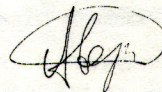


АВЕРБУХ Михаил Леонидович



**Информационные модели
многоуровневой обработки изображений**

Специальность 05.13.17 – «Теоретические основы информатики»

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Работа выполнена на кафедре «Вычислительная техника»
Нижегородского государственного технического университета (НГТУ)

Научный руководитель:

доктор технических наук, профессор УТРОБИН В.А.

Официальные оппоненты:

- доктор технических наук, профессор, чл.-корр. РАИН, зав. кафедрой теории цепей и телекоммуникаций Нижегородского государственного технического университета КРЫЛОВ В.В.
- кандидат технических наук, доцент ХРАНИЛОВ В.П.

Ведущая организация:

ФГУП «Буревестник»

Защита состоится « 10 » июня 2004 г. в 11 часов
на заседании диссертационного совета № Д 212.165.05
при Нижегородском государственном техническом университете
по адресу 603600, г. Нижний Новгород, ГСП-41, ул. Минина, 24, НГТУ.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Нижегородского государственного
технического университета.

Автореферат разослан « 6 » июня 2004 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
кандидат технических наук



А.П. Иванов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы

Одной из фундаментальных проблем современности является проблема зрительного восприятия. Возникнув очень давно, она является актуальной и в настоящее время, ибо изображение является естественным средством взаимодействия человека и окружающего его мира; изображение является естественным средством общения человека и машины в любых системах обработки, анализа и контроля.

Вопросы обработки, анализа и распознавания изображений получили фундаментальное развитие в работах научных коллективах Вычислительного центра РАН, Института проблем передачи информации РАН, Института систем обработки изображений РАН, Института прикладной математики и кибернетики при Нижегородском госуниверситете и др. Значительный вклад в решение проблемы распознавания изображений внесли М.А. Айзерман, Э.М. Браверман, В.Н. Вапник, Ю.Г. Васин, А.И. Галушкин, А.Л. Горелик, И.Б. Гуревич, Р. Дуда, Ю.И. Журавлев, Н.Г. Загоруйко, В.В. Кондратьев, Д. Марр, М. Минский, Ю.И. Неймарк, С. Пейперт, К.В. Рудаков, Ф. Розенblatt, А. Розенфельд, В.А. Сойфер, В.А. Утробин, Р. Фишер, К. Фу, П. Харт, М.И. Шлезингер и другие российские и зарубежные ученые.

Развитие современных средств компьютерной техники и информационных технологий способствует широкому внедрению в практику систем автоматической обработки изображений.

Одной из актуальных проблем, стоящей перед разработчиками таких систем является узнавание предъявляемом изображении априори известных эталонных образов, особенно при высоком уровне шума в анализируемом изображении и в реальном масштабе времени. Именно невозможность успешно функционировать при наличии высокого уровня шума в изображениях ограничивает возможности использования существующих в настоящее время систем автоматической обработки изображений.

Другой не менее актуальной проблемой является координатное описание анализируемой информации, под которым понимается соответствие систем координат различных уровней представления данных. В широком смысле координатное соответствие есть взаимно-однозначная связь объекта изображения на множестве уровней разложения на пирамиде описания и принятия решений. В узком смысле – соответствие объекта и его эталона на i -ом уровне разложения. Возникновение этой проблемы связано с необходимостью обработки изображений в условиях априорной неопределенности их системы координат. Несоответствие системы координат исходного изображения с системами координат эталонных образов, хранящихся в памяти, приводит к невозможности обработки таких изображений. Поэтому, в настоящее время, актуальна задача совмещения систем координат исходного изображения и эталонных образов. Данная задача особо проблематична в системах обработки изображений, функционирующих в реальном масштабе времени, так как большинство существующих методов совмещения координатных систем при обработке изображений требуют значительных вычислительных затрат.

Цель работы

Целью работы является разработка информационной модели многоуровневой обработки изображений.

На защиту выносятся:

1. Информационная модель пирамидальной координатной системы в представлении на плоскость.
2. Информационная модель определения взаимного расположения объектов на разных уровнях разложения с использованием пирамидальной координатной системы.

3. Информационная модель определения взаимного расположения объектов на одном уровне разложения с использованием пирамидальной координатной системы.
4. Процедуры установления координатного соответствия между различными изображениями через рассмотрение всех случаев изоморфных преобразований исходного изображения.
5. Информационная модель уровня страницы текста при многоуровневой обработке изображений.
6. Информационная модель уровня строк и букв при многоуровневой обработке изображений.

Методы исследования

Работа базируется на методах распознавания образов, теории активного восприятия, системного анализа, математического моделирования, анализа и синтеза изображений, теории групп и теории вычислительных систем.

Научная новизна

Научная новизна работы состоит в следующем:

1. Решена задача построения пирамидальной координатной системы в представлении на плоскость.
2. Разработана информационная модель определения взаимного расположения объектов на разных уровнях разложения с использованием пирамидальной координатной системы.
3. Разработана информационная модель определения взаимного расположения объектов на одном уровне разложения с использованием пирамидальной координатной системы.
4. Решена задача установления координатного соответствия между различными изображениями на множестве изоморфных преобразований исходного изображения и выработаны меры по их устранению с целью совмещения систем координат исходного и эталонного изображений.
5. Разработана информационная модель уровня страницы текста и уровня строк и букв при многоуровневой обработке изображений.
6. Разработана информационная модель обработки изображений объектов при их частичном стирании.

Практическая ценность

На базе разработанных информационных моделей и методик решены следующие прикладные задачи:

1. Разработаны процедуры определения взаимного расположения объектов изображения как на одном, так и на разных уровнях разложения с использованием пирамидальной координатной системы.
2. Разработаны алгоритмы подавления искажений, возникающих ввиду воздействия на анализируемое изображение всех видов изоморфных преобразований.
3. Разработана процедура формирования гипотез в процессе узнавания частично стертых изображений объектов.
4. Разработаны алгоритмы анализа изображений, содержащих текстовую информацию.
5. Разработаны алгоритмы узнавания изображений на произвольных шумах в реальном масштабе времени.
6. Разработана процедура формирования гипотез о результатах узнавания на ранних стадиях процесса узнавания.

Реализация результатов работы

Результаты исследований по многоуровневой обработке изображений реализованы в программном продукте НИР «Теоретические исследования и машинное моделирование процессов узнавания изображений на произвольных шумах», финансируемых по программе РФФИ (проекты №01-01-00452, №01-01-00459), а также в учебном процессе Нижегородского государственного технического университета.

Апробация работы

Основные положения диссертационной работы были апробированы на 6 научных конференциях:

- Научно-техническая конференция факультета информационных систем и технологий (Нижний Новгород, 1999);
- Всероссийская научно-техническая конференция ИСТ-2001 (Нижний Новгород, 2001);
- Региональный молодежный научно-технический форум «Будущее технической науки Нижегородского региона» (Нижний Новгород, 2002);
- Всероссийская научно-техническая конференция ИСТ-2002 (Нижний Новгород, 2002);
- Всероссийская научно-техническая конференция ИСТ-2003 (Нижний Новгород, 2003);
- II Региональная молодежная научно-техническая конференция «Будущее технической науки Нижегородского региона» (Нижний Новгород, 2003).

Публикации

По материалам диссертации опубликовано 11 научных работ, в том числе 5 статей.

Структура и объем диссертации

Основной текст диссертации состоит из введения, пяти глав, заключения, библиографического списка и приложения, содержит 147 страниц машинописного текста, 82 рисунка, 16 таблиц и библиографию из 130 наименований.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении рассматривается актуальность, цель и задачи исследований, научная новизна и практическая ценность результатов диссертационной работы, апробация работы, публикации, объем и структура диссертации.

В первой главе проводится аналитический обзор состояния проблемы узнавания, в ней приводятся общие положения принципов обработки изображений, активного восприятия, пирамидальной обработки визуальной информации, изложены основные положения теории активного восприятия. По результатам анализа поставлена цели и задачи, подлежащие решению.

Вторая глава посвящена разработке информационной модели пирамидальной координатной системы в представлении на плоскость.

В любых алгоритмах, разработанных на базе теории активного восприятия, будь то алгоритмы узнавания, сегментации и др., геометрическим элементом является та или иная подобласть изображения, которая лишь на последнем уровне разложения представляет собой пиксель исходного изображения. Обычные координатные системы на плоскости (прямоугольная, радиальная и т.д.) наделяют любую точку координатами, и таким образом не могут отразить специфики работы с изображениями в рамках теории активного восприятия. Поэтому вычисления, необходимые для определения взаимного расположения подобластей получаются достаточно громоздкими, особенно с учетом различных комбинаций. Таким образом, координатная система, которая была бы удобна с точки зрения использования в алгоритмах, основывающихся на базе теории активного восприятия, должна

оперировать не с понятием математической точки, а с понятием подобласти изображения, представленной точкой, имеющей визуальную массу подобласти.

