

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Вычислительный
центр им. А.А. Дородницына Российской академии наук

На правах рукописи

Матвеев Иван Алексеевич

**Методы и алгоритмы автоматической обработки
изображений радужной оболочки глаза**

05.13.11 – Математическое и программное обеспечение вычислительных
машин, комплексов и компьютерных сетей

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени
доктора технических наук

Научный консультант

д. ф.-м. н., проф.

Цурков Владимир Иванович

Москва – 2014

Содержание

Введение	5
Глава 1. Модели радужной оболочки глаза	17
1.1. Глаз как объект распознавания	20
1.2. Модели радужной оболочки глаза	27
1.2.1. Моделирование толщины радужки	28
1.2.2. Модели конформного преобразования	31
1.3. Общая схема распознавания по радужке	36
1.4. Некоторые основные понятия и методы	41
1.5. Методы предобработки изображений	48
1.5.1. Калибровка изображений	49
1.5.2. Удаление бликов	53
1.6. Выводы к первой главе	59
Глава 2. Выделение области радужки на изображении	61
2.1. Проекционные методы выделения областей	66
2.1.1. Метод проекций яркостей	66
2.1.2. Метод проекций градиентов яркости	72
2.1.3. Метод связанных максимумов круговых проекций	78
2.2. Методология Хафа	80
2.2.1. Выделение центра методом Хафа	84
2.2.2. Метод триангуляции	94
2.2.3. Метод Хафа для границ компонент связности	96
2.3. Морфологические методы	108
2.3.1. Метод рекурсивной эрозии	109
2.3.2. Поиск окружностей по совокупностям сегментов	110
2.3.3. Анализ направлений градиентов	119

2.4.	Методы оптимизации контуров	122
2.4.1.	Метод адаптивных контуров	123
2.4.2.	Метод оптимального кругового пути	130
2.5.	Корреляционный поиск и слежение	142
2.5.1.	Использование оптических потоков	143
2.5.2.	Слежение за границами радужки	148
2.6.	Выводы ко второй главе	151
Глава 3.	Система методов выделения области радужки	153
3.1.	Схема методов сегментации радужки	155
3.2.	Экспериментальная проверка	158
3.2.1.	Сравнение с экспертной разметкой	159
3.2.2.	Сравнение с иными методами	160
3.2.3.	Оценка по результатам распознавания	161
3.3.	Выводы к третьей главе	162
Глава 4.	Методы оценки качества выделения радужки на изображении	163
4.1.	Показатели качества, основанные на яркости	164
4.2.	Показатели качества, основанные на геометрических характеристиках	169
4.3.	Показатели качества, основанные на форме	172
4.4.	Оценка условий регистрации	174
4.5.	Оценка методов определения качества	179
4.6.	Совместное использование характеристик качества	183
4.7.	Методы защиты от подделок	187
4.7.1.	Зернистость искусственного изображения	190
4.7.2.	Движения глаза	202
4.8.	Выводы к четвёртой главе	203

Глава 5. Методы создания и сравнения эталонов радужки . . .	205
5.1. Полярное преобразование	207
5.2. Преобразование Хаара для выделения признаков	209
5.3. Использование последовательностей изображений	212
5.4. Большие базы эталонов	222
5.4.1. Иерархическая кластеризация	223
5.5. Выводы к пятой главе	227
Литература	232
Приложение А. Использованные базы данных	281
Приложение Б. Устройства	285
Приложение В. Акты о внедрении	289

Введение

С развитием технических средств регистрации и цифровой обработки изображений класс задач с использованием цифровых изображений, доступных решению и практическому применению, стремительно расширяется. Одним из новых направлений является регистрация и обработка изображений радужной оболочки глаза человека и животных. Постановки этой и близких задач возникли в последние два десятилетия, а практические приложения — около десяти лет назад. Задачи этого направления делятся на два основных класса: связанные с распознаванием (идентификацией, аутентификацией) индивидуума и медицинские.

Идентификация личности человека по изображению *радужной оболочки глаза* (РОГ) — быстро развивающийся метод биометрии, уже имеющий широкое применение в системах контроля доступа. Он основан на том, что рисунок РОГ имеет индивидуальную, слабо меняющуюся со временем структуру. Уникальность структуры РОГ известна с древнейших времён [18]. Идея идентификации личности по радужной оболочке глаза была предложена офтальмологами в 1936 году. В 1958 году писатель Ян Флеминг высказал её в одном из своих детективов о Джеймсе Бонде «Операция 'Шаровая Молния'». По мотивам этого произведения в 1984 году был снят фильм «Никогда не говори никогда». В 1985 году Леонардом Фломом и Араном Сафиром была подана заявка на патент (выдан в 1987 г.) на распознавание человека по характеристикам зрачка и радужки на изображении [268]. В 1992 году Джон Даугман опубликовал работу, в которой показал высочайшую теоретически достижимую точность распознавания по радужке [254]. В 1994 году система идентификации личности по изображениям РОГ на основе исследований Даугмана была запатентована. В том же году Вильдс предложил альтернативный метод сегментации радужки и хранения информации о её текстуре [467]. В 1998 ещё один метод был предложен Боулсом [219]. В 2000-х годах произошёл взрывной рост интереса к идентификации по

РОГ. Можно выделить три основные причины этого. Во-первых: развитие технических средств регистрации (доступных камер с хорошими характеристиками) и средств обработки изображений (вычислительных устройств обладающих достаточной мощностью для нетривиальной обработки видеопотока). Во-вторых: ускоренное введение развитыми странами контртеррористических усилий и полицейских мер (в частности, биометрической паспортизации). В-третьих: распознавание по радужке оказалось наиболее точным среди всех биометрических модальностей [382, 383, 394].

В 2000-х годах к решению задач распознавания по РОГ подключилось множество научных лабораторий, наибольших результатов добились: группа, возглавляемая Prof. J.Daugman в Cambridge University, UK; группа, возглавляемая Prof. K.Bowyer в University of Notre Dame, IN, USA; Prof. Hugo Proenca, University of Beira Interior, Portugal; Prof. Adam Czajka, Warsaw University of Technology, Poland. Обзоры [222, 223, 333, 390] представляют более двухсот работ по этой тематике, и это лишь малая часть исследований. В середине 2000-х годов начали появляться программно-аппаратные комплексы распознавания по РОГ, из них наиболее известными являются системы Panasonic, LG, OKI. Системы распознавания по РОГ применяются на практике. В ОАЭ такая система используется для идентификации на пунктах пограничного контроля [190] на протяжении последних десяти лет. Заявлено, что в последнее время на собранной базе данных производится «около 2.7 миллиардов сравнений биометрических эталонов каждый день» [257]. Индия использует распознавание по радужке как одну из технологий идентификации в проекте биометрической паспортизации населения, в котором на конец 2011 года было зарегистрировано более 300 миллионов человек [179]. Таким образом, в настоящий момент распознавание по РОГ является одним из основных и первым по точности методом аутентификации, вызывающим большой интерес как в практическом, так и в теоретическом аспектах.

Актуальность темы исследования. Аутентификация человека, то есть

подтверждение того, что он является тем, за кого себя выдаёт, вне всяких сомнений является актуальной задачей, практическим решением которой заняты тысячи и миллионы человек по всему миру: паспортные столы, контрольно-пропускные пункты и т.п. Автоматизация этого процесса, в том числе при помощи новейших технологий — важная составляющая развития современного общества. То же самое можно сказать и о задаче идентификации, то есть установлении личности человека путём поиска его записи в базе данных. Развитие систем компьютерного зрения, цифровой обработки изображений, увеличение мощности вычислительных средств в последнее десятилетие дало возможность ставить и решать задачи автоматической регистрации, выделения, распознавания таких сложных, изменчивых, трудно моделируемых и формализуемых объектов как биометрические признаки живых организмов. Таким образом, задачи аутентификации и идентификации человека теперь решаются при помощи автоматических биометрических систем, составляя одну из новых областей прикладной математики, *биометрическую идентификацию*.

Предложено, исследуется, практически используется большое количество типов биометрических признаков, называемых *биометрическими модальностями*: рисунок папиллярных линий пальца, изображения лица, радужки глаза, рисунки вен сетчатки глаза, форма кисти руки, особенности походки, почерка, характеристики голоса. Многие из этих модальностей использовались в целях идентификации задолго до появления электроники и вычислительных средств. Изображения радужки глаза среди прочих модальностей выделяются в двух отношениях. С одной стороны, практическое распознавание по радужке реализовано совсем недавно, на рубеже столетия, с появлением электронных цифровых камер и достаточно мощных ЭВМ. С другой стороны, именно распознавание по радужке на сегодняшний день — признанный лидер по точности и надёжности среди биометрических признаков. Таким образом, обработка изображений радужки является наиболее быстро развивающейся областью систем биометрической идентификации.

Основные научные коллективы в России, занимающиеся проблемами обработки и распознавания изображений, формировались в: Вычислительном Центре РАН (под руководством академика РАН Ю. И. Журавлёва); Институте систем обработки изображений РАН (под руководством член-корреспондента РАН В. А. Сойфера); Государственном НИИ авиационных систем (под руководством член-корреспондента РАН Г. Г. Себрякова); Научно-исследовательском институте системных исследований РАН (под руководством академика РАН В. Б. Бетелина); Институте системного анализа РАН (под руководством член-корреспондента РАН В. Л. Арлазарова); Институте математики им. С. Л. Соболева СО РАН (под руководством д.т.н. Н. Г. Загоруйко); Военно-воздушной инженерной академии им. Жуковского (под руководством д.т.н. И. Н. Белоглазова); Курском государственном техническом университете (под руководством д.т.н. В. С. Титова); Владимирском государственном университете (под руководством д.т.н. С. С. Садыкова); Институте проблем управления РАН (под руководством д.т.н. В. Н. Вапника); МГУ им. М. В. Ломоносова (под руководством д.ф.-м.н. Ю. П. Пытьева); Институте проблем передачи информации РАН (под руководством д.ф.-м.н. Л. П. Ярославского).

В России и Беларуси проблемами обработки и распознавания изображений радужки занимаются: коллектив лаборатории математических методов обработки изображений факультета вычислительной математики и кибернетики МГУ им.М.В. Ломоносова под руководством проф. А.С.Крылова; исследовательская группа в Институте физики имени Б.И.Степанова Национальной академии наук Беларуси под руководством д.ф.-м.н. Г.И.Желтова; ЗАО «ПАПИЛОН», Институт систем обработки изображений РАН.

Большое внимание уделяется распознаванию по радужке за рубежом. Основные исследовательские группы работают в США (University of Notre Dame, P.J.Flynn, K.W.Bowyer, Michigan State University, A.Ross), Англии (University of Cambridge, J.Daugman), Португалии (University of Beira Interior, H.Proenca), Польше (Warsaw University of Technology, A.Czajka). Системы распознавания

по радужке разработаны фирмами Iritech, LG, OKI, Panasonic, Sagem, Neurotechnology, Morpho.

В целом теория, прикладные методы и системы распознавания по радужке достигли высокого уровня, современные коммерческие системы позволяют производить распознавание с ошибками первого и второго рода (ложный отказ и ложный пропуск), не превышающими таковые для систем с вводом четырёхзначного пин-кода посредством клавиатуры (банкоматы). Основными направлениями развития этой области являются: дальнейшая разработка моделей радужки и её изображения; построение и исследование новых моделей и информативных признаков радужки; создание методов и систем распознавания, работающих в оптическом диапазоне, без сотрудничества распознаваемого человека; разработка методов защиты от подделок, ускорение поиска в больших базах биометрических эталонов.

Цели и задачи диссертационной работы: В работе были поставлены следующие **цели:**

- Создать методы и алгоритмы, обеспечивающие выделение области радужки на изображении глаза, с показателями точности, надёжности и скорости работы, приемлемыми для практического использования.
- Разработать методы и алгоритмы для генерации биометрических эталонов по изображениям радужки и их последующего сравнения, обеспечивающие характеристики по точности (ошибки первого и второго рода), сравнимые с вводом четырёхзначного пин-кода.
- Создать методы и алгоритмы оценки качества и выявления попыток подделки изображений радужки.

Для достижения поставленных целей были решены следующие **задачи:**

- Создание, исследование и подбор методов обработки изображений по критериям соответствия задачам выделения элементов радужки и временным

ограничениям.

- Исследование и разработка методов выделения признаков с целью создания биометрического эталона и сопряжённых методов сравнения эталонов.
- Создание методов обработки изображений, пригодных для позиционирования при вводе изображений радужки, в том числе на изображениях низкого качества.
- Исследование и разработка методов противодействия подделкам изображений радужки.
- Сбор и разметка базы данных изображений радужки глаза, в которой представлены изображения и последовательности изображений, реализующие приведённые выше задачи.
- Создание тестовых приложений и проведение вычислительных экспериментов по определению работоспособности перечисленных методов с опорой на собранную базу изображений.

Научная новизна диссертационной работы состоит в следующем:

1. Созданы модели радужной оболочки глаза, позволяющие с большой точностью описывать движения её элементов при изменении размеров зрачка;
2. Созданы новые методы выделения области радужки на изображениях, отличающиеся высокой устойчивостью и работающие с низкокачественными изображениями;
3. Разработана система методов выделения, основанная на начальных приближённых оценках с последующими уточнениями;

4. Созданы методы определения качества исходных изображений, найденных областей радужки, эталонов радужки;
5. Разработаны методы распознавания поддельных изображений радужки (определения живости глаза);
6. Разработаны новые методы генерации эталонов радужки;
7. На основании собранной базы данных изображений проведены статистические исследования характеристик радужки и апробация методов.

Теоретическая и практическая значимость. Результаты, изложенные в диссертации, применены для создания систем ввода и обработки изображений радужной оболочки глаза.

Рекомендации автора, основанные на результатах, представленных в диссертации, использованы при создании международного стандарта на запись и передачу изображений радужки в целях идентификации: *«ISO/IEC 19794-6 Automatic identification. Biometrics. Biometric data interchange formats. Part 6. Iris image data»*, а также его российского аналога *«ГОСТ Р ИСО/МЭК 19794-6-2006. Автоматическая идентификация. Идентификация биометрическая. Форматы обмена биометрическими данными. Часть 6. Данные изображения радужной оболочки глаза»*.

Система методов и алгоритмов сегментации радужки неоднократно представлялась на международные тесты IREX, проводимых Национальным институтом стандартов и технологий США (NIST). В тестах 2009 года система заняла первое место по точности сегментации изображения глаза на низкокачественных изображениях и точности распознавания.

Результаты работы реализованы и используются в следующих системах:

- Устройства ввода и распознавания изображений радужки глаза серии IriShield, монокулярное (IriShield USB МК 2120U) и бинокулярное (IriShield USB ВК 2121);

- Биноккулярная система ввода изображений радужки глаза IriMagic;
- Модуль ввода изображений радужки глаза IriHerald;
- Программное обеспечение IrisSDK, предназначенное для разработки систем распознавания по радужке на платформах Intel-x86 и AMD64 под управлением операционных систем Windows и Linux, равно как и отдельно поставляющиеся подсистемы IriCore, IriMatchEnhancer, IriVerifier, IriTemplateG IriTracker и основанное на IrisSDK серверное решение IriMaster.

Устройство IriShield USB BK 2121 выбрано и сертифицировано правительством Индии для участия в программе создания биометрических документов UIDAI (Unique Identification Authority of India).

Результаты работы применены в устройствах диагностики функционального состояния человека по зрачковой реакции SM2010 (Iritech), SSAS (Sambon).

Положения, выносимые на защиту.

- Осуществлены исследование и анализ характеристик радужки глаза человека и её изображений как объекта распознавания, представлены статистические характеристики изображений радужки, на их основе разработаны статическая модель изображения радужки и модели движения её элементов.
- Исследована и разработана группа методов обнаружения радужки на изображении и выделения её информативной части, основанных на моделях радужки и полученной статистике, описаны соответствующие алгоритмы и осуществлена их программная реализация, выполнены численные эксперименты с базой изображений радужки, приведены характеристики точности методов, охарактеризованы области их применимости.
- Разработана целостная система алгоритмов поиска и выделения области радужки на изображении, основанная на исследованных методах, выбранных согласно их установленным областям применимости так, что в начале

работы системы устанавливаются наиболее общие характеристики радужки, которые затем уточняются на следующих шагах.

- Предложены и программно реализованы методы анализа качества изображений и выделенной на них области радужки с точки зрения точности дальнейшего распознавания, разработано совместное решающее правило для объединения различных показателей качества, предложена методика выбора компромисса между ошибкой отказа в регистрации и ошибкой распознавания.
- Исследованы и разработаны новые методы выделения индивидуальных признаков радужки, создания эталонов радужки, сравнения полученных эталонов с целью идентификации человека.
- Рассмотрена проблема защиты систем распознавания от предъявления поддельных моделей глаза, изучены способы обнаружения таких ситуаций, основанные на различных физических принципах, часть этих способов реализована алгоритмически и программно, осуществлена проверка работоспособности на собранной базе данных поддельных изображений.

Апробация работы. Основные результаты диссертации докладывались на следующих конференциях: 23rd International Congress on High-Speed Photography and Photonics - Москва, 1998; 5th International Conference on Pattern Recognition and Information Processing - Минск, 1999; International Conference on Computer Vision and Graphics, Graphicon'99 - Москва, 1999; 5-я Международная конференция «Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии» - Самара, 2000; 6th Open Russian-German Workshop on Pattern Recognition and Image Understanding - Алтай, 2003; Всероссийская конференция BIOMETRICS 2003 AIA - Москва, 2003; Samsung developers conference - г.Сеул, Республика Корея, 2004; 4-я Международная биометрическая конференция BIOMETRICS AIA «Транспортные и пассажирские системы» - Москва,

2006; 5-я Международная биометрическая конференция BIOMETRICS AIA «Паспортные и правоохранительные системы» - Москва, 2006; 7-я Международная биометрическая конференция BIOMETRICS AIA «Транспортные и пассажирские системы» - Москва, 2007; 9th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, PRIA-9-2008 - Нижний Новгород, 2008; 3rd International Workshop on Image Mining. Theory and Applications. IMTA-2010 - г.Анже, Франция, 2010; International Conference on Computer Graphics, Visualization, Computer Vision and Image Processing. CGVCVIP-2010 - г.Фрайбург, Германия, 2010; 10th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, PRIA-10-2010 - С.Петербург, 2010; Международная конференция по прикладной математике и информатике, посвящённая 100-летию со дня рождения академика А.А.Дородницына - Москва, 2010; 11th International Conference on Pattern Recognition and Information Processing, PRIP-2011 - Минск, 2011; International Conference on Computer Graphics, Visualization, Computer Vision and Image Processing, CGVCVIP-2011 - г.Рим, Италия, 2011; Математические методы распознавания образов: 15-я Всероссийская конференция - Петрозаводск, 2011; 4th International Workshop on Image Mining. Theory and Applications. - г. Барселона, Испания, 2013; International Conference on Computer Graphics, Visualization, Computer Vision and Image Processing. CGVCVIP-2013 - г.Прага, Чехия, 2013; 11th International Conference Pattern Recognition and Image Analysis. PRIA-2013 - Самара, 2013; Конференция «Математические методы распознавания образов». ММРО-16 - Казань, 2013; SIAM Conference on Imaging Science. SIAM-IS14 - г.Гонконг, Китай, 2014.

Публикации. Материалы диссертации опубликованы в 43 печатных работах, из них 13 статей в журналах из списка ВАК.

Личный вклад автора. Содержание диссертации и основные положения, выносимые на защиту, отражают персональный вклад автора в опубликованные работы. Подготовка к публикации полученных результатов проводилась совместно с соавторами, причем вклад диссертанта был определяющим.

Все представленные в диссертации результаты получены лично автором.

Структура и объём диссертации. Диссертация состоит из введения, обзора литературы, 5 глав, заключения и библиографии. Общий объём диссертации 290 страниц, из них 226 страниц текста, включая 70 рисунков и 23 таблицы. Библиография включает 496 наименований на 49 страницах.

Краткая характеристика содержания работы. Диссертация включает в себя пять глав и два приложения.

Глава 1. Модели радужной оболочки глаза. Описан глаз человека с точки зрения автоматической обработки и распознавания фотографических и видео изображений его радужной оболочки (РОГ). Представлены модели РОГ, общая схема биометрического распознавания. Кроме того, кратко описаны основные используемые в работе математические методы обработки данных и предварительная обработка изображений глаза.

Глава 2. Выделение области радужки на изображении. Представлены несколько классов методов обработки изображений, используемых для выделения области радужки: проекционные, оптимизационные, морфологические, методология Хафа и корреляционный поиск. Описаны конкретные алгоритмы, реализующие данные методы и используемые в системах автоматической обработки изображений РОГ.

Глава 3. Система методов выделения области радужки. Представлена система, объединяющая методы главы 2 в единый комплекс, осуществляющий сегментацию изображений РОГ и результаты работы этого комплекса алгоритмов с базами данных.

Глава 4. Методы оценки качества выделения радужки на изображении. Рассмотрена задача оценки качества изображения и проведённой на нём сегментации РОГ. Представлены методы оценки качества, использующие разнородные признаки как изображения в целом, так и характеристики области РОГ.

Глава 5. Методы создания и сравнения эталонов радужки. Опи-

саны методы выделения признаков, создания биометрических эталонов РОГ, сравнения полученных эталонов. Предложены некоторые решения проблемы ускорения поиска соответствия в больших базах данных.

Приложение А. Использованные базы данных. Описаны базы данных, используемые в работе для проверки методов и алгоритмов.

Приложение Б. Устройства. Представлены приборы, осуществляющие автоматическую обработку изображений РОГ с применением исследованных в диссертационной работе методов и алгоритмов.

Глава 1

Модели радужной оболочки глаза

Автоматическая обработка изображений возникла с появлением первых электронных средств регистрации [13]. Эти устройства были аналоговыми, что давало высокую скорость обработки данных, но весьма ограниченный набор методов и получаемых признаков [44]. В области автоматической обработки радужки следует отметить фотоэлектронный и сканирующий пупиллографы (приборы регистрации изменений размера зрачка во времени), разработанные во ВНИИ медицинского приборостроения [18], стр.55-58. Эти приборы созданы на основе фотодиодов, регистрации изображения как такового на них не производилось. Изображения в форме, пригодной для нетривиальной обработки и выделения разнообразных признаков появились в распоряжении исследователей с внедрением цифровых систем.

В классических трудах Розенфельда [118], Ярославского [178], Оппенгейма [104], Хуанга [170], Гренандера [40], Прэтта [112], Марра [76] предложены и обоснованы различные методы автоматической цифровой обработки изображений. Следует отметить, что в этих ранних работах большой акцент делался на автоматизированную (то есть с участием человека), но не полностью автоматическую работу. В связи с этим значительное внимание уделено методам представления видеоданных в форме, пригодной для восприятия человеком, как то процедурам глобальной нормализации, эквализации, гамма-коррекции изображений. Сутью этих процедур является применение монотонной функции преобразования значений яркости элементов изображения, а целью — улучшение восприятия изображения человеком. Поскольку яркости цифровых изображений заданы дискретным набором чисел (как правило, это целые числа в диапазоне $[0; 255]$), практически любое преобразование яркости $f : [0; 255] \rightarrow [0; 255]$ переводит несколько исходных значений яркости в единственное, то есть преоб-

разование не является взаимно однозначным, обратимым, и следовательно, при его использовании теряется информация. По этой причине такой тип преобразования изображений практически не используется при сегментации и выделении информативных признаков РОГ.

Достаточно быстро обработка изображений разделилась на две части: анализ и синтез [40], при этом анализ изображений становился всё более ориентированным на автоматическую обработку, следуя за развитием вычислительной техники. Большую роль сыграли работы Ю.И.Журавлёва и его учеников [45, 57–61, 208, 283, 285, 286, 487–489, 491–493], В.А.Сойфера [110, 135, 136, 444–447], В.Л.Арлазарова [2–4], Н.Г.Загоруйко [63, 64, 67], Г.Г.Себрякова [126, 127], В.С.Титова [41, 46, 150, 151, 456, 457], С.С.Садыкова [56, 106, 123, 124, 396], Ю.П.Пытьева [113–115, 419, 420] А.В.Гончарского [30], А.Л.Горелика и В.А.Скрипкина [31]. В начале 2000-х произошло обогащение математического аппарата новыми моделями, формирование концепции компьютерного зрения [29, 43, 161, 177, 438]. К трудам, в которых развиваются инженерные и прикладные подходы относятся исследования по цифровой обработке сигналов [7, 20, 128, 139, 142, 209, 210, 242, 473], анализу контуров [92, 163].

Автоматическое распознавание биометрических характеристик привлекло значительное внимание исследователей с появлением достаточно чувствительных детекторов и мощных вычислителей благодаря развитию электроники со второй половины 1990-х годов. Российскими учёными были изучены различные модальности: лицо [5, 6, 15, 55, 98, 125, 439, 440, 449], в том числе его трёхмерное представление [77, 263, 329, 351, 352], радужка [25, 53, 54, 93, 95, 96, 107, 143], глазное дно [137], подпись [380, 450], отпечаток пальца [102, 159, 319, 443], форма кисти руки [201, 328, 364, 365]. Были исследованы возможности объединения различных модальностей, так называемая *мультибиометрия* [98, 133, 158], в том числе сделаны попытки объединения распознавания изображения лица и отпечатка пальца [155, 156], распознавания изображения лица и голоса [384, 385].

Обработка изображений радужки используется не только в целях иден-

тификации человека. Важным приложением является *пупиллодиагностика* — определение функционального состояния организма человека по реакции зрачка на раздражитель. Основой пупиллодиагностики служит измерение размеров зрачка — *пупиллометрия* или *пупиллография*. По отношению к высшей нервной деятельности, зрачковая реакция — это безусловный адаптивный фазический рефлекс, особенности протекания которого могут соотноситься с теми или иными типологическими особенностями нервной системы. Возможность использования реакций зрачка в качестве объективного критерия для оценки состояния вегетативной нервной системы доказана рядом исследовательских работ [19, 91, 192]. Наблюдение за состоянием зрачка давно используется в медицинской практике. Эмоциональные состояния, концентрация внимания, умственные усилия изменяют тонус того или иного отдела вегетативной нервной системы. Изменение размеров зрачка можно зафиксировать при таких эмоциях как страх, гнев, волнение, печаль, подавленность, удовольствие [389]. Несмотря на кажущуюся доступность, регистрация и математическая обработка зрачкового рефлекса представляют большие трудности в связи со своей быстротечностью и относительно малыми размерами биологического объекта, т.е. зрачка. История методов фиксации зрачковой реакции началась в конце 19 века, когда Du Bois-Reymond и P.Garten предприняли первые попытки фотографировать зрачок. В России Л.Г.Беллярминов впервые ввёл термины «пупиллограф» и «пупиллограмма» для сконструированного им прибора по регистрации динамики размера зрачка [19]. Пупиллограмма представляет собой кривую, отражающую размеры зрачка на протяжении всей его реакции в ответ на какой-либо стимул, например, световую вспышку. Для оценки состояния определённое значение имеют различные параметры этой кривой: исходный размер зрачка, амплитудный диапазон и частота колебаний его размеров, длительность задержки наступления реакции на световую вспышку, степень и скорость сокращения зрачка, параметры фазы восстановления и др. Основные проблемы, которые возникали в начале применения приборов для регистрации зрачково-

го рефлекса, связаны с ярким фоновым освещением, необходимым для фото и киносъемки зрачка, вызывавшим его сильное сужение, и с длительностью и трудоемкостью обработки полученных результатов [19]. На сегодняшний день при разработке методов пупиллодиагностики эти проблемы решены. Современные объективные методы регистрации зрачкового рефлекса представляют собой аппаратно-программные компьютерные комплексы, регистрирующие зрачковую реакцию обоих глаз одновременно в режиме «живого видео» с последующей автоматической обработкой. Применение метода регистрации зрачкового рефлекса в наркологической, неврологической клинике, в области спорта доказало высокую степень надежности и валидности его показателей для выявления изменений состояния вегетативной нервной системы [309, 363, 389].

1.1. Глаз как объект распознавания

Радужная оболочка глаза, радужка (*iris*, древнегреческое «радуга») – тонкая подвижная диафрагма глаза у позвоночных. Она составляет самую переднюю часть оболочки глазного яблока и имеет вид круговой, вертикально стоящей пластинки с круглым отверстием, называемым зрачком. Радужка играет роль диафрагмы, регулирующей количество света, поступающего в глаз, для чего зрачок при сильном свете суживается, а при слабом расширяется. Наружным своим краем радужка соединена с ресничным телом и склерой, внутренний же её край, окружающий зрачок, свободен [19, 111]. Пример изображения радужки приведён на Рис.1.1.

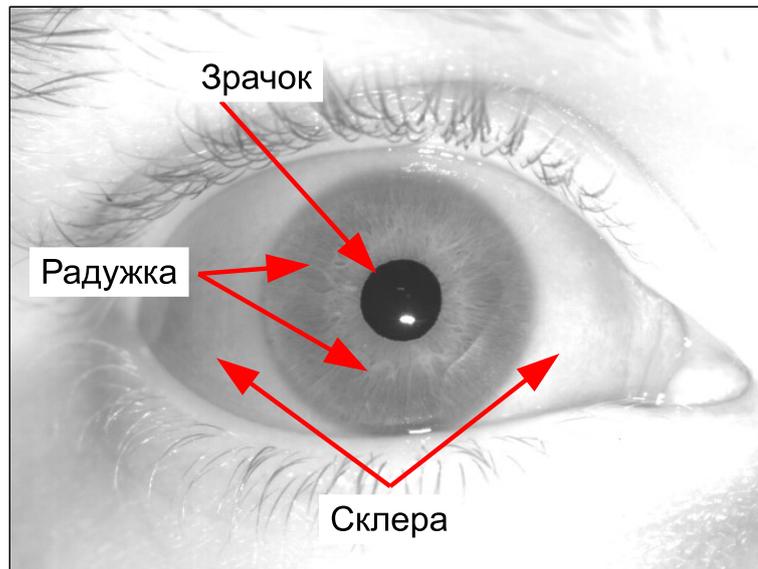


Рис. 1.1. Изображение радужки.

В радужке различают переднюю поверхность, обращенную к роговице, и заднюю, прилегающую к хрусталику. Передняя поверхность, видимая через прозрачную роговицу, имеет различную окраску у разных людей и обуславливает цвет их глаз. В радужке присутствуют два основных пигмента: меланин (эумеланин) и липофусцин. Видимая окраска радужки зависит от концентрации и распределения пигментов в её толще. При этом различные спектры поглощения двух пигментов обуславливают изменение видимых интенсивностей деталей радужки при освещении светом с разными длинами волн.

Размеры и форма. Радужка имеет кольцевую форму и размеры в среднем по горизонтали $A \approx 12.5$ миллиметров и по вертикали $B \approx 12.0$ миллиметров [19]. Внешний контур радужки, её граница со склерой — почти идеальный эллипс, и может быть приближённо представлена окружностью. Внешний контур радужки постоянен и имеет практически одинаковую форму и размеры для всех людей. Внутренняя граница радужки задаётся зрачком. У здорового человека зрачок круглый, а его центр несколько смещён относительно центра радужки по направлению к кончику носа [19, 71]. Достаточно часто встречаются незначительные децентрации и отклонения формы зрачка от круговой (См. Рис.1.2).

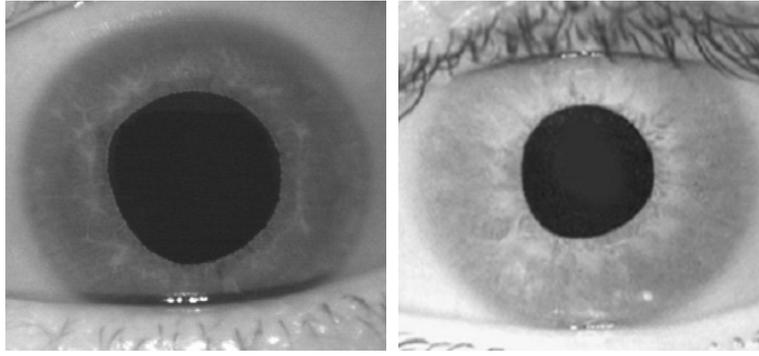


Рис. 1.2. Примеры некруглых зрачков.

Децентрации и отличие от круговой формы определяются патологиями, и нарастают с возрастом. Вариации положения центра и отношения радиуса зрачка в заданном направлении к среднему могут достигать 20% для одного человека.

Проведённые статистические исследования изображений радужки позволяют сформулировать взаимные ограничения на размеры и положение зрачка и радужки:

$$\begin{aligned}
 r_P &> \frac{1}{7}r_I \quad , \\
 r_P &< \frac{3}{4}r_I \quad , \\
 r_P &> d = \sqrt{(x_I - x_P)^2 + (y_I - y_P)^2} \quad , \\
 2(r_I - r_P - d) &> r_I - r_P + d \quad ,
 \end{aligned} \tag{1.1}$$

где (x_p, y_p) — координаты центра окружности, аппроксимирующей зрачок, r_P — радиус этой окружности, (x_I, y_I) , r_I — координаты центра и радиус окружности радужки, d — расстояние между центрами окружностей зрачка и радужки. Первое из неравенств (1.1) значит, что радиус радужки не может превосходить радиус зрачка более чем в 7 раз. Второе неравенство вводит ограничение с другой стороны: зрачок не может занимать больше 75% радужки. Третье неравенство означает, что центр радужки лежит внутри зрачка. Четвёртое — отрезки между окружностями зрачка и радужки, отсечённые прямой, проходящей через их центры, не отличаются по длине более чем в два раза.

Рисунок радужки. Рисунок радужки обусловлен радиально расположенными нитями (трабекулами) переплетёнными между собой соединительноткан-

ными перекладинами, идущими в разных направлениях, и уникален для каждого человека. Рисунок радужки у большинства людей мало контрастен (диапазон яркостей точек изображения радужки много меньше диапазона яркостей изображения глаза, включающего тёмный зрачок и светлую склеру). Кроме того, некоторые типы радужки имеют тонкую текстуру (на них нет крупных ярких или тёмных элементов). Это выдвигает высокие требования к системе регистрации изображения. В зависимости от длины волны света, в котором регистрируется радужка, на ней проявляются различные детали, причём их выраженность зависит от типа глаз. Например, большинство светлых глаз даёт наиболее чёткий рисунок в видимом свете. При переходе в ИК этот рисунок постепенно размывается и почти исчезает на длинах волн больших 900 нм. Напротив, структуры тёмных глаз, характерных для жителей экваториального пояса, практически незаметны в видимом свете, но чётко проявляются в инфракрасном диапазоне. Поэтому до сих пор остаётся не решён о том, какая длина волны оптимальна.

Устойчивость рисунка. Формирование структур радужки в основном заканчивается на восьмом месяце внутриутробного развития и за дальнейшую жизнь практически не претерпевает изменений, за исключением вызванных травмами или патологиями глаза. Изменение цвета радужки (насыщение пигментом) продолжается в первые несколько лет жизни, что, впрочем, не затрагивает форму её элементов. Окончательно цвет глаз устанавливается к 10–12 годам. У пожилых людей глаза иногда бледнеют, что связано с депигментацией, происходящей по причине развития склеротических и дистрофических процессов. В целом, на протяжении большого периода жизни форма элементов радужки остаётся постоянной [18, 19, 71, 111, 310, 315]. Это позволяет говорить о высокой устойчивости рисунка радужки.

Информативность. Поскольку радужка является практически плоским объектом простой формы и неизменных размеров, вариации её изображения, создаваемые изменением условий регистрации, малы (относительно других био-

метрических данных) и легко могут быть скомпенсированы, позволяя отделить информацию, действительно относящуюся к индивидуальности данной радужки, от случайных искажений при наблюдении (выраженность). Радужка имеет сложный рисунок, состоящий из многих деталей. Поэтому из изображения радужки можно получить большое количество параметров (высокая информативность). Как показано в [255], информационная ёмкость изображения радужки радиусом 200 пикселей составляет не менее 200 бит.

Вариации изображений радужки. В идентификации по радужке, как и в любой проблеме распознавания, основная трудность состоит в получении параметров объекта, уникальных в классе ему подобных и инвариантных относительно условий регистрации и изменчивости самого объекта. Таким образом, параметры рисунка радужки необходимо извлечь из её изображения, отсеив вариации двух классов: вариации самой радужки и изменения условий съёмки.

Изменения радужки как таковой. Изменения РОГ можно разделить на долговременные изменения рисунка и быстрые изменения формы, которые определяются сокращением/расширением зрачка. Радужная оболочка, выполняя функцию диафрагмы, обладает большой подвижностью. Основа радужки состоит из соединительной ткани, имеющей архитектуру решётки, в которую вставлены сосуды, идущие радиально, от периферии к зрачку. Эти сосуды вместе с соединительной тканью образуют эластичный скелет радужки, позволяющий ей легко изменяться по величине. Сами движения радужной оболочки осуществляются мышечной системой, залегающей в её толще. Эта система состоит из мышечных волокон, которые частью располагаются кольцеобразно вокруг зрачка, образуя мышцу, суживающую зрачок (сфинктер), а частью расходятся радиально от зрачкового отверстия и образуют мышцу, расширяющую зрачок (дилататор). Мышцы действуют взаимнообратно: при сужении зрачка сфинктер растягивает дилататор, а при расширении дилататор расправляет сфинктер. Благодаря этому достигается точность и быстрота движений радужки. Сфинктер иннервируется парасимпатической нервной системой, а дилататор — симпа-

тической. Под воздействием изменений освещённости, при перемещении фокуса внимания и в зависимости от физического и психического состояния зрачок живого глаза постоянно меняет свой размер. Зрачок также совершает аперийные самопроизвольные движения (гиппус). В результате этих движений зрачка изменяется размер радужки и, соответственно, деформируется её рисунок. Толщина радужки минимальна вокруг зрачка и возрастает при удалении от него, что схематично представлено на Рис.1.3. При изменении размеров зрачка участки радужки деформируются тем сильнее, чем ближе они к зрачку.

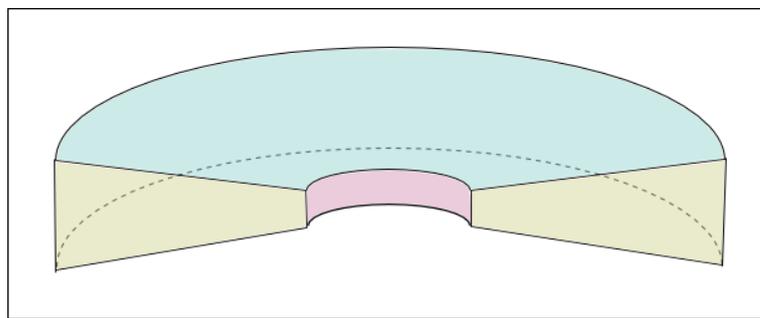


Рис. 1.3. Схематическая модель радужки как эластичного объекта.

Используя модель радужки, можно предсказать, куда сдвинется и какую форму примет данный элемент радужки при том или ином изменении размера зрачка.

Изменения условий регистрации. Роговица глаза отражает окружающие предметы. Эти отражения, особенно блики от источников света, перекрывают картину радужки и могут создавать вариации яркости изображения во много раз большие, чем информативные элементы радужки. Поэтому представляется невозможным не использовать собственную подсветку. В этом состоит принципиальное отличие распознавания по РОГ от систем, использующих изображение лица. Для лица посторонняя засветка также является большой проблемой, тем не менее, на изображении лица, освещённого посторонними, случайно расположенными источниками, можно извлечь инвариантные признаки, как то: размеры и форму элементов лица, его рельеф и т.п., а для радужки это невозможно. Подсветка должна давать в области регистрации радужек освещённость

в несколько раз превышающую ту, что создаётся посторонними источниками. Видимый свет с такой интенсивностью вызывает большое неудобство. Поэтому во всех современных системах используется инфракрасная подсветка.

Пространственное положение относительно камеры. Так как радужка является объектом небольшого размера, то для получения её изображения приемлемого качества (в фокусе и достаточного разрешения) требуется весьма точное позиционирование глаз (головы) пользователя. Например, даже при получении изображения радужки с диаметром 100 пикселей, определяемого стандартом [32] как низкокачественное, на камере с разрешением 1000×800 пикселей, глаз пользователя должен попасть в зону 9×7 сантиметров.

Угловая ориентация относительно камер. Поскольку клиент системы распознавания по радужке сотрудничает с ней, (иначе трудно себе представить такую систему при нынешнем уровне развития технологии) то есть прилагает осознанные усилия к тому, чтобы зарегистрироваться, его можно инструктировать смотреть прямо в камеру или на фиксатор взгляда, расположенный в непосредственной близости от неё так, что радужка видна в наилучшем ракурсе. Исключения составляют случаи сильного нистагма или косоглазия. К сожалению, статистики по этим относительно редким явлениям и их влиянию на работу систем распознавания в открытом доступе нет. Таким образом, из трёх угловых степеней свободы радужки трудность представляет одна: поворот относительно оси — луча зрения камеры. Точное определение угла этого поворота и, следовательно, нормировка возможны для бинокулярных систем или монокулярных со вспомогательной камерой, снимающей лицо в целях позиционирования. В монокулярной системе возможна угловая нормировка по положению слёзного мешка глаза, но методы поиска слёзного мешка на изображении ненадёжны, а определяемый угол обладает погрешностью в несколько градусов. Таким образом, в монокулярной системе при сравнении изображений радужек требуется сопоставлять эталон нескольким изображениям, повернутым на различные углы в пределах возможных изменений наклона головы пользователя.

Это в соответствующее число раз увеличивает время, затраченное на сравнение, и вероятность ложного допуска.

1.2. Модели радужной оболочки глаза

Радужка может изменять свою форму, при этом её элементы смещаются от своих начальных положений, см. Рис.1.4.

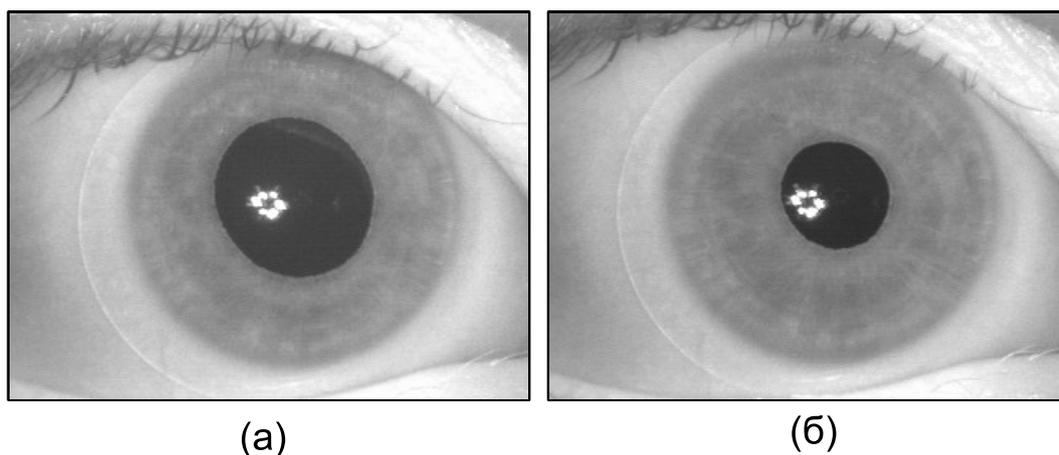


Рис. 1.4. Изменение размеров зрачка.

Поэтому для распознавания, основанного на текстуре, требуется совмещение (явное или неявное) текстурных элементов для двух разных регистраций, с учётом возможного изменения формы зрачка. Видится два способа решения этой задачи. Во-первых, система может приводить радужку к размеру, который та имела при регистрации, посредством манипуляций с освещением и сравнивать изображения радужек со зрачком одного размера. Это, однако, возможно лишь при сценарии верификации — сравнении с единственным эталоном. Добиться же того, чтобы зрачки всех людей принимали некоторый заданный размер, один для всех, не представляется возможным. Кроме того, такой способ требует подсветки видимым светом, и, следовательно, неудобен для клиента. Второй путь — использование модели радужки. Поэтому требуются модели, которые учитывают и позволяют скомпенсировать перемещения элементов радужки, связанные с движениями зрачка, с тем, чтобы на двух изображениях

радужки, зарегистрированных с разным размером зрачка, сопоставить соответствующие элементы текстуры. Такие модели можно условно разделить на два класса: основанные на описании физической структуры радужки и работающие только с её изображениями.

1.2.1. Моделирование толщины радужки

Радужная оболочка глаза представляет собой кольцо неравной толщины, утоншающее во внутренней части. При изменении размеров зрачка радужка испытывает деформации, которые можно описать как ламинарное изменение формы упругого тела, представленного на Рис. 1.3. Это тело обладает радиальной симметрией. Вдоль радиуса жёсткость меняется из-за изменения сечения. По этой причине относительное смещение элементов радужки различно и зависит от расстояния до центра зрачка. Рассмотрим несколько моделей формы радужки. Начало координат положим в центре зрачка, также будем считать границы зрачка и радужки концентрическими окружностями.

Во-первых, можно предположить, что толщина РОГ одинакова по всей площади, то есть она представляет собой кольцо постоянной толщины. Обозначим толщину, зависящую от радиуса $T(r)$. Для первой модели $T(r) \equiv const$. Начальный радиус зрачка r_P , конечный r'_P , радиус радужки r_I . В условиях радиальной симметрии и движения элементов радужки вдоль радиусов можно рассматривать поведение системы вдоль некоторой радиальной оси, для единственной координаты r . Общее растяжение, то есть смещение точек, находящихся на границе зрачка $A = r'_P - r_P$. Растяжение в точке r (т.е. в сечении кольца радужки цилиндром такого радиуса) обратно пропорционально площади сечения:

$$dA = \frac{Cdr}{2\pi rT(r)} = C_1 \frac{dr}{r} . \quad (1.2)$$

Смещение точки, находящейся на расстоянии r :

$$A(r) = \int_r^{r_I} \frac{C_1 d\rho}{\rho} = C_1 \ln \rho \Big|_r^{r_I} = C_1 (\ln r_I - \ln r) \quad . \quad (1.3)$$

Нормировку C_2 находим из граничных условий:

$$A = r'_P - r_P = C_1 (\ln r_I - \ln r_P) \quad \Longrightarrow \quad C_1 = \frac{r'_P - r_P}{\ln r_I - \ln r_P} \quad . \quad (1.4)$$

Отсюда получаем величину смещения элемента РОГ в зависимости от расстояния до центра зрачка:

$$A(r) = (r'_P - r_P) \frac{\ln r_I - \ln r}{\ln r_I - \ln r_P} \quad . \quad (1.5)$$

Однако, анатомические исследования показывают, что толщина радужки уменьшается вокруг зрачка. Рассмотрим модель линейной зависимости толщины от расстояния до центра. Обозначим T_P и T_I — толщина радужки около внутренней и внешней границ соответственно. Линейная зависимость $T(r)$ можно определить пропорцией:

$$\frac{T(r) - T_P}{T_I - T_P} = \frac{r - r_P}{r_I - r_P} \quad , \quad (1.6)$$

откуда

$$T(r) = \alpha r + \beta \quad , \quad \alpha = \frac{T_I - T_P}{r_I - r_P} \quad , \quad \beta = \frac{T_P r_I - T_I r_P}{r_I - r_P} \quad . \quad (1.7)$$

Подставляя полученную зависимость $T(r)$ в (1.2), получим:

$$dA = \frac{C dr}{2\pi r T(r)} \frac{C_2 dr}{\alpha r^2 + \beta r} \quad , \quad (1.8)$$

$$A(r) = \int_r^{r_I} \frac{C_2 d\rho}{\alpha \rho^2 + \beta \rho} = \frac{C_2}{\beta} \int_r^{r_I} \left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho + \frac{\beta}{\alpha}} \right) dr = \frac{C_2}{\beta} \left[\ln \rho - \ln \left(\rho + \frac{\beta}{\alpha} \right) \right] \Big|_r^{r_I} \quad . \quad (1.9)$$

Находим C_2 из условия $A(r_P) = r'_I - r_I$, подставляем в (1.9):

$$A(r) = (r'_I - r_I) \ln \frac{r_I(r + \frac{\beta}{\alpha})}{r(r_I + \frac{\beta}{\alpha})} \ln^{-1} \frac{r_I(r_P + \frac{\beta}{\alpha})}{r_P(r_I + \frac{\beta}{\alpha})} . \quad (1.10)$$

В эту формулу помимо радиусов радужки и зрачка, которые могут быть определены непосредственно, входит выражение

$$\frac{\beta}{\alpha} = \frac{T_P r_I - T_I r_P}{T_I - T_P} = \frac{\gamma r_I - r_P}{1 - \gamma} , \quad \gamma = \frac{T_P}{T_I} , \quad (1.11)$$

включающее γ — отношение толщин радужки у внешней и внутренней границ. Этот параметр модели не может быть измерен непосредственно и определялся по экспериментальным данным.

Можно упростить модель, приняв $\beta \equiv 0$, то есть считать зависимость толщины радужки от радиуса не линейной, а пропорциональной. Тогда (1.10) превращается в:

$$A(r) = \int_r^{r_I} \frac{C_3 d\rho}{\rho^2} = - \frac{C_3}{\rho} \Big|_r^{r_I} = C_3 \left(\frac{1}{r} - \frac{1}{r_I} \right) , \quad (1.12)$$

и после нахождения нормировки C_3 из краевых условий:

$$A(r) = (r'_P - r_P) \frac{r_P}{r_I - r_P} \left(\frac{r_I}{r} - 1 \right) . \quad (1.13)$$

Таким образом, высказывая различные модельные предположения об изменении толщины и упругости радужки в зависимости от расстояния до центра зрачка, можно получить различные модели движения её элементов. Экспериментальная проверка адекватности этих моделей проводилась на базе данных пупиллометрических изображений Iritech (см. Приложение А) с использованием методов оптических потоков и групп корреляторов (см. Главу 2).

При тестировании применялись две методики: прямая и обратная. Исполь-

зовались последовательности изображений РОГ с меняющимся размером зрачка. На каждом изображении последовательностей были определены окружности радужки и зрачка.

Методика прямого тестирования. При помощи оптических потоков производилось отслеживание движения элементов радужной оболочки на последовательности изображений. Экспериментальные величины смещения элементов радужки, имеющих определённые расстояния до центра при известном размере зрачка, сравнивались со значениями, вычисленными на основании тестируемой модели, и определялась невязка.

Обратная методика. На последовательности изображений одного глаза с постепенно меняющимся размером зрачка были отмечены окружности зрачка и радужки. Первое изображение последовательности бралось в качестве *базового*. Для каждого из остальных изображений брались размеры радужки и производился синтез изображения радужки из базового, деформированного согласно модели. Синтезированное изображение сравнивалось с реальным и определялась невязка.

Оба метода показали наибольшую адекватность третьей модели, задаваемой уравнением (1.13).

1.2.2. Модели конформного преобразования

Признаки эталона, используемые для распознавания, вычисляются по так называемому *полярному представлению* радужки. Это представление является прямоугольным изображением с фиксированного размера. Радужка, заключённая между двумя окружностями (внешней и внутренней границами), конформно отображается в этот прямоугольник, так, что нижняя и верхняя стороны прямоугольника соответствуют внутренней и внешней границам, а правая и левая стороны — правой и левой сторонам некоторого луча, исходящего из центра и секущего кольцо. Простейшей моделью конформного преобразования является полностью радиально-симметричное *полярное преобразование*. Обозначим

r_P — радиус зрачка, r_I — радиус радужки, $\phi \in [0; 2\pi)$ — угол и $\rho \in [0; P]$ — радиус полярных координат. На Рис. 1.5 представлена радиально-симметричная модель.

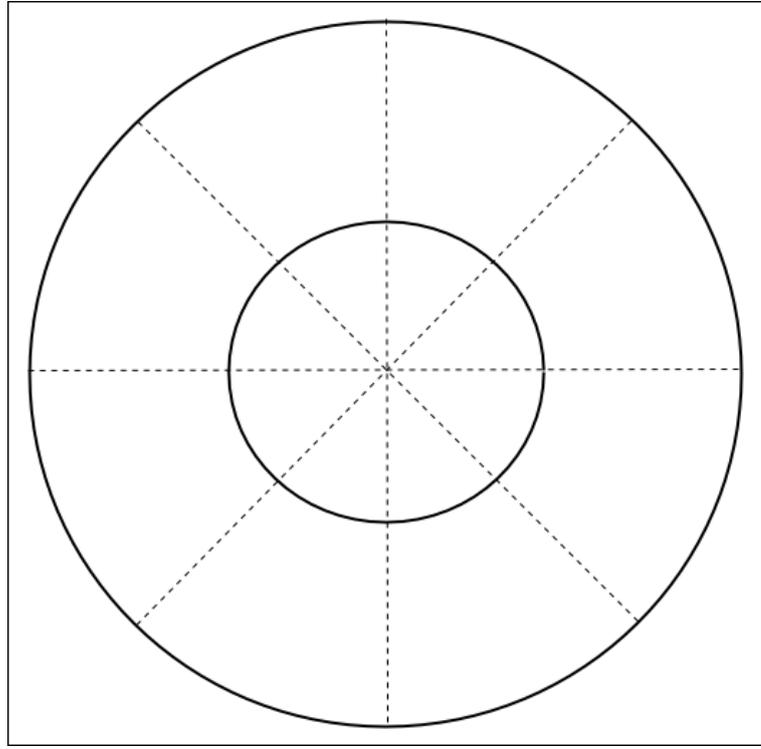


Рис. 1.5. Радиально-симметричная модель.

Конформное преобразование записывается как

$$\begin{aligned} x &= \left(r_P + \frac{r_I - r_P}{P} \rho \right) \cos \phi , \\ y &= \left(r_P + \frac{r_I - r_P}{P} \rho \right) \sin \phi . \end{aligned} \quad (1.14)$$

Такое преобразование можно было бы использовать при равномерном растяжении радужки. Для учёта неравномерности, вызванной различной упругостью радужки в цилиндрических сечениях разного радиуса, (1.14) преобразуется:

$$\begin{aligned} x &= \left(r_P + T\left(\frac{r_I - r_P}{P} \rho\right) \right) \cos \phi , \\ y &= \left(r_P + T\left(\frac{r_I - r_P}{P} \rho\right) \right) \sin \phi , \end{aligned} \quad (1.15)$$

где $T(r)$ — одна из моделей растяжения (1.5), (1.10) или (1.13).

Рассмотрена модель, основанная на предположении о радиальной симмет-

рии радужки, то есть окружности зрачка и радужки считаются концентрическими. Однако, в общем случае это не так, отклонения центра зрачка от центра радужки могут достигать 10% радиуса радужки и 100% радиуса зрачка (то есть могут возникать ситуации, когда центр радужки лежит на окружности зрачка). Поэтому конформное преобразование кольца радужки в прямоугольник, используемый для вычисления признаков эталона, проводимое без учёта неконцентричности, приводит к ошибкам: захвату части изображения, не являющегося радужкой или пропуску части изображения радужки. Для учёта неконцентричности предложены и испытаны несколько моделей преобразования.

Первая модель сохраняет радиальную симметричность по углу, но учитывает то, что отрезки, отсекаемые на радужке лучами при полярном преобразовании, могут быть разными. Эта модель представлена на Рис. 1.6.

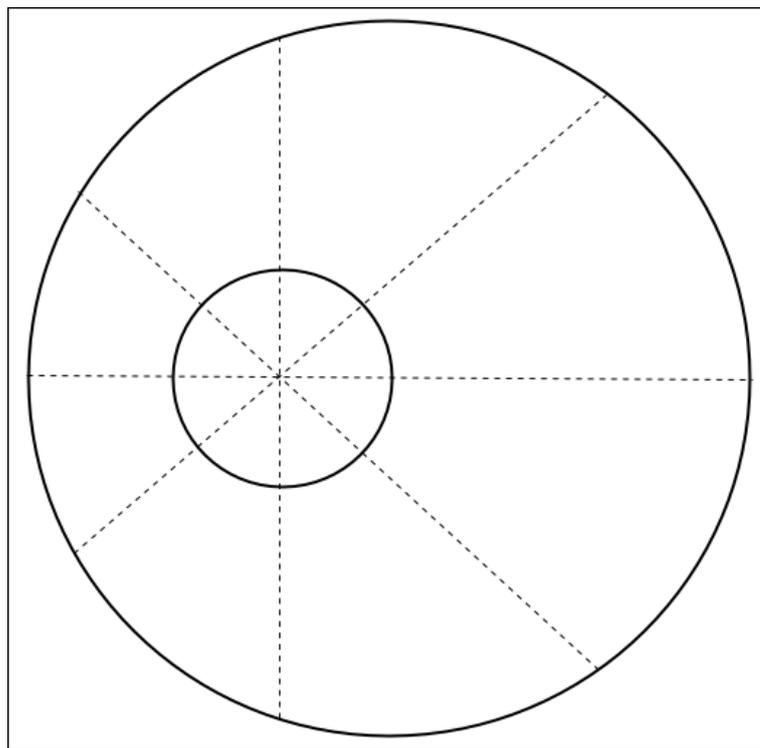


Рис. 1.6. Равномерная по углу модель.

