесь: а – изображение аморфного сплава и его спектр эффективных размеров; б – меню для задания диапазонов фильтрации; в – отфильтрованное изображение и его спектр эффективных размеров.



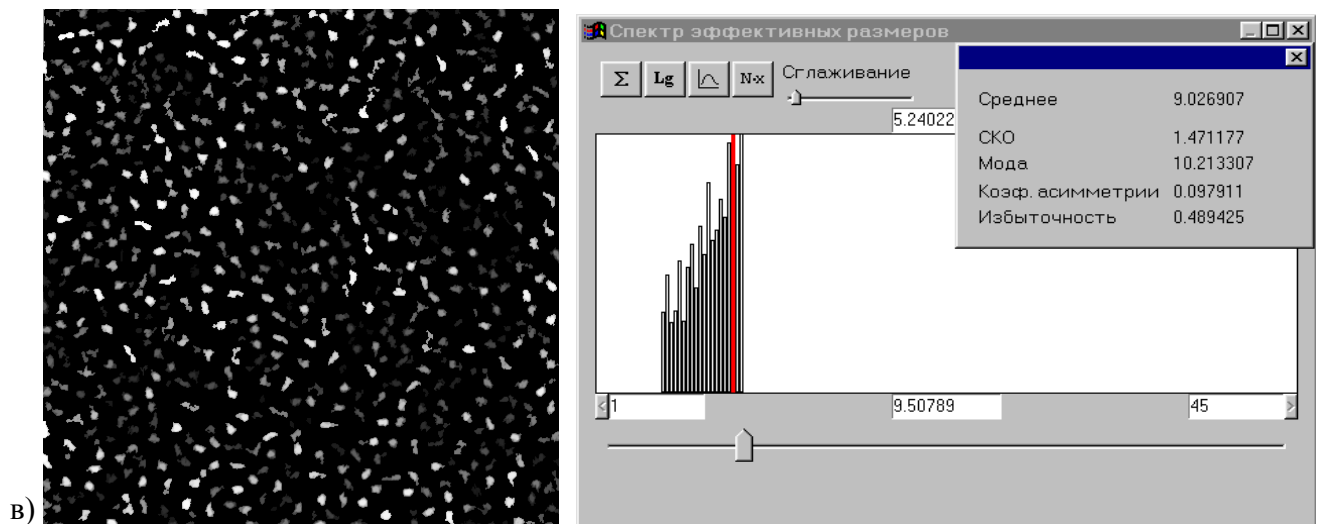


Рис. 5.13. Фильтрация неоднородностей на изображении

Очевидно, что процедура морфологической фильтрации может быть также использована для улучшения изображений. Наиболее устойчивой характеристикой полутоновых изображений является спектр эффективных размеров изображения, суммарная энергия которого совпадает с суммарной яркостью всего изображения и который, по существу, представляет собой распределение энергий в зависимости от эффективных размеров неоднородностей, представленных на всех пороговых множествах анализируемого изображения. Поскольку при расчетах спектра эффективных размеров не используются морфологические фильтры, то в вычислительном отношении эта процедура значительно эффективнее, нежели расчет образного спектра по пороговым множествам. Для анализа упорядоченных во взаимном расположении объектов на изображениях вполне могут быть использованы полутоновые МФРР и РБН.

5.2. Задания к лабораторной работе

1. Изучите меню «Морфологический анализ изображений – анализ полутоновых изображений» с использованием тестовых изображений 1-3. Применить к этим изображениям операторы эрозии, наращивания, замыкания и размыкания с различными по размерам структурирующими элементами и обработкой по пороговым множествам и в скользящем окне. Объяснить полученные результаты.
2. Для тестового изображения 4 постройте гистограммы морфометрических характеристик объектов на изображении (площадь, длина, ширина, ориентация, анизотропность, спектр эффективных размеров).
3. Для изображения 4 рассчитайте образный спектр (кнопка S). Сравните гистограммы образного спектра и спектра эффективных размеров.
4. Осуществите операции фильтрации объектов на изображении 5 по площади, длине, ширине, ориентации, анизотропности, эффективному размеру. Объясните полученные результаты.

5. Рассчитайте статистики положений на изображении 6 (ближайшие соседи, ближайшие направления, функцию радиального распределения) Объясните полученные результаты.

6. Осуществите выборочные измерения (кнопка выделение объектов) измерения морфометрических характеристик объектов на изображении 7 (площадь, длина, ширина, ориентация, анизотропность, эффективный размер и др.). Объясните полученные результаты.

7. Загрузите в программу полутоновое изображение 8. Осуществите операции морфологической обработки: обнаружение пиков, долин, вычисление градиента эрозии, чистку изображения. Объясните полученные результаты.

8. Подготовьте отчёт о проделанной работе, содержащий:

- цель работы и основное содержание этапов;
- изложение в порядке выполнения работы всех результатов с краткими пояснениями и выводами;
- ответы на контрольные вопросы.

5.3. Контрольные вопросы

- В чем состоят особенности морфологической обработки полутоновых изображений?
- Чем отличаются обработка по пороговым множествам и обработка в скользящем окне?
- Какие основные комбинации операторов эрозии, наращивания, замыкания и размыкания используются для полутоновой обработки изображений.
- Как определяются образный спектр и спектр эффективных размеров для полутоновых изображений?
- В чем сущность морфометрического анализа полутоновых изображений?

Список литературы

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений : пер. с англ. / под ред. П.А. Чочиа. М. : Техносфера, 2005. 1072 с.
2. Грудин Б.Н., Плотников В.С. Обработка и моделирование микроскопических изображений. Владивосток : Дальнаука, 2010. 349 с.
3. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А. Цифровая обработка изображений в информационных системах : учебное пособие. Новосибирск, 2002. 352 с.
4. Дьяконов В.П., Абраменкова И.В. MATLAB. Обработка сигналов и изображений : специальный справочник. СПб. : Питер, 2002. 608 с.
5. Розенфельд А. Распознавание и обработка изображений. М. : Мир, 1972. 230 с.
6. Рудаков П. И., Сафонов В. И. Обработка сигналов и изображений MATLAB 5.x. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2000. 416 с.
7. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. В 2 кн. М. : Мир, 1982. 790 с.

Учебное электронное издание

Грудин Борис Николаевич
Плотников Владимир Сергеевич
Полищук Станислав Васильевич

Лабораторные работы по обработке изображений

Практикум

В 2 частях

Часть II

В авторской редакции

Издательский дом Дальневосточного федерального университета
690950, г. Владивосток, ул. Октябрьская, 27.
tvpress@mail; (423) 2457503

4 760К6