Разложение изображения в соответствии с теорией активного восприятия происходит в виде пирамиды: сначала система фильтров F_i (рис. 1) накладывается на все изображение, затем, изображение делится на 16 частей, и на каждую из них опять накладывается система фильтров (рис. 2).

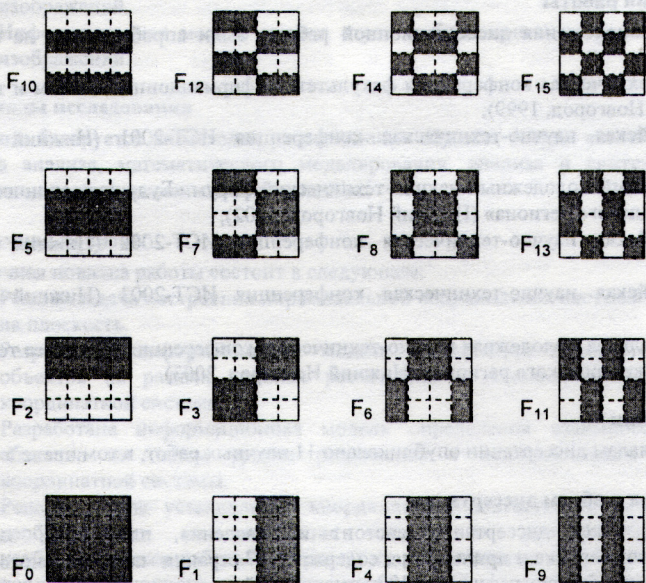


Рис. 1.

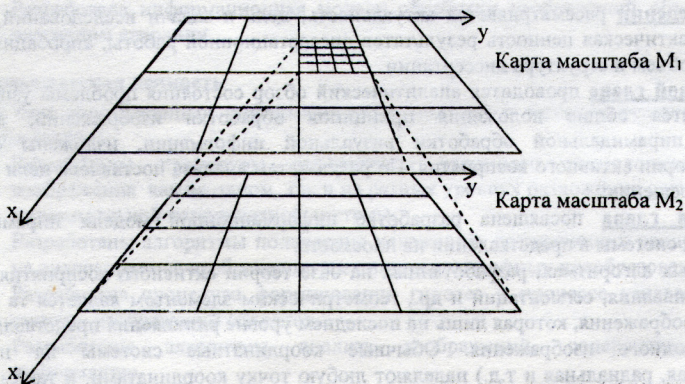


Рис. 2.

Таким образом, в пространстве изображения на каждом уровне образуется множество подобластей изображения, на которые накладываются фильтры. Это множество назовем *картой изображения* на данном уровне. Тогда множество карт на множестве уровней есть *атлас изображения*.

На основе данного принципа построим систему координат следующим образом:

1. Так как на первом уровне карта изображения состоит только из одной области, то любая подобласть изображения на любом уровне будет относиться к этой области (лежать внутри), поэтому для обозначения координаты области карты первого уровня будем использовать пустую последовательность координат (\emptyset) (цепочку координат нулевой длины).
2. Карта второго уровня содержит 16 подобластей, таким образом, для обозначения координат подобластей этого уровня будем использовать в качестве координаты номер подобласти (n) (пока порядок нумерации подобластей не важен).
3. Карта третьего уровня содержит $16 \times 16 = 256$ подобластей, и в качестве координат этих подобластей будем использовать координату с карты предыдущего уровня и номер подобласти внутри подобласти предыдущего уровня. Таким образом, на этом уровне у нас будет по 16 подобластей имеюшие одинаковые номера, но сочетание координаты на карте предыдущего уровня с номером подобласти этой карты будет уникальными. Получившиеся координаты будем записывать следующим образом: (n, m) .
4. Карты последующих уровней будут содержать все большее число подобластей, но в сочетании с координатами на карте предыдущего уровня, будем иметь разбиение каждой подобласти карты предыдущего уровня на 16 подобластей, которые необходимо пронумеровать и этот номер добавить в качестве еще одной координаты к координатам карты предыдущего уровня. Таким образом, число координат в цепочке координат будет на одно меньше чем номер уровня карты, к которой относится данная подобласть.

В результате в целом получили координатное дерево, на котором можно задать координатные цепочки (пути). Это координатное дерево, соответственно, будет обладать следующими особенностями: во-первых, длина цепочки напрямую зависит от количества рассматриваемых уровней разложения; во-вторых, точность указания подобласти соответствует точности сегментации, узнавания и т.д. на данном уровне разложения. Но наиболее важной особенностью такой координатной системы является то, что для случая, когда один объект является частью другого, координатная цепочка меньшего объекта (рассматриваемого на карте более поздних уровней) будет состоять из координатной цепочки большего объекта (рассматриваемого на карте более раннего уровня) и «окончания» цепочки, которое в свою очередь будет указывать где внутри большего объекта находится меньший. Полученное координатное дерево отражает структуру пирамидальное координатной системы, моделирующей атлас карт в представлении на плоскость.

Таким образом, для определения нахождения одного объекта внутри другого, необходимо выполнить сравнение цепочек их координат и определить содержит ли более длинная из них более короткую.

Другими словами, использование рассматриваемой координатной системы в алгоритмах, построенных на базе теории активного восприятия, позволяет решить задачу стратегии восприятия с точки зрения определения подобластей интереса и взаимного расположения объектов на изображении, относящихся к разным уровням разложения изображения.

Рассмотрим теперь нумерацию 16 элементов планигона на каждом из уровней разложения изображения, т.е. соответствие между элементами координатной цепочки и 16 частями планигона. Введем на планигоне двоичную нумерацию подобластей, напоминающую рефлексный двоичный код, представленную на рис. 3.

	0100 ₂	0110 ₂	1110 ₂	1100 ₂
4 ₁₀		6 ₁₀	14 ₁₀	12 ₁₀
	0101 ₂	0111 ₂	1111 ₂	1101 ₂
5 ₁₀		7 ₁₀	15 ₁₀	13 ₁₀
	0001 ₂	0011 ₂	1011 ₂	1001 ₂
1 ₁₀		3 ₁₀	11 ₁₀	9 ₁₀
	0000 ₂	0010 ₂	1010 ₂	1000 ₂
0 ₁₀		2 ₁₀	10 ₁₀	8 ₁₀

Рис. 3.

Подобно коду Грея, такая нумерация обладает тем свойством, что соседние элементы отличаются только одним разрядом, причем с учетом гладкой склейки. Это позволяет достаточно просто находить 4s- и 8s-связные области изображения.

Две подобласти изображения являются 4s-связными, если они имеют общую сторону. Если речь идет о 4s-связности с учетом гладкой склейки, то это означает, что самый левый и самый правый столбцы планигона, а также самая верхняя и самая нижняя строка планигона являются соседними, т.е. имеют общую сторону.

Необходимым и достаточным условием 4s-связности с учетом гладкой склейки является различие в номерах подобластей планигона только в одном двоичном разряде. Для случая же определения 4s-связности без учета гладкой склейки, необходимо выполнить соответствующую дополнительную проверку.

Две подобласти изображения являются 8s-связными, если они имеют хотя бы одну общую вершину. Как и в случае 4s-связности, если речь идет о 8s-связности с учетом гладкой склейки, то это означает, что самый левый и самый правый столбцы планигона, а также самая верхняя и самая нижняя строка планигона являются соседними, т.е. имеют общую сторону, а, следовательно, и вершину.

Необходимым и достаточным условием 8s-связности с учетом гладкой склейки является различие в номерах подобластей планигона только в одном или только в двух подряд идущих двоичных разрядах, считая первый и последний разряды соседними. Для случая же определения 8s-связности без учета гладкой склейки, необходимо выполнить соответствующую дополнительную проверку.

Каждый двоичный разряд получающейся цепочки определяет принадлежность подобласти к той или иной половине всей рассматриваемой области, постепенно сужая размеры этой подобласти, при необходимости, вплоть до пикселя исходного изображения. Первый из четырех двоичных разрядов (рис. 3) определяет принадлежность подобласти левой или правой частям планигона, а второй разряд – верхней или нижней части планигона. А затем, для следующих двух разрядов наблюдается рефлексность направлений, своя для каждого из 4 углов планигона.