Поместим начало координат в центр зрачка. Окружность зрачка описывается уравнением $x^2 + y^2 = r_P^2$. Центр радужки находится в точке (x_I, y_I) , окружность радужки: $(x - x_I)^2 + (y - y_I)^2 = r_I^2$. Точка с углом ϕ на окружности зрачка

имеет координаты $(\cos \phi r_P, \sin \phi r_P)$, точка на окружности радужки — координаты $(x_P + \cos \phi r_P, y_P + \sin \phi r_P)$. Прямая, проходящая через центр зрачка под углом ϕ к оси абсцисс, задаётся уравнением $v = x \sin \phi - y \cos \phi = 0$. Эта прямая пересекается с окружностью радужки в точках $(x, y) = (\cos \phi R(\phi), \sin \phi R(\phi))$, где $R(\phi) = \cos \phi x_I + \sin \phi y_I + \sqrt{r_I^2 + v^2}$. Выражение преобразования (1.14) преобразуется для данной модели в

$$\begin{aligned} x &= \left(r_P + T\left(\frac{R(\phi) - r_P}{P} \rho\right) \right) \cos \phi , \\ y &= \left(r_P + T\left(\frac{R(\phi) - r_P}{P} \rho\right) \right) \sin \phi , \end{aligned} \quad (1.16)$$

где $T(r)$ — одна из моделей растяжения (1.5), (1.10) или (1.13).

Равномерная по углу модель предполагает, что центр зрачка при изменениях его размера не двигается относительно окружности радужки, то есть $x_P, y_P = \text{const}$. Однако, как показывают эксперименты, это не так. Зрачок совершает движения таким образом, что все расстояния от точек его границы, отложенных вдоль неё под определённым углом, до соответствующих точек границы радужки, отложенных под тем же углом, меняются пропорционально. Это можно проиллюстрировать следующим образом, см. Рис. 1.7.

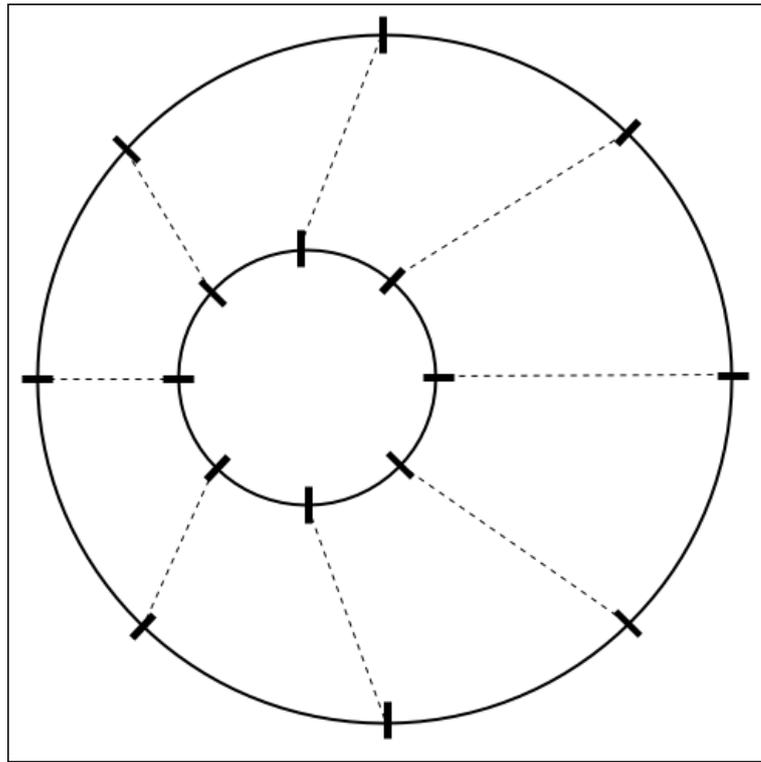


Рис. 1.7. Модель эквивалентных углов.

Изначально радужка имеет полностью радиально-симметричную форму, как на Рис.(1.5). При этом точки границы радужки и границы зрачка, имеющие одинаковые угловые координаты (лежащие на одном радиусе), связаны друг с другом радиальными мышцами-сократителями. Затем зрачок смещается относительно радужки, оставаясь круглым, при этом связи соответственных точек сохраняются, хотя и деформируются. При дальнейших движениях граница зрачка перемещается таким образом, чтобы расстояния между соответственными точками изменялись пропорционально. Нетрудно показать, что такое движение порождает окружности зрачка, полученные при сжимающем отображении плоскости с неподвижной точкой, находящейся на линии, соединяющей центры зрачка и радужки. Поместим начало координат в центр радужки. Тогда окружность радужки описывается уравнением $x^2 + y^2 = r_I^2$. Окружность зрачка описывается уравнением $(x - x_P)^2 + (y - y_P)^2 = r_P^2$. Точка с углом ϕ на окружности радужки имеет координаты $(\cos \phi r_I, \sin \phi r_I)$, точка на окружности зрачка — координаты $(x_P + \cos \phi r_P, y_P + \sin \phi r_P)$. Конформное преобразование задаётся

как

$$\begin{aligned}x &= x_P + r_P \cos \phi + T \left(\frac{\rho}{R} (r_I \cos \phi - x_P - r_P \cos \phi) \right) , \\y &= y_P + r_P \sin \phi + T \left(\frac{\rho}{R} (r_I \sin \phi - y_P - r_P \sin \phi) \right) , \\R &= \sqrt{(r_I \cos \phi - x_P - r_P \cos \phi)^2 + (r_I \sin \phi - y_P - r_P \sin \phi)^2} ,\end{aligned}\tag{1.17}$$

где $T(r)$ — одна из моделей растяжения (1.5), (1.10) или (1.13).

Экспериментальная проверка адекватности конформных преобразований проводилась методом оценки качества распознавания. Из базы данных изображений были сгенерированы биометрические эталоны, которые далее сравнивались между собой. Эквивалентная ошибка (то есть ошибка первого рода, равная ошибке второго рода) служила мерой адекватности модели: чем ниже ошибка, тем лучше считалась модель масштабирования. Такой тест выявил преимущество последней из моделей (модель эквивалентных углов), которая даёт преобразование (1.17).

1.3. Общая схема распознавания по радужке

Радужка является достаточно простым объектом для распознавания (если сравнивать с иными классами объектов). Однако с другой стороны, к системам распознавания по радужке предъявляются жёсткие требования по надёжности, точности и устойчивости выделения при наличии различных помех и изменениях условий съёмки. Устойчивость и точность определения элементов радужки на изображениях в современных системах уже превышают эти характеристики для человека-эксперта.

Все существующие в настоящее время методы автоматического распознавания радужки глаза по её изображениям реализуют следующую схему:

- регистрация изображений глаза;
- выделение области интереса (радужки) на изображении;

- оценка качества изображения и качества выделения;
- вычисление признаков и формирование из них эталона радужки;
- сравнение двух наборов признаков.

Эта последовательность представлена блок-схемой на Рис.1.8.

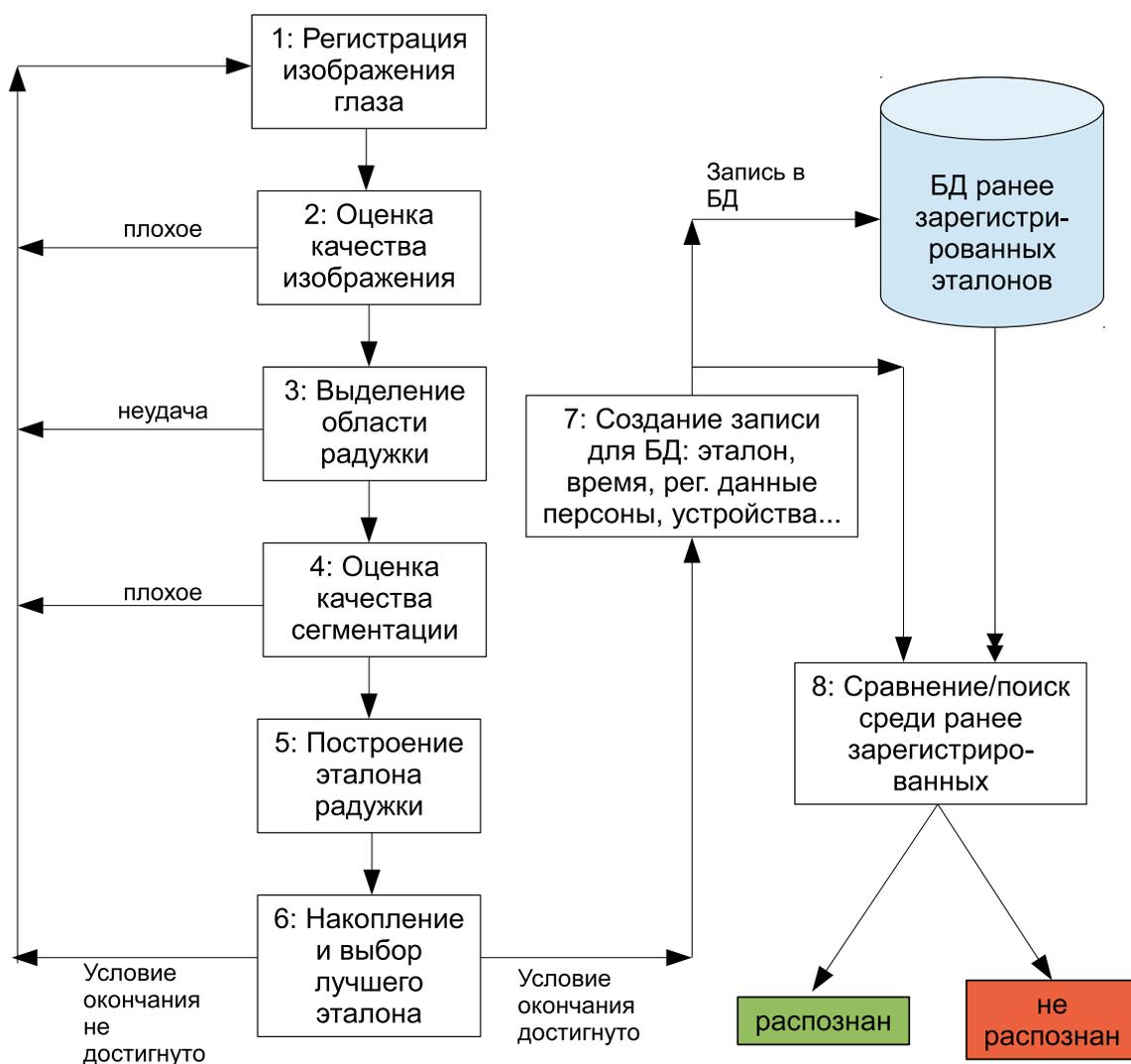


Рис. 1.8. Схема распознавания по радужке глаза.

Блок 1. Регистрация изображения глаза производится специализированной камерой, работающей в ближнем инфракрасном диапазоне (от 850 до 900 нм). Камера снабжена полосовым фильтром, гасящим области спектра вне пределов этой полосы и инфракрасным осветителем, имеющим узкий спектральный максимум в этой полосе. В совокупности хорошо подобранная комбинация

фильтра и осветителя обеспечивает преобладание в световом потоке, поступающем на сенсор камеры, яркости осветителя над посторонними конкурирующими засветками от иных источников света — Солнца, дневного неба, ламп накаливания. В результате блики от посторонних предметов, отражающиеся в роговице и перекрывающие рисунок радужки, подавляются. При этом сохраняется безопасный для здоровья уровень мощности ИК излучения осветителя. Сразу же после ввода изображения проводится его предобработка с целью удаления некоторых артефактов (пространственной и яркостной дисторсии), что описано далее в этой главе.

Блок 3. Выделение области радужки на изображении (сегментация) не относится к специфичным алгоритмам распознавания. По сути, это поиск на изображении относительно тёмного объекта, близкого по форме к кругу, содержащего внутри себя концентрический более тёмный объект (зрачок). В большинстве систем добавляется ещё одно условие: внутри зрачка должен находиться яркий блик определенной формы (блик от осветителя). Данная задача может быть решена многими способами, например, поиск концентрических окружностей посредством преобразования Хафа или использования коррелятора для поиска блика заданной формы с последующим обнаружением контуров содержащего этот блик зрачка и далее концентрической зрачку радужки. Специфичным для задачи ссегментации РОГ является наличие век, в большинстве случаев закрывающих верхнюю и нижнюю её части. Некоторые системы выделяют веки явным образом и отбрасывают ложные данные с закрытых участков. Другой подход — не выделять веки как таковые, а выявлять закрытые части по большому различию при сравнении нескольких последовательных снимков [321]. Отбраковка участков, закрытых ресницами, возможна лишь при анализе серии кадров, поскольку текстура изображения, создаваемая ресницами, может быть практически неотличимой от собственной текстуры радужки. Методы, используемые для выделения области РОГ, описаны в Главе 2, оптимальная система методов представлена в Главе 3.

Блок 2. Оценка качества изображения и *Блок 4. Оценка качества сегментации* включают в себя методы определения пригодности изображения и выделенной на нём области РОГ для дальнейшей обработки (то есть создания биометрического эталона). Процедуру выделения признаков РОГ и создания биометрического эталона можно формально применить к любому изображению, получив при этом структуру данных эталона. Однако, полученный на низкокачественном или плохо сегментированном изображении «эталон» не будет соответствовать реальным биометрическим характеристикам РОГ, а значит не будет распознан при сравнении с другим эталоном, построенным для того же глаза (ошибка первого рода). Для предотвращения такой ситуации необходимо оценивать качество изображений, поступающих в систему. Следует отметить, что проводить сегментацию на некачественном изображении всё равно необходимо (даже в случае, если оно не может использоваться для построения эталона) для использования при позиционировании. Поэтому в Блоке 2 происходит отбраковка изображений с очень низким качеством, на которых высока вероятность произвести ошибочную сегментацию. В Блоке 4 используются совместно показатели качества изображения в целом и области РОГ. Методы этих двух блоков описаны в Главе 4.

Блок 5. Построение эталона радужки состоит из двух основных этапов: нормирования её изображения и вычисления информативных признаков на нормированном изображении. *Нормирование размеров* изображения радужки необходимо по двум причинам: различие масштабов снимков и изменение относительного размера и формы зрачка. Нормирование к единому размеру производится исходя из результатов сегментации. Устранить вариации, вызванные изменением размеров и формы зрачка достаточно трудно. Это является одним из основных препятствий повышению точности систем распознавания по радужке. Для наиболее адекватного приведения выделенной области радужки к стандартным размерам и форме используются её модели, описанные ранее в этой главе, сама процедура нормирования, представляющая собой конформное

преобразование из кольца в прямоугольник, описана в Главе 5. *Вычисление информативных признаков* производится на нормированном изображении. Эти признаки представляют собой компоненты спектрального преобразования, описанного в Главе 5.

Блок 6. Накопление и выбор лучшего эталона. Этот блок не всегда присутствует в системах распознавания. Например, при работе системы с регистрациями, представленными единственным изображением (как это происходит во многих сравнительных тестах [302]) нет возможности выбрать лучший эталон из множества, можно лишь принять к распознаванию эталон, созданный для единственного изображения, либо отвергнуть такое изображение (что происходит в блоках 2 и 4). При работе систем, допускающих несколько изображений (чего можно добиться в устройствах, выдающих видео-последовательности), накопление и выбор эталона существенно улучшает характеристики точности. Выбор эталона осуществляется на основании показателей качества, а также с использованием матрицы кросс-корреляции между накопленными эталонами.

Блок 7. Создание записи для базы данных — техническая процедура формирования записи из собственно эталона, времени регистрации и прочих данных, существенных для конкретного приложения. В данной работе не рассматривается.

Блок 8. Сравнение/поиск среди ранее зарегистрированных. Два основных сценария работы биометрической распознающей системы — верификация и идентификация. *Верификация* — проверка того, что созданный эталон принадлежит конкретному человеку, ранее зарегистрированному в базе данных. *Идентификация* — поиск персоны, которой может принадлежать эталон, среди ранее зарегистрированных.

1.4. Некоторые основные понятия и методы

Изображением называется функция $I(x, y) = I(\mathbf{p})$, заданная на плоскости. Здесь используются только *растровые* изображения, где аргументы x и y являются целыми числами: $x, y \in \mathbb{Z}$. Целочисленная пара $(x, y) = \mathbf{p}$ называется *пикселем*. Эти значения также ограничены горизонтальным и вертикальным *размерами изображения*: $x \in [0; W - 1]$, $y \in [0; H - 1]$. Сама функция I также является целой и ограниченной *максимальной яркостью* L : $I(x, y) \in \mathbb{Z}$, $I(x, y) \in [0; L - 1]$. Таким образом, используемые изображения можно также представить как матрицы с неотрицательными целыми ограниченными значениями. *Бинарным изображением* называется изображение, имеющее только две яркости $I(x, y) \in \{0; 1\}$.

Гистограммой яркости изображения называется функция, определяющая число пикселей, имеющих определённое значение яркости:

$$h(b) = |\{\mathbf{p} : I(\mathbf{p}) = b\}| . \quad (1.18)$$

Накопленной или *интегральной* гистограммой называется функция, определяющая число пикселей, имеющих значение яркости, не превосходящее определённого:

$$H(b) = |\{\mathbf{p} : I(\mathbf{p}) \leq b\}| \equiv \sum_{b'=0}^b h(b') . \quad (1.19)$$

Распространённой операцией [282, 284] обработки изображения является выбор *порога* яркости с использованием гистограммы:

$$T_b : H(T_b) \leq lWH , H(T_b + 1) > lWH , T_b \in \mathbb{Z} , \quad (1.20)$$

где l — необходимая доля точек (квантиль), W и H — размеры изображения, то есть WH — число пикселей изображения. С использованием такого порога

часто производится *бинаризация* изображения:

$$I'(\mathbf{p}) = \begin{cases} 0, & \text{if } I(\mathbf{p}) \leq T_b, \\ 1, & \text{if } I(\mathbf{p}) > T_b. \end{cases} \quad (1.21)$$

По умолчанию считается, что пиксели со значением 1 являются объектами интереса, в то время как пиксели с нулевой яркостью являются фоновыми. Таким образом, бинаризация (1.21) выделяет точки с высокой яркостью. Для выделения точек с малой яркостью используется бинаризация вида:

$$I'(\mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(\mathbf{p}) < T_b, \\ 0, & \text{if } I(\mathbf{p}) \geq T_b. \end{cases} \quad (1.22)$$

Важнейшим понятием является *градиент яркости* — вектор частных производных функции $I(\mathbf{p})$ по направлениям:

$$\mathbf{g}(\mathbf{p}) = \nabla(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x} I(\mathbf{p}) \\ \frac{\partial}{\partial y} I(\mathbf{p}) \end{pmatrix}. \quad (1.23)$$

Поскольку используется дискретное представление, то (1.23) превращается в разность:

$$\mathbf{g}(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} I(x+1, y) - I(x-1, y) \\ I(x, y+1) - I(x, y-1) \end{pmatrix}. \quad (1.24)$$

На практике также используется вычисление градиентов масками Прюитта:

$$g_x(x, y) = \begin{Bmatrix} -I(x-1, y+1) & +0 & +I(x+1, y+1) \\ -I(x-1, y) & +0 & +I(x+1, y) \\ -I(x-1, y-1) & +0 & +I(x+1, y-1) \end{Bmatrix}, \quad (1.25)$$

$$g_y(x, y) = \begin{Bmatrix} +I(x-1, y+1) & +I(x, y+1) & +I(x+1, y+1) \\ +0 & +0 & +0 \\ -I(x-1, y-1) & -I(x, y-1) & -I(x+1, y-1) \end{Bmatrix},$$

Собе́ля:

$$\begin{aligned}
 g_x(x, y) &= \left\{ \begin{array}{ccc} -I(x-1, y+1) & +0 & +I(x+1, y+1) \\ -2I(x-1, y) & +0 & +2I(x+1, y) \\ -I(x-1, y-1) & +0 & +I(x+1, y-1) \end{array} \right\} , \\
 g_y(x, y) &= \left\{ \begin{array}{ccc} +I(x-1, y+1) & +2I(x, y+1) & +I(x+1, y+1) \\ +0 & +0 & +0 \\ -I(x-1, y-1) & -2I(x, y-1) & -I(x+1, y-1) \end{array} \right\} ,
 \end{aligned} \tag{1.26}$$

Робертса:

$$\begin{aligned}
 g_\xi(x+1/2, y+1/2) &= \left\{ \begin{array}{cc} 0 & +I(x+1, y+1) \\ -I(x, y) & +0 \end{array} \right\} , \\
 g_\eta(x+1/2, y+1/2) &= \left\{ \begin{array}{cc} -I(x, y+1) & +0 \\ +0 & +I(x+1, y) \end{array} \right\} ,
 \end{aligned} \tag{1.27}$$

где ξ и η — диагональные направления. Как правило, интерес представляют направление градиента и отношение величин градиентов, но не сами абсолютные величины градиентов как таковые. Поэтому нормировка градиентов, вычисленных согласно (1.24), (1.25), (1.26), (1.27) чтобы их величины соответствовали градиентам яркости, не производится.

По аналогии с гистограммами яркости строятся гистограммы абсолютных величин градиента, простая:

$$h(G) = | \{ \mathbf{p} : \|\mathbf{g}(\mathbf{p})\| = G \} | , \tag{1.28}$$

и накопленная:

$$H(G) = | \{ \mathbf{p} : \|\mathbf{g}(\mathbf{p})\| \leq G \} | \equiv \sum_0^G h(G') . \tag{1.29}$$

Аналогично (1.20) по этой гистограмме вычисляется порог из доли точек:

$$T_g : H(T_g) \leq lWH , H(T_g + 1) > lWH , T_g \in R , \quad (1.30)$$

и производится бинаризация изображения.

Кроме величины перепада яркости важное значение имеет его направление. Во задачах выделения окружности часто известно положение её центра (хотя бы приближённое). В этом случае градиенты яркости в пикселях границы окружности направлены вдоль или приблизительно вдоль прямых, соединяющих центр и эти пиксели. Таким образом, пиксели, составляющие границы окружности, можно выделить по направлению градиента, как удовлетворяющие условию

$$\frac{\mathbf{g} \cdot (\mathbf{p} - \mathbf{c})}{\|\mathbf{g}\| \|\mathbf{p} - \mathbf{c}\|} < T_\phi , \quad (1.31)$$

где \mathbf{g} — вектор градиента в точке \mathbf{p} , \mathbf{c} — вектор координат центра, T_ϕ — пороговое значение угла, зависящее от точности определения центра и шума изображения. Как правило, начало координат при решении задач поиска окружности с известным центром переносится в точку \mathbf{c} , тогда (1.31) упрощается:

$$\frac{\mathbf{g} \cdot \mathbf{p}}{\|\mathbf{g}\| \|\mathbf{p}\|} < T_\phi , \quad (1.32)$$

Многие методы поиска объектов на изображении основаны на том, что первоначально из каких-либо соображений выделяются пиксели, которые могут входить в состав искомого объекта с существенно большей вероятностью, чем невыделенные пиксели. Такие пиксели будем называть *кандидатами*. Например, при поиске тёмного круга кандидатами будут являться пиксели, имеющие малое значение яркости, при поиске окружности (границы круга) кандидатами будут пиксели с высоким градиентом яркости и т.п. Кандидатами могут являться не только отдельные пиксели, но и более сложные объекты, например пары, тройки, группы пикселей. Качество выделения кандидатов существенно влияет

на результаты работы методов поиска.

Для уменьшения размерности входных данных и их агрегирования с целью выявления особенностей используется *проецирование*. Проецирование применяется ко множеству пикселей изображения (пикселей-кандидатов) $K = \{\mathbf{p}_i\}$. Проекция множества точек на ось, то есть прямую, заданную уравнением $\rho = \cos \phi x + \sin \phi y$:

$$\Pi(l) = \sum_{\mathbf{p}_i \in K} \delta(p_{i,x} \sin \phi - p_{i,y} \cos \phi) . \quad (1.33)$$

Для дискретного случая пикселей-кандидатов:

$$\Pi(l) = \left| \left\{ \mathbf{p} : \mathbf{p} \in K , l - \frac{1}{2} \leq p_x \sin \phi - p_y \cos \phi < l + \frac{1}{2} \right\} \right| . \quad (1.34)$$

При проекции на горизонтальную и вертикальную оси, то есть $\phi = \pi/2$ и $\phi = 0$ соответственно, (1.34) упрощается до:

$$\Pi_{hor}(l) = |\{\mathbf{p} \in K , p_x = l\}| , \quad \Pi_{ver}(l) = |\{\mathbf{p} \in K , p_y = l\}| . \quad (1.35)$$

Поскольку границы радужки представляют собой близкие к окружности контуры, большое значение в работе имеют методы поиска и выделения кругов и окружностей на изображении. Мощным методом обработки округлых объектов и контуров является *круговая проекция*. Пусть на изображении существует округлая область, и каким-либо методом выделены некоторые пиксели её границы, составляющие множество кандидатов K . Во множестве кандидатов неизбежно содержатся и шумовые пиксели. Пусть найден приблизительный центр этой области. Для простоты записи перенесём начало координат в эту точку. Назовём круговой проекцией функцию

$$P(r) = \frac{|\{\mathbf{p} : r - 0.5 \leq \|\mathbf{p}\| < r + 0.5, \mathbf{p} \in K\}|}{|\{\mathbf{p} : r - 0.5 \leq \|\mathbf{p}\| < r + 0.5\}|} \quad (1.36)$$

Это значит, что для каждого радиуса определяется доля кандидатов среди всех

пикселей, лежащих на таком расстоянии от центра. Точки округлой границы лежат на примерно одинаковом расстоянии от центра, поэтому полученные из них кандидаты при вычислении круговой проекции попадут с одну или несколько рядом лежащих точек проекции. Остальные, некруглые, неконцентрические центру глаза контуры образуют достаточно равномерное распределение без сгущений. Таким образом, значительные локальные максимумы на круговой проекции могут соответствовать концентрическим контурам.

Если круговая проекция вычислялась как нормированные количества точек-кандидатов в концентрических кольцах (то есть аргументом функции $P(r)$ в (1.36) был радиус), то радиальная проекция вычисляется как количества точек-кандидатов в секторах:

$$P(\Phi) = \frac{|\mathbf{p} : \Phi - \delta\phi \leq \phi(\mathbf{p}) < \Phi + \delta\phi, \mathbf{p} \in K|}{|\mathbf{p} : \Phi - \delta\phi \leq \phi(\mathbf{p}) < \Phi + \delta\phi|} \quad (1.37)$$

где $\phi(\mathbf{p})$ — угловая координата точки \mathbf{p} , $\delta\phi$ — шаг дискретизации при построении проекции. Аргумент Φ — дискретный, можно взять $\Phi \in [0; 359]$, если дискретизовать один градус в один отсчёт, тогда $\delta\phi = 1/2$, угол Φ измеряется в градусах.

Для описания выделенных объектов используется *эквивалентный эллипс* — эллипс (точнее, эллипс и ограниченная им часть плоскости), имеющий те же моменты инерции нулевого, первого и второго порядка, что и выделенный объект. Пусть объект K состоит из пикселей:

$$K = \{(x_i; y_i)\}_{i=1}^N \quad I(x_i, y_i) \neq 0 \quad . \quad (1.38)$$

Тогда его моментами будут

$$\begin{aligned}
 0 : M &= \sum_{i=1}^N 1 \equiv N \\
 1 : M_x &= \sum_{i=1}^N x_i & M_y &= \sum_{i=1}^N y_i \\
 2 : M_{xx} &= \sum_{i=1}^N x_i^2 & M_{xy} &= \sum_{i=1}^N x_i y_i & M_{yy} &= \sum_{i=1}^N y_i^2
 \end{aligned} \tag{1.39}$$

Эллипс можно задать пятью параметрами: двумя координатами центра c_x и c_y , двумя осями a и b , углом наклона ϕ , это наиболее практично с точки зрения его описания и построения решающих правил на этой основе. Координаты центра вычисляются:

$$c_x = \frac{M_x}{M} \quad , \quad c_y = \frac{M_y}{M} \quad . \tag{1.40}$$

Нормированные вторые моменты

$$\overline{M}_{xx} = \frac{M_{xx}}{M} - \left(\frac{M_x}{M} \right)^2 \quad , \quad \overline{M}_{xy} = \frac{M_{xy}}{M} - \frac{M_x M_y}{M^2} \quad , \quad \overline{M}_{yy} = \frac{M_{yy}}{M} - \left(\frac{M_y}{M} \right)^2 \quad . \tag{1.41}$$

Угол наклона

$$\phi = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\overline{M}_{xy}}{\overline{M}_{xx} - \overline{M}_{yy}} \quad . \tag{1.42}$$

Оси эллипса

$$\begin{aligned}
 a &= 2\sqrt{\cos^2 \phi \overline{M}_{xx} + 2 \cos \phi \sin \phi \overline{M}_{xy} + \sin^2 \phi \overline{M}_{yy}} \quad , \\
 b &= 2\sqrt{\sin^2 \phi \overline{M}_{xx} - 2 \cos \phi \sin \phi \overline{M}_{xy} + \cos^2 \phi \overline{M}_{yy}} \quad .
 \end{aligned} \tag{1.43}$$

Частным случаем эквивалентного эллипса служит *эквивалентный круг*, определяемый тремя параметрами (две координаты центра c_x и c_y и радиус r), вычисляемыми проще:

$$c_x = \frac{M_x}{M} \quad , \quad c_y = \frac{M_y}{M} \quad , \quad r = \sqrt{\frac{M}{2\pi}} \quad . \tag{1.44}$$

Рассчитывать моменты второго порядка для построения эквивалентного круга

нет необходимости.

Введём морфологические операции над бинарным изображением или, что эквивалентно, над множеством его ненулевых пикселей (1.38). *Ядром* морфологической операции назовём множество пикселей, заданное подобно (1.38). Как правило, ядрами являются небольшие, радиально-симметричные множества, например

$$J_5 = \left\{ \begin{array}{ccc} & (0; 1) & \\ (-1; 0) & (0; 0) & (1; 0) \\ & (0; -1) & \end{array} \right\}, \quad J_9 = \left\{ \begin{array}{ccc} (-1; 1) & (0; 1) & (1; 1) \\ (-1; 0) & (0; 0) & (1; 0) \\ (-1; -1) & (0; -1) & (1; -1) \end{array} \right\}. \quad (1.45)$$

Сдвигом множества J на вектор $\mathbf{s} = (s_x, s_y)$ назовём множество

$$J_{\mathbf{z}} = \{(j_i + s_x, j_i + s_y)\}. \quad (1.46)$$

Дилатацией K по ядру J назовём

$$K \oplus J = \{\mathbf{s} : K \cup J_{\mathbf{s}} \neq \emptyset\}. \quad (1.47)$$

Эрозией K по ядру J назовём

$$K \ominus J = \{\mathbf{s} : \overline{K} \cup J_{\mathbf{s}} = \emptyset\} = \{\mathbf{s} : J_{\mathbf{s}} \subset K\}. \quad (1.48)$$

Применяются также операции дилатации и эрозии на одномерных массивах.

1.5. Методы предобработки изображений

В задачах обработки изображений и распознавания радужки используется ограниченный набор методов предварительной обработки изображений. Это связано с тем, что современные системы регистрации радужки рассчитаны на сотрудничество человека, поэтому условия съёмки достаточно жёстко заданы

и характеристики получаемых изображений глаз находятся в узком диапазоне [32, 306]. Соответственно, нет необходимости применять методы фильтрации, улучшения, подавления шумов и т.п. Однако, некоторые методы предварительной обработки сохраняют свою актуальность. Вопросы различных видов калибровки рассмотрены в работах [147–149, 151, 378].

1.5.1. Калибровка изображений

Реальные оптические системы обладают рядом *аббераций*, которые создают искажения изображений, называемые *дисторсиями*, по сравнению с идеальной проекцией [44]. Дисторсии, вносимые оптической системой, имеющие значение для работы алгоритмов выделения признаков радужки, можно разделить на пространственные и яркостные. Для компенсации этих искажений и приведения изображений к такому виду, который был бы получен в идеальной системе, применяются, соответственно пространственная и яркостная *калибровки*. Ограничимся практически значимым случаем центрально-симметричных искажений, то есть таких, которые возникают в системах, имеющих вращательную симметрию, а значит, выделенную оптическую ось.

Пространственная калибровка

Радиальное искажение — тип абберации, который зависит от расстояния, отделяющего оптическую ось от рассматриваемой точки. Радиальное искажение изображения является центрально-симметричным относительно точки, являющейся проекцией оптической оси. Для облегчения дальнейших рассуждений перейдём в полярную систему координат с центром в этой точке. В такой системе радиальное искажение приводит к смещению точки вдоль луча, соединяющего её с началом координат, без изменения угла, при этом величина смещения не зависит от угла, а зависит только от расстояния до центра. Обозначим несмещённое расстояние (которое получилось бы при регистрации идеальной

системой) U , расстояние, полученное реальной системой D . Считается доказанным [269], что несмещённое расстояние при радиальном искажении может быть получено как

$$U = D \sum_{p=0} k_p D^{2p} = D \left(1 + \sum_{p=1} k_p D^{2p} \right), \quad k_0 \equiv 1 \quad (1.49)$$

На Рис. 1.9 схематически показаны реальное и восстановленное изображения квадратной сетки. Показана так называемая *бочкообразная дисторсия*, для которой в формуле (1.49) $k_1 > 0$.

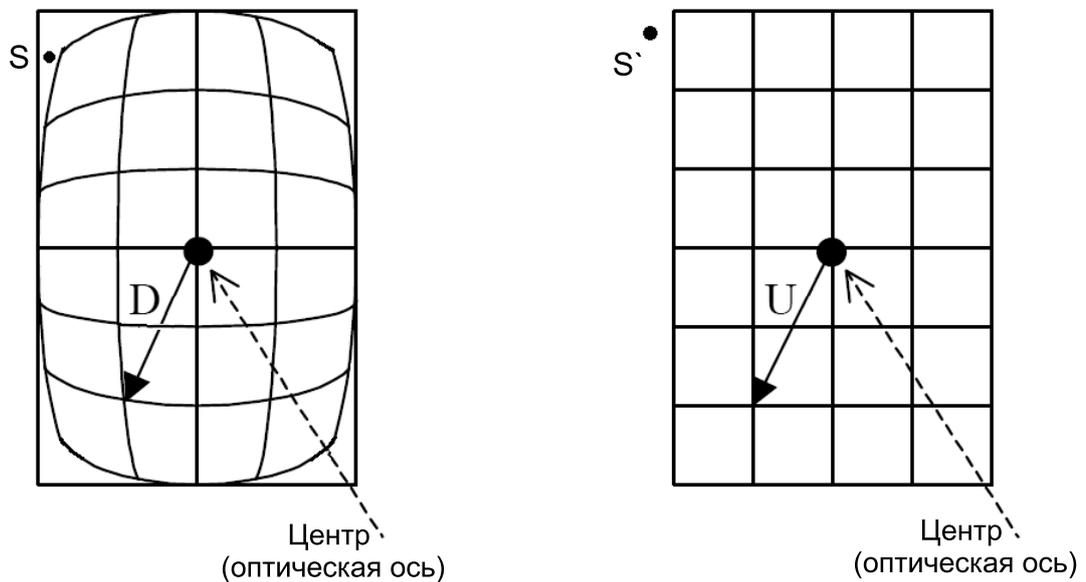


Рис. 1.9. Компенсация пространственной дисторсии. (а) - схематическое изображение квадратной сетки, полученное оптической системой; (б) - восстановленное изображение, согласно (1.49).

Примем ограничение $k \leq 1$, то есть представление искажения единственным квадратичным членом. Кроме того, следует заметить, что не все точки исходного искажённого изображения при бочкообразной дисторсии в случае непосредственного применения формулы (1.49) будут отображены на исправленном изображении; часть из них уйдёт за его границу. Это не всегда является желательным, поэтому правую часть (1.49) следует домножить на коэффициент

$\alpha \in (0; 1)$. Таким образом, получим

$$U = D (\alpha + kD^2) \quad (1.50)$$

При измерении для вычисления дисторсии регистрируется изображение квадратной сетки, зафиксированной в зоне резкости в плоскости, перпендикулярной оптической оси камеры. Определяются координаты узлов сетки (x_i, y_i) , что можно сделать с высокой, субпиксельной точностью. Координаты точки — проекции оптической оси на изображении (c_x, c_y) считаются известными. Рассчитываются расстояния до центра

$$D_i = ((x_i - c_x)^2 + (y_i - c_y)^2)^{1/2} . \quad (1.51)$$

Задавая восстановленный вид этой сетки, дающий расстояния U_i , получаем систему уравнений $U_i = D_i (\alpha + \beta D_i^2)$. Воспользуемся формализмом метода наименьших квадратов. Для N измерений:

$$S = \sum_{i=1}^N (U_i - D_i \alpha - \beta D_i^3)^2 \rightarrow \min_{\alpha, k} \quad (1.52)$$

Взяв производные по k и α , получим систему двух линейных уравнений:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \alpha} S &= -2 \sum_{i=1}^N [(U_i - \alpha D_i - \beta D_i^3) D_i] = 0 \\ \frac{\partial}{\partial \beta} S &= -2 \sum_{i=1}^N [(U_i - \alpha D_i - \beta D_i^3) D_i^3] = 0 \end{aligned} \quad (1.53)$$

Приведя подобные, получаем систему двух линейных уравнений с двумя неиз-

ВЕСТНЫМИ:

$$\begin{aligned}\alpha \sum_{i=1}^N D_i^2 + \beta \sum_{i=1}^N D_i^4 &= \sum_{i=1}^N D_i U_i \\ \alpha \sum_{i=1}^N D_i^4 + \beta \sum_{i=1}^N D_i^6 &= \sum_{i=1}^N D_i^3 U_i\end{aligned}\quad (1.54)$$

Решение этой системы:

$$\begin{aligned}\alpha &= \frac{1}{Z} \left(\sum_{i=1}^N D_i^3 U_i \sum_{i=1}^N D_i^4 - \sum_{i=1}^N D_i U_i \sum_{i=1}^N D_i^6 \right) \\ \beta &= \frac{1}{Z} \left(\sum_{i=1}^N D_i U_i \sum_{i=1}^N D_i^4 - \sum_{i=1}^N D_i^3 U_i \sum_{i=1}^N D_i^6 \right) \\ Z &= \left(\sum_{i=1}^N D_i^4 \right)^2 - \sum_{i=1}^N D_i^6 \sum_{i=1}^N D_i^2\end{aligned}\quad (1.55)$$

Яркостная калибровка

Для корректировки яркостной дисторсии выбрана модель:

$$I = B (\alpha + \beta R^4) \quad (1.56)$$

где B – яркость пикселя зарегистрированного (искажённого) изображения, I – яркость пикселя исправленного изображения, R – расстояние от проекции оптической оси, являющейся центром дисторсии. Если снимать равномерно освещённый фон, то можно считать $I = const$. При этом можно положить $I = \sum B_i / N$, чтобы суммарная яркость исправленного изображения была равна суммарной яркости исходного. Взяв значения яркости в пикселях изображения и их расстояние до центра дисторсии, воспользуемся формализмом наименьших квадратов:

$$S = \sum_{i=1}^N (I - B_i (\alpha + \beta R_i^4))^2 \rightarrow \min_{\alpha, \beta} \quad (1.57)$$

Дифференцируя (1.57) по α и β , получаем систему линейных уравнений:

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial \alpha} S &= -2 \sum_{i=1}^N (I - B_i (\alpha + \beta R_i^4)) B_i = 0 \\ \frac{\partial}{\partial \beta} S &= -2 \sum_{i=1}^N (I - B_i (\alpha + \beta R_i^4)) B_i R_i^4 = 0\end{aligned}\tag{1.58}$$

Решение этой системы:

$$\begin{aligned}\alpha &= \frac{\sum_{i=1}^N B_i}{NZ} \left(\sum_{i=1}^N B_i \sum_{i=1}^N B_i^2 R_i^8 - \sum_{i=1}^N B_i R_i^4 \sum_{i=1}^N B_i^2 R_i^4 \right) \\ \beta &= \frac{\sum_{i=1}^N B_i}{NZ} \left(\sum_{i=1}^N B_i^2 \sum_{i=1}^N B_i R_i^4 - \sum_{i=1}^N B_i \sum_{i=1}^N B_i^2 R_i^4 \right) \\ Z &= \sum_{i=1}^N B_i^2 \sum_{i=1}^N B_i^2 R_i^8 - \left(\sum_{i=1}^N B_i^2 R_i^4 \right)\end{aligned}\tag{1.59}$$

1.5.2. Удаление бликов

Обнаружение и удаление бликов является важной частью предобработки изображений радужки. В силу требований наличия искусственной подсветки появление бликов от осветителя является неизбежным. При этом блики могут располагаться в различных местах изображения. Оптимальным случаем является блик, полностью лежащий внутри зрачка, не соприкасающийся с его границей (см. Рис. 1.10(в)). В этом случае блик не влияет на видимую текстуру радужки. Конструкторы систем регистрации изображений РОГ стремятся именно к этой ситуации, прикладывая специальные усилия для максимального сведения оптической оси камеры, направления на осветитель и направления на фиксатор взгляда. В результате расположение блика целиком внутри зрачка является наиболее вероятным. Однако достаточно часто приходится сталкиваться с ситуациями, когда блик от осветителя лежит на границе зрачок-радужка (см.

Рис. 1.10(б)) или на самой радужке (см. Рис. 1.10(а)). В первом случае блик может исказить параметры определяемой границы зрачка. И в обоих случаях он создаёт ложные элементы рисунка РОГ.

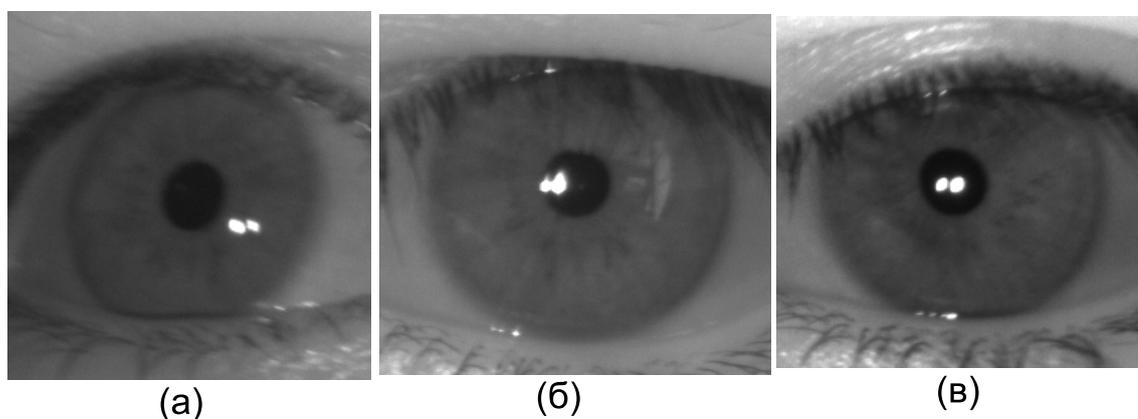


Рис. 1.10. Примеры разного расположения бликов на одной последовательности изображений глаза

Подходы к учёту и обработке бликов на изображениях РОГ можно разбить на два типа:

- определение присутствия и местоположения бликов, как правило, в виде маски пикселей, составляющих блик;
- удаление блика, то есть восстановление участка изображения, закрытого бликом.

Первая задача для изображений радужки является достаточно простой. Поскольку сама радужка представляет собой относительно тёмный объект, можно выделять блики, имеющие максимальную и близкие к ней яркости, на основании пороговой обработки. Выбирается порог бинаризации, так что пиксели, имеющие большую яркость, считаются принадлежащими блику. Эти пиксели формируют *маску бликов*. Обозначим множество пикселей блика F , оно определяется как

$$F = \{\mathbf{f}\} = \{(f_x, f_y)\} = \{(x; y) : I(x, y) > T_f\} \quad , \quad (1.60)$$

где T_f — яркостной порог выделения блика.

Определённая сложность возникает из-за того, что на изображениях некоторых устройств регистрации блик бывает окружён ореолом. Для таких систем используется расширение маски бликов при помощи операции дилатации. Маска бликов далее используется или для их удаления с изображения, или непосредственно при расчёте информативных признаков, чтобы предотвратить их вычисление в искажённых областях.

Значительно большие трудности вызывает удаление бликов или компенсация их влияния. Методы восстановления информации на основе анализа структур разработаны в ВЦ РАН под руководством Ю.И.Журавлёва [495], причём изображения могут быть описаны как частный случай двумерных данных. Значительное внимание вопросам интерполяции и восстановления изображений, в том числе методами нечётких множеств уделяется в работах В.С.Титова [146, 149, 151]. Рассмотрены два основных подхода к решению:

- использование битовой маски бликов для исключения этих областей из расчётов. Преимуществом такого метода является его строгость, недостатком — то, что он подходит не для всех методов обработки.
- интерполяция значений в области блика тем или иным образом. Достоинством является универсальность, недостатком — то, что при этом генерируются ложные данные.

Один из вариантов интерполяции предложен в работе [381].

Интерполяция значений яркости в области блика проводится по значениям в пикселях *опорного множества*. Это множество может определяться посредством ограничивающего прямоугольника; масштабированного эквивалентного эллипса; дилатированной области блика. *Ограничивающий прямоугольник* пикселей блика (1.60) задаётся при помощи двух своих углов — левого нижнего и правого верхнего (в прямоугольной системе координат с традиционным расположением осей), или, что то же самое, минимальными и максимальными значе-

ниями координат:

$$x_1 = \min_F f_x - \delta \quad , \quad x_2 = \max_F f_x + \delta \quad , \quad y_1 = \min_F f_y - \delta \quad , \quad y_2 = \max_F f_y + \delta \quad , \quad (1.61)$$

где δ — некоторое дополнительное уширение ограничивающего прямоугольника. Опорное множество в этом случае составляют пиксели, принадлежащие ограничивающему прямоугольнику, но не являющиеся частью блика:

$$G = \{\mathbf{p} : p_x \in [x_1; x_2] \quad , \quad p_y \in [y_1; y_2]\} \setminus F \quad . \quad (1.62)$$

Эквивалентный эллипс вычисляется согласно (1.40),(1.42),(1.43) для моментов, рассчитанных по пикселям (1.60). Как вариант можно использовать эквивалентный круг (1.44).

Используются различные виды интерполяции: линейная; квадратичная; последовательное заполнение исключённой области.

Линейная интерполяция

Линейная интерполяция производится методом наименьших квадратов. Предполагается, что яркость изображения является линейной функцией координат:

$$I(x, y) = ax + by + c \quad . \quad (1.63)$$

Для пикселей $(x_i; y_i)$ из окрестности блика известны их яркости $I(x_i, y_i) = I_i$. Применяя формализм МНК, минимизируем невязку

$$S = \sum_{i=1}^N (ax_i + by_i + c - I_i)^2 \rightarrow \min \quad . \quad (1.64)$$

Приравнивая нулю частные производные по параметрам модели, получаем систему трёх линейных уравнений:

$$\begin{aligned} a \sum x_i^2 + b \sum x_i y_i + c \sum x_i &= \sum I_i x_i , \\ a \sum x_i y_i + b \sum y_i^2 + c \sum y_i &= \sum I_i y_i , \\ a \sum x_i + b \sum y_i + c \sum 1 &= \sum I_i . \end{aligned} \quad (1.65)$$

Решив эту систему, получаем параметры a, b, c , подставляя их в (1.63) получаем значений яркостей в пикселях, закрытых бликом.

Квадратичная интерполяция

Предполагаем, что яркость изображения является квадратичной функцией координат:

$$I(x, y) = ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f . \quad (1.66)$$

Применяя формализм МНК для пикселей $(x_i; y_i)$ из окрестности блика, минимизируем невязку

$$S = \sum_{i=1}^N (ax_i^2 + bx_i y_i + cy_i^2 + dx_i + ey_i + f - I_i)^2 \rightarrow \min . \quad (1.67)$$

Приравнивая нулю частные производные по параметрам модели, получаем систему шести линейных уравнений:

$$\begin{aligned} a \sum x_i^4 + b \sum x_i^3 y_i + c \sum x_i^2 y_i^2 + d \sum x_i^3 + e \sum x_i^2 y_i + f \sum x_i^2 &= \sum I_i x_i^2 , \\ a \sum x_i^3 y_i + b \sum x_i^2 y_i^2 + c \sum x_i y_i^3 + d \sum x_i^2 y_i + e \sum x_i y_i^2 + f \sum x_i y_i &= \sum I_i x_i y_i , \\ a \sum x_i^2 y_i^2 + b \sum x_i y_i^3 + c \sum y_i^4 + d \sum x_i y_i^2 + e \sum y_i^3 + f \sum y_i^2 &= \sum I_i y_i^2 , \\ a \sum x_i^3 + b \sum x_i^2 y_i + c \sum x_i y_i^2 + d \sum x_i^2 + e \sum x_i y_i + f \sum x_i &= \sum I_i x_i , \\ a \sum x_i^2 y_i + b \sum x_i y_i^2 + c \sum y_i^3 + d \sum x_i y_i + e \sum y_i^2 + f \sum y_i &= \sum I_i y_i , \\ a \sum x_i^2 + b \sum x_i y_i + c \sum y_i^2 + d \sum x_i + e \sum y_i + f N &= \sum I_i . \end{aligned} \quad (1.68)$$

Решив эту систему, получаем параметры a, b, c, d, e, f , подставляя их в (1.66) получаем значений яркостей в пикселях, закрытых бликом. Если левый-верхний минор третьего порядка системы (1.68):

$$M_3 = \begin{pmatrix} \sum x_i^4 & \sum x_i^3 y_i & \sum x_i^2 y_i^2 \\ \sum x_i^3 y_i & \sum x_i^2 y_i^2 & \sum x_i y_i^3 \\ \sum x_i^2 y_i^2 & \sum x_i y_i^3 & \sum y_i^4 \end{pmatrix} \quad (1.69)$$

мал, то есть выполняется условие

$$|\det M_3| < \frac{1}{100} \text{tr} M_3 \quad , \quad (1.70)$$

то интерполяция производится по линейной модели (1.63).

Последовательное заполнение

Наиболее ресурсоёмким, но при этом наиболее адекватным является последовательное заполнение области блика. Начальная опорная область (1.62), заданная одним из описанных способов, последовательно расширяется за счёт пикселей блика:

$$G_{n+1} = G_n \cup ((G_n \oplus J) \cap F) \quad , \quad (1.71)$$

где F — блик, G_n — опорная область на n -м шаге, J — одно из ядер дилатации (1.45). Значения яркости в присоединяемых пикселях рассчитываются по значениям в соседних пикселях опорной области:

$$I(\mathbf{p}) = \frac{1}{|\Omega(\mathbf{p})|} \sum_{\mathbf{q} \in \Omega(\mathbf{p})} I(\mathbf{q}) \quad , \quad (1.72)$$

$$\Omega(\mathbf{p}) = (\{\mathbf{p}\} \oplus J) \cap G_n \quad ,$$

где $\Omega(\mathbf{p})$ — множество соседних пикселей опорной области.

1.6. Выводы к первой главе

Описан глаз человека с точки зрения автоматической обработки и распознавания фотографических и видео изображений его радужной оболочки (РОГ). Представлены модели РОГ, общая схема биометрического распознавания. Кроме того, кратко описаны основные используемые в работе математические методы обработки данных и предварительная обработка изображений глаза. Эти методы апробированы и внедрены в системах обработки и распознавания радужки.

1. Разработана модель радужки как радиально-симметричного эластичного объекта переменной толщины. Смоделированы и изучены на практике перемещения элементов радужки при радиально-симметричном изменении размеров зрачка, согласно упругости, задаваемой как функция площади сечений радужки. Рассмотрены различные зависимости толщины радужки от расстояния до центра зрачка, задающие различные законы перемещения элементов. Произведена экспериментальная проверка, выбрана наиболее адекватная модель толщины радужки. Модель и основанные на ней алгоритмы применяются при создании биометрического эталона радужки для увеличения точности распознавания.

2. Разработана модель перемещения элементов радужки на изображении при изменении размеров зрачка. Рассмотрены различные модели перемещения элементов кольца радужки. Экспериментально выбрана модель, наилучшим образом описывающая реальные перемещения элементов радужки. Использование этой модели наравне с первой позволяет существенно увеличить точность совмещения элементов радужки при сопоставлении двух изображений, снятых так, что зрачок имеет различный относительный размер. Модель и основанные на ней алгоритмы применяются при создании биометрического эталона радужки для увеличения точности распознавания. Радиальные модели РОГ этого и предыдущего пунктов исследованы впервые.

3. Описаны методы предобработки изображений в системах регистрации и распознавания радужки. Разработаны методы детектирования и компенсации бликов от осветителя. Апробированы методы пространственной и яркостной калибровки камер, пригодные для исправления дисторсий в системах ввода изображений радужки.

Глава 2

Выделение области радужки на изображении

В последнее десятилетие биометрические системы, основанные на обработке изображения радужки глаза, развиваются быстрыми темпами [222, 223, 333]. Важнейшей проблемой при создании таких систем является метод выделения области радужки на изображении. Основой этого выделения служит определение двух окружностей, аппроксимирующих контуры зрачка и радужки глаза. Разработано и практически применяется множество алгоритмов, решающих одну или обе эти задачи. Классический метод предложен Даугманом [256], использует интегродифференциальный оператор, выделяющий радиально-симметричные структуры, имеет высокие точность и устойчивость, но обладает неприемлемой для большинства приложений вычислительной сложностью; примеры приведены в [184, 200, 204]. Делаются попытки уменьшить вычислительную сложность, например за счёт применения пирамидальной обработки [435]. Поиск трёх параметров положения окружности (две координаты центра и радиус) осуществляется при помощи следующего интегро-дифференциального оператора:

$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right|$$

где $I(x, y)$ — яркость изображения. Оператор ищет область на изображении, где достигается максимум частной производной от нормализованного интеграла по r по направлению увеличения величины радиуса. Различные радиальные фильтры в рамках этого подхода рассмотрены в работах [188, 189, 295, 311, 348] и других.

Большое количество методов основано на бинаризации изображения с последующим выделением единственного [347] или наиболее подходящего [278, 340, 400] объекта в качестве зрачка. Выбор порога бинаризации осуществляет-

ся простым методом — как минимума яркости [340, 347, 400], исходя из предположения, что зрачок является наиболее темным объектом изображения, или из более тонкого анализа [278]. Все эти методы показывают хорошие результаты на изображениях с тёмным зрачком [207, 231], но неработоспособны на иных типах изображений [404, 414]. То же самое относится и к морфологическим методам обнаружения зрачка. Как простые способы, например, определение центра зрачка в качестве точки, наиболее удаленной от светлых областей [341], так и изощренные [279, 478] существенным образом полагаются на то, что зрачок — наиболее тёмный или хотя бы один из наиболее тёмных объектов изображения. Интересным расширением здесь является возможность специальной подсветки и использования эффекта «красных глаз» [376]. В этой работе предложен осветитель из двух типов диодов, первый из которых даёт обычное тёмное изображение зрачка на фоне более светлой радужки, а второй — напротив, сравнительно более яркое. Осветители синхронизированы с электронным затвором камеры, что даёт возможность получать соседние кадры с разным типом освещения. В этом случае, особенно при сравнении соседних кадров, где изменение изображения обусловлено лишь сменой типа освещения, но не геометрии сцены, задача поиска зрачка существенно упрощается. Однако, данный метод имеет большой недостаток: не всегда можно добиться столь отчётливого эффекта «красных глаз». Бинаризация может осуществляться не только на исходном изображении по его яркости, но и иными методами, например, по величине спектральной плотности Фурье-преобразования в скользящем окне [417].

