

С.В. МАЛЬЦЕВ, С.В. АБЛАМЕЙКО, Р.П. БОГУШ

**ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ
И ИЗОБРАЖЕНИЙ СРЕДСТВАМИ
ВЕКТОРНО-МАТРИЧНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ**

**Новополоцк
ПГУ
2011**

УДК 629.3.078:005.6(035.3)
ББК 39.33-08:65.290-2
О-23

Рекомендовано к изданию советом
учреждения образования «Полоцкий государственный университет»
в качестве монографии (протокол № 12 от 19.11.2010)

Рецензенты:

доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой МО АСУ
Белорусского государственного университета В.В. КРАСНОПРОШИН;

доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой ЭВМ
учреждения образования «Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники» Р.Х. САДЫХОВ

Мальцев, С.В.

О-23 Обработка сигналов и изображений средствами векторно-матричных
вычислений / С.В. Мальцев, С.В. Абламейко, Р.П. Богуш. – Новополоцк : ПГУ,
2011. – 212 с.
ISBN 978-985-531-196-7.

Представлены теория и практика обработки сигналов и изображений на основе векторно-матричных вычислений. Факторизация матриц рассматривается как средство сокращения вычислительных затрат при построении алгоритмов обработки. Отражены вопросы формирования и обработки нелинейных бинарных сигналов с расширенным ансамблем. Обсуждается повышение эффективности обнаружения и локализации объектов на статических и динамических изображениях. В книге содержится ряд примеров и иллюстраций, способствующих восприятию излагаемого материала.

Предназначена для студентов, магистрантов, аспирантов, научных работников и инженеров, занимающихся вопросами построения эффективных алгоритмов обработки сигналов и изображений.

УДК 629.3.078:005.6(035.3)
ББК 39.33-08:65.290-2

ISBN 978-985-531-196-7

© Мальцев С.В., Абламейко С.В., Богуш Р.П., 2011
© УО «Полоцкий государственный университет», 2011

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
Глава 1. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ В ВИДЕ ВЕКТОРНО-МАТРИЧНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ.....	7
Литература к главе 1.....	11
Глава 2. ФАКТОРИЗАЦИИ МАТРИЦ ПРИ ОБРАБОТКЕ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ.....	13
2.1. Факторизация матриц методом Гуда	13
2.2. Факторизация матриц методом Пойды.....	16
2.3. Факторизация матриц методом Ярославского.....	18
2.4. Факторизация произвольных матриц бинарных сигналов	19
2.5. Факторизация матриц бинарных сигналов на основе принципа «близости» столбцов	31
2.6. Факторизация матриц бинарных сигналов по кодовому расстоянию.....	31
2.7. Использование переупорядочивания строк по коду Грея при факторизации сигнальных матриц	33
2.8. Факторизация матриц бинарных сигналов на основе оптимального блочного разбиения столбцов	37
2.9. Оценка верхней границы сложности вычисления векторно-матричного произведения при факторизации на основе оптимального блочного разбиения и переупорядочения строк по коду Грея.....	43
2.10. Определение аддитивных затрат при обработке сложных нелинейных сигналов.....	46
2.11. Техническая реализация разработанных алгоритмов вычисления векторно-матричного произведения	54
2.12. Основные результаты главы 2	59
Литература к главе 2.....	60

Глава 3. СИНХРОНИЗАЦИЯ НЕЛИНЕЙНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ДВУЗНАЧНЫХ ХАРАКТЕРОВ	63
3.1. Методы синхронизации по задержке.....	63
3.2. Анализ математических конструкций, существующих для двузначных характеров	66
3.3. Синхронизация последовательностей квадратичных вычетов методом дихотомии	69
3.4. Быстрая синхронизация последовательностей Якоби методом дихотомии	83
3.5. Аппаратная реализация блоков синхронизации.....	91
3.6. Исследование характеристик блоков синхронизации	97
3.7. Оценка сложности реализации устройства синхронизации	98
3.8. Основные результаты главы 3	103
Литература к главе 3.....	103
Глава 4. ФОРМИРОВАНИЕ И ОБРАБОТКА СЛОЖНЫХ СИГНАЛОВ С РАСШИРЕННЫМ АНСАМБЛЕМ.....	105
4.1. Формирование сложных сигналов с расширенным ансамблем	106
4.2. Обработка нелинейных сигналов с расширенным ансамблем на основе факторизации матриц	127
4.3. Основные результаты главы 4.....	134
Литература к главе 4.....	135
Глава 5. ПОИСК ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ.....	137
5.1. Поиск объектов на статических изображениях	137
5.2. Поиск движущихся объектов на динамических изображениях	181
5.3. Основные результаты главы 5	201
Литература к главе 5.....	202
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	209

Глава 5

ПОИСК ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Поиск объектов на статических и динамических изображениях используется при решении ряда прикладных задач: поиск заданных объектов в информационно-справочных системах [1; 2]; обнаружение и локализация объектов и реперных меток на космических снимках земной поверхности [3; 4]; автоматическое распознавание изображений и сопровождение целей бортовых радиолокационных станций [5; 6]; автоматический поиск дефектов по изображениям в промышленной и медицинской диагностике [1; 7]; контроль движущихся транспортных средств [8; 9]; охрана и видеонаблюдение [10; 11]; мониторинг потенциально опасных производств [1; 12]; гибкие высокотехнологичные производственные системы и т.д. [1; 13].

В данной главе рассматриваются подходы к решению двух проблем:

- *сокращение вычислительных затрат* за счет применения математического аппарата факторизации матриц при обработке бинарных изображений, вейвлет-преобразования и моментных характеристик при обработке полутоновых изображений;

- *повышение точности позиционирования* объектов на статических и динамических изображениях за счет применения минимаксных функций схожести.

5.1. ПОИСК ОБЪЕКТОВ НА СТАТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

5.1.1. Сокращение вычислительных затрат при поиске объектов

Рассмотрим задачу поиска заданного объекта $A = \{a_{ij}\}$ размером $m \times n$ на изображении $D = \{d_{ij}\}$ размером $M \times N$. Согласно общепринятому подходу [14 – 16], метод обнаружения объектов, использующий сопоставление с эталоном, требует вычисления схожести для каждого фрагмента изображения и эталона. При этом эталон сравнивается со всеми фрагментами изображения путем последовательного перемещения по изображению, как правило, слева направо, сверху вниз. Решение о наличии объекта принимается на основе вычисленного значения двумерной функции схожести. В случае если анализируемое значение больше порогового, принимается решение о наличии объекта на изображении.

Таким образом, в общем случае алгоритм обнаружения объектов на статическом изображении методом сопоставления с эталоном требует выполнения следующих шагов:

- 1) выделение фрагмента изображения D_{kl} ($k \in 0 \dots M - m, l \in 0 \dots N - n$) размером $m \times n$ с левой верхней части растрового изображения;
- 2) вычисление функции схожести R для эталона A и выделенного фрагмента D_{kl} :

$$R = F(A, D_{kl}),$$

где F – оператор математического преобразования;

- 3) определение наличия объекта по правилу:

$$\begin{cases} \text{если } R > T, \text{ то } D_{kl} = A, \\ \text{иначе} & D_{kl} \neq A. \end{cases}$$

где T – уровень порога;

- 4) сдвиг вправо или вниз на один пиксель и переход к пункту 1, если число сдвигов меньше $(M - m) \times (N - n)$, иначе поиск завершен.

Общее число анализируемых фрагментов определяется как

$$(M - m + 1) \times (N - n + 1).$$

Для поиска объектов, инвариантных к повороту относительно горизонтальной оси методом сопоставления с эталоном, предполагается выделение блока элементов изображения D_l ($l \in 0 \dots N - n$) размером $M \times n$. Последующее определение схожести строк объекта со строками выделенного блока осуществляется путем их матричного умножения и дальнейшего анализа значений результирующей матрицы.

Введем определения [17]:

– основной p -й диагональю прямоугольной матрицы $A = \{a_{ij}\}$ ($i \in 0 \dots M - 1, j \in 0 \dots N - 1, M < N$) назовем диагональ, образованную элементами $(a_{i, j=i+p})$, $p = (0, \dots, N - M)$;

– второстепенной p -й диагональю прямоугольной матрицы $A = \{a_{ij}\}$ ($i \in 0 \dots M - 1, j \in 0 \dots N - 1, M < N$) назовем диагональ, образованную элементами $(a_{M-i-1, j=i+p})$, $p = (0, \dots, N - M)$.

Поскольку целью обнаружения является весь объект A в целом, следовательно, формальным условием нахождения объекта A в выделенном блоке D_1 будет последовательное совпадение n строк в A и n строк в D_1 .

Признаком выполнения этого условия является совокупность максимальных коэффициентов схожести. Причем эти коэффициенты должны располагаться на одной из главных диагоналей матрицы H , что формально следует из определения произведения матрицы на матрицу. Начало размещения A в D_1 определяется позицией первого элемента p -й диагонали матрицы H .

Математически данная процедура представляется в виде вычисления произведения транспонированной матрицы выделенного блока на матрицу объекта:

$$H = A \times D_1^T,$$

где H – матрица коэффициентов корреляции строк выделенного фрагмента изображения и строк объекта.

Операцию выделения p -й диагонали с максимальными элементами в матрице H можно представить в виде анализа элементов вектора X , которые определены как в [18]:

$$X_p = \sum_{i=0}^{m-1} h_{i,j=i+p}. \quad (5.1)$$

Решение о наличии объекта A в p -й зоне выделенного блока D_1 принимается на основе сравнения элементов вектора X с пороговым уровнем, определенным отношением сигнал/шум на изображении D .

В практических приложениях часто встречается задача поиска объекта с учетом инвариантности к повороту на 180° относительно горизонтальной оси. В матричном представлении поворот объекта A относительно горизонтальной оси на 180° предполагает простую перестановку строк. Для объекта размером $m \times n$, расположенного на изображении размером $M \times N$ в строках с i -й по k -ю, поворот объекта можно представить в виде замены i -й строки на k -ю, $(i-й - 1)$ на $(k-ю - 1)$, $(i-й - 2)$ на $(k-ю - 2)$ и т.д. Если $m \neq 0 \pmod{2}$, то строка с номером $\frac{i+k}{2}$ не изменит своего положения.

2) умножение матрицы выделенного фрагмента изображения D_1^T на матрицу эталона объекта A ;

3) анализ значений элементов полученной корреляционной матрицы $H = \{h_{ij}\}$;

4) сдвиг вправо на один элемент на принятом изображении, выделение следующего фрагмента размером $M \times n$ и переход к пункту 2, если число сдвигов меньше $(N - n)$. В противном случае процесс поиска завершен. Общее число анализируемых фрагментов определяется как $(N - n + 1)$.

Пусть A – матрица значений уровней яркостей объекта размером 6×5 , D^T – транспонированная матрица значений уровней яркостей изображения размером 18×5 (рис. 5.1).

$$A = \begin{bmatrix} 48 & 50 & 36 & 48 & 121 \\ 127 & 185 & 179 & 69 & 115 \\ 84 & 183 & 161 & 84 & 106 \\ 199 & 185 & 178 & 130 & 59 \\ 124 & 146 & 111 & 10 & 15 \\ 125 & 178 & 103 & 19 & 49 \end{bmatrix}$$

$$D^T = \begin{bmatrix} 133 & 45 & 45 & 58 & 71 & 48 & 127 & 84 & 199 & 124 & 125 & 128 & 125 & 124 & 199 & 84 & 127 & 48 \\ 133 & 45 & 45 & 58 & 71 & 50 & 185 & 183 & 185 & 146 & 178 & 255 & 178 & 146 & 185 & 83 & 185 & 50 \\ 40 & 51 & 51 & 68 & 128 & 36 & 179 & 161 & 178 & 111 & 103 & 128 & 103 & 111 & 178 & 161 & 179 & 36 \\ 35 & 49 & 49 & 79 & 188 & 48 & 69 & 84 & 130 & 10 & 19 & 255 & 19 & 10 & 130 & 84 & 69 & 48 \\ 35 & 49 & 49 & 79 & 188 & 121 & 115 & 106 & 59 & 15 & 49 & 128 & 49 & 15 & 59 & 106 & 115 & 121 \end{bmatrix}$$

Рис. 5.1. Представление объекта A и изображения D в матричной форме

Как было сказано, поиск объекта A на изображении D осуществляется на основе анализа элементов корреляционной матрицы с использованием выражений (5.1) и (5.2). Для рассмотренных A и D^T корреляционная матрица H размером 6×18 имеет вид:

$$H^T = \begin{bmatrix} 0.68 & 0.89 & 0.89 & 0.92 & 0.92 & 1 & 0.81 & 0.81 & 0.72 & 0.6 & 0.68 & 0.8 & 0.68 & 0.6 & 0.72 & 0.81 & 0.81 & 1 \\ 0.86 & 0.95 & 0.95 & 0.92 & 0.81 & 0.81 & 1 & 0.99 & 0.95 & 0.92 & 0.95 & 0.88 & 0.95 & 0.92 & 0.95 & 0.99 & 1 & 0.81 \\ 0.84 & 0.95 & 0.95 & 0.92 & 0.82 & 0.8 & 0.99 & 1 & 0.93 & 0.89 & 0.93 & 0.92 & 0.93 & 0.89 & 0.93 & 1 & 0.99 & 0.8 \\ 0.92 & 0.94 & 0.94 & 0.9 & 0.77 & 0.72 & 0.95 & 0.93 & 1 & 0.93 & 0.93 & 0.9 & 0.93 & 0.93 & 1 & 0.93 & 0.95 & 0.72 \\ 0.93 & 0.8 & 0.8 & 0.73 & 0.55 & 0.6 & 0.92 & 0.89 & 0.93 & 1 & 0.98 & 0.76 & 0.98 & 1 & 0.93 & 0.89 & 0.92 & 0.6 \\ 0.96 & 0.84 & 0.84 & 0.79 & 0.62 & 0.68 & 0.95 & 0.93 & 0.93 & 0.98 & 1 & 0.82 & 1 & 0.98 & 0.93 & 0.93 & 0.95 & 0.68 \end{bmatrix}$$

Отсюда численные значения векторов X и Y (рис. 5.2), соответствующие матрице H_0 , имеют вид:

$$X = [0, 05; 0,17; 0,17; 0,22; 0,39; 1; 0,31; 0,23; 0,28; 0,21; 0,20; 0,33; 0,11].$$

$$Y = [0,29; 0,01; 0,09; 0,05; 0,40; 0,11; 0,33; 0,20; 0,21; 0,28; 0,23; 0,31; 1].$$

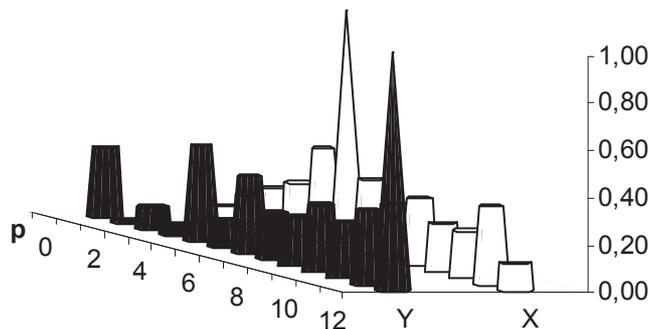


Рис. 5.2. Корреляционные коэффициенты

Анализ корреляционных коэффициентов матрицы H показывает, что объект, идентичный эталону, начинается с 5-й строки обрабатываемого фрагмента, а объект, повернутый относительно горизонтальной оси, начинается с 12-й строки анализируемого фрагмента.

В связи со значительным объемом вычислений при корреляционном поиске объектов для сокращения временных затрат в основном используются следующие подходы:

1) совмещение операции вычисления корреляции с операцией сравнения с порогом [7], т.е. вычисление корреляционных функций прекращается для анализируемой позиции объекта на изображении, если полученное значение корреляции на некотором шаге меньше установленного порога. В данном случае снижение вычислительных затрат достигается за счет ухудшения помехоустойчивости;

2) применение различных двукратных преобразований (в базисе Фурье, Хаара, Уолша – Адамара и т.д.) [1; 15] для вычисления двумерной корреляции;

3) использование характеристик определенного класса изображений.

Для бинарных изображений процедуру корреляционного поиска можно значительно упростить, если применять простые арифметические действия вместо спектрального преобразования [20; 21].

Очевидно, что для бинарных изображений при использовании прямого метода вычисления векторно-матричного произведения операции умножения отсутствуют, а основной задачей уменьшения вычислительной сложности является сокращение операций типа сложение/вычитание. Поэтому эффективность использования различных двукратных преобразований для корреляционного анализа при обработке бинарных изображений и сигналов существенно снижается.

Метод прямого вычисления матричного произведения, хотя и не требует выполнения операций умножения, но характеризуется значительными вычислительными затратами из-за необходимости реализации большого числа операций типа сложение/вычитание.

Для сокращения необходимого количества операций воспользуемся тем, что вычисление двумерной корреляции может быть представлено в виде последовательного вычисления одномерных корреляционных функций строк изображения и строк эталона, т.е. в виде вычисления ВМП. В этом случае сокращение вычислительных затрат при умножении вектора на бинарную матрицу может быть достигнуто за счет разложения (факторизации) исходной матрицы (эталона) в ряд слабозаполненных матриц сомножителей, в которых любая строка содержит не более двух информационных элементов, и последовательного умножения вектора, образованного из каждой строки обрабатываемого фрагмента, на каждую из матриц разложения [22; 23].

В отличие от сигналов, бинарные изображения характеризуются некоторой регулярностью структуры, что обеспечивает повторяемость фрагментов строк растровых матриц и позволяет предположить существенное уменьшение реальных вычислительных затрат за счет применения факторизации растровых бинарных матриц при корреляционной обработке изображений.

5.1.2. Поиск бинарных объектов на основе факторизации растровых матриц

При реализации процедуры поиска объектов методом сопоставления с эталоном используется набор эталонов (объектов), хранящихся в памяти системы обработки изображений. В связи с этим для уменьшения временных затрат на вычисление корреляционных коэффициентов целесообразно использовать предварительную факторизацию эталонов, которые в дальнейшем в факторизованном виде хранятся в памяти системы.

Поиск объекта A на изображении D согласно представленному в подразделе 5.1.1 алгоритму осуществляется на основе анализа элементов корреляционных матриц H , полученных в результате умножения растрового изображения объекта A на фрагменты D_i анализируемого изображения.

Рассмотрим получение корреляционной матрицы для первого фрагмента изображения D_1 . При этом для вычислений используем факторизованное представление объекта A .

Концепция факторизации матрицы для построения ускоренных алгоритмов ВМП предполагает использование матриц сомножителей с двумя ненулевыми элементами (± 1) и большим количеством нулевых элементов в строках.

Бинарное изображение основано на алфавите из нулей и единиц, причем 0 используется для представления черного цвета. Следовательно, возникает проблема совмещения алфавитов, которую можно решить с помощью перекодировки $0 \rightarrow -1, 1 \rightarrow 1$, что позволит в дальнейшем использовать математический аппарат средств факторизации бинарных матриц. Такой тип перекодировки не нарушает условия вычисления корреляционной функции изображения, поскольку позволяет формализовать процедуру сравнения двух пикселей в виде вычисления произведения их значений (произведение значений одинаковых и разных пикселей дает в результате соответственно 1 и -1).

Перекодировка бинарного изображения из алфавита $(0, 1)$ в алфавит (± 1) требует незначительных дополнительных вычислительных затрат и может осуществляться при формировании цифрового потока, соответствующего изображению.

Рассмотрим поиск объекта A размером 6×6 пикселей на изображении D размером 18×18 пикселей (рис. 5.3: а – в увеличенном растровом виде; б, в – соответственно в алфавите $(0,1), (\pm 1)$).

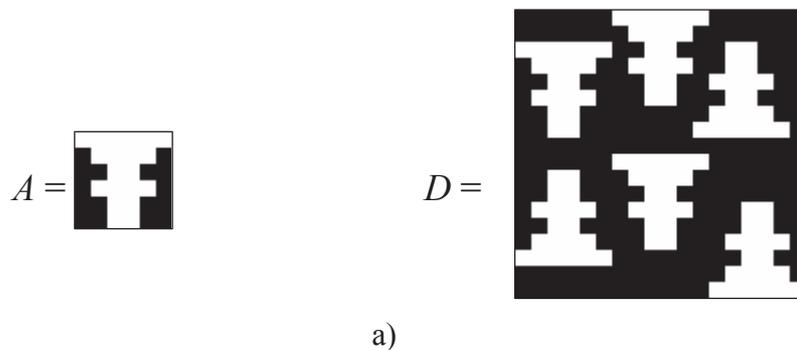


Рис. 5.3. Представление объекта A и изображения D

Корреляционная матрица H_1^T размером 6×18 имеет вид:

$$H_1 = \begin{bmatrix} -6 & -6 & 6 & 2 & -2 & 2 & -2 & -2 & -6 & -6 & -2 & -2 & 2 & -2 & 2 & 6 & -6 & -6 \\ -2 & -2 & 2 & 6 & 2 & 6 & 2 & 2 & -2 & -2 & 2 & 2 & 6 & 2 & 6 & 2 & -2 & -2 \\ 2 & 2 & -2 & 2 & 6 & 2 & 6 & 6 & 2 & 2 & 6 & 6 & 2 & 6 & 2 & -2 & 2 & 2 \\ -2 & -2 & 2 & 6 & 2 & 6 & 2 & 2 & -2 & -2 & 2 & 2 & 6 & 2 & 6 & 2 & -2 & -2 \\ 2 & 2 & -2 & 2 & 6 & 2 & 6 & 6 & 2 & 2 & 6 & 6 & 2 & 6 & 2 & -2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & -2 & 2 & 6 & 2 & 6 & 6 & 2 & 2 & 6 & 6 & 2 & 6 & 2 & -2 & 2 & 2 \end{bmatrix}^T$$

Для данного примера поиск объекта A на изображении D на основе прямого матричного умножения при вычислении корреляционных функций согласно представленному выражению потребует выполнения 7020 операций типа сложение/вычитание. Использование факторизации позволяет снизить вычислительные затраты до 2574 таких операций.

5.1.3. Вычислительные затраты при поиске объектов с использованием факторизации растровых матриц эталонов

Рассмотрим данные (табл. 5.1), отражающие необходимое число операций для вычисления двумерной корреляции различными методами на основе двукратных преобразований и прямыми методами матричного умножения.

Таблица 5.1

Число операций типа сложение/вычитание при вычислении двумерной корреляции

$N \times N$	Алгоритм Агартвала – Кули	БПФ Рейдера – Брейнера	Алгоритм на основе полиномиальных преобразований	Алгоритм Нуссбаумера	Алгоритм с использованием БППН и НЧБПФ-РО*	Прямой метод матричного умножения	На основе факторизации	На основе факторизации и блочного разбиения
16×16	11 580	8 192	6 676	6 628	6 844	3 840	1 792	1 792
30×30	60 260	–	–	–	–	26 100	9 450	9 450
32×32	–	46 336	35 828	3 580	35 616	31 744	10 240	10 240
48×48	–	–	–	–	–	108 288	34 560	31 795
60×60	384 500	–	–	–	–	212 400	64 800	56 880
64×64	–	241 152	196 212	194 820	174 780	258 040	77 824	68 812
72×72	700 352	–	–	–	–	368 064	108 864	97 459
80×80	1 134 750	–	–	–	–	505 600	147 200	126 720
120×120	2 927 040	–	–	–	–	1 713 600	457 200	379 200
128×128	–	1 190 912	955 342	948 100	830 140	2 080 768	524 288	463 667
240×240	–	–	–	–	–	13 766 400	2 822 400	2 633 142
256×256	–	5 675 008	–	4 739 204	3 844 796	16 711 680	3 342 336	3 099 852

* – алгоритм с использованием быстрых полиномиальных преобразований Нуссбаумера и нечетно-частотного быстрого преобразования Фурье с расщепляемым основанием.

Анализ таблицы свидетельствует о том, что использование факторизации при вычислении двумерной корреляции обеспечивает выигрыш в числе операций для эталонов размером не более чем 256×256 по сравнению с базовыми методами.