В третьей главе решается задача установления координатного соответствия между различными изображениями через рассмотрение всех случаев изоморфных преобразований исходного изображения и выработки меры по их устранению с целью совмещения систем координат исходного и эталонного изображений.

В параграфе 3.1 рассматривается постановка задачи установления координатного соответствия между различными изображениями, описывается формальная модель преобразований на плоскости. Задача установления координатного соответствия разбивается на 3 подзадачи:

1. Координатное совмещение при параллельном переносе.

2. Координатное совмещение при повороте.
3. Координатное совмещение при изменении масштаба.

Выбор этих трех частных случаев определяется двумя обстоятельствами:

1. Каждое из приведенных выше преобразований имеет простой и наглядный геометрический смысл.
2. Согласно аналитической геометрии, любое преобразование, связанное с изменением системы координат всегда можно представить как последовательное исполнение (суперпозицию) простейших преобразований типа параллельного переноса, поворота и изменения масштаба (или части этих преобразований).

Параграф 3.2 посвящен разработке информационной модели компенсации параллельного переноса. В качестве способа компенсации параллельного переноса распознаваемого изображения относительно эталонного изображения, используется система координат, начало которой приходится на центр тяжести изображения.

Так как, в нашем случае, начало системы координат соответствует центру рецепторного поля – центру анализируемой области изображения, то совмещением начала координат с центром тяжести изображения является центрирование изображения. Центрирование изображения достигается путем анализа значений компонентов вектора разложения $\mu_1, \mu_2, \mu_4, \mu_5$ на филътрах в соответствии с теорией активного восприятия.

По знаку μ_1 и μ_2 определяется направление перемещения рецепторного поля, а по абсолютным величинам значений μ_4 и μ_5 – мера центрирования.

Отрицательные значения μ_1 и μ_2 означают необходимость перемещения изображения соответственно вправо и вверх, либо перемещения рецепторного поля соответственно влево и вниз. Аналогично, положительные значения μ_1 и μ_2 означают необходимость перемещения изображения соответственно влево и вниз, либо перемещения рецепторного поля соответственно вправо и вверх. Процесс завершается при нулевых значениях μ_1 и μ_2 , либо при смене их знака на противоположный. Во втором случае выбирается то положение, которое соответствует максимальным абсолютным значениям μ_4 и μ_5 .

Таким образом, центрирование изображения происходит за несколько шагов. На каждом шаге вычисляются компоненты вектора разложения изображения μ_1, μ_2, μ_4 и μ_5 , а по ним вычисляются необходимые смещения анализируемой области Δx_i и Δy_i относительно предыдущего шага. В результате алгоритм центрирования имеет следующий вид:

$$Cx_i = |\mu_4|, \quad (1)$$

$$\Delta x_0 = \text{Sign } \mu_1, \quad (2)$$

$$\Delta x_i = \begin{cases} \text{Sign } \mu_1 & , \text{ если } \Delta x_{i-1} \cdot \mu_1 \geq 0 \\ 0 & , \text{ если } \Delta x_{i-1} \cdot \mu_1 < 0, Cx_i \geq Cx_{i-1} \\ -\Delta x_{i-1} & , \text{ если } \Delta x_{i-1} \cdot \mu_1 < 0, Cx_i < Cx_{i-1} \end{cases}, \quad (3)$$

$$Cy_i = |\mu_5|, \quad (4)$$

$$\Delta y_0 = \text{Sign } \mu_2, \quad (5)$$

$$\Delta y_i = \begin{cases} \text{Sign } \mu_2 & , \text{ если } \Delta y_{i-1} \cdot \mu_2 \geq 0 \\ 0 & , \text{ если } \Delta y_{i-1} \cdot \mu_2 < 0, Cy_i \geq Cy_{i-1} \\ -\Delta y_{i-1} & , \text{ если } \Delta y_{i-1} \cdot \mu_2 < 0, Cy_i < Cy_{i-1} \end{cases}, \quad (6)$$

где

$$\text{Sign}(x) = \begin{cases} 1 & , \text{ если } x > 0 \\ -1 & , \text{ если } x < 0 \\ 0 & , \text{ если } x = 0 \end{cases}, \quad (7)$$

Условие завершения процесса центрирования:

$$\Delta x_i = 0 \text{ и } \Delta y_i = 0. \quad (8)$$

В параграфе 3.3 разрабатывается информационная модель компенсации поворота. Приводятся методы компенсации поворота на углы кратные 90° и определения поворота на углы некратные 90° .

Отследить поворот анализируемого изображения относительно эталонного представляется возможным путем вращения рецепторного поля. Однако, на практике возможность получения одного и того же изображения под разными углами встречается редко. Для решения этой проблемы возможно применение стандартных цифровых методов поворота изображения, однако их применение связано со значительным вычислительными затратами.

Более эффективный способ заключается во вращении самой системы фильтров. В случае поворота системы фильтров на 90° , каждый фильтр следует повернуть на рассматриваемый угол относительно центра фильтра. Полученный в результате такого поворота фильтр может совпадать с исходным фильтром, а может измениться (рис. 4). Однако, в любом случае, полученный в результате вращения фильтр будет совпадать с одним из фильтров системы с точностью до знака (инверсии). Аналогичная ситуация возникает и в случае поворота системы фильтров на 180° и 270° .

Таким образом, для получения результатов разложения некоторого изображения, повернутого на угол кратный 90° относительно исходного изображения, достаточно иметь результаты разложения исходного изображения, а затем выполнить пересчет в соответствии с таблицей 1. Другими словами, о повороте распознаваемого изображения относительно эталонного изображения на углы кратные 90° можно судить по узнаванию в изображении повернутого эталонного изображения, либо по узнаванию в повернутом изображении эталонного.

Таблица 1.

Компонент вектора разложения	Поворот против часовой стрелки		
	90°	180°	270°
μ_0	μ_0	μ_0	μ_0
μ_1	μ_2	$-\mu_1$	$-\mu_2$
μ_2	$-\mu_1$	$-\mu_2$	μ_1
μ_3	$-\mu_3$	μ_3	$-\mu_3$
μ_4	μ_5	μ_4	μ_5
μ_5	μ_4	μ_5	μ_4
μ_6	$-\mu_7$	$-\mu_6$	μ_7
μ_7	μ_6	$-\mu_7$	$-\mu_6$
μ_8	μ_8	μ_8	μ_8
μ_9	μ_{10}	$-\mu_9$	$-\mu_{10}$
μ_{10}	$-\mu_9$	$-\mu_{10}$	μ_9
μ_{11}	$-\mu_{12}$	μ_{11}	$-\mu_{12}$
μ_{12}	$-\mu_{11}$	μ_{12}	$-\mu_{11}$
μ_{13}	μ_{14}	$-\mu_{13}$	$-\mu_{14}$
μ_{14}	$-\mu_{13}$	$-\mu_{14}$	μ_{13}
μ_{15}	$-\mu_{15}$	μ_{15}	$-\mu_{15}$