Ещё один значительный класс методов — использование различных видов преобразования Хафа для окружности: от прямого построения трехмерного (две координаты центра и радиус) аккумулятора, как предлагается в классической работе [469], до сложных методов с использованием градиентов [206], предобработки изображения с выделением его областей методами кластеризации [415], преобразования с разделенными аккумуляторами [213]. В таких ме-

тодах сначала производится градиентное преобразование изображения, то есть приближенное вычисление частных производных яркости изображения в каждой точке. Так как зрачок сильно отличается от окружающей его радужки по яркости, на его границе - окружности - значения градиента принимают большие значения. Затем необходимо найти параметры этой окружности, для чего применяют преобразование Хафа [29], позволяющее найти параметры кривых заданного типа, в данном случае — окружностей. Таковы методы, используемые в [471], [421]. В [224] для ускорения также используется предварительная бинаризация изображения. В работе [195] показана эквивалентность преобразованию Хафа для окружности применению некоторого оператора. Разработаны различные методы уменьшения вычислительной сложности задачи. Так в [194] обсуждается идея ввести комплекснозначный аккумулятор, так чтобы модуль значения был равен количеству поданных голосов, а фаза пропорциональная логарифму радиуса. Предложение выделять центр окружности голосованием вдоль направления антиградиента [367]. В целом методы, основанные на выделении границ, в том числе использующие преобразование Хафа, обладают несомненным преимуществом: для их корректной работы не требуются зрачок/радужка интегрально более темные, чем остальное изображение, достаточно лишь локального перепада яркости. Важное усовершенствование подхода, применяющего преобразование Хафа, а именно использование направления градиента яркости, предложено в [322] и развито в [251]. В пространстве параметров маркируется не целая окружность с центром в заданной точке (как в обобщенном преобразовании), а единственная точка, отстоящая от рассматриваемой на расстояние R в направлении градиента. Сгущения таких точек дают центры окружностей радиуса R , а для поиска окружностей предлагается перебирать всевозможные радиусы [252]. Можно заметить, что все перечисленные методы не используют дополнительной информации об изображении (и в этом случае сложны вычислительно за счёт большого перебора), или же делается искусственное предположение о том, что радиус искомой окружности известен,

что неверно в реальных приложениях, где он может изменяться в широких пределах.

Разработано множество других подходов: получение окружности зрачка как описанной окружности для наборов из трех точек (триангуляция) [273], использование активных контуров [425], классификаторов, в том числе Adaboost [290, 441], метода опорных векторов [454], кратномасштабной обработки [243], в том числе вейвлетов [326], комбинации нескольких методов (например, основанного на выделении областей и на выделении границ) [397, 426]. Однако для проверки работоспособности алгоритма как правило используется лишь одна, в лучшем случае две базы изображений радужек. Каждая такая база содержит изображения одного типа. Обычно используется база CASIA [231], как наиболее доступная и давно существующая. В этой базе зрачок располагается в центре изображения и в такой области (а часто и на всем изображении) является единственным значимым темным объектом. Получить алгоритм, надежно определяющий его координаты и радиус, в этом случае не составляет труда. Следует также отметить, что практически все разработчики методов определения зрачка стремятся сразу (применением одного метода) решить задачу полностью, а именно найти все три параметра аппроксимирующей окружности (x_0, y_0, r) , причем с «окончательной» точностью. Именно по этой причине большинство имеющихся методов непригодно для работы с изображениями UBIRIS, на многих из которых граница зрачка имеет малую контрастность и высокий шум. Лишь в немногих работах [400, 478] используется отдельный метод для поиска только координат центра глаза (без определения радиуса зрачка), причем приближенно, для последующего уточнения другими методами.

В работе [484] применяются проекции, которые строятся как сумма яркостей всех точек с данной координатой по одной из осей. Для нахождения глаза на фотографии лица человека используется тот факт, что проекции испытывают большие изменения в районе глаз. В работе [374] используется горизонтальная проекция бинаризованного изображения для грубого определения

расположения глаза.

Можно классифицировать методы поиска и выделения радужки по природе детектируемого признака на использующие:

- яркостные области (в задаче поиска радужки это, как правило, тёмная область зрачка на относительно более светлом фоне радужки или тёмная область радужки на более светлой склере);
- границы областей (такие методы обычно опираются на производные по яркости).

По методу факторизации (выделения) искомой информации, что также можно сформулировать как приведение изображений к «распознаваемой форме» [490]:

- методы, основанные на подходе Хафа, где поиск происходит в пространстве параметров;
- проекционные методы, уменьшающие размерность пространства поиска;
- подходы на основе кластеризации и иерархического агрегирования.

Структура изображения радужки задаётся двумя окружностями — её внутренней и внешней границами. Поэтому важнейшей частью методов детектирования радужки является поиск окружности на изображении. Методы поиска окружностей можно классифицировать несколькими способами. По используемым данным методы разделяются на:

- методы, не использующие дополнительной информации, входными данными для которых служит лишь исходное изображение;
- методы, использующие дополнительную информацию, а именно положение центра окружности (возможно, приближённое) и/или радиус окружности (или диапазон требуемых радиусов).

Следует отметить, что последнее ограничение (задание диапазона радиусов) неявно присутствует во всех методах выделения окружности, поскольку на растровом изображении само понятие окружности имеет смысл начиная с радиуса больше единицы, а сверху радиус выделяемых окружностей ограничен размером изображения. Для практических приложений можно накладывать на размер выделяемых окружностей более сильные требования, вплоть до задания их радиусов с точностью в несколько процентов.

По методу факторизации (уменьшение количества обрабатываемых данных) можно разделить на:

- не использующие факторизацию;
- проекции (уменьшение размерности данных);
- группирования (уменьшение количества объектов);
- селекции (уменьшение количества объектов).

2.1. Проекционные методы выделения областей

Проецирование изображений, на которых выделены области интереса, на оси позволяет перейти от обработки двумерных данных к обработке нескольких одномерных массивов. При правильном выборе метода прецирования характеристики выделенного объекта суммируются и составляют детектируемые максимумы в одномерных массивах. Таким образом, проецирование можно представить как один из способов факторизации данных [106, 431].

2.1.1. Метод проекций яркостей

Зрачок большинства людей имеет форму, близкую к кругу [9], и отражает очень мало света, если направление освещения не совпадает с направлением

камеры. Это позволяет искать его как тёмный круг на изображении. Алгоритм состоит из следующих шагов.

- Определение порога бинаризации, выделяющего зрачок на изображении;
- Бинаризация изображения с выделением пикселей-кандидатов зрачка;
- Проецирование бинаризованного изображения на координатные оси;
- Поиск координат центра зрачка по максимумам проекций.

Шаг 1. Определение порога бинаризации. Строится гистограмма яркостей исходного изображения, согласно (1.18). Предполагается, что зрачок, как крупная по площади область с небольшой и практически равномерной яркостью, даст первый достаточно резкий и высокий максимум на гистограмме. Этот максимум ищется как первая точка гистограммы $h(b)$, отвечающая условиям:

$$\begin{aligned} \forall j : |i - j| < W \rightarrow h(i) < h(j) \quad , \\ h(i) > T_h \quad , \\ h(i) - h(i - W) > M \quad , \quad h(i) - h(i + W) > M \quad , \end{aligned} \tag{2.1}$$

где W, T_h, M — эмпирически подбираемые параметры (W — окно, T_h — порог, M — перепад). Первое неравенство является условием локального максимума, второе — условие достаточной высоты, третье — условие резкости максимума.

Как вариант, можно вычислять порог яркости согласно (1.20), при $l = 0.05$. На Рис. 2.1 приведён пример исходного изображения глаза размером , 640*480, 256 градаций серого.

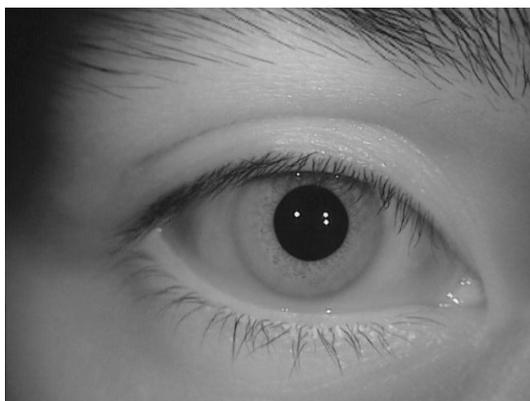


Рис. 2.1. Исходное изображение глаза.

На Рис. 2.2 показана гистограмма (1.28) полученная из изображения Рис. 2.1, первый резкий максимум показан стрелкой.

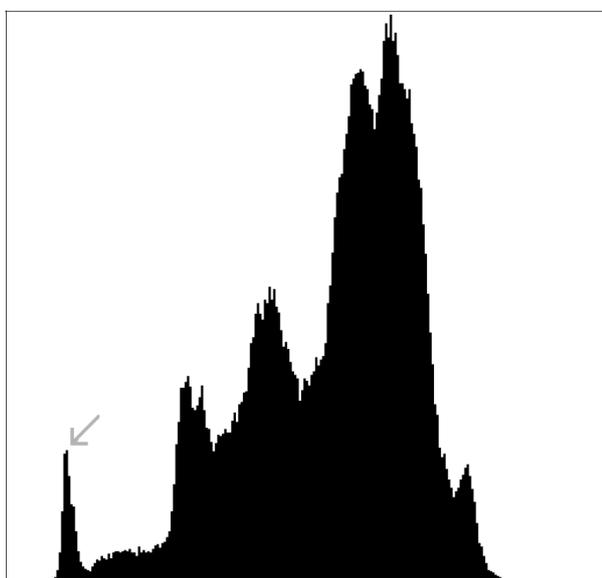


Рис. 2.2. Гистограмма изображения 2.1

Шаг 2. Бинаризация. Для выделения точек с малой яркостью используется бинаризация вида (1.22). На Рис. 2.3 дан пример изображения, полученного из 2.1, бинаризованного согласно порогу, выставленному по гистограмме 2.2.

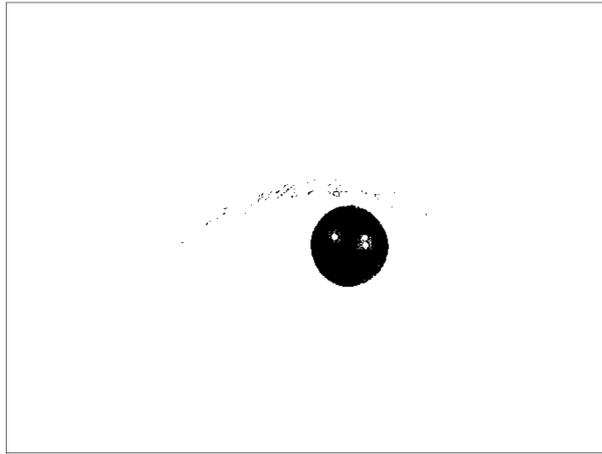


Рис. 2.3. Пример бинаризованного изображения.

Шаг 3. Проецирование на оси. Используются проекции на горизонтальную и вертикальную оси вида 1.35. Поскольку значения пикселей бинаризованного изображения равны 0 и 1, то проекции 1.35 превращаются в

$$\Pi_{hor}(x) = \sum_y I(x, y) \quad , \quad \Pi_{ver}(y) = \sum_x I(x, y) \quad . \quad (2.2)$$

Следует отметить, что такого рода проекции благодаря их простоте возможно вычислять «на лету», то есть при получении на шаге бинаризации единичного значения в некотором пикселе (x, y) , инкрементировать соответствующие элементы массивов $\Pi_{hor}(x)$ и $\Pi_{ver}(y)$.

Шаг 4. Поиск координат центра зрачка. В случае если на шаге бинаризации был выделен зрачок, максимумы проекций $\Pi_{hor}(x)$ и $\Pi_{ver}(y)$ располагаются в координатах, соответствующих его центру. Таким образом, координаты центра зрачка определяются как

$$x^* = \arg \max \Pi_{hor}(x) \quad , \quad y^* = \arg \max \Pi_{ver}(x) \quad . \quad (2.3)$$

Оценка сложности алгоритма. Оценка сложности при размерах изображения $m \cdot n$, глубине цвета A . Гистограмма: $m \cdot n$ операций сложения. Поиск максимума гистограммы: $8 \cdot A$ операций сравнения. Бинаризация: $m \cdot n$ операций сравнения и присваивания. Проекция на ось x : $m \cdot n$ операций сложения. Поиск

максимума по : n операций сравнения. Поиск y -координаты: m операций сравнения и инкремента. Итого, если считать каждую операцию занимающей единицу вычислительного ресурса, то выходит $4mn + m + n + 8A$. В случае изображения $640 * 480$ пикселей это около 10^6 операций. Для сравнения, методы основанные на преобразовании Хафа или методе Даугмана, имеют минимальную сложность порядка mn^2 , что даёт сложность порядка 10^8 .

Эксперименты.

Проверка работы алгоритма производилась на открытых базах фотографий человеческих глаз: BATH [207], CASIA-IrisV3 [231], ND-IRIS [404], UBIRIS.v1 [414]. Истинные параметры зрачка на каждом изображении, проставленные экспертом, известны, с ними и сравнивается полученный результат. В таблицах 2.1, 2.2, 2.3 приведена статистика работы алгоритма. Для удобства восприятия выделены количества изображений, на которых разница между полученным и истинным значением меньше, чем десятая часть истинного радиуса зрачка; меньше половины радиуса зрачка; меньше радиуса зрачка.

Таблица 2.1. Статистика пересечений вертикальной прямой $x = x_0$ с зрачком.

База	Всего изображений	Количество пересечений в 10% от радиуса	Количество пересечений в 50% от радиуса	Количество пересечений со зрачком
ND-IRIS	64979	22430	62726	64701
BATH	13177	1486	12832	13081
CASIA	16180	8889	16058	16173
Всего	95513	40217	85577	93955

Таблица 2.2. Статистика пересечений вертикальной прямой $y = y_0$ с зрачком.

База	Всего изображений	Количество пересечений в 10% от радиуса	Количество пересечений в 50% от радиуса	Количество пересечений со зрачком
ND-IRIS	64979	44714	64500	64875
BATH	13177	12164	13056	13093
CASIA	16180	13506	16121	16170
Всего	95513	71398	94842	95296

Таблица 2.3. Статистика точности определения центра зрачка.

База	Всего изображений	Количество пересечений в 10% от радиуса	Количество пересечений в 50% от радиуса	Количество пересечений со зрачком
ND-IRIS	64979	15092	61751	64481
BATH	13177	1314	12686	13059
CASIA	16180	7225	15986	16164
Всего	95513	23727	91525	94864

Средняя по всем базам фотографий точность попадания результата: расстояние от истинного центра менее 10% от радиуса зрачка - 24,8%, менее 50% радиуса зрачка - 95,8%, менее радиуса зрачка - 99,3%.

Метод показывает достаточно хорошую в большинстве случаев точность попадания внутрь зрачка, средняя по всем базам изображений (доля ошибок, то есть попаданий найденной точки за пределы зрачка, составляет 0,13%, а также небольшую сложность. При этом он не использует градиентного преобразования, поэтому качество результата нечувствительно к четкости изображения, но падает при плохой освещенности, когда тени на лице становятся такими же темными, как зрачок. Возникающие ошибки обычно связаны с неудачной бинаризацией, когда либо зрачок оказывается слишком светлым или наоборот, в темную область включается значительная площадь ресниц или радужки.

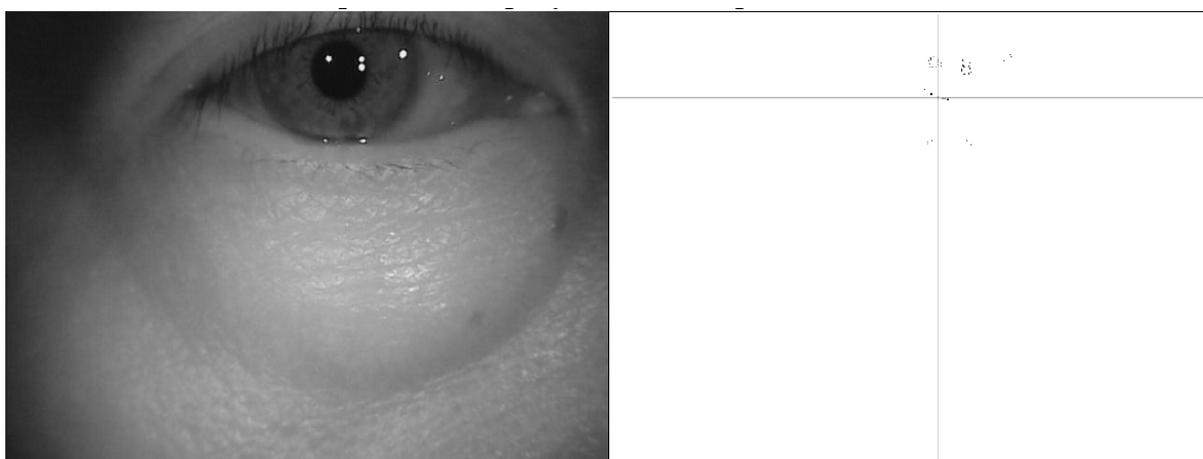


Рис. 2.4. Пример некорректной обработки изображения.

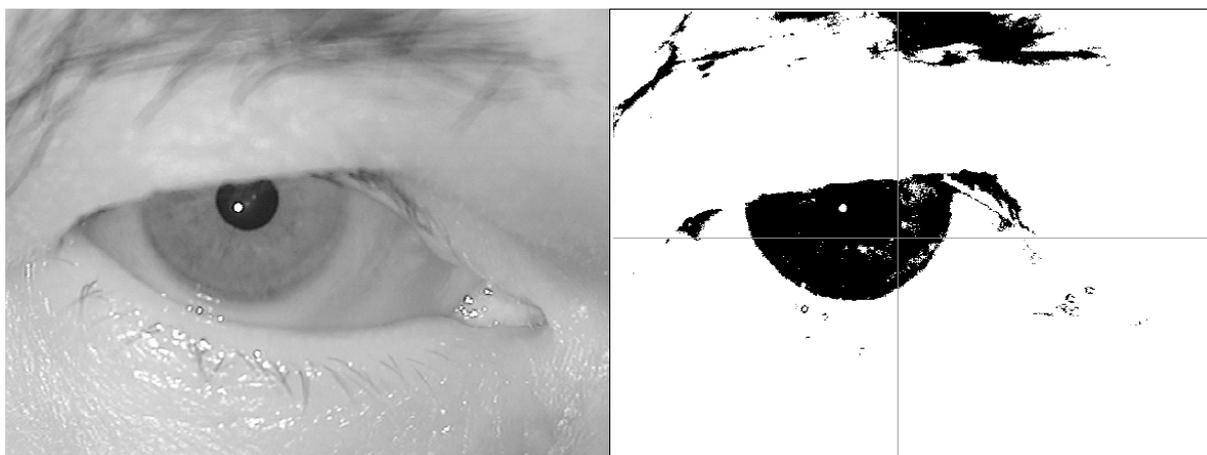


Рис. 2.5. Пример некорректной обработки изображения.

В дальнейшем необходимо изучить возможность улучшения частоты попадания внутрь зрачка, а еще лучше — в 50% радиуса зрачка. Это позволит использовать результат для дальнейшего уточнения параметров зрачка. Также нужно построить критерии оценки результата, позволяющие отбраковывать заведомо неверные варианты, предлагаемые алгоритмом.

Целью этого этапа работы было создание алгоритма, предлагающего оценку координат центра зрачка, причём основной идеей было сократить время работы программы за счёт точности определения центра. Для ускорения работы, в основном, используется уменьшение объёма данных, с которыми работает алгоритм, а именно — переход от двумерного массива яркостей $I(x, y)$, к одномерным массивам — проекциям на координатные оси. Полученный результат может быть использован для уменьшения зоны поиска зрачка другим, более точным и менее быстрым методом, что может уменьшить суммарное время. Также результат можно использовать в алгоритмах, которые ищут параметры зрачка, используя точку, лежащую не далее, чем половина радиуса от истинного центра зрачка, например [83].

2.1.2. Метод проекций градиентов яркости

Метод находит окружность на изображении глаза, пользуясь приближённым положением центра глаза $\mathbf{c} = (x_C, y_C)$. Входными данными метода служат

растровые монохромные изображения. Допускается расфокусировка изображения с функциями отклика имеющими СКО до пяти пикселей изображения. Диаметр круга, который может быть найден, не должен превышать минимума горизонтального и вертикального размеров изображения. При помощи метода, описанного в Главе 2.2.1, можно с высокой надёжностью получить дополнительную информацию другого рода, а именно, определить координаты точки, принадлежащей кругу. Для простоты перенесём началом координат в \mathbf{c} . Поскольку контуры зрачка и радужки имеют приблизительно круглую форму, векторы градиентов яркости в точках этих границ лежат на прямых, проходящих близко к центру, а точнее на прямых, образующих малый угол с направлением из точки на центр. Учитывая перенос начала координат, градиенты яркости в точках границы должны удовлетворять условию (1.32). Кроме того, величина градиентов на границах областей должна быть достаточно велика, поэтому выделяются пиксели с высоким градиентом, согласно (1.20) при $l = 0.9$. Такие пиксели будем называть *кандидатами*, имея в виду, что они являются кандидатами на то, чтобы принадлежать контурам зрачка или радужки. Для расчёта на оцифрованном дискретном изображении используется маска Собеля (1.26). В случае тёмного круга на светлом фоне градиент яркости на границе круга направлен вовне, равно как и вектор, задающий саму точку границы, см. Рис.2.6. При этом, если точка \mathbf{c} находится внутри круга, радиусом не более половины и концентрического искомого, то угол ϕ для точки на границе круга не может превышать $T_{phi} = 30^\circ$.

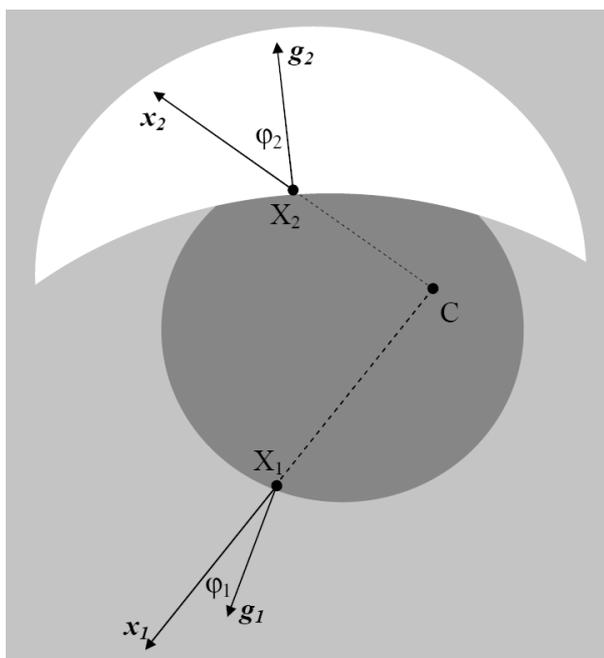


Рис. 2.6. Радиус-векторы точек границы и векторы градиентов яркости

U — дополнительное условие, выделяющее сектор плоскости, относительно начала координат (т.е. точки \mathbf{c}). Возможны, например, следующие варианты:

$$U = \begin{cases} R : x > 0 \\ L : x < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

выделение правой и левой полуплоскостей, или

$$U = \begin{cases} L & |x| > |y|, x < 0 \\ R & |x| > |y|, x > 0 \\ B & |x| < |y|, y < 0 \\ T & |x| < |y|, y > 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

выделение левого, правого, нижнего и верхнего квадрантов. Взяв для U одно из условий, например $U \equiv R$, можно получить круговую проекцию вида (1.36), то есть гистограмму числа точек, удовлетворяющих условиям на градиент, как функцию от радиуса:

$$P_R(r) = \frac{1}{r} \sum_{0.5 < \|\mathbf{x}\| < r+0.5} v_h(\mathbf{x}) \quad (2.6)$$

Здесь $P_h(r)$ — нормированная на радиус гистограмма (тангенциальная проекция) числа точек с градиентом нужного направления и величины в левой четверти окружности. Это значит, что для каждого радиуса определяется доля кандидатов среди всех точек, лежащих на таком расстоянии от центра. Если на изображении существует тёмный круг с центром, близким к центру глаза, то анти-градиенты на его границе будут велики и направлены приблизительно к центру глаза, и точки границы такого круга будут помечены как кандидаты. Все эти точки также лежат на примерно одинаковом расстоянии от центра глаза, поэтому при вычислении круговой проекции попадут с одну или несколько рядом лежащих точек проекции. Остальные, некруглые, неконцентрические центру глаза контуры образуют достаточно равномерное распределение без сгущений. Таким образом, значительные локальные максимумы на круговых проекциях будут соответствовать концентрическим контурам.

На Рис.2.7 представлено изображение глаза и полученная по нему круговая проекция (2.6) в правом квадранте. На гистограмме выделены положения восьми локальных максимумов $\arg \operatorname{loc} \max_{n,r} P_R(r)$, $n = 1 \dots 8$. Определив положения локальных максимумов для всех четырёх квадрантов, можно получить возможные удаления границ гипотетических окружностей от заданной точки в соответствующем направлении. Определив максимум этой функции для всех квадрантов, можно получить удаление границы круга от заданной точки в соответствующем направлении.

Комбинируя положения локальных максимумов, можно получить координаты центров $\mathbf{p} = (p_x, p_y)^T$ и радиусы ρ этих окружностей:

$$\begin{aligned}
 p_x^{n,m} &= \frac{1}{2} \left(\arg \operatorname{loc} \max_{n,r} P_R(r) - \arg \operatorname{loc} \max_{m,r} P_L(r) \right) \\
 p_y^{u,v} &= \frac{1}{2} \left(\arg \operatorname{loc} \max_{u,r} P_T(r) - \arg \operatorname{loc} \max_{v,r} P_B(r) \right) \\
 \rho^{n,m,u,v} &= \frac{1}{4} \left(\arg \operatorname{loc} \max_{n,r} P_R(r) + \arg \operatorname{loc} \max_{m,r} P_L(r) + \arg \operatorname{loc} \max_{u,r} P_T(r) + \arg \operatorname{loc} \max_{v,r} P_B(r) \right)
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

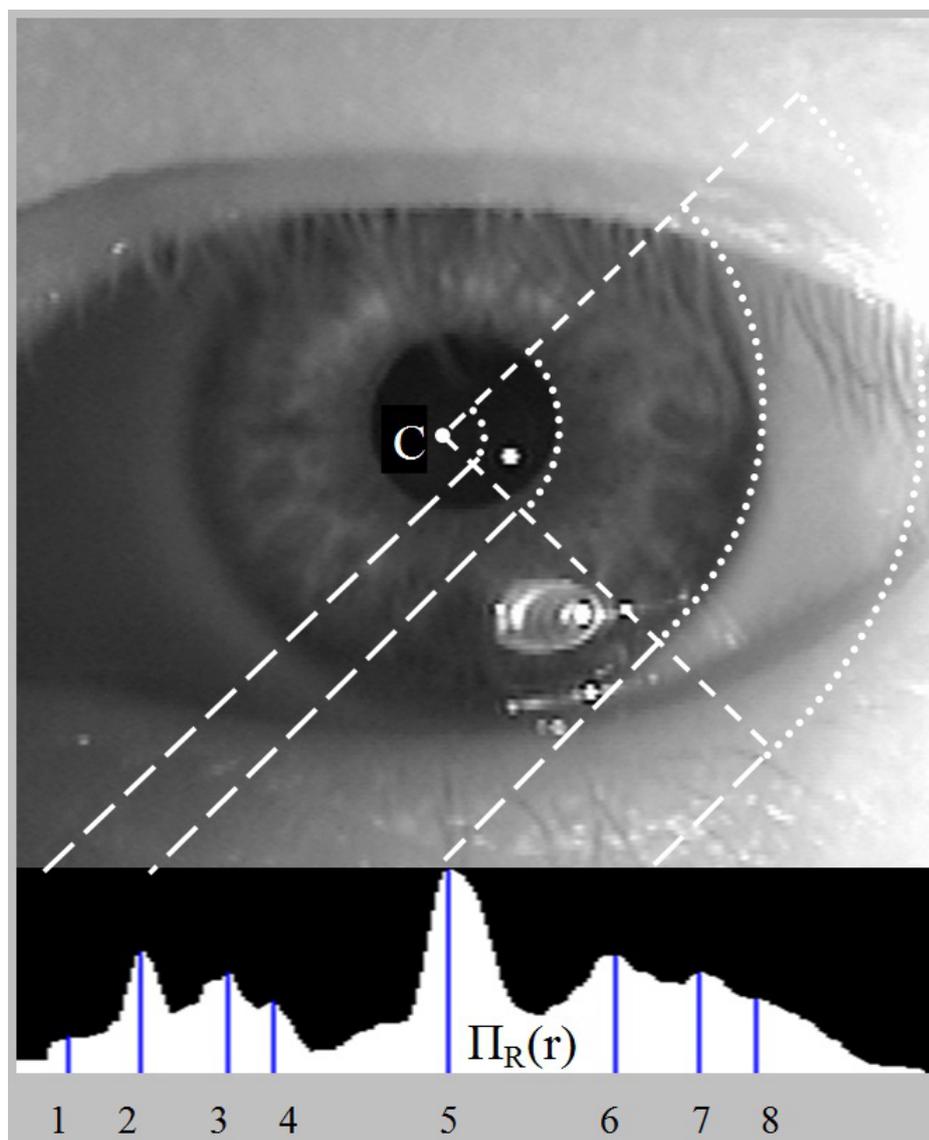


Рис. 2.7. Пример круговой проекции и положений локальных максимумов

Качеством окружности, полученной для заданных положений локальных максимумов n , m , u , v назовём сумму функций проекций в этих положениях:

$$Q_{n,m,u,v} = \text{loc max}_{n,r} P_R(r) + \text{loc max}_{m,r} P_L(r) + \text{loc max}_{u,r} P_T(r) + \text{loc max}_{v,r} P_B(r) \quad (2.8)$$

Итак, метод исполняется в шесть шагов:

Шаг 1. Вычисление градиента..

Шаг 2. Выбор кандидатов. Маркирование пикселей-кандидатов согласно условиям (1.20), (1.32), (2.5) на вектор градиента яркости.

Шаг 3. Круговая проекция. Вычисление круговой проекции (2.6) в четы-

рёх квадрантах.

Шаг 4. Выбор максимумов. Определение положений локальных максимумов на проекции.

Шаг 5. Комбинирование максимумов. Комбинирование максимумов и поиск приемлемого сочетания.

Шаг 6. Выбор наилучшей из приемлемых комбинаций.

Самой вычислительно сложной операцией метода является расчёт векторов градиента яркости маской Собеля.

Эксперименты

Изображения глаз были просмотрены человеком-экспертом, который указал центр и радиус зрачка на каждом из них. Методом, описанным в Главе 2.2.1, на каждом изображении была определена точка, принадлежащая зрачку. Предложенным здесь методом затем были определены координаты и радиус зрачка, и полученные значения были сравнены с указанными оператором. В таблице приведены количества грубых ошибок (различия хотя бы в одной из трёх величин превышают 10 пикселей), умеренных ошибок (различия от 5 до 10 пикселей). При отличии координат центра и радиуса меньше 2 пикселей зрачок считался определённым правильно. Для проведения экспериментов использовались общедоступные базы данных [231, 302, 414]

Таблица 2.4. Результаты работы алгоритма на различных тестовых базах изображений.

База	Число изображений	Число умеренных ошибок	Число грубых ошибок
UBIRIS	1207	7	2
CASIA	16213	41	21
ICE	2954	27	15

Предлагаемый метод поиска круга может быть применён для предварительного (с точностью до 5 пикселей) определения центра и радиуса круга на изображении при том, что известна точка, лежащая внутри круга. Метод пригоден для работы в реальном времени.

2.1.3. Метод связанных максимумов круговых проекций

До сих пор не учитывался тот факт, что окружностей на изображении радужки две (а именно граница зрачок-радужка и граница радужка-склера), причём параметры этих окружностей взаимосвязаны. Одновременный поиск зрачка и радужки как окружностей, параметры которых удовлетворяют определённым взаимным ограничениям, накладываемым природой радужки, позволяет существенно улучшить характеристики алгоритма по сравнению с поиском одиночной окружности [424]. Предлагается алгоритм поиска радужки глаза, основанный на построении гистограмм – круговых проекций локальных градиентов яркости и сопоставлении их максимумов как возможных положений границ зрачка и радужки.

Итак, методом круговых проекций строятся различные гипотетические окружности зрачка и радужки. Обозначим окружности их через параметры — координаты центра и радиус: (x_P, y_P, r_P) и (x_I, y_I, r_I) . На эти параметры накладываются ограничения (1.1), обусловленные природой радужки человека. Из всех пар окружностей, удовлетворяющих этим условиям, выберем такую, сумма показателей качества компонент которой максимальна.

Итак, метод исполняется в шесть шагов:

Шаг 1. Вычисление градиента. Аналогично предыдущему алгоритму.

Шаг 2. Выбор кандидатов. Маркирование пикселей-кандидатов согласно условиям (1.20), (1.32), (2.5) на вектор градиента яркости.

Шаг 3. Круговая проекция. Вычисление круговой проекции (2.6) в четырёх квадрантах.

Шаг 4. Выбор максимумов. Определение положений локальных максимумов на проекции.

Шаг 5. Комбинирование максимумов. Комбинирование максимумов и поиск приемлемого сочетания получаемых характеристик зрачка и радужки согласно условиям (1.1).

Шаг 6. Выбор наилучшей из приемлемых комбинаций.

Если не найдено приемлемых комбинаций, испытываются два эвристических правила: одно для определения только зрачка и одно для определения только радужки. Если и оба этих правила не срабатывают, выдаётся результат «глаз не обнаружен».

Эксперименты

Изображения глаз были просмотрены человеком-экспертом, который указал центры и радиусы зрачка и радужки на каждом из них. Эти данные далее считались истинными и использовались для верификации метода. Методом из 2.2.1 на каждом изображении была определена точка, принадлежащая зрачку. Затем были определены параметры зрачка и радужки, полученные значения сравнивались с указанными оператором. В таблице приведены количества грубых ошибок (различия хотя бы в одной из шести величин превышают 10 пикселей) и умеренных ошибок (различия от 5 до 10 пикселей). При отличии параметров меньше 5 пикселей радужка считалась образмеренной правильно. Для проведения экспериментов использовались базы данных [231, 302, 414].

Таблица 2.5. Результаты работы алгоритма на различных тестовых базах изображений.

База	Число изображений	Число умеренных ошибок определения зрачка	Число грубых ошибок определения зрачка	Число умеренных ошибок определения радужки	Число грубых ошибок определения радужки
UBIRIS	1207	315	3	32	1
CASIA	16213	1916	31	212	20
ICE	2954	112	7	9	2

Скорость работы метода на процессоре P-IV 3GHz – около 0.01 сек для изображения 640 * 480 точек. Основное время занимает вычисление градиентов оператором Собеля. Предлагаемый метод поиска радужки может быть применён для предварительного определения координат окружности радужки (с точностью до 5 пикселей) и зрачка (с точностью до 10 пикселей) при том, что известна точка, лежащая внутри зрачка. Метод пригоден для работы в реальном

времени.

2.2. Методология Хафа

Поиск и выделение окружностей — одна из первых задач, возникших в обработке изображений. Предложено множество методов и алгоритмов её решения, часть которых перечислена в обзоре [195].

При всём разнообразии этих алгоритмов в качестве основы большинства из них можно выделить методологию Хафа, состоящую в следующем.

Для фигуры F из определённого класса задаётся её параметрическое представление Φ вектором параметров \mathbf{t} : $F \xleftrightarrow{\Phi} \mathbf{t}$. Например, одно из параметрических представлений окружности: $\Phi = \{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2\}$, вектор параметров $\mathbf{t} = (x_0, y_0, r)$. На изображении фигура отображается во множество пикселей: $F \xleftrightarrow{\Phi} \{\mathbf{p}_i\}$, где $\xleftrightarrow{\Phi}$ — отношение «один ко многим». Поиск на изображении всех фигур данного класса производится следующим образом. Выбираются пиксели $\{\mathbf{q}_j\}$ изображения, которые могут принадлежать таким фигурам. Как правило, это пиксели с высоким градиентом яркости, также возможно использование других признаков. Назовём такие пиксели *кандидатами*. Каждый пиксель-кандидат \mathbf{q} может принадлежать одной или нескольким гипотетическим фигурам F_k зананного класса: $\mathbf{q} \in F_k, F_k \xleftrightarrow{\Phi} \{\mathbf{x}_{i_k}\} \exists i_k : \mathbf{x}_{i_k} = \mathbf{q}$. Можно записать: $\mathbf{q} \xleftrightarrow{\Phi^{-1}} \{F_k\}$, учитывая соответствие фигуры и её параметров $\mathbf{q} \xleftrightarrow{\Phi^{-1}} \{\mathbf{p}_k\}$. Таким образом, каждый пиксель-кандидат порождает набор точек в пространстве параметров, что можно представить в виде индикаторной функции:

$$v(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{p} \in \{\mathbf{p}_k\} \xleftrightarrow{\Phi^{-1}} \mathbf{q} , \\ 0, & \text{otherwise} . \end{cases} \quad (2.9)$$

Пространство \mathbf{p} называется *аккумулятором*, а построение функции $v(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ — *голосованием*. Преобразование Хафа заключается в том, что для каждого кандидата помечаются соответствующие точки аккумулятора, то есть суммируют-

ся функции-индикаторы:

$$V(\mathbf{p}) = \sum_{q_j} v(\mathbf{q}_j, \mathbf{p}) . \quad (2.10)$$

Точка аккумулятора, получившая наибольшее количество голосов, т.е. максимум $p^* = \arg \max_{\mathbf{p}} V(\mathbf{p})$, отвечает наилучшему найденному положению фигуры заданного класса на изображении. В случае поиска нескольких фигур рассматривается не единственный глобальный максимум аккумулятора, но несколько локальных. Перед поиском максимумов аккумулятор обычно обрабатывается фильтром низкой частоты.

Методология Хафа является наиболее популярным подходом к поиску параметрически задаваемых фигур, в том числе окружностей. Её можно рассматривать как частный случай более общей проблемы выделения закономерностей [16, 119, 218, 429, 433]. Разработано большое число модификаций метода, в том числе используемых в медицинских приложениях [105]. Наибольшее распространение получили следующие варианты.

Непосредственный поиск трёх параметров (координат центра и радиуса окружности) голосованием в трёхмерном аккумуляторе:

$$v(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } \|\mathbf{p}' - \mathbf{q}\| = p_3^2 , \\ 0, & \text{otherwise} , \end{cases} \quad (2.11)$$

где \mathbf{p}' — двумерный вектор, составленный из первых двух координат трёхмерного вектора \mathbf{p} , соответствующих координатам центра окружности, p_3 — третья координата этого вектора, соответствующая радиусу. Фактически, в трёхмерном пространстве \mathbf{p} для каждого фиксированного значения p_3 в плоскости (p_1, p_2) проводится окружность, индикаторная функция $v(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ представляет собой конус в пространстве параметров с вершиной в точке $(q_1, q_2, 0)$ и осью в направлении p_3 . Недостаток этого подхода состоит в том, что его алгоритмиче-

ская сложность при поиске окружностей произвольного радиуса равна N^4 , где N — линейный размер изображения. Число кандидатов на изображении пропорционально общему числу точек N^2 , конус при голосовании каждого кандидата строится за N^2 операций.

При использовании информации о **направлении градиента яркости** в пикселе-кандидате возможно сократить индикаторную функцию до единственной точки, находящейся в направлении градиента яркости:

$$v(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{p}' = p_3 \mathbf{g} + \mathbf{q} , \\ 0, & \text{otherwise} , \end{cases} \quad (2.12)$$

где \mathbf{g} — градиент яркости в точке \mathbf{q} . Индикаторное множество из конуса сокращается до одной из его образующих, проходящих в направлении, задаваемом градиентом яркости. Алгоритмическая сложность уменьшается до N^3 , поскольку для каждого значения радиуса в аккумуляторе помечается лишь одна точка.

Возможно **сократить размерность аккумулятора** до двух, исключив в предыдущем методе координату p_3 , отвечающую за радиус искомой окружности. В этом случае голосование осуществляется не проведением луча в трёхмерном пространстве, а построением его проекции в двумерном:

$$v(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{p}' = r \mathbf{g} + \mathbf{q}, r > 0 , \\ 0, & \text{otherwise} . \end{cases} \quad (2.13)$$

Алгоритмическая сложность по-прежнему равна N^3 , но уменьшение размерности данных существенно упрощает обработку. Однако, в двумерном пространстве можно определить лишь два параметра окружности, в данном случае — координаты её центра.

Существенное расширение разнообразия алгоритмов, охватываемых методологией Хафа возможно, если за отправную точку при голосовании берётся не пиксель-кандидат, а некоторый более сложный объект. Среди таких подходов

можно выделить использование пар и троек точек. Использование пар точек предложено в [401].

Рассмотрим **пару пикселей-кандидатов** $Q = \{\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2\}$. Центры гипотетических окружностей, проходящих через них, лежат на срединном перпендикуляре к соединяющему их отрезку, и голосование производится как:

$$v(Q, \mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } (\mathbf{q}_2 - \mathbf{q}_1) \cdot \mathbf{p} = \frac{1}{2} (\mathbf{q}_2 + \mathbf{q}_1) \cdot \mathbf{p} , \\ 0, & \text{otherwise} . \end{cases} \quad (2.14)$$

Однако, проводить голосование для всех пар кандидатов нецелесообразно. Во-первых, число кандидатов пропорционально N^2 , а значит алгоритмическая сложность перебора всех пар составит N^4 , а с учётом процедуры голосования, состоящей в проведении линии в аккумуляторе сложность преобразования Хафа N^5 . Во-вторых, если кандидаты, действительно входящие в состав окружности, составляют малую часть общего количества кандидатов (как это обычно и бывает), то посторонние пары дадут высокий шум, на фоне которого будет потерян максимум, соответствующий истинной окружности. Отбросить пары кандидатов, не могущие соответствовать окружности, позволяет анализ направлений градиентов. Один из способов — **метод парных градиентов**, в котором рассматриваются пары точек, лежащих на противоположных сторонах окружности, т.е. являющихся концами её диаметра. В таких точках векторы градиента яркости направлены в противоположные стороны и коллинеарны отрезку их соединяющему (т.е. гипотетическому диаметру). С учётом погрешности вычислений, можно записать следующие условия для пары точек:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{g}(\mathbf{q}_1)\| &> T_g , \\ \|\mathbf{g}(\mathbf{q}_2)\| &> T_g , \\ \angle(\mathbf{g}(\mathbf{q}_1), \mathbf{q}_1 - \mathbf{q}_2) &< T_\varphi , \\ \angle(\mathbf{g}(\mathbf{q}_2), \mathbf{q}_1 - \mathbf{q}_2) &< T_\varphi , \\ \mathbf{g}(\mathbf{q}_1) \cdot \mathbf{g}(\mathbf{q}_2) &< 0 . \end{aligned} \quad (2.15)$$

Здесь первые два условия выбирают точки с высоким градиентом яркости. Вторые два условия задают приблизительную коллинеарность вектора градиента яркости гипотетическому диаметру с точностью до порога T_φ , определяемого погрешностью вычисления градиента. Последнее — условие на разнонаправленность векторов градиентов. Голосование в векторе антиградиентов производится в единственной точке — центре гипотетической окружности, лежащей посередине между \mathbf{q}_1 и \mathbf{q}_2 :

$$v(Q, \mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & \text{if } p = \frac{1}{2}(\mathbf{q}_1 + \mathbf{q}_2) \text{ ,} \\ 0, & \text{otherwise .} \end{cases} \quad (2.16)$$

Перебор всех пар точек, а значит и процедура голосования имеют сложность N^4 , однако вычисления при переборе можно существенно сократить, если отсортировать множество кандидатов по направлению градиента яркости. В отсортированном множестве (последовательности) для каждого кандидата его возможные пары собраны компактно сгруппированы в подпоследовательность с количеством элементов в среднем в T_φ/π раз меньшим количества кандидатов.

Перебор троек точек или *триангуляция* похожа на метод парных градиентов. Условия выбора точек при триангуляции аналогичны (2.15), с учётом того, что углы между направлениями градиентов яркостей составляют $2\pi/3$, так чтобы тройки точек образовывали приблизительно равносторонние треугольники (что даёт наилучшую точность определения центра).

2.2.1. Выделение центра методом Хафа

Этот метод поиска приближенного положения центра радужки на изображении использует преобразование Хафа для окружности. Постановка задачи поиска только центра окружности (без определения радиуса) позволяет уменьшить размерность пространства параметров по сравнению с методами, определяющими и центр, и радиус. Кроме того, отказ от определения радиуса дает

возможность одновременно задействовать в преобразовании Хафа точки и границы зрачка, и границы радужки, что повышает устойчивость метода, особенно на изображениях с зашумленным зрачком.

Описание метода

Итак, алгоритм должен найти координаты (x_c, y_c) центра зрачка, задачи определить размер зрачка не ставится. Центр может быть вычислен приближенно, для того чтобы произвести уточнение на следующих шагах обработки. Благодаря такой постановке возможно привлечь для решения задачи не только границу зрачка, но и границу радужки, поскольку центры зрачка и радужки приблизительно совпадают, а их различающиеся радиусы не требуются. Алгоритм должен иметь малую вычислительную сложность (поскольку он является «добавочным» перед основным методом поиска зрачка), точнее, его сложность должна быть такова, чтобы его применение было оправдано снижением количества вычислений на основном этапе благодаря уменьшению области интереса. Данное требование для этого алгоритма, основанного на преобразовании Хафа, во многом удовлетворяется благодаря тому, что размерность аккумулятора снижена до двух (определяются только координаты), вместо трех (координаты и радиус), как это имеет место в других подходах, применяющих преобразование Хафа или аналоги [213, 342, 349, 415, 469].

Алгоритм исполняется как набор последовательных шагов.

Шаг 1. Вычисление градиента. Исходное изображение — дискретный растр $X \times Y$ пикселей. Обозначим его яркость $b(x, y)$. Градиент яркости вычисляется согласно 1.26, или как дискретная свертка

$$g_x(x, y) = S_x N_\sigma * b(x, y) \quad , \quad g_y(x, y) = S_y N_\sigma * b(x, y) \quad , \quad (2.17)$$

где N_σ — дискретное приближение гауссиана $\exp(- (x^2 + y^2) / 2\sigma^2)$ со среднеквадратичным отклонением $\sigma = 4.0$, $S_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ и $S_y = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}^T$ —

маски для вычисления производной по направлению. Также на этом шаге рассчитывается норма градиента в каждом пикселе растра

$$G(x, y) = \sqrt{g_x^2(x, y) + g_y^2(x, y)} \quad (2.18)$$

и строится гистограмма распределения этой величины согласно (1.28), которая используется на следующих шагах. Сложность этого шага алгоритма линейно зависит от числа пикселей растра, т.е. пропорциональна XU . Сложность построения гистограммы линейно зависит от диапазона аргумента $l \in \left[0; \max_{(x,y)} [G(x, y)]\right]$. Норма градиента не может превышать диапазона яркости изображения: $G(x, y) < \max_{(x,y)} b(x, y) - \min_{(x,y)} b(x, y)$, например, при использовании 8-битных изображений $l \in [0; 255]$, что существенно меньше типичных значений XU .

Шаг 2. Выбор точек с высоким градиентом. Границами на изображении являются точки с высоким градиентом яркости. При дальнейшей обработке рассматриваются лишь они. Пороговое значение градиента задается как $T_1 = \max \{2\sqrt{2}\alpha, T_{75\%}\}$, где α — величина среднеквадратичного отклонения яркости, вызванная шумом (если известна, в противном случае принимается равной нулю), $T_{75\%}$ — значение градиента, такое, что 75% пикселей имеют меньший градиент, вычисляется как $T_{75\%}: \sum_{l=0}^{T_{75\%}} H_g(l) = \sum_l H_g(l)$. На Рис.2.8б показаны такие пиксели для изображения Рис.2.8а.



Рис. 2.8. *a* - пример исходного изображения глаза; *б* - карта точек с высоким градиентом, выделенная на шаге 2

Шаг 3. Построение сигнального (голосующего) множества. Пространством параметров (аккумулятором) в алгоритме является пространство координат центра (x_c, y_c) , совпадающее с пространством исходного изображения. Можно искать окружности произвольного радиуса (таким образом, голосовать будут и точки границы зрачка, и точки границы радужки), проводя лучи в аккумуляторе, так что каждый из лучей начинается в пикселе (x, y) и идет в направлении антиградиента яркости исходного изображения в этом пикселе: $-\nabla b(x, y)$. Используемое множество пикселей определяется на шаге 2. Луч, идущий из точки (x, y) в направлении антиградиента, есть геометрическое место центров всевозможных гипотетических кругов, на границе которых лежит эта точка. Система таких лучей будет иметь сгущения в точках, являющихся центрами округлых темных областей, тем более выраженные, чем более такая область близка к кругу. Здесь радиусы дуг зрачка и радужки ограничены размерами изображения. Имеющий смысл диаметр радужки не может превышать размеров изображения: $R_M = 0.5 \min \{X, Y\}$. Поэтому вместо луча в пространстве параметров проводится отрезок. Назовем его сигнальным отрезком. Пиксели с большим градиентом яркости могут принадлежать как границе зрачка, так и границе радужки. Поэтому следовало бы проводить два сигнальных отрезка для учета обеих гипотез. Чтобы проголосовать за гипотезу о принадлежности точки границе радужки, отрезок должен покрывать все возможные размеры радужки, а значит составлять $[R_m; R_M]$, где R_m и R_M — минимальное и максимальное возможные значения радиуса радужки. Согласно требованиям стандарта [32], минимальный размер радужки, используемый при распознавании, $R_m = 50$. Аналогично для голосования за гипотезу о принадлежности точки границе зрачка требуется отрезок $[r_m; r_M]$. Радиус зрачка составляет от 15% до 75% радиуса радужки [111, 310], значит, $r_m = 0.15R_m = 7.5$ и $r_M = 0.74R_M$ — минимальный и максимальный возможный радиус зрачка. Объединяя проверку обеих гипотез, (о принадлежности точки границе зрачка и границе радужки),

можно построить сигнальное множество в виде

$$v(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \in [r_m; R_m) \cup [r_M; R_M) \text{ ,} \\ 2, & \text{if } z \in [R_m; r_M) \text{ ,} \\ 0, & \text{otherwise ,} \end{cases} \quad (2.19)$$

где z отсчитывается по лучу в направлении антиградиента.

Шаг 4. Голосование. Для построения сигнального множества в пространстве параметров $A(x, y)$ (называемом также аккумулятором и существующем, как и исходное изображение, в виде растра) используется алгоритм Брезенхэма [117] построения отрезка на растре. Пример пространства параметров, полученного на этом шаге, приведен на рис.2,а. Алгоритмическая сложность этого шага есть произведение числа точек, задействованных на шаге 2, на число точек отрезка, построенного на шаге 3, и равна $X Y R_M$, что выше линейной. Этот шаг является наиболее затратным по вычислениям, особенно для изображений больших размеров.

Шаг 5. Сглаживание аккумулятора. Пространство параметров обрабатывается фильтром низкой частоты для выделения сгущений сигнальных множеств: $A_B(x, y) = N_\sigma * A(x, y)$, где $A(x, y)$ – аккумулятор, полученный на предыдущем шаге. Используется тот же гауссиан N_σ , что и на первом шаге. Пример сглаженного аккумулятора дан на Рис.2.9б. Алгоритмическая сложность этого шага – линейная по числу точек: $X Y$.

Шаг 6. Определение максимума. Положения максимума сглаженного аккумулятора соответствует центру наиболее округлого объекта, т.е. центру глаза (x_c, y_c) . Если значение максимума ниже порога T_2 , считается, что на изображении нет глаза:

$$(x_c, y_c) = \begin{cases} \arg \max_{(x,y)} A_B(x, y) & \text{if } \max_{(x,y)} A_B(x, y) > T_2 \text{ ,} \\ \text{none} & \text{otherwise .} \end{cases} \quad (2.20)$$

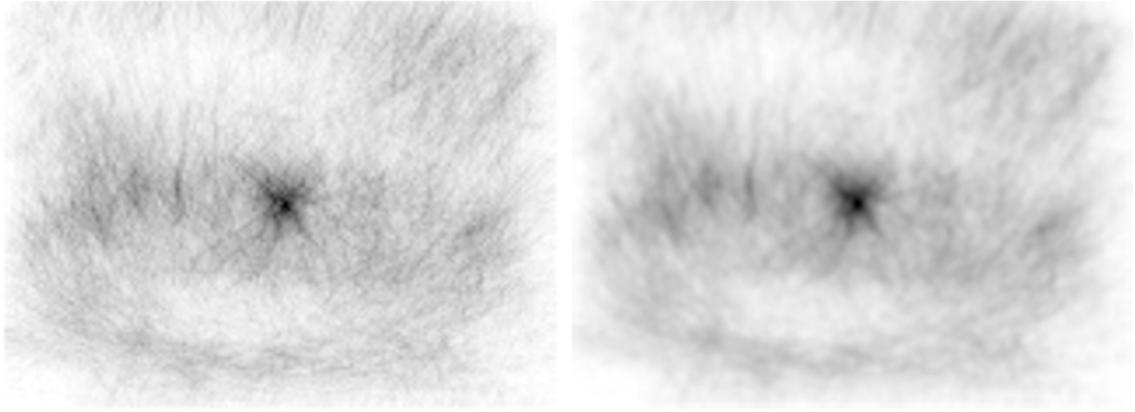


Рис. 2.9. *a* — аккумулятор, полученный из Рис.2.8а при голосовании на шаге 4; *б* — сглаженный аккумулятор (шаг 5)

Величина порога T_2 определяется из следующего соображения. Рассмотрим изображение со случайной яркостью (шумовое). Градиенты яркости будут иметь случайное направление с равномерным распределением. Отсеив меньшие градиенты по порогу $T_{75\%}$ (шаг 2), получим четвертую часть точек, рассеянных квазиравномерно по изображению. Голосование отрезками длиной R_M даст среднюю плотность $0.25R_M$ в аккумуляторе. Удвоенное значение берется как порог отсекания центров, возникших из-за шума: $T_2 = 0.5R_M$.

Для улучшения характеристик алгоритма применяются также дополнительные приемы.

Ренормирование градиента. Для определения центра используются точки границ и зрачка, и радужки. Радужка имеет форму эллипса, сплюснутого в вертикальном направлении. Её средние размеры составляют 12.5 мм по горизонтали и 11.8 мм по вертикали [111], т.е. это эллипс с горизонтальной главной осью и эксцентриситетом $\varepsilon \approx 6\%$. Поиск эллипсов с известным эксцентриситетом и направлением осей легко сводится к поиску окружностей соответствующим аффинным преобразованием изображения. Для описываемого метода возможно также технически более простое решение, состоящее в изменении направления градиента. В данном случае следует домножить горизонтальную компоненту градиента на величину $(1 + \varepsilon)^2$. Усредненный по популяции зрачок является кругом. При поиске центра в голосовании могут принимать участие точки гра-

ниц и зрачка, и радужки, поэтому для оптимизации чувствительности имеет смысл выбрать множитель, равный среднему между $(1 + \varepsilon)^2$ и 1. С учетом малости ε этот множитель равен $1 + \varepsilon \approx 6\%$.

Голосование, взвешенное по яркости. Значения градиента яркости велики на границах зрачка и радужки, но и на других участках изображения могут встретиться большие перепады яркости. Наибольшую проблему представляют веки и глазницы, изображения которых могут быть идеальными дугами окружностей, а значит, породить ложные положения центра. Однако эти элементы изображения, как правило, более яркие, чем зрачок и радужка. Поэтому голосование в аккумулятор производится так, чтобы увеличить вклад темных точек по сравнению со светлыми. Здесь используется домножение значения $v(z)$, построенного на шаге 3, на величину $\max_{(x,y)} b(x, y) - b(x, y)$.