5.1.4. Реализация и исследование алгоритма поиска объектов на основе факторизации матриц бинарных изображений

При программной реализации факторизации матриц и вычислении двумерной корреляции для сокращения временных затрат информационным элементам слабозаполненных матриц-сомножителей присваиваются номера столбцов матрицы. Для позиции элемента, в которой присутствует (+1), присваивается положительный номер столбца, для позиции, в которой присутствует (-1), присваивается отрицательный номер столбца. Таким образом, значительно сокращается время факторизации за счет уменьшения количества элементов в строке и уменьшается время выполнения матричного умножения за счет наличия в каждой слабозаполненной матрице всего лишь двух столбцов.

С использованием разработанного программного комплекса проведены исследования корреляционного поиска объектов на изображении. При этом учитывается, что современные методы комплексной обработки изображений позволяют получать и вводить в память ЭВМ изображения практически без искажений.

В настоящее время поиск объектов на изображении методом сравнения с эталоном используется достаточно широко. Один из таких примеров – контроль фотошаблонов, микросхем и печатных плат [4]. Известно, что к качеству изготовления фотошаблонов предъявляются более жесткие требования, чем к качеству топологии микросхем или печатных плат [4; 24]. Поэтому для контроля качества фотошаблонов перспективным является корреляционный метод сравнения обрабатываемого изображения с эталоном, реализующий все достоинства метода максимального правдоподобия и позволяющий обнаруживать объекты с минимальным отличием от эталона. При этом качественным фотошаблоном является фотошаблон, идентичный эталону. Фотошаблоны после предварительной обработки представляются в бинарном виде. Следовательно, для обнаружения качественных (некачественных) фотошаблонов может применяться разработанный корреляционный алгоритм поиска объектов. Для сокращения временных затрат следует использовать предварительную факторизацию растровых матриц эталонов. В результате факторизации растровые матрицы бинар-

ных изображений хранятся в памяти системы в виде слабозаполненных матриц-сомножителей, что позволяет значительно снизить вычислительные затраты.

Рисунок 5.4 иллюстрирует результаты поиска качественных фотошаблонов на основе вычисления функций корреляции между фрагментами обрабатываемого изображения и эталоном фотошаблона, представленного на рисунке 5.5. При этом для обнаружения объектов, полностью идентичных эталону, коэффициент корреляции принимался равным единице.

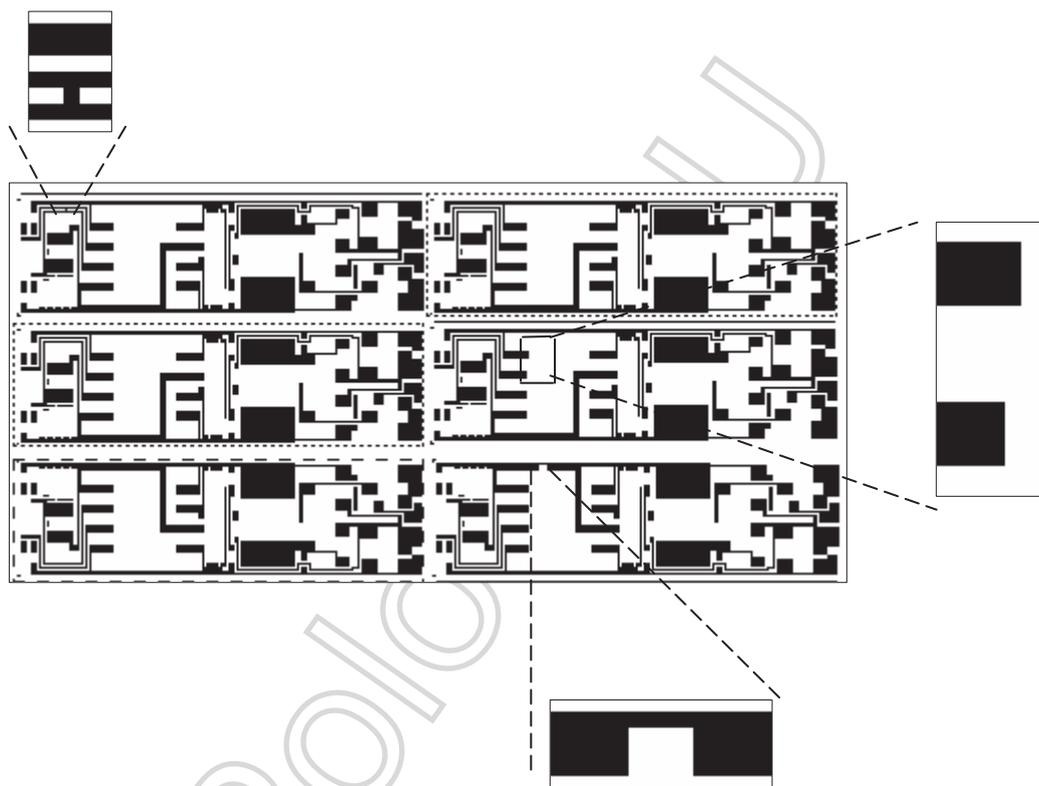


Рис. 5.4. Результаты поиска качественных фотошаблонов:

.... – выделение объектов, идентичных эталону;

- - - – выделение объектов, повернутых относительно горизонтальной оси эталона на 180°

На рисунке 5.4 также показаны увеличенные некачественные фрагменты фотошаблонов.



Рис. 5.5. Эталон фотошаблона

Рассмотренный подход может использоваться и для поиска бинарных объектов произвольной структуры (рис. 5.6).

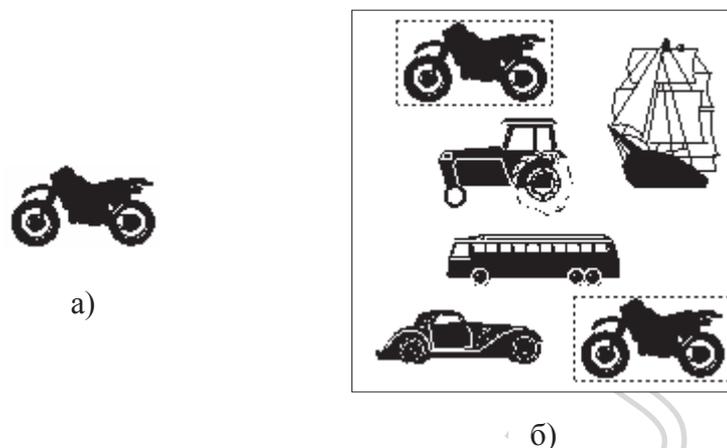


Рис. 5.6. Результаты обнаружения:
а – объект; б – обработанное изображение

В реальных условиях обработки изображение содержит шумы различного рода и уровня [2; 3]. Известно, что достоверность обнаружения объектов характеризуется вероятностями пропуска и ложной тревоги (ложного обнаружения) [3]. Вероятность ложной тревоги из-за «размытого» корреляционного пика особенно характерна для полутоновых изображений. Для ее уменьшения используется нормирование взаимной корреляции эталона и фрагмента изображения. Для бинарных изображений максимум корреляционной функции будет значительно острее. Кроме того, вероятность ложной тревоги в значительной степени зависит и от наличия посторонних объектов, схожих с эталоном. Вероятность пропуска объекта определяется величиной шума и выбранным значением порога. Для уменьшения шума на изображении используются различные алгоритмы фильтрации [1; 2]. Однако процедура фильтрации требует дополнительных временных затрат.

В связи с этим представляет интерес исследование вероятности правильного обнаружения бинарных объектов на изображении с использованием факторизации матриц. Для экспериментальных исследований при поиске объектов на изображениях с нормальным распределением шума в качестве эталонов использовались объекты, показанные на рисунке 5.7.

Результаты экспериментов по обнаружению объектов для различной интенсивности нормального шума на изображениях (рис. 5.8) и различной величины порога представлены в таблицах 5.2. – 5.5.

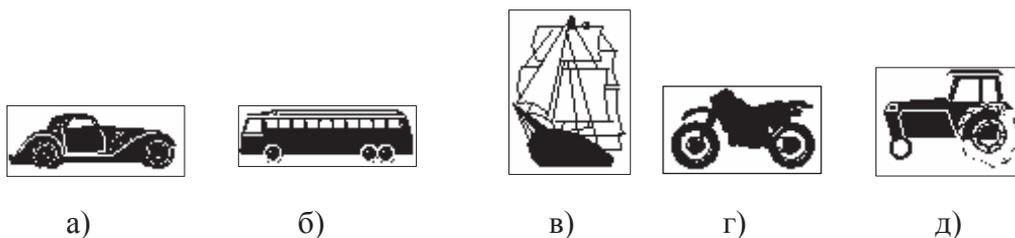


Рис. 5.7. Эталоны объектов для обнаружения

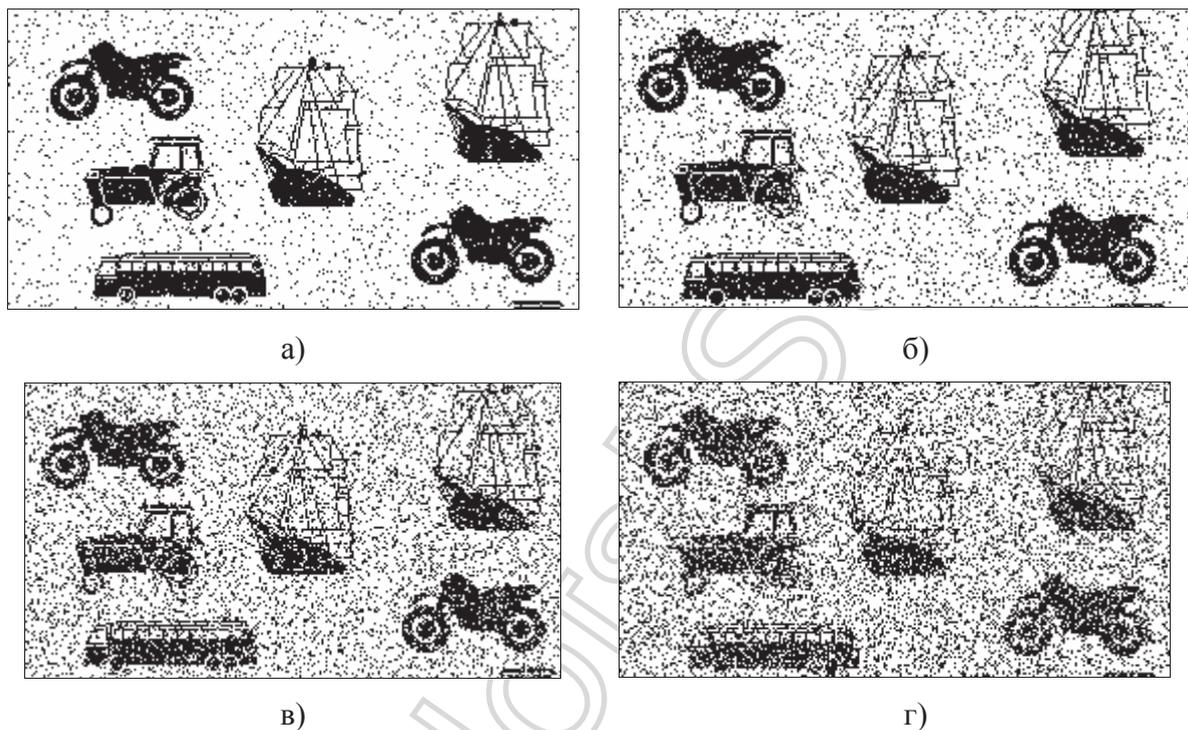


Рис. 5.8. Зашумленные изображения:
а – 5 %; б – 10 %; в – 20 %; г – 30 %

Таблица 5.2

Вероятность правильного обнаружения объектов
для изображений с шумом 5 %

Эталоны (см. рис. 5.7)	Пороговое значение									
	0,3	0,35	0,4	0,45	0,5	0,55	0,6	0,7	0,75	0,8
а	–	0,3	0,38	0,71	1	1	1	1	1	0,42
б	–	0,53	0,85	1	1	1	1	1	1	0,44
в	0,54	1	1	1	1	1	1	0,91	0,5	0,08
г	–	–	–	0,25	0,44	0,92	1	1	0,88	0,25
д	–	–	–	0,43	0,9	1	1	1	0,9	0,43

Таблица 5.3

Вероятность правильного обнаружения объектов для изображений с шумом 10 %

Эталон (см. рис. 5.7)	Пороговое значение									
	0,25	0,3	0,35	0,4	0,45	0,5	0,55	0,6	0,65	0,7
а	–	–	–	0,76	0,98	1	1	0,92	0,85	0,22
б	–	–	0,77	1	1	1	1	1	0,85	–
в	0,7	1	1	1	1	0,91	0,83	–	–	–
г	–	–	–	0,58	1	1	0,58	–	–	–
д	–	–	0,69	0,88	1	1	0,93	–	–	–

Таблица 5.4

Вероятность правильного обнаружения объектов
для изображений с шумом 20 %

Эталон (см. рис. 5.7)	Пороговое значение									
	0,2	0,22	0,25	0,3	0,33	0,35	0,36	0,37	0,38	0,4
а	–	–	–	0,72	0,91	1	1	0,98	0,97	0,94
б				0,95	0,97	1	1	1	1	0,97
в	0,92	1	1	1	1	0,91	0,75	–	–	–
г	–	–	–	–	–	0,74	0,98	1	1	0,85
д	–	–	–	0,75	0,88	1	1	1	1	0,93

Таблица 5.5

Вероятность правильного обнаружения объектов
для изображений с шумом 30 %

Эталон (см. рис. 5.7)	Пороговое значение														
	0,1	0,13	0,14	0,15	0,16	0,17	0,18	0,23	0,24	0,25	0,26	0,27	0,28	0,29	0,3
а	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	0,93	0,94	0,96	0,92	0,88
б	–	–	–	–	–	–	–	–	–	0,85	0,93	0,97	0,97	0,91	0,82
в	0,71	0,94	0,94	0,98	0,98	0,92	0,92	–	–	–	–	–	–	–	–
г	–	–	–	–	–	–	–	–	–	0,65	0,82	0,94	0,94	0,92	0,85
д	–	–	–	–	–	–	–	0,88	0,93	0,93	0,88	0,84	–	–	–

Полученные данные свидетельствуют о том, что на изображениях с нормальным распределением шума, величина которого не превышает 10 %, вероятность правильного обнаружения достигается для некоторого интервала пороговых значений. Величина интервала зависит от вида объекта: с увеличением процентного соотношения шума на изображении порого-

вый интервал, обеспечивающий правильное обнаружение, уменьшается; для изображений с 30 % уровнем шума пороговое значение для правильного обнаружения определить практически невозможно.

Определение реальной вычислительной сложности бинарных сигналов свидетельствует о том, что затраты, как правило, всегда ниже верхней границы вычислительной сложности.

К качественным характеристикам сигналов (автокорреляционная и взаимокорреляционная функция) предъявляются жесткие требования, поэтому повторяемость фрагментов строк матриц-циркулянтов бинарных сигналов или матриц кодовых слов незначительна. Визуальный анализ ряда бинарных изображений свидетельствует о повторяемости структуры растровых матриц бинарных изображений. Для некоторых бинарных изображений возможна полная повторяемость строк. Следовательно, можно предположить значительное уменьшение объема вычислений при обработке реальных бинарных изображений с использованием факторизации матриц.

В связи с этим представляет интерес определение аддитивных вычислительных затрат для факторизованных бинарных изображений различных размеров и различной структурной сложности при вычислении двумерной корреляции. Для экспериментов использовались изображения, показанные на рисунке 5.9.

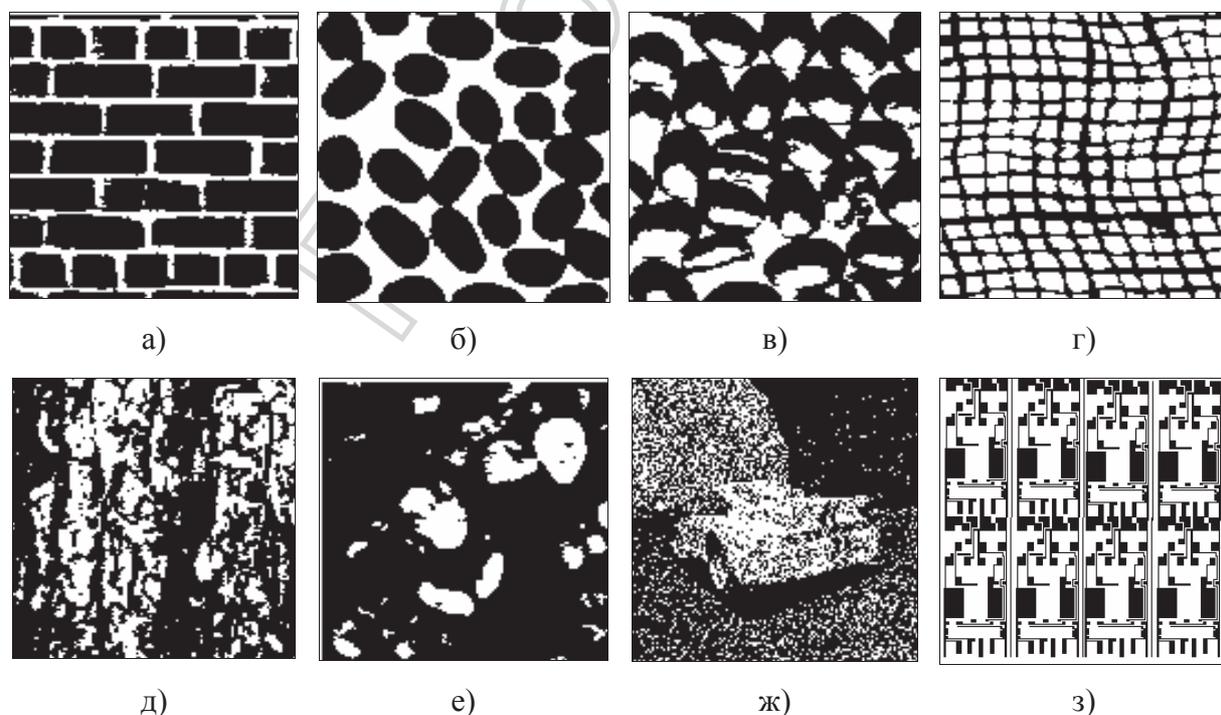


Рис. 5.9. Изображения различной структурной сложности

Результаты экспериментов по исследованию реальных аддитивных затрат при вычислении значений двумерной корреляции представлены в таблице 5.6 и на рисунке 5.10.

Таблица 5.6

Реальное число операций при вычислении двумерной корреляции

Позиция обрабатываемого изображения (см. рис. 5.9)	Размер изображения					
	32 × 32	64 × 64	128 × 128	256 × 256	512 × 512	1024 × 1024
а	4 832	30 592	174 464	906 752	2 138 624	5 121 024
б	9 248	54 400	278 272	1 300 736	2 918 912	6 686 720
в	9 408	55 744	312 832	1 558 016	3 500 032	7 888 896
г	8 800	60 288	350 336	1 807 360	4 035 072	9 001 984
д	8 448	56 256	342 912	1 871 360	4 203 008	9 441 280
е	7 808	42 112	230 784	1 126 144	2 601 472	6 034 432
ж	8 448	55 616	370 688	2 472 960	16 204 800	66 680 832
з	7 296	42 088	184 832	695 808	1 713 152	4 192 256

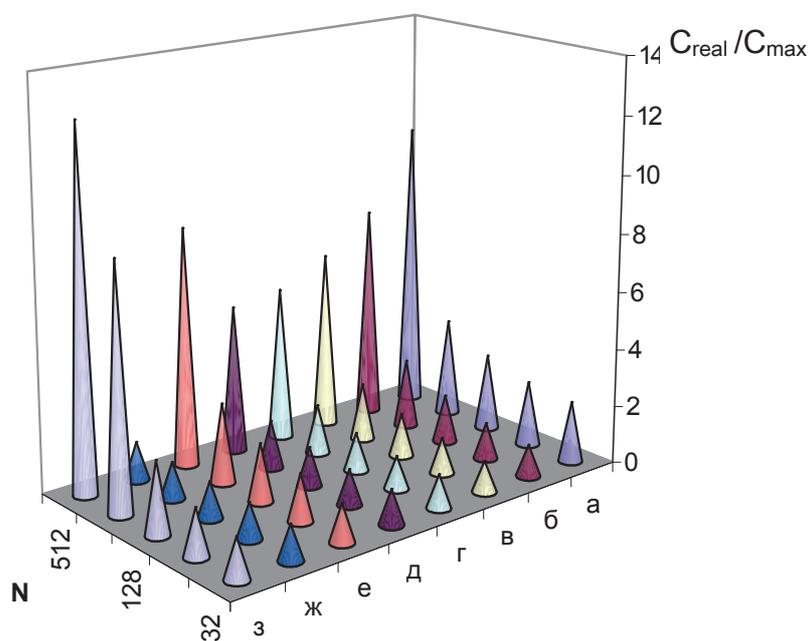


Рис. 5.10. Улучшение вычислительной сложности процедуры корреляционного поиска C_{real} относительно верхней границы C_{max}

Полученные данные свидетельствуют о том, что реальные вычислительные затраты ниже теоретических. Сокращение вычислительных затрат

зависит от структуры и размера факторизуемого изображения и может составлять значительную величину.

Разработанный алгоритм позволяет обнаруживать объекты произвольных размеров на изображениях различного формата. Основные временные затраты при вычислении корреляционных функций определяются форматом обрабатываемого изображения, размерами объекта и числом необходимых операций для умножения вектора на факторизованную матрицу объекта. В связи с этим необходим поиск оптимального представления формата и эталона при обнаружении объектов.

В таблице 5.7 показано количество операций для слабозаполненных матриц сомножителей факторизованного изображения (см. рис. 5.9, а) различного масштаба и формата.

Таблица 5.7

Число операций
для умножения вектора на факторизованную матрицу изображения

N×N	1 шаг	2 шаг	3 шаг	4 шаг	5 шаг	6 шаг	7 шаг	8 шаг
32×216	195	197	194	169	137	96	61	32
216×32	32	54	87	128	134	–	–	–
54×216	203	225	238	225	194	154	104	54
216×54	54	85	147	178	203	174	–	–
108×216	206	262	315	322	289	259	196	108
216×108	108	174	240	315	306	289	196	–
163×216	216	291	389	427	393	355	275	157
216×163	161	239	3238	417	461	438	312	215
194×216	215	309	402	458	531	478	347	193
216×194	193	273	415	450	415	389	325	210

Полученные результаты свидетельствуют о том, что умножение вектора на факторизованное изображение, представленное в книжном (вертикальном) формате, потребует меньшего количества операций при выполнении всех этапов последовательного вычисления векторно-матричного произведения.

Для определения оптимального представления формата изображения в таблице 5.8 показано необходимое число операций для корреляционного поиска квадратных объектов на изображении различных форматов, в таб-

лице 5.9 – число операций при поиске объектов книжного и альбомного (горизонтального) формата.

Таблица 5.8

Вычислительные затраты при поиске квадратных объектов на изображении

Размер изображения	Размер объекта			
	32×32	64×64	128×128	256×256
300×100	4 719 600	7 292 700	–	–
100×300	6 133 200	15 570 900	–	–
300×200	11 559 600	27 002 700	31 623 600	–
200×300	12 266 400	31 141 800	49 962 400	–
400×300	24 532 800	62 283 600	99 924 800	48 924 000
300×400	25 239 600	66 422 700	118 263 600	118 233 000
500×300	30 666 000	77 854 500	124 906 000	61 155 000
300×500	32 079 600	86 132 700	161 583 600	199 773 000
600×300	36 799 200	93 425 400	149 887 200	73 386 000
300×600	38 919 600	105 842 700	204 903 600	281 313 000
700×300	42 932 400	108 996 300	174 868 400	85 617 000
300×700	45 759 600	125 553 700	248 223 600	362 853 000
800×300	49 065 600	124 567 200	199 849 600	97 848 000
300×800	52 599 600	145 262 700	291 543 600	444 393 000
900×300	55 198 800	140 138 100	224 830 800	110 079 000
300×900	59 439 600	164 972 700	334 863 600	525 933 000

Таблица 5.9

Вычислительные затраты при поиске объектов прямоугольной формы

Размер изображения	Размер объекта			
	400×300	300×400	500×300	300×500
32×216	36 006 000	58 774 500	45 007 500	90 544 500
216×32	46 806 000	48 154 500	58 507 500	61 204 500
54×216	46 614 000	76 090 500	58 267 500	117 220 500
216×54	81 312 400	85 674 300	101 640 500	110 364 300
108×216	64 512 000	105 984 000	80 640 000	163 584 000
216×108	122 593 600	139 585 200	153 242 000	187 225 200
163×216	83 300 000	135 975 000	104 125 000	209 475 000
216×163	135 460 800	175 215 600	169 326 000	248 835 600
194×216	96 628 000	157 731 000	120 785 000	242 991 000
216×194	113 848 000	165 186 000	142 310 000	244 986 000

Размер изображения	Размер объекта			
	700×300	300×700	900×300	300×900
32×216	63 010 500	154 084 500	81 013 500	217 624 500
216×32	81 910 500	87 305 500	105 313 500	113 404 500
54×216	81 574 500	199 480 500	104 881 500	281 740 500
216×54	142 296 700	159 744 300	182 952 900	209 124 300
108×216	112 896 000	278 764 000	145 152 000	393 984 000
216×108	214 538 800	282 505 200	275 835 600	377 785 200
163×216	145 775 000	356 475 000	187 425 000	503 475 000
216×163	237 056 400	396 075 600	304 786 800	543 315 600
194×216	169 099 000	413 511 000	217 413 000	584 031 000
216×194	199 234 000	404 586 600	256 138 000	564 186 000

Полученные данные свидетельствуют о том, что минимальные вычислительные затраты обеспечиваются при поиске объекта на изображении книжного формата. Для прямоугольных объектов уменьшение временных затрат достигается при представлении их для обнаружения в альбомном формате.

