



работанная сотрудниками Университета Карнеги — Меллона (Carnegie — Mellon, США) для восприятия речевых сообщений ЭВМ. При общем объеме банка данных системы примерно 1000 слов ее коэффициент распознавания достигает 95 %. Аналогичными системами понимания речи занимаются во многих странах, в том числе и в Японии, где проводится большое количество исследований, решающих различные задачи с требуемым коэффициентом распознавания до 70—95 %. Понимание речи тесно связано с исследованиями и разработками, посвященными искусственному интеллекту, проблемы которого рассматриваются в гл. 4 в связи с обработкой символов.

## (2) Реализация схем распознавания речи

Внедрение устройств распознавания речи началось в 1978 г., когда появились системы распознавания отдельных слов, произносимых дикторами. В результате сравнительных исследований систем распознавания речи, проведенных американской

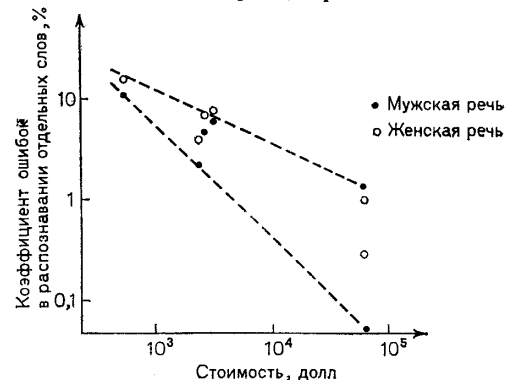


Рис. 3.27. Зависимость между стоимостью и коэффициентом ошибок устройств распознавания речи (опубликовано в 1981 г.).

фирмой Texas Instrument и опубликованных в 1981 г. для случая оперирования немногим более чем десятью буквами английского алфавита и десятью различными словами, было выяснено, что между коэффициентом распознавания и стоимостью этих систем, как показано на рис. 3.27, имеется корреляция, коэффициент распознавания может достигать 99 % и, кроме того, понимание женской речи труднее, чем мужской.

По сравнению с синтезом речи для распознавания речи требуются базы данных большего объема с эталонами и более

сложные виды обработки. Все это обуславливает гораздо больший объем исследований и разработок и задерживает широкое внедрение схем распознавания на БИС. Тем не менее уже несколько лет назад американские, японские и другие фирмы стали выпускать БИС для распознавания отдельных слов, и с тех пор ощущение, что техника распознавания речи вступает в период практического освоения, все время усиливается.

Схемы на этих БИС позволяют распознавать от 60 до нескольких сотен слов. Причем среди этих схем имеются и такие, с помощью которых производится распознавание не только отдельных произносимых слов, но и осуществляется понимание связанной речи со словарем примерно до сорока слов. На современном этапе развития техники эти схемы строятся на нескольких кристаллах, чаще всего выполняющих такие функции, как аналого-цифровое преобразование, хранение эталонов (ПЗУ) и т. д. Однокристалльных схем для распознавания речи пока нет, хотя в системах синтеза речи такие схемы используются. Тем не менее можно утверждать, что подобные схемы появятся и в технике распознавания речи, причем особенно большие надежды в этом отношении возлагаются на СБИС.

## 3.3. Обработка изображений

### (а) Обработка данных изображений

Примеры данных изображения приведены на рис. 3.28 и 3.29. Изображение на рис. 3.28 представляет собой результат дистанционного зондирования острова с ближайшими акваториями Японского моря, полученный с помощью метеорологического спутника NOAA 6. Подобные изображения используются для макронаблюдения территории страны, необходимого при прогнозировании погоды и разведки ресурсов. На рис. 3.29 приведен пример изображения электронной схемы (проект логической схемы), используемой в качестве исходной спецификации для системы автоматизированного проектирования.

Данные изображения обычно задаются цифровой функцией  $f(i, j)$  в виде двумерного массива (рис. 3.30). Эти цифровые данные получаются путем выборки и квантования из реальных изображений или изображений-оригиналов, например фотографий, с помощью устройства ввода изображений. Элементы цифрового изображения  $f(i, j)$  в  $i$ -м столбце и  $j$ -й строке (называемые элементами изображения или пикселями) могут быть заданы как бинарные черно-белые (две градации), многоградационные (например, 256 градаций) или в виде многоградационного вектора (например, с 256 градациями по каждой из состав-

ляющих — красной, зеленой и синей). В соответствии с этими представлениями изображение называется просто бинарным, полутоновым и многоспектральным. В частности, изображение, приведенное на рис. 3.29, является бинарным, а изображение на рис. 3.28 — полутоновым и имеет 256 градаций. Цветное

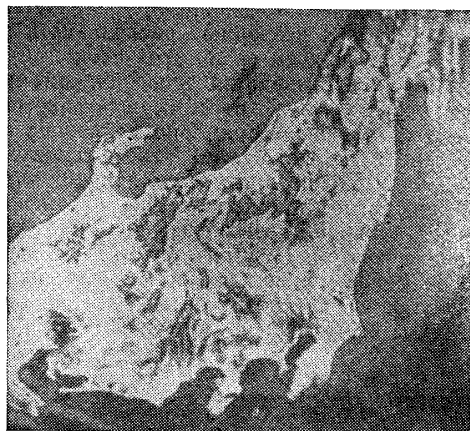


Рис. 3.28. Пример изображения, полученного дистанционным зондированием (лаборатория производственной технологии при Токийском университете).

изображение — это обычно многоспектральное изображение, состоящее из трех цветовых составляющих.