Эксперименты

Метод разработан с расчетом применения на любых изображениях, какие только могут быть использованы для распознавания по радужке. Поэтому набор условий является «пересечением» ограничений всех известных систем и хуже каждой из них в отдельности. Таким образом, входными данными служат растровые монохромные изображения с отношением сигнал/шум 30дБ (пять значащих бит двоичного кода). Допускается расфокусировка изображения с функциями отклика имеющими среднеквадратичное отклонение до пяти пикселей изображения. Алгоритм устойчиво работает с изображениями, имеющими смаз при движении до пяти пикселей. Типичный размер входного изображения в системах распознавания радужки и в имеющихся в открытом доступе базах данных $X \times Y = 640 \times 480$ пикселей. Допустимо как наличие, так и отсутствие бликов от осветителей.

Для проверки работоспособности алгоритма были использованы следующие доступные базы изображений радужки: UBIRIS.v1 [414]; BATH [207], CASIA-IrisV3-Lamp [231], ND-IRIS [404]. Изображения были просмотрены экспертом, который выделил на каждом из них окружности зрачка, задаваемые центром и

радиусом: (x_0, y_0, r_0) . Эти параметры считаются истинными и служат для проверки метода. Далее обработка происходила автоматически. Представленным методом вычислялся центр окружности (x_d, y_d) . Рассчитывалась абсолютная ошибка, т.е. расстояние вычисленного центра от истинного, выражающаяся в пикселях

$$E_{abs} = \left((x_d - x_0)^2 + (y_d - y_0)^2 \right)^{1/2}, \quad (2.21)$$

и относительная ошибка — отношение абсолютной к радиусу истинной окружности $E_{rel} = E_{abs}/r_0$. В Табл.2.6 дано распределение изображений различных баз данных по диапазонам относительной ошибки. Большинство методов, использующих приближенное положение центра для определения окружности [86, 88, 478], допускает относительное отклонение до 0.5. Видно, что на всех группах изображений кроме UBI алгоритм выходит за эти рамки менее, чем в 0.1% случаев. В Табл.2.7 даны общие характеристики работы алгоритма на разных группах изображений: средняя абсолютная ошибка, средняя относительная ошибка, медианные значения (т.е. 0.5 квантили) абсолютной и относительной ошибок, 0.001 квантили ошибок (т.е. такие значения ошибки, которую превышает лишь 1 из 1000 элементов тестовой выборки), а также среднее и максимальное время работы алгоритма. Время работы замерялось на системе PIV-2.6GHz, RAM:PC-3200.

Таблица 2.6. Распределение относительной ошибки определения центра зрачка.

Диапазон относительной ошибки	Группа изображений				
	UBI	BATH	CASIA	ND-IRIS	Вместе
$E < 0.1$	416	11744	11143	59472	82775
$0.1 \leq E < 0.2$	42	1374	4497	4568	10781
$0.2 \leq E < 0.3$	180	54	444	711	1389
$0.3 \leq E < 0.4$	128	4	58	157	347
$0.4 \leq E < 0.5$	69	1	25	19	114
$0.5 \leq E < 0.6$	32	0	6	13	51
$0.6 \leq E < 0.7$	20	0	6	3	29
$0.7 \leq E < 0.8$	10	0	0	0	10
$0.8 \leq E < 0.9$	2	0	0	0	2
$0.9 \leq E < 1.0$	0	0	0	0	0
$1.0 \leq E$	5	0	1	37	43
Всего	1204	13177	16180	64980	95541

Для уменьшения вычислительных затрат были проведены эксперименты

Таблица 2.7. Средние характеристики и квантили ошибок.

Характеристика	Группа изображений				
	UBI	BATH	CASIA	ND-IRIS	Вместе
Средняя относительная ошибка, %	19.06	5.07	7.91	4.33	5.23
Средняя абсолютная ошибка, пиксели	7.62	3.50	3.23	2.43	2.78
Медиана относительной ошибки, %	14	4	7	3	4
Медиана абсолютной ошибки, пиксели	6	3	3	2	2
0.001-квантиль относительной ошибки, %	100	24	45	38	40
0.001-квантиль абсолютной ошибки, пиксели	80	21	16	21	20
Среднее время вычислений, мс	256	271	249	282	275
Максимальное время вычислений, мс	318	378	291	425	425

на изображениях, уменьшенных кратномасштабно с коэффициентами 2, 4 и 8. Значения X , Y , а также производные величины r_M , T_2 и т.п. были изменены соответственно. Для масштабов 4 и 8 градиент вычислялся (шаг 1) по маске Собеля (1.26), а сглаживание (шаг 5) проводилось аппроксимацией Гауссиана:

$$N_\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.22)$$

Результаты представлены в Табл.2.8. Видно, что масштабирование вплоть до коэффициента 4 дает приемлемые результаты, при этом производительность возрастает до более чем 200 кадров/с, что удовлетворяет типичным требованиям обработки видеопотока (640×480 , 30 кадров/с). Типичная ошибка метода (почти все случаи выхода вычисленного центра за пределы реального зрачка) представляют из себя ошибочное обнаружение центра в углу глазной щели. Это случается для низкоконтрастных изображений и/или сильно прикрытых веками глаз, как на Рис.2.10.

Таблица 2.8. Результаты экспериментов на изображениях масштабов 1 к 2, 4 и 8

Характеристика	Масштаб			
	1 (исходный)	2	4	8
Количество изображений при $E < 0.1$	82775	82165	77726	56935
Количество изображений при $0.1 \leq E < 0.2$	10781	10979	15161	30604
Количество изображений при $0.2 \leq E < 0.3$	1389	1707	1887	5976
Количество изображений при $0.3 \leq E < 0.4$	347	401	450	1277
Количество изображений при $0.4 \leq E < 0.5$	114	127	159	362
Количество изображений при $0.5 \leq E < 0.6$	51	62	62	142
Количество изображений при $0.6 \leq E < 0.7$	29	33	24	50
Количество изображений при $0.7 \leq E < 0.8$	10	10	12	31
Количество изображений при $0.8 \leq E < 0.9$	2	5	2	13
Количество изображений при $0.9 \leq E < 1.0$	0	1	0	12
Количество изображений при $1.0 \leq E$	43	49	59	139
Средняя относительная ошибка, %	5.23	5.57	6.55	10.13
Средняя абсолютная ошибка, пиксели	2.78	2.92	3.42	5.08
Медиана относительной ошибки, %	4	4	6	9
Медиана абсолютной ошибки, пиксели	2	3	4	5
0.001-квантиль относительной ошибки, %	40	56	61	100
0.001-квантиль абсолютной ошибки, пиксели	20	24	27	70
Среднее время вычислений, мс	275	37.1	5.14	1.38
Максимальное время вычислений, мс	425	60.4	7.97	2.02

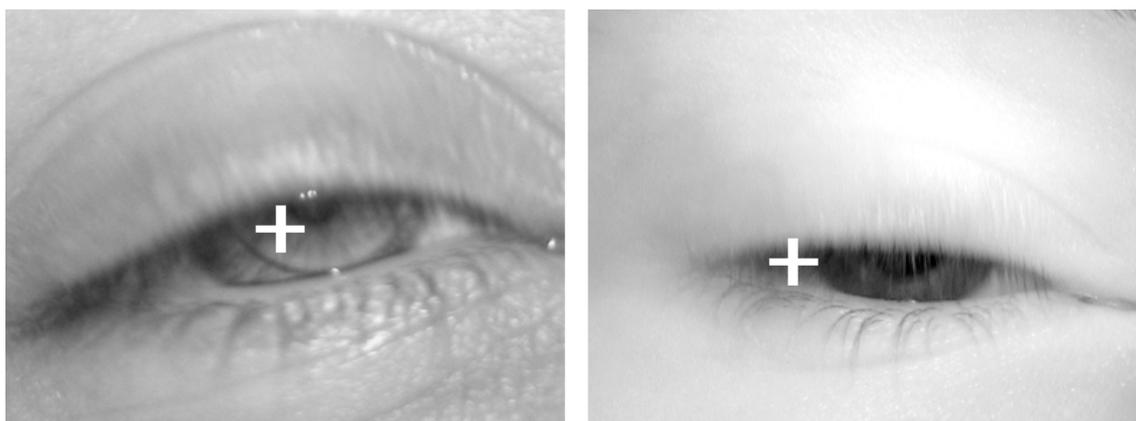


Рис. 2.10. Изображения из баз *a* — UBI и *b* — ND-IRIS, на которых происходит ошибочное определение центра

2.2.2. Метод триангуляции

Этот метод основан на том, что любые три точки, не лежащие на одной прямой, задают треугольник и описанную вокруг него окружность. Если на изображении присутствует округлый контур, то рассматривая центры таких окружностей, порождаемые всевозможными тройками точек, можно заметить, что тройки, состоящие из точек округлого контура, создадут сгущение на месте его центра, в то время как центры окружностей, порождаемые тройками из любых других точек, распределятся хаотично.

Обозначим точки, входящие в тройку \mathbf{p}_i , $i = 0, 1, 2$. Центр соответствующей окружности $\mathbf{q} = (q_x, q_y)^T$ вычисляется по координатам точек:

$$q_x = \frac{\sum_{i=0}^2 p_{i,y} (\mathbf{p}_{i+2}^2 - \mathbf{p}_{i+1}^2)}{2 \sum_{i=0}^2 p_{i,y} (p_{i+2,x} - p_{i+1,x})} \quad (2.23)$$

где $p_{i,x}$, $p_{i,y}$ — координаты точки \mathbf{p}_i , индексы берутся по модулю 3. Формула для q_y получается заменой $x \leftrightarrow y$. Радиус окружности вычисляется как $r = \|\mathbf{q} - \mathbf{p}_i\|$ для любого i . Используются два аккумулятора: двумерный $A_c(x, y)$ для пространства центров окружности и одномерный $A_\rho(r)$ для радиусов. При переборе всех допустимых троек получаемые для них значения \mathbf{c} и r вносятся в аккумуляторы. После перебора находятся максимумы аккумуляторов $\mathbf{q}^* = \arg \max_{\mathbf{q}} \{A_c(x, y)\}$, $r^* = \arg \max_r \{A_\rho(r)\}$, которые считаются искомыми координатами и радиусом зрачка.

Проблемой этого метода является то, что его алгоритмическая сложность равна N^3 , где N — число точек-кандидатов. Поэтому необходимо введение эвристики для уменьшения количества просматриваемых троек и отбраковки троек, не могущих соответствовать реальным окружностям.

Входными данными метода триангуляции помимо самого изображения являются приблизительные координаты центра и радиус окружности радужки.

Поскольку характеристики зрачка связаны с этими значениями соотношениями (1.1) пиксели-кандидаты контура зрачка, включаемые в тройки, берутся из кольцеобразной области

$$\left\{ \mathbf{x} : \frac{1}{7}r_I < \|\mathbf{x}\| < \frac{3}{4}r_I \right\}, \quad (2.24)$$

где r_I – известный радиус радужки, начало координат смещено в центр радужки. Также используются следующие эвристики:

- условия (1.30) при $l = 0.9$ и (1.31) при $T_\phi = 45^0$ для каждой из точек \mathbf{p}_i , $i = 0, 1, 2$;
- минимальное и максимальное расстояния между точками тройки не должны отличаться более чем в два раза:

$$2\rho_{min} > \rho_{max}, \quad \rho_{min} = \min \{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|\}, \quad \rho_{max} = \max \{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|\}, \quad i \neq j. \quad (2.25)$$

Метод реализован как последовательность шагов:

Шаг 1. Вычисление градиента и выбор кандидатов. Аналогично предыдущему алгоритму, кандидаты выбираются согласно условиям (1.30), (1.31), (2.24).

Шаг 2. Перебор троек и голосование. Перебираются тройки пикселей-кандидатов, удовлетворяющие условию (2.25), проводится голосование в аккумуляторы $A_c(x, y)$ и $A_\rho(r)$ согласно уравнениям (2.23).

Шаг 3. Выбор максимумов. Определяются положения локальных максимумов аккумуляторов, если величины максимумов больше пороговых значений, эти положения считаются искомыми координатами центра и радиусом окружности зрачка.

На Рис. 2.11 представлен пример работы алгоритма триангуляции.

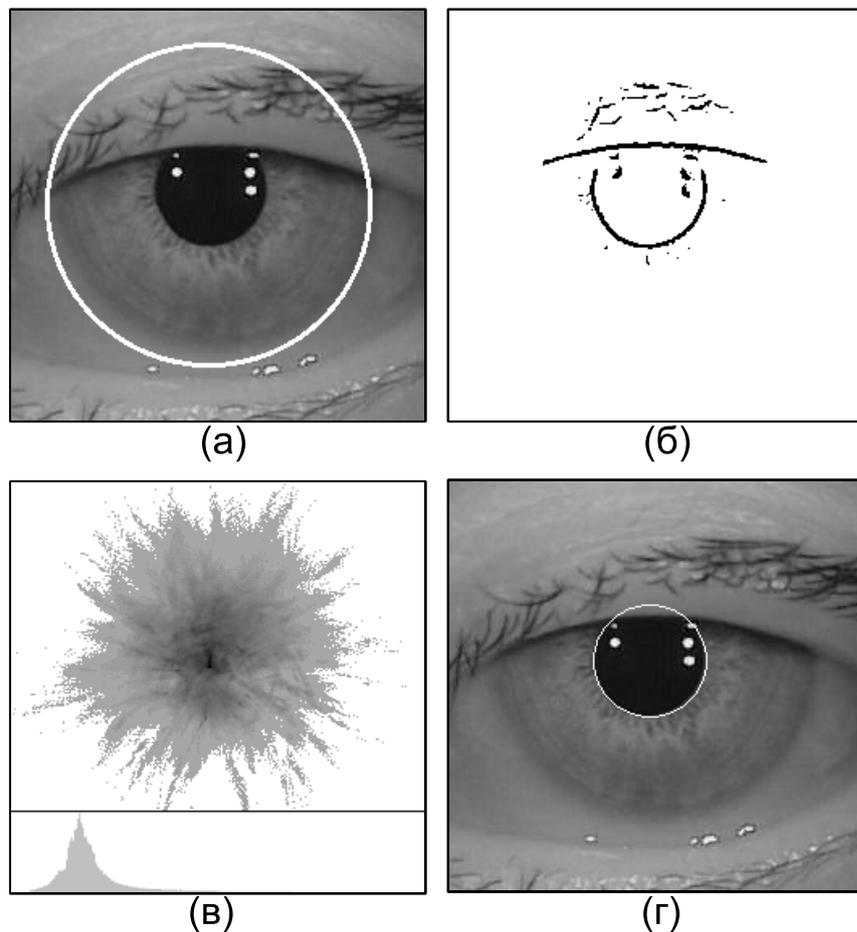


Рис. 2.11. Пример работы алгоритма поиска зрачка методом триангуляции. (а) - исходное изображение с приблизительно найденной базовой границей радужки; (б) - точки-кандидаты, удовлетворяющие условиям (1.30), (1.31), (2.24); (в) - аккумуляторы положения центра $A_c(\mathbf{q})$ и радиуса $A(\rho)$; (г) - найденная окружность зрачка.

2.2.3. Метод Хафа для границ компонент связности

Обработка компонент связности, полученных при бинаризации изображения — распространённый подход. В системах сегментации радужки применяются различные приёмы, использующие компоненты связности. В работе [485] в последовательности пикселей, составляющих границу компоненты связности, детектируются дуги окружностей. В работе [417] компоненты связности получаются при обработке величин компонент локальных Фурье-спектров. Обработка компонент связности происходит и в морфологических метода выделения центра и радиуса зрачка [279, 341, 478].

Разработан метод, сочетающий выделение компоненты связности с преобразованием Хафа. На изображении глаза с прилегающими частями лица (бро-

ви, нос, часть щеки) необходимо найти окружность, являющуюся наилучшей аппроксимацией границы зрачок–радужка. Граница может быть частично закрыта веками, ресницами, бликами. Зрачок является тёмным, но не обязательно самым тёмным объектом на изображении, см. Рис.2.12. Обозначим исходное

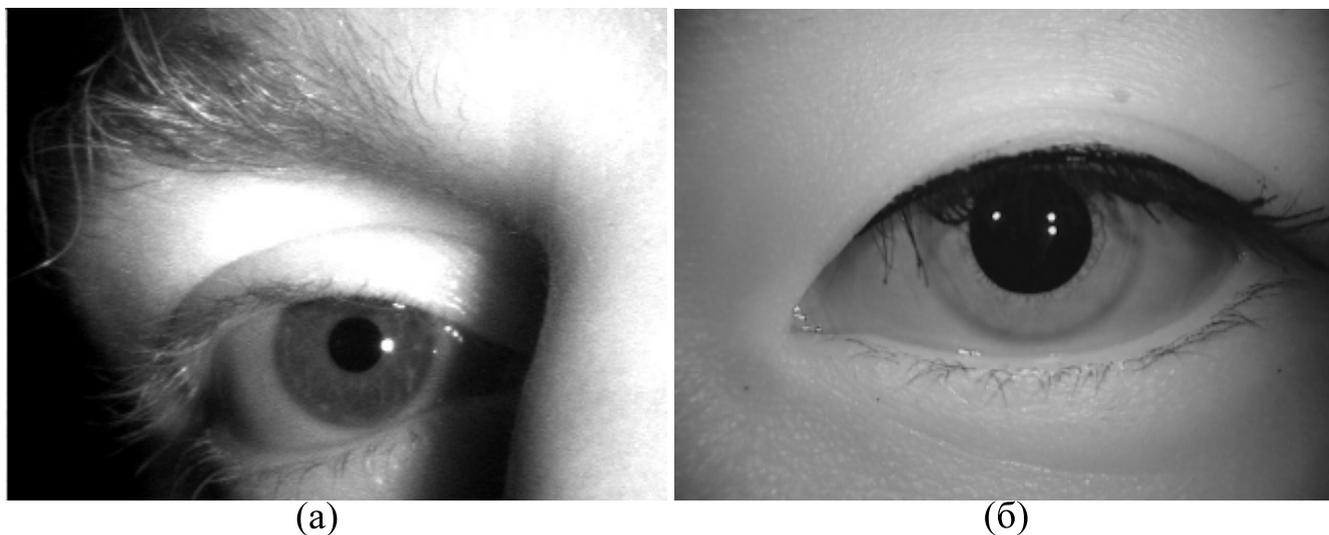


Рис. 2.12. Примеры изображений глаза.

растровое изображение $I(x, y) = I(\mathbf{p})$, его размер $W \times H$ пикселей. Необходимо найти координаты и радиус окружности, аппроксимирующей зрачок.

Основная идея предлагаемого подхода заключается в следующем. На изображении методом бинаризации выделяются компоненты связности, соответствующие тёмным областям. Для каждой компоненты определяется её граница $L = \{\mathbf{l}_i\}$ — циклическая последовательность пикселей. Следует отметить, что количество пикселей в такой последовательности существенно меньше их общего числа на изображении, а также числа пикселей с высоким градиентом яркости, которые можно было бы считать граничными. Зрачок не всегда граничит только с более светлой радужкой, но часто бывает прикрыт веками и/или ресницами, что создаёт помехи двух видов: граница зрачка на изображении присутствует лишь частично; яркость век и ресниц может быть такой же или даже ниже яркости зрачка, и при выделении компоненты связности зрачок сливается с ними (см. Рис. 2.12 (б)). В этом случае лишь небольшая часть границы компоненты связности является границей зрачка, но метод должен определить

ту часть границы, которая представлена на изображении. Проводится преобразование Хафа, состоящее в построении в аккумуляторном пространстве луча из каждого пикселя границы перпендикулярно её направлению. В результате, если граница содержала дуги окружности, в аккумуляторе возникают значимые локальные максимумы на месте центров гипотетических окружностей, содержащих эти дуги. Глобальный максимум аккумулятора соответствует наиболее правдоподобному положению окружности. Для определения её радиуса строится гистограмма расстояний от найденного положения центра до граничных пикселей. Максимум гистограммы соответствует радиусу. Из нескольких гипотетических окружностей, построенных таким образом для разных компонент связности, выбирается наилучшая согласно некоторым критериям качества. Блок-схема метода представлена на Рис.2.13.

Более подробно рассмотрим работу метода.

Определение порогов бинаризации. Так как зрачок является тёмной областью изображения, то при значениях порога бинаризации, превышающих его яркость и меньших яркости радужки, он может быть выделен в виде компоненты связности. Граница этой компоненты — последовательность связанных точек — и будет искомой границей зрачка. Поскольку заранее неизвестны уровни яркости зрачка и радужки, а следовательно, порог бинаризации, который разделит их, производится несколько проходов (обозначим их количество K) алгоритма при разных порогах. Величины используемых порогов определяются так, чтобы количество пикселей с яркостью ниже порога составляло определённую долю их общего числа на изображении. Для этого используется гистограмма яркости:

$$H(b) = |\{\mathbf{p} : I(\mathbf{p}) \leq b\}| \quad . \quad (2.26)$$

Зрачок — тёмный объект, поэтому анализируется часть гистограммы, соответствующая малым яркостям. Доли точек α_k , определяющих пороги бинаризации,

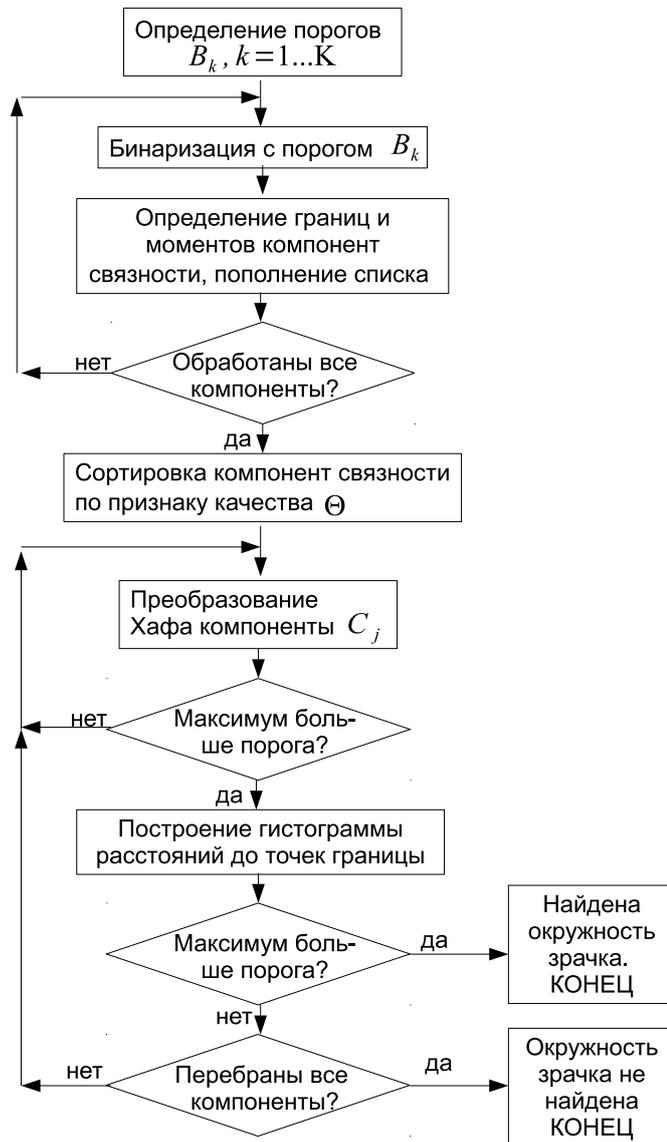


Рис. 2.13. Блок-схема работы метода.

задаются равномерно на участке от 0 до 1/4 общего числа точек:

$$\alpha_m = \frac{1}{4} \frac{k}{K}, k = 1, \dots, K. \quad (2.27)$$

Пороги бинаризации B_k вычисляются по гистограмме (2.26) и долям (2.27):

$$B_k : H(B_k) = \alpha_k W H. \quad (2.28)$$

Бинаризация. Операция бинаризации с порогом B проводится так, чтобы обнулить яркости, превышающие порог, и выделить пиксели с меньшими яр-

костями, с тем чтобы далее рассматривать объекты, полученные из тёмных областей:

$$I_B(\mathbf{p}) = \begin{cases} 1, & I(\mathbf{p}) \leq B, \\ 0, & \text{otherwise} . \end{cases} \quad (2.29)$$

Примеры бинаризованных изображений I_B приведены на Рис.2.14

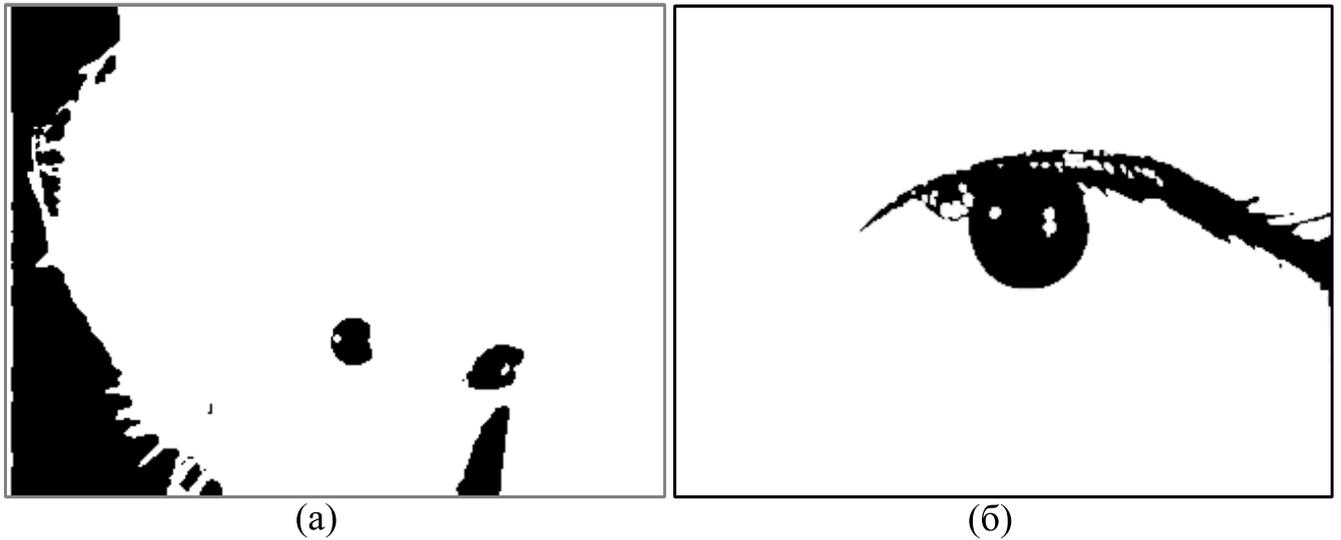


Рис. 2.14. Примеры бинаризованных изображений. (а) — изображение, полученное из Рис.2.12а с долей точек $\alpha_k = 0.14$; (б) — изображение, полученное из Рис.2.12б с долей точек $\alpha_k = 0.08$.

Определение границ и моментов компонент связности. На бинаризованном изображении тёмные (с яркостью меньше порога) и светлые области формируют несколько компонент связности. Используется 8-связность, то есть связными с тёмным пикселем \mathbf{p} : $I_B(\mathbf{p}) = 1$ считаются тёмные пиксели \mathbf{q} : $I_B(\mathbf{q}) = 1$, $|p_x - q_x| \leq 1$, $|p_y - q_y| \leq 1$. Для каждой компоненты связности C определяются упорядоченный список граничных точек L и моменты нулевого $M(C)$, первого $M_x(C)$, $M_y(C)$ и второго порядка, которые используются далее для вычисления качества компоненты:

$$\begin{aligned} M(C) &= |C| \equiv |\{\mathbf{p} : \mathbf{p} \in C\}|, \\ M_x(C) &= \sum_{\mathbf{p} \in C} p_x, \quad M_y(C) = \sum_{\mathbf{p} \in C} p_y, \\ M_{xx}(C) &= \sum_{\mathbf{p} \in C} p_x^2, \quad M_{xy}(C) = \sum_{\mathbf{p} \in C} p_x p_y, \quad M_{yy}(C) = \sum_{\mathbf{p} \in C} p_y^2. \end{aligned} \quad (2.30)$$

Моменты (2.30) определяются посредством перебора всех точек компоненты методом заливки. Список граничных точек определяется специальным алгоритмом, описанным в соответствующем разделе.

Отбраковка и сортировка компонент. Выделенные на этапах бинаризации компоненты необходимо обработать преобразованием Хафа. Однако, уже по статистическим признакам этих компонент до преобразования можно отбросить их часть, заведомо не содержащую зрачка, а оставшиеся отсортировать, так чтобы обрабатывать вначале компоненты, содержащие зрачок с наибольшей вероятностью.

Для удаления заведомо не содержащих зрачок (или имеющих неадекватную форму) компонент связности используются параметры *эквивалентного эллипса*, имеющего те же моменты, что и компонента. Параметры эквивалентного эллипса вычисляются согласно (1.39), (1.40), (1.42), (1.43):

$$\begin{aligned}
 a &= 2 \left(\cos^2 \varphi \overline{M}_{xx} + 2 \cos \varphi \sin \varphi \overline{M}_{xy} + \sin^2 \varphi \overline{M}_{yy} \right)^{1/2} , \\
 b &= 2 \left(\sin^2 \varphi \overline{M}_{xx} - 2 \cos \varphi \sin \varphi \overline{M}_{xy} + \cos^2 \varphi \overline{M}_{yy} \right)^{1/2} , \\
 \varphi &= \frac{1}{2} \arctan \frac{2\overline{M}_{xy}}{\overline{M}_{xx} - \overline{M}_{yy}} , \\
 \overline{M}_{xx} &= \frac{M_{xx}}{M} - \left(\frac{M_x}{M} \right)^2 , \\
 \overline{M}_{xy} &= \frac{M_{xy}}{M} - \frac{M_x M_y}{M^2} , \\
 \overline{M}_{yy} &= \frac{M_{yy}}{M} - \left(\frac{M_y}{M} \right)^2 ,
 \end{aligned} \tag{2.31}$$

где a , b , φ — большая и малая полуоси и направление большой полуоси соответственно. Компонента связности, содержащая зрачок, должна иметь достаточно большую площадь, а отношение большой и малой полуосей должно лежать в определённом диапазоне. Кроме того, в случае когда на изображении глаза ресницы/веки имеют яркость такую же или меньшую чем зрачок, искажение фор-

мы компоненты связности, вносимое этим, вытягивает её по горизонтали, но не в вертикальном направлении. Соответственно, объекты с эквивалентным эллипсом, имеющим значительный эксцентриситет и большой осью, расположенной ближе к вертикали, должны быть отброшены. Эти условия записываются как:

$$\begin{aligned} ab &> \rho_{min}^2 \ , \\ \frac{a}{b} &< T_1 \ , \\ \neg \left(\left(\frac{a}{b} > T_2 \right) \cap \left(\varphi \in \left[\frac{\pi}{4}; \frac{3\pi}{4} \right] \right) \right) \ , \end{aligned} \tag{2.32}$$

где ρ_{min} — минимальный возможный радиус зрачка в пикселях. Оптимальные значения порогов $T_1 = 5$, $T_2 = 2.5$ установлены экспериментально.

Для сортировки оставшихся компонент вычисляется критерий качества:

$$\Theta(C) = \frac{M(C) - l(C)}{l^2(C)} \ , \tag{2.33}$$

где $l(C) = |L(C)|$ — длина границы компоненты связности. Данный признак увеличивается по мере приближения формы области к круговой, также он возрастает при увеличении размера области. Таким образом, при обработке компонент связности, отсортированных по убыванию признака (2.33), предпочтение отдаётся округлым компонентам значительного размера.

Преобразование Хафа. Проводится процедура голосования: строятся внутренние нормали в каждом пикселе $\mathbf{l}_i \in L$, на луче нормали выбирается отрезок, ограниченный некоторыми значениями ρ_{min} и ρ_{max} , после чего значения элементов аккумуляторного пространства в точках отрезка увеличиваются на единицу:

$$\begin{aligned} A(\mathbf{p}) &:= A(\mathbf{p}) + v(\mathbf{p}, \mathbf{l}_i) \ , \\ v(\mathbf{p}, \mathbf{l}_i) &= \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{p} = r\eta + \mathbf{l}_i \ , \ r \in [\rho_{min}; \rho_{max}] , \\ 0, & \text{otherwise} \ . \end{cases} \end{aligned} \tag{2.34}$$

Построение вектора нормали η происходит следующим образом: выбираются ближайшие соседи пикселя \mathbf{l}_i в списке L , обозначим их \mathbf{l}_j , где отрицательный индекс соответствует перемещению вверх по циклическому списку, положительный — перемещению вниз. По координатам выбранных пикселей аппроксимируется касательное направление τ :

$$\tau = \sum_{j=-n}^{-1} \frac{\mathbf{l}_i - \mathbf{l}_j}{|\mathbf{l}_i - \mathbf{l}_j|} + \sum_{j=1}^n \frac{\mathbf{l}_j - \mathbf{l}_i}{|\mathbf{l}_j - \mathbf{l}_i|} , \quad (2.35)$$

где n — величина окрестности пикселя выбирается равной $\rho_{min}/2$. Из двух возможных нормальных направлений $\eta_1 = (\eta_x, \eta_y) = (-\tau_y, \tau_x)$ и $\eta_2 = (\eta_x, \eta_y) = (\tau_y, -\tau_x)$ выбирается внутренняя нормаль, из направления обхода. Отрезок голосования строится на растре путём применения алгоритма Брезенхема. По окончании процедуры голосования значения в аккумуляторном пространстве сглаживаются фильтром низкой частоты. Центр гипотетической окружности находится как глобальный максимум в сглаженном аккумуляторе:

$$\mathbf{c} = \arg \max_{\mathbf{p}} (A(\mathbf{p}) * G) , \quad (2.36)$$

где G — фильтр низкой частоты (гауссиан). На Рис. 2.15 (а) представлен результат описанного преобразования Хафа для наибольшей из компонент связности изображения Рис. 2.14 (б), которая содержит зрачок. Это единственная обработанная компонента, остальные были отбракованы на предыдущем шаге.

Построение гистограммы расстояний до пикселей границы. Строится гистограмма $H(r)$ расстояний от найденного центра \mathbf{c} области до всех точек границы $L = \{\mathbf{l}_i\}$:

$$H(r) = |\{\mathbf{l}_i : \mathbf{l}_i \in L, r - 0.5 \leq \|\mathbf{c} - \mathbf{l}_i\| < r + 0.5\}| . \quad (2.37)$$

Гистограмма в случае принадлежности зрачка компоненте имеет специфический вид. Например, на Рис. 2.15 (б), дана гистограмма для компоненты Рис. 2.14 (б). Виден пик, соответствующий радиусу зрачка, присутствующего на изображении: $r_P = \arg \max_r H(r)$. Окончательный вывод относительно того, содержится ли зрачок в компоненте, делается на основе анализа $H(r)$. Вычисляется масса гистограммы в окне шириной w с центром в точке r_P , где наблюдается максимальное среди всех значение гистограммы. Полученное значение представляет собой оценку длины видимого контура зрачка и сравнивается с r_P . Считается, что зрачок найден, если

$$\sum_{r=r_P-w}^{r_P+w} H(r) > \pi r_P, \quad (2.38)$$

то есть достаточным условием для обнаружения зрачка является видимость половины его окружности.

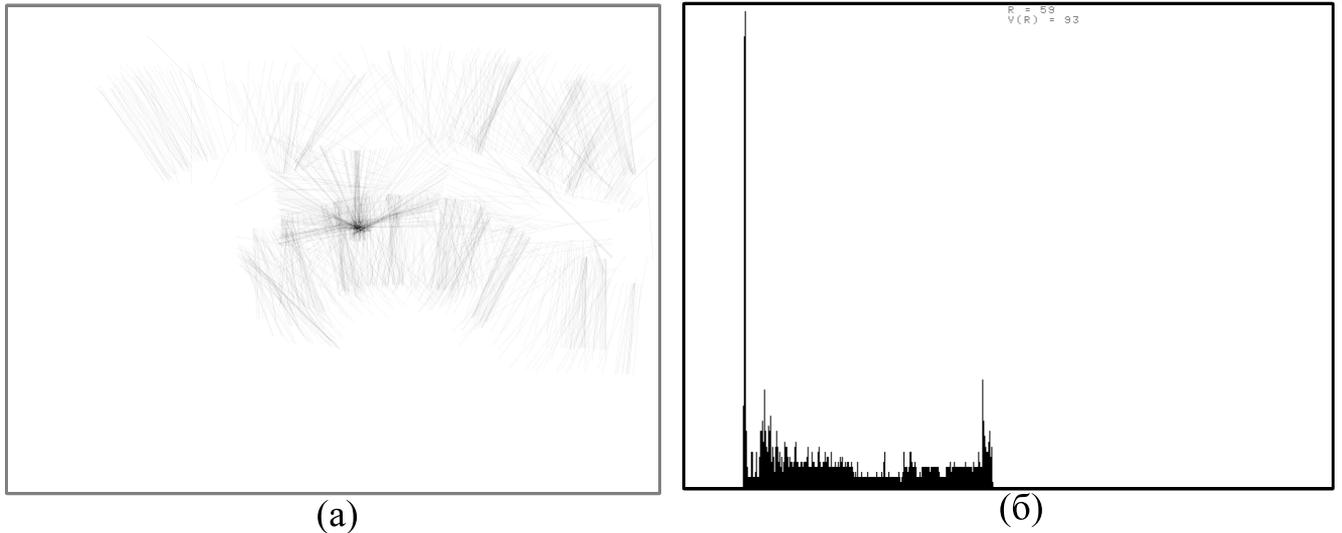


Рис. 2.15. Обработка компонент связности. (а) — результат голосования по компоненте изображения 2.14 (б) с наибольшим значением Θ и удовлетворяющей условиям (2.32); (б) — гистограмма расстояний (2.37) от гипотетического центра окружности до пикселей границы.

Таким образом, метод состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Построение гистограммы яркостей (2.26). Вычисление порогов бинаризации B_k согласно (2.28).

Далее для каждого k выполняются шаги 2 — 3.

Шаг 2. Бинаризация изображения (2.29) с порогом B_k .

Шаг 3. Определение моментов (2.30) и границ каждой из компонент связности, отбраковка несоответствующих критериям (2.32) и сохранение оставшихся в списке.

Шаг 4. Сортировка накопленных компонент связности согласно критерию качества (2.33).

Дальнейшие шаги 5 – 7 выполняются поочередно над элементами отсортированного списка, пока не будет встречен элемент, удовлетворяющий условиям (как правило, это первый элемент отсортированного списка) или не произойдёт исчерпание списка.

Шаг 5. Преобразование Хафа (2.34) над границами, находится максимум (2.36).

Шаг 6. Если максимум достаточно велик, строится гистограмма расстояний (2.37) от его положения до точек границ.

Шаг 7. Если на гистограмме существует пик, то это значит, что существует округлый участок границы с центром, близким к положению максимума и радиусом, равным координате пика на гистограмме расстояний.

Алгоритм построения границ. Опишем теперь алгоритм построения списка граничных точек L компоненты связности C . Он работает на бинаризованном изображении, компонента C и её граница — 8-связные. Алгоритм задаётся конечным автоматом, диаграмма состояний которого представлена на Рис.2.16. Перечисление пикселей границы ведётся последовательно, начиная с первого обнаруженного. На каждом шаге работы автомата определён *фокусный пиксель* \mathbf{f} — текущий рассматриваемый элемент границы. При анализе компонент связности растровое бинаризованное изображение построчно сканируется, и очередная точка со значением $I_B(\mathbf{p}) = 1$ (присвоенным при бинаризации (2.29)) обозначает встречу с новой компонентой связности и инициирует процедуру поиска границы (а также заливки). При построчном сканировании первая точка компоненты связности встречается в конфигурации «А». Конечный автомат

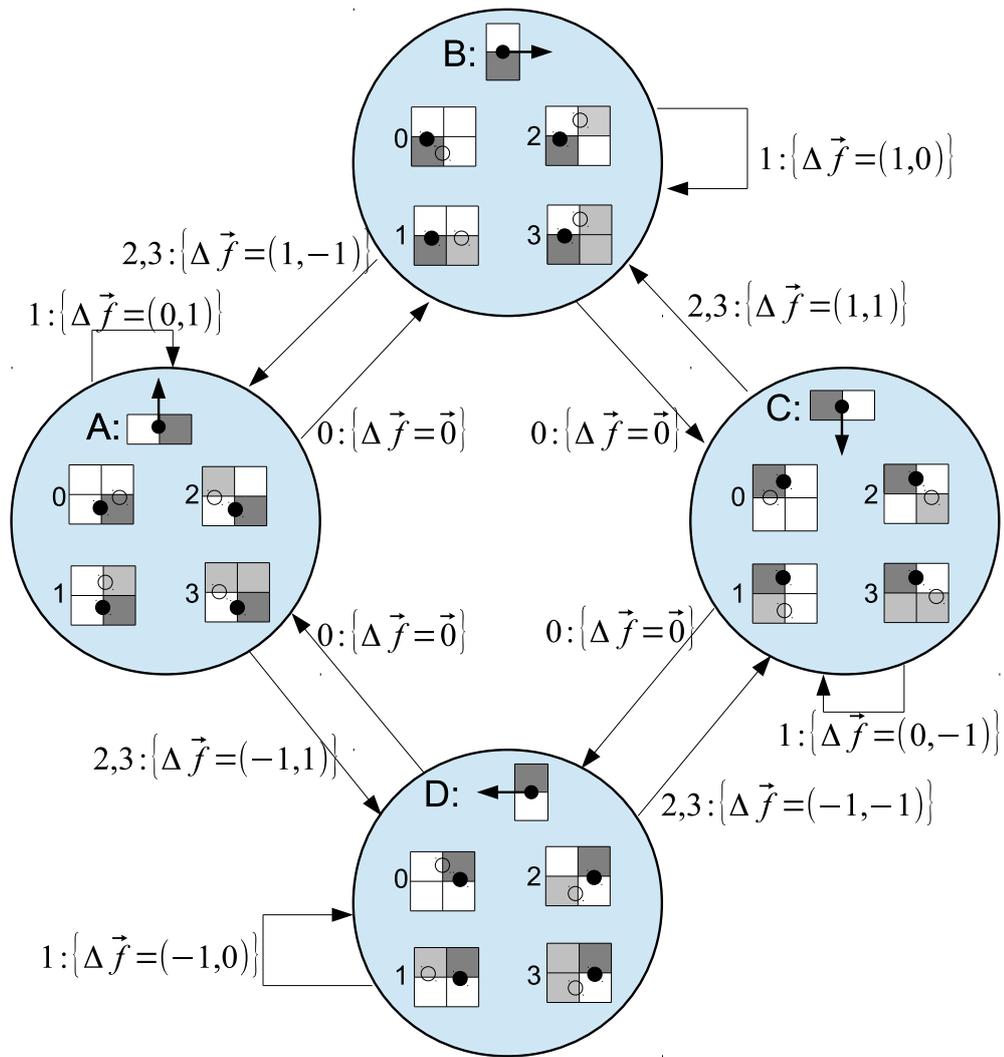


Рис. 2.16. Схема конечного автомата детектирования границ.

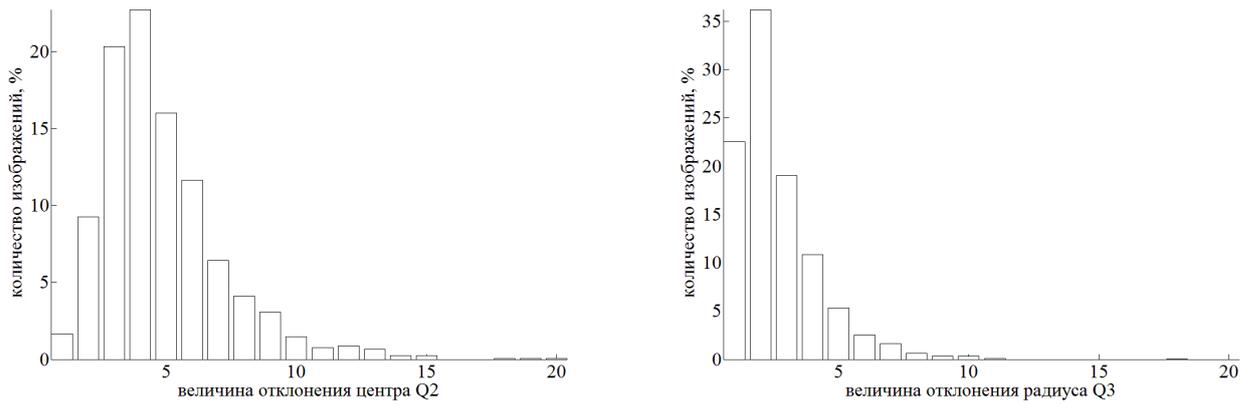
имеет четыре состояния, соответствующие четырём ориентациям границ и четырём направлениям движения вдоль них. Обход границы производится по часовой стрелке. Эти четыре состояния: «А» — левая граница, движение обхода вверх; «В» — верхняя граница, движение вправо; «С» — правая граница, вниз; «D» — нижняя, влево. В каждом состоянии возможны четыре конфигурации окрестности, обозначаемые цифрами от 0 до 3, и три направления дальнейшего движения: поворот направо (выполняемый в случае конфигурации 0), движение прямо (конфигурация 1) и поворот налево (конфигурации 2 и 3). В соответствии с направлением изменяется (при поворотах) или остаётся неизменным (при движении прямо) состояние автомата. Также изменяется (при конфигурациях 1, 2, 3) или сохраняется (при конфигурации 0) фокусный пиксель. Каждый новый

фокусный пиксель вместе с направлением границы последовательно добавляется в список L . Если очередной фокусный пиксель вместе с его направлением совпадают с первым в списке, то это значит, что совершён полный обход компоненты связности и перечислены все точки границы.

Оценка алгоритмической сложности. Изображение имеет пропорциональные ширину и высоту $W \sim H$, поэтому для простоты обозначим линейный размер изображения W , а число точек W^2 . Вычисление порогов бинаризации состоит из построения гистограммы яркости и её обработки, сложность этого равна $\max\{W^2, L\}$, где L — число градаций яркости изображения. Используются 8-битовые монохромные изображения, а значит $L = 256 \ll W^2$. Для одного шага бинаризации вычисление самой бинаризации и выделение компонент связности имеют сложность W^2 . Число компонент связности можно оценить сверху как W^2/ρ_{min}^2 , где ρ_{min} — минимальный ожидаемый радиус зрачка. Длина границы компоненты связности оценивается как W . Сложность K проходов бинаризации составляет KW^2 , в результате выделяется KW^2/ρ_{min}^2 компонент связности. Голосование в процедуре Хафа для одной точки имеет сложность W , для всей границы одной компоненты W^2 . Поиск максимума в аккумуляторе также имеет сложность W^2 . Итак, учитывая число компонент, общая сложность работы всего метода составляет kW^4/ρ_{min}^2 .

Эксперименты Для тестирования были использованы изображения открытых баз [207, 231, 368, 404]. Эти изображения были размечены экспертами: на каждом была построена окружность радиуса r_0 с центром в точке (x_0, y_0) , которой приближалась граница зрачка. Найденные алгоритмом центр (x, y) и радиус r окружности зрачка на каждом изображении сравнивались с экспертными и вычислялись отклонения $Q_C = |x_0 - x| + |y_0 - y|$ и $Q_R = |r - r_0|$. На диаграммах рис. 2.17 показаны распределения этих отклонений.

В таблице 2.9 приведено сравнение метода с известными аналогами по



(а). Распределение ошибки положения центра

(б). Распределение ошибки радиуса

Рис. 2.17

среднему отклонению центра зрачка \overline{Q}_C (среднее величины Q_C по всей тестовой выборке), среднему отклонению радиуса \overline{Q}_R и среднему времени исполнения.

Таблица 2.9. Сравнение с иными методами

База	Показатели	Методы					
		Wildes [468]	Daugman [256]	Masek [349]	Ma et al. [346]	Daugman [258]	Данный
BATH	\overline{Q}_C , пиксели	3.44	3.73	5.32	4.29	3.27	4.61
	\overline{Q}_R , пиксели	4.38	4.54	6.72	4.65	3.19	1.59
	\overline{T} , мс	394.16	478.47	108.26	376.83	26.55	97.28
CASIA	\overline{Q}_C , пиксели	5.37	2.15	3.67	4.79	1.19	2.82
	\overline{Q}_R , пиксели	6.12	4.39	5.15	5.39	3.02	3.26
	\overline{T} , мс	379.61	523.14	97.52	363.64	29.17	93.95
MMU	\overline{Q}_C , пиксели	3.15	2.61	4.98	3.92	1.14	3.11
	\overline{Q}_R , пиксели	3.96	4.18	5.78	4.67	3.76	0.99
	\overline{T}	354.55	398.98	99.78	317.18	25.47	25.22
NDARIS	\overline{Q}_C , пиксели	6.37	2.13	5.59	5.92	1.79	3.94
	\overline{Q}_R , пиксели	7.51	3.53	7.23	7.38	3.11	1.89
	\overline{T}	407.51	498.21	112.25	378.87	27.61	98.30

2.3. Морфологические методы

Морфологический подход к детектированию объектов на изображениях основан на исследовании формы областей, выделенных каким-либо образом. Области могут быть заданы при помощи «низкоуровневого» *представления* или «высокоуровневого» *описания*. Представлением области может служить совокупность пикселей, составляющих объект, или последовательность пикселей

границы объекта. Описанием объекта могут быть параметрические, топологические или иные качественные характеристики объекта. В частности, описанием объекта может служить параметрическое описание его границы или скелета [24, 92] или результаты работы проективных операторов [21–23]. В работе исследованы и представлены морфологические методы первого типа.

2.3.1. Метод рекурсивной эрозии

Этот метод может применяться для поиска компактных групп пикселей, выделяющихся по своим свойствам (яркости) на фоне остальных частей изображения. Метод напоминает последовательное заполнение блика, описанное в Главе 1. Изображение бинаризуется согласно 1.21 или 1.22. Ненулевые пиксели бинаризованного изображения далее считаются составляющими объект (объекты), нулевые — фон. Далее последовательно производится эрозия (1.48) бинаризованного изображения, до тех пор пока на изображении существует хотя бы один ненулевой пиксель. Считается число шагов эрозии, а также регистрируются координаты последнего ненулевого пикселя. Эти координаты принимаются как координаты центра искомого объекта, а число шагов эрозии, потребовавшихся для обнуления изображения — размером (радиусом) объекта. Фактически, таким способом на начальном бинаризованном изображении определяется пиксель объекта, наиболее удалённый от пикселей фона и мера этой удалённости.

Наиболее очевидным является приложение этого метода к поиску зрачка, который представляет собой компактную округлую группу тёмных точек. Явным недостатком такого подхода является то, что на изображении зрачка как правило присутствует блик от осветителя, поэтому наиболее удалённый от ярких областей пиксель не будет являться центром зрачка. Для компенсации этого недостатка можно использовать предобработку с целью уделения бликов, описанную в Главе 1.5.2.

2.3.2. Поиск окружностей по совокупностям сегментов

Окружность может быть аппроксимирована набором отрезков. Выделение отрезков, состоящих из пикселей, является более простым по сравнению с выделением окружностей. Поэтому имеет смысл подход к выделению окружностей, основанный на объединении отрезков. Сетоды выделения контуров по различным геометрическим особенностям изображения рассмотрены в [33, 36] Были исследованы несколько методов выделения отрезков на изображении и методы их объединения в окружности.

Обозначим яркость изображения $b(x, y) = b(\mathbf{p})$, где $\mathbf{p} = (x, y)$ - точка изображения. Градиент яркости $\mathbf{g} = (g_x, g_y) = \nabla b(\mathbf{p})$. Центр окружности обозначим $\mathbf{c} = (x_0, y_0)$.

Построение отрезков по совокупности точек

Найдём отрезок прямой, аппроксимирующий набор точек при помощи метода наименьших квадратов. Запишем уравнение прямой $x \cos \phi + y \sin \phi = d$, где d и ϕ - параметры прямой. Для аппроксимации набора точек $\{(x_i; y_i)_{i=1}^N\}$ формализм МНК даёт:

$$S = \sum_{i=1}^N (x_i \cos \phi + y_i \sin \phi - d) \rightarrow \min_{d, \phi} . \quad (2.39)$$

Дифференцируя по d и ϕ :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \phi} &= 2 \sum_{i=1}^N \{(x_i \cos \phi + y_i \sin \phi - d) (-x_i \sin \phi + y_i \cos \phi)\} = 0 , \\ \frac{\partial}{\partial d} &= 2 \sum_{i=1}^N \{(x_i \cos \phi + y_i \sin \phi - d)\} = 0 , \end{aligned} \quad (2.40)$$

Второе уравнение системы (2.40) даёт

$$d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i \cos \phi + y_i \sin \phi) . \quad (2.41)$$

Подставляя (2.41) в (2.39) и пользуясь тригонометрическими тождествами, получим:

$$\phi = 2 \arctan \left(\frac{1}{2} \frac{N \sum_{i=1}^N x_i y_i - \sum_{i=1}^N x_i \sum_{i=1}^N y_i}{\left\{ N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2 \right\} - \left\{ N \sum_{i=1}^N y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right\}} \right) . \quad (2.42)$$

Точность представления вычисляется из (2.39) подстановкой вычисленных значений (2.41) и (2.42). Параметры d и ϕ задают прямую, на которой лежит отрезок. Локализовать отрезок на этой прямой, то есть отметить на ней его начало и конец и, соответственно, получить отрезок между двумя определёнными точками прямой можно, взяв минимум и максимум проекций точек исходного набора на прямую:

$$l_{min} = \min_i P(i) , \quad l_{max} = \max_i P(i) , \quad P(i) = x_i \sin \phi - y_i \cos \phi . \quad (2.43)$$

Начало и конец отрезка задаются как

$$\begin{aligned} x_{beg} &= d \cos \phi + l_{min} \sin \phi , & x_{end} &= d \cos \phi + l_{max} \sin \phi , \\ y_{beg} &= d \sin \phi - l_{min} \cos \phi , & y_{end} &= d \sin \phi - l_{max} \cos \phi . \end{aligned} \quad (2.44)$$

Таким образом, набор точек плоскости можно аппроксимировать отрезком. Здесь не были использованы градиенты яркости. Кроме того, не было использовано понятие окружности и по построению такой отрезок не связан с какой-либо окружностью (то есть не задаёт параметров какой-либо окружности). Можно апостериорно описать ограничения на окружность, куда может быть включен отрезок как, например, требование, чтобы центр такой окружности лежал на серединном перпендикуляре к отрезку:

$$\mathbf{c} : -c_x \sin \phi + c_y \cos \phi = \frac{1}{2} [-(x_{beg} + x_{end}) \sin \phi + (y_{beg} + y_{end}) \cos \phi] . \quad (2.45)$$

Также длина отрезка задаёт ограничения на радиус окружности, частью которой он может быть. Очевидно, например, что длина отрезка заведомо не может превышать радиуса окружности. Более точно ограничение на радиус снизу можно оценить из соображения, о максимальном допустимом отклонении точек отрезка от окружности. Из геометрических соображений можно вычислить минимальный радиус окружности:

$$R = \frac{l^2}{16\Delta} , \quad (2.46)$$

где Δ — максимально допустимая погрешность аппроксимации, то есть максимально допустимое отклонение точек отрезка от окружности. Оценка ограничения радиуса сверху не так очевидна.

Описанные далее методы строят отрезок с учётом параметров гипотетической окружности, куда он может входить.