В таблице 5.10 показано необходимое число операций для матричного умножения типа сложение/вычитание при обнаружении объектов на изображении фиксированных размеров.

Таблица 5.10

Вычислительные затраты S при поиске объектов на изображении

Позиция объекта (см. рис. 5.9)	Размер объекта			
	110×110	130×130	143×143	160×160
а	84 269 200	102 121 200	100 551 200	106 426 800
б	135 610 000	159 645 600	156 609 600	158 484 000
в	151 730 400	177 976 800	176 896 800	183 976 800
г	166 017 200	197 812 800	200 154 400	206 311 200
д	158 759 200	192 956 400	197 184 000	208 228 800
е	110 703 600	133 653 600	129 939 200	134 175 600
ж	169 984 400	209 782 800	222 780 000	241 504 800
з	94 965 200	104 857 200	103 268 800	100 110 000

Позиция объекта (см. рис. 5.9)	Размер объекта		
	184×184	216×216	231×231
а	101 556 000	94 486 000	85 232 000
б	158 886 000	140 012 000	134 904 800
в	181 958 400	164 696 000	150 808 000
г	209 196 000	187 578 000	172 256 000
д	211 395 600	195 058 000	177 604 000
е	135 252 000	118 388 000	110 124 000
ж	250 380 000	244 256 000	225 512 000
з	95 144 400	80 070 000	72 772 000

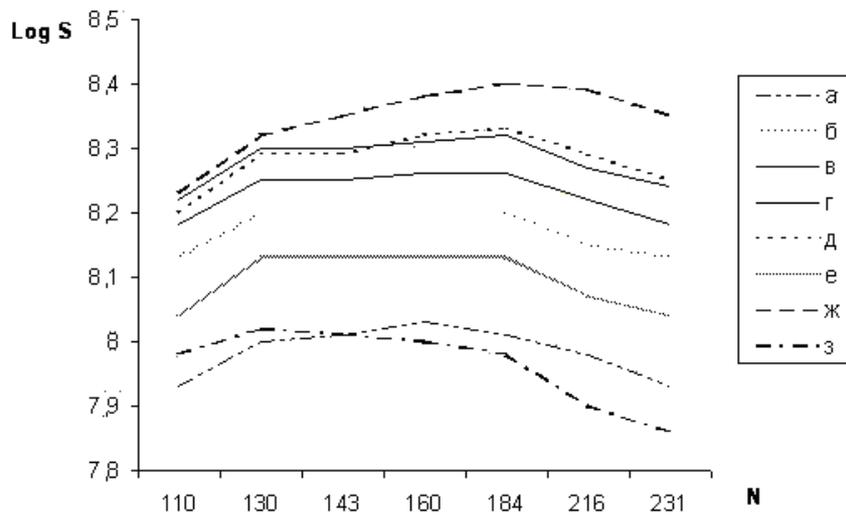


Рис. 5.11. Зависимость вычислительных затрат от размеров объекта при фиксированном размере изображения

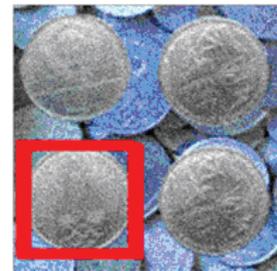
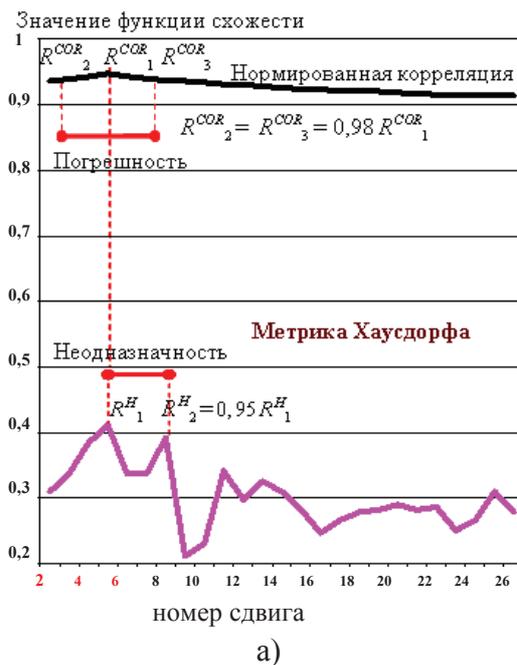
Таким образом, при поиске объектов с использованием факторизации матриц зависимость вычислительных затрат от размеров объекта определяется его структурной сложностью.

5.1.5. Поиск объектов на полутоновых изображениях с использованием минимаксных функций схожести

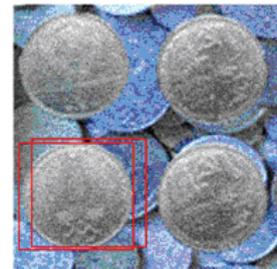
Обнаружение и локализация объектов на полутоновом изображении методом сопоставления с эталоном осуществляется на основе алгоритма, описанного в подразделе 5.1.1. Причем локализация объектов позволяет определять не только координаты объекта, но и взаимное расположение объектов. Подобные задачи используются при калибровке камер, компьютерных методах формирования стереоизображений, координатной привязке изображения к реальным картам местности и т.д.

Наиболее полно задача локализации объектов отражена в [3; 16]. При этом, как показано в [3], качество измерения координат объекта определяется двумя видами ошибок: ошибками первого рода, возникающими вследствие неверного отождествления искомого объекта с отдельными деталями на наблюдаемом изображении; ошибками второго рода, связанными с искажениями сигнала искомого объекта шумом датчика.

В работе [14] рассматриваются понятия погрешности и неоднозначности локализации объекта, графическая интерпретация которых представлена для нормированной корреляции и функции схожести на основе метрики Хаусдорфа (рис. 5.12) для изображения с уровнем гауссова шума ($K = 0,1$). Согласно [14], точность локализации увеличивается при уменьшении неоднозначности и погрешности, которые в значительной мере определяются величиной контраста функции схожести, позволяющей однозначно и без погрешности определить положение объекта (далее – величина контраста функции схожести).



б)



в)

Рис. 5.12. Пример неоднозначности и погрешности локализации объекта:
 а – функции схожести в зоне интереса;
 б – результат поиска на основе нормированной корреляции;
 в – результат поиска на основе метрики Хаусдорфа

Для оценки схожести двух изображений традиционно используется коэффициент корреляции. В общем случае взаимная корреляция между

изображением A размером $N_1 \times N_2$ с элементами a_{ij} и изображением B размером $N_1 \times N_2$ с элементами b_{ij} определяется как в [7]:

$$R(A, B) = \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} a_{ij} b_{ij} .$$

На практике применяется нормированная функция корреляции [1; 25]:

$$R^{COR}(A, B) = \frac{\sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} a_{ij} b_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} a_{ij}^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} b_{ij}^2}} .$$

Для уменьшения чувствительности корреляционной функции к уровню постоянной составляющей используется нормированная усредненная корреляционная функция:

$$R^{ZCOR}(A, B) = \frac{\sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} (a_{ij} - \bar{a})(b_{ij} - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} (a_{ij} - \bar{a})^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} (b_{ij} - \bar{b})^2}} ,$$

$$\text{где } \bar{a} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} a_{ij} , \quad \bar{b} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} b_{ij} .$$

В работе [14] предпринята попытка на основе детального анализа существующих методов измерения различных параметров сигнала сформировать устойчивые к различным воздействиям алгоритмы оценки схожести объектов. Для этого методы формирования оценки схожести делятся на пять групп [14].

Проведенный анализ свидетельствует о квазиоптимальности любой из рассмотренных мер расстояния или функций схожести, так как для подавляющего большинства основной проблемой остается точность позиционирования, которая ограничивается размытостью основного пика и наличием интенсивных боковых выбросов при анализе изображения в смеси с шумом или при анализе слабоконтрастных изображений. Кроме этого следует отметить проблемы вычислительной сложности, которые возникают в ряде случаев даже для малого размера анализируемого изображения, ограничивая его динамику [26; 27].

Для сравнения изображений предложен и исследован новый класс функций схожести [28; 29]. Разработанные функции являются универсальными, поскольку для произвольно выбранных характеристик изображений позволяют получить нормированный критерий схожести пары изображений. Отличительная особенность предложенного класса функций схожести – поиск минимального и максимального значений среди соответствующих выбранных характеристик изображений, поэтому данные функции предложено называть минимаксными функциями схожести.

Для оценки сходства изображения $A = \{a_{ij}\}$ размером $N_1 \times N_2$ и изображения $B = \{b_{ij}\}$ размером $N_1 \times N_2$ минимаксные функции схожести определяются следующим образом [28; 30]:

– мультипликативная минимаксная функция схожести:

$$R^M = \prod_{i=0}^{N_1-1} \prod_{j=0}^{N_2-1} \frac{\min(a_{ij}, b_{ij})}{\max(a_{ij}, b_{ij})},$$

где $\min(a_{ij}, b_{ij})$ – минимальное значение из двух анализируемых; $\max(a_{ij}, b_{ij})$ – максимальное значение из двух анализируемых;

– минимаксная функция схожести:

$$R^{SM} = \min_{\substack{i \in 0, m-1 \\ j \in 0, n-1}} \left(\frac{\min(a_{ij}, b_{ij})}{\max(a_{ij}, b_{ij})} \right).$$

Аддитивная минимаксная функция схожести R^S определяется согласно выражению:

$$R^S = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} \frac{\min(a_{ij}, b_{ij})}{\max(a_{ij}, b_{ij})}.$$

Аддитивная степенная минимаксная функция схожести R^{SSQ^p} определяется как

$$R^{SSQ^p} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} \frac{\min(a_{ij}^p, b_{ij}^p)}{\max(a_{ij}^p, b_{ij}^p)},$$

где $p \geq 2, p \in Z$.

Для уменьшения чувствительности предложенной функции к уровню постоянной составляющей сигнала следует использовать усредненную аддитивную модификацию $\overline{R^S}$:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{если } |a_{ij} - \bar{a}| > |b_{ij} - \bar{b}|: \quad \overline{R^S} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} \frac{b_{ij} - \bar{b}}{a_{ij} - \bar{a}}; \\ \text{иначе:} \quad \overline{R^S} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} \frac{a_{ij} - \bar{a}}{b_{ij} - \bar{b}}, \end{array} \right.$$

$$\text{где } \bar{a} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} a_{ij}, \quad \bar{b} = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} b_{ij}.$$

Для предложенного семейства функций очевидны следующие основные свойства для изображений A и B :

$$R^M(A, B) = 1, \Leftrightarrow A = B;$$

$$R^M(A, B) = R^M(B, A);$$

$$R^M(A, B) = 0, \Leftrightarrow a_{ij} = 0 \text{ и } b_{ij} = G,$$

где G – диапазон допустимых значений яркости.

Следовательно, минимаксные функции могут использоваться для определения схожести между двумя изображениями.

В таблице 5.11 представлена оценка вычислительных затрат для вычисления сходства между двумя изображениями на основе предложенных минимаксных функций схожести и наиболее используемых функций корреляционного типа [25].

Из таблицы 5.11 видно, что по сравнению с нормированной корреляцией предложенные минимаксные функции схожести обеспечивают уменьшение вычислительных затрат в среднем в два раза.

Для экспериментального определения качественных характеристик семейства минимаксных функций схожести разработан программный комплекс, на основе которого проведены исследования контрастности функ-

ций схожести, во многом определяющей точность локализации объектов на изображениях, и вероятностей пропуска объекта и ложной тревоги.

Таблица 5.11

Вычислительные затраты при определении сходства двух изображений размером $m \times n$ на основе функций схожести корреляционного типа

Тип функции схожести	Аддитивная вычислительная сложность	Мультипликативная вычислительная сложность	Количество операций сравнения	Тотальная вычислительная сложность
Нормированная корреляция	$3(m-1)(n-1)$	$3mn+4$	–	$3(m-1)(n-1)+3mn+4$
Нормированная усредненная корреляция	$5(m-1)(n-1)+2mn$	$3mn+7$	–	$5(m-1)(n-1)+5mn+7$
Сумма квадратов разностей	$(m-1)(n-1)+mn+1$	$mn+3$	–	$(m-1)(n-1)+2mn+4$
Взвешенная сумма квадратов разностей	$3(m-1)(n-1)+mn+1$	$3mn+5$	–	
Метрика Хаусдорфа	$mn+1$	1	$mn-1$	$2mn$
Городская метрика	$(m-1)(n-1)+mn+1$	3	–	$(m-1)(n-1)+mn+4$
Усредненная городская метрика	$3(m-1)(n-1)+3mn+1$	6	–	$3(m-1)(n-1)+3mn+7$
Средне-квадратичная погрешность	$(m-1)(n-1)+mn+1$	$mn+4$	–	$(m-1)(n-1)+2mn+5$
Минимаксная функция схожести	–	mn	$2mn-1$	$3mn-1$
Минимаксная мультипликативная	–	$(m-1)(n-1)+mn$	mn	$(m-1)(n-1)+2mn$
Минимаксная аддитивная	$(m-1)(n-1)$	$mn+2$	mn	$(m-1)(n-1)+2mn+2$
Минимаксная усредненная аддитивная	$3(m-1)(n-1)+2mn$	$mn+4$	mn	$3(m-1)(n-1)+4mn+4$

Особенность задачи обнаружения на изображении заключается в том, что возможность пропуска объекта и ложной тревоги определяется разными случайными факторами:

- наличием шума датчика сигнала;
- наличием посторонних объектов и (в меньшей степени) шумом датчика сигнала, что затрудняет точную теоретическую оценку таких параметров [3]. Например, выражение для оценки вероятности ложной тревоги, представленное в [3], справедливо лишь в случае, если посторонние объекты заданы статистически.

Исследования проведены для широкого спектра изображений и эталонов, при этом эксперименты выполнялись для изображений, искаженных гауссовым шумом и импульсным шумом.

Гауссов шум возникает на изображениях в результате воздействия таких факторов, как шум в электронных цепях, шум сенсоров видеокамеры из-за недостатка освещения или высокой температуры. Функция плотности распределения вероятностей гауссовой случайной величины z задается выражением [1]:

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-(z-\mu)^2 / 2\sigma^2},$$

где z – значение яркости; μ – среднее значение случайной величины z ; σ – среднеквадратическое отклонение случайной величины z .

Импульсный шум на изображениях возникает, например, в ситуациях, когда в процессе получения изображения присутствуют быстрые переходные процессы или возникают сбои в передающей аппаратуре [1; 3].

Функция плотности распределения вероятностей импульсного шума случайной величины z задается выражением [1]:

$$p(z) = \begin{cases} P_a & \text{при } z = a, \\ P_b & \text{при } z = b, \\ \text{иначе} & 0. \end{cases}$$

В случае если $b > a$, пиксель с яркостью b выглядит как светлая точка на изображении, а пиксель с яркостью a – как черная.

Результаты экспериментальных исследований по оценке качественных характеристик функций схожести представлены на рисунках 5.13 – 5.15.

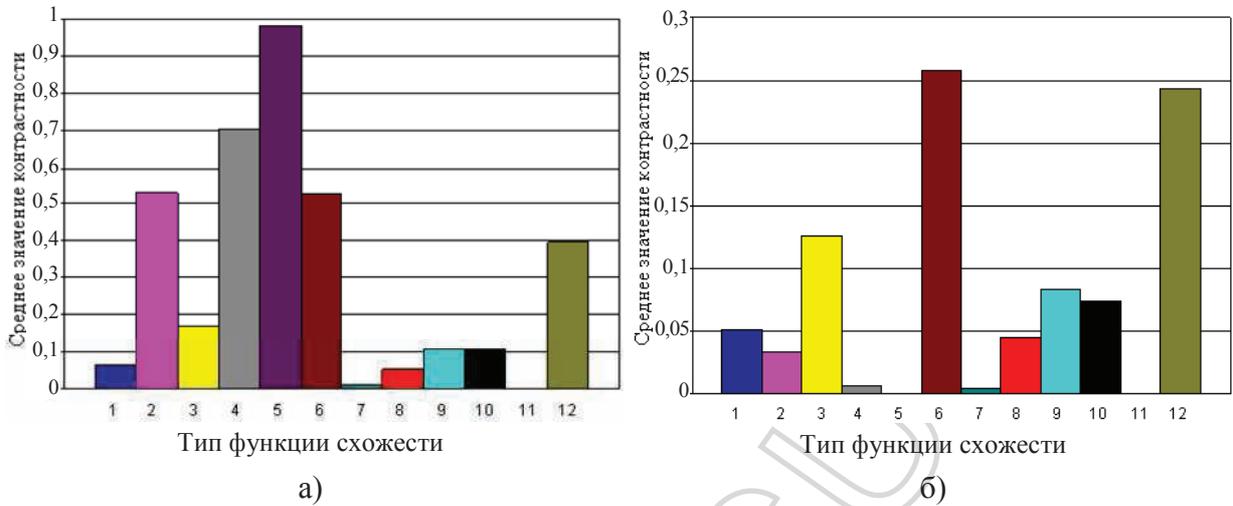


Рис. 5.13. Результаты экспериментов по оценке контрастности функций схожести: а – для изображений без шума; б – для изображений с импульсным шумом; 1 – нормированная корреляция; 2 – метрика Хаусдорфа; 3 – минимаксная аддитивная; 4 – минимаксная; 5 – минимаксная мультипликативная; 6 – минимаксная усредненная аддитивная; 7 – среднеквадратичная погрешность; 8 – сумма квадратов разности; 9 – городская метрика; 10 – усредненная городская метрика; 11 – взвешенная сумма квадратов разности; 12 – усредненная нормированная корреляция

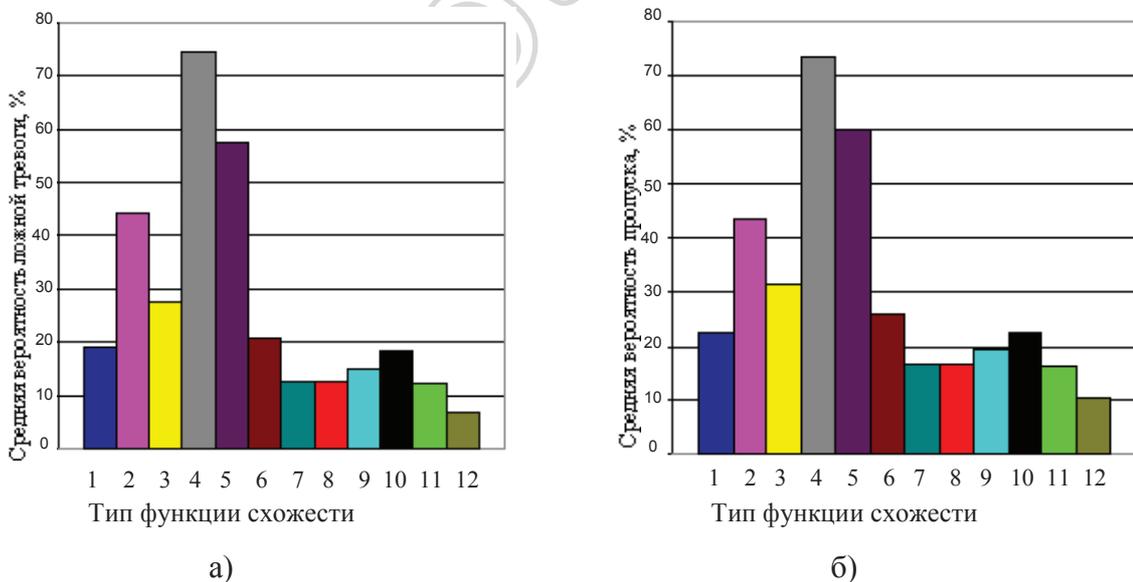
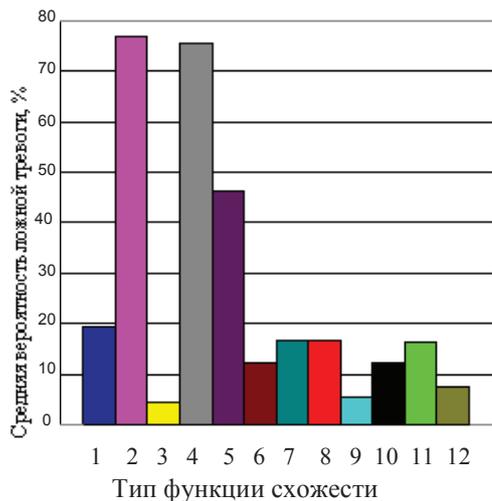
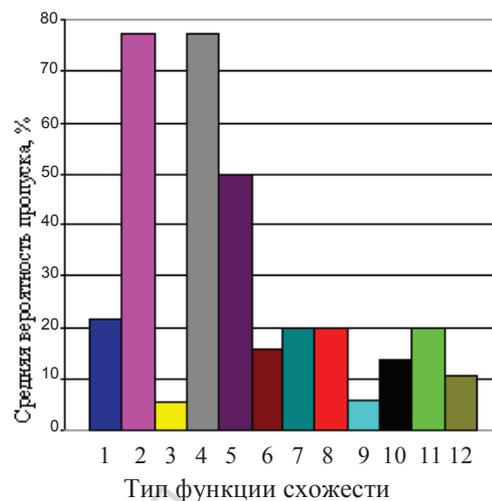


Рис. 5.14. Сравнение функций схожести по критериям вероятности ложного обнаружения (а) и пропуска (б) при искажении изображений гауссовым шумом различного уровня

Примечание. Тип функции схожести см. рис. 5.13.



а)



б)

Рис. 5.15. Сравнение функций схожести по критериям вероятности ложного обнаружения (а) и пропуска (б) при искажении изображений импульсным шумом различного уровня

Примечание. Тип функции схожести см. рис. 5.13.

Для объекта и изображения фрагмента карты, представленных на рисунке 5.16, функции корреляционного типа и минимаксные функции схожести проиллюстрированы рисунками 5.17 – 5.25.



а)

б)

Рис. 5.16. Фрагмент карты (а) и объект (б)

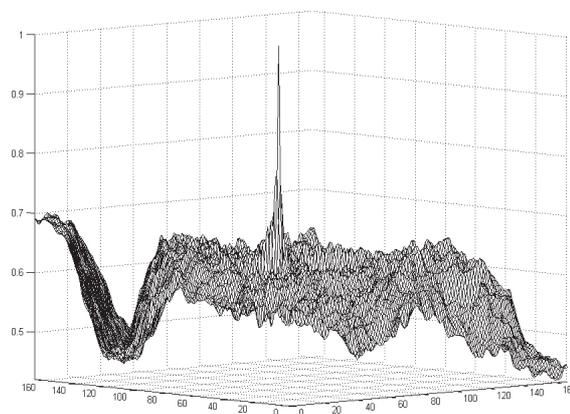


Рис. 5.17. Функция схожести R^S

Анализ графиков (см. рис. 5.17 – 5.25) свидетельствует о повышенной разрешающей способности предложенной минимаксной функции схожести. Наиболее качественной с этой точки зрения является мультипликативная минимаксная функция схожести (см. рис. 5.22). Но данная модификация предложенной функции, обеспечивающая точную локализацию

и высокую контрастность при обработке изображений, характеризуется значительной чувствительностью к воздействию шума. При наличии шумов рекомендуется использовать различные модификации минимаксной функции схожести аддитивного типа.