Величина цифрового изображения  $f(i, j)$  задается размером массива из  $m$  столбцов и  $n$  строк. Например, величина изображения на рис. 3.28 составляет  $3000 \times 4000$  элементов изображения, а изображение на рис. 3.29 имеет  $1000 \times 1000$  элементов. На практике размер изображения чаще всего колеблется от  $256 \times 256$  (т. е. всего около 64 000 элементов изображения) до  $512 \times 512$  (т. е. примерно до 256 000 элементов) и более, а иногда достигает и нескольких десятков миллионов элементов. Ясно, что характерным отличием данных изображения является их громадный объем.

Подобные изображения обрабатываются на компьютере с целью извлечения определенной информации об этих изображениях. Характер этой обработки и извлекаемая информация зависят от конкретной области применения. В частности, для изображения на рис. 3.28, полученного в результате дистанционного зондирования, содержание обработки может заклю-

чаться в коррекции искажений, индикации с картографированием, анализе перемещений облачных покровов, измерений температуры морской воды, установлении границ между теплой и холодной водой и т. д. Для изображения на рис. 3.29 в состав

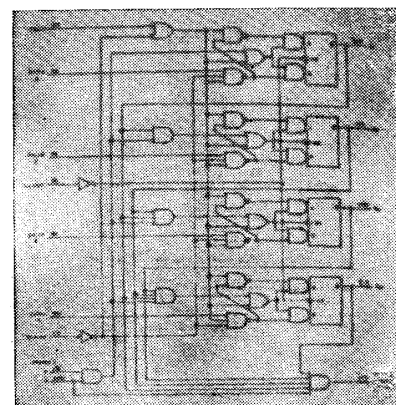


Рис. 3.29. Пример изображения схемы.

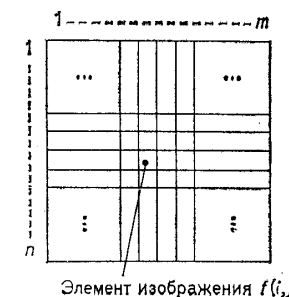


Рис. 3.30. Представление данных изображения.

обработки может входить выявление структуры логических схем (вид вентилей, схем их соединения), чтение надписей.

Подобные виды обработки изображений являются звеньями повышения эффективности информационной обработки вообще и представляют собой одну из областей, где исследования и разработки в настоящее время ведутся особенно активно. В этом разделе, посвященном технике обработки изображений, далее рассматриваются основные процедуры и структуры систем обработки изображений, видеопроцессоры и их связь с техникой СБИС, а также некоторые прикладные виды обработки.

#### (б) Основные процедуры цифровой обработки изображений

Различные виды обработки изображений, подобных приведенным на рис. 3.28 и 3.29, отличаются и объектами и целью, но осуществляются путем сочетания обычных видов обработки информации. На рис. 3.31 показаны процессы и функции, реализуемые при обычной обработке цифровых изображений.

Поступающее на вход цифровое изображение, полученное от реального объекта обработки или из аналогового изображения.

подвергается ряду предварительных преобразований: преобразованию градаций, геометрическому преобразованию, устранению шумов и т. д. Подготовленные таким образом данные изображения подаются на индикацию, накапливаются, передаются,

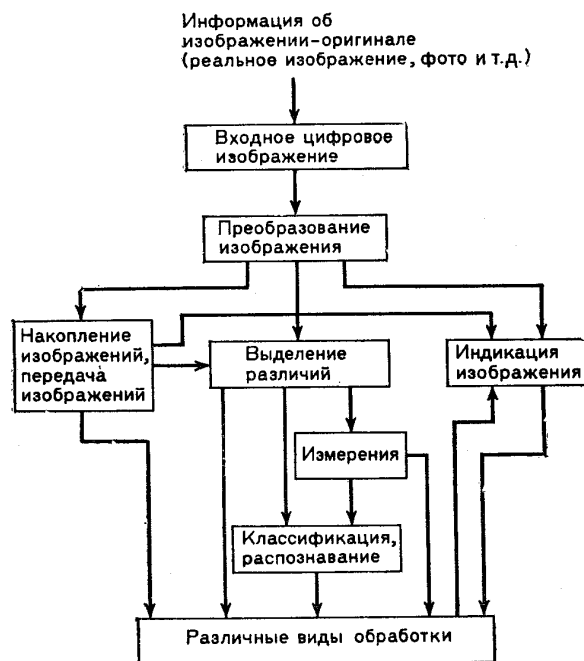


Рис. 3.31. Типичная процедура обработки изображений.

проходят ряд обработок, направленных на распознавание, например выделение характерных признаков, измерение, классификация, в конце концов формируется необходимая информация.

Среди этих процедур индикация изображения предоставляет пользователю видеoinформацию на всех этапах обработки; для ее реализации используются главным образом графические дисплеи; непосредственно к обработке данных относятся «градационное преобразование», «геометрическое преобразование» и др., которые будут рассмотрены ниже.

Накопление и передача данных изображения связаны на различных стадиях обработки с эффективным формированием видеофайлов, с эффективной передачей по линиям связи, напри-

мер, в факсимильных системах. Ниже этот аспект обработки рассмотрен как преобразование формы представления данных изображения.

При распознавании, сопровождаемом выделением признаков, измерением и классификацией, непосредственно выполняются функции обработки изображений как таковые. Выделение признаков включает нахождение в изображении объектов бинарной обработки, сегментацию, выделение контуров (эти операции описываются далее) и извлечение характерных частей изображения. Измерения бинарного изображения заключаются в определении его линейных размеров и подсчете площади. Выполняются также такие геометрические операции, как увеличение и сжатие изображения, изменение толщины линий.

В процессе выполнения таких видов обработки, как классификация, различение, а также распознавание и понимание в определенном смысле, требуется осуществление операций над данными изображения более высокого порядка. Здесь кроме выделения признаков, выполнения измерений и других видов обработки, непосредственно связанных с данными изображения, выполняются более интеллектуальные виды обработки (наподобие обработки символов, см. гл. 4) над более абстрагированными данными изображения (например, над результатами предыдущего извлечения признаков). Ниже описываются основные процедуры, выполняемые при обработке данных изображения (кроме упомянутых видов обработки существует обработка в частотном пространстве с использованием двумерного быстрого преобразования Фурье, которое было описано в разд. 3.1).