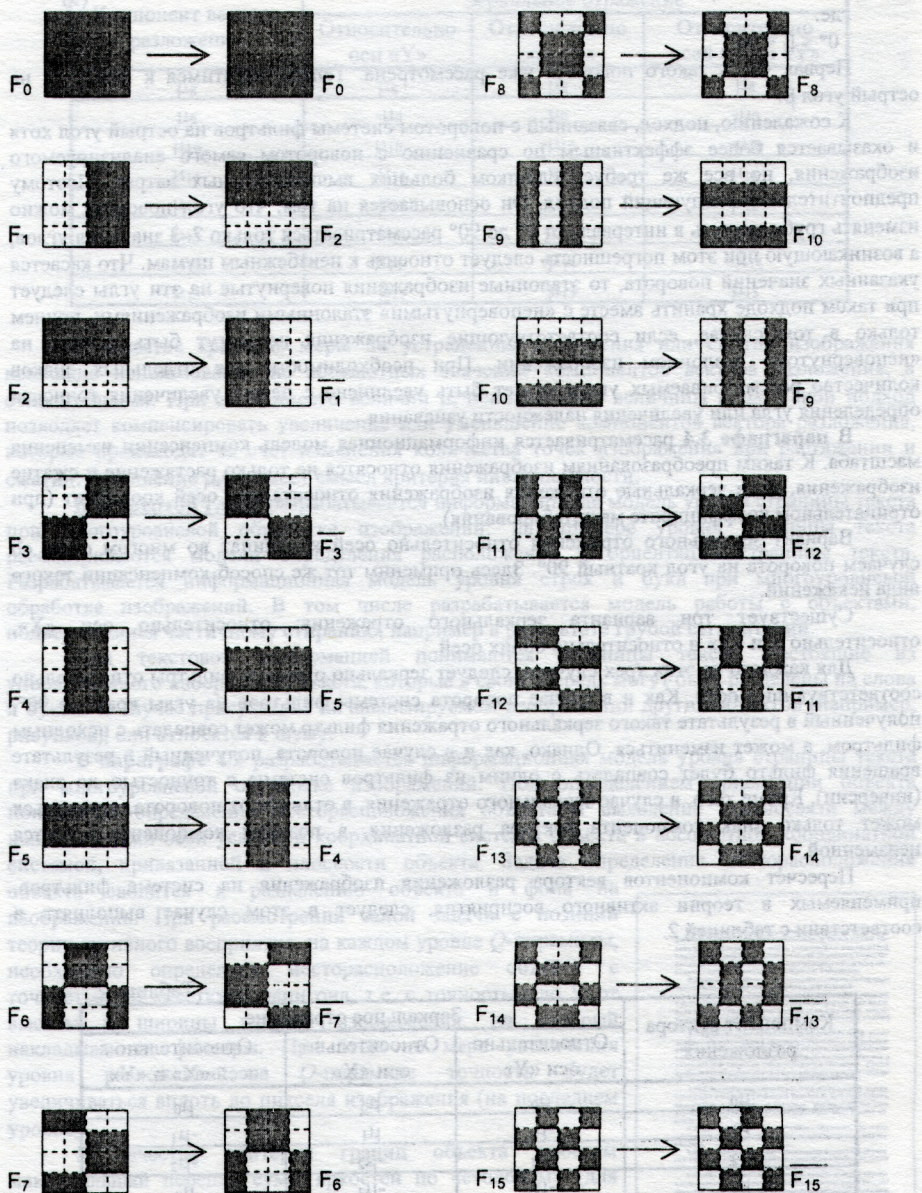


Рис. 4.

Поворот исходного изображения на произвольный угол α будем рассматривать как поворот на угол кратный 90° и поворот на острый угол β :

$$\alpha = 90^\circ \cdot n + \beta, \quad (9)$$

где:

$$0^\circ \leq \beta < 90^\circ, \quad (10)$$

Первая часть такого поворота уже рассмотрена. Теперь обратимся к повороту на острый угол β .

К сожалению, подход, связанный с поворотом системы фильтров на острый угол хотя и оказывается более эффективным по сравнению с поворотом самого анализируемого изображения, но все же требует слишком больших вычислительных затрат. Поэтому предпочтительнее следующий подход. Он основывается на том, что угол поворота можно изменять грубо, то есть в интервале от 0° до 90° рассматриваться только 2–3 значения углов, а возникающую при этом погрешность следует относить к неизбежным шумам. Что касается указанных значений поворота, то эталонные изображения повернутые на эти углы следует при таком подходе хранить вместе с «неповернутыми» эталонными изображениями, причем только в том случае, если соответствующие изображения не могут быть узнаны на «неповернутом» эталонном изображении. При необходимости для отдельных знаков количество рассматриваемых углов может быть увеличено с целью увеличения точности определения угла или увеличения надежности узнавания.

В параграфе 3.4 рассматривается информационная модель компенсации изменения масштаба. К таким преобразованиям изображения относятся не только растяжение и сжатие изображения, но и зеркальные отражения изображения относительно осей координат (при отрицательном коэффициенте масштабирования).

Вариант зеркального отражения относительно осей координат во многом схож со случаем поворота на угол кратный 90° . Здесь применим тот же способ компенсации такого вида искажений.

Существует три варианта зеркального отражения: относительно оси «X», относительно оси «Y» и относительно обеих осей.

Для каждого из этих трех случаев, следует зеркально отразить фильтры относительно соответствующих осей. Как и в случае поворота системы фильтров на углы кратные 90° , полученный в результате такого зеркального отражения фильтр может совпадать с исходным фильтром, а может измениться. Однако, как и в случае поворота, полученный в результате вращения фильтр будет совпадать с одним из фильтров системы с точностью до знака (инверсии). Кроме того, в случае зеркального отражения, в отличие от поворота, изменяться может только знак компонента вектора разложения, а позиция компонента остается неизменной.

Пересчет компонентов вектора разложения изображения на системе фильтров, применяемых в теории активного восприятия, следует в этом случае выполнять в соответствии с таблицей 2.

Таблица 2.

Компонент вектора разложения	Зеркальное отражение		
	Относительно оси «Y»	Относительно оси «X»	Относительно осей «X» и «Y»
μ_0	μ_0	μ_0	μ_0
μ_1	$-\mu_1$	μ_1	$-\mu_1$
μ_2	μ_2	$-\mu_2$	$-\mu_2$
μ_3	$-\mu_3$	$-\mu_3$	μ_3
μ_4	μ_4	μ_4	μ_4
μ_5	μ_5	μ_5	μ_5
μ_6	μ_6	$-\mu_6$	$-\mu_6$
μ_7	$-\mu_7$	μ_7	$-\mu_7$

Компонент вектора разложения	Зеркальное отражение		
	Относительно оси «Y»	Относительно оси «X»	Относительно осей «X» и «Y»
μ_8	μ_8	μ_8	μ_8
μ_9	$-\mu_9$	μ_9	$-\mu_9$
μ_{10}	μ_{10}	$-\mu_{10}$	$-\mu_{10}$
μ_{11}	$-\mu_{11}$	$-\mu_{11}$	μ_{11}
μ_{12}	$-\mu_{12}$	$-\mu_{12}$	μ_{12}
μ_{13}	$-\mu_{13}$	μ_{13}	$-\mu_{13}$
μ_{14}	μ_{14}	$-\mu_{14}$	$-\mu_{14}$
μ_{15}	$-\mu_{15}$	$-\mu_{15}$	μ_{15}

В качестве критерия меры по устранению растяжения или сжатия изображения возможно использование не абсолютных значений компонентов вектора разложения, а относительных. При этом вместо величин μ_i используются величины μ_i/μ_0 . Такой подход позволяет компенсировать увеличение или уменьшение компонентов вектора разложения, которые происходят за счет изменения количества точек изображения при растяжении и сжатии. Отношение μ_i/μ_0 имеет смысл критерия инвариантности.

В четвертой главе разрабатывается информационная модель уровня страницы текста при многоуровневой обработке изображений: на примере уровня страницы текста рассматриваются модели определения расположения и ориентации страницы текста. Разрабатывается информационная модель уровня строк и букв при многоуровневой обработке изображений. В том числе разрабатывается модель работы с объектами, подвергшимся частичному стиранию, например в результате грубой сегментации.

Под текстовой информацией понимаются страницы текста, состоящие из упорядоченного набора строк текста, которые в свою очередь могут быть разделены на слова и буквы. В случае присутствия на анализируемом изображении других объектов (например, рисунков), они относятся к шуму.

В параграфе 4.2 разрабатывается информационная модель уровня страницы текста при многоуровневой обработке изображений. Под определением ориентации объекта понимается определение месторасположения объекта и выявление взаимосвязи между направлениями осей условной координатной системы объекта и абсолютной координатной системой, привязанной к плоскости объекта. Задача определения месторасположения объекта сводится к разделению объекта и фона на изображении. При рассмотрении заной задачи с позиций теории активного восприятия, на каждом уровне Q-пирамиды, необходимо определить месторасположение объекта с точностью до «клетки» планигона, т.е. с точностью до $1/4$ от высоты и ширины участка изображения, на который накладываются фильтры. При этом по мере увеличения уровня разложения на Q-пирамиде точность будет увеличиваться вплоть до пикселя изображения (на последнем уровне).

В качестве критерия границ объекта выберем максимальный перепад сумм яркостей по «столбцам» (для левой и правой границ) планигона и «строкам» планигона (для верхней и нижней границ). Например, для определения левой границы изображения страницы текста (рис. 5) находим максимальный перепад в сторону увеличения суммарной яркости «столбцов» планигона. Аналогично для определения правой границы находим максимальный перепад в сторону

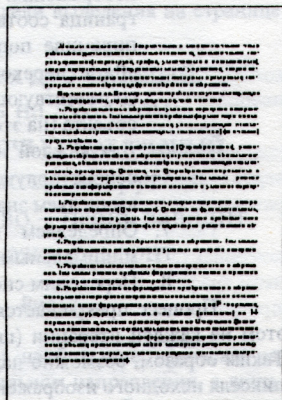


Рис. 5.

уменьшения суммарной яркости. Номера переходов изображены на рис. 6.