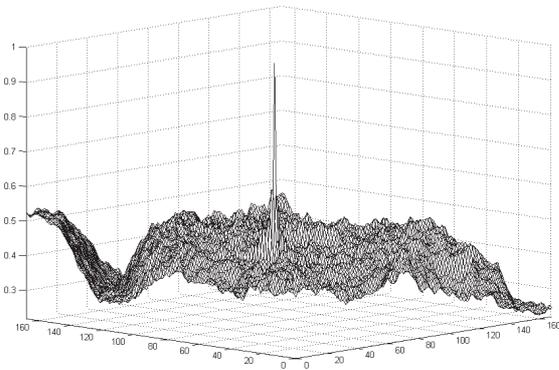


Рис. 5.18. Функция схожести R^{SSQP}

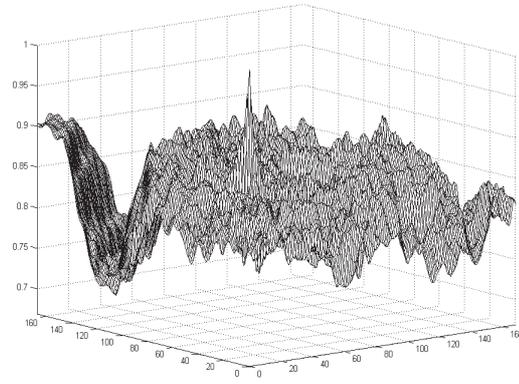


Рис. 5.19. Функция схожести R^{COR}

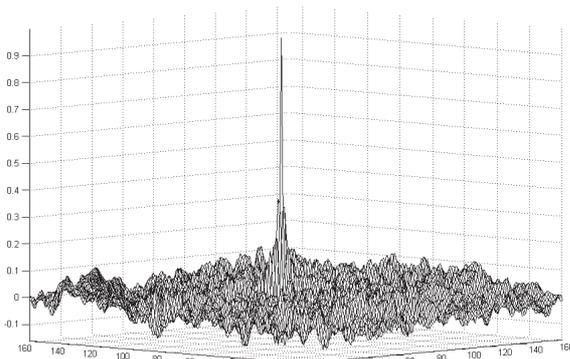


Рис. 5.20. Функция схожести R^s

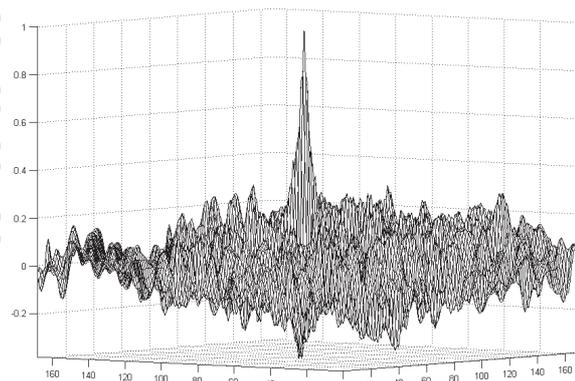


Рис. 5.21. Функция схожести R^{ZCOR}

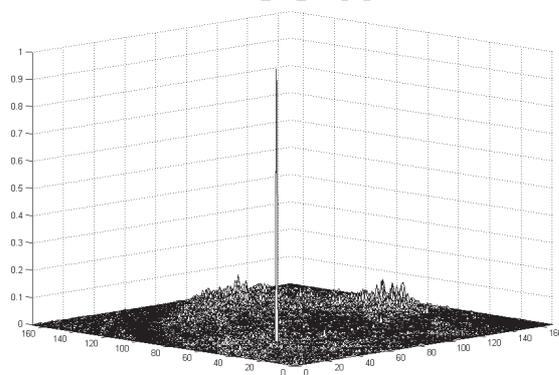


Рис. 5.22. Функция схожести R^M

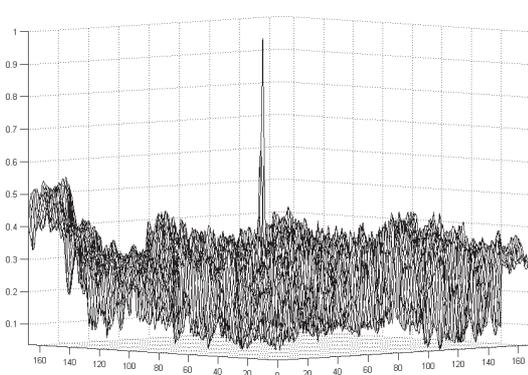


Рис. 5.23. Функция схожести на основе метрики Хаусдорфа

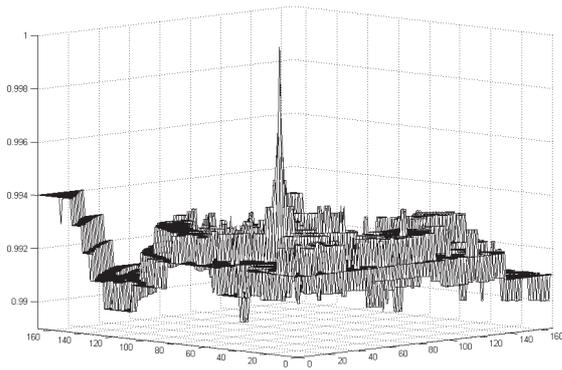


Рис. 5.24. Функция схожести на основе метрики Евклида

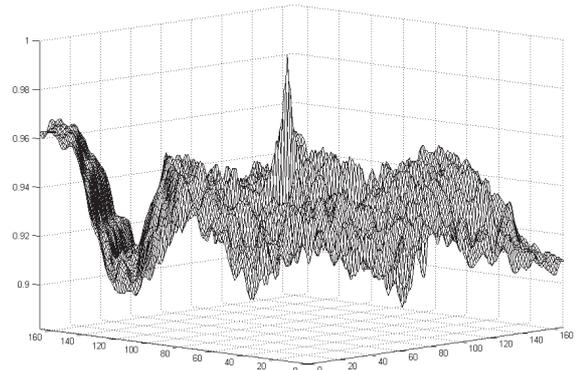


Рис. 5.25. Функция схожести на основе среднеквадратичного отклонения амплитуд сигналов

Анализ представленных результатов позволяет сделать следующие выводы:

- минимаксная мультипликативная функция схожести обеспечивает наиболее высокую точность локализации при поиске объектов на статических изображениях, однако является наиболее чувствительной к воздействию шумов;

- использование минимаксной аддитивной или минимаксной усредненной аддитивной функций схожести для поиска объектов на статических изображениях, искаженных импульсным шумом, позволяет обеспечить минимальную вероятность ложной тревоги и пропуска, а также высокую точность локализации объекта на изображении, по сравнению с другими функциями корреляционного типа;

- поиск объектов на изображениях, искаженных низким уровнем гауссова шума, рекомендуется осуществлять на основе минимаксной аддитивной или минимаксной усредненной аддитивной функции схожести, поскольку в этом случае по сравнению с другими они характеризуются улучшенной контрастностью, а при высоком уровне гауссова шума наиболее оптимальной является усредненная нормированная корреляционная функция.

5.1.6. Поиск объектов с использованием вейвлет-преобразования и моментных характеристик

Для сокращения вычислительных затрат при поиске полутоновых объектов на изображении используют различные алгоритмы быстрого преобразования Фурье и его модификации [2; 7]. Однако при этом возникает ряд трудностей: необходимость работы с комплексными числами; отсут-

стве свойства частотно-временной локализации; невозможность много-масштабного представления изображения, что приводит к дополнительным временным затратам.

В работах [31; 32] указано на то, что перспективным спектральным преобразованием является вейвлет-преобразование (wavelet transform), которое лишено ряда недостатков, свойственных преобразованию Фурье.

Основное применение вейвлетов – это анализ нестационарных сигналов и сжатие изображений [33]. Использование вейвлетов для решения задач поиска объектов на изображении ограничивается неинвариантностью вейвлет-преобразования к сдвигу.

Существуют различные способы получения инвариантного к сдвигу вейвлет-преобразования: в [34] для этого используется комбинация вейвлет-преобразования и преобразования Фурье; в [35] предлагается использовать комплексные вейвлеты; в [36] – вейвлет-преобразование вычисляется для всех сдвигов вейвлетов, а не только кратных степени 2. Применение преобразования Фурье совместно с вейвлет-преобразованием связано с большими вычислительными затратами.

Значительной вычислительной сложностью обладает и алгоритм поиска с использованием комплексных вейвлетов. В [35] показано, что для качественного распознавания образов с использованием комплексных вейвлетов следует применять «длинные» вейвлеты ($L \geq 13$). Однако сложность вейвлет-преобразования пропорциональна длине используемого вейвлета, и для получения более быстрых алгоритмов обработки изображений необходимо применять вейвлеты с более компактным носителем. Кроме этого, при использовании вейвлетов большой длины проблематична обработка ряда граничных значений сигнала [34].

Сокращение объема вычислений для обнаружения объектов может быть достигнуто путем уменьшения зоны поиска (изображения) и/или эталона. Используя свойство пространственной локализации вейвлет-преобразования, поиск объектов на изображении может выполняться путем сравнения вейвлет-коэффициентов [34].

Вейвлет-преобразование изображения $f(x, y)$ может быть определено как корреляция между изображением и семейством вейвлетов $\{\varphi_s(x, y)\}$ [32; 34]:

$$W_f(s, t_x, t_y) = \langle f(x, y), \varphi_s(x, y) \rangle,$$

где вейвлеты $\varphi_s(x, y)$ – масштабированные и сдвинутые копии материнского вейвлета $\varphi(x, y)$ [34]:

$$\varphi_{s,t}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \varphi\left(\frac{x-t_x}{s}, \frac{y-t_y}{s}\right),$$

s – параметр масштаба; $a(t_x, t_y)$ – параметр сдвига.

В большинстве случаев точного вычисления значений материнского вейвлета не требуется. Так, для вейвлет-преобразования изображений применяют пирамиду Маллата, при этом сначала для каждой строки изображения $f(x, y)$ выполняются операции одномерной фильтрации с помощью низкочастотного фильтра L (с импульсной характеристикой h_j) и высокочастотного фильтра H (импульсная характеристика g_j), затем используется операция децимации в два раза [34]. При этом получаются две матрицы коэффициентов: $f_L(x, y)$ и $f_H(x, y)$. Далее выполняются операции фильтрации и децимации для каждого столбца матриц $f_L(x, y)$ и $f_H(x, y)$, при этом получается четыре матрицы (изображения): $f_{LL}(x, y)$, $f_{LH}(x, y)$, $f_{HL}(x, y)$, $f_{HH}(x, y)$. Изображение $f_{LL}(x, y)$ представляет собой аппроксимацию изображения $f(x, y)$, а изображения $f_{LH}(x, y)$, $f_{HL}(x, y)$ и $f_{HH}(x, y)$ несут детализирующую информацию. На следующем шаге описанные процедуры повторяются для изображения $f_{LL}(x, y)$ и т.д.

Для изображения $f(i, j)$ размером $N_1 \times N_2$ один шаг вейвлет-преобразования выполняется на основе выражений [32]:

$$f^{LL(g+1)}(i, j) = \sum_{k_1=0}^{L-1} \left(\sum_{k_2=0}^{L-1} f^{LL(g)}(2i+k_1, 2j+k_2) \cdot l_{k_2} \right) \cdot l_{k_1};$$

$$f^{HL(g+1)}(i, j) = \sum_{k_1=0}^{L-1} \left(\sum_{k_2=0}^{L-1} f^{LL(g)}(2i+k_1, 2j+k_2) \cdot h_{k_2} \right) \cdot l_{k_1};$$

$$f^{LH(g+1)}(i, j) = \sum_{k_1=0}^{L-1} \left(\sum_{k_2=0}^{L-1} f^{LL(g)}(2i+k_1, 2j+k_2) \cdot l_{k_2} \right) \cdot h_{k_1};$$

$$f^{HH(g+1)}(i, j) = \sum_{k_1=0}^{L-1} \left(\sum_{k_2=0}^{L-1} f^{LL(g)}(2i+k_1, 2j+k_2) \cdot h_{k_2} \right) \cdot h_{k_1},$$

где $f^{LL(g)}(i, j)$ – аппроксимирующие вейвлет-коэффициенты ($f^{LL(0)}(i, j) = f(i, j)$); g – этап вейвлет-разложения, $g = \overline{0, n}$ ($n = \lfloor \log_2 \min(N_1, N_2) \rfloor$); $\lfloor * \rfloor$ – наибольшее ближайшее целое; l_{k_1}, l_{k_2} и h_{k_1}, h_{k_2} – коэффициенты низкочастотного и высокочастотного фильтров длиной L соответственно, причем ($l_{k_1} = l_{k_2}$) и ($h_{k_1} = h_{k_2}$); $i = \overline{0, N_1/2^{g+1} - 1}, j = \overline{0, N_1/2^{g+1} - 1}$.

При этом размер изображений (матриц вейвлет-коэффициентов) составляет $\frac{N_1}{2} \times \frac{N_2}{2}$ [32].

Таким образом, каждый этап вейвлет-разложения предполагает наличие четырех матриц вейвлет-коэффициентов.

Используя свойство пространственной локализации вейвлет-преобразования можно организовать поиск объекта путем сравнения вейвлет-коэффициентов объекта (эталона) и изображения для всех возможных смещений окна в зоне поиска и для всех уровней вейвлет-разложения. Для этого предварительно выполняется n этапов ($n = \lfloor \log_2 \min(M_1, M_2) \rfloor$) быстрого диадного вейвлет-преобразования объекта $P = \{p_{i,j}\}$ размером $M_1 \times M_2$ ($M_1 = 2^q; M_2 = 2^w; q, w \in Z$).

Матрицы детализирующих коэффициентов $f^{LH}(i, j)$, $f^{HL}(i, j)$ и $f^{HH}(i, j)$ содержат много нулевых элементов [34] и наиболее подвержены действию шумов, поэтому следует использовать значения аппроксимирующих коэффициентов f^{LL} :

$$\begin{aligned}
 & \text{– для } g = 0 \quad P^0 = \{p_{i,j}^0\} = P, i = \overline{0, M_1 - 1}, j = \overline{0, M_2 - 1}; \\
 & \text{– для } 0 < g \leq n \quad \left\{ \begin{aligned} p_{i,j}^g &= \sum_{t=0}^{L-1} l_t \cdot p_{i,2j+t}^{g-1}, & i = \overline{0, \frac{M_1}{2^{g-1}} - 1}, j = \overline{0, \frac{M_1}{2^g} - 1}; \\ p_{i,j}^g &= \sum_{t=0}^{L-1} l_t \cdot p_{2i+t,j}^g, & i = \overline{0, \frac{M_1}{2^{g-1}} - 1}, j = \overline{0, \frac{M_1}{2^{g-1}} - 1}. \end{aligned} \right.
 \end{aligned}$$

В результате образуется n матриц $P^g = \{p_{ij}\}$ вейвлет-коэффициентов размером $\frac{M_1}{2^g} \times \frac{M_2}{2^g}$, где $g = \overline{0, n}$ – этап вейвлет-разложения объекта.

Для обеспечения минимальных вычислительных затрат используется вейвлет Хаара с длиной $L = 2$ и низкочастотными коэффициентами вида

$$l_t = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}.$$

Для принятого изображения выполняется инвариантное к сдвигу вейвлет-преобразование:

$$\begin{aligned} & \text{– для } g = 0 \quad A^0 = \{a_{i,j}\} = A, \quad i = \overline{0, N_1 - 1}, \quad j = \overline{0, N_2 - 1}; \\ & \text{– для } 0 < g \leq n \quad \begin{cases} a_{i,j}^g = \sum_{t=0}^{L-1} l_t \cdot a_{i,j+2^{g-1}t}^{g-1}, & i = \overline{0, N_1 - 1}, \quad j = \overline{0, N_2 - 1}; \\ a_{i,j}^g = \sum_{t=0}^{L-1} l_t \cdot a_{i+2^{g-1}t,j}^g, & i = \overline{0, N_1 - 1}, \quad j = \overline{0, N_2 - 1}, \end{cases} \end{aligned}$$

результатом которого является n матриц $A^g = \{a_{ij}\}$ размером $N_1 \times N_2$.

Поиск объекта на изображении с использованием вейвлет-преобразования заключается в вычислении функции корреляции R^g между вейвлет-коэффициентами объекта P^g и изображения A^g для всех возможных смещений окна в зоне поиска:

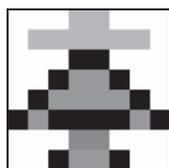
$$R_{i_0, j_0}^g = \frac{\sum_{i=0}^{M_1/2^g-1} \sum_{j=0}^{M_2/2^g-1} a_{i_0+2^g \cdot i, j_0+2^g \cdot j}^g \cdot p_{i,j}^g}{\sqrt{\sum_{i=0}^{M_1/2^g-1} \sum_{j=0}^{M_2/2^g-1} (a_{i_0+2^g \cdot i, j_0+2^g \cdot j}^g)^2 \cdot \sum_{i=0}^{M_1/2^g-1} \sum_{j=0}^{M_2/2^g-1} (P_{i,j}^g)^2}}, \quad i_0 = \overline{0, N_1 - M_1}, \quad j_0 = \overline{0, N_2 - M_2}.$$

Если для некоторых i_0 и j_0 значение R_{i_0, j_0}^g превышает пороговое значение, предполагается наличие объекта на изображении и осуществляется вычисление R_{i_0, j_0}^{g-1} .

Таким образом, формальная сущность поиска объекта на изображении с использованием вейвлет-преобразования заключается в сравнении аппроксимирующих коэффициентов вейвлет-разложения объекта и изображения для всех возможных смещений окна в зоне поиска и для всех уровней вейвлет-разложения [37; 38]. При этом осуществляется много-

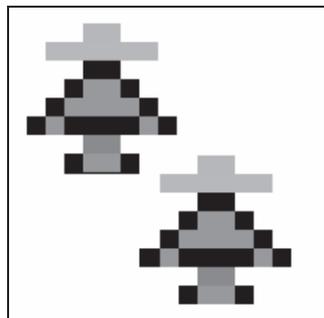
уровневый анализ изображения: только после обнаружения объекта на уровне g осуществляется поиск для разложения на $g-1$ уровне. Решение о наличии объекта принимается в случае его обнаружения на всех уровнях вейвлет-разложения. Для сравнения вейвлет-коэффициентов на g -м уровне $\left(\frac{M_1}{2^g} \times \frac{M_2}{2^g}\right)$ вейвлет-коэффициенты анализируемого изображения выбираются с шагом, равным 2^g .

Рассмотрим пример для объекта P размером 8×8 пикселей (в увеличенном виде представлен на рисунке 5.26) и для обрабатываемого изображения размером 17×17 пикселей, показанного на рисунке 5.27.



$$P = \begin{pmatrix} 255 & 255 & 255 & 171 & 171 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 172 & 172 & 172 & 172 & 172 & 172 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 0 & 0 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 0 & 255 & 255 \\ 255 & 0 & 133 & 133 & 133 & 133 & 0 & 255 \\ 0 & 133 & 0 & 0 & 0 & 0 & 133 & 0 \\ 255 & 255 & 255 & 114 & 114 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 0 & 255 & 255 \end{pmatrix}$$

Рис. 5.26. Эталон и соответствующая ему цифровая матрица



$$A = \begin{pmatrix} 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 171 & 171 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 172 & 172 & 172 & 172 & 172 & 172 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 0 & 0 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 0 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 133 & 133 & 0 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 0 & 133 & 0 & 0 & 0 & 0 & 133 & 0 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 114 & 114 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 0 & 255 & 255 & 255 & 171 & 171 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 172 & 172 & 172 & 172 & 172 & 172 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 0 & 0 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 0 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 133 & 133 & 0 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 0 & 133 & 0 & 0 & 0 & 0 & 133 & 0 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 114 & 114 & 255 & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 0 & 133 & 133 & 0 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 & 255 \end{pmatrix}$$

Рис. 5.27. Изображение и соответствующая ему цифровая матрица

Выполнив три этапа вейвлет-преобразования для эталона и изображения, получим по три матрицы вейвлет-коэффициентов (соответственно рисунок 5.28 и рисунки 5.29 – 5.31).

Объем вычислений в значительной степени зависит от размеров окна и от соотношения размеров изображения и эталона (т.е. от количества возможных положений окна) и асимптотически определяется величиной:

$$C_1 = (N_1 - M_1 + 1) \cdot (N_2 - M_2 + 1) \cdot M_1 \cdot M_2$$

где $M_1 \times M_2$ – размеры эталона; $N_1 \times N_2$ – размеры изображения.

$$P_1 = \begin{pmatrix} 468.5 & 385 & 385 & 468.5 \\ 510 & 194 & 194 & 510 \\ 194 & 133 & 133 & 194 \\ 510 & 251 & 251 & 510 \end{pmatrix} \quad P_2 = \begin{pmatrix} 778.75 & 778.75 \\ 544 & 544 \end{pmatrix} \quad P_3 = (1322.75)$$

Рис. 5.28. Результат вейвлет-преобразования эталона

$$A_1 = \begin{pmatrix} 510 & 510 & 510 & 468 & 426 & 468 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 468.5 & 427 & 385 & 343 & 385 & 427 & 468.5 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 468.5 & 427 & 299.5 & 172 & 299.5 & 427 & 468.5 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 382.5 & 194 & 133 & 194 & 382.5 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 382.5 & 194 & 199.5 & 266 & 199.5 & 194 & 382.5 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 382.5 & 194 & 133 & 133 & 133 & 133 & 194 & 382.5 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 382.5 & 321.5 & 321.5 & 184.5 & 114 & 184.5 & 321.5 & 321.5 & 382.5 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 382.5 & 251 & 247 & 251 & 382.5 & 510 & 510 & 468 & 426 & 468 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 382.5 & 321.5 & 388 & 321.5 & 382.5 & 468.5 & 427 & 385 & 343 & 385 & 427 & 468.5 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 468.5 & 427 & 299.5 & 172 & 299.5 & 427 & 468.5 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 382.5 & 194 & 133 & 194 & 382.5 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 382.5 & 194 & 199.5 & 266 & 199.5 & 194 & 382.5 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 382.5 & 194 & 133 & 133 & 133 & 133 & 194 & 382.5 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 382.5 & 321.5 & 321.5 & 184.5 & 114 & 184.5 & 321.5 & 321.5 & 382.5 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 382.5 & 251 & 247 & 251 & 382.5 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 382.5 & 321.5 & 388 & 321.5 & 382.5 & 510 & 510 & 510 & 510 \\ 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 & 510 \end{pmatrix}$$

Рис. 5.29. Результат первого этапа вейвлет-преобразования изображения

Согласно алгоритму на первом этапе происходит поиск на $g = n$ уровне вейвлет-разложения, т.е. сравниваются элементы матриц P_3 и A_3 . Для данного примера необходимо $10 \times 10 = 100$ операций сравнения. На этом этапе три элемента матрицы A_3 совпадают по значению с элементом матрицы P_3 , т.е. предполагается, что на изображении имеется три объекта. На $g - 1$ уровне необходимо сравнивать уже $2 \times 2 = 4$ коэффициента, однако это осуществляется только лишь для трех объектов, обнаруженных на предыдущем этапе, т.е. всего необходимо $3 \times 4 = 12$ операций. На данном этапе обнаружены два объекта. На 1-м уровне сравнение выполняется для двух объектов на изображении A_1 и эталона P_1 , т.е. выполняется $2 \times (4 \times 4) = 32$ операции сравнения. На 0-м уровне, с учетом двух обнаруженных на первом уровне объектов, требуется $2 \times (8 \times 8) = 128$ операций. В результате необходимо выполнить 272 операции. Число операций, необходимых для вейвлет-преобразования анализируемого изображения с использованием вейвлета Хаара, можно определить как $C_{WT} = K \cdot 2 \cdot N_1 \cdot N_2 = 3 \cdot 2 \cdot 17 \cdot 17 = 1734$, где K – число этапов вейвлет-разложения. При выполнении поиска прямым методом необходимо будет выполнить 6400 операций. Таким образом, даже для малых размеров изображений обеспечивается выигрыш по быстродействию более чем в три раза. С увеличением размеров изображения и эталона выигрыш будет еще более значительным.