### (1) Преобразование градаций

Градационные характеристики исходных данных изображения, поступающих от устройства ввода изображений, не всегда удобны для дальнейшей обработки и индикации. Например, контрастность изображения с распределением градаций в узком интервале возможных значений оценивается как плохая, и для ее коррекции необходимо расширить область используемых значений градаций на как можно больший диапазон.

Градационные преобразования могут выполняться в соответствии с формулой  $f_c = Af_0 + B$ , где  $f_0$  — функция видеоданных до преобразования,  $f_c$  — функция видеоданных после преобразования. Коэффициенты  $A$  и  $B$  определяются исходя из условий перехода  $f_0(\max)$  в  $f_c(\max)$ , а  $f_0(\min)$  в  $f_c(\min)$ .

Может случиться, что, как показано на рис. 3.32, а, весь динамический диапазон данных изображения в целом вполне приемлем, но значения градаций данных наиболее важной части изображения или большей части изображения сосредоточены

только в некотором интервале шкалы диапозона. В этом случае целесообразно достижение равномерного распределения информации о всех элементах изображения по всему динамическому диапозону, т. е. обеспечение равномерной гистограммы распределения градаций (рис. 3.32, б). С этой целью необходимо выполнить преобразование, в ходе которого частотность градаций

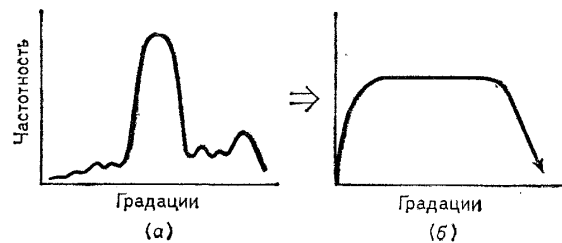


Рис. 3.32. Преобразование гистограммы.

а — перед преобразованием; б — после преобразования.

последовательно распределяется с уравниванием по отношению к общему числу градаций, начиная с самых нижних градаций исходного изображения.

## (2) Геометрические преобразования

Геометрические преобразования изображений производятся для коррекции геометрических искажений, поворота или параллельного перемещения изображения при его вводе, преобразования из одной системы координат в другую, например при составлении карт и т. д.

Геометрическое преобразование (рис. 3.33) представляет собой преобразование координат изображений из исходной системы  $(x_0, y_0)$  в требуемую систему  $(x_c, y_c)$ . Типичным геометрическим преобразованием является линейное преобразование

$$\begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \end{pmatrix}.$$

Конкретные значения параметров преобразования  $a, b, c$  и  $d$  могут быть заданы заранее или определены по результатам преобразования некоторых хорошо известных элементов изображения. Для нахождения значений данных преобразованного изображения  $f_c(x_0, y_0)$  сначала по новым координатам  $(x_c, y_c)$  определяются соответствующие исходные координаты  $(x_0, y_0)$ , и их значения подставляются в  $f_0(x_0, y_0)$ . При этом необходимо

учесть, что чаще всего значения координат после их преобразования не являются целыми числами. В таких случаях, как показано на рис. 3.33, можно воспользоваться методом округления дробного значения координат до ближайшего соседнего це-

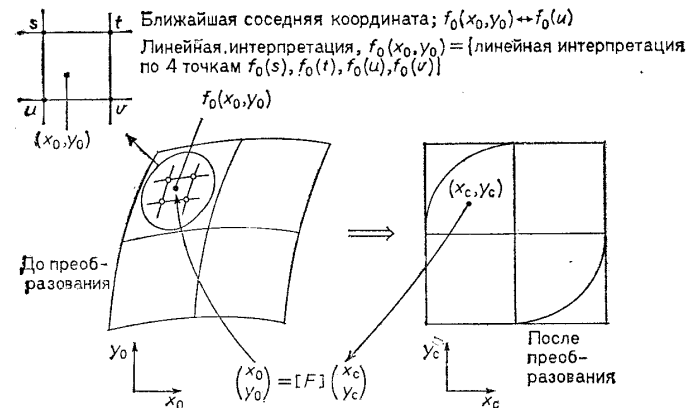


Рис. 3.33. Геометрическое преобразование.

лочисленного значения, методом линейной интерполяции по четырём ближайшим окрестным точкам или способами интерполяции более высокого порядка.

## (3) Подавление шумов

Во входных данных изображения по тем или иным причинам могут содержаться шумы. Типичные шумы — зернистый шум и пятна на полутоновом изображении или отдельные шумы и обрывки линий на бинарном изображении. Обычно эти шумы могут быть устранены проведением для каждого элемента изображения локальных операций (фильтрации) на участках  $3 \times 3$  или  $5 \times 5$  элементов изображения.