Построение отрезков с использованием градиентов

Градиенты яркости в граничных точках круга направлены или к его центру или в противоположную сторону. Соответственно, прямая, проходящая через точку \mathbf{p} , в направлении градиента \mathbf{g} также пройдёт через центр окружности. Запишем это *базовое уравнение*:

$$\mathbf{g} \times (\mathbf{p} - \mathbf{c}) = 0 \quad (2.47)$$

В покоординатном представлении

$$g_x (y - y_0) - g_y (x - x_0) = 0 \quad (2.48)$$

Применяя метод наименьших квадратов для граничных точек $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)^T$, $i = [1; N]$, получим:

$$S = \sum_{i=1}^N [g_{xi}(y_i - y_0) - g_{yi}(x_i - x_0)]^2 \rightarrow 0 \quad (2.49)$$

Дифференцируя (2.49) по искомым переменным x_0 и y_0 , получим:

$$\begin{aligned} \frac{\partial S}{\partial x_0} &= 2 \sum_{i=1}^N [g_{xi}(y_i - y_0) - g_{yi}(x_i - x_0)] g_{yi} = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial y_0} &= -2 \sum_{i=1}^N [g_{xi}(y_i - y_0) - g_{yi}(x_i - x_0)] g_{xi} = 0 \end{aligned} \quad (2.50)$$

что даёт систему двух линейных уравнений для двух неизвестных:

$$\begin{cases} x_0 \sum_{i=1}^N g_{yi}^2 & -y_0 \sum_{i=1}^N g_{xi}g_{yi} & = \sum_{i=1}^N (g_{yi}^2 x_i - g_{xi}g_{yi} y_i) \\ x_0 \sum_{i=1}^N g_{xi}g_{yi} & -y_0 \sum_{i=1}^N g_{xi}^2 & = \sum_{i=1}^N (g_{xi}g_{yi} x_i - g_{xi}^2 y_i) \end{cases} \quad (2.51)$$

Гессиан этой системы

$$\frac{1}{2} \frac{\partial^2 S}{\partial \mathbf{p}_0^2} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^N g_{yi}^2 & -\sum_{i=1}^N g_{xi}g_{yi} \\ -\sum_{i=1}^N g_{xi}g_{yi} & \sum_{i=1}^N g_{xi}^2 \end{pmatrix} \quad (2.52)$$

является положительно определённым при любых линейно независимых последовательностях g_{xi} и g_{yi} , то есть экстремум, найденный как решение уравнений (2.51) является минимумом.

Построение отрезков с использованием сопряжённых градиентов

Перпендикуляры к градиенту яркости в граничных точках круга направлены по касательным к кругу, соответствующие прямые проходят на расстоянии от центра, равном радиусу. Нормалью к касательной является нормированный

вектор градиента

$$\tilde{\mathbf{g}} = \frac{1}{\|\mathbf{g}\|} \mathbf{g}$$

Уравнение прямой (*базовое уравнение*):

$$\tilde{\mathbf{g}} \cdot (\mathbf{p} - \mathbf{c}) = r \quad (2.53)$$

В покоординатном представлении

$$(x_i - x_0) \tilde{g}_{xi} + (y_i - y_0) \tilde{g}_{yi} = r \quad (2.54)$$

Следует отметить, что такое равенство справедливо, если вектор градиента направлен вовне круга. Если вектор градиента направлен внутрь, одна из частей меняет знак. Применяя метод наименьших квадратов для граничных точек $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)^T$, $i = [1; N]$, получим:

$$S = \sum_{i=1}^N [(x_i - x_0) \tilde{g}_{xi} + (y_i - y_0) \tilde{g}_{yi} - r]^2 \rightarrow 0 \quad (2.55)$$

Дифференцируя (2.55) по искомым переменным x_0 , y_0 и r , получим:

$$\begin{aligned} \frac{\partial S}{\partial x_0} &= -2 \sum_{i=1}^N [(x_i - x_0) \tilde{g}_{xi} + (y_i - y_0) \tilde{g}_{yi} - r] \tilde{g}_{xi} = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial y_0} &= -2 \sum_{i=1}^N [(x_i - x_0) \tilde{g}_{xi} + (y_i - y_0) \tilde{g}_{yi} - r] \tilde{g}_{yi} = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial r} &= -2 \sum_{i=1}^N [(x_i - x_0) \tilde{g}_{xi} + (y_i - y_0) \tilde{g}_{yi} - r] = 0 \end{aligned} \quad (2.56)$$

что даёт систему трёх линейных уравнений для трёх неизвестных:

$$\begin{cases} x_0 \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi}^2 + y_0 \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} \tilde{g}_{yi} + r \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} = \sum_{i=1}^N (\tilde{g}_{xi}^2 x_i + \tilde{g}_{xi} \tilde{g}_{yi} y_i) \\ x_0 \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} \tilde{g}_{yi} + y_0 \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{yi}^2 + r \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{yi} = \sum_{i=1}^N (\tilde{g}_{xi} \tilde{g}_{yi} x_i + \tilde{g}_{yi}^2 y_i) \\ x_0 \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} + y_0 \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{yi} + rN = \sum_{i=1}^N (\tilde{g}_{xi} x_i + \tilde{g}_{yi} y_i) \end{cases} \quad (2.57)$$

Гессиан этой системы

$$\frac{1}{2} \frac{\partial^2 S}{\partial \{\mathbf{p}_0, r\}^2} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi}^2 & \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} \tilde{g}_{yi} & \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} \\ \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} \tilde{g}_{yi} & \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{yi}^2 & \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{yi} \\ \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{xi} & \sum_{i=1}^N \tilde{g}_{yi} & N \end{pmatrix} \quad (2.58)$$

является положительно определённым при любых линейно независимых последовательностях g_{xi} и g_{yi} , то есть экстремум, найденный как решение уравнений (2.57) является минимумом.

Построение окружностей по совокупности точек

Также можно отказаться от построения отрезков и строить окружность непосредственно. Такой подход отслеживания границы окружности согласно её параметрическому представлению применён в работе [458]. По аналогии с определением отрезков, используем *базовое уравнение* — уравнение окружности, с центром в точке $\mathbf{c} = (x_0; y_0)$ и радиусом r :

$$(\mathbf{p} - \mathbf{c})^2 = r^2 \quad (2.59)$$

Здесь не используется информация о градиентах. В покоординатном представлении:

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2 \quad (2.60)$$

Применяя метод наименьших квадратов для граничных точек $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)^T$, $i = [1; N]$, получим:

$$S = \sum_{i=1}^N \left[(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 - r^2 \right]^2 \rightarrow 0 \quad (2.61)$$

Сделаем замену переменных $2\alpha = -x_0^2 - y_0^2 + r^2$, а также введём упрощающее обозначение $2\rho_i = x_i^2 + y_i^2$. Тогда уравнение (2.61) запишется в виде:

$$\tilde{S} = \frac{1}{4}S = \sum_{i=1}^N [-\alpha - x_i x_0 - y_i y_0 + \rho_i]^2 \rightarrow 0 \quad (2.62)$$

Дифференцируя (2.62) по искомым переменным x_0 , y_0 и α , получим:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \tilde{S}}{\partial x_0} &= -2 \sum_{i=1}^N [-\alpha - x_i x_0 - y_i y_0 + \rho_i] x_i = 0 \\ \frac{\partial \tilde{S}}{\partial y_0} &= -2 \sum_{i=1}^N [-\alpha - x_i x_0 - y_i y_0 + \rho_i] y_i = 0 \\ \frac{\partial \tilde{S}}{\partial \alpha} &= 2 \sum_{i=1}^N [-\alpha - x_i x_0 - y_i y_0 + \rho_i] = 0 \end{aligned} \quad (2.63)$$

что даёт систему трёх линейных уравнений для трёх неизвестных:

$$\begin{cases} x_0 \sum_{i=1}^N x_i^2 + y_0 \sum_{i=1}^N x_i y_i + \alpha \sum_{i=1}^N x_i = \sum_{i=1}^N \rho_i x_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i^3 + x_i y_i^2) \\ x_0 \sum_{i=1}^N x_i y_i + y_0 \sum_{i=1}^N y_i^2 + \alpha \sum_{i=1}^N y_i = \sum_{i=1}^N \rho_i y_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i^2 y_i + y_i^3) \\ x_0 \sum_{i=1}^N x_i + y_0 \sum_{i=1}^N y_i + \alpha N = \sum_{i=1}^N \rho_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2) \end{cases} \quad (2.64)$$

Гессинан этой системы

$$\frac{1}{2} \frac{\partial^2 S}{\partial \{\mathbf{p}_0, \alpha\}^2} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N y_i^2 & \sum_{i=1}^N y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i & \sum_{i=1}^N y_i & N \end{pmatrix} \quad (2.65)$$

является положительно определённым при любых линейно независимых последовательностях x_i и y_i , то есть экстремум, найденный как решение уравнений (2.64) является минимумом.

Построение эллипсов по совокупности точек

Как базовое уравнение используем такое представление эллипса:

$$Ax^2 + Bxy + Cy^2 + Dx + Ey = 1 \quad (2.66)$$

Здесь также не используется информация о градиентах. Применяя метод наименьших квадратов для граничных точек $\mathbf{p}_i = (x_i, y_i)^T$, $i = [1; N]$, получим:

$$S = \sum_{i=1}^N [Ax_i^2 + Bx_iy_i + Cy_i^2 + Dx_i + Ey_i - 1]^2 \rightarrow 0 \quad (2.67)$$

Дифференцируя (2.67) по переменным A , B , C , D и E получим:

$$\begin{aligned} \frac{\partial S}{\partial A} &= 2 \sum_{i=1}^N [Ax_i^2 + Bx_iy_i + Cy_i^2 + Dx_i + Ey_i - 1] x_i^2 = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial B} &= 2 \sum_{i=1}^N [Ax_i^2 + Bx_iy_i + Cy_i^2 + Dx_i + Ey_i - 1] x_iy_i = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial C} &= 2 \sum_{i=1}^N [Ax_i^2 + Bx_iy_i + Cy_i^2 + Dx_i + Ey_i - 1] y_i^2 = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial D} &= 2 \sum_{i=1}^N [Ax_i^2 + Bx_iy_i + Cy_i^2 + Dx_i + Ey_i - 1] x_i = 0 \\ \frac{\partial S}{\partial E} &= 2 \sum_{i=1}^N [Ax_i^2 + Bx_iy_i + Cy_i^2 + Dx_i + Ey_i - 1] y_i = 0 \end{aligned} \quad (2.68)$$

что даёт систему пяти линейных уравнений для пяти неизвестных:

$$\left\{ \begin{array}{l} A \sum_{i=1}^N x_i^4 + B \sum_{i=1}^N x_i^3 y_i + C \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i^2 + D \sum_{i=1}^N x_i^3 + E \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i = \sum_{i=1}^N x_i^2 \\ A \sum_{i=1}^N x_i^3 y_i + B \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i^2 + C \sum_{i=1}^N x_i y_i^3 + D \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i + E \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 = \sum_{i=1}^N x_i y_i \\ A \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i^2 + B \sum_{i=1}^N x_i y_i^3 + C \sum_{i=1}^N y_i^4 + D \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 + E \sum_{i=1}^N y_i^3 = \sum_{i=1}^N y_i^2 \\ A \sum_{i=1}^N x_i^3 + B \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i + C \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 + D \sum_{i=1}^N x_i^2 + E \sum_{i=1}^N x_i y_i = \sum_{i=1}^N x_i \\ A \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i + B \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 + C \sum_{i=1}^N y_i^3 + D \sum_{i=1}^N x_i y_i + E \sum_{i=1}^N y_i^2 = \sum_{i=1}^N y_i \end{array} \right. \quad (2.69)$$

Параметры эллипса центр $(x_0; y_0)$, полуоси a и b и угол поворота ϕ вычисляются из параметров A, B, C, D, E следующим образом.

$$\begin{aligned} \phi &= \arctan\left(\frac{B}{A-C}\right) \\ \tilde{A} &= A \cos^2(\phi) + B \cos(\phi) \sin(\phi) + C \sin^2(\phi) \\ \tilde{C} &= A \sin^2(\phi) - B \cos(\phi) \sin(\phi) + C \cos^2(\phi) \\ \tilde{D} &= D \cos(\phi) + E \sin(\phi) \\ \tilde{E} &= -D \sin(\phi) + E \cos(\phi) \\ x_0 &= -\frac{\tilde{D}}{2\tilde{A}} \\ y_0 &= -\frac{\tilde{E}}{2\tilde{C}} \\ Q &= 1 + \frac{\tilde{D}^2}{4\tilde{A}} + \frac{\tilde{E}^2}{4\tilde{C}} \\ a &= \sqrt{\frac{\tilde{A}}{Q}} \\ b &= \sqrt{\frac{\tilde{C}}{Q}} \end{aligned} \quad (2.70)$$

Заметим, что аналогичным образом можно использовать метод окружностей.

Тогда базовое уравнение будет выглядеть как

$$A(x^2 + y^2) + Bx + Cy = 1 \quad (2.71)$$

а параметру окружности вычисляются согласно:

$$x_0 = \frac{-B}{2A}, y_0 = \frac{-C}{2A}, r = \sqrt{\frac{1}{A} + \left(\frac{B}{2A}\right)^2 + \left(\frac{C}{2A}\right)^2} \quad (2.72)$$

2.3.3. Анализ направлений градиентов

Градиенты яркости пикселей границы радужки должны удовлетворять (1.30), (1.31). Такое утверждение справедливо только в случае, если граница радужки видна на изображении, то есть не затенена веками, ресницами или бликами. Выход градиента яркости за эти ограничения свидетельствует о том, что граница радужки искажена или закрыта посторонним объектом. Суть используемого метода состоит в анализе направления градиента яркости вдоль границы радужки и поиске областей, где происходит существенное нарушение его поведения.

Алгоритм состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Вычисление градиента и выбор кандидатов. Точки-кандидаты помечаются так же как для методов базового радиуса, триангуляции, оптимального кругового пути, то есть согласно условиям (1.30), (1.31).

Шаг 2. Вычисление радиальной проекции. Радиальная проекция пикселей-кандидатов вычисляется согласно (1.37) с дополнительным условием

$$K \in \{\mathbf{x} : 0.9r_I < \|\mathbf{x}\| < 1.1r_I\} \quad , \quad (2.73)$$

то есть точки-кандидаты лежат в кольце, покрывающем границу радужки.

Шаг 3. Пороговая обработка проекции. Точки проекции (сегменты кольца, покрывающего внешнюю границу радужки) классифицируются на содержащие и не содержащие видимую границу при помощи порога:

$$P_T(\Phi) = \begin{cases} 0, & \text{if } P(\Phi) > T_P \\ 1, & \text{if } P(\Phi) \leq T_P \end{cases} \quad (2.74)$$

то есть проекции $P_T(\Phi)$ приписывается значение 0 в точках, соответствующих видимому сегменту границы радужки и 1, если данный участок границы распознан как закрытый.

Шаг 4. Морфологические операции. Из-за присутствия шумов не все точки проекции классифицируются верно. Особенно это касается закрытых участков границы радужки, на которых может случайно оказаться элемент бровей или ресниц, имеющий перепад яркости, удовлетворяющий (1.30), (1.31). Чтобы избавиться от таких шумов, над проекцией $P_T(\Phi)$ последовательно выполняются одномерные морфологические операции замыкания (чтобы избавиться от шумовых нулей в последовательности единиц) и размыкания (удаление шумовых единиц):

$$\begin{aligned} P_T''(\Phi) &= (P_T'(\Phi) \oplus L(\Phi)) \ominus L(\Phi) , \\ P_T'(\Phi) &= \left(P_T(\Phi) \ominus L(\Phi) \right) \oplus L(\Phi) , \\ L(\Phi) &= \begin{cases} 1, & \text{if } |\Phi| < 10 , \\ 0, & \text{otherwise} . \end{cases} \end{aligned} \quad (2.75)$$

Шаг 5. Получение маски при помощи стягивающих хорд. Обработанная проекция представляет собой последовательность нулей и единиц, где единицы стоят на позициях, соответствующих закрытым участкам границы радужки. Области радужки в преобладающем большинстве случаев закрыты веками. Адекватным описанием закрытой части области является сегмент, отсекаемый хордой, стягивающей конечные точки видимых участков окружности радужки. На изображении строятся хорды, стягивающие концы последовательностей единиц в проекции, отсекаемые этими хордами сегменты считаются закрытыми.

На Рис. 2.18 представлен пример работы алгоритма.

Результаты применения метода определения затенения

Описанный метод определения затенения методом стягивающих хорд был проверен в ходе сравнительного тестирования ошибок распознавания с использованием и без использования затенения. Тест проводился на изображениях базы данных CASIA [231]. По этим изображениям были построены эталоны

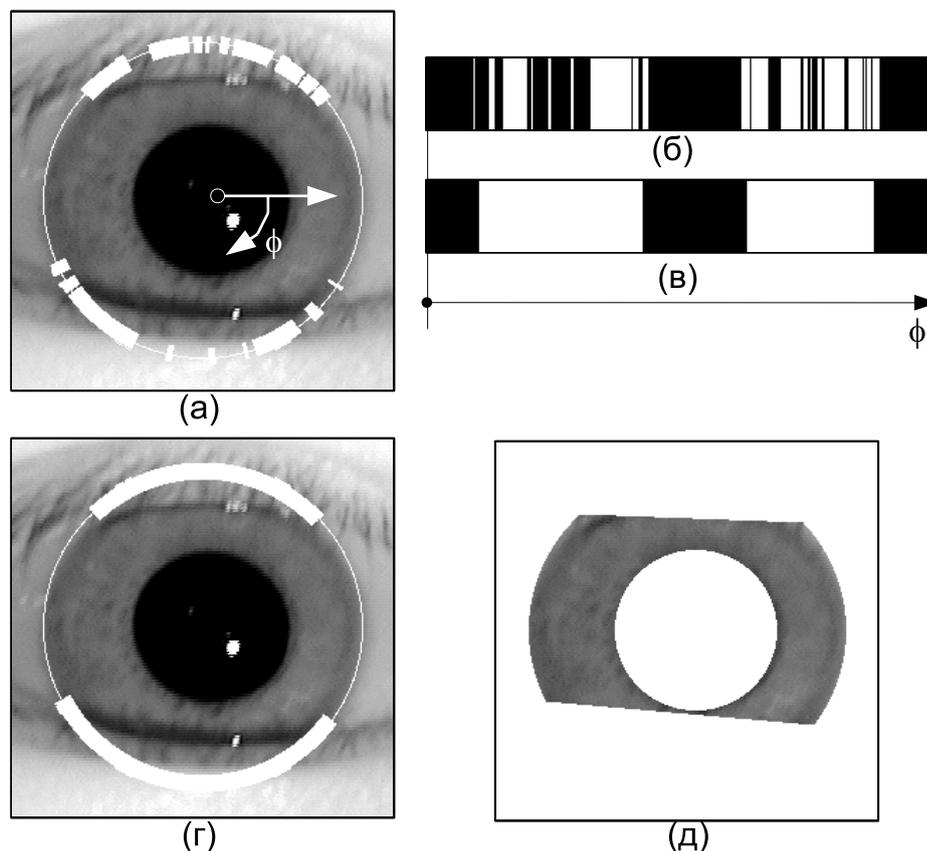


Рис. 2.18. Пример работы алгоритма определения затенения радужки. (а) - исходное изображение, отмечена граница радужки и сегменты, в которых определены нарушения условий (1.30), (1.31), также указана полярная система координат; (б) - циклическая последовательность, белые элементы соответствуют белым участкам на (а); (в) - последовательность после удаления шумов; (г) - отображение последовательности (в) на исходном изображении; (д) - полученная область радужки без затенений.

двумя способами:

- без использования информации о затенении, то есть в для создания эталона использовалась вся кольцевая область, заключённая между окружностями зачка и радужки;
- с использованием информации о затенении, то есть признаки радужки рассчитывались только по открытой области, псевдо-признаки из областей кольца, определённых как затенённые, игнорировались.

На Рис.2.19 представлены параметрические кривые ошибки, полученные двумя способами. Использование маски затенений в данном случае улучшает показатели точности (уменьшает ошибки классификации) примерно на порядок.

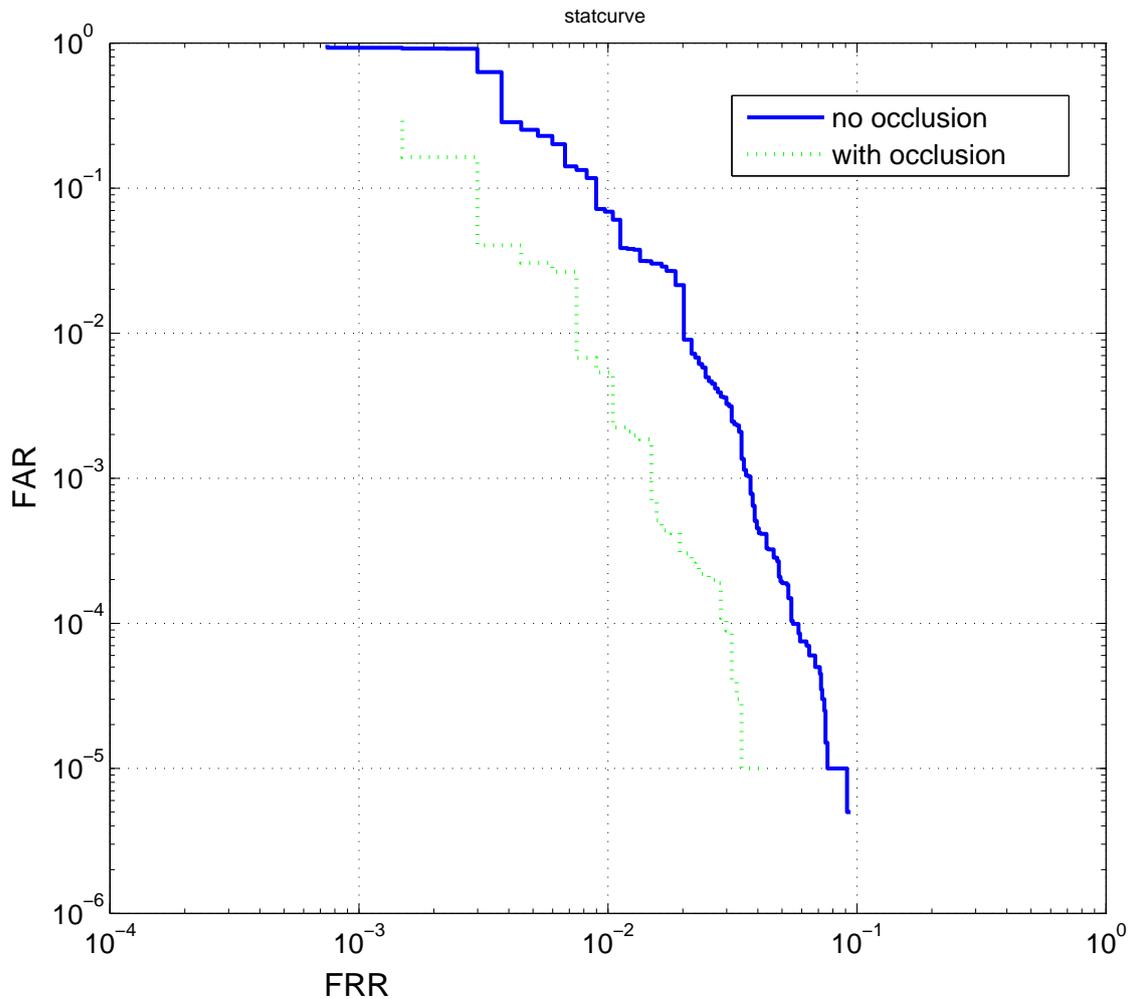


Рис. 2.19. Параметрические кривые ошибки распознавания без использования маски затенений (no occlusion) и с использованием (occlusion).

2.4. Методы оптимизации контуров

Проекционные, морфологические, хафовские методы детектирования объектов основаны на моделировании искомого объекта (зрачка, радужки, века) некоторой достаточно простой фигурой, имеющей параметрическое представление (окружность, эллипс, парабола). В результате метод сводится к поиску параметров такого объекта. Однако, не все подзадачи определения видимой области радужки на изображении можно свести к поиску параметризуемых фигур. Точная граница зрачка, контуры века представляют собой кривые, задаваемые непосредственно последовательностями пикселей, но не фигурой какого-либо определённого узкого класса с известным набором параметров.

В большинстве случаев радужка, которая сама по себе имеет форму близкую к кругу, частично закрыта веком. Поэтому важной задачей является определение границ век в той части, где они перекрывают радужку. Предложенный метод базируется на теории деформируемых моделей [47], и в более узком смысле, на активных контурных моделях [241, 244, 470]. Выделение контура век позволяет производить аутентификацию точнее и для более широкого класса изображений, например, для таких изображений на которых верхняя часть радужной оболочки закрыта. В биометрических приложениях активные контурные модели применялись для чтения по губам [138, 203] и для оконтуривания клеток [70].

2.4.1. Метод адаптивных контуров

Методом активных контуров называется эвристический метод поиска границ (как правило) объектов на изображении посредством модели — контура из нескольких точек — в итеративном процессе: оценка невязки — корректировка невязки смещением точек модели. Модель границы, составленная из последовательности точек, называется активным контуром. Используется замкнутый контур без самопересечений, заданный параметрически: $\mathbf{p}(s) = (x(s), y(s))$, $s \in [0; 1]$, $\mathbf{p}(0) = \mathbf{p}(1)$ и лежащий в пределах анализируемого изображения. Рассмотрим функционалы, заданные на контуре и изображении, называемые далее энергиями. Функционалы, не зависящие от изображения, а лишь от формы контура называются внутренними:

$$\varepsilon_{int} = \int_0^1 E_{int}(\mathbf{p}(s)) ds \quad , \quad (2.76)$$

где E_{int} — функция, заданная для каждой точки контура и зависящая от некоторой её окрестности. Функционалы, зависящие от изображения, но не от контура,

называются внешними:

$$\varepsilon_{ext} = \int_0^1 E_{ext}(\Omega(\mathbf{p}(s))) ds, \quad (2.77)$$

где E_{ext} — функция, заданная в каждой точке изображения и зависящая от некоторой окрестности этой точки Ω . Введём общую энергию контура, как сумму различных функционалов:

$$\varepsilon = \sum_i \chi_{int,i}(s) \varepsilon_{int,i} + \sum_j \chi_{ext,j}(s) \varepsilon_{ext,j} \quad (2.78)$$

где $\chi_{int,i}(s)$ и $\chi_{ext,j}(s)$ — числовые коэффициенты.

Поставим задачу поиска века как проблему минимизации общей энергии контура. Таким образом, метод поиска контура век на изображении глаза определяется внешними и внутренними энергиями, начальным положением контура и алгоритмом минимизации. Рассмотрим каждую из составляющих. Введём три вида внутренних энергий: энергию связности, энергию гладкости и энергию расширения. Далее используется растровое представление изображения и дискретная модель контура как последовательности точек: $\{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^N$.

Энергия связности обеспечивает приблизительную равноудаленность точек контура.

$$E_{continuity} = (\mathbf{d} - \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{i-1}\|)^2, \quad (2.79)$$

где \mathbf{d} — среднее расстояние между точками контура. В качестве энергии гладкости E_{smoth} выбрано

$$\|\mathbf{p}_{i-1} - 2\mathbf{p}_i + \mathbf{p}_{i+1}\|^2 \left(1 + \frac{1}{\|\mathbf{p}_{i+1} - \mathbf{p}_{i-1}\|^2}\right), \quad (2.80)$$

где $\|\mathbf{p}_{i-1} - 2\mathbf{p}_i + \mathbf{p}_{i+1}\|$ — удвоенное расстояние от центра отрезка $(p_{i+1}; p_{i-1})$ до точки p_i , возведение в квадрат. Этот множитель усиливает чувствительность

контура к изломам, а домножение на второй множитель обостряет чувствительность контура к резким изломам. Следует заметить, что E_{smooth} можно определить также в пятиточечном варианте.

Задание энергии расширения E_{expand} необходимо для обеспечения эволюции контура, рассмотрим ее более подробно. Поставленную задачу можно решать двумя способами: посредством сжимающегося или расширяющегося контура. Второй способ здесь предпочтительнее в силу того что

- при сжатии контура из начального положения он будет пересекать брови и ресницы, что скажется негативно на точности результата (в особенности это сказывается при обработке изображений глаз с накрашенными ресницами или людей с густыми бровями);
- также он будет пересекать блики на веках и в области переносицы, что сказывается очень негативно, в силу большого перепада яркости.

Положим $E_{expand} = \|\mathbf{f}(\mathbf{p}_{i-1}, \mathbf{p}_{i+1}) - \mathbf{p}_i\|$, т.к. варьируя \mathbf{p} , при минимизации E_{expand} , $\mathbf{p} \rightarrow \mathbf{f}(\mathbf{p}_{i-1}, \mathbf{p}_{i+1})$. Учитывая то, что горизонтальный размер глаза в 2,5 – 3 раза больше вертикального, положим

$$\mathbf{f}(\mathbf{p}_{i-1}, \mathbf{p}_{i+1}) = \begin{pmatrix} C_x + (d\mathbf{p})_x c_x(\mathbf{p}_x) \\ C_y + (d\mathbf{p})_y c_y(d\mathbf{p}_y) \end{pmatrix} \quad (2.81)$$

$$d\mathbf{p} = \frac{1}{2}(\mathbf{p}_{i-1} + \mathbf{p}_{i+1}) - \mathbf{C}$$

где \mathbf{C} — центр глаза. При этом зависимость коэффициента c_y от dp_y обусловлена смещением зрачка к верхнему веку, а c_x от p_x — вытянутостью глаза, что сделано с целью ускорения сходимости. Эту формулу поясняет Рис.2.20.

Для внешних энергий характерно соответствие некому шаблону изменения яркостей, например граница верхнего века может быть охарактеризована резким и большим перепадом яркости от века к относительно более тёмным склере или ресницам, а нижняя граница — яркостной впадиной. Поэтому при

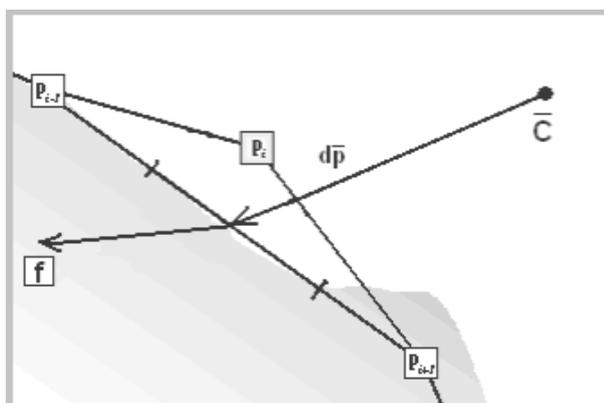


Рис. 2.20. Графическое представление E_{expand}

решении задачи по нахождению границ век удобно разделить точки контура на четыре типа: верхнее веко, левая граница, нижнее веко, правая граница, в силу различий в отображении боковых границ и верхнего и нижнего век. Таким образом, каждая из интересующих нас ориентаций границы веко-глаз задается собственным ядром свертки. Стоит заметить, что вид и размер ядер существенно зависит от размеров изображения. Матрицы ядер свёртки были получены в результате усреднения данных о границах век на множестве фотографий. Граница верхнего века задается матрицей 3×13 :

$$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -2 & -2 & -2 & -5 & -3 & 6 & 5 & 3 & 2 & 1 & 1 \\ -2 & -4 & -4 & -4 & -4 & -13 & -9 & 15 & 11 & 8 & 4 & 3 & 1 \\ -1 & -2 & -2 & -2 & -2 & -5 & -3 & 6 & 5 & 3 & 2 & 1 & 1 \end{pmatrix}^T$$

её структура учитывает влияние соседних столбцов и обеспечивает притяжение точки именно к видимой границе века, а не на 3 – 5 точек выше (Рис.2.21).

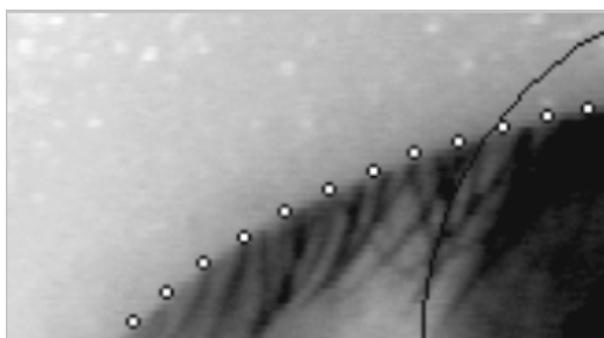


Рис. 2.21. Пример прилегания контура к верхней границе

Граница нижнего века задается матрицей $3 * 15$:

$$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -2 & -2 & -1 & 2 & 4 & 5 & 4 & 2 & -1 & -2 & -2 & -2 & -2 \\ -2 & -4 & -4 & -4 & -2 & 4 & 8 & 10 & 8 & 4 & -4 & -4 & -4 & -4 & -4 \\ -1 & -2 & -2 & -2 & -1 & 2 & 4 & 5 & 4 & 2 & -1 & -2 & -2 & -2 & -2 \end{pmatrix}^T$$

с суммой элементов равной 0. Её структура отличается от структуры матрицы поиска верхнего века и обеспечивает притяжение точки к середине яркостной впадины между склерой и веком, учитывает влияние соседних столбцов и имеет не столь резкий перепад (Рис.2.22).

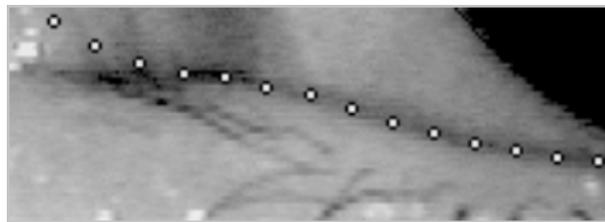


Рис. 2.22. Пример прилегания контура к нижней границе

Положение боковых границ определяется матрицей $15 * 5$:

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 & -1 & -2 & -2 & -2 & 0 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -2 & -2 & -2 & -2 & -2 & 0 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & -4 & -4 & -4 & -4 & -4 & 0 & 4 & 4 & 4 & 4 & 4 & 2 & 1 \\ -1 & -1 & -2 & -2 & -2 & -2 & -2 & 0 & 2 & 2 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & -1 & -2 & -2 & -2 & 0 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Начальные размер, форма и положение контура непосредственно влияют на скорость сходимости (число шагов), т.к. за одну итерацию каждая точка контура передвигается не более чем на $N/2$ пикселей, где N - размер области просмотра. Поэтому для обеспечения сходимости следует взять контур, который:

- не пересекает границы зрачок – радужка, потому что эта граница характеризуется перепадом от светлого к темному, что притягивает контур;

- не пересекает границу радужки – веко, т.к. при расширении из этого положения контур будет расширяться до границ изображения.

При анализе базы данных изображений было установлено следующее:

- Как правило, верхнее веко расположено низко и часто пересекает радужку, а иногда и зрачок. Поэтому верхняя граница контура должна быть смещена как можно ниже (но не пересекая зрачок).
- В то же время для нижнего века и нижней границы это условие менее жесткое, поэтому допустимо опустить нижнюю границу контура от зрачка к веку, что ускоряет сходимость алгоритма.

В результате экспериментов была найдена оптимальная форма начального контура, показанная на Рис.2.22.

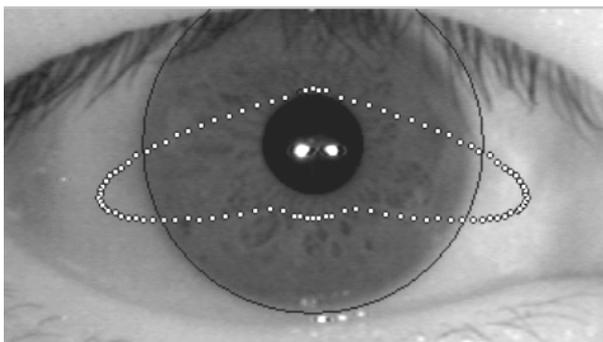


Рис. 2.23. Используемая начальная форма контура

До сих пор рассматривались методы, в которых число точек постоянно. Изменение числа точек позволяет получить лучшие результаты, особенно в случае значительного изменения длины контура. Для данного метода возможно использование следующего алгоритма изменения числа точек: после каждой итерации для каждой пары соседних точек просчитывается расстояние между ними, и в случае, если оно превышает некоторый порог d_{max} – создается новая точка посередине между ними, если же оно меньше d_{min} , то удаляется точка с большим порядковым номером. Благодаря влиянию энергии связности после вставки или удаления точки расстояния между соседями быстро (за 2 – 3 итерации) приводятся к среднему по контуру.

Эксперименты

Входными данными метода служат растровые монохромные кадры размером $640 * 480$ пикселей, содержащие изображения глаза с размером радужки 100-200 пикселей. Считаются известными координаты центров и радиусы зрачка и радужной оболочки глаза, вычисленные соответствующими алгоритмами на предыдущих этапах обработки. Программа тестировалась на базе данных изображений, собранных на установках LG и Panasonic, предоставленных фирмой Iritech Inc (<http://www.iritech.com/>), и открытых базах данных [302, 414]. Для оценки качества работы алгоритма использовалось отношение числа точек контура, попавших на истинную границу века на изображении (выделенную вручную) к общему числу точек контура. (Это отношение является хорошим приближением отношения длины участков контура, совпавших с истинным контуром век к его общей длине, поскольку расстояния между точками контура примерно равны). Точка контура считалась попавшей на истинную границу века, если расстояние между точкой и границей не превышало 5 пикселей. В таблице приведены показатели качества, усреднённые по базе данных.

Таблица 2.10. Результаты работы алгоритма на различных тестовых базах изображений.

База	Тип глаз	Число изображений	Качество
UBIRIS	смешанные	1078	86,66%
CASIA-2	монголоидные	967	96,55%
Iritech	европеоидные	551	92,84%

При этом достаточно большой вклад вносят очень нерезкие изображения, при их исключении получаются следующие результаты:

Таблица 2.11. Результаты работы алгоритма на различных тестовых базах изображений.

База	Тип глаз	Число изображений	Качество
UBIRIS	смешанные	974	91,51%
CASIA-2	монголоидные	948	97,53%
Iritech	европеоидные	547	93,52%

Во всех тестах плохие результаты ($< 0,8$) были получены в силу одной из двух причин: плохой контрастности изображения (как правило, плохой резкости верхнего века), что не удовлетворяет критериям отбраковки или же ошибочного определения границы на деталях рисунка радужной оболочки.

Предлагаемый метод поиска контура век является адаптируемым под практически любые изображения глаз. Если на изображении присутствует глаз с качеством, достаточным для распознавания, то метод точно определяет границу век. Анализ баз изображений глаз показывает, что метод может служить для уточнения границ радужки и уменьшения погрешности распознавания, связанной с ошибочным захватом век в качестве радужки.

2.4.2. Метод оптимального кругового пути

Радужка на изображении представляется кольцом, заключённым между двумя округлыми приближённо концентрическими контурами: внутренней границей со зрачком и внешней границей со склерой. Обе границы приближаются окружностями с хорошей точностью, однако существуют приложения, в которых требуется более детальное описание границы [32, 306]. В особенности это касается внутренней (зрачок-радужка) границы. Как правило, зрачок человека близок по форме к кругу, но в большинстве случаев не является идеальным кругом, а имеет нерегулярные отклонения с относительной величиной 5-10% [111, 310, 315]. Таким образом, возникает задача определения на изображении контура округлой формы, окружающего тёмную область на более светлом фоне (зрачок на фоне радужки, радужка на фоне склеры). Соответственно сама радужка может быть определена как округлая тёмная область на светлом фоне склеры в случае отсутствия затенения веками и/или ресницами. Задача определения форм, моделируемых кругами, окружностями, эллипсами (т.е. параметрически заданными регулярными фигурами), исследовалась очень подробно и для её решения разработаны многие методы, в числе последних: восстановление центров окружностей, проходящих через выделенные различными

способами точки [206, 234, 273], парные градиентные векторы [421], анализ гистограмм яркости [301], текстуры [243], компонент связности [259] с определением компактного объекта, приближаемого кругом. Для детектирования зрачка и радужки как вложенных тёмных объектов применяются классификаторы [290, 441]. Эти, а также ряд других алгоритмов и модификаций описаны в обзорах [222, 333]. Однако методы, которые были бы пригодны для уточнения формы зрачка/радужки, прослеживая их округлую, но нерегулярную форму, разработаны существенно хуже. Здесь предложены подходы с использованием активных контуров [47, 258, 324, 425] и оптимального кругового пути [451]. В отличие от активных контуров метод оптимального кругового пути (ОКП) устойчив по отношению к разрывам границы, которые часто возникают на изображении радужки из-за бликов и отражений осветителя.

Существует множество методов определения оптимального пути на изображении. Специфика алгоритма ОКП состоит в том, что этот метод детектирует замкнутый контур, заключающий внутри себя некоторую заданную точку, которая предполагается его приближённым центром. Таким образом, в задаче детектирования метод ОКП начинает работу, располагая координатами некоторой точки. В задаче уточнения начальные данные более полны: указывается окружность, приближающая контур, т.е. заданы её центр и радиус. Поскольку контур проходит вокруг заданной точки, имеет смысл произвести полярное преобразование с полюсом в этой точке, что облегчает представление и дальнейшие вычисления. Полярное преобразование переводит кольцо в прямоугольник. Этот прямоугольник располагается так, чтобы его верхняя сторона соответствовала достаточно большой окружности, заключающей искомый контур, а нижняя сторона - достаточно малой окружности, находящейся целиком внутри контура. Левая и правая стороны обе соответствуют лучу, исходящему из полюса преобразования, пусть это будет координатная полуось OX . Радиальная координата полярной системы превращается в абсциссу прямоугольника, угловая координата — в ординату. Изображение из системы Oxy переводится в

систему $O\rho\phi$, где также представляется дискретным прямоугольным растром. Обозначим размеры этого раstra $W * H$ пикселей. Далее будем называть этот растр *полярным представлением*. (см. рис.2.24).

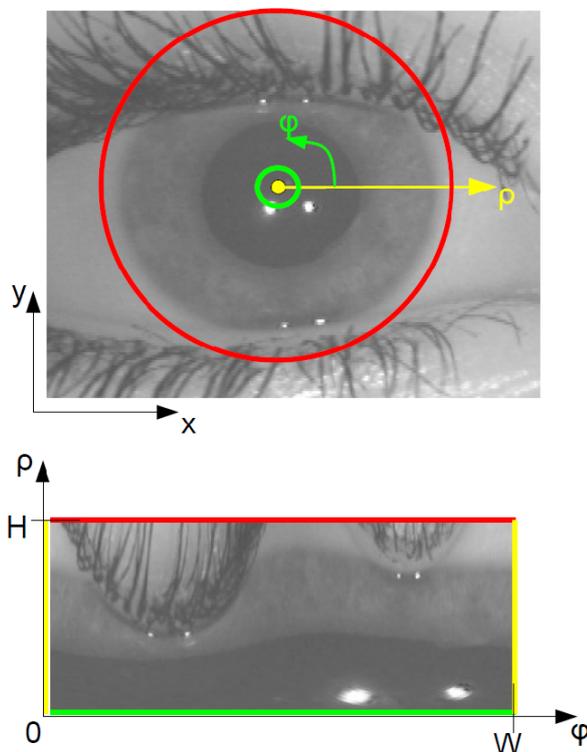


Рис. 2.24. Пример полярного преобразования радужки

Таким образом задача поиска ОКП превращается в задачу нахождения оптимального пути между левой и правой сторонами прямоугольника при условии, что терминальные точки пути имеют одинаковую ординату. Поскольку форма искомого контура близка к окружности и полюс преобразования лежит внутри контура, полярное представление контура однозначно относительно угла, т.е. каждому значению угла соответствует одно и только одно значение радиуса контура, контур можно представить в виде функции $\rho(\phi)$. Далее, предполагая, что искомый контур не проходит вблизи полюса преобразования (другими словами, полюс находится приблизительно в центре округлого контура), можно утверждать, что производная значения радиуса по углу ограничена: $d\rho/d\phi < C_1$. Можно выбрать параметры полярного преобразования таким образом, что $C_1 \leq 1$. Итак, контур представляется как последовательность точек

прямоугольного растра, в каждом столбце растра содержится ровно одна точка последовательности, точки из соседних столбцов лежат в одной или соседних строках, точки контура из первого и последнего столбцов также лежат в одной или соседних строках. Рисунок 2.25 показывает возможные пути между соседними точками контура, если проследживать его слева направо. От точки с координатами $(\phi; \rho) = (2; 3)$ можно проследовать в точки $(3; 2) - (3; 4)$, из точки $(5; 1)$ - в точки $(6; 1)$ и $(6; 2)$, если стартовой точкой контура является $(1; 2)$ то конечными могут быть $(8; 1) - (8; 3)$.



Рис. 2.25. Возможные переходы между точками в случае ограниченной производной $d\rho/d\phi = C_1 \leq 1$

Поскольку шаг по угловой координате всегда единичный, т.е. $\phi_{n+1} - \phi_n = 1$, эта координата может рассматриваться как индекс точки контура $\phi \equiv 1$, а последовательность точек контура определяется значениями радиуса: $S = \{\rho_1, \dots, \rho_W\} = \{\rho_n\}_{n=1}^W$. Введём стоимость перехода между точками (n, ρ') и (n, ρ'') из соседних столбцов растра: $C((n, \rho'), (n, \rho'')) \equiv C_n(\rho', \rho'')$. Эта стоимость составлена из «внутренней» и «внешней» частей: $C = C^{(I)} + C^{(O)}$. Внутренняя часть определяется формой кривой и минимальна для прямых горизонтальных линий на растре полярного представления (соответствующих окружностям в исходном пространстве OXY)

$$C_n^{(I)}(\rho', \rho'') = \begin{cases} 0 & \text{if } \rho' = \rho'' \\ T_1 & \text{if } |\rho' - \rho''| = 1 \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.82)$$

Константа $T_1 > 0$ является параметром, который определяет «силу», стягивающую контур к прямой горизонтальной линии (т.е. окружности в исходном пространстве). Величина T_1 зависит от параметров полярного преобразования. «Внутренняя» часть стоимости определяется лишь формой контура и не зависит от характеристик изображения, «внешняя» часть — наоборот. «Внешняя» часть есть цена прохода через точку (n, ρ') растра, определяемая локальными свойствами изображения: $C_n^{(O)}(\rho', \rho'') = w((n, \rho'))$. Для заданного пути $S = \{\rho_n\}_{n=1}^W$ общая стоимость

$$C(S) = C((0, \rho_0), (W, \rho_W)) = \sum_{n=1}^W C_n(\rho_n, \rho_{n+1}) \quad (2.83)$$

Оптимальный контур - это последовательность, минимизирующая общую стоимость: $S^* = \arg \min_S C(S)$. Эта задача дискретной оптимизации может быть решена, например, жадным алгоритмом, как в [451]. Однако для малых значений $H < 30$ вычислительно проще полный перебор. Он совершается рекурсивно, как набор шагов, каждый из которых соответствует очередному столбцу растра (т.е. точкам с одним значением ϕ). Обозначим стоимость перехода из точки $(0, \rho')$, лежащей в первом столбце растра, в точку (n, ρ'') , лежащую в текущем столбце: $C((0, \rho'), (n, \rho'')) \equiv C_{(n)}(\rho', \rho'')$. Поскольку ρ' и ρ'' меняются в пределах $[1; H]$, необходимо вычислить H^2 значений $C_{(n)}$. Они определяются рекурсивно. Цена достижения точки в следующем столбце есть минимальная сумма цены достижения точки ρ''' в предыдущем и цены перехода между точками соседних столбцов:

$$\begin{aligned} C_{(n+1)}(\rho', \rho'') &= \min_{\rho'''} (C_{(n)}(\rho', \rho''') + C_n(\rho''', \rho'')) = \\ &= \min \left\{ \begin{array}{l} C_{(n)}(\rho', \rho'') + w(n, \rho'') \\ C_{(n)}(\rho', \rho'' + 1) + w(n, \rho'' + 1) + T_1 \\ C_{(n)}(\rho', \rho'' - 1) + w(n, \rho'' - 1) + T_1 \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (2.84)$$

Входной путь (т.е. тот, который дал минимум) запоминается. На последнем шаге (под номером $W + 1$) получаются H^2 значений $C_{(W+1)}(\rho', \rho'')$. При этом только значения с $\rho' = \rho''$ соответствуют замкнутым контурам. Поэтому стоимость оптимального замкнутого контура равна $\min_{\rho} C_{(W+1)}(\rho, \rho)$, он заканчивается (и начинается) в точке $\rho_{W+1}^* \equiv \rho_0^* = \arg \min_{\rho} C_{W+1}(\rho, \rho)$. Из известной последней точки ρ_{W+1}^* легко восстанавливается оптимальный контур.

Рассмотрим «внешнюю» стоимость прохода через точку $C^{(O)}(\phi, \rho) = w(\phi, \rho)$. Из постановки задачи ясно, что функция $w(\phi, \rho)$ должна быть построена так, чтобы быть малой в точках, соответствующих контуру, и большой в других. В точках контура большое значение градиента яркости, поэтому точки с малым градиентом яркости должны отвергаться. Это делается условием, подобным (1.30):

$$|\mathbf{g}| > T_2 \quad , \quad (2.85)$$

где T_2 — пороговое значение, выбираемое таким образом, чтобы подавить ложные градиенты, возникающие из-за шума. Для фильтра Собеля можно принять $T_2 = 6\sqrt{2} \max\{\sigma, 2\}$, где σ — среднеквадратичная амплитуда шума.

Следующее специфическое свойство решаемой задачи состоит в том, что и зрачок, и радужка являются тёмными областями на светлом фоне, причём угол между градиентом яркости в точке контура и линией, соединяющей эту точку с полюсом преобразования, достаточно мал. Это условие (1.31). Значение порога зависит от качества определения приближённого центра, которое можно оценить как отношение среднего расстояния D между приближённым и истинным центрами к среднему радиусу R контура: $T_{\phi} = \arcsin(D/R)$. На Рис.2.26 точки изображения с Рис.2.24 со значениями градиента, удовлетворяющими обоим условиям, показаны чёрным цветом. Для таких точек цена перехода устанавливается в ноль, для всех остальных она равна T_1 .

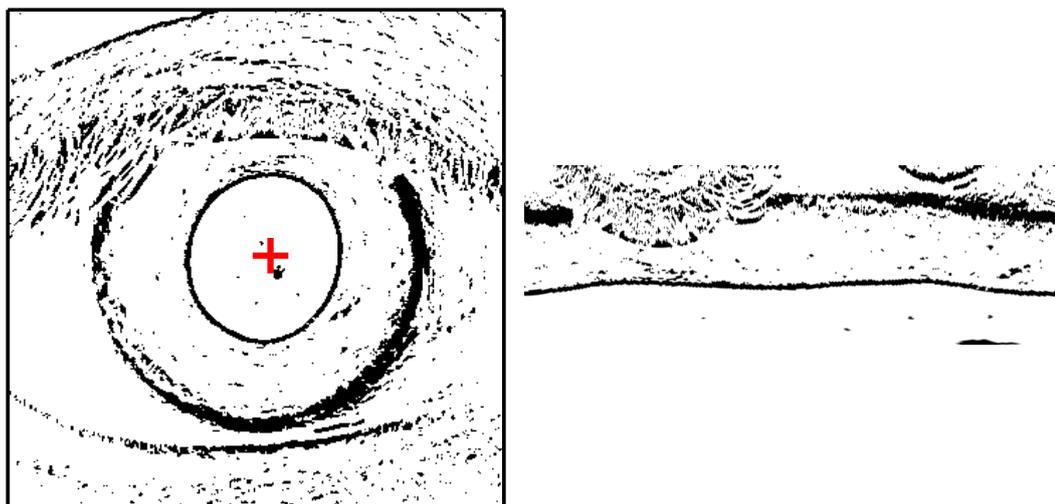


Рис. 2.26. Пример карты точек, удовлетворяющих условиям (1.30), (1.31), и её полярного преобразования.

Применение ОКП в задаче детектирования

Алгоритм ОКП был использован для детектирования округлого контура при условии, что задана точка, лежащая внутри этого контура. Для проверки работоспособности были использованы следующие открытые базы изображений радужки: UBIRIS.v1 [414], CASIA-IrisV3 [231], ND-IRIS [404]. Изображения были просмотрены человеком-экспертом, который выделил на каждом из них окружности зрачка и радужки. Параметры этих окружностей далее считались истинными и служили для проверки метода. Далее обработка происходила автоматически. Приближённый центр глаза задавался как случайная точка круга с центром в истинном центре глаза и радиусом, равным половине истинного радиуса зрачка, что моделировало ошибку в определении центра глаза. (Существующие методы определения центра имеют более высокую точность). Методом ОКП определялся наиболее выраженный контур, окружающий этот центр. Этим контуром может быть зрачок, радужка, а также некая линия, случайно возникшая из деталей изображения (помеха). Для сравнения с «истинными» зрачком и радужкой для выделенного контура строился эквивалентный круг, такой, что его площадь (масса) и положение центра масс совпадали с центром масс области, окружённой контуром. Результаты сравнения «истинного» и эк-

вивалентного кругов разбиты на пять непересекающихся категорий:

- «хороший зрачок»; все параметры эквивалентного круга не отличаются от соответствующих параметров «истинного» зрачка более чем на 5% (относительно радиуса «истинного» круга);
- «плохой зрачок»; некоторые параметры нарушают ограничение в 5%, но все они удовлетворяют ограничению в 10%;
- «хорошая радужка»; аналогично «хорошему зрачку», но для радужки;
- «плохая радужка»; аналогично «плохому зрачку», но для радужки;
- «не определено»; ни одно из перечисленных условий не выполнено, найденный контур не соответствует ни истинному зрачку, ни истинной радужке.

В табл.2.12 даны количества изображений по категории и базе данных.

Таблица 2.12. Результаты определения контура по приближённому центру.

База	UBI	NDIRIS	CASIA
Общее число изображений	1207	64980	16213
«Хороший зрачок»	139	61617	13494
«Плохой зрачок»	103	1421	922
«Хорошая радужка»	680	532	786
«Плохая радужка»	128	67	163
«Не определено»	157	1343	848

Также, чтобы продемонстрировать наилучшее возможное качество детектирования контура методом ОКП, была проведена серия тестов, где в качестве начальной точки предоставлялись координаты истинного центра зрачка. Результаты приведены в табл.2.13.

Таблица 2.13. Результаты определения контура по точному центру.

База данных	UBI	NDIRIS	CASIA
Общее число изображений	1207	64980	16213
«Хороший зрачок»	209	63186	14881
«Плохой зрачок»	83	1084	420
«Хорошая радужка»	806	556	633
«Плохая радужка»	69	37	157
«Не определено»	40	117	122

Следует отметить, что при тестировании всегда детектировался контур, независимо от его качества. Возможно, наложение ограничения на минимально допустимое качество контура (и введение результата работы метода «контур не найден») уменьшило бы количество ошибок. Однако такие тесты не проводились. Легко видеть, что результаты применения ОКП для непосредственного определения контуров (с использованием лишь приближённых координат центра глаза) хуже получаемых другими методами, например, перечисленными в [222], многие из которых определяют «хороший зрачок» более чем в 99%, а «хорошую радужку» — более чем в 95% случаев. Также при использовании ОКП остаётся вопрос о том, как различать случаи обнаружения контура зрачка и контура радужки. Как правило, разработчики методов выделения границ радужки в качестве характеристики точности приводят среднее отклонение радиуса и/или положения центра обнаруженного контура от истинного. С точки зрения автора, эта мера не является адекватной (обсуждение этого вопроса выходит за рамки статьи), но для сравнения с имеющимися в литературе показателями были посчитаны значения средней ошибки радиуса и положения центра зрачка. Сравнение производилось с результатами [349, 451, 468] (см. табл. 2.14).

Таблица 2.14. Ошибки определения зрачка различными методами

Метод	Средняя ошибка определения радиуса на различных группах изображений, пикселей			Средняя ошибка определения центра на различных группах изображений, пикселей		
	UBI	NDIRIS	CASIA	UBI	NDIRIS	CASIA
Daugman	2.21	3.11	3.02	1.82	1.79	1.19
Masek	4.65	7.23	5.15	3.24	5.59	3.67
Wildes	2.96	7.51	6.12	2.15	6.37	5.37
ОКП	5.13	4.41	3.8	6.19	5.67	5.46

Применение алгоритма ОКП в задаче уточнения

Вторая задача, для решения которой использовался метод ОКП, - уточнение границ контура. Это означает, что некоторым методом найдена приближённая граница в виде окружности и теперь необходимо определить точный вид контура, который не является идеальной окружностью. Следует отметить, что такая постановка имеет смысл только для контура зрачка. Радужка, как правило, имеет регулярную эллиптическую форму, и в том случае, если она не затенена веками и/или ресницами, можно уточнить параметры эллипса методами, предназначенными для поиска эллиптических контуров. С другой стороны, как правило, радужка затенена и видимая её часть по форме сильно отличается и от эллипса, и от окружности. В этом случае при применении метода ОКП кратчайший путь будет прослеживается по богатой текстуре ресниц и век, что приводит к обнаружению ложных и бесполезных контуров. Поэтому исследовалось применение ОКП лишь для уточнения границы зрачка.