$$A_2 = \begin{pmatrix} 978.5 & 873 & 767.5 & 767.5 & 767.5 & 873 & 978.5 & 999.25 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 999.25 \\ 914.75 & 778.75 & 642.75 & 579 & 642.75 & 778.75 & 914.75 & 999.25 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 999.25 \\ 820.5 & 675 & 529.5 & 499 & 529.5 & 675 & 820.5 & 935.5 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 935.5 \\ 704 & 515.5 & 390.75 & 327 & 390.75 & 515.5 & 704 & 862 & 956.25 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 862 \\ 704 & 544 & 447.75 & 384 & 447.75 & 544 & 704 & 862 & 956.25 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 862 \\ 704 & 544 & 447.75 & 384 & 447.75 & 544 & 704 & 841 & 914.25 & 978 & 978 & 999 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 862 \\ 798.25 & 668.75 & 603 & 506 & 603 & 648 & 756.75 & 842.5 & 831.25 & 895 & 895 & 936.75 & 978.5 & 999.25 & 1020 & 956.25 & 925.75 \\ 956.25 & 890.5 & 824.75 & 761 & 824.75 & 869.75 & 914.75 & 873 & 767.5 & 767.5 & 767.5 & 873 & 978.5 & 999.25 & 1020 & 1020 & 1020 \\ 956.25 & 925.75 & 895.25 & 831.5 & 895.25 & 905 & 851 & 778.75 & 642.75 & 579 & 642.75 & 778.75 & 914.75 & 999.25 & 1020 & 1020 & 1020 \\ 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 935.5 & 820.5 & 675 & 529.5 & 499 & 529.5 & 675 & 820.5 & 935.5 & 1020 & 1020 & 1020 \\ 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 862 & 704 & 515.5 & 390.75 & 327 & 390.75 & 515.5 & 704 & 862 & 956.25 & 1020 & 1020 \\ 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 862 & 704 & 544 & 447.75 & 384 & 447.75 & 544 & 704 & 862 & 956.25 & 1020 & 1020 \\ 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 862 & 704 & 544 & 447.75 & 384 & 447.75 & 544 & 704 & 862 & 956.25 & 1020 & 1020 \\ 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 925.75 & 798.25 & 668.75 & 603 & 506 & 603 & 668.75 & 798.25 & 925.75 & 956.25 & 1020 & 1020 \\ 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 956.25 & 890.5 & 824.75 & 761 & 824.75 & 890.5 & 956.25 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 \\ 1020 & 999 & 978 & 978 & 978 & 999 & 956.25 & 925.75 & 895.25 & 831.5 & 895.25 & 925.75 & 956.25 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 \\ 978.5 & 936.75 & 895 & 895 & 895 & 936.75 & 978.5 & 999.25 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 1020 & 999.25 \end{pmatrix}$$

Рис. 5.30. Результат второго этапа вейвлет-преобразования изображения

$$A_3 = \begin{pmatrix} 1448.875 & 1417 & 1448.8751506.375 & 1595.75 & 1728.5 & 1861.25 & 1950.6252008.125 & 2040 & 2040 & 2008.1251950.625 & 1861.25 & 1728.5 & 1595.75 & 1506.375 \\ 1354.625 & 1322.75 & 1354.6251401.6251512.375 & 1660.3751808.375 & 1929.6251987.125 & 2019 & 2019 & 1997.6251950.625 & 1829.3751681.375 & 1533.3751412.125 \\ 1375.6251333.375 & 1354.875 & 1391.5 & 1491.875 & 1619 & 1746.1251867.375 & 1924.8751967.125 & 1977.5 & 1966.5 & 1929.875 & 1819 & 1691.8751554.375 & 1433.125 \\ 1437.8751395.625 & 1417.125 & 1411.5 & 1469.6251586.375 & 1703.125 & 1814 & 1861.1251903.375 & 1913.75 & 1934.625 & 1940.25 & 1839.75 & 1723 & 1595.875 & 1485 \\ 1501.6251459.375 & 1449 & 1428.125 & 1471 & 1524 & 1608.875 & 1719.75 & 1766.8751809.125 & 1851.375 & 1887.5 & 1908.375 & 1839.75 & 1754.8751659.625 & 1548.75 \\ 1595.875 & 1521.75 & 1496.125 & 1460 & 1455.75 & 1478.25 & 1516 & 1595 & 1642.125 & 1716.25 & 1773.75 & 1825.125 & 1861.25 & 1839.75 & 1802 & 1722 & 1643 \\ 1688.75 & 1599.3751541.875 & 1442 & 1390.625 & 1366 & 1373.25 & 1405.125 & 1452.25 & 1541.625 & 1631 & 1714.25 & 1814.125 & 1839.75 & 1832.5 & 1799.6251735.875 \\ 1878.6251821.125 & 1731.75 & 1599 & 1498.1251441.625 & 1417 & 1417 & 1448.8751506.375 & 1595.75 & 1728.5 & 1861.25 & 1918.75 & 1943.3751942.375 & 1910.5 \\ 1913.8751856.375 & 1735.1251587.125 & 1471 & 1365 & 1322.75 & 1322.75 & 1354.6251412.125 & 1533.3751681.375 & 1829.375 & 1918.75 & 1961 & 1977.625 & 1945.75 \\ 2008.1251950.625 & 1829.3751691.8751554.375 & 1433.1251375.625 & 1343.75 & 1375.6251433.125 & 1554.3751691.875 & 1829.3751950.625 & 2008.125 & 2040 & 2040 \\ 2008.125 & 1961 & 1850.125 & 1723 & 1595.875 & 1485 & 1437.875 & 1406 & 1437.875 & 1485 & 1595.875 & 1723 & 1850.125 & 1961 & 2008.125 & 2040 & 2040 \\ 1987.125 & 1940 & 1829.1251733.875 & 1638.625 & 1538.25 & 1501.625 & 1469.75 & 1501.625 & 1548.75 & 1659.625 & 1754.875 & 1850.125 & 1961 & 1997.625 & 2019 & 2019 \\ 1924.875 & 1877.75 & 1798.75 & 1729.125 & 1659.5 & 1601.375 & 1575.125 & 1553.625 & 1595.875 & 1643 & 1722 & 1802 & 1871.625 & 1940.25 & 1966.5 & 1977.5 & 1967.125 \\ 1861.1251845.875 & 1782.125 & 1727.75 & 1673.375 & 1662.375 & 1699.875 & 1678.375 & 1720.625 & 1735.875 & 1799.625 & 1864.375 & 1918.75 & 1972.125 & 1934.625 & 1913.75 & 1903.375 \\ 1798.75 & 1798.75 & 1766.875 & 1744.375 & 1753.75 & 1789.875 & 1857.875 & 1900.125 & 1910.5 & 1910.5 & 1942.375 & 1975.25 & 1997.75 & 1987.375 & 1919.375 & 1851.375 & 1809.125 \\ 1674 & 1674 & 1642.125 & 1669.125 & 1711.375 & 1762.75 & 1846 & 1903.5 & 1945.75 & 1945.75 & 1977.625 & 1992.875 & 1965.875 & 1940.25 & 1857 & 1773.75 & 1716.25 \\ 1484.125 & 1452.25 & 1484.125 & 1541.625 & 1631 & 1746.125 & 1861.25 & 1950.625 & 2008.125 & 2040 & 2040 & 2008.125 & 1950.625 & 1861.25 & 1746.125 & 1631 & 1541.625 \end{pmatrix}$$

Рис. 5.31. Результат третьего этапа вейвлет-преобразования изображения

При решении задачи поиска объекта на изображении входной сигнал является стохастическим, т.е. его можно оценить только с помощью статистических законов.

Одной из наиболее употребляемых характеристик стохастического сигнала является амплитудная плотность, которая характеризует среднее значение сигнала, определяемое в результате усреднения по времени и соответствующее первому моменту плотности распределения амплитуд.

Очевидно, что за равное время усреднения одинаковым моментам плотности распределения амплитуд может соответствовать бесконечное множество форм сигналов, поэтому для растровой матрицы изображения $A = \{a_{i,j}\}$ размером $N \times N$ вводятся моменты строк R^A и столбцов C^A :

$$R_i^A = N^{-1} \sum_{j=0}^{N-1} a_{i,j}, \quad i = \overline{0, N-1};$$

$$C_j^A = N^{-1} \sum_{i=0}^{N-1} a_{i,j}, \quad j = \overline{0, N-1}.$$

Два изображения будем считать идентичными тогда и только тогда, когда у них совпадают векторы моментов строк и столбцов.

Элементы растровой матрицы изображения $A = \{a_{i,j}\}$ можно представить как точки в декартовой системе координат с координатами (x, y) , причем

$$x = j - (N-1)/2; \quad y = i - (N-1)/2.$$

При повороте системы координат вокруг точки $(0, 0)$ на угол Θ координаты точек изменятся [39]:

$$x' = x \cdot \cos(\Theta) - y \cdot \sin(\Theta); \quad y' = y \cdot \cos(\Theta) + x \cdot \sin(\Theta).$$

Следовательно, элементы матрицы $B = \{b_{i,j}\}$, повернутой на угол Θ относительно матрицы $A = \{a_{i,j}\}$, будут определяться как

$$b_{i,j} = b_{i^*j^*} = a_{i^{**}j^{**}},$$

где $i^* = y + (N-1)/2$; $j^* = x + (N-1)/2$; $i^{**} = y' + (N-1)/2$; $j^{**} = x' + (N-1)/2$.

Представим условия сравнения моментов строк и столбцов эталона и повернутого изображения на угол Θ изображения B :

$$\Theta = 90 \quad R_i^B = N^{-1} \sum_{j=0}^{N-1} b_{i,j} = N^{-1} \sum_{j=0}^{N-1} a_{j,N-i-1} = C_{N-i-1}^A,$$

$$C_j^B = N^{-1} \sum_{i=0}^{N-1} a_{j,N-i-1} = R_j^A;$$

$$\Theta = 180^\circ \quad R_i^B = R_{N-i-1}^A,$$

$$C_j^B = C_{N-j-1}^A;$$

$$\Theta = 270^\circ \quad R_i^B = C_i^A,$$

$$C_j^B = R_{N-j-1}^A.$$

Рассмотрим случай зеркального отражения изображений.

Если изображение $A' = \{a'_{i,j}\}$ является зеркальным отражением изображения $A = \{a_{i,j}\}$ относительно вертикальной оси, то выполняется равенство:

$$a'_{i,j} = a_{i,N-j-1}.$$

В результате получаем:

$$R_i^{A'} = N^{-1} \sum_{j=0}^{N-1} a'_{i,j} = R_i^A;$$

$$C_j^{A'} = N^{-1} \sum_{i=0}^{N-1} a'_{i,j} = C_{N-j-1}^A.$$

Связь между моментами исходного изображения и его повернутой зеркальной копией определяется на основе выражений:

$$\Theta = 90^\circ \quad R_i^{A'} = C_{N-i-1}^A,$$

$$C_j^{A'} = R_j^A;$$

$$\Theta = 180^\circ \quad R_i^{A'} = R_{N-i-1}^A,$$

$$C_j^{A'} = C_j^A,$$

$$\Theta = 270^\circ \quad R_i^{A'} = C_{N-i-1}^A,$$

$$C_j^{A'} = R_{N-j-1}^A.$$

Таким образом, для поиска объектов на изображении перспективным является использование вейвлет-преобразования в сочетании с анализом моментов строк и столбцов вейвлет-коэффициентов. Но на некоторых этапах разложения векторы вейвлет-коэффициентов представлены всего несколькими отсчетами, и использование в этом случае традиционного коэффициента корреляции как функции сравнения двух векторов приводит к частым ложным срабатываниям. Кроме этого вследствие размытости пика корреляционной функции точность позиционирования объекта уменьшается. Следовательно, необходимо использование в качестве оценочной величины степени сходства функции с улучшенными разрешающими характеристиками. Один из вариантов выбора функции схожести – использование минимаксной аддитивной функции.

Решение о соответствии выделенного фрагмента изображения объекту на g -м этапе вейвлет-разложения принимается на основе анализа элементов вектора T^g :

$$T^g = \begin{bmatrix} K(R^{Pg}, R^{Ag}) \times K(C^{Pg}, C^{Ag}) \\ K(C_-^{Pg}, R^{Ag}) \times K(R^{Pg}, C^{Ag}) \\ K(R_-^{Pg}, R^{Ag}) \times K(C_-^{Pg}, C^{Ag}) \\ K(C^{Pg}, R^{Ag}) \times K(R_-^{Pg}, C^{Ag}) \\ K(R^{Pg}, R^{Ag}) \times K(C_-^{Pg}, C^{Ag}) \\ K(C_-^{Pg}, R^{Ag}) \times K(R^{Pg}, C^{Ag}) \\ K(R_-^{Pg}, R^{Ag}) \times K(C^{Pg}, C^{Ag}) \\ K(C_-^{Pg}, R^{Ag}) \times K(R_-^{Pg}, C^{Ag}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_0 \\ K_{90} \\ K_{180} \\ K_{270} \\ K'_0 \\ K'_{90} \\ K'_{180} \\ K'_{270} \end{bmatrix},$$

где R^{p^g} и C^{p^g} – моменты строк и столбцов g -го этапа вейвлет-разложения объекта; R^{A^g} и C^{A^g} – моменты строк и столбцов g -го этапа вейвлет-разложения изображения; $R_i^{p^g} = R_{N-i-1}^{p^g}$, $C_i^{p^g} = C_{N-i-1}^{p^g}$.

Эксперименты выполнены для полутоновых изображений. На рисунке 5.32 представлены результаты поиска полутонного объекта размером 64×64 пикселя на изображении размером 283×232 пикселей.

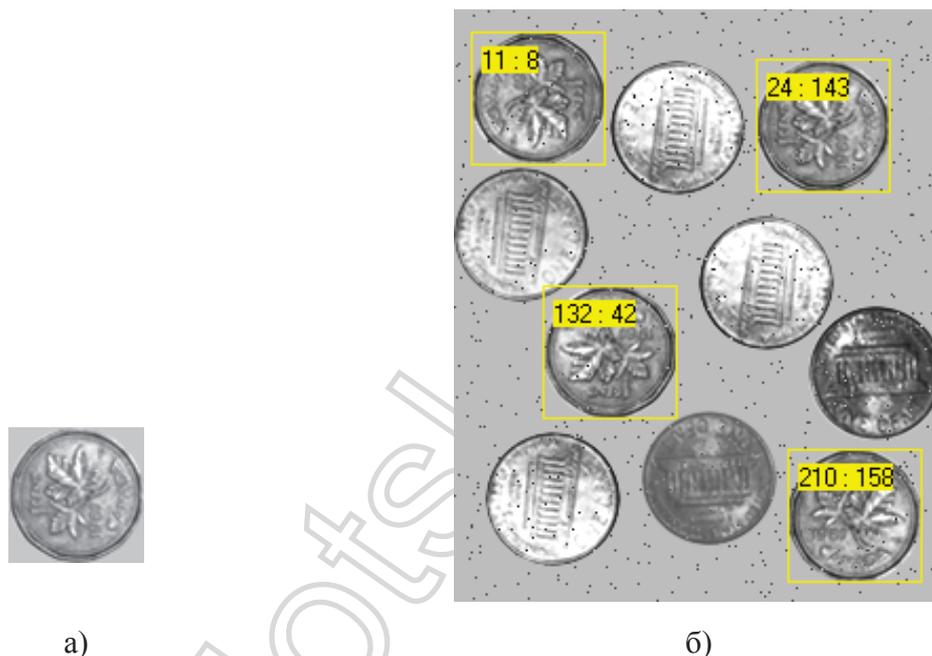
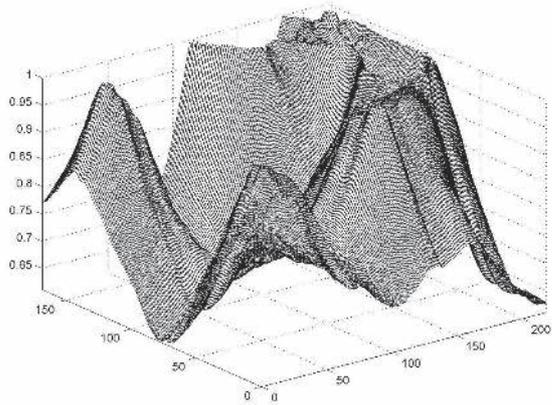


Рис. 5.32. Результаты эксперимента:
а – объект; б – обработанное изображение

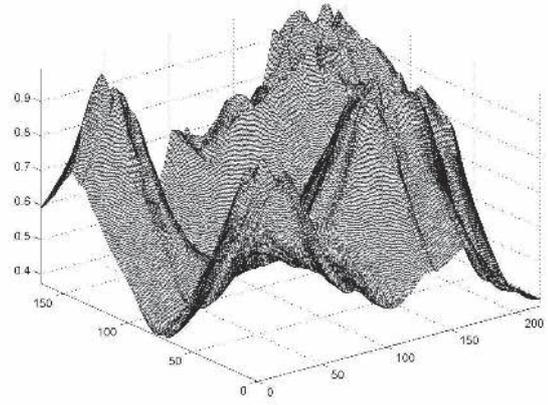
На рисунке 5.33 показана функция схожести для обрабатываемого изображения и объекта для всех этапов вейвлет-разложения (g).

Очевидно, что с уменьшением g происходит значительное сокращение зоны поиска на каждом уровне вейвлет-разложения за счет исключения из зоны поиска фрагментов изображения, для которых функция схожести не превысила пороговое значение на предыдущем уровне.

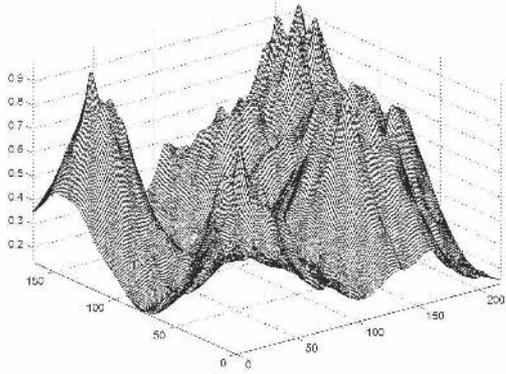
В таблице 5.12 приведены временные затраты при поиске полутонных объектов на изображениях с рациональным уровнем порога обнаружения для каждого уровня вейвлет-разложения с использованием ЭВМ с основными характеристиками: CPU Celeron 2000 МГц, RAM 512 Мб.



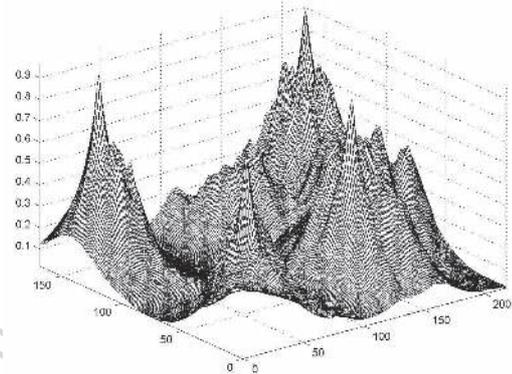
а)



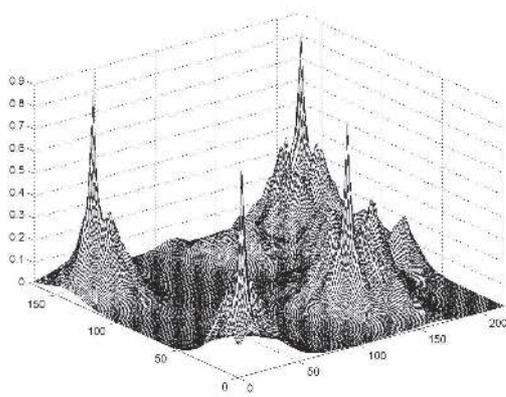
б)



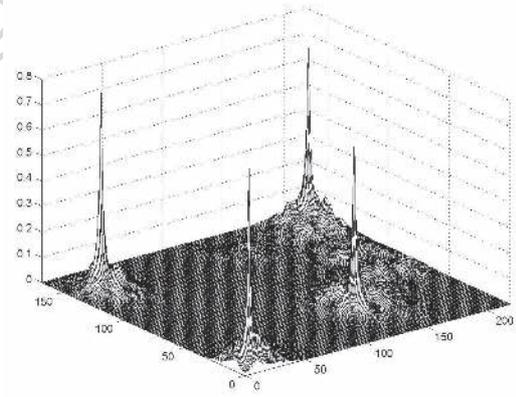
в)



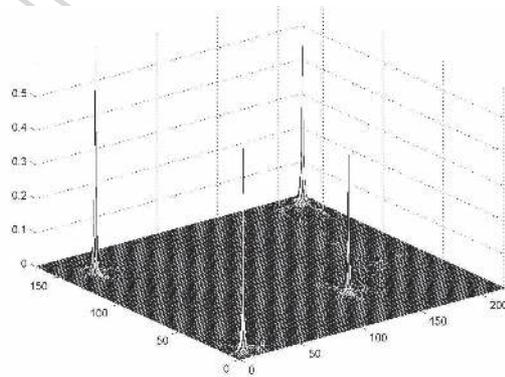
г)



д)



е)



ж)

Рис. 5.33. Функция схожести на различных уровнях вейвлет разложения:
 $g = 6$ (а); $g = 5$ (б); $g = 4$ (в); $g = 3$ (г); $g = 2$ (д); $g = 1$ (е); $g = 0$ (ж)

Результаты экспериментов по оценке временных затрат

Размер объекта	Размер изображения			
	256×256	512×512	1024×1024	2000×2000
	время поиска, t , с			
32×32	0,071	0,245	0,857	2,626
64×64	0,059	0,233	0,89	2,656
128×128	0,042	0,189	0,853	2,641

При обнаружении объектов на изображениях с шумом необходимо снижать уровень порога, что приводит к снижению быстродействия из-за более частого ложного обнаружения. Однако обнаружение зашумленных объектов без заметного снижения быстродействия достигается, если для каждого этапа вейвлет-разложения установлен оптимальный порог обнаружения.

При одновременном поиске нескольких различных объектов, эффективность предложенного алгоритма значительно повышается, так как коэффициенты вейвлет-разложения изображения и моменты вычисляются лишь один раз независимо от числа эталонов.

5.2. ПОИСК ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ НА ДИНАМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

5.2.1. Методы обнаружения движущихся объектов

Базовыми методами для обнаружения движения в последовательности видеок кадров и, соответственно, построения систем обнаружения движения являются: методы межкадровой (временной) разности [40; 41], методы оптического потока [42 – 46] и методы вычитания фона [47; 48].

Методы межкадровой разности основываются на предположении, что любое изменение интенсивности пикселей между кадрами является непосредственно результатом движения в сцене [40; 41].

Общий подход предполагает вычисление разности интенсивностей $\Delta(x, y, t)$ каждого пикселя текущего кадра $F(x, y, t)$ с соответствующим пикселем предыдущего кадра $F(x, y, t - 1)$:

$$\Delta(x, y, t) = |F(x, y, t) - F(x, y, t - 1)|,$$

и сравнение полученной величины с пороговым значением T .

Если $\Delta(x, y, t) > T$, принимается решение, что обрабатываемый пиксель принадлежит движущемуся объекту, иначе он принадлежит фону. Алгоритм вычисления межкадровой разности двух кадров при обработке цветного видеоряда в формате RGB предполагает вычисление разности между элементами изображения кадров для каждой цветовой компоненты в отдельности. Далее для каждого пикселя вычисляется среднее значение между значениями трех компонент цвета, результат сравнивается с заданным порогом. Очевидно, что правильный выбор пороговой величины определяет качество работы алгоритма в целом.