При переходе на следующий уровень рассматривается область вокруг перехода, имеющая в два раза меньший размер (исходя из точности), чем на предыдущем уровне. Значения перепадов сумм яркостей Hs_i (для горизонтальных переходов) и Vs_i (для вертикальных переходов) могут быть вычислены на основании компонентов вектора разложения μ_i , полученных на Q-пирамиде, следующим образом:

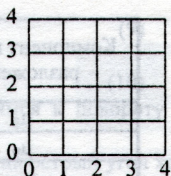


Рис. 6.

$$Hs_0 = (\mu_9 + \mu_0 - \mu_1 - \mu_4) / 4, \quad (11)$$

$$Hs_1 = (\mu_4 - \mu_9) / 2, \quad (12)$$

$$Hs_2 = (\mu_1 + \mu_9) / 2, \quad (13)$$

$$Hs_3 = (-\mu_4 - \mu_9) / 2, \quad (14)$$

$$Hs_4 = (\mu_9 - \mu_1) / 2 - Hs_0, \quad (15)$$

$$Vs_0 = (\mu_{10} + \mu_0 - \mu_2 - \mu_5) / 4, \quad (16)$$

$$Vs_1 = (\mu_5 - \mu_{10}) / 2, \quad (17)$$

$$Vs_2 = (\mu_2 + \mu_{10}) / 2, \quad (18)$$

$$Vs_3 = (-\mu_5 - \mu_{10}) / 2, \quad (19)$$

$$Vs_4 = (\mu_{10} - \mu_2) / 2 - Vs_0, \quad (20)$$

Причем формулы (11), (15), (16) и (20) используются только для первого уровня разложения, т. к. границы объекта в соответствующих переходах могут быть только на этом уровне, а на последующих уровнях лишь на переходах 1, 2 и 3.

Таким образом, алгоритм нахождения границ объекта можно сформулировать следующим образом:

1. Раскладываем изображение на Q-пирамиде, вычисляем значения компонентов вектора разложения μ_i .
2. Вычисляем значения Hs_i и Vs_i ($i = 0 \div 4$) по формулам (11) – (20).
3. Определяем номера переходов (i), соответствующие максимальным и минимальным значениям Hs_i и Vs_i ($i = 0 \div 4$).
4. Определяем уточненные границы изображения в соответствии с полученными номерами переходов.
5. Раскладываем части изображения, лежащие «вокруг» уточненных границ изображения (левой, правой, верхней и нижней границ), на Q-пирамиде, вычисляем значения компонентов вектора разложения μ_i для этих частей изображения. Например, если мы определили на предыдущем шаге, что левая граница соответствует переходу «1», то, на этом шаге, разложению на Q-пирамиде подлежит участок изображения, находящийся между переходом «0» и переходом «2». В результате получаем 4 различных вектора $\{\mu_i\}$, соответствующие соответственно левой, правой, верхней и нижней границам объекта (на этом уровне разложения).
6. Для каждой из уточняемых границ (левой, правой, верхней и нижней), на основе полученных векторов $\{\mu_i\}$, по формулам (12) – (14) и (17) – (19) вычисляем значения Hs_i и Vs_i ($i = 1 \div 3$).
7. Определяем номера переходов (i), соответствующие максимальным и минимальным значениям Hs_i и Vs_i ($i = 1 \div 3$).
8. Переходим снова к шагу 4.

Процесс прекращается при достижении заданной точности определения границ, при этом на каждой итерации (шаги 4-8), мы повышаем точность нахождения границ в 2 раза. Таким образом, возможно нахождение границ объекта с необходимой точностью (вплоть до пикселя исходного изображения).

Задача выявления взаимосвязи между направлениями осей координатной системы объекта и абсолютной координатной системой сводится к определению угла поворота между двумя прямоугольными системами координат на плоскости: условной системой координат самого объекта и абсолютной системой координат плоскости объекта; а также к определению возможного зеркального отражения осей координат, возникающего, например, в случае получения изображения с прозрачной пленки, если ее положили «другой» стороной.

Для определения угла поворота условной системы координат объекта относительно абсолютной системы координат необходимо иметь как «правильно ориентированный» эталонный образ объекта, так и его «повернутые» образы. Определение угла поворота в этом случае выполняется за счет узнавания в анализируемом изображении «повернутого» эталонного образа. Этот же подход используется для определения зеркального отражения осей координат.

При наличии таких «повернутых» эталонных образов определение угла поворота выполняется путем узнавания в анализируемом изображении «повернутого» эталонного образа. При этом вместе с самим эталонным образом (в виде результатов разложения на Q -пирамиде) должна храниться и информация относительно величины угла поворота. Для случая уровня страницы текста это означает необходимость хранения образов прямоугольника, повернутого на различные углы.

Для случаев, когда угол поворота – прямой или когда мы имеем дело с зеркальным отражением, в целях уменьшения необходимых ресурсов, компоненты векторов разложения «повернутых» эталонных изображений можно не хранить в памяти, т. к. их легко вычислить на основе компонентов векторов разложения «правильно ориентированного» эталонного изображения. В этих случаях достаточно пересчитать соответствующие компоненты вектора разложения. Такой подход возможен благодаря особенностям фильтров, используемых в теории активного восприятия.

Для определения поворота на острые углы, соответствующие эталонные образы приходится хранить в памяти. При этом обычно достаточно хранить только один уровень разложения (16 значений μ_1), поэтому это не оказывает значительного влияния на необходимый объем ресурсов.

Количество «повернутых» образов зависит от требуемой точности определения угла наклона. Если определение ориентации объекта изображения необходимо для его последующего узнавания с помощью алгоритмов, базирующихся на теории активного восприятия, то, как правило, достаточно определять угол с точностью не более 15° . Поворот на углы большие 90° рассматривается как поворот на уже рассмотренный прямой угол и последующий поворот на так же рассмотренный острый угол.

Параграф 4.3 посвящен разработке информационной модели выделения на странице текста строк и букв.

Для выделения строк можно использовать сканирующее перемещение анализируемой области сверху вниз и вычисления на каждом шаге перемещения компонента вектора разложения μ_2 . На рис. 7 представлен пример текста, а на рис 8 – фрагмент графика изменения компонента μ_2 . Как видно из графика, координатам, соответствующим началу и концу строк в вертикальном направлении соответствуют всплески значений на графике.

У лукоморья дуб зеленый,
Златая цепь на дубе том:
И днем и ночью кот ученый
Все ходит по цепи кругом;
Идет направо – песнь заводит,
Налево – сказку говорит.

Рис. 7.

Однако в данном случае существует одна сложность: наибольшие всплески на графике соответствуют не началу и концу всей строки в вертикальном направлении, а лишь основной ее части, не включающей верхние части заглавных букв, а так же букв, имеющих, так называемые «надстрочные» и «подстрочные» части, если, конечно, такие символы не

составляют большинство символов строки. Решением данной проблемы является рассмотрение случая частичного стирания изображения, т.е. возможности узнавания символов с отсутствующими частями. Для этого в состав эталонных образов должны быть включены «урезанные» таким образом изображения букв, и этим эталонам должны быть поставлены в соответствие соответствующие гипотезы о результате узнавания, а так же направления изменения анализируемой области изображения для выполнения проверки выработанной гипотезы. Процесс проверки гипотезы, таким образом, сводится к расширению анализируемой области изображения в определенном направлении (или нескольких направлениях), заложенном в эталонном образе, с которым, согласно выработанной ранее гипотезе, произошла ассоциация анализируемого изображения и последующему сравнению, в соответствии с используемой системой признаков, расширенной области изображения с эталонными образами, что, в конечном итоге, может привести к формированию новой, более вероятной гипотезы о результате узнавания.

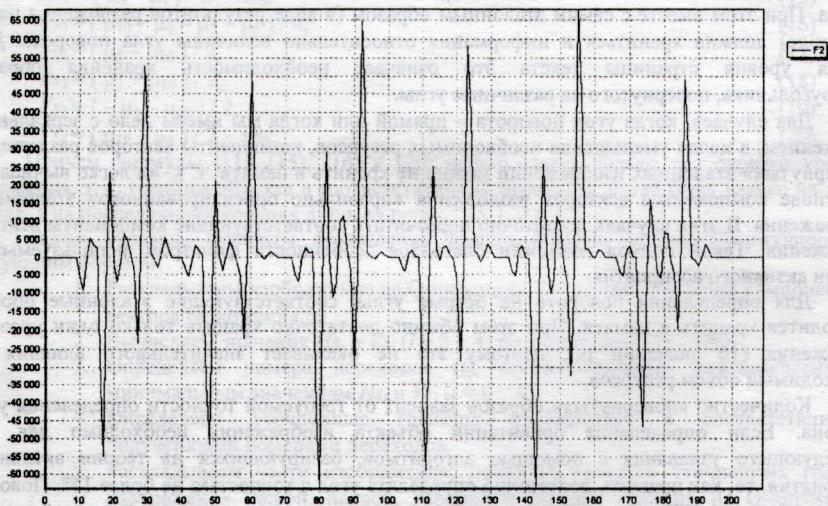


Рис. 8.