В частности, для подавления зернистого шума (на рис. 3.34, а его проявления отмечены кружками) применяется фильтр с усреднением значений или медианный фильтр. При использовании фильтра с усреднением значений, подобного приведенному на рис. 3.34, б, для каждого элемента изображения  $f_0(i, j)$  производится преобразование по формуле

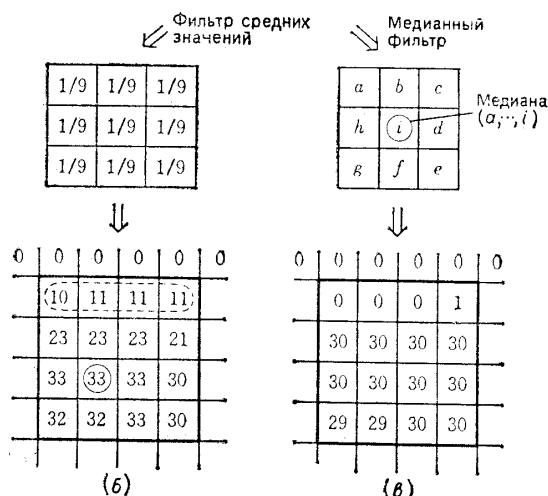
$$f_c(i, j) = \sum_{x=-1}^1 \sum_{y=-1}^1 (1/9) f_0(i+x, j+y).$$

Как видно из рис. 3.34, б, при использовании такого фильтра зернистый шум сглаживается и становится незаметным. Вместе с тем применение фильтра с усреднением связано с таким нежелательным явлением, как размывание контуров изображения

0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	2
30	30	31	30	31	30
30	29	36	32	30	30
30	28	29	30	30	30
27	27	29	30	30	30

Рис. 3.34. Способы подавления зернистого шума.

*a* — образец изображения, содержащего зернистый шум; *b* — результат сглаживания с помощью фильтра усредненных значений; *в* — пример сглаживания с помощью медианного фильтра.



(рис. 3.34, а) для части изображения, обведенной штриховой линией. Этот участок обведен штриховой линией и на рис. 3.34, б.

Медианный фильтр позволяет заменить каждый элемент изображения центральным значением (медианой) группы из 3x3 элементов, в центре которой находится корректируемый элемент. Из рис. 3.34, б видно, что контуры изображения почти сохранены, а зернистый шум сглаживается.

Для устранения пятен на изображении эффективен фильтр подчеркивания контуров, подобный приведенному на рис. 3.35. В этом фильтре преобразованные значения элементов изображения определяются по формуле

$$f_c(i, j) = 5f_0(i, j) - (f_0(i, j-1) + f_0(i, j+1) + f_0(i-1, j) + f_0(i+1, j)).$$

При этом, как видно из примера на рис. 3.35, изображение с пятном, размывающим контрастность изображения (а), преобразуется в изображение с селективно усиленным контрастом по контуру (б).

#### (4) Преобразование формы представления

Данные изображения в зависимости от цели применения, способа обработки и в соответствии с их типом имеют ту или иную оптимальную форму представления (структуру данных изображения). Например, для запоминания графических изображений и выдачи данных на двухкоординатные графопостроители желательно представить их в форме сигналов, формируемых просмотром объекта. Для передачи данных изображения по линиям связи нужно представить их в виде данных небольшого объема или в единицах, соответствующих линиям развертки.

Типичный способ представления изображения в форме просмотровых сигналов — цепной код. Как показано на рис. 3.36, все направления перемещения делятся на 8 смежных направлений, нумеруемых от 0 до 7, а траектория графического изобра-

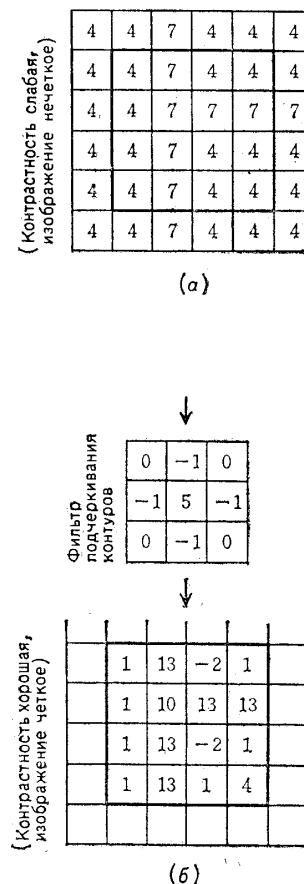
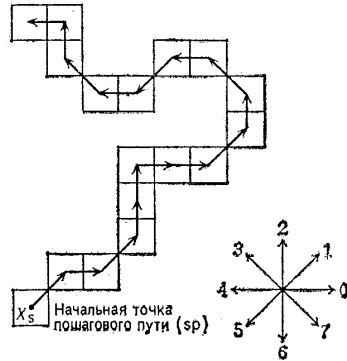


Рис. 3.35. Фильтрация с подчеркиванием контуров.

жения представляется как последовательность этих дискретных направлений.

Модификацией метода цепного кодирования является метод высокоэффективного цепного кодирования, основанный на использовании различий между поступающими образцами графического изображения.



(Координаты пошагового пути) 1012200123454324

Рис. 3.36. Пример цепного кода.

ния оценивается текущее значение  $X$  исходя из значений соседних известных элементов изображения, а затем передается и запоминается только ошибка прогнозирования ( $X - X^*$ ). Обычно значения элементов изображения более или менее близки к значениям соседних элементов изображения (высокая избыточность), поэтому весьма точная оценка достигается даже при использовании таких простейших функций прогнозирования, как  $X^* = a$  или  $X^* = a + (b - c)/2$  и т. д., которые позволяют уменьшить объем передаваемых данных в несколько раз.

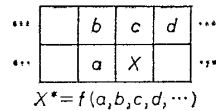


Рис. 3.37. Принцип кодирования с прогнозированием.

$f$  — функция прогнозирования (определяет только разницу между  $X$  и его предсказанным значением  $X^*$ ).

Кодирование с переменной длиной слова, иллюстрируемое рис. 3.38, используется для оптимальной передачи длин непрерывных черных и белых частей (серий) бинарного изображения. Этот способ кодирования часто используется в факсимильных передачах.