К достоинствам методов межкадровой разности относятся низкие вычислительные затраты и простота реализации при использовании базового алгоритма. Улучшение базового алгоритма предполагает использование дополнительных шагов, что приводит к увеличению вычислительных затрат. Недостатком является также наличие значительных шумов в полученной маске движения, поскольку не всё движение в кадре связано с движущимися объектами, представляющими интерес (движущийся транспорт, люди и т.д.). В фоне наблюдаемой сцены также может иметь место периодическое движение, связанное, например, с дрожью листвы или изменением освещенности. Следующей проблемой методов межкадровой разности является то, что в результате обработки качественно детектируются пиксели динамического объекта, которые являются «фронтom» движения и, таким образом, необходима значительная дополнительная обработка, чтобы восстановить форму движущегося объекта. Кроме того, с помощью этих методов не удастся обнаруживать остановившиеся объекты. Поэтому чаще всего методы временной разности используются совместно с другими методами, что позволяет достаточно устойчиво отделять передний план от фона [45].

Для определения движения в видеопоследовательности используются также и методы вычисления оптического потока. Под оптическим потоком понимают дискретную аппроксимацию движения в трехмерной сцене, осуществляемую путем проектирования скоростей трехмерных поверхностей на плоскость изображения или визуального сенсора [45; 46]. Двумерное поле скоростей, которым является оптический поток, используется для описания движения в сцене. Чтобы определить оптический поток, обычно применяют два метода [8; 45]: дифференциальный анализ (градиентные методы), позволяющий связывать временные и пространственные рассогласования, и блочный метод, предполагающий поиск наилучшего согла-

сования блоков фиксированного размера, относящихся к различным кадрам. Вычисление оптического потока также выполняется на основе частотного и фазового методов.

Современные дифференциальные алгоритмы слежения за особенностями опираются на работы Lucasa – Kanade [49], Tomasi – Kanade и Shi – Tomasi [50; 51].

Дифференциальный метод основывается на предположении, что при движении объекта интенсивность составляющих его точек практически не изменяется за малые промежутки времени [45]:

$$F(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) = F(x, y, t),$$

где $(\delta x, \delta y)$ – смещение пикселя за время (δt) .

Рассмотренное правило дает одно линейное уравнение для двухкомпонентного вектора скорости, т.е. линейное уравнение для двух неизвестных компонент оптического потока:

$$\nabla F(x, y, t) \cdot (u, v, 0) + \frac{\partial F}{\partial t} = 0,$$

где $u = (\delta x / \delta t)$, $v = (\delta y / \delta t)$ – компоненты скорости оптического потока.

Реализация блочного алгоритма вычисления оптического потока требует разбиения кадра на прямоугольные блоки одинакового размера и поиск соответствующего фрагмента в следующем кадре [45; 52; 53]. Предполагается, что все пиксели блока претерпевают одинаковое перемещение и им соответствует один и тот же вектор движения.

Таким образом, задача оценки движения сводится к задаче поиска вектора движения $v_{i,j}$ для каждого блока. При этом векторы $v_{i,j}$ определяются соотношением [52]:

$$v_{i,j} = \arg(\min_{v_{i,j} \in O} (f(t, i, j, v_{i,j}))), \quad (5.3)$$

где O – область поиска векторов движения,

$$O = \{(x, y) \mid x \in [-u_{\max}, u_{\max}], y \in [-v_{\max}, v_{\max}]\};$$

$f(t, i, j, v_{i,j})$ – функция схожести блоков.

Согласно выражению (5.3) для каждого блока текущего кадра производится минимизация функции схожести блоков по 4-му аргументу, при этом область минимизации может быть любой, единственным ограничением является то, что она должна быть подмножеством области поиска [53]. В качестве вектора движения для каждого блока выбирается аргумент минимума функции схожести, вычисленный в этом блоке.

Методы вычитания фонового кадра основаны на определении сходства между элементами изображения входного кадра видеопотока с фоновым изображением (кадром). Фоновый кадр не содержит движущихся объектов, а его качественные характеристики во многом определяют эффективность работы системы в целом. Сравнение фонового и текущего входного кадра видеопоследовательности возможно путем нахождения сходства между элементами изображения данных кадров на основании функции схожести, вычисленной для этих же кадров.

Качество изображения фонового кадра в значительной степени оказывает влияние на эффективность функционирования автоматизированной системы детектирования движения в целом. Однако построение качественного фонового изображения связано с рядом трудностей: изменение освещенности в наблюдаемой сцене; нестабильность фона (дрожь листвы деревьев); остановка и начало движения объектов; наличие теней и т.д. Кроме этого, для работы системы детектирования движения в реальном времени алгоритм построения фонового кадра должен обладать незначительными временными затратами. Удовлетворение всех требований в полной мере является сложной задачей, поэтому существуют различные методы построения фонового кадра, для большинства из которых качественные характеристики определены не в полной мере. Выделяют методы восстановления фона [54; 55], инициализации фона [56 – 58], методы на основе нормального распределения [59 – 62] и комбинированные алгоритмы [63; 64].

5.2.2. Обнаружение движения с использованием алгоритмов формирования фонового кадра

Разработан способ формирования фонового (опорного) кадра с улучшенными качественными характеристиками на основе вычисления временной разности для трех кадров [65]:

1) *выбор трех кадров из видеопоследовательности*, представленной в формате RGB, размером $M \times N$:

$$D^k = \{d_{ij}^k\}, D^{k+L} = \{d_{ij}^{k+L}\}, D^{k+2L} = \{d_{ij}^{k+2L}\},$$

где $i \in 0, \dots, M-1$, $j \in 0, \dots, N-1$; k – номер кадра; L – интервал между кадрами, который зависит от скорости движения динамических объектов.

Дальнейшие шаги выполняются для каждой цветовой составляющей R, G, B в отдельности;

2) формирование двух вспомогательных матриц $M^{12} = \{m_{ij}^{12}\}$, $M^{23} = \{m_{ij}^{23}\}$ на основе цифровых изображений с использованием минимаксной функции схожести, полученных на первом этапе, по правилам:

$$m_{ij}^{12} \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{\min(d_{ij}^k, d_{ij}^{k+L})}{\max(d_{ij}^k, d_{ij}^{k+L})} \leq T, \\ 0, & \text{if } \frac{\min(d_{ij}^k, d_{ij}^{k+L})}{\max(d_{ij}^k, d_{ij}^{k+L})} > T; \end{cases}$$

$$m_{ij}^{23} \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{\min(d_{ij}^{k+L}, d_{ij}^{k+2L})}{\max(d_{ij}^{k+L}, d_{ij}^{k+2L})} \leq T; \\ 0, & \text{if } \frac{\min(d_{ij}^{k+L}, d_{ij}^{k+2L})}{\max(d_{ij}^{k+L}, d_{ij}^{k+2L})} > T, \end{cases}$$

где T – пороговое значение;

3) формирование вспомогательной матрицы $M^3 = \{m_{ij}^3\}$ по правилу:

$$m_{ij}^3 = m_{ij}^{12} \cdot m_{ij}^{23};$$

4) формирование фонового кадра $D^{bg} = \{d_{ij}^{bg}\}$ по правилу:

$$d_{ij}^{bg} \begin{cases} d_{ij}^k \text{ or } d_{ij}^{k+2L}, & \text{if } m_{ij}^3 = 1; \\ d_{ij}^{k+L}, & \text{if } m_{ij}^3 = 0. \end{cases}$$

В предложенном алгоритме интервал между кадрами (L) и пороговое значение, определяющее процент сходных по яркости пикселей (T), устанавливаются пользователем эмпирически.

На рисунке 5.34 показано влияние интервала между кадрами на качество изображения фонового кадра.

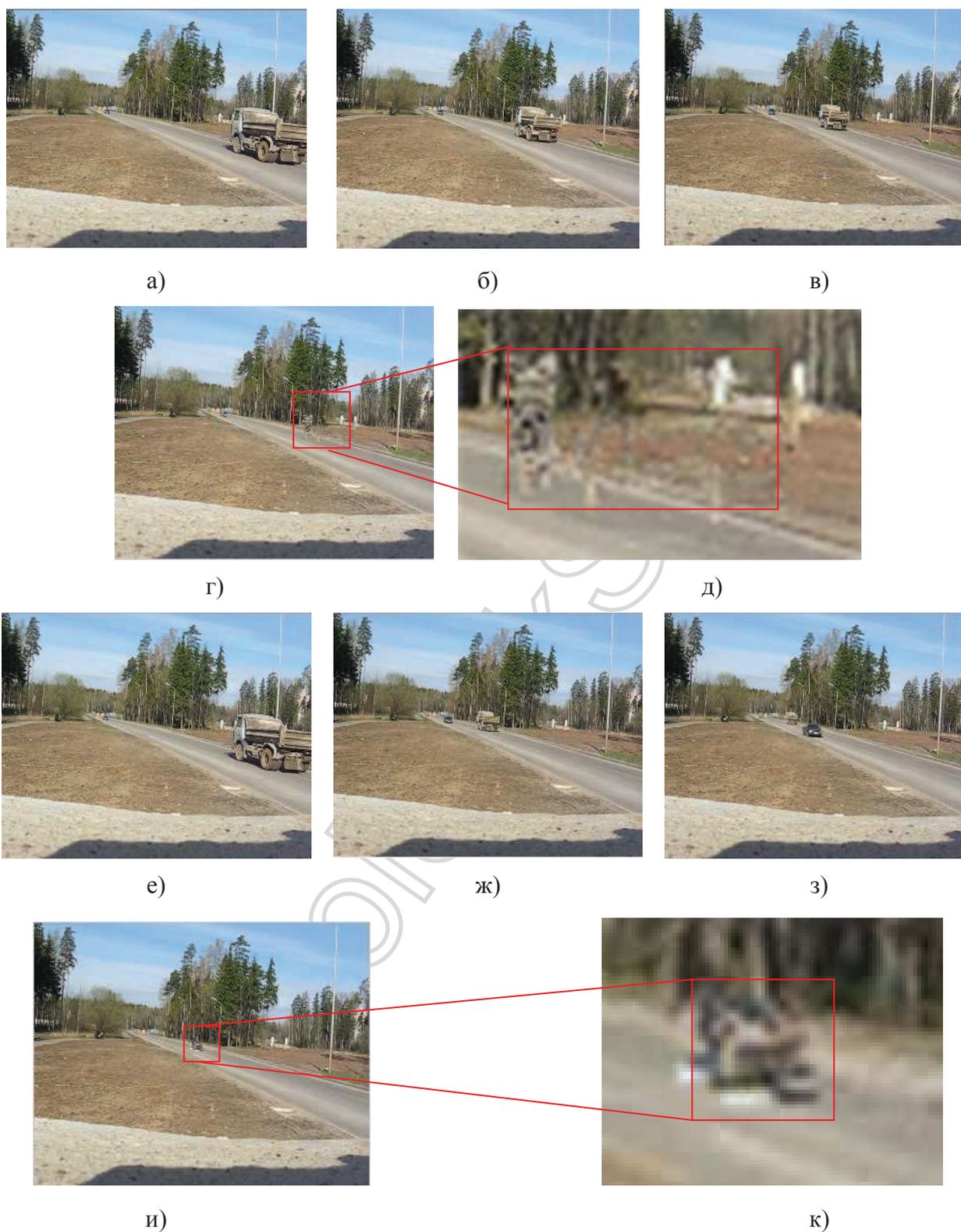


Рис. 5.34. Примеры фоновых кадров при неправильном выборе межкадрового интервала:
 а, б, в – используемые кадры при $L = 20$ кадров; г) фоновый кадр;
 д) увеличенный шумовой фрагмент фонового кадра;
 е, ж, з – используемые кадры при $L = 60$ кадров; и – фоновый кадр;
 к – увеличенный шумовой фрагмент фонового кадра

Для уменьшения влияния шумов на результаты работы алгоритма, полученные кадры предварительно подвергаются процедуре фильтрации с использованием адаптивного фильтра Винера.

Данный метод фильтрации применяется для адаптивной фильтрации изображений с подавлением гауссовского белого шума. Метод основан на рассмотрении изображений и шумов как случайных процессов.

На рисунке 5.35 представлен результат применения фильтра Винера для видеоряда.

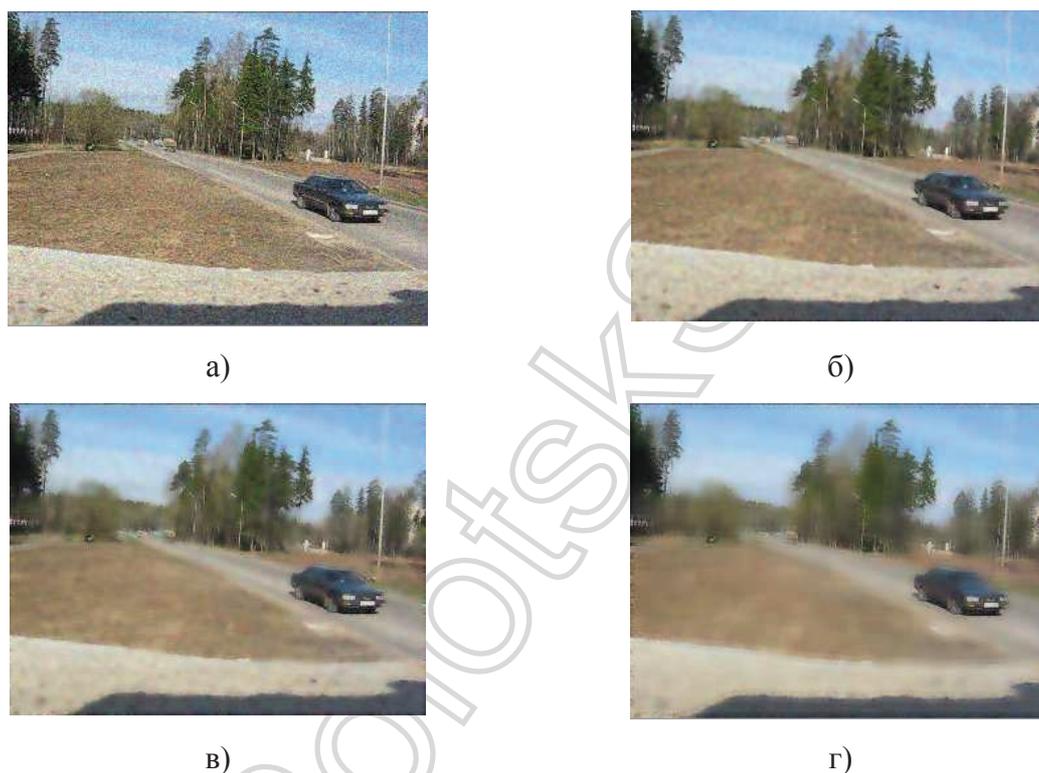


Рис. 5.35. Удаление шума с использованием фильтра Винера
а – исходное изображение; б – результат применения фильтра размером 4×4 ;
в – результат применения фильтра размером 6×6 ;
г – результат применения фильтра размером 10×10

Визуальная оценка качества изображения опорного кадра после применения фильтра Винера с различными размерами апертуры показывает, что применение фильтра размером 6×6 пикселей (см. рис. 5.35, в) позволяет получить наилучший результат. В этом случае обеспечивается удовлетворительная четкость изображения по сравнению с изображением, представленным на рисунке 5.35, г, а также улучшенное подавление шума по сравнению с изображением, показанном на рисунке 5.35, б.

Рисунки 5.36 и 5.37 иллюстрируют примеры построения фоновых кадров для двух видеопоследовательностей, полученных со стационарно установленной камеры видеонаблюдения: видеопоследовательность I – мониторинг движения автомобилей по дороге (естественное освещение); видеопоследовательность II – мониторинг движения рыб в аквариуме (искусственное освещение).

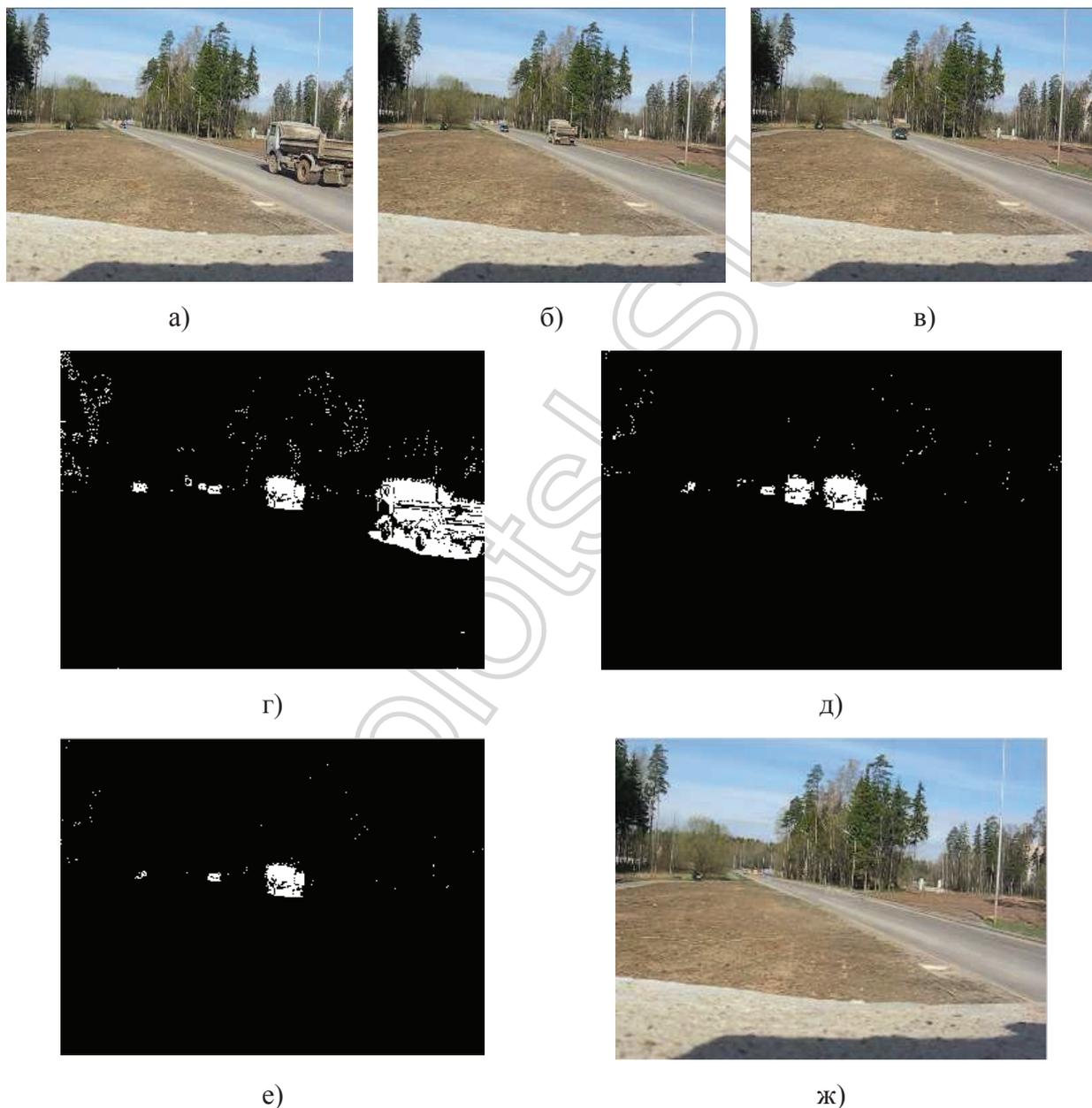


Рис. 5.36. Построения фонового кадра для видеопоследовательности, полученной в условиях естественного освещения вне помещения:
а, б, в – входные кадры; г, д – бинарные маски движения для первого этапа;
е – бинарная маска движения для второго этапа; ж – полученный фоновый кадр

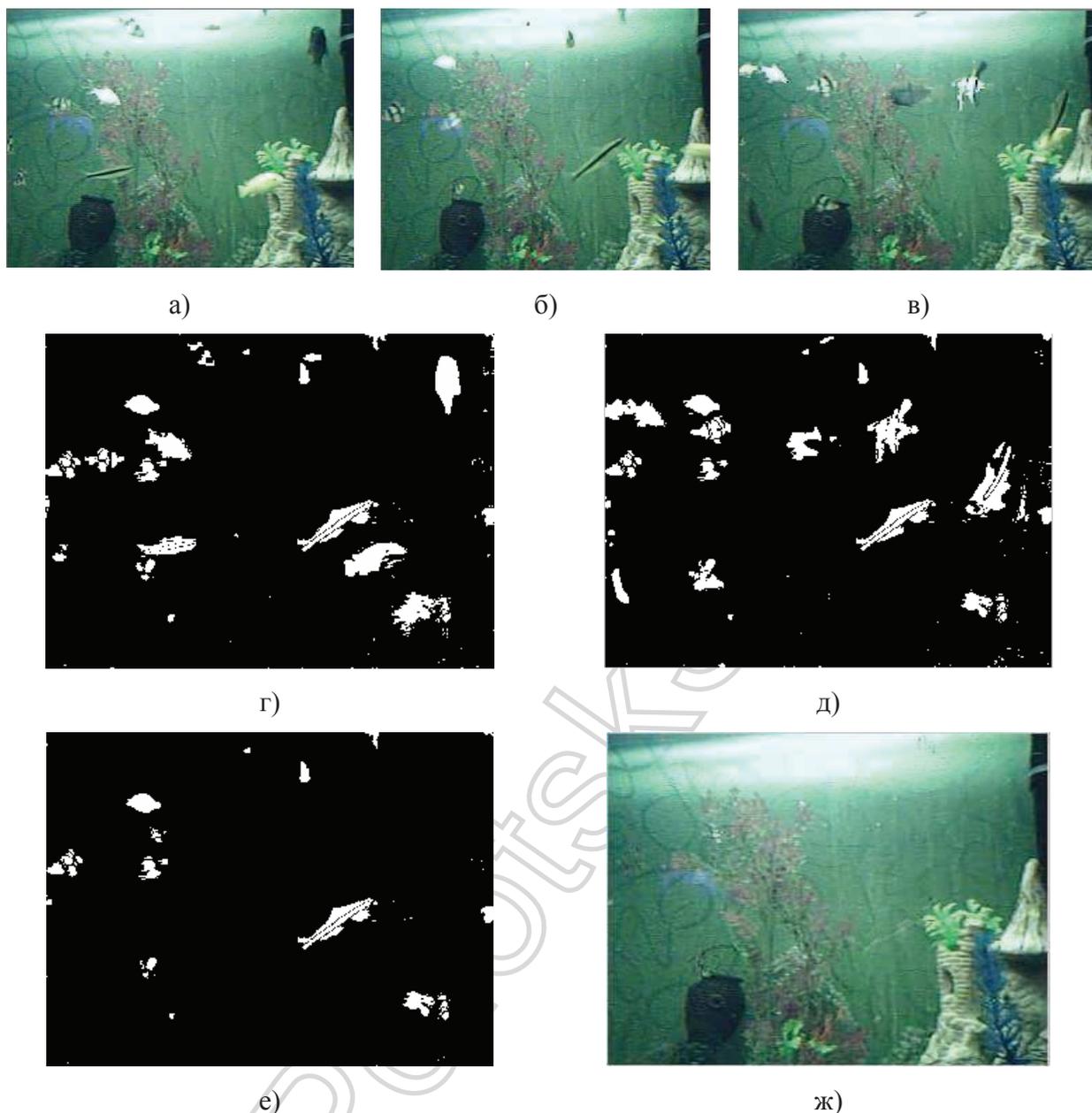


Рис. 5.37. Построение фонового кадра видеопоследовательности, полученной внутри помещения в условиях искусственного освещения: а, б, в – входные кадры; г, д – бинарные маски движения для первого этапа; е – бинарная маска движения для второго этапа; ж – полученный фоновый кадр

Развитие данного способа предложено в работе [66]. Для построения фонового кадра разработан способ, использующий N кадров входной видеопоследовательности и требующий выполнения следующих шагов:

1) захват N исходных базовых кадров видеоряда и формирование вектора w базовых кадров:

$$w = S^1, S^2, \dots, S^N = S^k, S^{k+L}, \dots, S^{k+(N-1)L},$$

где $N \geq 3 \& N = 1(\text{mod } 2)$; L – межкадровый интервал; k – номер первого кадра из N ;

2) проверка условия: если $l = 0(\text{mod } 2)$, $l \in N - 1, N - 2, \dots, 1$, то:

2.1) формирование вектора, состоящего из l бинарных масок (матриц) движения;

2.1.1) построение маски движения $M^k = \{m_{ij}^k\}$ путем сравнения уровней цветовых составляющих красного, зеленого и синего соответствующих пикселей в соседних кадрах $S^k = \{s_{ij}^k\}$ и s_{ij}^{k+1} :

$$m_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{если } \frac{\min(s_{ij}^k, s_{ij}^{k+1})}{\max(s_{ij}^k, s_{ij}^{k+1})} \leq T; \\ 0 & \text{– в противном случае,} \end{cases}$$

где T – уровень порога;

2.1.2) фильтрация бинарного изображения с использованием морфологического отмыкания;

2.2) иначе, формируется вектор, состоящий из l вспомогательных опорных кадров:

2.2.1) формирование вектора вспомогательных матриц движения, где в матрице M^k отображены движущиеся объекты S^{k+1} анализируемого кадра по правилу:

$$m_{ij}^k = m_{ij}^k \cdot m_{ij}^{k+1};$$

2.2.2) формирование вектора опорных кадров путем удаления из S^{k+1} анализируемого кадра всех пикселей с координатами, соответствующими движущимся объектам, и помещения на их место пикселей с S^k кадра с теми же координатами:

$$s_{ij}^k = \begin{cases} s_{ij}^k, & \text{if } m_{ij}^k = 1, \\ s_{ij}^{k+1}, & \text{if } m_{ij}^k = 0; \end{cases}$$

2.3) контроль числа шагов алгоритма по правилу: если $l = 1$, то фоновый кадр построен и осуществляется переход к пункту 3 алгоритма, иначе $l = l - 1$ и переход к пункту 2.1 алгоритма;

3) обновление фонового кадра следующим образом:

3.1) удаление первого базового кадра из вектора w и циклический сдвиг кадров в нем на одну позицию влево;

3.2) захват кадра из видеопоследовательности и добавление его в вектор w на позицию $S^{k+(N-1)L}$;

3.3) переход к пункту 2 алгоритма.