Поскольку алгоритм ОКП применяется для уточнения уже найденного первоначального приближения, то он работает в области изображения, являющейся достаточно узким кольцом, построенным вокруг приближающей контур окружности. В такой постановке полный перебор оказывается быстрее за счёт простоты алгоритма и малых накладных расходов [237, 274]. На Рис.2.26 представлено изображение точек, удовлетворяющих условиям (1.30) и (1.31) на гра-

диент яркости и полярное преобразование относительно приближённого центра зрачка.

Алгоритм состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Вычисление градиента и выбор кандидатов. Аналогично предыдущему алгоритму, кандидаты выбираются согласно условиям (1.30), (1.31) и $0.9r_P \leq \| \mathbf{x} \| < 1.1r_P$.

Шаг 2. Полярное преобразование.

Шаг 3. Построение оптимального пути.

Шаг 4. Обратное полярное преобразование. Преобразование построенного пути из координат $O\rho\phi$ в декартовы координаты изображения OXY .

Точная граница зрачка не является окружностью, однако для области, ограниченной этим контуром, возможно определить *эквивалентный круг*, с такими же центром масс и площадью. Характеристики эквивалентного круга могут также использоваться как окружность зрачка, причём эти координаты оказываются более точными, чем начальное приближение. На Рис. 2.27 показан пример уточнения окружности зрачка при построении эквивалентного круга.левой и центральное изображения представляют окружности, найденные методом триангуляции при различных начальных приближениях. На правом изображении показана эквивалентная окружность, полученная одинаковой из первых двух приближений.

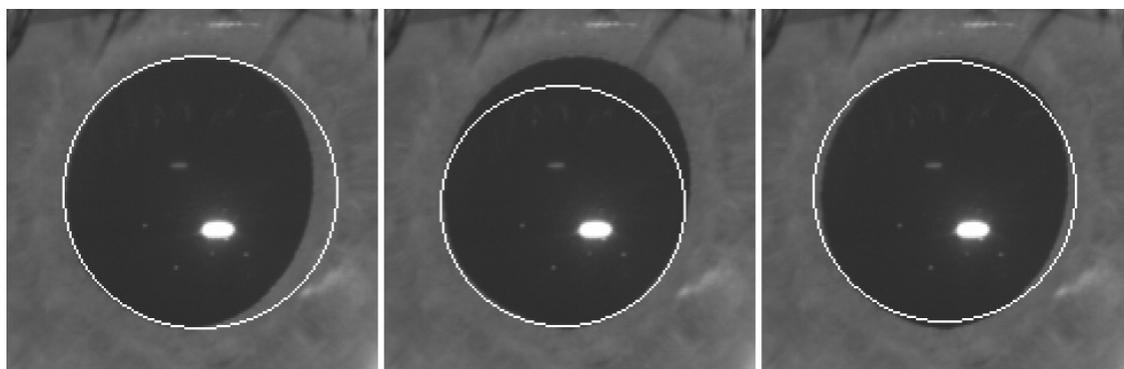


Рис. 2.27. Пример уточнения окружности зрачка.

К сожалению, не существует простого способа непосредственно и объектив-

но определить качество работы метода уточнения границ, поскольку данных, которые могли бы считаться истинными, для таких контуров не существует. Человек-оператор может вручную разметить лишь небольшое количество изображений, такая разметка достаточно сложна и в значительно большей степени подвержена ошибкам, чем разметка приближёнными окружностями. Для тестов с большими базами данных могут применяться лишь непрямые методы оценки качества. Здесь для этой цели использовалось сравнение результатов распознавания. Тест выполнялся как набор следующих шагов. Из набора изображений были сформированы эталоны с использованием параметров зрачка, определённых сопоставляемыми методами. Набор эталонов сравнивался сам с собой и по результатам вычислялось значение равной вероятности ошибок первого и второго рода (equal error rate, EER). Для формирования и сравнения эталонов применялся простой метод [258]. Полученное значение EER являлось характеристикой качества метода определения параметров зрачка. Для тестов были использованы 16213 изображений 819 глаз 411 субъектов базы CASIA Iris-Lamp DB [231]. Были сопоставлены три метода определения параметров зрачка:

- окружности, размеченные человеком-оператором (итоговое EER=0.752%);
- контуры, уточнённые методом ОКП на основании размеченных оператором окружностей (итоговое EER=0.981%);
- окружности, полученные как эквивалентные уточнённым контурам. Хотя это тоже окружности, как и в первом пункте, они не всегда совпадают с размеченными человеком-оператором (итоговое EER=0.390%).

Относительно высокое число ошибок объясняется нестабильностью тонких деталей уточнённого контура в наборе изображений глаза одного человека, что приводит к локальным искажениям эталонов. Построение эквивалентной окружности усредняет эти вариации и приводит к созданию более стабильных эталонов.

2.5. Корреляционный поиск и слежение

Одним из основных, глубоко разработанных в теории и широко применяемых на практике методов обнаружения объектов на изображении является корреляционный поиск. Этот метод рассматривается во множестве работ, в том числе классических [104, 112, 118, 178]. Объяснением такой популярности этого подхода является его концептуальная простота. Действительно, как правило, метод корреляционного поиска представляется в виде свёртки изображения $I(x, y)$ с маской (шаблоном) искомой формы $P(x, y)$

$$C(u, v) = \sum_{(x,y)} I(u - x, v - y) P(x, y) \quad (2.86)$$

и дальнейшего поиска максимума (или нескольких локальных максимумов) полученного результата. Модификации метода в большинстве случаев сводятся к предобработке исходных данных с целью выделения полезного сигнала (контрастирования искомого объекта), что можно представить в виде изменения корреляционной функции, например:

$$\begin{aligned} C_1(u, v) &= \sum_{(x,y) \in \Omega} (I(u - x, v - y) - \bar{I}(u, v)) P(x, y) , \\ \bar{I}(u, v) &= \frac{1}{|\Omega|} \sum_{(x,y) \in \Omega} I(x + u, y + v) , \end{aligned} \quad (2.87)$$

$$C_2(u, v) = \frac{1}{\sigma(u, v)} C_1(u, v) , \quad \sigma(x, y) = \left[\sum_{(x,y) \in \Omega} (I(u - x, v - y) - \bar{I}(u, v))^2 \right]^{(1/2)} , \quad (2.88)$$

$$C_3(u, v) = \frac{1}{\sigma(u, v)} \sum_{(x,y) \in \Omega} |I(u - x, v - y) - \bar{I}(u, v)| , \quad (2.89)$$

где Ω — окрестность точки (x, y) , $\bar{I}(x, y)$ — средняя яркость в окрестности, $\sigma(x, y)$ — среднеквадратичное отклонение яркости в окрестности. Возможны и другие формы корреляционной функции. При этом сама КФ остаётся в клас-

се линейных или представляется как комбинация линейных функций, что даёт возможность использовать методы увеличения производительности (распараллеливание, сигнальные процессоры, свёртка через быстрое преобразование Фурье).

Более существенные изменения метода связаны с введением другого класса корреляционной функции. Здесь можно назвать морфологический коррелятор, построенный на основе морфологического проекционного подхода, предложенного Ю.Пытьевым [115]. Суть этого подхода заключается в следующем. Используя введённое понятие проекции, можно определить численную меру близости изображения g к множеству изображений Z , а именно, функцию $K(g, Z)$ (морфологический коэффициент корреляции), аналогичную обычной корреляционной мере близости двух изображений:

$$K(g, Z) = \frac{\|Pr_Z(g)\|}{\|g\|} . \quad (2.90)$$

Преимущества морфологического коэффициента корреляции связаны с возможностью более полного учета условий регистрации изображений. По аналогии с обычным корреляционным обнаружением, морфологическое обнаружение изображения по принципу максимума корреляционного коэффициента.

2.5.1. Использование оптических потоков

На последовательности изображений, упорядоченных по времени регистрации и представляющих некоторую достаточно медленно изменяющуюся сцену, можно определить движение отдельных элементов сцены. Это движение может быть задано как поле скоростей или смещений пикселей. Рассмотрим два изображения, зарегистрированных во время t и $t + \Delta t$. Пусть некоторая точка первого изображения имеет координаты (x, y) и определённую яркость. Добавляя к двум координатам изображения третью координату — время, можно записать яркость элемента изображения в данной точке как $I(x, y, t)$. На следу-

ющем изображении элемент смещается и яркость точки, ему соответствующей равна $I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$. Предполагая, что яркость элемента сцены не изменилась (т.е. не меняются условия съёмки и параметры камеры), можно считать $I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$. Также предполагая движение достаточно медленным, т.е. смещения малыми, можно разложить в ряд Тейлора, ограничиваясь первыми производными:

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t + o(\Delta) \quad , \quad (2.91)$$

откуда

$$\frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t = 0 \quad . \quad (2.92)$$

Разделив на Δt и обозначив скорости смещения $V_x = \Delta I / \Delta t$, $V_y = \Delta I / \Delta t$:

$$\frac{\partial I}{\partial x} V_x + \frac{\partial I}{\partial y} V_y = -\frac{\partial I}{\partial t} \quad . \quad (2.93)$$

Обозначим частные производные яркости по направлениям $I_x = \partial I / \partial x$, $I_y = \partial I / \partial y$ и по времени $I_t = \partial I / \partial t$ можно записать:

$$I_x V_x + I_y V_y = -I_t \quad , \quad (2.94)$$

или в векторном виде:

$$\nabla I \cdot \mathbf{V} = -I_t \quad . \quad (2.95)$$

Это уравнение с двумя неизвестными компонентами вектора скорости V_x и V_y , которое может быть записано для каждого пикселя изображения. Для того чтобы решить его необходимо ввести ещё одно уравнение, связывающее компоненты скорости.

Были применены два основных метода построения дополнительных ограничений: Лукаса-Канаде и Хорна-Шунка. В методе Лукаса-Канаде предполагается, что смещение участков изображения между двумя последовательными

кадрами мало и приблизительно постоянно в окрестности точки \mathbf{p} . Следовательно уравнение (2.94) выполняется во всех точках \mathbf{q}_i некоторой окрестности \mathbf{p} . В локальной окрестности вектор скоростей (V_x, V_y) должен удовлетворять уравнениям:

$$\begin{aligned} I_x(\mathbf{q}_1)V_x + I_y(\mathbf{q}_1)V_y &= -I_t(\mathbf{q}_1) , \\ I_x(\mathbf{q}_2)V_x + I_y(\mathbf{q}_2)V_y &= -I_t(\mathbf{q}_2) , \\ \dots \\ I_x(\mathbf{q}_n)V_x + I_y(\mathbf{q}_n)V_y &= -I_t(\mathbf{q}_n) . \end{aligned} \quad (2.96)$$

В матричной форме можно написать $A\mathbf{v} = \mathbf{b}$, где

$$A = \begin{bmatrix} I_x(\mathbf{q}_1) & I_y(\mathbf{q}_1) \\ I_x(\mathbf{q}_2) & I_y(\mathbf{q}_2) \\ \dots & \dots \\ I_x(\mathbf{q}_n) & I_y(\mathbf{q}_n) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -I_t(\mathbf{q}_1) \\ -I_t(\mathbf{q}_2) \\ \dots \\ -I_t(\mathbf{q}_n) \end{bmatrix}. \quad (2.97)$$

В этой системе больше уравнений чем неизвестных, то есть она переопределена. Решение с наименьшей погрешностью может быть получено методом наименьших квадратов. Применяя формализм МНК, получим оптимум как решение двумерной системы

$$A^\top A\mathbf{v} = A^\top \mathbf{b}, \quad (2.98)$$

то есть

$$\mathbf{v} = (A^\top A)^{-1} A^\top \mathbf{b}, \quad (2.99)$$

что даёт

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n I_x(\mathbf{q}_i)^2 & \sum_{i=1}^n I_x(\mathbf{q}_i)I_y(\mathbf{q}_i) \\ \sum_{i=1}^n I_x(\mathbf{q}_i)I_y(\mathbf{q}_i) & \sum_{i=1}^n I_y(\mathbf{q}_i)^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n I_x(\mathbf{q}_i)I_t(\mathbf{q}_i) \\ \sum_{i=1}^n I_y(\mathbf{q}_i)I_t(\mathbf{q}_i) \end{bmatrix}. \quad (2.100)$$

Решение (2.100) получено при равной значимости всех n точек \mathbf{q}_i из окрест-

ности \mathbf{p} . Если ввести веса точек w_i и задать их диагональной матрицей W : $W_i i \equiv w_i$, то уравнения (2.98) и (2.99) преобразуются в

$$\begin{aligned} A^\top W A \mathbf{v} &= A^\top W \mathbf{b} \ , \\ \mathbf{b} &= (A^\top W A)^{-1} A^\top W \mathbf{b} \ , \end{aligned} \quad (2.101)$$

что даёт

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n w_i I_x(\mathbf{q}_i)^2 & \sum_{i=1}^n w_i I_x(\mathbf{q}_i) I_y(\mathbf{q}_i) \\ \sum_{i=1}^n w_i I_x(\mathbf{q}_i) I_y(\mathbf{q}_i) & \sum_{i=1}^n w_i I_y(\mathbf{q}_i)^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n w_i I_x(\mathbf{q}_i) I_t(\mathbf{q}_i) \\ \sum_{i=1}^n w_i I_y(\mathbf{q}_i) I_t(\mathbf{q}_i) \end{bmatrix} . \quad (2.102)$$

В подходе Хорна-Шунка вместо доопределения основного уравнения (2.95) по локальной окрестности в каждой обрабатываемой точке используется введение глобального функционала не-гладкости, с последующей минимизацией его значения. Функционал даётся выражением

$$E = \int [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy = \int L dx dy \ , \quad (2.103)$$

где $u(\mathbf{p})$ и $v(\mathbf{p})$ — компоненты оптического потока \mathbf{V} , α — параметр (константа) регуляризации. Функционал (2.103) может быть минимизирован решением системы уравнений Эйлера-Лагранжа:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial u} - \frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial u_x} - \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial L}{\partial u_y} &= 0 \ , \\ \frac{\partial L}{\partial v} - \frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial v_x} - \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial L}{\partial v_y} &= 0 \ , \end{aligned} \quad (2.104)$$

что даёт

$$\begin{aligned} I_x(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta u &= 0 \ , \\ I_y(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta v &= 0 \ , \end{aligned} \quad (2.105)$$

где Δ — оператор Лапласа, который аппроксимируется как

$$\Delta u(x, y) = \bar{u}(\mathbf{p}) - u(\mathbf{p}) \ , \quad (2.106)$$

где $\bar{u}(\mathbf{p})$ — среднее значение $u(\mathbf{p})$ в некотором окне вокруг рассматриваемой точки \mathbf{p}_0 . В результате получаем систему двух линейных уравнений в два неизвестных:

$$\begin{aligned} (I_x^2 + \alpha^2) u + I_x I_y v &= \alpha^2 \bar{u} - I_x I_t \quad , \\ I_x I_y u + (I_y^2 + \alpha^2) v &= \alpha^2 \bar{v} - I_y I_t \quad . \end{aligned} \quad (2.107)$$

Такая система записывается для каждого пикселя изображения. Поскольку \bar{u} и \bar{v} зависят от u и v , то решение может быть найдено при помощи итераций:

$$\begin{aligned} u^{k+1} &= \bar{u}^k - \frac{I_x(I_x \bar{u}^k + I_y \bar{v}^k + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad , \\ v^{k+1} &= \bar{v}^k - \frac{I_y(I_x \bar{u}^k + I_y \bar{v}^k + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad , \end{aligned} \quad (2.108)$$

Для снижения вычислительной сложности можно применять технологию расчёта на прореженной сетке точек, пирамидальную обработку, а также выделение характерных точек. Одним из методов выделения характерных точек является детектор Харриса-Стефенса. Рассмотрим изображение I , некоторую область в нём, задаваемую как совокупность точек $\Omega = \{(u, v)_i\}$, и такую же по форме область, сдвинутую на вектор (x, y) . Вычислим взвешенную норму разности (сумму квадратов разностей яркостей точек) в зависимости от сдвига:

$$S(x, y) = \sum_i w_i(u, v) (I(x + u, y + v) - I(u, v))^2 \quad . \quad (2.109)$$

В предположении о малости сдвига разложим в ряд Тейлора, ограничившись первыми производными:

$$I(x + u, y + v) \approx I(u, v) + I_x(u, v)x + I_y(u, v)y \quad , \quad (2.110)$$

где I_x и I_y — частные производные яркости по направлениям (т.е. градиенты яркости). Это даёт приближение суммы (2.109):

$$S(x, y) \approx \sum_i w_i(u, v) (I_x(u, v)x + I_y(u, v)y)^2 \quad , \quad (2.111)$$

которое можно переписать в матричной форме:

$$S(x, y) \approx (x, y)A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}, \quad (2.112)$$

где A — структурный тензор:

$$A = \sum_i w(u, v) \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \langle I_x^2 \rangle & \langle I_x I_y \rangle \\ \langle I_x I_y \rangle & \langle I_y^2 \rangle \end{pmatrix}. \quad (2.113)$$

Угловые скобки означают взвешенное среднее по заданной области. Поскольку матрица A симметрична и положительно определена, то она имеет вещественные неотрицательные собственные значения. Точкой интереса считается точка, в которой хотя бы одно собственное значение велико (кратно превышает корень суммы квадратов w_i).

Методы оптических потоков были применены при исследовании собственного движения элементов радужной оболочки глаза (то есть происходящих при изменениях размера зрачка) и верификации моделей такого движения, описанных в Главе 1. Важным дополнением к этим моделям по сравнению с их стандартным применением было использованием маски, то есть учёт того, что часть пикселей радужки может быть закрыта помехами (бликами, веками, ресницами). Таким образом, пиксели, участвующие в уравнениях (2.102) или (2.108) выбираются из зоны, ограниченной маской.

2.5.2. Слежение за границами радужки

Интересной задачей является слежение за границами радужки. Она возникает при обработке пупиллометрических последовательностей. Для пупиллографа текстура самой радужки не представляет интереса, но зато велики требования к устойчивости определения границ зрачка и радужки. Если при распознавании отклонения размеров и положения зрачка и радужки в преде-

лах двух пикселей не являются критичными, благодаря использованию на шаге вычисления информативных признаков фильтров с большой апертурой, то для задач пупиллографии шумовые отклонения радиуса зрачка на два пикселя относительно предыдущего кадра практически неприемлемы. Применение сглаживающих фильтров для обработки пупиллограммы допустимо лишь с малыми апертурами (не больше 5). Следует отметить, что устойчивость определения границ здесь важнее точности. Например, случай когда все радиусы зрачка в последовательности определены с одинаковой системной ошибкой в два пикселя относительно истинного размера предпочтительнее случая знакопеременной ошибки не превышающей по модулю единицу. Кроме того, алгоритм постороения пупилограммы должен быть устойчив к такому специфическому событию как моргание, вызывающее кратковременное (до 10 кадров) частичное, реже полное перекрытие зрачка.

Для этих условий разработан метод корреляторов. Коррелятор $C_I(\phi)$ содержит копию небольшого участка предыдущего изображения последовательности, центр которого лежит на границе радужки под углом ϕ относительно её центра. Коррелятор $C_{I0}(\phi)$ содержит копию аналогичного участка первого изображения последовательности. Корреляторы $C_P(\phi)$ и $C_{P0}(\phi)$ строятся для зрачка. Корреляторы размещаются равномерно по окружности зрачка и радужки, их общее число — порядка 20. В полуавтоматическом режиме человек-оператор пупиллографа проверяет сегментацию первого изображения последовательности и имеет возможность исправить её в случае ошибки алгоритма. Таким образом, размещение корреляторов на первом изображении соответствует истинному положению границ радужки. На Рис.2.28(а) представлен первый кадр последовательности с сегментацией радужки (границы и веки), подтверждённой оператором. Схематически изображена также часть корреляторов. Те из них, что попали на закрытые участки границы, отключены (пунктирная линия). Далее кадры последовательности обрабатываются по очереди. На каждом следующем кадре возможно наступление нескольких событий, значительно

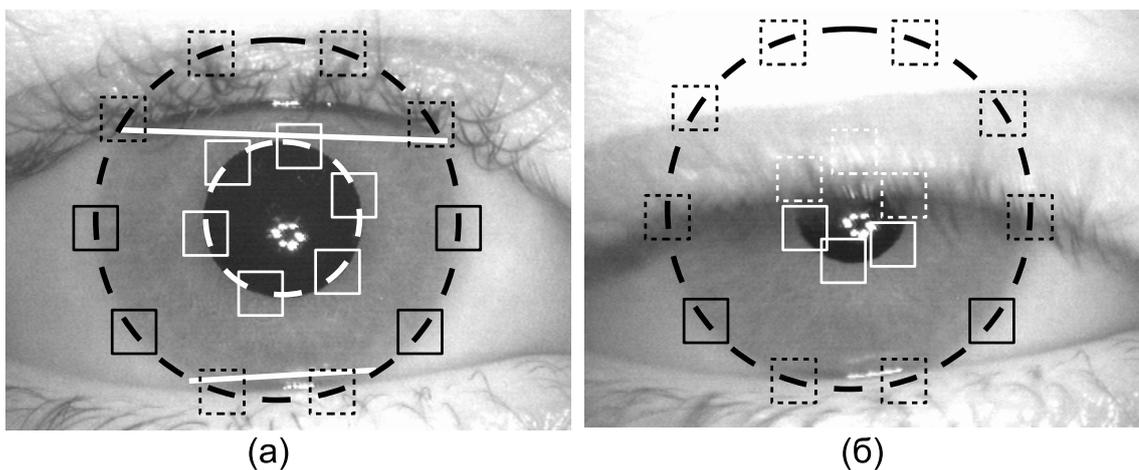


Рис. 2.28. Схема использования корреляторов.

меняющих изображение и затрудняющих сегментацию: смещение глаза, моргание, изменение размера зрачка. На Рис.2.28(б) показано моргание с наиболее полным перекрытием зрачка на 55-м кадре последовательности. На кадре производится измерение радиуса радужки обычным методом, и определяются ожидаемые положения центров корреляторов. Для такого центра соответствующим коррелятором сканируется его окрестность и определяется максимальное соответствие с коррелятором, хранящим данные предыдущий кадр при условии, что расхождение с коррелятором, хранящим начальный кадр не превышает порога. Такое условие нужно для предотвращения дрейфа корреляторов. Если условие не достигается, то считается, что область коррелятора перекрыта миганием или бликом, и он для этого кадра отключается. По неотключенным корреляторам уточняются окружности зрачка и радужки. На Рис. 2.29 представлены определяемые системой радиусы радужки и зрачка на последовательности. Видно, что небольшие вариации параметров изображения радужки, определяемых системой, при том, что они не выходят за пределы допустимого для распознавания отклонения в два пикселя, создают отчётливый шум в последовательности. Шум после коррекции корреляторами существенно меньше.

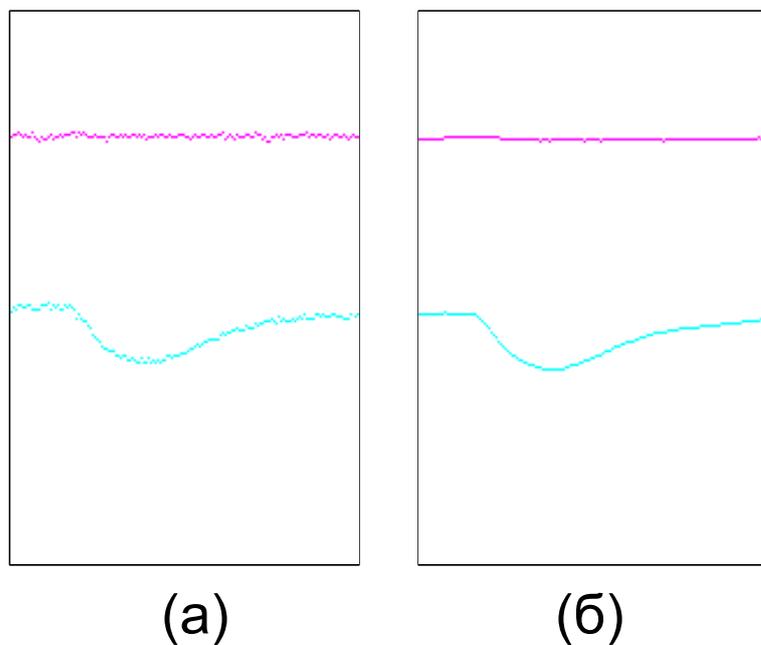


Рис. 2.29. Графики радиусов зрачка и радужки (а) — при использовании методов сегментации; (б) — после уточнения методом корреляторов.

2.6. Выводы ко второй главе

Разработаны, испытаны, внедрены методы выделения области радужки на изображении, основанные на различных принципах: проекционные, оптимизационные, морфологические, методология Хафа и корреляционный поиск.

1. В применении к задаче сегментации радужки исследованы проекционные методы поиска объектов. Разработана модификация метода проекций яркости для приблизительного поиска зрачка. Предложен метод круговых проекций градиента яркости и его развитие в совместный одновременный поиск двух округлых контуров глаза — границ зрачок-радужка и радужка-склера. Одновременное выделение двух контуров позволяет достичь высокой устойчивости сегментации. Предложен метод радиальной проекции для устойчивого выделения открытых частей размытого округлого контура. Проекционные методы поиска в современной литературе признаются малоперспективными для задач сегментации радужки. Однако в работе показана высокая эффективность этих методов для предварительной, приблизительной сегментации. Проведена апробация работы проекционных алгоритмов на наборе изображений из открытых

баз данных.

2. Разработаны алгоритмы поиска центра и радиуса округлых объектов на изображении, основанные на методологии Хафа. Метод поиска центра является приближительным и использует оба контура границ радужки, что увеличивает устойчивость на низкокачественных изображениях. Новый алгоритм обработки границ компонент связности использовать устойчивое преобразование Хафа для малого количества точек границ. Проведена апробация работы алгоритмов на наборе изображений из открытых баз данных.

3. Разработаны методы оптимизации контуров, используемые для выделения границ века и зрачка. Задача выделения точной границы зрачка сведена к построению оптимального пути в прямоугольнике. На основании численных тестов показано улучшение устойчивости и качества выделения зрачка при использовании точной границы, в том числе в смысле уменьшения числа ошибок распознавания.

4. Разработан метод поиска окружностей посредством объединения сегментов границ. Предложены различные правила выделения таких сегментов как отрезков прямых и дуг окружностей.

Глава 3

Система методов выделения области радужки

Очевидным подходом к выделению радужки на изображении является последовательность операций, включающая первоначальное обнаружение зрачка (как наиболее характерной области, тёмной и обладающей отчётливой округлой формой), выделение внешней границы радужки и, наконец, уточнение видимой части радужки отсечением участков, закрытых бликами, веками и ресницами. По этому пути идёт большинство исследователей и разработчиков. Многие исследователи при этом концентрируются на каком-то одном шаге этой цепочки. Даже если описан полный цикл выделения области радужки, от исходного изображения до маски области, для исполнения каждого из шагов сегментации используется лишь единственный метод (алгоритм). В большом числе работ сравниваются несколько отдельных методов для выполнения одного из шагов сегментации, но при этом авторам не встречалось работ, в которых предлагалось бы использовать комбинацию нескольких альтернативных методов для определения какой-либо характеристики радужки. И что значительно хуже, определение каждой из характеристик радужки обычно выполняется лишь один раз, при этом характеристика считается измеренной с «окончательной» точностью и более не пересчитывается, даже после того, как определены другие взаимосвязанные параметры, учёт которых мог бы уточнить её значение. Типичной является ситуация с определением параметров зрачка. Например, в работах [204, 243, 259, 340, 342, 391, 417, 455, 462, 481] хотя и предлагается полный цикл сегментации радужки, но параметры зрачка определяются на единственном шаге в самом начале и более не пересматриваются и не уточняются.

Лишь в небольшом числе работ исследуются некоторые расширения схемы «сначала зрачок, потом радужка, считаем один раз, никогда не уточняем». В [400, 462, 478], предлагается определять приближённые положения центра гла-

за, с целью облегчить расчёт параметров зрачка. В [290] проводится уточнение параметров зрачка после определения положения радужки с учётом её размера. В [290, 347] используется метод выделения радужки, вызываемый итеративно, с уточнением результатов, полученных на предыдущем вызове. В [387, 400] итерации метода производятся в разных пространственных разрешениях. В [430] сначала выделяется граница радужки, а потом зрачок. В [424] используется модель глаза, включающая две окружности, для одновременного их выделения. Тем не менее, ни в одной из этих работ не применяется более одного метода для определения каждой конкретной характеристики области радужки. В данной работе представлена *система методов* для определения параметров радужки и выделения этой области на изображении глаза. Определение каждого из параметров происходит на *нескольких шагах*, сначала находится грубое приближение, которое затем уточняется.

Основная идея построения системы методов состоит в том, что вначале определяются наиболее общие и приближённые характеристики объектов, которые затем последовательно дополняются более частными и уточняются. Для начальных шагов системы не ставится задача выдать точные окончательные значения параметров. Вместо этого выдвигается требование общности и устойчивости работы в наиболее широком диапазоне характеристик изображения (т.е. возможность правильно обрабатывать изображения, зарегистрированные в разных условиях). С другой стороны, конечные шаги системы методов могут не быть столь общими, но должны давать наилучшую возможную точность результата. На конечных шагах доступна вся информация, полученная ранее, и задача состоит не в определении некоторого признака «с нуля» лишь по исходному изображению, но в уточнении его по уже вычисленному начальному приближению. Каждый из этих шагов реализуется специальным методом, отличным от других, приспособленным для выполнения достаточно узко поставленной задачи данного шага.

3.1. Схема методов сегментации радужки

Область радужки ограничена двумя приблизительно концентрическими контурами, близкими к окружностям, которые являются её внутренней и внешней границами. Здесь и далее граница областей зрачка и радужки называется *внутренней границей* или *границей зрачка*, граница областей радужки и склеры называется *внешней границей* или просто *границей радужки*. Как правило, граница зрачка видна полностью. Граница радужки обычно частично закрыта (затенена) ресницами и/или веками. Следует различать истинные (открытые лишь частично) и видимые границы области радужки. Форма истинных границ близка к окружности, и на начальных шагах сегментации видимые границы также предполагаются окружностями, а затенения рассматриваются как шумовые помехи. На конечных шагах происходит выделение именно этих, более тонких, особенностей границ.

Наиболее общим свойством радужки является положение приближённо совпадающего центра двух граничных окружностей, а значит, самая общая задача сегментации радужки на первом шаге — поиск этого центра. Следует отметить, что радиусы или иные размеры области радужки являются уже следующей ступенью конкретизации, и на этом шаге не определяются. Отказ от определения радиуса (т.е. перенесение этого вычисления на следующие шаги) позволяет задействовать при поиске обе приблизительно концентрические границы радужки. Для определения положения центра глаза используется модификация метода Хафа [90].

Следующим шагом после определения положения центра может быть определение радиуса зрачка. Этот подход разрабатывается в [478] и других работах, где сегментация радужки начинается с определения центра глаза. Однако авторы считают, что такой путь не является общим и не будет эффективно работать на широком классе изображений радужки и условий регистрации. Определённому центру соответствуют две окружности (внутренняя и внешняя границы), по-

этому метод, пытающийся найти единственную окружность, обнаружит одну из них, в качестве, например, внутренней, но нет гарантий, что она действительно будет внутренней. Иными словами, может произойти ложное обнаружение. Эта проблема описана, например, в [415]. Такое ложное обнаружение внешней границы в качестве внутренней с большой вероятностью происходит на изображениях с низким контрастом и большим деформированием границы зрачок-радужка и высоким контрастом границы радужка-склера. Исходя из этих соображений, авторы предпочли следующим шагом сегментации сделать совместный поиск обеих окружностей. Здесь и далее этот шаг и метод его реализующий будут называться определением *базовых радиусов*, поскольку вычисляются приближённые (базовые) радиусы зрачка и радужки по отношению к приближённо найденному центру глаза. Этот метод основан на круговых проекциях градиента и кратко описан в следующем разделе. Более подробное описание содержится в [86].

В применяемом методе определения базовых радиусов возможны четыре разных результата определения базовых радиусов: оба радиуса (и зрачка, и радужки) определены, определён лишь радиус зрачка, определён лишь радиус радужки, не определён ни один радиус. Последний вариант обозначает отсутствие подходящих контуров с центром приблизительно в заданной точке, то есть отсутствие глаза на изображении; в этом случае алгоритмическая схема прекращает работу. Первый (и лучший) вариант обозначает, что на изображении достоверно найдены приближённые внутренняя и внешняя границы радужки, которые могут быть уточнены на следующем шаге. Два промежуточных варианта, в которых найдена лишь одна из двух окружностей, возникают обычно на изображениях с дефектами: плохим контрастом, высоким шумом, сильным затемнением радужки веками и ресницами. Такие изображения не подходят для задач распознавания. Тем не менее, эти изображения также необходимо обрабатывать и выделять на них область радужки, например для задач слежения. Для доопределения недостающего контура используются два метода: для по-

лучения границы зрачка по известной границе радужки и наоборот. Метод, используемый для определения радужки по известному зрачку, аналогичен методу базового радиуса и также использует круговые проекции. Для доопределения границы зрачка по известной границе радужки выбран метод, основанный на триангуляции, то есть определении центра окружности по тройкам точек, предположительно лежащих на ней. Этот метод кратко описан в следующем разделе.

После определения аппроксимирующих окружностей оба контура уточняются. Уточнение границы зрачка производится методом оптимального кругового пути [88]. Уточнение границы радужки представляет собой отсечение областей, занятых веками и ресницами и производится с помощью анализа направлений градиентов в точках границы радужки. Блок-схема системы методов представлена на Рис.3.1.

Каждый пронумерованный блок представляет один из шагов последовательности исполняемых алгоритмов, описанных выше. Имя используемого метода дано в скобках. Всего есть шесть шагов (не каждый из которых исполняется на каждом отдельном изображении), которые используют пять различных методов. Успешное обнаружение и сегментация радужки происходит в результате исполнения трёх возможных последовательностей: 1–2–5–6, 1–2–3–5–6 и 1–2–4–5–6. В блоках 1–4 процесс выделения области радужки может прерываться с выдачей заключения «глаз не найден». Это случается, когда качество найденной характеристики признаётся недостаточным. В блоках 5 и 6 прерывания процесса сегментации не происходит. Если качество уточнённых признаков, найденных на этих шагах, признаётся неудовлетворительным, используются варианты признаков, найденные на предыдущих шагах (т.е. уточнения не происходит), при этом итоговое качество сегментации занижается.



Рис. 3.1. Блок-схема системы методов.

3.2. Экспериментальная проверка

Проверка качества работы алгоритмов выделения области радужки на изображении может быть осуществлена несколькими методами:

- сравнение результатов работы системы с разметкой, сделанной человеком-экспертом;
- сравнение результатов работы отдельных методов с аналогами, представленными в литературе;
- использование конечных результатов работы системы при распознавании и косвенная оценка по числу ошибок распознавания, в предположении, что

более качественная разметка уменьшает число ошибок классификации.

Для того, чтобы сопоставить результаты предложенной системы с известными аналогами, использованы базы данных изображений радужки, находящиеся в свободном доступе, см. Приложение А.

3.2.1. Сравнение с экспертной разметкой

Изображения базы данных просматриваются человеком-экспертом, который выделяет на них область радужки. Предполагается, что человек делает это достаточно надёжно и точно, поэтому полученные области считаются истинными. Недостатком такого подхода является то, что для значимого количества изображений человек может выделить лишь простые области, а именно примерные окружности внутренней и внешней границ радужки. Выделение более детальных областей (точная граница зрачка, выделение затенений радужки веками, бликами, ресницами) требует большой работы и осуществимо лишь для малого числа изображений. Таким образом, была использована экспертная разметка, включающая выделение на каждом из изображений баз данных окружностей, приближающих зрачок (x_P^*, y_P^*, r_P^*) и радужку (x_I^*, y_I^*, r_I^*) . Результаты работы автоматических методов сравниваются с этой разметкой.

Первым из методов системы является автоматическое детектирование положения центра глаза, при котором для каждого изображения определяются координаты центра $\mathbf{c} = (x_C, y_C)$. В таблице 3.1 даны средняя ошибка определения центра глаза относительно центра зрачка, заданного экспертом: $\varepsilon_{C,abs} = \langle |x_C - x_P^*| + |y_C - y_P^*| \rangle$, выраженная в пикселях, и средняя относительная ошибка (при нормировке на радиус зрачка): $\varepsilon_{C,rel} = \langle (|x_C - x_P^*| + |y_C - y_P^*|) / r_C \rangle$, заданная в процентах. Видно, что на всех базах кроме небольших MMU и UBIRIS, отличающихся малым размером зрачка, среднее абсолютное отклонение центра от истинного центра зрачка не превышает в среднем четырёх пикселей, а относительное отклонение - одной десятой радиуса.

Таблица 3.1. Ошибки определения центра глаза

	$\varepsilon_{C,abs}$, пиксели	$\varepsilon_{C,rel}$, %
BATH	3.17	5.67
CASIA	3.21	8.04
MMU	3.57	17.08
NDIRIS	3.46	6.63
UBIRIS	9.21	24.25

Следующий метод системы - определение базового радиуса. В таблице 3.2 для определяемых окружностей зрачка и радужки даны среднее отклонение центров и радиусов, в пикселях. Можно заметить, что средняя ошибка опреде-

Таблица 3.2. Ошибки определения базовых радиусов

	$\varepsilon_{x_P,abs}$, пиксели	$\varepsilon_{r_P,abs}$, пиксели	$\varepsilon_{x_I,abs}$, пиксели	$\varepsilon_{r_I,abs}$, пиксели
BATH	2.15	1.66	6.23	2.05
CASIA	2.58	1.60	17.41	4.21
MMU	3.31	2.05	13.01	5.11
NDIRIS	2.33	2.73	5.34	2.34
UBIRIS	6.03	5.78	7.68	11.35

ления центра зрачка уменьшается (ср. с первой колонкой таблицы 3.1).

После определения базового радиуса система может использовать различные методы в зависимости от полученных результатов. Однако, все эти пути исполнения сходятся после определения точной границы зрачка. В таблице 3.3 приведены ошибки для окончательно выдаваемых системой окружностей зрачка и радужки.

Таблица 3.3. Ошибки окончательного определения параметров радужки

	$\varepsilon_{x_P,abs}$, пиксели	$\varepsilon_{r_P,abs}$, пиксели	$\varepsilon_{x_I,abs}$, пиксели	$\varepsilon_{r_I,abs}$, пиксели
BATH	0.52	1.42	2.48	1.71
CASIA	1.05	1.13	2.44	1.62
MMU	0.97	1.77	1.92	4.35
NDIRIS	0.84	1.14	1.97	2.26
UBIRIS	2.27	5.37	3.25	5.82

3.2.2. Сравнение с иными методами

В таблице 5.2 сопоставлены время вычисления и ошибки параметров зрачка для представленной системы и аналогов. Сравнение проводилось с методами описанными Wildes [468], Daugman [256, 258], Masek [349], Ma et al. [346].

Таблица 3.4. Сравнение с иными методами

		Daugman	Daugman New	Masek	Wildes	Ma et al.	Данный
BATH	Ошибка центра	3.73	3.27	5.32	3.44	4.29	0.52
	Ошибка радиуса	4.54	3.19	6.72	4.38	4.65	1.42
	Среднее время	478.47	26.55	108.26	394.16	376.83	99.54
CASIA	Ошибка центра	2.15	1.19	3.67	5.37	4.79	2.44
	Ошибка радиуса	4.39	3.02	5.15	6.12	5.39	1.62
	Среднее время	523.14	29.17	97.52	379.61	363.64	106.60
MMU	Ошибка центра	2.61	1.14	4.98	3.15	3.92	0.97
	Ошибка радиуса	4.18	3.76	5.78	3.96	4.67	1.77
	Среднее время	398.98	25.47	99.78	354.55	317.18	95.81
NDIRIS	Ошибка центра	2.13	1.79	5.59	6.37	5.92	0.83
	Ошибка радиуса	3.53	3.11	7.23	7.51	7.38	1.14
	Среднее время	498.21	27.61	112.25	407.51	378.87	102.14

Следует отметить, что для данной системы приведено полное время исполнения (поскольку зрачок уточняется на нескольких этапах), в то время как для конкурентов - только время определения самого зрачка.

3.2.3. Оценка по результатам распознавания

Для распознавания используется код VASIR [335]

Тест выполнялся как набор следующих шагов. Из базы изображений были сформированы эталоны с использованием параметров радужки, определенных сопоставляемыми методами. Набор эталонов сравнивался сам с собой и по результатам вычислялось значение равной вероятности ошибок первого и второго рода (equal error rate, EER). Для формирования и сравнения эталонов применялся метод [335]. Полученное значение EER являлось характеристикой качества метода определения параметров радужки. Для тестов были использованы 16213 изображений 819 глаз 411 субъектов базы CASIA Iris-Lamp DB [231]. Были сопоставлены три метода определения параметров зрачка:

- окружности, размеченные человеком-оператором (итоговое EER = 0.752)
- окружности, вычисленные методом [349] (итоговое EER = 10.5)
- окружности, вычисленные описанной системой (итоговое EER = 0.391)

3.3. Выводы к третьей главе

Разработана система, объединяющая методы второй главы в единый комплекс, осуществляющий сегментацию изображений РОГ. Отличительной особенностью работы системы является определение параметров радужки на нескольких шагах (начальное приближение — уточнение), для которых применяются алгоритмы различной природы. Последовательность определения параметров радужки отличается от общепринятой и оптимизирована для достижения максимальной на каждом этапе доли изображений, на которых проведена сегментация. Представлены результаты работы этого комплекса алгоритмов для баз данных, находящихся в открытом доступе. Работа комплекса апробирована в ходе тестов NIST, показавших высокую результативность используемого подхода. Описанный в главе комплекс алгоритмов используется в устройствах биометрической идентификации IriMagic и IriShield, а также в приборе SM2010.

Методы оценки качества выделения радужки на изображении

Достаточно часто изображение глаза является малоконтрастным, шумным, или по иным причинам не содержит достаточно хорошей текстуры радужки. При этом на таком изображении может быть выделена область радужки и формально получен биометрический эталон. Такой эталон будет порождать большое количество ошибок распознавания. Разработано множество методов коррекции тех или иных недостатков изображения [69, 474–476]. Однако, применение методов улучшения изображения в большинстве случаев не обеспечивает восстановления текстуры радужки и, соответственно, не даёт возможности создать адекватный биометрический эталон. Поэтому требуются процедуры оценки качества используемых изображений, найденных характеристик радужки глаза и полученных в результате биометрических эталонов, с тем чтобы исключать из распознавания некачественные данные. Разработка таких процедур является важным вопросом и ему уделяется значительное внимание [94, 233, 245, 250, 264, 271, 313, 463, 496].

Методы оценки качества можно классифицировать по природе признаков на:

- яркостные, оперирующие с непосредственными значениями яркостей пикселей изображения;
- пространственные, оценивающие размер и положение найденных объектов;
- морфологические, опирающиеся на их форму;
- методы, определяющие и оценивающие условия регистрации изображе-

ний;

- методы оценки полученных эталонов.

Также методы оценки качества можно разделить по необходимой для их работы информации. Часть из них работает непосредственно с исходным изображением, не требуя определения на нём характеристик радужки. Эти методы являются общеизвестными и используются для оценки качества разнообразных изображений, не только радужки глаза. Остальные подходы к оценке качества используют информацию о радужке и поэтому являются специфичными для рассматриваемой области.

4.1. Показатели качества, основанные на яркости

К этой группе относятся методы, оперирующие с непосредственными значениями яркостей пикселей изображения. Важной характеристикой изображения в этом случае является гистограмма яркостей (1.18). Гистограмма может строиться не по всему изображению, а по некоторой его области Ω :

$$h_{\Omega}(B) = |\mathbf{x} : b(\mathbf{x}) = B, \mathbf{x} \in \Omega| \quad (4.1)$$

Яркостные методы работают со значениями в пикселях радужки или её областей. Формы областей, дающие наилучшие показатели работы методов, подобраны экспериментально.

Плотность спектра значимых яркостей

Назовём *плотностью яркостного спектра изображения* P число ненулевых элементов гистограммы яркостей (1.18):

$$P = |B : h(B) \neq 0| \quad (4.2)$$

Соответственно *плотность яркостного спектра области*:

$$P_{\Omega} = |B : h_{\Omega}(B) \neq 0| \quad (4.3)$$

Для расчёта данного показателя качества выбрана область радужки, заключённая между двумя горизонтальными линиями, касательными к зрачку сверху и снизу. Эта область изображена на Рис. 4.1.

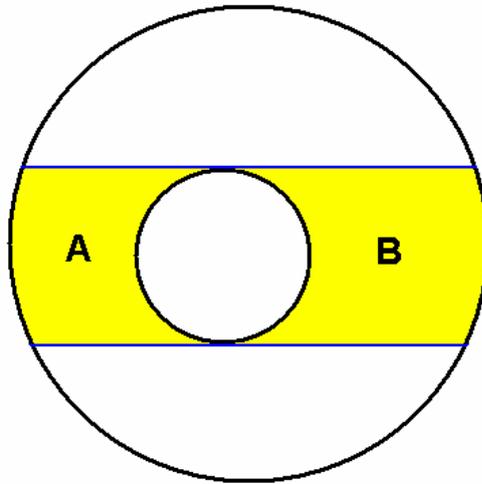


Рис. 4.1. Схема области радужки, используемой для оценки плотности яркостного спектра

Полученная в области гистограмма (4.1) показана на Рис. 4.2. Верхние и нижние 10% массы гистограммы отбрасываются для исключения влияния бликов. Для этого выбираются значения L и R такие что

$$\sum_{B=0}^L h(B) = 0.1 \sum_B h(B) \quad , \quad \sum_{B=0}^R h(B) = 0.9 \sum_B h(B) \quad (4.4)$$

что проиллюстрировано прямыми L и R на Рис.(4.1) .

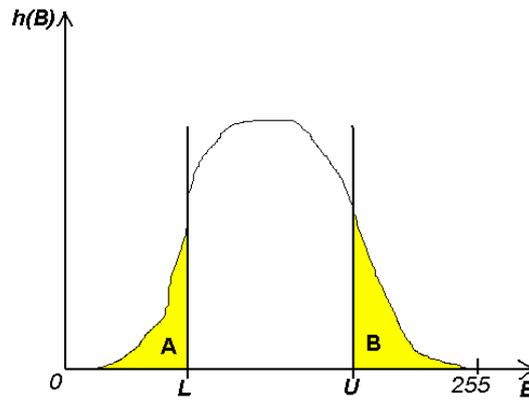


Рис. 4.2. Выделение значимой части на гистограмме яркостей

Заданный уровень яркости считается *значимым*, если точек с таким уровнем насчитывается не меньше чем половина количества точек с соседними яркостями: $h(X) > 0.5h(X + 1)$ или $h(X) > 0.5h(X - 1)$. Итоговое значение плотности вычисляется как количество значимых уровней яркости:

$$Q_{spectre} = |B : L < B < R , h(B) > 0.5h(B + 1) , h(B) > 0.5h(B - 1)| \quad (4.5)$$

Пример области Ω приведён на Рис. 4.3.

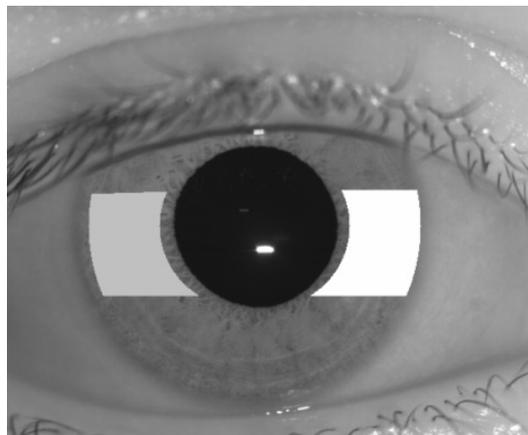


Рис. 4.3. Пример области радужки, используемой для оценки плотности яркостного спектра

Контраст на границе радужка-склера

Этот показатель качества оценивается как минимум из двух разностей медианных значений яркости в областях, представленных на Рис. 4.4:

$$Q_{outercontrast} = \min \{ Med(A) - Med(B), Med(D) - Med(C) \} , \quad (4.6)$$

где $Med(A)$ — медианное значение яркостей пикселей в области A .

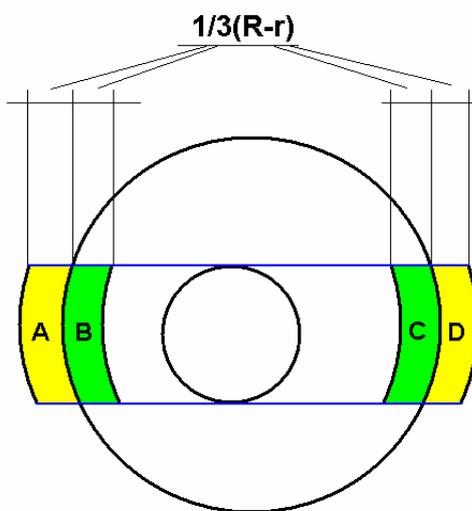


Рис. 4.4. Схема областей для подсчёта контраста на границе радужка-склера

После тестов зоны были уточнены и приняли вид, показанный на Рис. 4.5

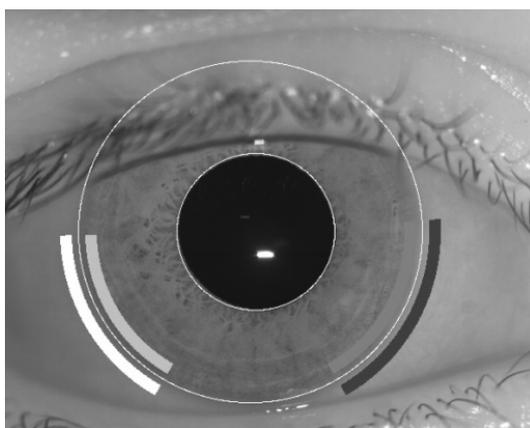


Рис. 4.5. Пример областей для подсчёта контраста на границе радужка-склера

Ширина оптимальных областей составляет $1/7(r_I - r_P)$, такова же ширина разделяющего их промежутка. Углы лучей, отсекающих области, подобраны экспериментально.

Контраст на границе зрачок-радужка

Этот показатель качества вычисляется как:

$$Q_{innercontrast} = \min \{ Med(A) - Med(B), Med(C) - Med(B) \} . \quad (4.7)$$

Начальное приближение областей для оценки этого показателя качества показано на Рис. 4.6.

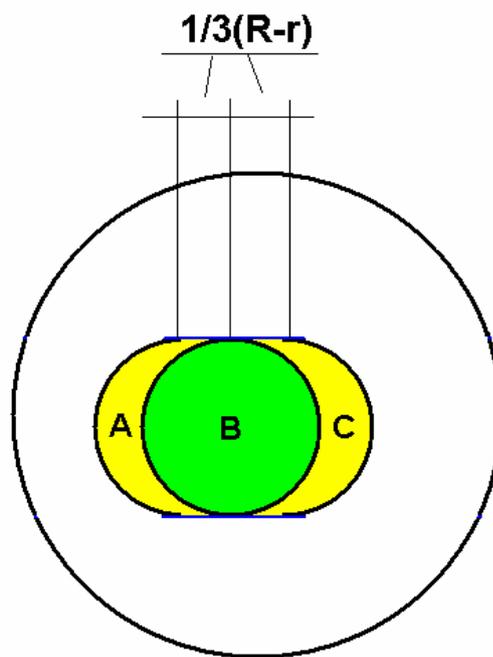


Рис. 4.6. Схема областей для подсчёта контраста на границе зрачок-радужка

После тестов зоны были уточнены и приняли вид, указанный на Рис. 4.7.

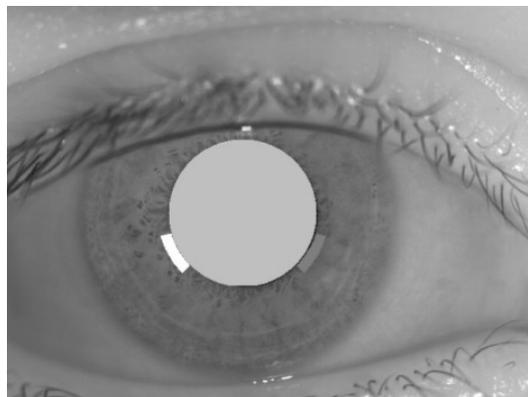


Рис. 4.7. Пример областей для подсчёта контраста на границе зрачок-радужка

Оптимальная ширина областей A и C составляет $1/10r_P$, такова же шири-

на промежутка, отделяющего их от зрачка. Углы лучей, отсекающих области, подобраны экспериментально.

Информационная ёмкость

Текстура радужки должна быть достаточно богатой для того, чтобы по ней можно было сгенерировать качественный биометрический эталон. Одним из методов оценки богатства текстуры является определение её информационной ёмкости. Информационную ёмкость можно оценить различными способами. Например, энтропией по Колмогорову:

$$Q_{information} = - \sum_b h_{\Omega}(b) \ln h_{\Omega}(b) , \quad (4.8)$$

где $h(b)$ — гистограмма яркостей в исследуемой области, согласно (4.1).

Более качественную оценку даёт применение алгоритмов сжатия изображений. Область радужки подвергается конформному преобразованию согласно (1.17). Полученный прямоугольник определённого размера обрабатывается при помощи одного из алгоритмов сжатия изображений. Информационной ёмкостью считается размер полученного представления. Успешность применения данного метода объясняется тем, что в алгоритмах сжатия изображений приняты специальные усилия для получения описания минимальной длины. Поэтому длина кода сжатого изображения хорошо коррелирует с информационной ёмкостью.

4.2. Показатели качества, основанные на геометрических характеристиках

Показатели качества, основанные на геометрических размерах и форме видимой области радужки являются простыми, но коррелируют с качеством получающихся из изображения эталонов. Их эффективность основана на том,

что количество видимых деталей текстуры, а значит и количество значимых признаков в биометрическом эталоне прямо пропорционально площади области радужки.

Размер радужки

Это наиболее простой показатель качества, равный радиусу радужки. Согласно стандарту [32] изображение радужки с радиусом 100 пикселей и выше признаётся высококачественным, с радиусом 50 пикселей и ниже — низкокачественным.

Отношение размеров зрачка и радужки

Этот показатель присваивает более высокое качество изображениям с малым зрачком.

$$Q_{ratio} = 100 \frac{r_I - r_P}{r_I} . \quad (4.9)$$

Чем меньше зрачок, тем более растянутой является радужка и большее количество деталей её текстуры может быть извлечено. Нормировка размеров радужки согласно моделям (1.13) и (1.17) компенсирует геометрические искажения, вызванные движением элементов радужки, однако восстановить тонкие детали структуры, в случае когда широкий зрачок вызвал сжатие рисунка радужки, невозможно.

Видимая область радужки

Методы определения области затенения, описанные в Главе 2.3.3, выдают описание областей радужки, закрытых веками и/или ресницами как набор хорд окружности радужки. Хорда окружности может быть задана двумя углами: начальным α и конечным β , см. Рис.4.8.

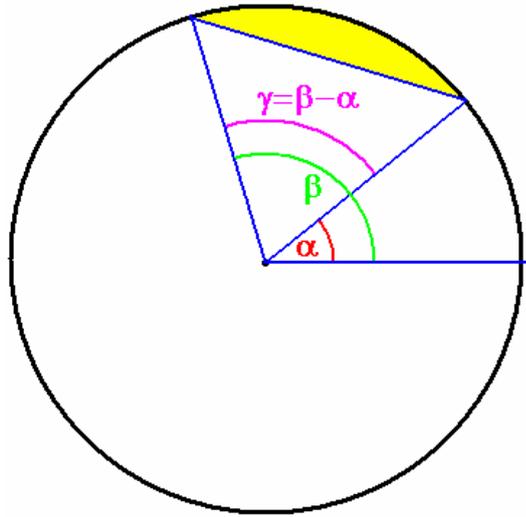


Рис. 4.8. Модель затенения радужки

Затенение — окрашенный сегмент области. Его площадь

$$S = \frac{R^2}{2} (\gamma - \sin \gamma) \quad (4.10)$$

Таким образом, показатель качества, равный площади незатенённой части радужки, нормированной на площадь всей радужки (то есть площадь кольца между внутренней и внешней границами) определяется как:

$$Q_{area} = 1 - \frac{r_I^2}{2\pi(r_I^2 - r_P^2)} \sum_n (\gamma_n - \sin \gamma_n) \quad (4.11)$$

Если изображение радужка частично лежат за пределами кадра, то её затенение границей изображения описывается также хордой (α_n, β_n) и включается в расчёт. Если на этапе предобработки на изображении выделялись блики и определена площадь бликов, перекрывающих область радужки $S_{flashes}$, то можно учесть это в качестве:

$$Q'_{area} = Q_{area} - \frac{S_{flashes}}{\pi r_I^2 - \pi r_P^2} \quad (4.12)$$

Можно заметить, что формулы (4.11) и (4.12) неточны в случае, когда хорда затенения достаточно велика и пересекает зрачок, а последняя — ещё и в слу-

чае, когда блики расположены в областях затенения. В этих случаях значение площади видимой части радужки определяется заниженным. Однако, изображения с затенением, распространяющимся на зрачок, считаются непригодными для распознавания и неточность качества вуже не играет роли. Что касается бликов в областях затенения, их площадь мала и погрешность, вносимая вторичным вычетом их площади, также невелика.