Таким образом, узнавание изображение может приводить к появлению целого ряда конкурирующих гипотез о результате узнавания, после проверки которых, остается одна – наиболее вероятная.

Выделение в составе строки отдельных символов может проходить аналогично процессу выделения строк, с той лишь разницей, что сканирование происходит не в вертикальном, а в горизонтальном направлении, соответственно вместо компонента вектора разложения μ_2 следует анализировать компонент μ_1 .

Рассмотрим подробно первую строчку текста (рис. 9) и график изменения значения компонента вектора разложения μ_1 (рис. 10, для удобства сравнения с другими графиками, на этом графике изменен знак компонента μ_1 на противоположный, т.е. фактически на рисунке представлен график изменения значения $-\mu_1$).

У ЛУКОМОДЬЯ ДВО ЗЕЛЕНЬИ:

Рис. 9.

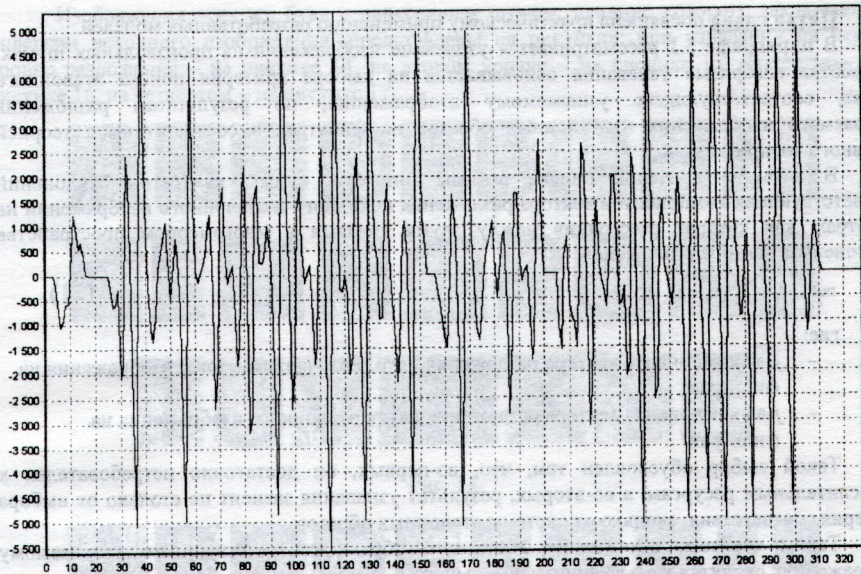


Рис. 10.

Отметим, что данный алгоритм работает и при значительном уровне шума: на рис. 11 представлено изображение с рис. 7, но в данном случае на него был нанесен равномерный случайный шум, а на рис. 12 представлен график изменения компонента вектора разложения μ_2 для этого изображения.

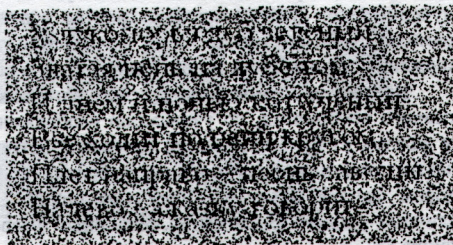


Рис. 11.

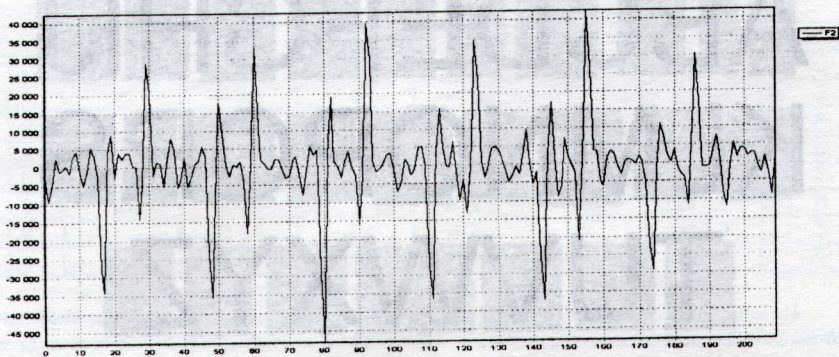


Рис. 12.

Пятая глава посвящена практическому применению разработанных моделей.

В **параграфе 5.1** рассматривается узнавание изображений на произвольных шумах. Разработан алгоритм узнавания основывается на выборе критерия поиска эталонного образа, соответствующего узнаваемому изображению, по результатам разложения узнаваемого изображения и эталонных образов на фильтрах в соответствии с теорией активного восприятия.

В качестве критерия поиска выбран минимум суммы квадратов отклонений соответствующих компонентов вектора разложения исходного и эталонного изображений на фильтрах, как квадрат расстояния между двумя точками в многомерном пространстве компонентов вектора разложения:

$$\min_i I_i = \sum_j (\mu_j - \mu_{i,j})^2, \quad (21)$$

где:

- μ_j — j -ая компонента вектора разложения исходного (узнаваемого) изображения на фильтрах;
- $\mu_{i,j}$ — j -ая компонента вектора разложения i -того эталонного изображения на фильтрах.

Такой выбор обусловлен тем, что, во-первых, он достаточно нетребователен к вычислительным ресурсам, а во-вторых, результат узнавания зависит не столько от выбора критерия соответствия, сколько от системы эталонных образов.

Таким образом, нахождение эталонного образа, соответствующего узнаваемому изображению, сводится к отысканию наименьшего I_i .

Разложение изображения может производиться как на одном уровне пирамиды, например, на верхнем, когда используются только компоненты вектора разложения, полученные при наложении фильтров на все изображение, так и на нескольких уровнях пирамиды. Соответственно, при вычислении I_i используются все компоненты вектора разложения, относящиеся к задействованным в расчете уровням.

Исследуем возможности данного алгоритма узнавания, разработанного на базе теории активного восприятия, по узнаванию изображений, подвергнутым различным изменениям. Для каждой из букв латинского алфавита, исходные изображения которых используются в качестве эталонов, получим максимальный уровень равномерного случайного шума при котором данная буква узнается без ошибок, причем узнавание будем проходить на различных уровнях разложения. Исходные (эталонные) изображения букв представлены на рисунке 13.

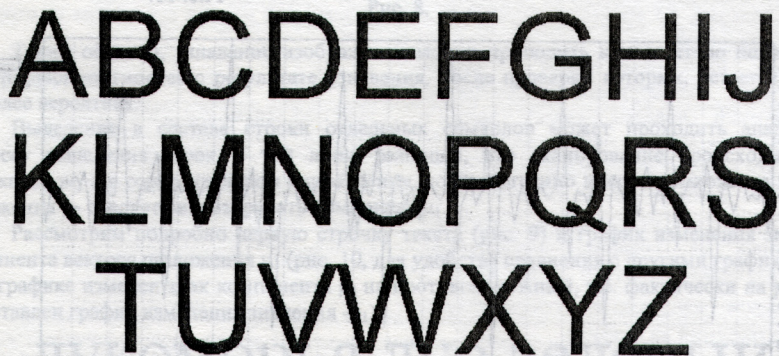


Рис. 13.

Изображения этих же букв с нанесенным шумом, влияние которого заключается в инверсии исходного изображения, представлены на рисунках: при узнавании на первом уровне разложения – на рисунке 14, на втором уровне – на рисунке 15, на третьем – на рисунке 16, на четвертом – на рисунке 17.

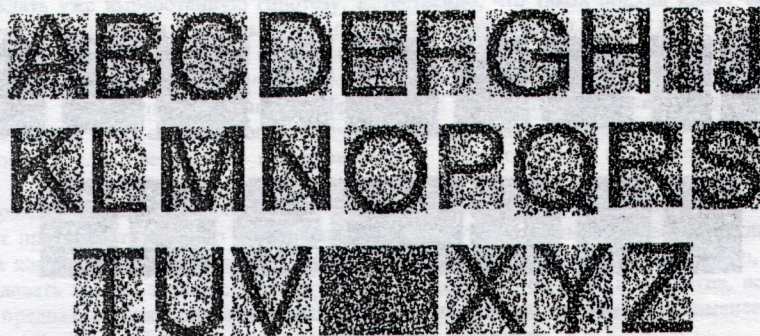


Рис. 14.