На рисунке 5.38 представлена схема построения фона для исходных базовых кадров видеоряда $N = 5$.

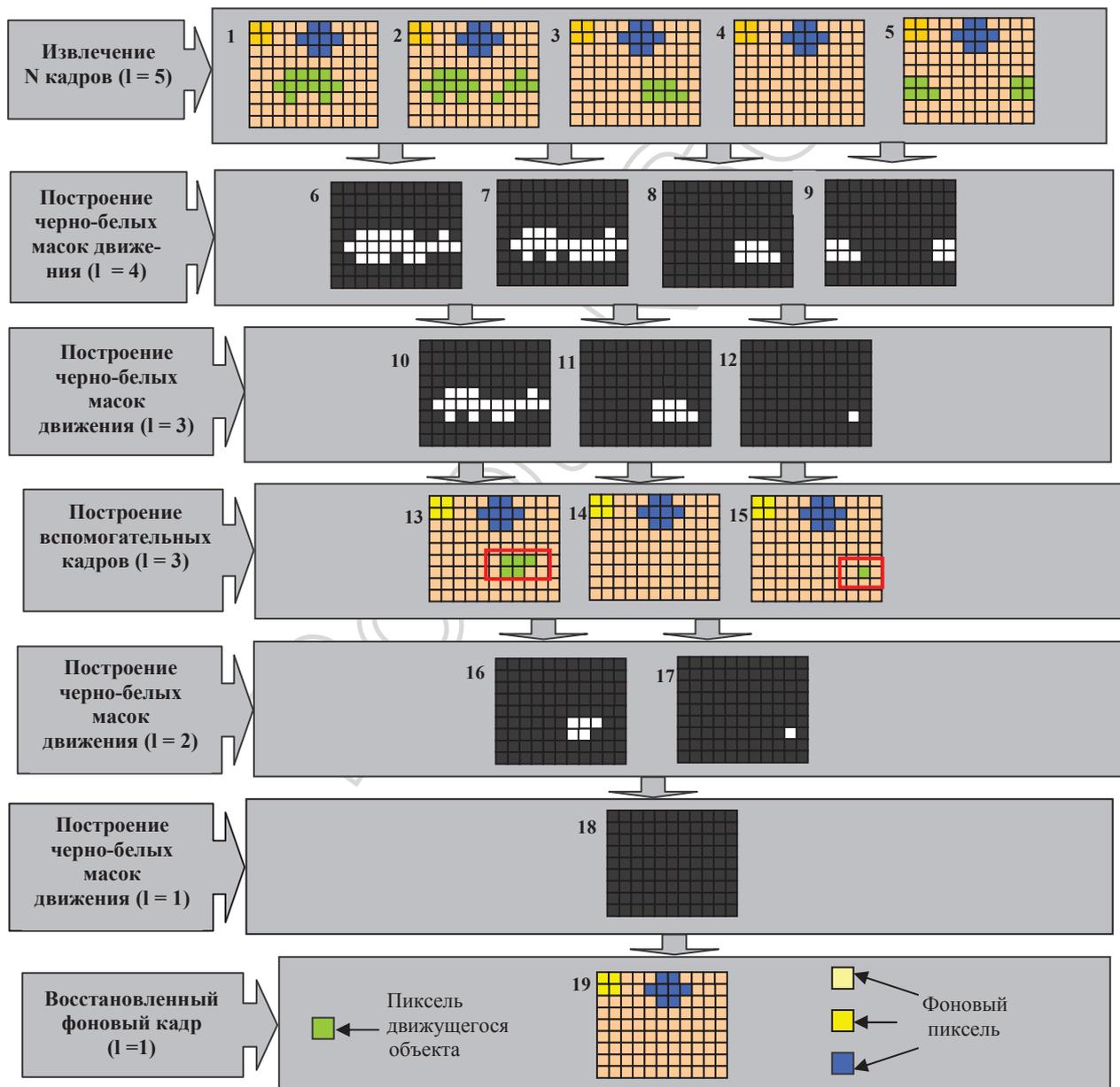


Рис. 5.38. Схема построения фонового кадра

На рисунке 5.39 показан пример работы итерационного алгоритма.

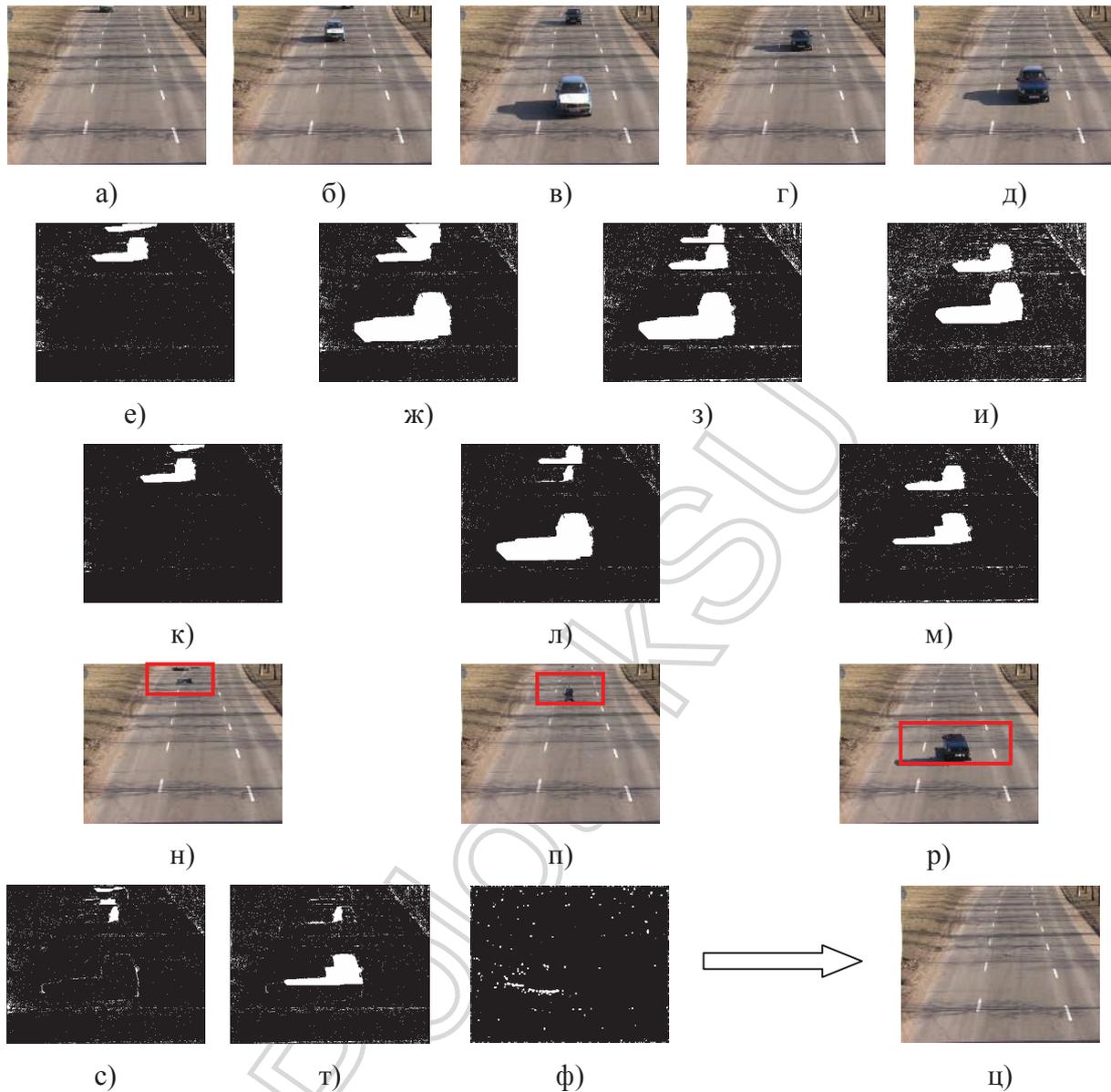


Рис. 5.39. Пример построения фонового кадра:
 а, б, в, г, д – исходные кадры видеоряда;
 е, ж, з, и – бинарные маски движения первого уровня;
 к, л, м – бинарные маски движения второго уровня; н, п, р – вспомогательные кадры;
 с, т, ф – бинарные маски движения для вспомогательных кадров;
 ц – полученный фоновый кадр

Рисунок 5.40 демонстрирует временные затраты на построение фонового кадра для 23 различных видеопоследовательностей. Эксперименты проводились при наиболее эффективных параметрах, установленных экспериментально для каждого из исследуемых алгоритмов: итеративного ал-

горитма, алгоритма на основе накопления информации о фоне [63], алгоритма на основе нормального распределения [56]. Тестирования проводились на компьютере AMD Athlon (tm) 64 2.21 ГГц, 960МГБ ОЗУ.

На рисунке 5.41 представлены результаты обнаружения на видеопоследовательностях, полученных в различных условиях съемки со стационарно установленной цветной камеры видеонаблюдения.

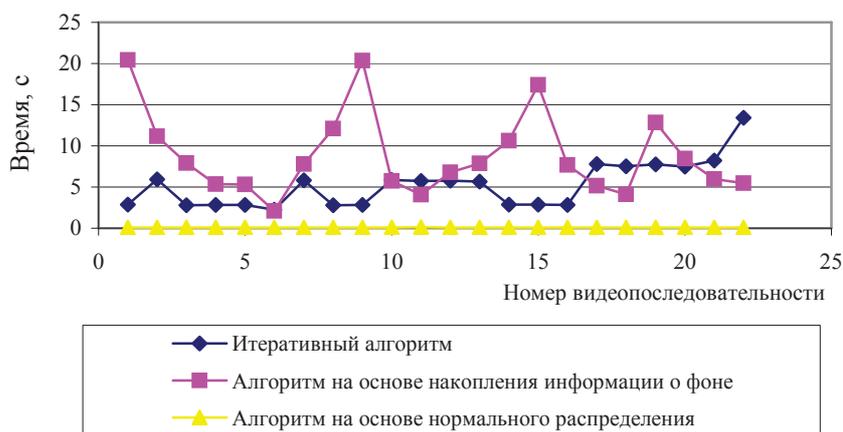


Рис. 5.40. Временные затраты на построение фонового кадра

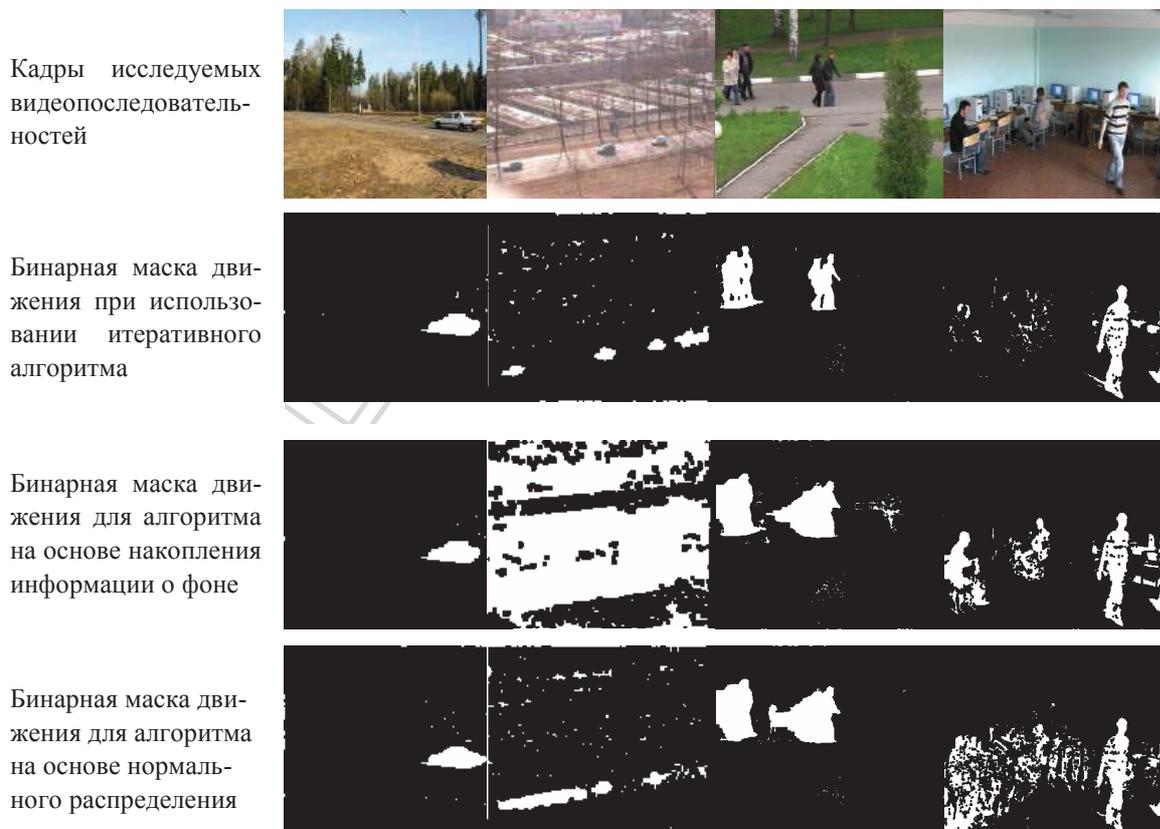


Рис. 5.41. Результаты детектирования движения при использовании различных алгоритмов построения фонового кадра

Анализ представленных на рисунке 5.40 результатов свидетельствует, что итерационный алгоритм требует большего времени для построения фонового кадра, чем алгоритмы на основе нормального распределения. Однако время построения фонового кадра у итерационного алгоритма ниже по сравнению с алгоритмом на основе накопления информации о фоне.

По результатам исследований установлено, что количество исходных анализируемых кадров для удовлетворения «качество/временные затраты» необходимо выбирать из диапазона $3 \leq N \leq 11$, значение интервала между кадрами L следует брать равным не менее 50 кадров (исходя из скорости движения объектов) [66; 67].

Алгоритм обнаружения движения с использованием фонового кадра требует выполнения следующих основных шагов [68; 69]:

1) определение коэффициента схожести R^{SM} для обрабатываемых фрагментов кадров на основе минимаксной функции схожести;

2) сравнение полученного значения коэффициента R^{SM} с пороговым значением T_R : если $R^{SM} \leq T_R$, то обрабатываемый фрагмент кадра принадлежит движущемуся объекту и пикселям данного фрагмента присваивается белый цвет; если $R^{SM} > T_R$, то все пиксели окна принимаются принадлежащими фону (черный цвет в маске движения). Результатом данного этапа является бинарная маска движения (рис. 5.42);

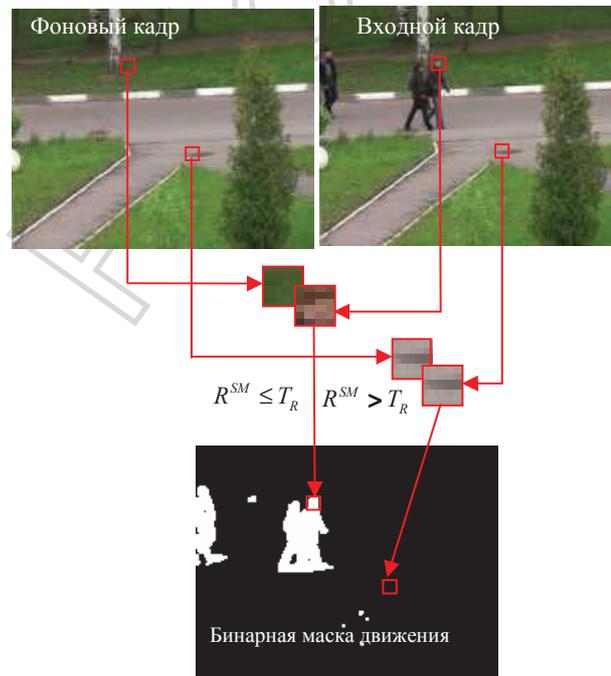


Рис. 5.42. Схема построения бинарной маски движения

3) постобработка бинарной маски движения на основе операций математической морфологии.

На рисунках 5.43 – 5.44 представлены результаты выполнения операции вычитания фона на основе минимаксной функции схожести для видеопоследовательностей, полученных при естественном и искусственном освещении.

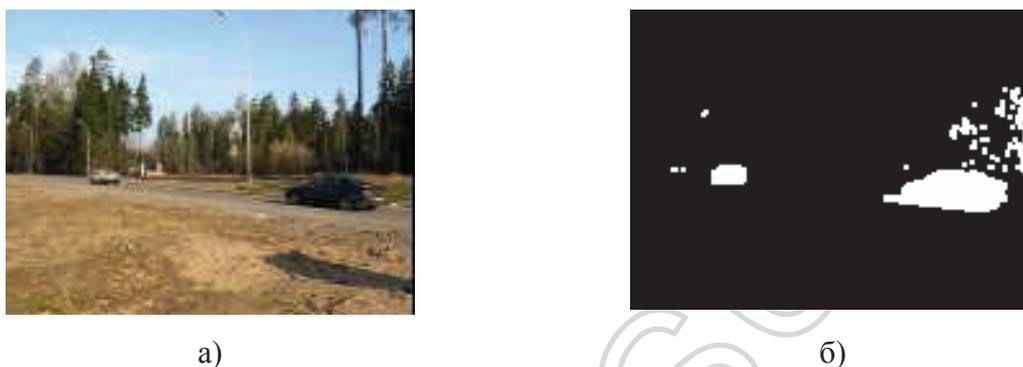


Рис. 5.43. Результат выполнения операции вычитания фона при естественном освещении:
а – исходный кадр; б – бинарная маска движения

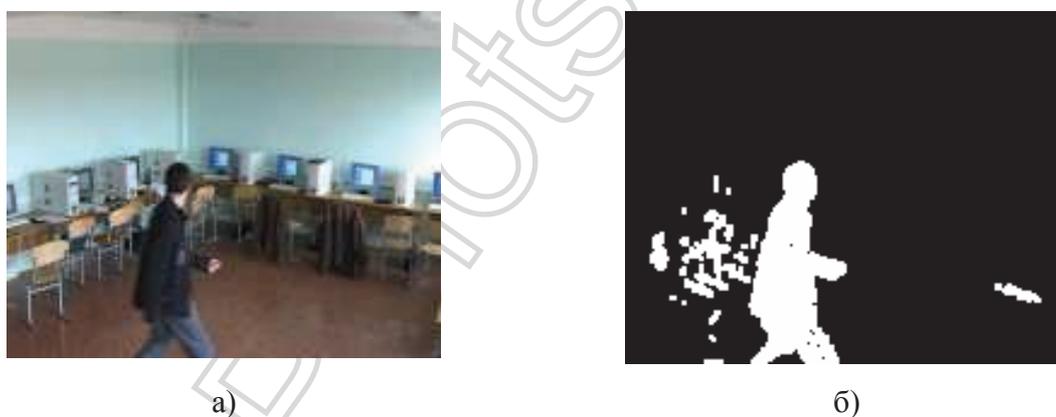


Рис. 5.44. Результат выполнения операции вычитания фона в помещении при искусственном освещении:
а – исходный кадр; б – бинарная маска движения

Результат выполнения операции вычитания фона содержит значительное число шумовых пикселей в бинарной маске движения, поэтому необходима постобработка бинарной маски движения для улучшения результатов детектирования.

Одним из методов эффективного удаления шумов на бинарных изображениях является применение математической морфологии.

Для обработки маски движения предлагается следующая последовательность морфологических операций [70; 71]:

1) операция морфологической эрозии для изображения S со структурообразующим элементом B в виде квадрата размером 5×5 (пример показан на рисунке 5.45):

$$S(-)B = \{C \in Z^2 \mid \forall b \in B, c+b \in S\},$$

где C – бинарная маска движения после применения морфологической эрозии;



Рис. 5.45. Результат применения операции эрозии:
а – для изображения, представленного на рисунке 5.43, б;
б – для изображения, представленного на рисунке 5.44, б

2) операция морфологического открытия со структурообразующим элементом в виде квадрата размером 3×3 (пример показан на рисунке 5.46):

$$S \circ B = (S(-)B) \oplus B;$$



Рис. 5.46. Результат применения операции открытия:
а – для изображения, представленного на рисунке 5.45, а;
б – для изображения, представленного на рисунке 5.45, б

3) операция морфологического расширения со структурообразующим элементом виде квадрата размером 3×3 (пример показан на рисунке 5.47):

$$S \oplus B = \{C \in Z^2 \mid \exists s \in S, b \in B: c = s + b\}.$$



Рис. 5.47. Результат применения операции расширения:
а – для изображения, представленного на рисунке 5.46, а;
б – для изображения, представленного на рисунке 5.46, б

5.2.3. Обнаружение движения блочным иерархическим методом вычисления оптического потока с использованием аддитивной минимаксной функции схожести

Традиционный блочный алгоритм оценки движения предполагает сравнение всех блоков двух соседних кадров [73; 74], что обеспечивает нахождение глобального минимума функции схожести для каждого блока. Недостатком такого подхода является вычислительная сложность. Для сокращения вычислительных затрат применяются методы шаблонного поиска, пирамидальный (иерархический) поиск, поиск с использованием векторов-кандидатов и комбинированные алгоритмы. Шаботонные методы обеспечивают значительное сокращение временных затрат, однако из-за анализа ограниченной области, высока вероятность определения лишь локального минимума функции схожести [52].

Пирамидальная структура представления кадров (рис. 5.48) позволяет значительно сократить время обработки. В основе пирамиды, которая включает N уровней, лежит поэлементное описание исходного кадра. Каждое последующее описание кадра (последующий уровень) в общем случае представляет собой усредненное значение яркостей четырех соответствующих отсчетов предыдущего уровня. Ускорение обработки достигается за счет того, что вначале обрабатываются более высокие уровни пирамиды,

имеющие небольшие размеры. На самом верхнем уровне осуществляется построение векторов движения, а на более низких уровнях осуществляется уточнение векторов движения, вычисленных на предыдущей итерации.