На различных этапах обработки и применения изображения эффективность этих действий можно повысить, прибегая к различным уровням разрешающей способности для обрабатываемого изображения. Например, для более тщательного про-

смotra отдельного объекта в изображении применяется метод, при котором сначала производится грубое высокоскоростное ска-

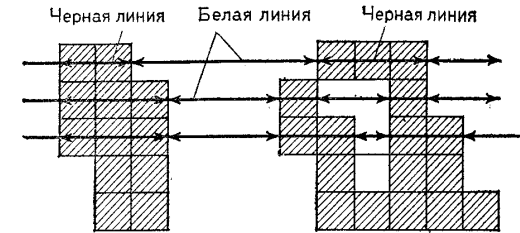


Рис. 3.38. Основной тип кодирования с переменной длиной кода; кодом представляется длина каждой линии.

нирование всего изображения, а затем высокоточное сканирование участка изображения, где наиболее вероятно нахождение интересующего объекта. При использовании таких больших изо-

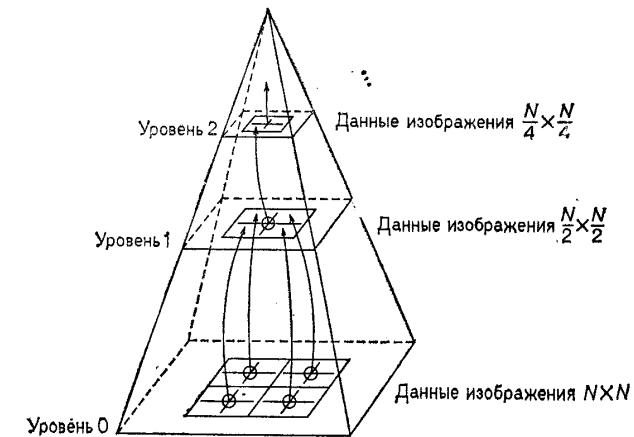


Рис. 3.39. Пирамидальная структура данных.

бражений, как географические карты, способ изменения разрешающей способности (масштаба) удобен для просмотра различных участков.

В приведенных выше случаях эффективно представление данных изображения как данных с пирамидальной структурой.

В такой структуре, как показано на рис. 3.39, самый нижний уровень (уровень 0) соответствует детальному изображению оригинала и имеет разрешающую способность  $N \times N$ . На следующем уровне 1 формируется изображение, каждый элемент которого получается путем усреднения соседних  $m \times n$  (например,  $2 \times 2$ ) элементов изображения уровня 0. При этом разрешающая способность понижается (например,  $N/2 \times N/2$ ). Аналогично на уровне 2 и последующих формируются поэтапно уменьшенные изображения. Самой структуре не присущ эффект сжатия данных, но если для однородных элементов изображения верхнего уровня применить древовидную структуру, исключая лишние уровни, то можно получить ступенчатую структуру, соответствующую сжатию данных. Иногда этот метод выражения данных называют представлением данных в виде квадратного дерева.

#### (5) Двоичное квантование

Во многих случаях, например в промышленных измерениях (зрение робота), при чтении чертежей и т. д., во вводимом полутоновом изображении различают только фон (например, белый, соответствующий 0) и сам объект (черный, 1), т. е. производится двоичное квантование; оно позволяет ускорить обработку и более широко переложить функции обработки на аппаратные средства. При двоичном квантовании по всему полю изображения (или в каждом из отдельных блоков, на которые разделено изображение) каждый элемент изображения относится к одной из двух групп путем оценки значения этого элемента как большего (1) или меньшего (0) по сравнению с некоторым фиксированным пороговым уровнем  $T_h$ .



Рис. 3.40. Образец двоичной обработки. Произведено двоичное квантование (при фиксированном пороге) стандартного телевизионного изображения «девушка» (см. рис. 3.7, а).

На рис. 3.40 приведен пример двоичного квантования одного из стандартных телевизионных изображений, ранее представленного на рис. 3.7, а.

Выбор оптимального порогового значения можно выполнить либо экспериментально, либо автоматически. Во втором случае

удобно воспользоваться так называемым методом различения пороговых значений, предложенным Оцу. В соответствии с этим методом гистограмма плотности изображения делится по пороговому значению  $T_h$  на две части, а поскольку пороговое значение  $T_h$  выбирается так, чтобы дисперсия между этими двумя группами оказалась максимальной, то это равнозначно детектированию гребней и впадин в гистограмме, которые непосредственно характеризуют фон и объект.

#### (6) Сегментация

Эффективным средством описания и распознавания изображения является обработка с разделением рассматриваемого изображения на качественно схожие участки (сегментация).

В случае полутонового изображения для сортировки элементов изображения на группы идентичных элементов эффективен метод деления на зоны, основанный на принципе разбиения и объединения (Split and Merge). Этот метод иллюстрируется рис. 3.41. Изображение содержит участки четырех

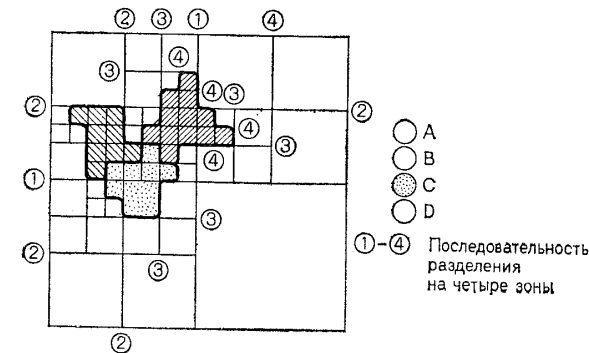


Рис. 3.41. Разделение изображения на части путем разбиения и слияния.