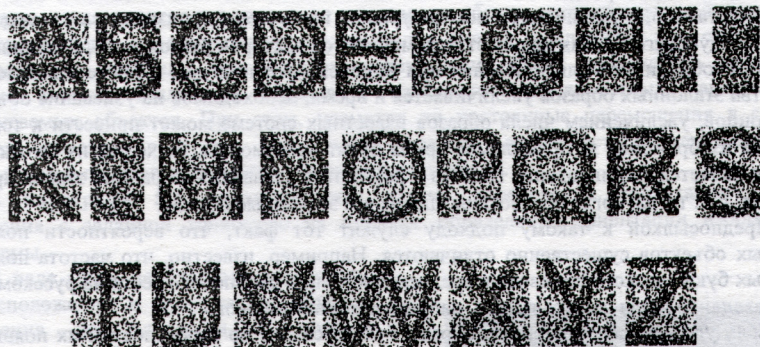


Рис. 15.



Рис. 16.

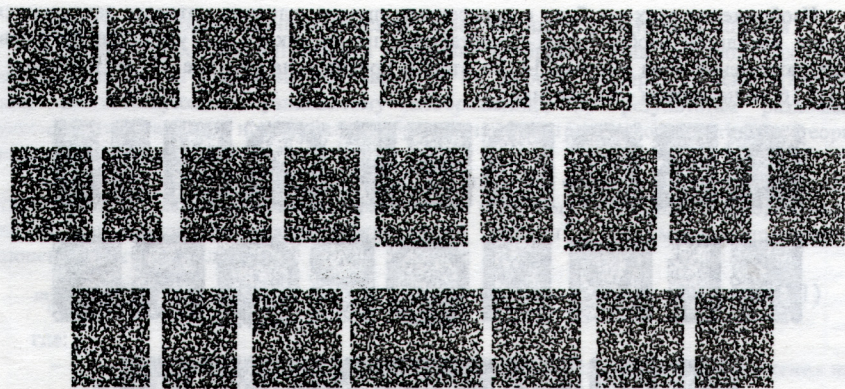


Рис. 17.

Параграф 5.2 посвящен формированию гипотез в процессе узнавания при неполном переборе эталонных образов.

Естественно, с увеличением номера уровня, на котором производится узнавание (для каждого следующего уровня количество компонентов векторов разложения μ_i увеличивается в 16 раз), необходимого для узнавания при высоком уровне шума, а также с возрастанием количества эталонных образов увеличивается и время, необходимое на узнавание объекта. В конце концов, увеличением числа образов известной системе может привести к тому, что обработка изображения за приемлемое время будет невозможна. Выходом из сложившейся ситуации является формирование гипотез о результате узнавания на ранних этапах процесса узнавания, т. е. тогда, когда обработаны еще не все эталонные образы.

Предпосылкой к такому подходу служит тот факт, что вероятности появления различных объектов существенно отличаются. Например, известно, что частота появления различных букв русского алфавита в среднем постоянна для любого текста на русском языке. Это справедливо и для других языков, например для английского.

Если упорядочить эталонные образы букв русского по вероятностям их появления в тексте, начиная с наибольшей, и разбить алфавита на 4 группы по 8 букв, то вероятность того, что узнаваемая буква является одной из букв первой группы 58% (таблица 3).

Таблица 3.

Буква	Частота	Буква	Частота	Буква	Частота	Буква	Частота
О	11 %	В	4,6 %	Ы	1,9 %	Х	1,1 %
Е	8,7 %	Л	4,2 %	З	1,8 %	Ж	0,9 %
А	7,5 %	К	3,4 %	Ь	1,7 %	Ю	0,7 %
И	7,5 %	М	3,1 %	Ъ	1,7 %	Ш	0,7 %
Т	6,5 %	Д	3,0 %	Б	1,7 %	Ц	0,5 %
Н	6,5 %	П	2,8 %	Г	1,6 %	Щ	0,4 %
С	5,5 %	У	2,5 %	Ч	1,5 %	Э	0,3 %
Р	4,8 %	Я	2,2 %	Й	1,2 %	Ф	0,2 %

Исходя из этого можно сделать вывод, что в случае, если нам удастся упорядочить эталонные образы по частоте их появления, то, проанализировав лишь небольшую часть эталонных образов в процессе узнавания, мы можем получить гипотезу, вероятность которой будет достаточно велика, чтобы мы могли передать данный результат на обработку в другие блоки системы, работающие с результатами узнавания. Возможно, проанализировав

следующую часть эталонных образов, нам придется откинуть прежнюю гипотезу, и мы выдвинем новую, которая будет иметь большую вероятность.

И хотя это не означает возможности не выполнять сравнение анализируемого изображения со всеми эталонными образами, но результаты этих сравнений лишь будут подтверждать уже выработанную гипотезу. Естественно, что такой подход имеет смысл в том случае, если блоки системы функционируют параллельно. Если же возможность параллельной работы различных блоков системы, выполняющей узнавание, отсутствует, такой подход можно применить для разбиения процесса узнавания на несколько этапов: на первом этапе происходит узнавание изображений с меньшей точностью, но за меньшее время; на втором этапе сомнительные, с точки зрения функциональной взаимосвязи, логики, лингвистики и т. д., результаты перепроверяются с учетом всего множества эталонных образов.

Кроме того, данный подход может оказаться полезен и в других случаях: если система не может предпочесть один из эталонных образов другому (суммы квадратов отклонений значений компонентов векторов разложения для этих образов равны), то, очевидно, выбор следует делать на том эталоне, частота появления которого больше; и напротив, если вся память, предназначенная для эталонных образов, исчерпана, то именно наименее часто встречающийся эталонный образ должен быть удален из памяти.

Для того чтобы реализовать такой принцип и упорядочить эталонные образы по частоте, достаточно воспользоваться некоторым аналогом «пузырьковой» сортировки: каждый раз, когда происходит узнавание некоторого образа, соответствующий эталонный образ перемещается на одну позицию к «началу» списка, увеличивая тем самым свою вероятность для системы. Этот процесс перемещения будет происходить постоянно, адаптируя систему эталонных образов к изменению вероятностных характеристик обрабатываемых объектов. При этом, несмотря на постоянные перемещения в системе эталонных образов, в целом она будет отражать вероятностные закономерности обрабатываемой последовательности объектов изображения.

В параграфе 5.3 рассматривается задача определения ориентации объекта изображения с заданной точностью на примере определения ориентации изображения микросхемы.

В ряде задач необходимо определять месторасположение и ориентацию объекта изображения на плоскости с вполне определенной заданной точностью. Мы рассмотрим задачу определения месторасположения и ориентации изображения микросхемы (рис. 18) с точностью до пикселя исходного изображения, что позволит выбирать любую точность путем изменения разрешающей способности оптического датчика.

Для определения месторасположения и ориентации объекта с большой точностью, необходимо выбрать на изображении характерные точки, определить их месторасположение на изображении и по ним рассчитать месторасположение всего объекта и его ориентацию. В качестве характерных точек изображения микросхемы удобно выбрать углы корпуса микросхемы. В этом случае определив точное месторасположение даже одной такой характерной точки, мы можем с необходимой точностью определить сдвиг месторасположения микросхемы относительно ее места на электронной плате.

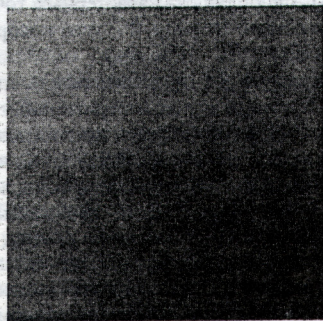


Рис. 18.

Определив точное месторасположение двух характерных точек мы можем определить угол наклона прямой, проходящей через эти две точки, и таким образом определить ориентацию данного объекта на изображении.

С целью повышения надежности определения месторасположения и ориентации объектов можно анализировать положение большего числа характерных точек на изображении. В нашем случае, можно определять точное расположение всех четырех углов микросхемы, и следовательно, увеличить надежность работы системы.