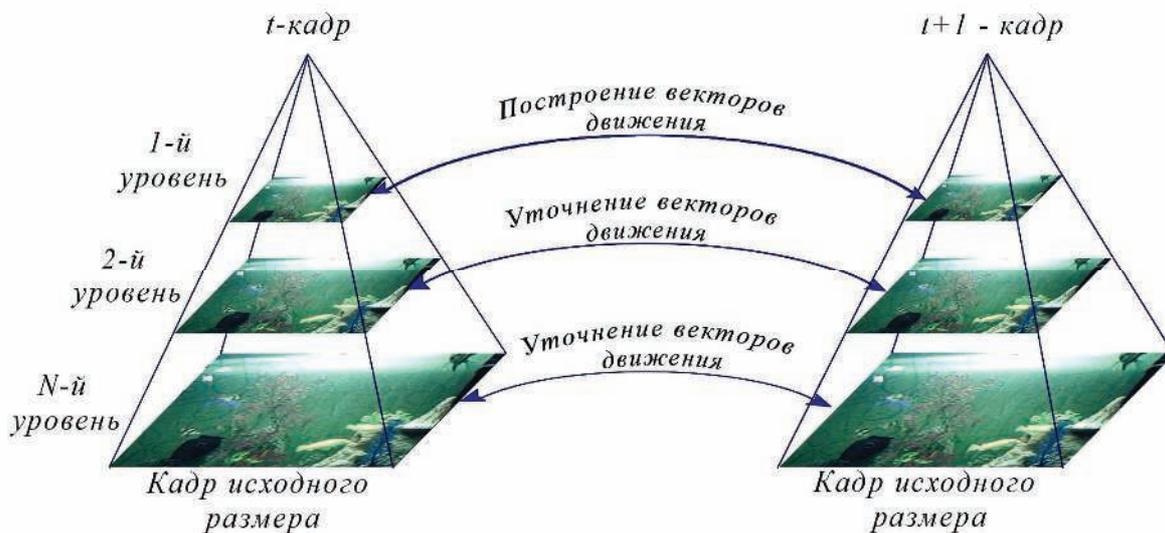


Рис. 5.48. Иерархическое представление кадров при обнаружении движения

Пример изображения кадра верхнего уровня и его предварительная карта векторов движения показаны на рисунке 5.49.



Рис. 5.49. Пример обработки кадра на верхнем уровне иерархического представления:
 а – изображение верхнего уровня;
 б – предварительная карта векторов движения на верхнем уровне

Дальнейшее совершенствование алгоритма возможно за счет повышения вероятности правильного обнаружения объектов. Для этого применяются уточнение предварительной карты векторов движения с использованием уже полученных векторов движения (рис. 5.50), причем используется аддитивная минимаксная функция схожести, и пространственная

рекурсивная медианная фильтрация поля векторов движения в пределах одного кадра (рис. 5.51).



Рис. 5.50. Кадр видеоряда с уточненными векторами движения:
а – векторы движения построены с использованием корреляционной функции;
б – векторы движения построены с использованием аддитивной минимаксной функции схожести



Рис. 5.51. Поле векторов движения кадра
после применения медианной фильтрации векторного поля:
а – векторы движения построены с использованием корреляционной функции;
б – векторы движения построены с использованием аддитивной минимаксной функции схожести

Использование пространственной медианной фильтрации векторов движения позволяет значительно уменьшить количество ложных векторов движения (см. рис. 5.51), что в целом позволит повысить эффективность локализации движущихся объектов. Однако такая процедура требует зна-

чительных временных затрат, поэтому она может применяться при реализации алгоритма лишь на аппаратных специализированных вычислительных средствах.

Чтобы соотнести области движения с объектами на кадре, необходимо выполнить процедуру локализации. Для этого надо определить свойства векторов для выделения объектов на основе анализа векторного поля.

Векторы, относящиеся к одному объекту, обладают следующими особенностями [45; 72]: располагаются в одной области кадра и образуют связную группу; являются сонаправленными и имеют схожие величины смещения по горизонтали и вертикали.

Для оценки сонаправленности векторов определяется угол α между векторами движения [72]:

$$\alpha = \arccos\left(\frac{dx_1 dx_2 + dy_1 dy_2}{\sqrt{(dx_1^2 + dy_1^2)(dx_2^2 + dy_2^2)}}\right),$$

где dx_1, dy_1, dx_2, dy_2 – проекция векторов 1 и 2 на оси координат.

Соотношение величины смещения векторов для определения их сходства с использованием минимаксной функции схожести:

$$R^M = \frac{\min(dx_1, dx_2)}{\max(dx_1, dx_2)} \cdot \frac{\min(dy_1, dy_2)}{\max(dy_1, dy_2)}.$$

Для учета связности векторов рассматривается восемь соседних векторов. Для каждого соседнего вектора проверяется угол отклонения между векторами α , который не должен превышать 90° и соотношение величины векторов $\Delta < T$, где T – пороговый уровень. Если проверка выполнена удачно, то текущий вектор относится к объекту.

Применение минимаксных функций схожести позволяет уменьшить временные затраты на обработку и улучшить разрешающую способность при обнаружении и локализации движущихся объектов на динамических изображениях методом вычисления оптического потока. Дальнейшее развитие алгоритмов обнаружения движущихся объектов на динамических изображениях представляется за счет разработки комплексных алгоритмов использующих совокупность признаков объектов и обеспечивающих удовлетворительные вычислительные затраты.

5.3. ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ГЛАВЫ 5

Пятая глава содержит результаты исследований по сокращению вычислительных затрат и повышению точности позиционирования объектов на изображениях при реализации процедуры поиска объектов на статических и динамических изображениях.

В главе сформулированы следующие научно-технические результаты:

- представлен метод поиска объектов на статических изображениях, инвариантный к повороту объекта вокруг горизонтальной оси, отличительной особенностью которого является анализ элементов главных и второстепенных диагоналей корреляционной матрицы, полученной в результате прямого матричного умножения;

- разработан подход к поиску бинарных объектов на изображении с использованием факторизации матриц; полученные результаты экспериментов по оценке реальных вычислительных затрат подтверждают их сокращение;

- предложен и исследован класс минимаксных функций схожести для обработки статических и динамических изображений. Рассмотренные функции позволяют для произвольно выбранных характеристик изображений получить нормированную величину схожести на основе последовательного определения минимума и максимума соответствующих значений анализируемых характеристик. Результаты сравнения качественных характеристик (форма и уровень боковых выбросов) разработанных функций схожести свидетельствуют об улучшенной контрастности минимаксных функций схожести и, соответственно, о возможности повышения точности позиционирования объекта на изображении;

- рассмотрен алгоритм поиска объектов на статических изображениях с использованием вейвлет-преобразования и моментных характеристик, в котором за счет использования многоуровневого анализа изображения и объекта достигается уменьшение временных затрат; за счет использования моментных характеристик вейвлет-коэффициентов повышается инвариантность алгоритма к повороту объектов; за счет применения аддитивной минимаксной функции схожести обеспечивается улучшение разрешающей способности и сокращение вычислительных затрат;

- разработан итерационный алгоритм построения фонового кадра динамической сцены. Повышение качественных характеристик фонового кадра, а следовательно и повышение эффективности обнаружения движущихся объектов, достигается за счет его обновления и использования минимаксной функции схожести.

ЛИТЕРАТУРА К ГЛАВЕ 5

1. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Pratt, W.K. Digital Image Proccesing: PIKS Inside / W.K. Pratt. – Third Edition. – John Wiley&Sons, Inc: New York, 2001.
3. Ярославский, Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: введение в цифровую оптику / Л.П. Ярославский. – М.: Радио и связь, 1987. – 296 с.
4. Абламейко, С.В. Обработка изображений: технология методов применения: учеб. пособие / С.В. Абламейко, Д.М. Лагуновский. – Минск: Амалфея, 2000. – 304 с.
5. Цивлин, И.П. Автоматическое распознавание радиолокационных изображений в бортовой РЛС / И.П. Цивлин // Радиотехника. – 2002. – № 9. – С. 43 – 50.
6. Ключко, В.К. Сравнительный анализ алгоритмов распознавания изображений объектов бортовыми РЛС / В.К. Ключко, В.В. Курилкин, И.В. Шейнина // Радиотехника. – 2003. – № 12. – С. 3 – 8.
7. Крот, А.М. Быстрые алгоритмы и программы цифровой спектральной обработки сигналов и изображений / А.М. Крот, Е.Б. Минервина. – Минск, 1995. – 407 с.
8. Макарецкий, Е.А. Телевизионные измерительные системы контроля скоростного режима дорожного движения / Е.А. Макарецкий, А.В. Овчинников, Л.Х. Нгуен // Компоненты и технологии. – 2007. – № 4. – С. 34 – 37.
9. Коротаев, В.В. Телевизионные измерительные системы / В.В. Коротаев, А.В. Краснящих. – СПб.: СПбГУ ИТМО, 2008. – 108 с.
10. Дамьяновский, В. ССТV. Библия охранного телевидения / В. Дамьяновский; пер. с англ. – М.: ООО «ИСС», 2002. – 352 с.
11. ООО «Мегапиксел». Компьютерные системы безопасности [Электронный ресурс]. – 2008. – Режим доступа: <http://www.mpixel.ru>, свободный. – Дата доступа: 20.03.08.
12. Форсайт, Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 928 с.
13. Системы технического зрения (принципиальные основы, аппаратное и математическое обеспечение) / А.Н. Писаревский [и др.]; под общ. ред. А.Н. Писаревского, А.Ф. Чернявского. – Л.: Машиностроение, Ленингр. отд-ние, 1988. – 224 с.

14. Chambon, S. Dense matching using correlation: new measures that are robust near occlusions / S. Chambon, A. Crouzil // British Machine Vision Conference, Norwich, Great Britain, Vol. 1, September 2003. – P. 143 – 152.
15. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Соифера. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
16. Brunelli, R. Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice / R. Brunelli. – John Wiley & Sons, 2009. – 348 p.
17. Ablameyko, S. Correlation Search for Binary Objects in Images by Factorizing Raster Matrices / S. Ablameyko, R. Bogush, S. Maltsev // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2002. – Vol. 12, № 3. – P. 267 – 278.
18. Хорн, Р. Матричный анализ / Р. Хорн, Ч. Джосон; пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 665 с.
19. Bogush, R. A Gray-Scale Object Correlation Detection / R. Bogush, S. Maltsev, S. Ablameyko // Proc. of the 7 Int. Conf. Pattern Recognition and Information Processing. – Minsk, 2003. – V. 1. – P. 87 – 91.
20. Bogush, R. Correlation Binary Image Processing Based on Matrix Factorisation / R. Bogush [and others] // Proc. of the 6 Int. Conf. Pattern Recognition and Information Processing. – Minsk, 2001. – V. 1. – P. 87 – 93.
21. Jain, A.K. Fundamentals of digital image processing / A.K. Jain. – Prentice Hall, 1989.
22. An Efficient Correlation Computation Method for Binary Images Based on matrix Factorisation / R. Bogush [and others] // Proc. of the 6 Int. Conf. on Document Analysis and Recognition. – Seattle, 2001. – P. 312 – 316.
23. Абламейко, С.В. Поиск бинарных объектов на изображении с использованием факторизации растровых матриц / С.В. Абламейко, Р.П. Богущ, С.В. Мальцев // Цифровая обработка информации и управление в чрезвычайных ситуациях: материалы III Междунар. конф., Минск, 28 – 30 мая 2002. – Ч. 1. – С. 63 – 68.
24. Бутаков, Е.А. Обработка изображений на ЭВМ / Е.А. Бутаков, В.И. Островский, И.Л. Фадеев. – М.: Радио и связь, 1987. – 240 с.
25. Старовойтов, В.В. Локальные геометрические методы цифровой обработки и анализа изображений / В.В. Старовойтов. – Минск: ИТК НАН Беларуси, 1997. – 284 с.
26. Абламейко, С.В. Корреляционная обработка информации и ее применение / С.В. Абламейко, С.В. Мальцев, Р.П. Богущ // Проблемы проектирования и производства радиоэлектронных средств: материалы III Междунар. конф., Новополоцк, 26 – 28 мая 2004 г. – Т. 2. – С. 3 – 9.

27. Абламейко, С.В. Корреляционная обработка сигналов и изображений / С.В. Абламейко, С.В. Мальцев, Р.П. Богущ // Вестн. Полоц. гос. ун-та. Серия С. Фундаментальные науки. – 2005. – № 4. – С. 45 – 54.
28. Абламейко, С.В. Минимаксная функция схожести для обработки статических и динамических изображений / С.В. Абламейко, Р.П. Богущ, С.В. Мальцев // Обработка информации и управление в чрезвычайных и экстремальных ситуациях: докл. V Междунар. конф., Минск, 24 – окт. 2006 г. – Ч. 2. – С. 35 – 39.
29. Bogush, R. Minimax Criterion of Similarity for Video Information Processing / R. Bogush, S. Maltsev // Control and Communications: Proc. of IEEE Int. Conf., Tomsk, April 20 – 21, 2007 / Tomsk Polytechnic University. – Tomsk, 2007. – P. 120 – 126.
30. Богущ, Р.П. Обнаружение и локализация объектов на статических изображениях с использованием минимаксных функций схожести / Р.П. Богущ // Вестн. Полоц. гос. ун-та. Серия С. Фундаментальные науки. – 2007. – № 9. – С. 109 – 114.
31. Tsai, D.-M. The Evaluation of Normalized Cross Correlations for Defect Detection / D.-M. Tsai, Ta L. Chien, J.-F. Chen // Pattern Recognition Letters. – 2003. – Vol. 24, № 15. – P. 2525 – 2535.
32. Tsai, D.M. Rotation-invariant Pattern Matching Using Wavelet Decomposition / D.M. Tsai, H.D. Cheng // Pattern Recognition Letters. – 2002. – Vol. 74, № 1 – 3. – P. 191 – 201.
33. Goswami, J.C. Fundamentals of Wavelets: Theory, Algorithms and Application / J.C. Goswami, A.K. Chan. – Texas A&M University, 1999. – 306 p.
34. Chen, G. Applications of Wavelet Transforms in Pattern Recognition and Denoising / G. Chen; Concordia University. – Montreal, Canada, 1999. – 120 p.
35. Kingsbury, N.G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals / N.G. Kingsbury // Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis. – May 2001. – Vol. 10, no 3. – P. 234 – 253.
36. Cohen, I. Orthonormal shift-invariant wavelet packet decomposition and representation / I. Cohen, S. Raz, D. Malah // Technical Report, EE PUB No. 953, Technion – Israel Institute of Technology. – Haifa, Israel, Jan. 1995.
37. Bogush, R. Object Detection Using Wavelet Transform / R. Bogush, S. Maltsev, A. Aniskovich // Proc. of the 8 Int. Conf. Pattern Recognition and Information Processing. – Minsk, 2005. – P. 307 – 310.
38. Богущ, Р.П. Обнаружение полутоновых объектов на изображении на основе вейвлет-преобразования / Р.П. Богущ, С.В. Мальцев, А.А. Аниськович // Вестн. Полоц. гос. ун-та. Серия С. Фундаментальные науки. – 2005. – № 4. – С. 69 – 74.

39. Павлидис, Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений / Т. Павлидис; пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1986. – 399 с.
40. Bahgat, S.F. Automatic video tracking using advanced positive frame difference predicted window technique / S.F. Bahgat [Electronic resource]. – 2004. – Mode of access: http://www.ijicis.net/Vol4_No2No8.pdf.
41. Evaluation of Motion Detection Techniques for Video Surveillance, in Information, Decision and Control / M. Fettke [and others] [Electronic resource]. – 2002. – Mode of access: www.aprs.org.au/dicta2002/dicta2002_proceedings/Fettke330.pdf.
42. Lucas, B.D. An iterative image registration technique with an application to stereo vision / B.D. Lucas, T. Kanade // Proceedings of Imaging understanding workshop, 1981. – P. 121 – 130.
43. Verri, A. Motion Field and Optical Flow: Qualitative Properties / A. Verri, T. Poggio // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1989. – 11. – 5. – P. 490 – 498.
44. Kanade meets Horn/Schunck: combining local and global optic flow methods / A. Bruhn [and others] // International Journal of Computer Vision. – 2005. – V. 61, № 3. – P. 211 – 231.
45. Лукьяница, А.А. Цифровая обработка видеоизображений / А.А. Лукьяница, А.Г. Шишкин. – М.: «Ай-Эс-Эс Пресс», 2009. – 518 с.
46. Садыхов, Р.Х. Модификация алгоритма Хона – Шунка для выделения в видеопотоке движущихся людей / Р.Х. Садыхов, П.Г. Мельников // Весці НАН Беларусі. Серыя фіз.-тэхн. навук. – 2006. – № 4. – С. 93 – 97.
47. Comparison of background models for video surveillance / M.P. Fettke [and others] // Proceedings of the Sixth Digital Image Computing: Techniques and Applications conference, Jan. 21 – 22 2002, Melbourne, Australia. – P. 330 – 335.
48. Нужный, С.П. Детектор движения в цифровой системе охранного видеонаблюдения / С.П. Нужный, Н.И. Червяков // Электронный Интернет-журнал Graphicon [Электронный ресурс]. – 2007. – Режим доступа: www.graphicon.ru/2007/proceedings/Papers/Paper_7.pdf, свободный. – Дата доступа: 13.02.08.
49. Lucas, B. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision / B. Lucas, T. Kanade // Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence, 1981. – P. 674 – 679.
50. Tomasi, C. Detection and Tracking of Point Features / C. Tomasi, T. Kanade // Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132. – 1991. – 22 p.

51. Shi, J. Good Features to Track / J. Shi, C. Tomasi // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 1994. – P. 593 – 600.
52. Обзор блочных методов оценки движения в цифровых видеосигналах / С.В. Гришин [и др.] // Программные системы и инструменты: темат. сб. – М.: Изд-во фак. ВМиК МГУ, 2008. – № 9. – С. 50 – 62.
53. Стрельников, К.Н. Исследование и разработка алгоритмов для решения задачи устойчивого видеослежения в больших помещениях: автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук: 05.13.11 / К.Н. Стрельников; Ин-т прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН. – М., 2009. – 22 с.
54. Hou, Z.Q. A Background Reconstruction Algorithm Based on Pixel Intensity Classification in Remote Video Surveillance System / Z.Q. Hou, C.Z. Han // Proc. of 7th Int. Conf. on Information Fusion, Stockholm, Sweden, p. 754 – 759, June 28 to July 1 2004 [Electronic resource]. – 2004. – Mode of access: www.fusion2004.foi.se/papers/IF04-0754.pdf. – Date of access: 21.04.08.
55. Cheung, S.-C. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video / S.-C. Cheung, C. Kamath // Video Communications and Image Processing, vol. 5, pp. 881 – 892, January 2004 [Electronic resource]. – 2004. – Mode of access: www.llnl.gov/CASC/sapphire/pubs/UCRL-CONF-200706.pdf. – Date of access: 21.04.08.
56. A background model initialization algorithm for video surveillance / D. Gutchess [and others] // Proc. of the 8th Int. Conf. on Computer Vision, Vancouver, BC, Canada, July 2001. – Vol. 1. – P. 733 – 740.
57. Davis, J.W. Background-subtraction using contour-based fusion of thermal and visible imagery / J.W. Davis, Vinay Sharma // Computer Vision and Image Understanding, vol. 106, pp. 162 – 182, May 2007 [Electronic resource]. – 2007. – Mode of access: www.cse.ohio-state.edu/~jwdavis/Publications/cviu07.pdf. – Date of access: 12.03.08.
58. Ardo, H. Adaptive Background Estimation using Intensity Independent Features / H. Ardo, R. Berthilsson // Proc. of Int. Conf. British Machine Vision Conference, vol. 3, pp. 1069 – 1078, Edinburgh, Sept. 4 – 7 2006 [Electronic resource]. – 2006. – Mode of access: www.macs.hw.ac.uk/~bmvc2006/papers/354.pdf. – Date of access: 12.03.08.
59. Абдуллин, Ю.Э. Формирование кадра фона в задаче обнаружения движения системами технического зрения / Ю.Э. Абдуллин // Электронный научный журнал «Исследовано в России» [Электронный ресурс]. – 2007. – Режим доступа: <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2007/124.pdf>, свободный. – Дата доступа: 12.12.07.

60. Harwood, D. A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection / D. Harwood, T. Horprasert, L.S. Davis // Proc. of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision Frame Rate Workshop (ICCV '99), Kerkyra, Greece, 1999. – P. 1 – 19.
61. Zivkovic, Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction / Z. Zivkovic // Int. Conf. Pattern Recognition. – 2004. – Vol. 2. – P. 28 – 31.
62. Ганов, В. Сегментация движущихся объектов в видеопотоке / В. Ганов, А. Конушин // Компьютерная графика и мультимедиа. Сетевой журнал [Электронный ресурс]. – 2007. – Режим доступа: <http://cgm.computer-graphics.ru/content/view/67>, свободный. Дата доступа: 12.12.07.
63. Background Information Fusion and its Application in Video Target Tracking / Y. Chen [and others] // Proc. of 7th Int. Conf. on Information Fusion, Stockholm, Sweden, pp. 747 – 753, June 28 to July 1 2004 [Electronic resource]. – 2004. – Mode of access: www.macs.hw.ac.uk/bmvc2006/papers/354.pdf. – Date of access: 12.03.08.
64. Automatic moving object and background separation / A. Neri [and others] // Signal Processing. – 1998. – № 66(2). – P. 129.
65. Способ построения опорного кадра для детектирования динамических объектов в системах видеонаблюдения: пат. 11702, МПК G 06 F 7/00 / М.Ф. Михальченко, Р.П. Богущ. – № а 20070895; заявл. 16.07.2007; опубл. 30.03.2009 // Афіцыйны бюл. / Дзярж. пат. ведамства Рэсп. Беларусь. – 2009. – № 1. – С. 26.
66. Bogush, R. Background Reconstruction Based on Iterative Algorithm for Video Surveillance Systems / R. Bogush, N. Brovko, S. Maltsev // Neural Networks and Artificial Intelligence (ICNNAI'2008): Proc. of the 5 Int. Conf., Minsk, May 27 – 30, 2008 / Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics. – Minsk, 2008. – P. 40 – 44.
67. Bogush, R. Moving Object Detection and Tracking in Video Streams Based on Minimax Similarity Function / R. Bogush, N. Brovko // Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2009): Proc. of the 10 Int. Conf., Minsk, May 19 – 21, 2009 / Belarusian State University. – Minsk, 2009. – P. 243 – 246.
68. Motion Detection and Tracking Algorithms in Video Streams / R. Bogush [and others] // VNU Journal of Science, Mathematics – Physics. – 2009. – Vol. 25, № 3. – P. 143 – 151.

69. Комбинированный алгоритм обнаружения динамических объектов на видеопоследовательностях / Р.П. Богуш [и др.] // Проблемы проектирования и производства радиоэлектронных средств: материалы V междунар. науч. конф., Новополоцк, 29 – 30 мая 2008 г. / Полоц. гос. ун-т; редкол.: С.В. Абламейко [и др.]. – Новополоцк, 2008. – Т. 3: Информатика. – С. 48 – 51.
70. Motion Detection and Tracking Algorithms in Video Streams / R. Bogush [and others] // WORKSHOP PHƯƠNG PHÁP GIẢI TÍCH HIỆN ĐẠI TRONG ỨNG DỤNG (tại Hà Nội 20 – 21.05.2010) & HỘI THẢO KHOA HỌC CÁC CHUYÊN ĐỀ TOÁN OLYMPIC (tại Ba Vì 22 – 23.05.2010), Hà Nội- Ba Vì, ngày 20 – 23.05.2010. – P. 3 – 9.
71. Богуш, Р.П. Обнаружение и трассировка движущихся объектов в интеллектуальных телевизионных системах / Р.П. Богуш, С.В. Мальцев, Н.В. Бровко // 4-я Междунар. науч. конф. по военно-техническим проблемам, проблемам обороны и безопасности, использованию технологий двойного применения: тез. докл., Минск, 20 – 21 мая 2009; ГУ «БелИСА». – Минск, 2009. – С. 85 – 88.
72. A Fast Adaptive Motion Estimation Algorithm / A. Ishfaq [and others] // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. – 2006. – Vol. 16, № 3. – P. 420 – 438.
73. Обухова, Н.А. Методы видеонаблюдения, сегментации и сопровождения движущихся объектов: автореф. дис. ... д-ра техн. наук: 05.12.04 / Н.А. Обухова; С.-Петерб. гос. электротехн. ун-т «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина). – М., 2008. – 34 с.
74. Ламовский, Д.В. Методы и алгоритмы обработки и анализа динамических изображений для идентификации лиц и мониторинга людских потоков в системах видеонаблюдения: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.13.15 / Д.В. Ламовский; Бел. гос. ун-т информатики и радиоэлектроники. – Минск, 2009. – 22 с.