различных плотностей A, B, C и D (точное разбиение обычно затруднено из-за шумов). Сначала неоднородное по плотности изображение разбивается (например, производится оценка путем определения дисперсии множества элементов изображения) на четыре равные части (на рисунке соответствует разбиению 1 в кружке). В каждой выделенной части оценивается снова однородность изображения, и если оно однородно, то разбиение прекращается (в данном примере это правый нижний участок изображения). При отсутствии на участке одно-



родности по плотности разбиение участка повторяется (разбиение 2 в кружке и последующие). Для тех участков, где плотность однородна, дальнейшее разбиение прекращается, и одновременно участки с одинаковой плотностью объединяются (сливаются). Результаты подобного последовательного разбиения изображения на участки показаны на рис. 3.41.

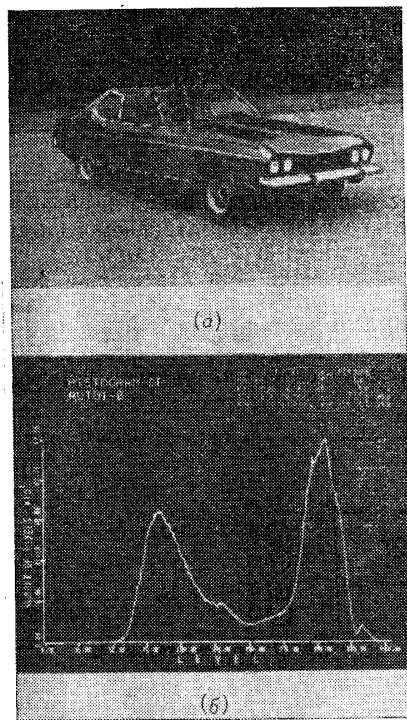


Рис. 3.42. Практический пример разбиения на зоны.

а — образец цветного изображения (зеленая составляющая); б — образец гистограммы составляющей изображения, имеющей две вершины.

Для цветного изображения применяется метод разбиения на однородные участки с использованием гистограмм различных цветовых компонент изображения: в красном, зеленом, синем цвете, или изображения, представленного цветовыми тонами и их насыщенностью. Как показано в примере на рис. 3.42, используя цветовую компоненту, имеющую гистограмму с двумя четко выраженными пиками, все элементы изображения можно разделить на две части: превышающие пороговое значение (Н) и находящиеся ниже его (L). В результате, как показано на рис. 3.43, изображение делится на две зоны Н и L. Для каждой выделенной зоны вновь строится гистограмма, и процесс разбиения повторяется. При этом участок L делится на два участка L<sub>1</sub> и L<sub>2</sub>, а участок Н — на две зоны Н<sub>1</sub> и Н<sub>2</sub>.

#### (7) Определение границ изображения

Участок изображения, по которому происходит резкое изменение градиентов, называется границей. Подобные границы суще-

ствуют на периферийной части (контуре) объекта. Определение границ представляет собой один из частных случаев обработки по выделению признаков изображения (в сущности определение границ — это как бы обратная сторона сегментации, оба этих процесса реализуют одну и ту же функцию).

Определение границ обычно выполняется с помощью локального оператора, обрабатывающего, например, участки, имеющие размеры 2×2 или 3×3 элемента изображения. Предложено несколько десятков таких операторов, но все они по принципу действия являются дифференциальными операторами, так как в частях изображения с резким изменением значений градиентов увеличивают значение выходного сигнала, а в местах с однородным распределением градиентов выходное значение уменьшается. На рис. 3.44 приведены некоторые образцы таких операторов.

На рис. 3.44, а показан так называемый оператор Робертса, с помощью которого на участке 2×2 элемента изображения

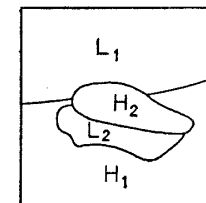


Рис. 3.43. Способ разбиения на зоны по Олэндеру.

a	b
c	d

(а) Дифференциальный оператор I (оператор Робертса)

$$\sqrt{(a-d)^2 + (b-c)^2}$$

или

$$|a-d| + |b-c|$$

A	B	C
H	x	D
G	F	E

(б) Дифференциальный оператор II

$$\frac{1}{4}(B+D+E+H)-x$$

(в) Дифференциальный оператор III

$$|A+B+C-G-F-E| + |A+H+G-C-D-E|$$

Рис. 3.44. Образцы различных дифференциальных операторов.

обрабатываются значения диагонально расположенных элементов изображения. В случае дифференциального оператора (лапласиана), показанного на рис. 3.44, б, используется разность между значениями заданного элемента и четырех соседних элементов изображения, что позволяет четко выделить линии и обособленные точки изображения.

Дифференциальный оператор, представленный на рис. 3.44, в, является оператором с несколько пониженной чувстви-

ностью к шумам. Разности в нем определяются после сглаживания (усреднения) малых областей изображения  $ABC$ ,  $EFG$



Рис. 3.45. Пример определения границ. К стандартному изображению «девушка» (см. рис. 3.7, а) применен лапласовский фильтр.

и т. д. Аналогичное сглаживание участков изображения в более широкой области в сочетании с разностями используется с целью определения границ очень зашумленных изображений.

На рис. 3.45 приведен пример использования лапласиана к стандартному изображению, представленному на рис. 3.7, а.

#### (8) Геометрическая обработка

Существуют различные виды обработки главным образом двоичных изображений, в ходе которых производятся геометрические операции с использованием смежных элементов изображения.

Типичным примером подобной обработки является измерение длины, расстояния и площади. Измерение расстояния и площади по данным изображения выполняется путем подсчета расположенных подряд элементов изображения. При этом следует учитывать, что полученные таким образом значения длин, расстояния в действительности могут отличаться от евклидовых из-за вероятной ошибки квантования в пределах размера одного элемента изображения.

К числу наиболее часто используемых видов геометрической обработки относятся увеличение, уменьшение изображения и утоньшение линий.

Увеличение представляет собой операцию преобразования в единицу (1) данного элемента изображения, если в его окружении из восьми соседних элементов (вместе с ним они образуют окно  $3 \times 3$  элемента) имеется хотя бы один черный (имеющий значение 1) (например, элемент  $H$  на рис. 3.46, а преобразуется в  $H'$  на рис. 3.46, б).