В соответствии с этой моделью, было разработано алгоритмическое программное обеспечение, определяющее положение (смещение) центра микросхемы и угол ее поворота относительно системы координат видеодатчика, с которого происходит получение изображения. На первом этапе выполняется анализ наличия микросхемы на изображении путем анализа значения компонента вектора разложения μ_0 , полученного в результате разложения всего изображения на фильтрах в соответствии с теорией активного восприятия, затем используя результат этого разложения происходит грубый анализ угла поворота изображения микросхемы и грубый анализ ее месторасположения в соответствии с алгоритмами изложенными в параграфах 3.2 и 3.3 диссертации. Использование такого грубого анализа позволяет существенно сократить размеры областей изображения, которые будут анализироваться на втором этапе работы, а следовательно сократить время полного цикла анализа. На втором этапе выполняется точное (с максимальной возможной точностью, т.е. с точностью до пикселя изображения) определение месторасположения выбранных характерных точек на изображении, путем применения алгоритма определения границ, изложенного в параграфе 4.2 диссертации. При этом подразумевается, что яркость ножек микросхемы значительно больше яркости корпуса микросхемы на изображении. На третьем этапе по известным координатам характерных точек изображения вычисляются координаты центра микросхемы на изображении и угол поворота микросхемы относительно системы координат изображения:

$$X_c = (X_1 + X_3) / 2, \quad (22)$$

$$Y_c = (Y_1 + Y_3) / 2, \quad (23)$$

$$\beta = \arctg((Y_1 - Y_2) / (X_1 - X_2)) \quad (34)$$

где (X_c, Y_c) – координаты центра микросхемы, (X_1, Y_1) и (X_3, Y_3) – координаты характерных точек, соответствующие противоположным углам корпуса микросхемы, (X_1, Y_1) и (X_2, Y_2) – координаты характерных точек, соответствующие углам корпуса микросхемы, имеющим общую сторону, β – угол поворота микросхемы относительно системы координат изображения.

Параграф 5.4 посвящен задаче определения номеров на железнодорожных вагонах. (рис. 19). В данном случае алгоритм работы программы был следующий:

1. Определение факта нахождения номера вагона в ожидаемом месте изображения (внизу, в центре): разложение части изображения, в которой ожидается появление номера, на Q-пирамиде, вычисление и анализ компонента вектора разложения μ_0 .
2. Уточнение области изображения, в которой находится номер: использование алгоритма определения границ, изложенного в параграфе 4.2 диссертации.
3. Сегментация номера на отдельные знаки номера: в данном случае априори известно, что номер восьмизначный, поэтому сегментация возможна простым разделением всей области номера на 8 равных по ширине частей. Если такой априорной информации нет, следует воспользоваться алгоритмом, изложенным в параграфе 4.3 диссертации.
4. Узнавание изображений отдельных знаков номера: использование алгоритма узнавания, изложенного в параграфе 5.1 диссертации.
5. Последовательное объединение результатов узнавания и вывод результата.
6. Переход к шагу 1.

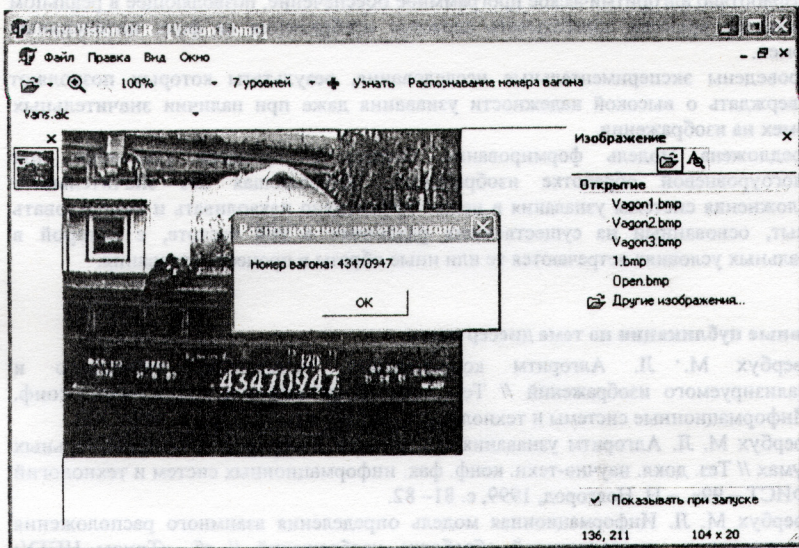


Рис. 19.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Решена задача построения пирамидальной координатной системы в представлении на плоскость.
2. Разработана информационная модель определения взаимного расположения объектов на разных уровнях разложения с использованием пирамидальной координатной системы.
3. Разработана информационная модель определения взаимного расположения объектов на одном уровне разложения с использованием пирамидальной координатной системы.
4. Решена задача установления координатного соответствия между различными изображениями на множестве изоморфных преобразований исходного изображения и разработаны процедуры по их устранению с целью совмещения систем координат исходного и эталонного изображений.
5. Разработана информационная модель уровня страницы текста при многоуровневой обработке изображений, позволяющая определять расположение и ориентацию страницы текста.
6. Разработана информационная модель уровня строк и букв при многоуровневой обработке изображений, позволяющая выделять на изображении строки текста, в внутри строк – буквы.
7. Разработана информационная модель работы с объектами, подвергшимися частичному стиранию, например в результате грубой сегментации.
8. Разработано алгоритмическое программное обеспечение на основе выбранного критерия поиска эталонного образа, соответствующего узнаваемому изображению, базирующийся на системе признаков, соответствующих теории активного восприятия, доказывающее эффективность использования указанного критерия при построении систем узнавания изображений.

9. Разработано алгоритмическое программное обеспечение, позволяющее в реальном масштабе времени обрабатывать сложные изображения на фоне интенсивных помех.
10. Проведены экспериментальные исследования, результаты которых позволяют утверждать о высокой надежности узнавания даже при наличии значительных помех на изображениях.
11. Предложена модель формирования гипотез в процессе узнавания при многоуровневой обработке изображений, позволяющая без значительного усложнения системы узнавания в целом эффективно накапливать и использовать опыт, основанный на существенных различиях в той частоте, с которой в реальных условиях встречаются те или иные образы в процессе узнавания.

Основные публикации по теме диссертации

1. Авербух М. Л. Алгоритм координатного совмещения эталонного и анализируемого изображений // Тез. докл. Всероссийской научно-техн. конф. «Информационные системы и технологии». – Н. Новгород, 2001, с. 147 – 149.
2. Авербух М. Л. Алгоритм узнавания символьных изображений на произвольных шумах // Тез. докл. научно-техн. конф. фак. информационных систем и технологий «ФИСТ – 99». – Н. Новгород, 1999, с. 81 – 82.
3. Авербух М. Л. Информационная модель определения взаимного расположения объектов при многоуровневой обработке изображений // сб. «Труды НГТУ: Системы обработки информации и управления», том 35, – Н. Новгород, 2002, с. 48 – 50.
4. Авербух М. Л. Информационная модель определения ориентации объекта изображения на плоскости // Межвуз. сб. науч. тр. «Системы обработки информации и управления», вып. 8, – Н. Новгород, 2001, с. 32 – 36.
5. Авербух М. Л. Информационная модель пирамидальной координатной системы на плоскости // Тез. докл. Всероссийской научно-техн. конф. «Информационные системы и технологии». – Н. Новгород, 2002, с. 161 – 162.
6. Авербух М. Л. Информационная модель построения гипотез в процессе узнавания по части изображения // Тез. докл. 2-й региональной молодежной научно-техн. конф. «Будущее технической науки Нижегородского региона». – Н. Новгород, 2003, с. 3.
7. Авербух М. Л. Информационная модель узнавания частично загороженных и частично стертых изображений // Тез. докл. Всероссийской научно-техн. конф. «Информационные системы и технологии». – Н. Новгород, 2003, с. 141.
8. Авербух М. Л. Информационная модель формирования гипотез в процессе узнавания при многоуровневой обработке изображений // Межвуз. сб. науч. тр. «Системы обработки информации и управления», вып. 7, – Н. Новгород, 2001, с. 91 – 94.
9. Авербух М. Л. Информационные модели совмещения систем координат эталонного и анализируемого изображений // Межвуз. сб. науч. тр. «Системы обработки информации и управления», вып. 7, – Н. Новгород, 2001, с. 84 – 90.
10. Авербух М. Л. Исследование работы алгоритма узнавания символьных изображений на произвольных шумах // сб. «Труды НГТУ: Системы обработки информации и управления», том 37, – Н. Новгород, 2003, с. 31–38.
11. Авербух М. Л. Пирамидальная координатная система многоуровневой обработки изображений // Тез. докл. научно-техн. форума «Будущее технической науки Нижегородского региона». – Н. Новгород, 2002, с. 110.

Подписано в печать 05.05.04. Формат 60 × 84 ¹/16. Бумага офсетная.
Печать офсетная. Уч.-изд. л. 1,0. Тираж 100 экз. Заказ 301.

Нижегородский государственный технический университет.
Типография НГТУ. 603600, Нижний Новгород, ул. Минина, 24.