Положение радужки на изображении

Этот простой показатель качества основан на том, что изображение в центре поля зрения камеры имеет лучшее качество, чем ближе к границам. Пространственная (1.49)-(1.55) и яркостная (1.56)-(1.59) калибровки компенсируют этот недостаток, но лишь частично. Показатель рассчитывается по положению центра радужки и её радиусу. В центральной области показатель максимален и линейно спадает при приближении к границам, так чтобы при касании радужки любой из границ изображения быть равным половине максимума:

$$\begin{aligned}
 Q_{location} &= \min \{Q_L, Q_R, Q_T, Q_B\} \quad , \\
 Q_L &= \frac{x_I - 2r_I + \frac{W}{2}}{W - 2r_I} \quad , \\
 Q_R &= \frac{x_I + 2r_I - \frac{3W}{2}}{2r_I - W} \quad , \\
 Q_T &= \frac{y_I - 2r_I + \frac{H}{2}}{H - 2r_I} \quad , \\
 Q_B &= \frac{y_I + 2r_I - \frac{3H}{2}}{2r_I - H} \quad ,
 \end{aligned}
 \tag{4.13}$$

где W и H — размеры изображения.

4.3. Показатели качества, основанные на форме

Учитывается форма двух границ области радужки, внутренней и внешней.

Форма зрачка

Форма зрачка важна для конформного преобразования (1.13), (1.17) при построения биометрического эталона. Чем сильнее отличается зрачок от круга, тем менее точным является приближение зрачка и тем большая погрешность вносится в картину радужки при конформном преобразовании. Мерой качества является величина, обратная среднеквадратичному отклонению пикселей точной границы зрачка от аппроксимирующего зрачок круга. Пусть $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ — набор пикселей точной границы зрачка, (x_P, y_P) — центр уточнённого зрачка. Показатель качества

$$\begin{aligned} Q_{pupilshape} &= \frac{1}{\sigma^{prime}} , \\ \sigma^{prime} &= \max \{1, \sigma\} , \\ \sigma &= \frac{100}{r_P} \left(\frac{1}{N} \sum_i (r_i - \bar{r}_i)^2 \right)^{1/2} , \\ \bar{r}_i &= \frac{1}{N} \sum_i r_i , \\ r_i &= \sqrt{(x_i - x_P)^2 + (y_i - y_P)^2} . \end{aligned} \tag{4.14}$$

Форма радужки

В норме граница радужки представляет собой эллипс, несколько сплюснутый по вертикали. Отклонения от этой формы могут происходить по двум причинам: искажение при движении на камерах с матрицами КМОП последовательной развёртки; регистрируемый человек смотрит в сторону. Обе эти причины приводят к искажению формы текстуры радужки и, соответственно, уменьшению качества генерируемого эталона. Аффинные преобразования изображения исправляют этот недостаток лишь частично, потери информации неизбежны.

Если пренебречь естественной эллипсовидностью радужки и считать её границу идеальным кругом, то эксцентриситет видимого эллипса радужки можно объяснить как то, что наблюдение ведётся под углом α к плоскости, в кото-

рой лежит контур. В этом случае окружность будет наблюдаться как эллипс с эксцентриситетом $\varepsilon \frac{1}{\alpha}$. Исходя из этого, показатель качества формы радужки определяется как

$$Q = 1 - \frac{2}{\pi} \arccos \frac{b}{a} , \quad (4.15)$$

где a, b — большая и малая полуоси наблюдаемого эллипса.

Следует отметить, что достаточно часто граница радужка-склера видна не полностью, из-за затенения. Соответствующие характеристики описаны в 2.3.3 и 4.2. Если затенение таково, что скрыта значительная часть границы, вычисление параметров аппроксимирующего эллипса совершается с большой погрешностью. По этой причине данный показатель качества не рассчитывается при суммарном затенении границы радужки, превышающем две трети её длины или наличии участка затенения, имеющего длину более одной трети; то есть должны выполняться условия:

$$\begin{aligned} \sum_i \beta_i - \alpha_i &< \frac{2}{3} \cdot 2\pi , \\ \forall i \beta_i - \alpha_i &< \frac{1}{3} \cdot 2\pi . \end{aligned} \quad (4.16)$$

4.4. Оценка условий регистрации

Для получения качественного эталона важны условия регистрации изображения. Совокупность этих условий достаточно сложна и включает в себя освещённость (которая может быть недостаточной), наличие посторонних засветок (порождающих неравномерную освещённость области радужки), наличие спроецированных на радужку посторонних бликов (закрывающих и искажающих её рисунок), фокусировку, выдержку. Несоблюдение условий регистрации порождает дефекты изображений, часть из которых можно детектировать, численно оценить и затем отбраковать изображения со значительными дефектами.

Резкость изображения

Резкость изображения важна для систем распознавания по радужке, поскольку информативные признаки представлены слабоконтрастными и малыми по размеру элементами. Нарушения резкости в основном возникают из-за регистрации радужки не в фокусе оптической системы. В настоящее время применяются два подхода к решению этой проблемы: использование оптических систем с большой глубиной резкости и автоматическая фокусировка. Оба этих подхода имеют недостатки. Большая глубина резкости может достигаться применением сложных (следовательно дорогих) объективов или диафрагмированием (что приводит к уменьшению светового потока и увеличению шума на изображении). Применение автоматической фокусировки сталкивается со специфической трудностью: достаточно часто брови и ресницы оказываются гораздо более богаты текстурой и имеют более высокую контрастность, чем радужка. По этой причине системы, работающие в автоматическом режиме без выделения области радужки фокусируются на этих элементах изображения глаза. Для адекватной работы систем с настраиваемым фокусом необходимо выделять области радужки и производить оценку резкости изображения именно по ней. В любом случае, оценка резкости изображения является необходимым элементом систем распознавания по радужке.

Разработанный метод оценки резкости использует отношение энергий высоко- и низкочастотных компонент спектра. Эти энергии определяются как нормированные ошибки в схеме пирамидального кодирования изображения. Используется пирамидальное представление с коэффициентом масштабирования 2, то есть каждый следующий уровень пирамиды имеет разрешение в два раза меньшее предыдущего. На Рис.4.9 показана схема пирамидального кодирования. Исходное изображение обозначено $I^{(n)}(\mathbf{p})$, прореженное — $I^{(n+1)}(\mathbf{p})$.

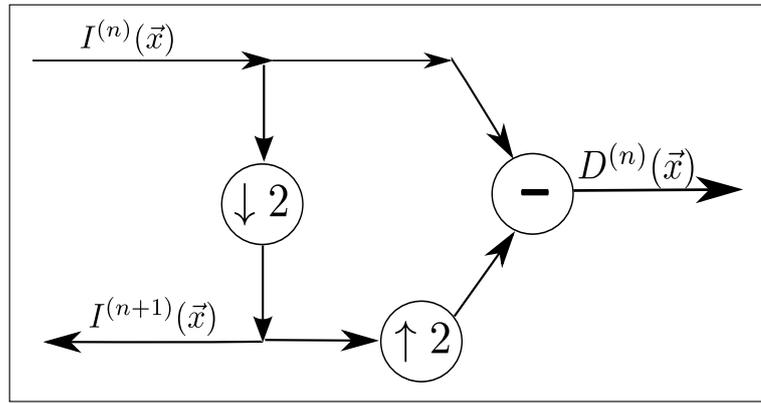


Рис. 4.9. Схема пирамидального кодирования изображения

Прореживание (уменьшение количества отсчётов в два раза по каждой из осей) показано блоком « $\downarrow 2$ ». Значения пикселей прореженного изображения вычисляются как среднее арифметическое соответствующих четырёх пикселей исходного изображения:

$$I^{(n+1)}(x, y) = \frac{1}{4} \left(I^{(n)}(2x, 2y) + I^{(n)}(2x + 1, 2y) + I^{(n)}(2x, 2y + 1) + I^{(n)}(2x + 1, 2y + 1) \right) \quad (4.17)$$

Восстановление (увеличение количества отсчётов в два раза по каждой из осей) показано блоком « $\uparrow 2$ ». Возможно производить восстановление, копируя значение пикселя изображения $I^{(n+1)}$ во все четыре соответствующих пикселя изображения $I^{(n)}$, однако к лучшим результатам приводит билинейная интерполяция:

$$\begin{aligned} I^{(n)}(2x, 2y) &= \frac{9}{16}I(x, y) + \frac{3}{16}I(x - 1, y) + \frac{3}{16}I(x, y - 1) + \frac{1}{16}I(x - 1, y - 1), \\ I^{(n)}(2x + 1, 2y) &= \frac{9}{16}I(x, y) + \frac{3}{16}I(x + 1, y) + \frac{3}{16}I(x, y - 1) + \frac{1}{16}I(x + 1, y - 1), \\ I^{(n)}(2x, 2y + 1) &= \frac{9}{16}I(x, y) + \frac{3}{16}I(x, y + 1) + \frac{3}{16}I(x - 1, y) + \frac{1}{16}I(x - 1, y + 1), \\ I^{(n)}(2x + 1, 2y + 1) &= \frac{9}{16}I(x, y) + \frac{3}{16}I(x + 1, y) + \frac{3}{16}I(x, y + 1) + \frac{1}{16}I(x + 1, y + 1). \end{aligned} \quad (4.18)$$

Восстановленное изображение отличается от исходного, это отличие (ошибка восстановления) обозначается $D^{(n)}$. Нормированная общая ошибка восстановления на уровне n характеризует величину энергии спектральных компонент

соответствующего масштаба:

$$S(n) = \frac{1}{2^n} \|D^{(n)}\| = \frac{1}{2^n} \sqrt{\sum_{x,y} (D^{(n)}(x,y))^2} . \quad (4.19)$$

Для резких изображений значительная часть энергии сосредоточена в области высоких частот, следовательно, $S(n)$ при малых n велика. Для размытых изображений наоборот, $S(n)$ возрастает с ростом n . Таким образом, угол наклона прямой, аппроксимирующей точки $S(n)$, является мерой резкости изображения.

Артефакты чересстрочной развёртки

Многие системы регистрации изображения РОГ используют камеры, имеющие чересстрочную развёртку, то есть чётные строки кадра снимаются в один момент времени, нечётные — в другой. Если в момент регистрации изображения в кадре происходило движение (или изменялись условия освещения), то чётные и нечётные строки отличаются достаточно сильно, возникает т.н. «эффект гребёнки» (comb-effect). Для изображения глаза характерным движением является моргание. На Рис. 4.10 представлено типичное изображение с эффектом гребёнки.

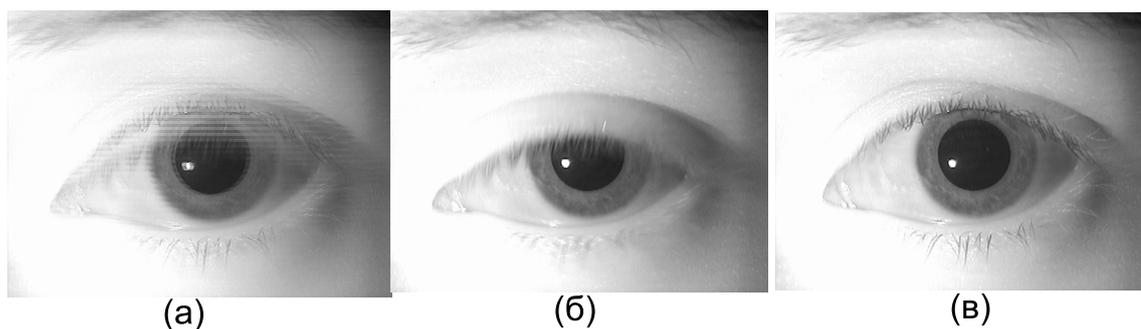


Рис. 4.10. Пример влияния чересстрочной развёртки. (а) — Исходное изображение с быстрым движением. (б,в) — чересстрочные полукадры.

Наиболее простым способом компенсации этого эффекта является использование лишь чётных (и/или лишь нечётных) строк изображения. Однако в этом случае фактическое разрешение по вертикальной оси уменьшается в два

раза, что может оказаться неприемлемым. Поэтому система распознавания по радужке, использующая изображения с чересстрочной развёрткой, должна детектировать наличие эффекта гребёнки и отбраковывать такие данные. Используется показатель качества, равный доле пикселей, таких, что их яркость отличается от усреднённой яркости соседей сверху и снизу больше чем максимум из отличий от соседей справа и слева и отличия соседа сверху от соседа снизу:

$$Q = \frac{1}{|I|} \left| (x, y) : \left| I(x, y) - \frac{I(x, y+1) + I(x, y-1)}{2} \right| > \max \{ |I(x, y) - I(x+1, y)|, |I(x, y) - I(x-1, y)|, |I(x, y+1) - I(x, y-1)| \} \right| . \quad (4.20)$$

Определение резкости при помощи бликов

Характерной особенностью изображения глаза в системах распознавания РОГ является присутствие блика от осветителя (отражения осветителя от роговицы, иногда склеры). Как правило, он является помехой, но в некоторых случаях полезен. В частности, по размеру блика можно оценить резкость изображения. На Рис. 4.11 представлен пример изображений одной последовательности, одно из которых находится в фокусе, а другие — нет.

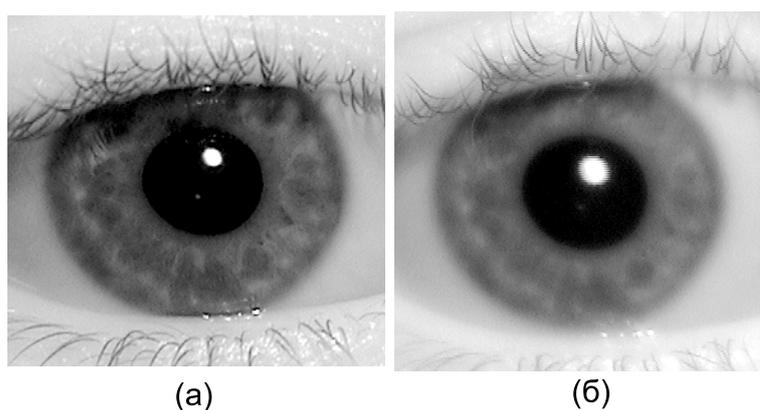


Рис. 4.11. Пример взаимосвязи резкости и видимого размера блика. (а) — резкое изображение с малым размером блика, (б) — расфокусированное изображение с большим видимым бликом.

Если известна геометрия осветителя и сцены, что позволяет вычислить размер блика, или этот размер в зоне резкости определён экспериментально,

мерой расфокусировки может служить отношение видимого размера блика к размеру в зоне резкости. Как правило, размер блика в зоне резкости имеет выраженный локальный минимум.

4.5. Оценка методов определения качества

Сами методы оценки качества необходимо также оценивать с точки зрения их полезности для работы системы в целом. Как и для алгоритмов определения характеристик радужки, существует два возможных подхода к оценке этих методов:

- использование экспертной разметки, то есть сравнение автоматически вычисленных показателей качества изображений с аналогичными показателями, определёнными экспертами;
- оценка по итоговой производительности системы, то есть по точности распознавания.

Недостатком экспертной разметки является, как и всегда, её субъективность. Кроме того, для получения статистически обоснованных выводов необходимо исследовать большое количество изображений. Разметка такого количества изображений экспертами затруднительна, поэтому данный подход применяется ограниченно.

Таким образом, основным подходом к оценке методов отбраковки служит использование точности работы системы распознавания. Метод заключается в следующем. Пусть необходимо определить результативность использования отбраковки по численному показателю качества $Q(I)$; это может быть один из вышеописанных отдельных показателей или их комбинация. Составляется некоторая тестовая база данных, включающая в себя изображения нескольких людей, зарегистрированные в различных условиях. В приложениях имеет смысл брать

данные, непосредственно получаемые разрабатываемым устройством биометрической регистрации. По группе изображений генерируется база эталонов и производится перекрёстное сравнение, в результате которого определяются ошибки распознавания. Более подробно это описано в Главе 5. Выбирается какая-либо из ошибок распознавания (какая именно — диктуется разрабатываемым приложением), например эквивалентная ошибка. Это значение, полученное на совокупности изображений без отбраковки, определяется как *базовое*, обозначим его E_0 . Далее моделируется работа системы, использующей показатель качества $Q(I)$ с порогом T_Q , то есть для всех изображений базы вычисляется значение показателя и из базы удаляются все изображения I , для которых $Q(I) < T_Q$. Для полученной подгруппы изображений таким же образом рассчитывается ошибка распознавания выбранного типа. Значение ошибки распознавания зависит от порога: $E(T_Q)$. Также от порога зависит доля изображений, удалённых из базы данных $S(T_Q)$. Варьируя значение T_Q , можно построить параметрическую кривую зависимости ошибки классификации от доли отброшенных изображений.

Рассмотрим базу эталонов $\{S_{p,i}\}$ для P персон, $p \in [1; P]$, $i \in N_p$, N_p — число эталонов персоны p . Сравнение двух эталонов даётся функцией расстояния $\rho(S_{p,i}, S_{q,j})$. Сравнение назовём *собственным*, если $p = q$, то есть эталоны принадлежат одной персоне, и *чужим* в противном случае. Выполнение условия

$$\begin{aligned} \exists T : \forall p, q, r, i, j, k, l \quad \rho(S_{p,i}, S_{p,j}) < T < \rho(S_{q,k}, S_{r,l}) \\ i, j \in [1; N_p], \quad k \in [1; N_q], \quad l \in [1; N_r], \end{aligned} \quad (4.21)$$

назовём *полной разделимостью*. Расстояния для всех собственных сравнений в базе эталонов меньше расстояний всех чужих сравнений, и возможно выбрать значение порога T , разделяющее собственные сравнения от чужих. В этом случае ошибки как первого, так и второго рода будут равны нулю. Это идеальная ситуация, которая в реальных условиях для больших баз эталонов не имеет

места; полная делимость не достигается, то есть:

$$\exists p, q, r, i, j, k, l : \rho(S_{p,i}, S_{p,j}) \geq \rho(S_{q,k}, S_{r,l}) . \quad (4.22)$$

Это приводит к возникновению ошибок классификации: ошибки первого рода, если выставлен низкий порог, или ошибки второго рода при выставлении высокого порога.

Рассмотрим пару эталонов одной персоны: $S_{p,i}$ и $S_{p,j}$, дающих собственное сравнение с расстоянием $\rho(S_{p,i}, S_{p,j})$. Можно определить количество чужих сравнений с меньшим расстоянием, то есть ошибок второго рода (в том числе это могут быть сравнения данной персоны с другими):

$$m(p, i, j) = |\{q, r, k, l\} : \rho(S_{p,i}, S_{p,j}) \geq \rho(S_{q,k}, S_{r,l})| , \quad (4.23)$$

$$k \in [1; N_q] , l \in [1; N_r] .$$

Для эталона i персоны p можно определить общее количество чужих сравнений с меньшим расстоянием:

$$M(p, i) = \sum_j m(p, i, j) , \quad (4.24)$$

а также количество чужих сравнений с расстояниями, меньшими некоторого порога T (что имеет смысл при расчёте числа ошибок второго рода, вносимых данным эталоном при работе системы классификации с порогом T):

$$M_T(p, i) = \sum_j m(p, i, j, T) ,$$

$$m(p, i, j, T) = |\{q, r, k, l\} : \rho(S_{p,i}, S_{p,j}) \geq \rho(S_{q,k}, S_{r,l}) , T \geq \rho(S_{q,k}, S_{r,l})| . \quad (4.25)$$

Аналогичным образом можно определить количества ошибок первого рода. Не все эталоны вносят одинаковый вклад в создание ошибок. Как правило, существуют эталоны для которых $M(p, i) = 0$. Таким образом, имеется подмноже-

ство эталонов, для которых полная делимость достигается, а значит, исключая эталоны (исходных изображений) из сравнения, можно снижать число ошибок классификации, вплоть до полной делимости. Однако может оказаться, что полная делимость достигается лишь при исключении неприемлемо большого числа эталонов. Поэтому, возникает задача исключить некоторое число эталонов при этом максимально снизив ошибку. Очевидно, что быстрее всего ошибка уменьшается при исключении эталонов с высокими значениями $M(p, i)$. Используя таблицу попарных сравнений, можно вычислить все $M(p, i)$ и далее последовательно исключать эталоны с высокими значениями, до достижения необходимой точности или доли исключённых эталонов. Таким образом, можно построить кривую зависимости ошибки распознавания от доли отброшенных изображений $E(S)$.

Эта кривая аналогична параметрической кривой $(S(T_Q), E(T_Q))$, которая строится для показателя качества. Использование таблицы попарных сравнений и выбор эталонов (а значит, изображений) с максимальными $M(p, i)$ является идеальным «предсказателем», позволяющим уменьшать ошибку работы классификатора при отбрасывании изображения максимально быстро. Показатель качества $Q(I)$ можно оценивать по тому, насколько близка получаемая при его использовании кривая $(S(T_Q), E(T_Q))$ к графику $E(S)$. Примерный вид графиков зависимости ошибки распознавания от доли отбракованных изображений показан на Рис. 4.12

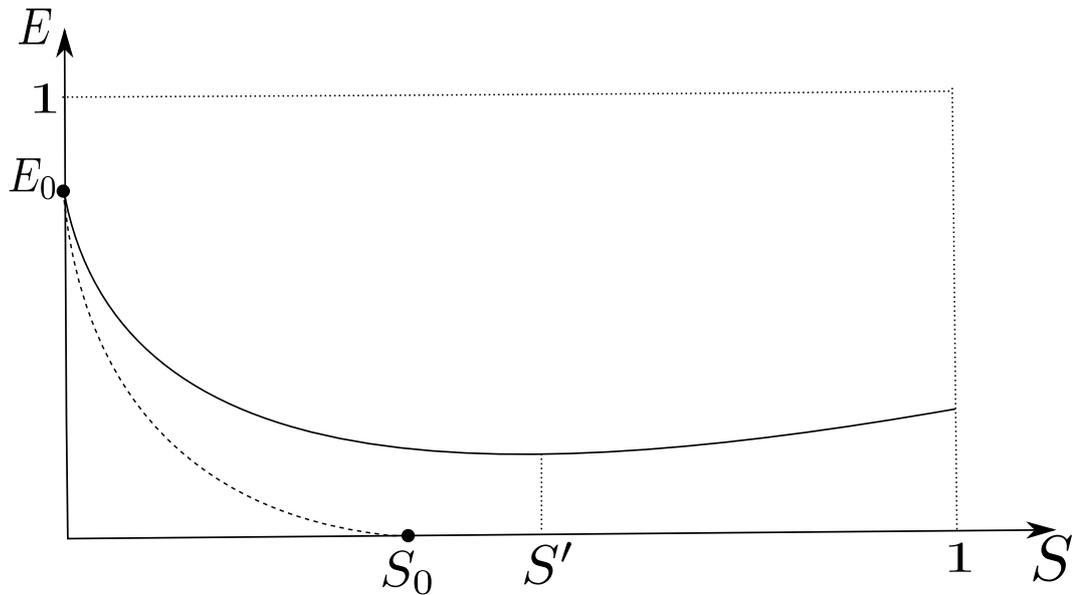


Рис. 4.12. Примерный вид графиков $E(S)$.

И ошибка, и доля отбракованных изображений не могут превышать единицы. Пунктирная линия — график при идеальном отбраковывании, E_0 — ошибка без отбраковывания, S_0 — доля отбраковки, при которой ошибка становится нулевой, то есть достигается полная делимость. Сплошная линия — примерный вид зависимости $E(S)$ при использовании некоторого реального показателя качества.

4.6. Совместное использование характеристик качества

Для каждого изображения можно определить несколько показателей качества $Q_n(I)$. Необходимо построить классификатор (решающее правило), который по совокупности этих показателей определяет пригодность изображения, то есть разбивает изображения на два класса: годные и негодные. Методика построения такого классификатора также основана на использовании таблицы попарных сравнений эталонов, построенных по обучающей базе изображений.

Выбирается какой-либо порог отбраковки: заданная доля отбраковываемых изображений либо заданная точность распознавания. Изображения эталонов $S_{p,i}$ при помощи последовательного исключения делятся на две группы,

исключённых (то есть непригодных, дающих высокие ошибки распознавания) и годных: $\{S_n\} = \{S_j^{good}\} \cup \{S_k^{bad}\}$, $n \in [1; N]$, $j \in [1; J]$, $k \in [1; K]$, $N = J + K$ (разбиение по персонам здесь не имеет значения). Для всех изображений рассчитываются показатели качества $\mathbf{Q}_n = (Q_{n,1}, \dots, Q_{n,m})$, m — число используемых показателей и строится обучающая выборка $\{(\mathbf{Q}_n, c)\}$, где c — номер класса. Эти данные служат входом классификатору.

Таким образом задача сводится к классической постановке — построению классификатора на два класса в пространстве \mathbb{R}^n по обучающей выборке. Возможно применение различных классификаторов. В численных экспериментах исследованы два: квадратичная форма и минимум квантилей индивидуальных показателей качества.

В первом из методов используется предположение о том, что распределение каждого из классов является многомерным нормальным. Тогда, вероятность объекта принадлежать классу c определяется как

$$p_c(\mathbf{Q}) = C \exp\left(-(\mathbf{Q} - \mu_c)^\top \Sigma_c^{-1} (\mathbf{Q} - \mu_c)\right) , \quad (4.26)$$

где μ_c и Σ_c — центр и матрица покомпонентной ковариации обучающей выборки:

$$\mu_c = \frac{1}{J} \sum_1^J \mathbf{Q} , \quad \Sigma_c = S_c S_c^\top , \quad (4.27)$$

где S_c — матрица, составленная из векторов \mathbf{Q}_n^\top класса c . Считается, что объект, задаваемый вектором \mathbf{q} принадлежит первому классу, если $p_1(\mathbf{q}) > p_2(\mathbf{q})$. Логарифмируя и приводя подобные, получим условие принадлежности первому классу:

$$\begin{aligned} \mathbf{q}^\top A \mathbf{q} + \mathbf{b} \cdot \mathbf{q} + c &> 0 , \\ A &= \Sigma_2^{-1} - \Sigma_1^{-1} , \\ \mathbf{b} &= -2 (\mu_2^\top \Sigma_2^{-1} - \mu_1^\top \Sigma_1^{-1}) , \\ c &= \mu_2^\top \Sigma_2^{-1} \mu_2 - \mu_1^\top \Sigma_1^{-1} \mu_1 . \end{aligned} \quad (4.28)$$

Во втором методе построения классификатора отдельные показатели качества предварительно нормируются. Нормировка происходит следующим образом. Каждый из показателей качества $Q_n(I)$ при фиксированном пороге порождает классификатор, разбивающий множество изображений на принятые и отбракованные. В то же время существует «истинное» разбиение, задаваемое последовательным исключением изображений посредством анализа характеристик $M(p, i)$. Соответственно, возникают ошибки классификации первого и второго рода, и можно вычислить эквивалентную ошибку E_{EER} , ошибку первого рода при нулевой ошибке второго рода E_{FAR0} , ошибку второго рода при нулевой ошибке первого рода E_{FRR0} и те значения показателя качества, на которых достигаются эти ошибки: Q_{EER} , Q_{FAR0} и Q_{FRR0} соответственно. Нормировка показателя качества производится кусочно-линейным преобразованием, так чтобы Q_{EER} обобразился в значение 0.5, Q_{FRR0} — в ноль, а Q_{FAR0} — в единицу. За общий показатель качества принимается минимум из нормированных показателей. Проведённые численные тесты показали преимущество второго метода объединения.

Влияние отбраковки на качество распознавания

Ниже приведены результаты одного из численных тестов, определяющих влияние отбраковки изображений на качество работы системы распознавания. Тесты проводились на изображениях базы данных CASIA-v3-Lamp [231]. Эта база содержит примерно 16000 изображений, по 20 изображений каждого из примерно 800 глаз. Изображения имеют разное качество. База данных была разбита на группы по пять изображений, так что каждая пятёрка составлена из изображений одного глаза. Из каждой пятёрки выбиралось одно изображение четырьмя различными способами:

- первое изображение;
- случайное изображение;
- изображение с наилучшим качеством;

- изображение с наихудшим качеством.

По каждому из полученных наборов изображений генерировалась база данных эталонов и параметрическая кривая ошибок. Результаты представлены на Рис.4.13. Видно, что выбор лучшего изображения уменьшает ошибки распознавания, выбор худшего — увеличивает их по сравнению с ошибками, полученными при выборе случайного или первого в последовательности (то есть также случайного в смысле качества) изображения.

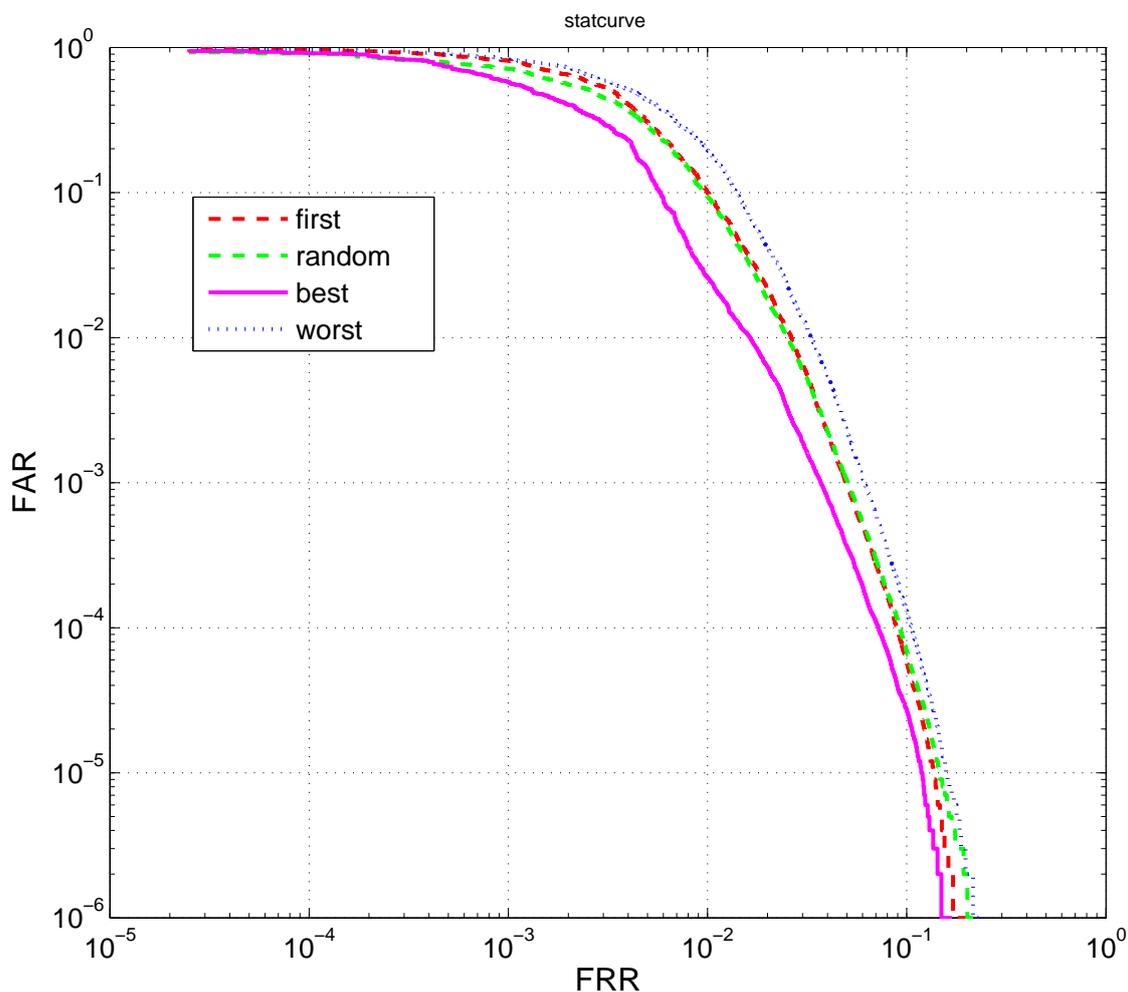


Рис. 4.13. Параметрические кривые ошибки для различных вариантов выбора исходного изображения с использованием качества.

4.7. Методы защиты от подделок

Как и во всех системах распознавания актуальным является пресечение попыток подделки биометрического признака. В связи с началом широкого практического применения этому вопросу уделяется большое внимание [258, 290, 350, 366, 398, 427].

Возможно представить себе такие способы подделок как:

- Предъявление фотографии (фотографий) глаза;
- Предъявление модели глаза;
- Предъявление видеозаписи глаза;
- Предъявление вырезанного глаза.

Предложены следующие способы борьбы с подделками, называемые также методами *определения живости глаза*:

- Изучение спектра отражения глаза. Спектр отражения живой влажной роговицы отличается от такового у мертвой пересохшей, стекла или пластика модели. Однако, такой метод защиты возможно обойти, смачивая мёртвый глаз или покрыв модель слоем влажной белковой эмульсии (раствором желатины).
- Исследование гипсуса/нистагма. Непроизвольные движения зрачка и глаза — хорошее доказательство его живости, но есть люди, у которых эти движения выражены очень слабо или происходят редко (раз в несколько минут).
- Мигание случайно выбранных светодиодов осветителя в случайно выбранные моменты времени и проверка отражения осветителя на соответствующих кадрах видеопоследовательности.

- Изучение реакции зрачка на световой стимул (поданный в случайный момент времени).

Последний метод наиболее интересен, поскольку, кроме установления подлинности и живости предъявленного глаза, он позволяет получить запись реакции зрачка, пупилограмму. По пупилограмме можно определить состояние человека, его активность, уровень истощения, уровень стресса. Эти дополнительные данные могут оказаться нужны в системах, установленных на проходных важных производственных и военных объектов, работники которых могут быть допущены к труду лишь в хорошем физическом и психическом состоянии. Недостаток этого метода в том, что для регистрации пупилограммы требуется около 0.5 секунды непрерывной съёмки глаза для подтверждения живости и не менее 2 секунд для определения состояния человека.

Можно разделить методы определения живости на:

- аппаратные;
- программные;
- комбинированные

Спектр отражённого света

Этот аппаратный метод основан на определении отношений яркости изображений и их элементов, полученных при освещении глаза светом с различными длинами волн. Спектр отражения тканей живого глаза и возможных подделок отличается. Поглощение и отражение видимого света и ближнего ИК излучения различными тканями организма и их компонентами (кровь, жир, вода, меланин и др.) изучено во многих работах, например [270]. В работе [233] используются мультиспектральные изображения полученные при ближнем инфракрасном (860нм) и синем (480нм) освещении. Однако, данный метод имеет два существенных недостатка. Во-первых, этот метод защиты может быть легко преодолен

путём смачивания макета радужки водой или наклеивания на него прозрачной влажной желатиновой плёнки, имеющей спектр в ИК области, идентичный тканям организма. Во-вторых, спектр отражения существенно отличается для представителей разных рас (европеоидов, монголоидов, негроидов). Представляется, что межрасовая вариабельность спектра даже превышает отличие между живым глазом и подделкой. Кроме того, исследование спектра требует дополнительных осветителей и сенсоров, что усложняет оборудование и существенно ограничивает область применения. В целом, данный подход является пока слабо разработанным.

Эффект «красных глаз»

Этот аппаратный метод основан на отражении света от сетчатки глаза. На Рис.4.14 даны примеры частичного и полного эффекта. В [376], а также в

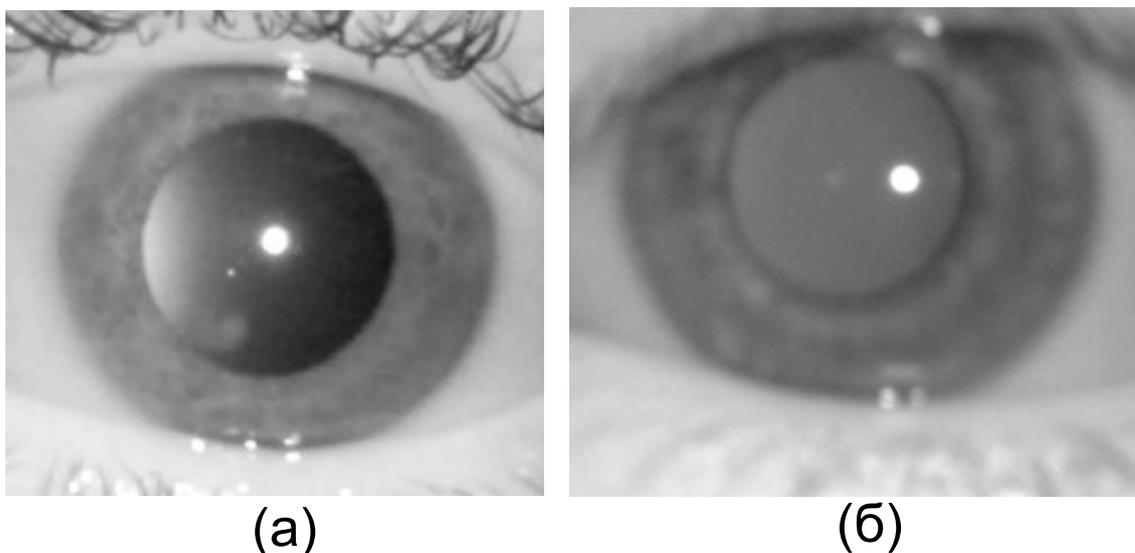


Рис. 4.14. Примеры эффекта «красных глаз», а также точек Пуркинье. (а) — частичный односторонний эффект; точка Пуркинье видна слева-снизу от блика. (б) — весь зрачок светлее радужки; точка Пуркинье не в фокусе, видна размытым пятном слева от блика в центре зрачка

ряде патентов предлагается использовать т.н. активную подсветку, состоящую из нескольких осветителей, включающихся попеременно, для создания эффекта «красных глаз», на основании чего достаточно просто детектируется зрачок а также проверяется живость глаза. Однако, эффект проявляется устойчиво

лишь в при достаточно большом зрачке, когда оптический путь осветитель-сетчатка-камера не перекрывается радужкой. В случае малых размеров зрачка добиться эффекта затруднительно. В целом, данный подход является пока слабо разработанным.

Изображения Пуркинье

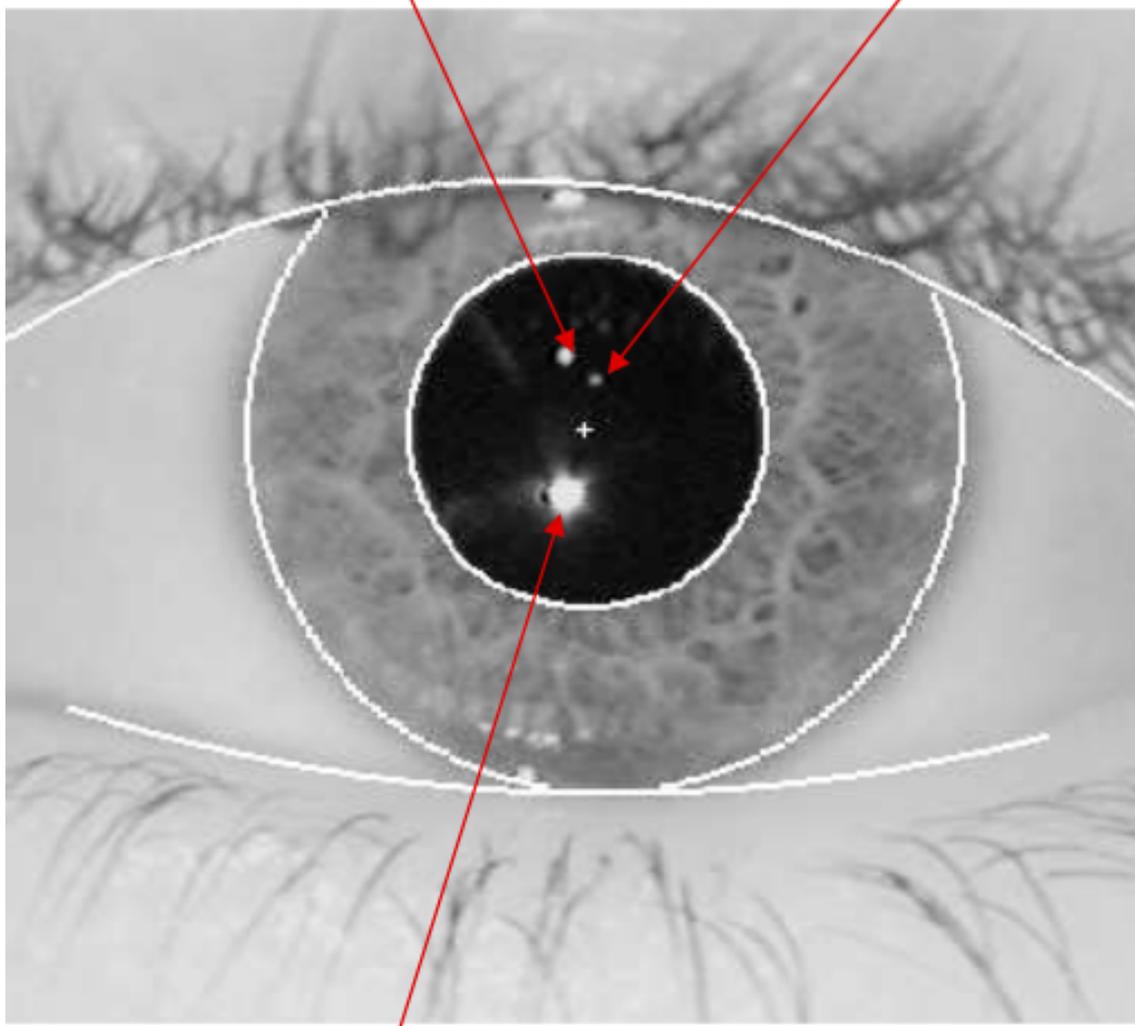
Изображения Пуркинье — отражения осветителя от передней и задней поверхностей хрусталика, также к ним причисляют и отражение от роговицы. Выпуклая передняя поверхность хрусталика даёт относительно слабое видимое отражение, вогнутая задняя — более сильное. Оба эти отражения существенно слабее отражения от роговицы. На Рис.4.14 даны примеры глаз с одним видимым изображением Пуркинье. На Рис.4.15 приведён пример обоих изображений. Использование этого метода [334] для защиты от подделок также предполагает наличие нескольких осветителей, включаемых попеременно, с целью получить изменения в геометрии изображений Пуркинье, что свидетельствует о подлинности. Однако, добиться устойчивого, доступного для регистрации и определения проявления данного эффекта также затруднительно.

4.7.1. Зернистость искусственного изображения

Простейшим способом подделки глаза является печать его цифровой фотографии на принтере с высоким разрешением. Если глаз напечатан в натуральную величину, то его изображение достаточно похоже на изображение непосредственно регистрируемого «живого» глаза.

Современные струйные принтеры имеют высокое разрешение, доступные в продаже принтеры способны дать разрешение 2400 dpi. Размер радужки составляет $12\text{mm} \approx 0.5\text{inch}$, соответственно, напечатанное изображение имеет линейный размер 1200 точек печати. Изображение высокого качества должно содержать не менее 200 пикселей [394]. Таким образом, на один пиксель реги-

Изображения Пуркинье



Блик осветителя на роговице (основной)

Рис. 4.15. Пример изображений Пуркинье

стрируемого изображения может приходиться до шести точек печати (линейный размер), то есть пиксель изображения получается усреднением порядка тридцати точек печати. В этом случае вариации яркости, вызываемые дискретностью печати, малы и не могут быть обнаружены. Однако, тонер, используемый в современных струйных принтерах, практически невидим в ближнем ИК, и напечатанное на таком принтере изображение не может быть введено, так как имеет низкое качество. Поэтому распространённые сейчас струйные принтеры не могут использоваться для подделок радужки.

Тонер лазерных принтеров видет в ИК диапазоне, и изображения, получен-

ные с их помощью, воспринимаются системами регистрации РОГ. Проблемой современной технологии лазерной печати является слипание зёрен тонера. Для ликвидации случайного слипания используется зернение изображения. Пример изображения, полученного с реального глаза и полученного регистрацией напечатанного изображения этого же глаза, дан на Рис. 4.16. Это зернение может

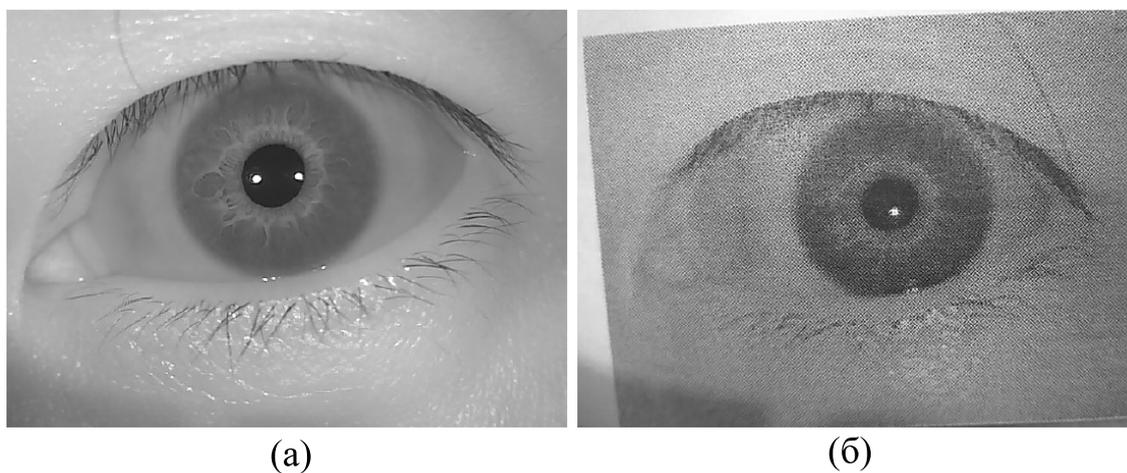


Рис. 4.16. Изображения глаза: (а) — полученное непосредственной регистрацией; (б) — полученное из напечатанного

быть обнаружено различными методами. Разработаны три таких метода.

Спектр Фурье-преобразования

Коэффициенты Фурье составляют пространство первичных признаков. Используя эти признаки, предлагается классифицировать два выше описанных типа изображений. Так как размерность пространства первичных признаков велика, предлагается построить новые признаки которые уже будут непосредственно использоваться для классификации.

Для построения новых (вторичных) признаков используется зависимость спектральной энергии от частоты, называемая здесь также *радиальной компонентой* фурье-образа. Во-первых, такой подход может сократить размерность задачи классификации. Во-вторых, в силу того, что предполагаемая выделяющаяся гармоника имеет приблизительно равные пространственные частоты, то при переходе к радиальной компоненте, эти гармоники должны наложиться

друг на друга. В итоге задача сводится к задаче классификации.

Рассмотрим изображение как сеточную функцию $f(x, y)$, где $x = 0, 1, \dots, M-1$, $y = 0, 1, \dots, N-1$. Дискретное преобразование Фурье можно записать в следующем виде

$$\phi(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-2\pi i \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)} \quad (4.29)$$

Элементы матрицы $\Phi = \|\phi(u, v)\|_{u=0, v=0}^{M-1, N-1}$ — суть пространство первичных признаков. Под вторичным признаком понимается, некоторая функция $g(\Phi)$. Задача состоит в том, чтобы подобрать достаточно небольшой набор вторичных признаков $\mathbf{g} = \{g_k\}_{k=1}^I$, которые бы отражали распределение плотности спектра Φ (при этом предполагается, что I значительно меньше, чем MN). В частности, интересно наличие максимумов в области высоких частот, что говорит о присутствии периодического шума высокой частоты, который наблюдается в поддельных напечатанных изображениях.

Для классификации изображений используется метрический классификатор следующего вида

$$a(u, X_+, X_-) = \text{sign}(W(u, X_+) - W(u, X_-)), \quad (4.30)$$

где u — классифицируемое изображение, X_+ и X_- — обучающие выборки настоящих и поддельных изображений соответственно, функция $W(u, X)$ определяет принадлежность объекта u к классу X .

Пусть изображение $f(x, y)$ преобразовано согласно (4.29) в $\phi(u, v)$ с помощью быстрого преобразования Фурье.

Первым шагом введём понятие радиальной компоненты фурье-образа Φ . Отметим, что нулевая гармоника спектра в нашем представлении есть $\phi(0, 0)$ (малые частоты обычно самые интенсивные). Поэтому точку $(0, 0)$ примем за полюс. Далее сгруппируем все точки (u, v) по евклидовому расстояния до $(0, 0)$ с учётом тороидального замыкания сетки. Обозначим $\hat{u} = \min\{u, M-1-u\}$, $\hat{v} =$

$\min\{v, N-1-v\}$ и рассмотрим множество $S(r) = \{(u, v) : r^2 \leq \hat{u}^2 + \hat{v}^2 < (r+1)^2\}$.

Учтём, что значения r целые, тогда можно ввести радиальную компоненту фурье-образа как

$$R(r) = \frac{1}{|S(r)|} \sum_{(u,v) \in S(r)} |\phi(u, v)| \quad (4.31)$$

При этом $r \leq r_{max} = \frac{1}{2}\sqrt{M^2 + N^2}$. С физической точки зрения, функция $R(r)$ показывает энергию спектра в кольце, единичной толщины внутреннего радиуса r .

Теперь опишем процедуру получения вторичных признаков $\{g_k\}_{k=1}^I$. Для этого введём понятие интегрального признака для радиальной компоненты фурье-образа. Интегральным признаком $\theta(\alpha)$, $0 < \alpha < 1$ для $R(r)$ назовём следующую величину

$$\theta(\alpha) = \max \left\{ \theta : \sum_{r=0}^{\theta} R(r) \leq \alpha \sum_{r=0}^{r_{max}} R(r) \right\} \quad (4.32)$$

Физически, интегральный признак показывает радиус круга r , внутри которого содержится доля α от общей энергии спектра. Основная идея состоит в том, что данные интегральные признаки отображают распределение плотности спектра. Поэтому для спектров настоящих изображений, которые почти монотонно убывают, и спектров поддельных изображений, которые имеют чётко выделенные пики высокой частоты, эти характеристики должны значительно отличаться. Однако априори не понятно, какие значения α нужно выбирать. Также нужно учесть, что значительная часть плотности сосредоточена вблизи нулевых частот.

Предлагается построить последовательность α_k такую, чтобы последовательность $\delta_k = \alpha_k - \alpha_{k-1}$ достаточно быстро убывала. Положим $\delta_k = 2^{-k}$, $\alpha_0 = 0$ и соответственно $\alpha_k = \sum_{j=1}^k 2^{-j} = 1 - 2^{-k}$ (вообще говоря, можно брать δ_k как любую бесконечно убывающую геометрическую прогрессию). В силу дискретности задачи существует такой номер I , что $\theta(\alpha_I) = r_{max}$ и на этом последо-

вательность обрывается. Тогда определим $g_k = \theta_k - \theta_{k-1}$, $k = 1, \dots, I$. Таким образом, вторичные признаки g_k есть скачки интегральных признаков. А именно: при изменении аргумента с θ_k на величину g_k значение площади подграфика увеличивается на долю δ_k от общей площади. Большое значение g_k указывает на наличие пика в спектре.

Выбор бесконечно убывающих геометрических прогрессий отражает неявное предположение о том, что для реального изображения плотность энергии спектра убывает экспоненциально по радиусу. В этом случае последовательность θ_k будет арифметической прогрессией, а последовательность g_k постоянной.

Отметим, что, вообще говоря, I зависит от исследуемого изображения, но последовательность θ_k можно продолжить стационарным образом, поэтому достаточно для всех изображений установить единый порог I_* . Например, его можно выбрать как максимальное значение I на обучающей выборке.

Также отметим, что можно каждый раз не пересчитывать сумму $\sum_{r=0}^{\theta} R(r)$, а определять $\theta_k = \theta(\alpha_k)$ следующим образом

$$\theta_k = \max \left\{ \theta : \sum_{r=\theta_{k-1}}^{\theta} R(r) \leq \frac{1}{2} \sum_{r=\theta_{k-1}}^{r_{max}} R(r) \right\} \quad (4.33)$$

В качестве метрики на наборах \mathbf{g} выбирается евклидова метрика в R^I

$$\rho(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2) = \left(\sum_{i=0}^I |g_{1i} - g_{2i}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad (4.34)$$

Для классификации используется метод Парзенковского окна с экспоненциальным ядром $K(x) = e^{-x^2}$. Ширина окна h выбирается равной максимальному расстоянию между классифицируемым объектом u и элементом обучающей выборки $x \in X_+ \cup X_-$

$$h(u) = \max_{x \in X_+ \cup X_-} \hat{\rho}(u, x) \quad (4.35)$$

где $\hat{\rho}(u, x) = \rho(\mathbf{g}(u), \mathbf{g}(x))$ определяется из (4.34). Отсюда получаем следующую функцию принадлежности объекта u классу X

$$W(u, X) = \frac{1}{|X|} \sum_{x \in X} K \left(\frac{\hat{\rho}(u, x)}{h(u)} \right), \quad (4.36)$$

и классификатор принимает следующий вид

$$a(u, X_+, X_-) = \text{sign} \left(\frac{1}{|X_+|} \sum_{x \in X_+} K \left(\frac{\hat{\rho}(u, x)}{h(u)} \right) - \frac{1}{|X_-|} \sum_{x \in X_-} K \left(\frac{\hat{\rho}(u, x)}{h(u)} \right) \right) \quad (4.37)$$

Покажем, что время работы работы как классификатора, так и обучающего алгоритма определяется временем работы спектрального преобразования. Сложность быстрого преобразования Фурье есть $O(L \log L)$, где $L = NM$ — количество пикселей в изображении. Сложность остальной части алгоритма является линейной по L . Действительно, вычисление радиальной компоненты согласно формуле (4.31) выполняется за не более чем за $3MN$ арифметических операций (с учётом разбиения всех точек на классы $S(r)$). Построение каждого интегрального признака θ_k и вместе с ним g_k не более чем за $2r_{max} = \sqrt{M^2 + N^2}$ арифметических операций (радиальная компонента $R(r) = 0$, при $r > r_{max}$). При этом количество признаков I фиксировано и мало по сравнению с L . Сложность самой классификации определяется только размером обучающей выборки l и количеством признаков I (также l значительно меньше L). Таким образом, общую сложность алгоритма можно оценить как $O(L \log L)$.

В вычислительном эксперименте использовались изображения с разрешением 640×480 , то есть в формуле (4.29) нужно положить $N = 640$, $M = 480$. Изображения были разделены на 4 группы: две группы использовались как обучающая выборка, две другие — контрольная выборка. В обучающей выборке было использовано 1000 реальных и 1000 поддельных изображений, в двух контрольных выборках было соответственно по 3000 изображений. Также

классификация была проведена на меньших размерах выборок (порядка 100 изображений)

Как и ожидалось, наличие периодического шума приводит к сильному различию спектров полученных после дискретного преобразования Фурье согласно формуле (4.29). На рис. 4.17 изображен результат преобразования Фурье для изображения глаз на рис. 4.16.