Уменьшение по сути связано с действиями, обратными операции увеличения. При его выполнении данный элемент изображения преобразуется в нуль (0), если в его окрестности

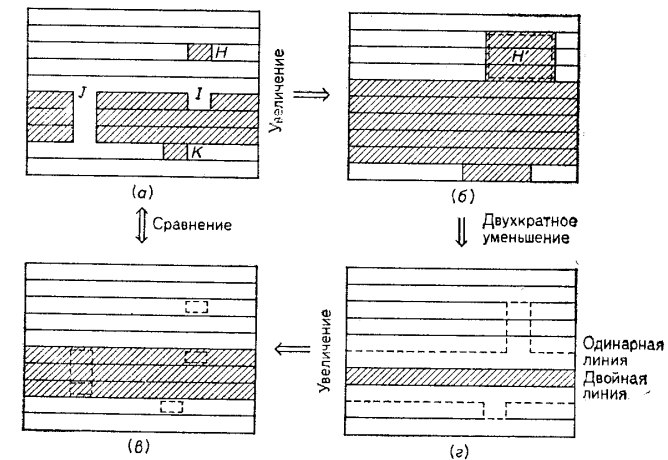


Рис. 3.46. Методы удаления дефектов и шума с помощью операций увеличения и уменьшения изображения.

имеется по крайней мере один элемент со значением 0. Увеличение позволяет устранить дефекты изображения типа обрывов, а уменьшение — исключить мелкие детали изображения. Таким образом, сочетая оба процесса, можно повысить эффективность последующей обработки измерений.

Например, в примере на рис. 3.46 при однократном увеличении изображения оригинала (а), содержащего пропуски ( $I, J$ ), малые выступы ( $K$ ) и одиночный точечный шум ( $H$ ), можно получить изображение, показанное на рис. 3.46, б, которое не содержит этих дефектов. При двукратном уменьшении получается изображение, показанное на рис. 3.46, в; путем его увеличения формируется чистое изображение, приведенное на рис. 3.46, г, т. е. изображение реставрируется. При сравнении изображений (а) и (г) можно обнаружить места дефектов.

Этот метод применяется в тех случаях, когда минимальное расстояние между объектами превышает ширину дефекта.

Утоньшение линий предназначено в первую очередь для выделения из графического рисунка с линиями шириной в несколько элементов изображения линий шириной в один элемент изображения, причем выделенные линии соответствуют

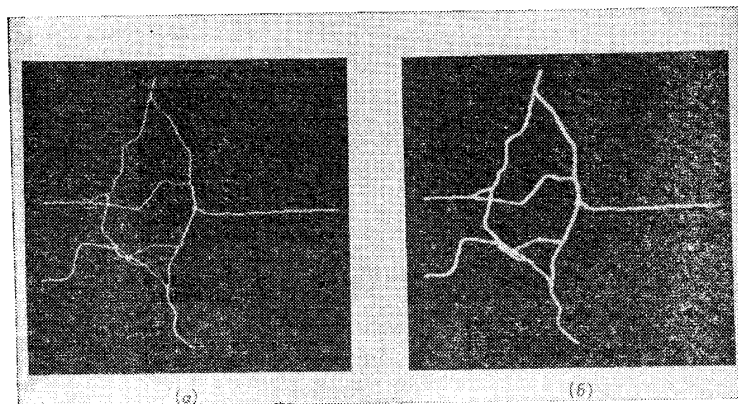


Рис. 3.47. Практический пример утоньшения линий.  
а — после утоньшения; б — перед утоньшением.

центру исходной широкой линии. Предложено немало алгоритмов утоньшения линий. Все они реализуются путем повторяющегося выполнения операции среза по одному элементу со значением 1 (преобразование этого элемента в элемент со значением 0) из соседнего множества элементов со значением 1 при сохранении непрерывности линий. Процесс утоньшения линий иллюстрируется рис. 3.47.

После завершения операций утоньшения линий облегчается структурный анализ графического изображения. Другими словами, если удастся классифицировать все элементы такого изображения на четыре вида — крайние точки, точки разветвления (на 3 ветви, 4 ветви) и промежуточные точки, не относящиеся к предыдущим двум видам, то можно считать, что структурный анализ произведен. Как показано на рис. 3.48, подобную оценку точек различного вида можно произвести с помощью операций в окне размером  $3 \times 3$  элементов изображения. Подсчитав среди смежных восьми элементов, распо-

ложенных вокруг данного элемента, число элементов со значением 1, т. е. число  $N_c$ , можно утверждать, что данный элемент является крайней точкой при  $N_c = 1$ , промежуточной при

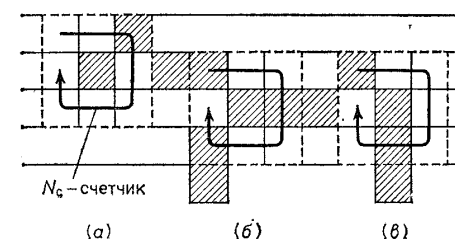


Рис. 3.48. Структурный анализ графического рисунка.  
а — конечная точка,  $N_c = 1$ ; б — точка разветвления на 3,  $N_c = 3$ ; в — промежуточный отрезок,  $N_c = 2$ .

$N_c = 2$ , точкой разветвления с 3 ветвями при  $N_c = 3$ , точкой разветвления с 4 ветвями при  $N_c = 4$  и отдельной точкой при  $N_c = 0$ .

#### (9) Классификация изображений

Для классификации объектов изображения используются два основных метода: метод сличения с эталонами и метод статистической классификации в пространстве параметров различия.

В случае применения метода сличения с эталонами заранее по соответствующим пунктам классификации подготавливаются эталоны (трафареты), затем вычисляется степень совпадения (степень подобия) образцов изображения объекта с каждым из эталонов и устанавливается соответствие объекта тому или иному эталону, с которым он имеет наибольшую степень подобия. Для определения степени подобия можно использовать сумму абсолютных разностей значений элементов изображения в точках сопоставления или коэффициенты корреляции.

Одно из эффективных средств ускорения вычисления степени подобия применено в способе классификации SSDA, который часто используется при поиске специальных объектов в изображении, полученном, например, путем дистанционного зондирования. Мерой степени подобия, как видно из рис. 3.49, а, здесь служат кумулятивные значения абсолютных разностей (остаточные разности) между значениями элементов изображения эталона и объекта в произвольных точках (на рисунке это 1, 2, 3 и т. д.). Для изображений с малой

степенью подобия, как показано на рис. 3.49, б, эти остаточные разности резко увеличиваются. Таким образом, установив оптимальное пороговое значение и прекращая вычисления степени подобия еще на ранней стадии, можно значительно ускорить обработку.

Существуют и другие методы, позволяющие повысить реальную эффективность классификации, например метод извле-

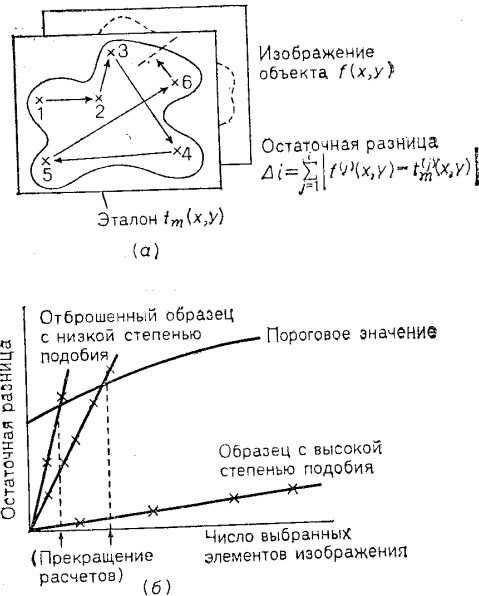


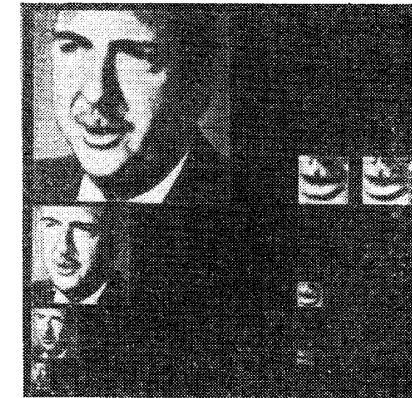
Рис. 3.49. Метод SSDA.

чения нескольких немного отличающихся частичных изображений без сравнения с эталоном всего избыточно большого изображения (частичное сопоставление) или метод предварительной грубой классификации перед последующим тщательным сопоставлением (многоуровневое сопоставление).

Рис. 3.50 иллюстрирует многоуровневое сопоставление изображений, которые представлены пирамидальными структурами, описанными в пункте (4) настоящего раздела. Здесь детальное сопоставление на более низком уровне пирамиды изображений производится только для тех частей изображения, которые имеют сильную степень совпадения с изображениями на более высоких уровнях пирамиды при низкой разрешающей

способности. В отличие от обычного метода SSDA подобное многоуровневое сопоставление позволяет ускорить классификацию в несколько десятков раз.

Классификация образов на основе статистических методов осуществляется путем оценки вектора  $P = (X_1, X_2, \dots, X_n)$  с выделенными из изображения параметрами различения  $X_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) с помощью оптимальной дискриминационной функции. Например, в соответствии с одним из таких способов классификации в дискриминационную функцию подставляются расстояния между образами по каждому классификационному пункту и находится образ, характеризующийся минимумом значения этой функции.



(10) Распознавание и понимание

В случае распознавания объектов по данным изображения или интерпретации реальных объектов в трехмерном пространстве, т. е. при извлечении информации более высокого порядка, обработка изображений на уровне их элементов, подобная описанной в пунктах (1)–(8) настоящего раздела, оказывается недостаточной; в этом случае необходима более сложная обработка. Одним из примеров подобной обработки может служить обработка по методу релаксации (ослабления). В соответствии с этим методом интерпретации (маркированием) каждой части изображения придается некоторая вероятность, по связи интерпретаций соседних частей (по правилу релаксации) обновляются вероятности каждой интерпретации и тем самым достигается более согласованное общее представление об изображении.

Этот метод поясняется на рис. 3.51, а. Возможные интерпретации (метки) некоторой части изображения  $i$  равны  $1, 2, \dots, \lambda, \dots$ , а их вероятности (вероятности интерпретаций) соответствуют  $P_i(1), P_i(2), \dots, P_i(\lambda), \dots$ . По правилу релаксации вероятность  $P_i(\lambda)$  для части изображения  $i$  изменяется и обновляется в зависимости от смежной части

岩波講座マイクロエレクトロニクス

編集委員●元岡 達・菅野卓雄・渡辺 誠・淵 一博・石井威望

## VLSIコンピュータ II

元岡 達  
堀越 彌  
坂内正夫  
田中穂積  
田中英彦  
齊藤忠夫

岩波書店

Т. Мотоока, Х. Хорикоси, М. Сакаuti,  
Х. Танака, Х. Танака, Т. Сайто

## Компьютеры на СБИС

В двух книгах  
2

Перевод с японского  
Г. Н. Горбунова и Э. К. Николаевой  
под редакцией канд. техн. наук  
В. М. Кисельникова



Москва «Мир» 1988