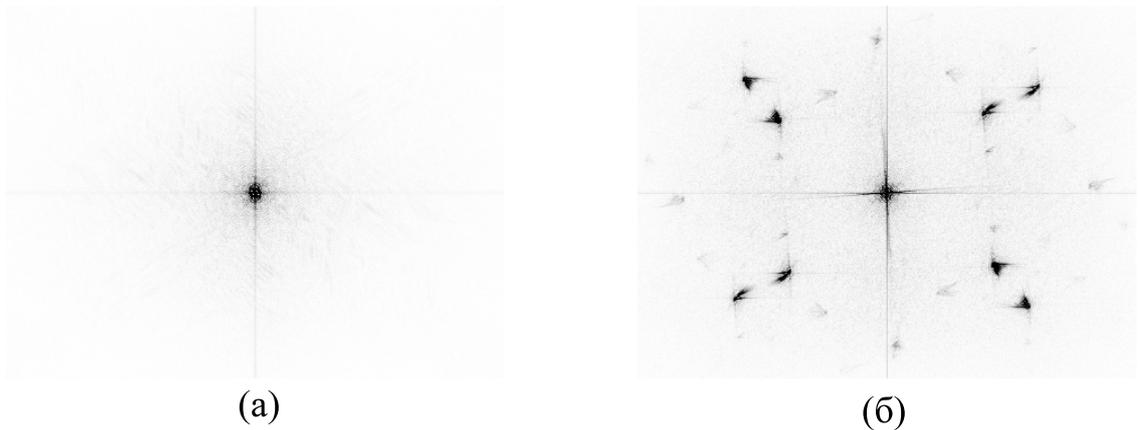


Рис. 4.17. Двумерный фурье-образ изображения

Как видно из последнего рисунка, в спектре напечатанного изображения есть 8 побочных максимумов; причем есть две группы по 4 максимума, находящиеся на приблизительно одинаковом расстоянии от нулевой частоты. При построении радиальной компоненты фурье-образа по формуле (4.31) получаются два пика у спектра напечатанного изображения. Для приведенных выше спектров радиальные компоненты даны в логарифмическом масштабе на рис. 4.18.

Как показал эксперимент, для выявления различий достаточно выбирать очень небольшое количество признаков. Во-первых, почти для всех изображений значение I (номер интегрального признака, после которого последовательность θ_k стабилизируется) не превышал 10. Во-вторых, значительные различия во вторичных признаках g_k возникают уже при $k < 5$. Поэтому в эксперименте полагалось $I = 10$.

Для рассматриваемых выше двух изображений графики значений g_k при-

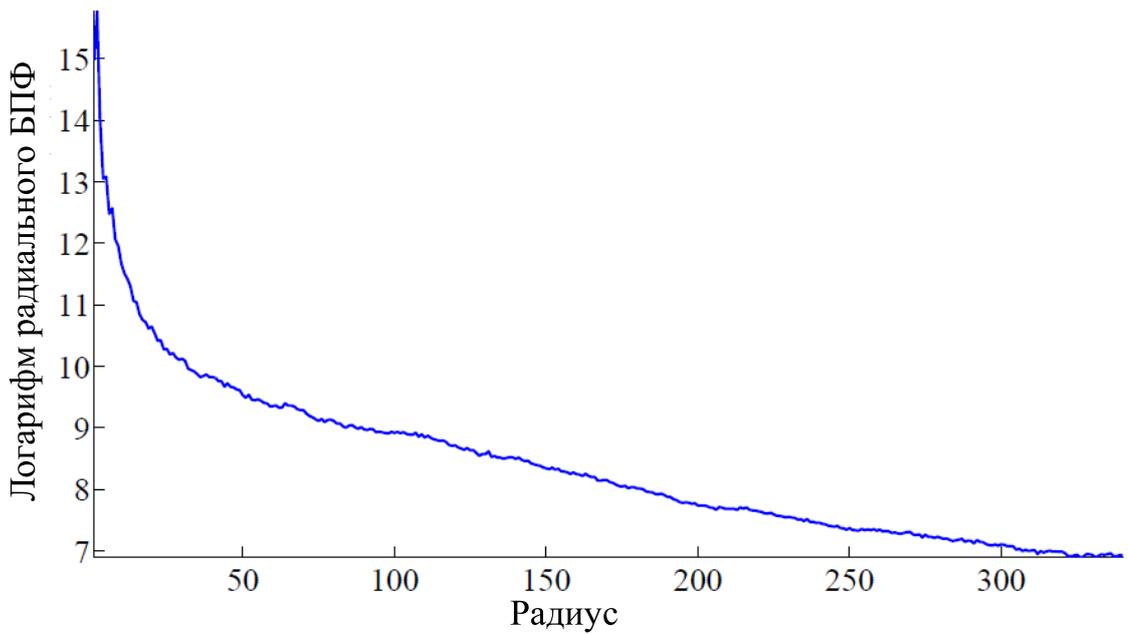


Рис. 4.18. Радиальная компонента фурье-образа (а) реального и (б) поддельного изображений ведены на Рис. 4.19 и Рис. 4.20.

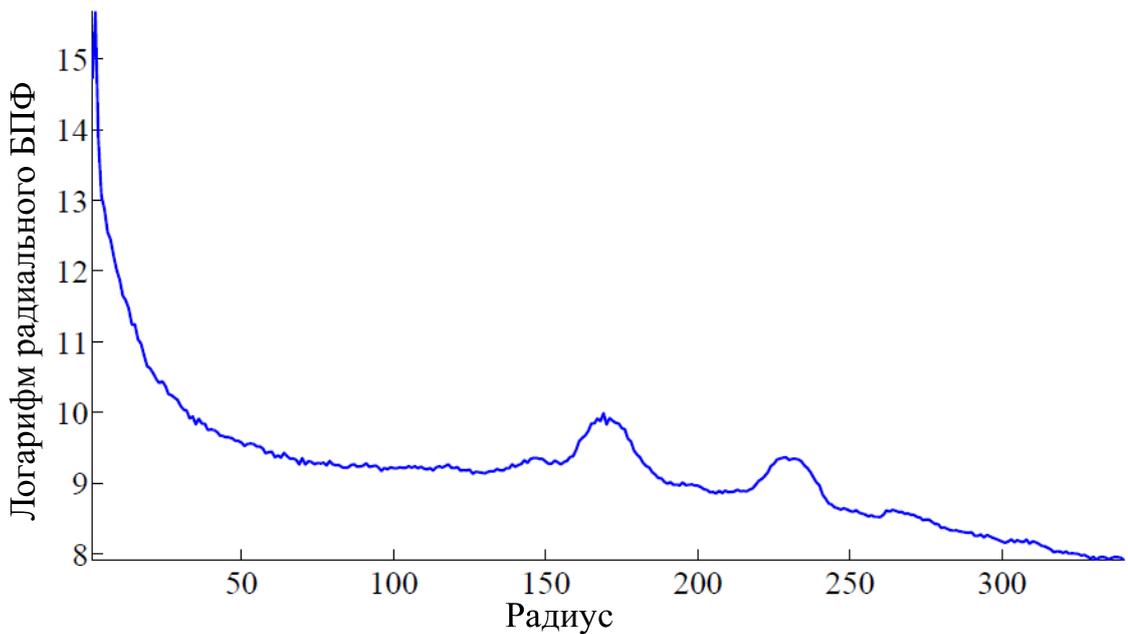


Рис. 4.19. Значения признаков g_k для изображений с рис. 4.16

В случае напечатанного изображения виден резкий пик при $k = 3$, который указывает на побочный максимум в спектре. График значений g_k для тестовой обучающей выборки из 20 изображений показан на рис. 4.21. Каждая ломаная соответствует набору признаков одного изображения. Исходя из Рис. 4.19, 4.20, также можно отметить, что предположение об экспоненциальном виде $R(r)$ не

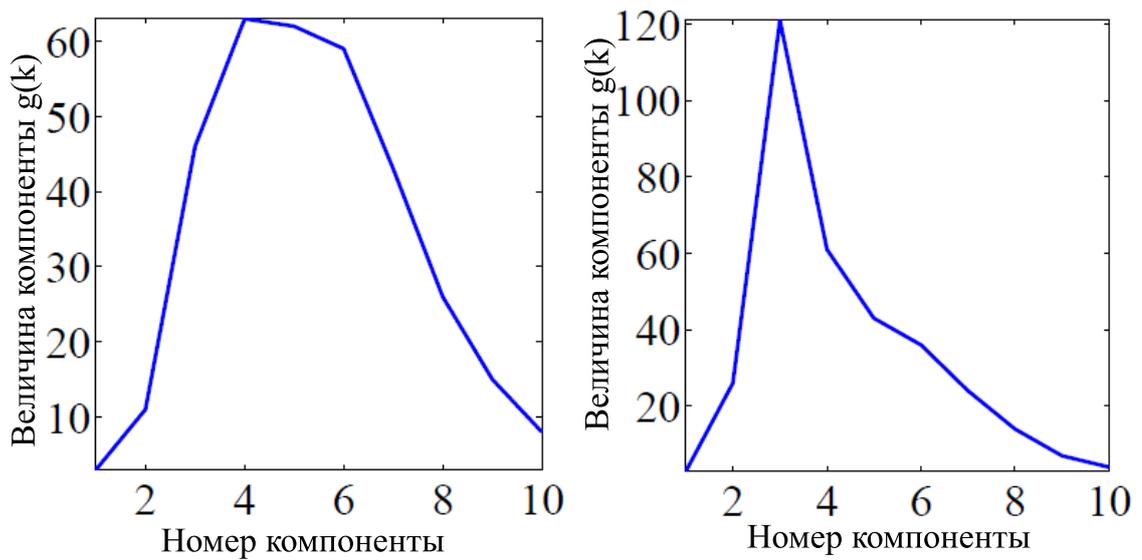


Рис. 4.20. Значения признаков g_k для изображений с рис. 4.16

выполняется. Как следствие последовательность g_k не является постоянной. Однако это формально никак не сказывается на дальнейшем анализе. Эквивалентная ошибка определения живости этим методом составляет 8%.

Основной причиной возникновения ошибок при работе классификатора являлось отсутствие фокусировки у значительного числа изображений. Это связано с тем, что изображения получались сериями (съёмка камерой), среди которых лишь одно или два изображения попадают в фокус. На хорошо сфокусированных фотографиях и при большой обучающей выборке (более 100 изображений) доля ошибок не превосходила 4 – 6% (это относится к ошибочным классификациям как поддельных так и настоящих изображений). В общем случае при длине обучающей выборки более 100 изображений и наличии в ней плохо сфокусированных изображений доля ошибок не превосходила 10 – 15%. Однако на малых выборках (менее 50 изображений) доля ошибок второго рода (поддельное изображение распознается как настоящее) доходила до 25 – 30%. Возможными решениями данной проблемы является предварительная фильтрация изображений, а также обработка изображений одного глаза сериями. В последнем случае серия определяется как напечатанная, если хотя бы на одно из изображений в серии определено как напечатанное.

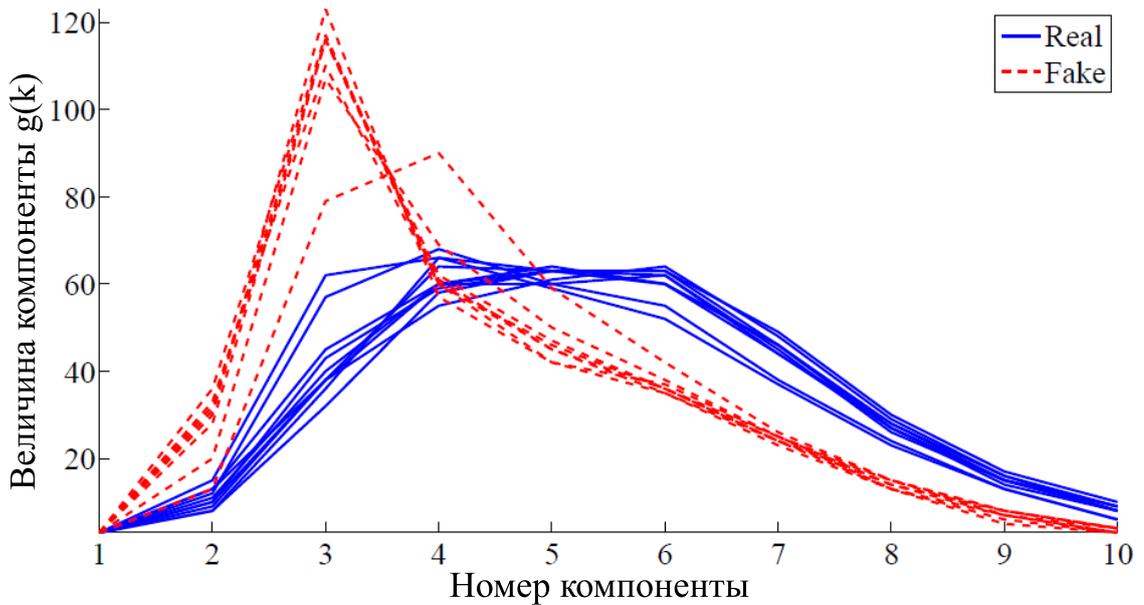


Рис. 4.21. Значения признаков g_k на тестовой обучающей выборке

Гистограмма градиентов

Более простым, быстрым и точным является метод анализа гистограммы градиентов яркости. Градиенты вычисляются оператором Собеля. Распределение величины градиента различно для реальных и поддельных изображений. На поддельных изображениях присутствует большое количество границ (пикселей с высоким градиентом яркости) из-за сетки печати. Поэтому гистограмма поддельного изображения смещена в сторону высоких значений. На Рис.4.22 представлены типичные гистограммы яркости реального и поддельного изображений. Экспериментально подобрана оптимальная оценка разброса гистограмм

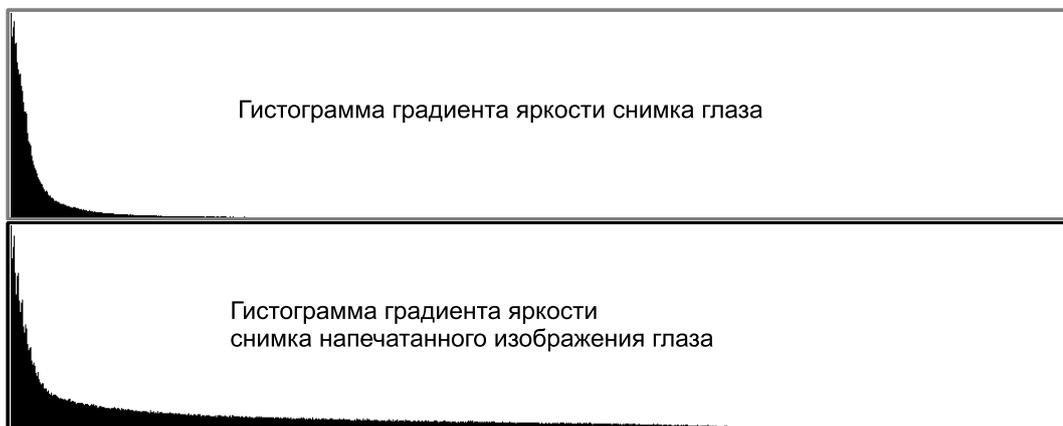


Рис. 4.22. Гистограммы величины градиента яркости.

мы градиента как 80% квантиль. Эквивалентная ошибка определения живости этим методом составляет 0,44%.

Морфологическая разность

Можно заметить, что сетка печати представляет собой множество отдельных малых тёмных областей в светлых областях и множество малых тёмных точек в тёмных областях. Поэтому морфологические операции открытия и закрытия достаточно сильно изменяют поддельные изображения. В то же время реальные изображения содержащие лишь большие области, мало изменяются при этих преобразованиях. Разность изображений-результатов операции закрытия (суперпозиция операций дилатации и эрозии) и открытия (суперпозиция эрозии и дилатации) будет значительной для поддельных изображений и малой для реальных:

$$\Delta = (I \oplus B) \ominus B - (I \ominus B) \oplus B , \quad (4.38)$$

где B — ядро морфологической операции. На Рис. 4.23 представлена гистограмма изображения $|\Delta|$ в типичном случае. Эквивалентная ошибка определения

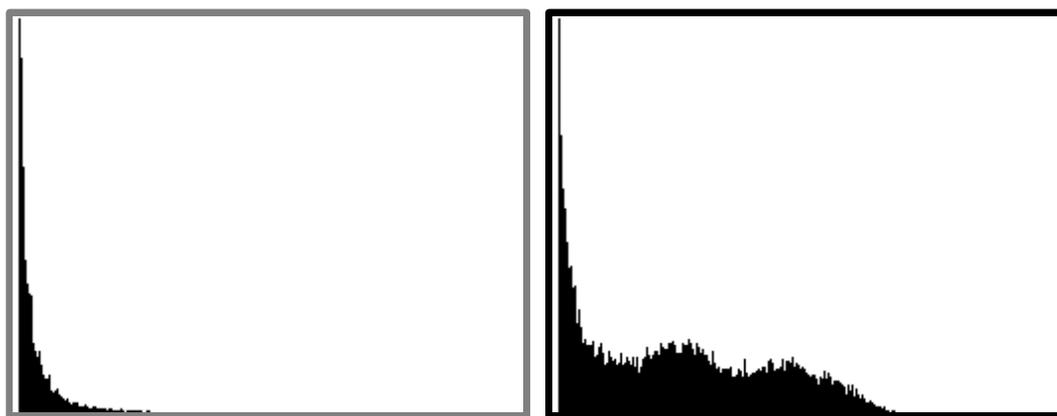


Рис. 4.23. Гистограммы величины разности яркостей после операций открытия и закрытия.

живости этим методом составляет 0,15%.

4.7.2. Движения глаза

Очевидным признаком живости глаза является его движение. Известными собственными движениями глаза являются гиппус (апериодические изменения радиуса зрачка), нистагм (непроизвольные колебательные движения глаза), саккады (согласованные движения глаз, необходимые для рассматривания объекта внимания), мигание. Использование гиппуса, нистагма и мигания для определения живости глаза предложено в [459] и ряде патентов. Однако, гиппус и нистагм являются непроизвольными и апериодическими движениями, более того, у некоторых людей они отсутствуют или происходят редко. Добиться возникновения саккад можно предъявлением движущегося или имеющего сложную структуру стимула, что представляет собой достаточно сложную техническую проблему. Мигать человек может по запросу системы, однако достоверное определение мигания и отличие мигания живого глаза от мигания макета — сложная и неоднозначная задача. По этой причине данные методы, предложенные достаточно давно, не получили развития.

Пупилограмма

Характерным движением глаза является реакция зрачка на внешний раздражитель. Как правило при наличии резкого внешнего стимула (вспышка света, резкий звук, боль) зрачок быстро сокращается, фаза сокращения занимает меньше одной секунды, после чего следует относительно медленное восстановление до начального размера. Особенности этой реакции зависят от состояния человека на момент измерения, кроме того, существуют индивидуальные различия между людьми. Изучением взаимосвязи особенностей реакции с функциональным состоянием человека занимается область медицины *пупилография* [38, 175]. На Рис.4.24 представлена типичная *пупилограмма* — график зависимости радиуса зрачка от времени. Пупилограмма имеет характерный вид, причём за счёт индивидуальных отличий может служить дополнительной мо-

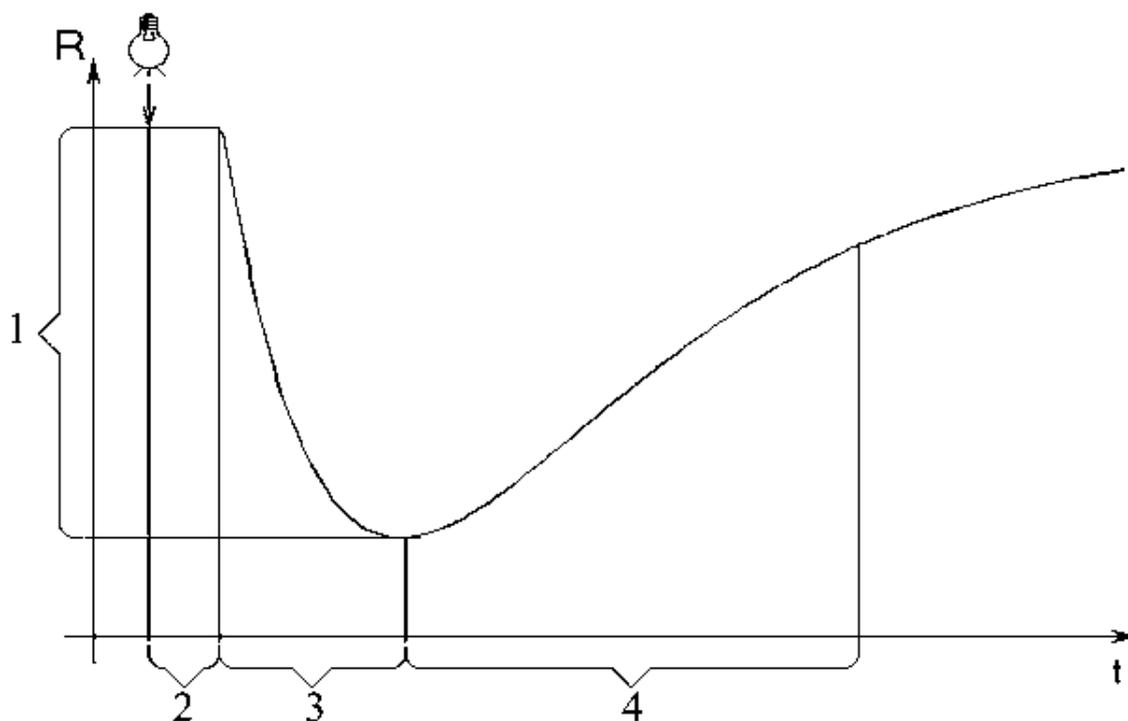


Рис. 4.24. Вид пупилограммы. Цифрами обозначены 1 – амплитуда; 2 – латентный период; 3 – фаза сокращения; 4 – фаза восстановления.

дальностью для идентификации.

4.8. Выводы к четвёртой главе

Поставлена задача оценки качества изображения и проведённой на нём сегментации РОГ с целью улучшения отбраковки низкокачественных и поддельных изображений и повышения точности распознавания.

1. Разработаны методы оценки качества, использующие разнородные признаки как изображения в целом, так и характеристики области РОГ. Предложен метод оценки показателей качества на основании точности распознавания системы, использующей данный показатель. Показана необходимость применения методов оценки качества для увеличения точности работы системы распознавания.

2. Разработана методика сочетания показателей разнородных признаков для получения единого показателя, характеризующего ожидаемое качество эталона, который будет построен по данным изображению и сегментации.

3. Рассмотрена задача определения живости глаза и отбраковки подделок. Разработан и исследован ряд признаков живости, основанных на разнородных признаках. Создан новый морфологический метод определения поддельного печатного изображения глаза, показывающий полную делимость изображений реальных и поддельных глаз.

Представленные методы апробированы в ходе тестов NIST и используются в устройствах биометрической идентификации IriMagic и IriShield.

Методы создания и сравнения эталонов радужки

После выделения на изображении области радужки в том или ином виде необходимо извлечь её информативные признаки. Эти признаки должны в максимальной степени обладать следующими свойствами:

- независимость от условий регистрации изображения, включая сюда вариации условий съёмки и изменения самого глаза;
- неизменность при повторных регистрациях одной персоны, повторные регистрации могут производиться в течение многих лет;
- отличие для разных персон.

Изменения формы и окраски элементов радужки возникают обычно вследствие изменения состояния организма [18, 19, 71, 111, 310, 315]. Эта зависимость является предметом *иридологии* — одного из разделов диагностической медицины. Согласно исследованиям окулистов и иридологов, форма и, особенно, окраска некоторых элементов радужки может изменяться достаточно быстро (в течение нескольких дней). Однако, количество элементов текстуры радужки столь велико, что при сравнении двух эталонов достаточно совпадения лишь части параметров, чтобы считать, что эталоны принадлежат одному человеку [256].

Можно сформулировать задачу создания эталона РОГ, при наличии данных о её размерах, как получение набора признаков, которые могут быть извлечены из кольцеобразной области изображения. Методы создания и сравнения эталонов радужки предлагаются и обсуждаются в большом количестве работ (примерно половина всех работ, посвящённых идентификации по РОГ), в том числе в обзорах [222, 223, 390, 422].

Признаками радужки могут быть общие характеристики: цвет, яркость, контрастность, иридологический тип; форма зрачка и автономного нервного

кольца. Цвет радужки — хорошо известное её свойство. Голубые, карие, серые, зелёные, чёрные глаза служат отличительным признаком человека [214]. Однако цвет радужки в целом малоинформативен, так как по этому признаку, с учётом точности его измерения, люди разбиваются на малое число классов. Поэтому цвет радужки в целом предлагается как дополнительный признак, в основном в системах распознавания по лицу, наряду с другими признаками [277]. С другой стороны, локальные цветовые характеристики радужки, то есть использование цветных изображений глаза для распознавания привлекает большое внимание [74, 272, 371]. Интересным направлением является использование сопутствующих признаков изображения глаза — формы век, ресниц, текстуры кожи и т.п., так называемое *периокулярное распознавание* [399].

Но основными признаками РОГ (по информативности) являются характеристики текстуры. Текстура привязана к определённым элементам РОГ. Поэтому столь важна задача совмещения, решаемая методами сегментации.

Построение эталона радужки состоит из двух основных этапов: нормирования её изображения и вычисления информативных признаков на нормированном изображении. Нормирование к единому размеру производится исходя из результатов сегментации. Процедура нормирования представляет собой конформное преобразование из кольца в прямоугольник, называемое далее *полярным преобразованием*. Различные виды преобразования кольца радужки к нормализованному виду описаны в [193]. Также возможно вычислять признаки на исходном изображении, не проводя преобразование явно, но меняя функции, вычисляющие отдельные признаки [256]. Однако такой подход не даёт преимуществ по точности, но усложняет расчёты, поэтому не получил развития.

Предложены различные признаки РОГ:

Вейвлет-преобразование для построения признаков радужки используется многими разработчиками в различных вариантах [180, 197, 219, 246, 247]. Проводились исследования для выделения наиболее весомых (имеющих наибольшую дискриминаторную способность) признаков [226, 292–294]. С этой же

Таблица 5.1. Некоторые способы вычисления текстурных признаков РОГ.

Авторы	Признаки
Daugman [256]	Двумерные вейвлеты Габора
Gupta [280], Zaim [482]	Матрицы совместной встречаемости
Gupta [281]	Расположение и характеристики особых точек текстуры
Monro [372]	Дискретное косинусное преобразование
Boles [219]	Одномерные вейвлеты разных масштабов
Lim [339], Popescu [408]	Преобразование Хаара
Wildes [467]	Пирамида Лапласа
Takano [452]	Ориентация градиентов

целью используется подбор весов для отдельных признаков [339], генетические алгоритмы выбора оптимальных параметров вычисления кода [316].

5.1. Полярное преобразование

Полярное преобразование помимо задачи нормализации радужки для вычисления признаков используется в некоторых алгоритмах сегментации радужки, например при определении точной границы зрачка. В этом случае оно строится так, чтобы захватывать границу зрачка, см. Рис. 2.24 и 2.26.

Окружности зрачка и радужки в общем случае не являются концентрическими. Полярное преобразование в этой модели можно производить различными способами. Наиболее распространённый (и даже стандартизованный [306]) путь заключается в использовании *модели эквивалентных углов* (1.17) (наиболее точной из конформных) и аффинного преобразования (самой примитивной модели растяжения). А именно, на радиус-лучах, исходящих из центра зрачка откладываются точки начал (пересечение лучей с окружностью зрачка), а на радиус-лучах, с теми же углами исходящих из центра радужки — точки концов (пересечение лучей с окружностью радужки) отрезков. Полученные вдоль этих отрезков профили яркости изображения аффинно отображаются в соответствующие отрезки результирующего прямоугольного раstra. Преобразование изображения $I(x, y)$ в полярное представление $P(\phi, \rho)$ задаётся параметрами окружностей зрачка (x_P, y_P, r_P) и радужки (x_I, y_I, r_I) . Для каждой точки

растра $P(\phi, \rho)$ рассчитывается её прообраз (X, Y) :

$$\begin{aligned}
X &= x_P + r_P \cos \phi + T \left(\frac{\rho}{R} (r_I \cos \phi - x_P - r_P \cos \phi) \right) , \\
Y &= y_P + r_P \sin \phi + T \left(\frac{\rho}{R} (r_I \sin \phi - y_P - r_P \sin \phi) \right) , \\
R &= \sqrt{(r_I \cos \phi - x_P - r_P \cos \phi)^2 + (r_I \sin \phi - y_P - r_P \sin \phi)^2} , \\
T(r) &= (r'_P - r_P) \frac{r_P}{r_I - r_P} \left(\frac{r_I}{r} - 1 \right) , \\
r'_P &= r_I / 2 .
\end{aligned} \tag{5.1}$$

Значения координат X и Y , рассчитанные по (5.1), являются дробными. Таким же образом преобразуется маска области радужки, полученное полярное представление маски используется построении и сравнении признаков для исключения признаков, которые вычисляются с использованием данных из маскированных областей. Для получения значения яркости по целочисленному растру $I(x, y)$ используется билинейная интерполяция:

$$\begin{aligned}
P(\phi, \rho) &= (1 - \{X(\phi, \rho)\}) * (1 - \{Y(\phi, \rho)\}) I(\lfloor X \rfloor, \lfloor Y \rfloor) \\
&+ (\{X(\phi, \rho)\}) * (1 - \{Y(\phi, \rho)\}) I(\lfloor X \rfloor + 1, \lfloor Y \rfloor) \\
&+ (1 - \{X(\phi, \rho)\}) * (\{Y(\phi, \rho)\}) I(\lfloor X \rfloor, \lfloor Y \rfloor + 1) \\
&+ (\{X(\phi, \rho)\}) * (\{Y(\phi, \rho)\}) I(\lfloor X \rfloor + 1, \lfloor Y \rfloor + 1) ,
\end{aligned} \tag{5.2}$$

где $\lfloor X \rfloor$ и $\{X\}$ — целочисленное округление вниз и дробная часть величины X соответственно. При получении значения маски $P_M(\phi, \rho)$ по исходному изображению маски $I_M(x, y)$ точки считаются недостоверными, если хотя бы один из пикселей-прообразов при билинейной интерполяции (5.1) был маскирован:

$$\begin{aligned}
P_M(\phi, \rho) &= I_M(\lfloor X \rfloor, \lfloor Y \rfloor) \cap \\
&I_M(\lfloor X \rfloor + 1, \lfloor Y \rfloor) \cap \\
&I_M(\lfloor X \rfloor, \lfloor Y \rfloor + 1) \cap \\
&I_M(\lfloor X \rfloor + 1, \lfloor Y \rfloor + 1) ,
\end{aligned} \tag{5.3}$$

если принять, что достоверным пикселям соответствуют единицы маски, а недо-

стоверным — нули.

5.2. Преобразование Хаара для выделения признаков

Для получения признаков было использовано преобразование Хаара, которое также называют вейвлетом Хаара. Это линейное ортонормированное преобразование. Рассмотрим вначале одномерный дискретный случай. Разложение по базису Хаара определяются для последовательностей имеющих длину равную степени двух $N = 2^k$. В терминах вейвлет-преобразований задаётся *базовая функция*:

$$\Psi_{0,0}(n) = \frac{1}{N} \begin{cases} 1, & \text{if } n \in [0; 2^{k-1}] , \\ -1, & \text{if } n \in [2^{k-1}; 2^k - 1] . \end{cases} \quad (5.4)$$

Масштабируя и сдвигая эту функцию, получим семейство:

$$\Psi_{p,q}(n) = \frac{1}{\sqrt{2^{k-p}}} \begin{cases} 1, & \text{if } n \in [2^{k-p}q; 2^{k-p}(q + \frac{1}{2})] , \\ -1, & \text{if } n \in [2^{k-p}(q + \frac{1}{2}); 2^{k-p}(q + 1)] , \\ 0, & \text{otherwise} . \end{cases} \quad (5.5)$$

$$n \in [0; 2^k - 1] , \quad p \in [0; k - 1] , \quad q \in [0; 2^p - 1] .$$

Таких функций (с учётом ограничений по дискретности) будет $1 + 2 + 4 + \dots + 2^{k-1} = s^k - 1 = N - 1$. Добавив к этой системе константу

$$\Psi_0(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} , \quad (5.6)$$

получим систему из N функций. Легко установить, что эта система является ортонормированной, а следовательно, поскольку пространство конечномерное, является полным базисом. Любая последовательность $N = 2^k$ значений может быть взаимно-однозначно представлена разложением в базисе Хаара. Векторы двумерного преобразование Хаара задаются как декартовы произведения одно-

мерных:

$$\begin{aligned}\Psi_{p,q,r,s}(n, m) &= \Psi_{p,q}(n) \otimes \Psi_{r,s}(m) \\ n \in [0; 2^k - 1], \quad m \in [0; 2^l - 1] .\end{aligned}\tag{5.7}$$

Преобразование Хаара в отличие от близких ему преобразований Фурье и Адамара является локальным, имеет локальные носители базисных векторов. То есть при разложении последовательности (в двумерном случае — изображения) по базису Хаара компоненты разложения зависят не от всего изображения, а от его части, причём при увеличении порядка (числа p в 5.5) носитель уменьшается. Такое свойство особенно важно, поскольку при обработке радужки следует учитывать наличие областей затенения, данные из которых нельзя использовать. Векторы низких порядков соответствуют низкочастотным признакам и зависят от значительной части изображения, векторы высоких порядков — от меньшей. Векторы низких порядков подвержены большому влиянию трендов яркости, возникающих из-за неравномерности освещения радужки. Векторы высоких порядков имеют большую шумовую составляющую. Поэтому для эталона берутся векторы среднего порядка.

Важным свойством преобразования Хаара является также то, что можно построить быстрое преобразование (аналогично быстрому преобразованию Фурье), причём быстрое преобразование Хаара имеет линейную сложность по размерности данных. Это позволяет производить несколько преобразований Хаара со сдвигом оси ϕ для компенсации угла поворота изображения глаза.

Методы сравнения

Как правило, методы сравнения непосредственно связаны с методами выделения и природой получаемых при этом признаков. Для преобразования Хаара получена следующая функция вычисления расстояния, дающая наимень-

шее число ошибок распознавания:

$$d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sum_i \frac{|a_i - b_i|}{|a_i| + |b_i|}, \quad (5.8)$$

где $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_n)$ и $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_n)$ — векторы признаков.

На Рис. 5.1 и 5.2 приведены параметрические кривые ошибки (DET-кривые) полученные при сравнении различных систем распознавания в международных тестах систем идентификации по радужке [305]. Система алгоритмов, представленная в диссертации, выделена как «Iritech».

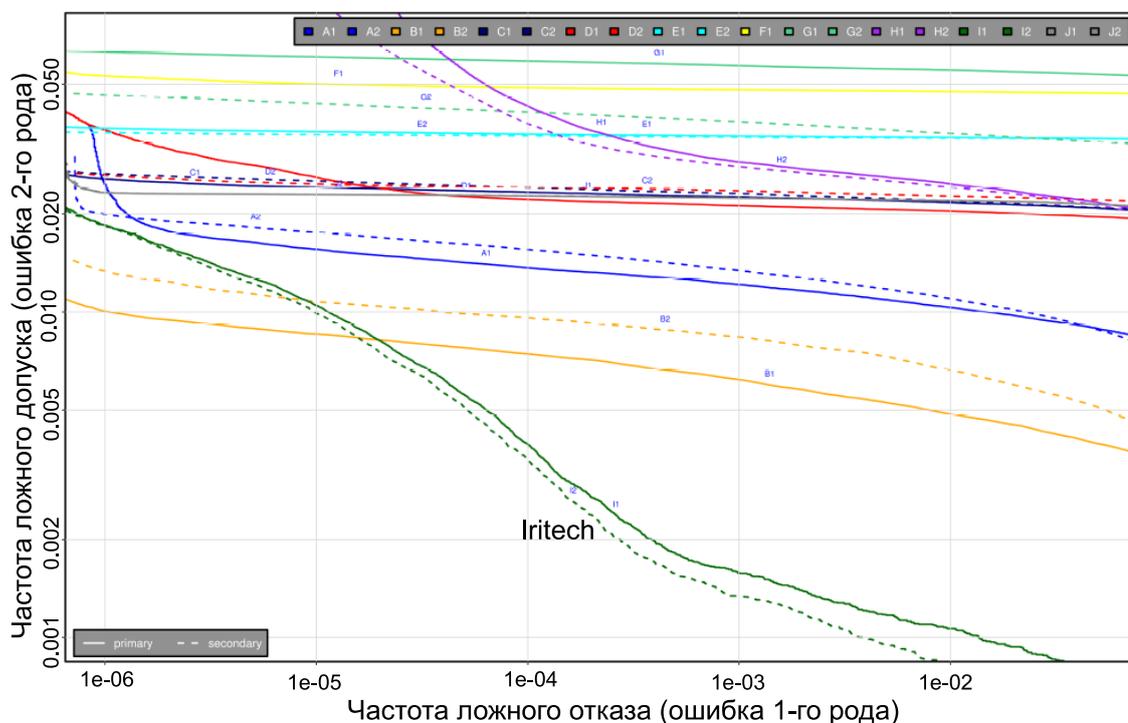


Рис. 5.1. Параметрические кривые ошибки методов различных производителей для изображений ВАНН.

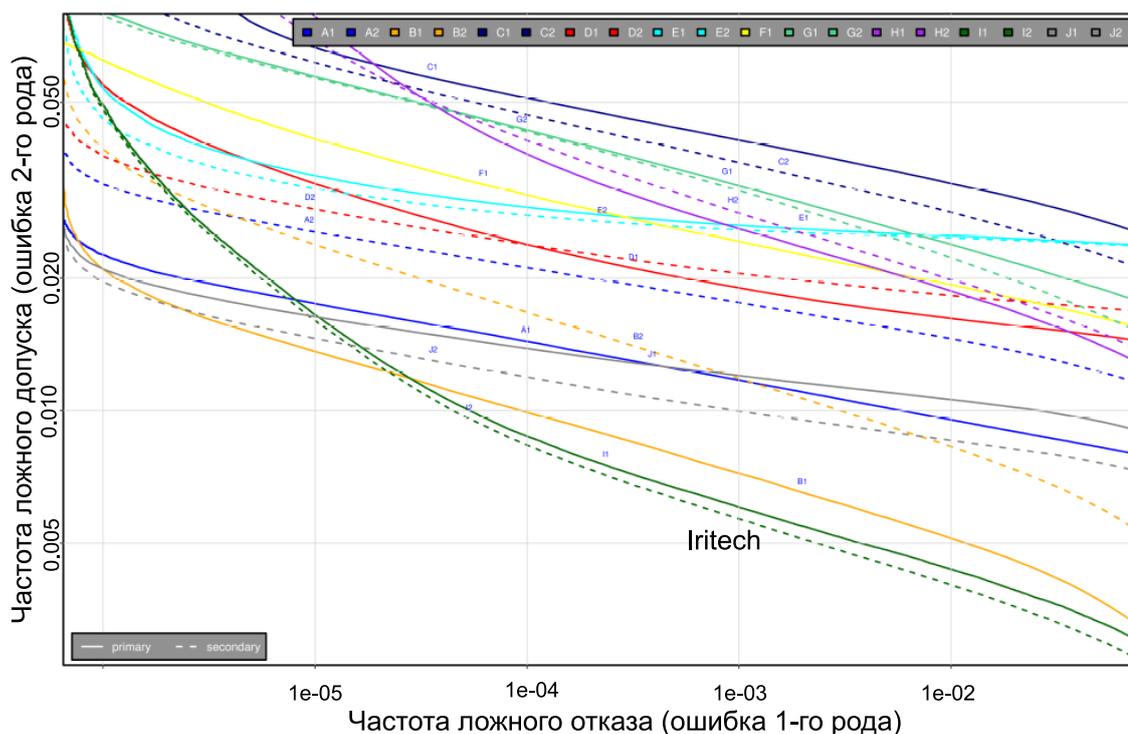


Рис. 5.2. Параметрические кривые ошибки методов различных производителей для изображений NDIRIS.

5.3. Использование последовательностей изображений

Одной из особенностей систем идентификации по изображению РОГ является то, что при вводе на самом деле регистрируется последовательность многих изображений. Вплоть до настоящего времени возможность использования последовательностей (не как набора изображений, но с учётом их взаимосвязей) не привлекала большого внимания. Даже в том случае, когда явным образом обрабатывается последовательность и строятся характеристики её в целом, это чаще всего делается путём анализа составляющих изображений независимо друг от друга [486]. Работы, описывающие использование последовательностей, немногочисленны. Из интересных применений можно назвать [405], где предложена компоновка биометрического эталона из нескольких сегментов радужки, взятых на разных изображениях; работу [423], в которой рассмотрено применение процедур сверхразрешения для получения качественного изображения радужки из серии низкокачественных; использование последовательностей для

определения живости глаза (защиты от подделок) [271]. В основном обработка последовательностей производится с целью выбора наилучшего изображения для дальнейшего распознавания. Изображение глаза может быть малоконтрастным, шумным, или по иным причинам не содержать достаточно хорошей текстуры радужки, при этом из него может быть формально получен биометрический эталон, который будет порождать большое количество ошибок распознавания. Поэтому требуются процедуры оценки качества используемых изображений, найденных характеристик радужки и полученных биометрических эталонов, с тем чтобы исключать из распознавания некачественные данные. Во всех известных работах, использующих последовательности для выбора наиболее качественного изображения, рассчитываются характеристики качества каждого отдельного изображения, а потом производится выбор наилучшего по тому или иному критерию [264, 313, 463, 496]. По сути такой подход мало отличается от обработки единичного изображения и отбраковки его в случае низкого качества, чему посвящено большое количество работ, в том числе специально организованный тест [303].

Следует обратить внимание на два момента. Во-первых, в последовательности изображений, регистрируемых устройством ввода, значительное их число (те, что имеют достаточное качество) пригодно для построения эталона. Эталон может быть создан (и в большинстве современных систем создаётся) по одному изображению, таким образом, из последовательности возможно создать несколько эталонов. Во-вторых, создание показателя качества, такого, чтобы он правильным образом ранжировал изображения, то есть присваивал большее качество изображению, которое даёт эталон, порождающий меньшее количество ошибок распознавания — трудная проблема. Задача выбора лучшего изображения для распознавания на основании качества решена лишь отчасти [303]. В работе рассматриваются два подхода к проблеме выбора: при помощи качества изображений и на основании анализа матрицы расстояний между эталонами, полученными из последовательности.

Процедура получения ошибки распознавания

В целях упрощения дальнейшего изложения определим процедуру получения ошибки распознавания по множеству или *базе изображений*. База $B = \{I_1, \dots, I_M\}$ содержит M изображений, принадлежащих P персонам. Каждой персоне p , $p \in [1; P]$ принадлежит одно или более изображений, составляющих множество: $B_p = \{I_{p,1}, \dots, I_{p,M_p}\}$, так что $\sum M_p = M$. Нумерация изображений может быть как сквозная одномерная по всей базе, так и двумерная (персона, номер изображения персоны). По каждому изображению может быть построен биометрический эталон $T(I)$. Эталоны сравниваются при помощи функции расстояния $d(T_i, T_j)$. В данном подходе без ограничения общности можно говорить и о сравнении изображений: $d(I_i, I_j) = d(T(I_i), T(I_j))$. Сравнение двух изображений $d(I_{p,i}, I_{q,j})$ называется *собственным* при $p = q$, то есть если изображения принадлежат одной персоне и *чужим* в противном случае. Все изображения базы попарно сравниваются между собой, всего происходит M^2 сравнений. Можно рассчитать общее число собственных сравнений:

$$N_{self} = |\{(I_{p,i}, I_{q,j}) : p = q\}| = \sum_{p=1}^P M_p^2 ,$$

и число чужих сравнений:

$$N_{alien} = |\{(I_{p,i}, I_{q,j}) : p \neq q\}| = M^2 - N_{self} .$$

Без ограничения общности будем считать расстояние d нормированным к отрезку $d \in [0; 1]$. Используя расстояние как классификатор и взяв порог $\Theta \in [0; 1]$, можно определить количество собственных сравнений с расстоянием больше Θ , то есть число ошибок первого рода (false reject):

$$N_{FR}(T) = |\{(I_{p,i}, I_{q,j}) : p = q , d(I_{p,i}, I_{q,j}) \geq \Theta\}| ,$$

количество чужих сравнений с расстоянием меньше Θ , то есть число ошибок второго рода (false accept):

$$N_{FA}(T) = |\{(I_{p,i}, I_{q,j}) : p \neq q, d(I_{p,i}, I_{q,j}) \leq \Theta\}| ,$$

и относительные ошибки первого и второго рода:

$$E_{FR}(\Theta) = \frac{N_{FR}(\Theta)}{N_{self}} , \quad E_{FA}(\Theta) = \frac{N_{FA}(\Theta)}{N_{alien}} . \quad (5.9)$$

Назовём *параметрической кривой ошибок (Detection Error Tradeoff, DET-curve)* ломаную, проведённую через точки $(E_{FR}(\Theta), E_{FA}(\Theta))$. По построению

$$E_{FR}(0) = 1 , \quad E_{FR}(1) = 0 , \quad E_{FA}(0) = 0 , \quad E_{FA}(1) = 1 .$$

Поэтому существует значение

$$\Theta_{EER} : E_{FR}(\Theta_{EER}) = E_{FA}(\Theta_{EER}) , \quad (5.10)$$

в котором достигается равная величина относительных ошибок первого и второго рода, *эквивалентная ошибка*. Эту величину примем как характеристику качества функции расстрояния d (а также, в некотором смысле, описанном ниже — качества выбора базы). Случай, когда для некоторого порога Θ все собственные сравнения дают меньшее расстояние, а все чужие — большее, называется *полной разделимостью* и принимается $E_{EER} = E_{FR}(\Theta) = E_{FA}(\Theta) \equiv 0$. Итак, по базе изображений B генерируются эталоны, функцией d производится их попарное сравнение, строятся зависимости (5.9) и вычисляется ошибка (5.10), что составляет процедуру *получения ошибки распознавания* (ПОР), которую можно записать как $E_{EER}(B, d)$.

Выбор по качеству

В основных работах, посвящённых качеству радужки, равно как в тесте [303], решается задача *отбраковки изображений*, формулируемая следующим образом: требуется исключить (отбраковать) изображения, по которым строятся эталоны, дающие большое количество ошибок распознавания. Важным условием такой отбраковки является то, что должно быть исключено как можно меньшее количество изображений. Такая постановка отличается от задачи выбора одного наилучшего изображения из последовательности. Поэтому, методы оценки качества, оптимизированные для задачи отбраковки, могут не давать хорошего решения задачи выбора. Однако, имеющиеся в настоящее время исследования никак не акцентируют внимание на этой проблеме, а просто используют критерии качества, полученные для задачи отбраковки, в задаче выбора.

Для оценки метода отбраковки применяется следующая процедура. Пусть необходимо определить результативность использования отбраковки по численному показателю качества $Q(I)$. Моделируется работа системы, использующей показатель качества $Q(I)$ с порогом Θ_Q , то есть из базы удаляются все изображения I , для которых $Q(I) < \Theta_Q$:

$$B'(T_Q) = B \setminus \{I_m : Q(I_m) < \Theta_Q\} .$$

Для полученного подмножества B' проводится процедура ПОР, и вычисляется $E_{EER}(B'(\Theta_Q))$, зависящее от порога. Также от порога зависит доля удалённых из базы данных изображений

$$S(\Theta_Q) = \frac{|B| - |B'(\Theta_Q)|}{|B|} .$$

Варьируя значение Θ_Q , можно построить параметрическую кривую зависимо-

сти ошибки классификации от доли отброшенных изображений

$$E(S) = \{(S(\Theta_Q), E(\Theta_Q))\} \quad . \quad (5.11)$$

Рассмотрим пару эталонов одной персоны: $T_{p,i}$ и $T_{p,j}$, дающих собственное сравнение с расстоянием $d(T_{p,i}, T_{p,j})$. Для этой пары можно определить количество чужих сравнений с меньшим расстоянием, то есть ошибок второго рода (в том числе это могут быть сравнения персоны p с другими):

$$\begin{aligned} a(p, i, j) &= |\{q, r, k, l\} : d(T_{p,i}, T_{p,j}) \geq d(T_{q,k}, T_{r,l})| \quad , \\ k &\in [1; M_q] \quad , \quad l \in [1; M_r] \quad . \end{aligned} \quad (5.12)$$

Для i -го изображения персоны p можно определить общее количество чужих сравнений с меньшим расстоянием для всех пар с его участием:

$$A(p, i) = \sum_j a(p, i, j) \quad , \quad (5.13)$$

а также количество чужих сравнений с расстояниями, меньшими некоторого порога Θ :

$$\begin{aligned} A_\Theta(p, i) &= \sum_j a(p, i, j, \Theta) \quad , \\ a(p, i, j, \Theta) &= |\{q, r, k, l\} : d(T_{p,i}, T_{p,j}) \geq d(T_{q,k}, T_{r,l}) \quad , \quad \Theta \geq d(T_{q,k}, T_{r,l})| \quad . \end{aligned} \quad (5.14)$$

Аналогичным образом можно определить количества ошибок первого рода. Не все изображения вносят одинаковый вклад в создание ошибок, как правило, существуют те, для которых $A(p, i) = 0$. Таким образом, имеется подмножество изображений, для которых полная разделяемость достигается, а значит, исключая эталоны (исходных изображений) из сравнения, можно снижать число ошибок классификации, вплоть до полной разделяемости. Однако может оказаться, что полная разделяемость достигается лишь при исключении неприемле-

мо большого числа эталонов. Поэтому, возникает задача исключить некоторое число эталонов при этом максимально снизив ошибку. Очевидно, что быстрее всего ошибка уменьшается при исключении эталонов с высокими значениями $A(p, i)$. Используя таблицу попарных сравнений, можно вычислить все $A(p, i)$ и далее последовательно исключать эталоны с высокими значениями этого показателя, до достижения необходимой точности или доли исключённых эталонов. Таким образом, можно построить кривую зависимости ошибки распознавания от доли отброшенных изображений $E^*(S)$. Использование таблицы попарных сравнений и выбор эталонов (а значит, изображений) с максимальными $A(p, i)$ является идеальным «предсказателем», позволяющим уменьшать ошибку работы классификатора (на обучающей выборке) при отбрасывании изображения максимально быстро. Таким образом, сравнивая кривую (5.11), полученную при использовании показателя качества $Q(I)$, с идеальной для данной выборки кривой $E^*(S)$, можно оценить этот показатель качества.

Выбор по матрице расстояний множества эталонов

Идея выбора изображений из множества на основании расстояний между ними состоит в том, что последовательность как правило включает в себя изображения с различным качеством. При этом при сравнении двух высококачественных изображений одного глаза получается малое расстояние, а если хотя бы одно из изображений имеет низкое качество, расстояние становится большим. Таким образом, изображения с высоким качеством формируют подмножество-кластер в метрическом пространстве, индуцируемом расстоянием d . Логично предположить, что наилучшее изображение имеет наименьшее среднее расстояние до элементов кластера (хотя расстояния до элементов, не входящих в кластер, могут быть велики).

Обозначим последовательность изображений (одного глаза) $I_n, n \in [1, N]$. По каждому такому изображению может быть сгенерирован эталон $T_n = T(I_n)$. Функция сравнения эталонов вычисляет расстояние между ними $d(T_n, T_m)$. Мат-

рица расстояний $D = (d_{nm})$, $n, m \in [1, N]$ имеет размер $N \times N$. Обозначим k -ю строку матрицы сравнений без k -го элемента (сравнения эталона самого с собой):

$$s_k = (d_{k,1}, \dots, d_{k,k-1}, d_{k,k+1}, \dots, d_{k,N}) \quad . \quad (5.15)$$

Отсортированная по возрастанию элементов строка (5.15)

$$\tilde{s}_k = (\tilde{d}_{k,1}, \dots, \tilde{d}_{k,N-1}) \quad . \quad (5.16)$$

Первые \sqrt{N} элементов строки (5.16) — расстояния внутри гипотетического кластера эталонов наиболее схожих изображений. Их среднее:

$$S_k = \sum_{i=1}^{\sqrt{N}} \tilde{d}_{k,i} \quad . \quad (5.17)$$

Выбираем эталон с минимальной суммой (5.17):

$$K = \underset{k}{arg \min} S_k \quad . \quad (5.18)$$

Численные эксперименты

Для проведения численных тестов использовались несколько баз данных, находящихся в открытом доступе и содержащих последовательности изображений:

- BATH [207], база состоит из 31988 изображений 800 персон;
- CASIA-3-Lamp [231], 16212 изображений, 411 персон;
- CASIA-4-Thousand [231], 20000 изображений, 1000 персон;
- ICE [302], 2954 изображений, 132 персон;

Каждое множество изображений одного глаза разбивалось на группы из $N = 5$ элементов, из каждой такой группы выбиралось одно изображение одним из

пяти способов:

- случайный, то есть моделируется ситуация отсутствия выбора (Random);
- максимальное качество $K = \arg \max_k q_k$ (Maximum quality);
- аналогичное минимальное качество $K = \arg \min_k q_k$ (Minimum quality);
- минимальное расстояние (5.18) (Minimum distance);
- аналогичное максимальное расстояние $K = \arg \max_k S_k$ (Maximum distance).

После чего над выбранными изображениями производилась процедура ПОР и строились параметрические кривые ошибок. Минимально качество и максимальное расстояние введены как контраст, выбор худшего, *анти-выбор*. Кривые для баз CASIA показаны на Рис. 5.3 и 5.4. На этих графиках по осям абсцисс и ординат отложены величины относительной ошибки первого и второго рода (5.9) соответственно.

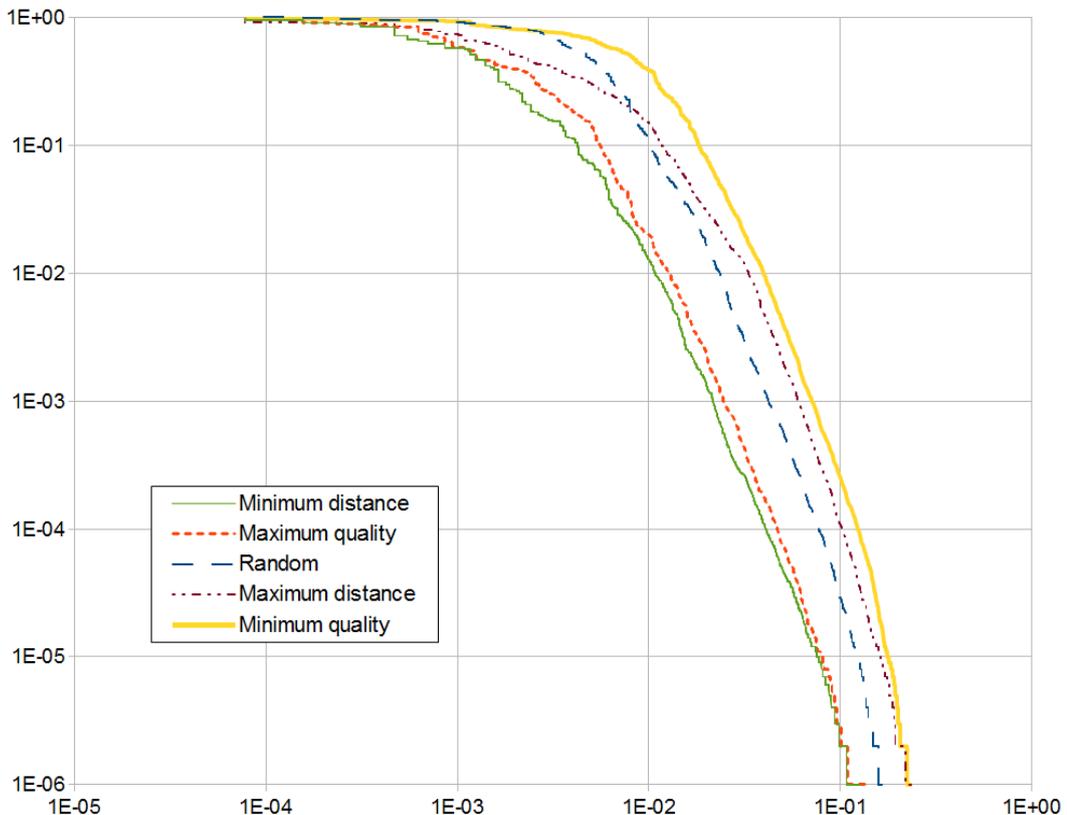


Рис. 5.3. Параметрические кривые ошибок для CASIA-3-Lamp.

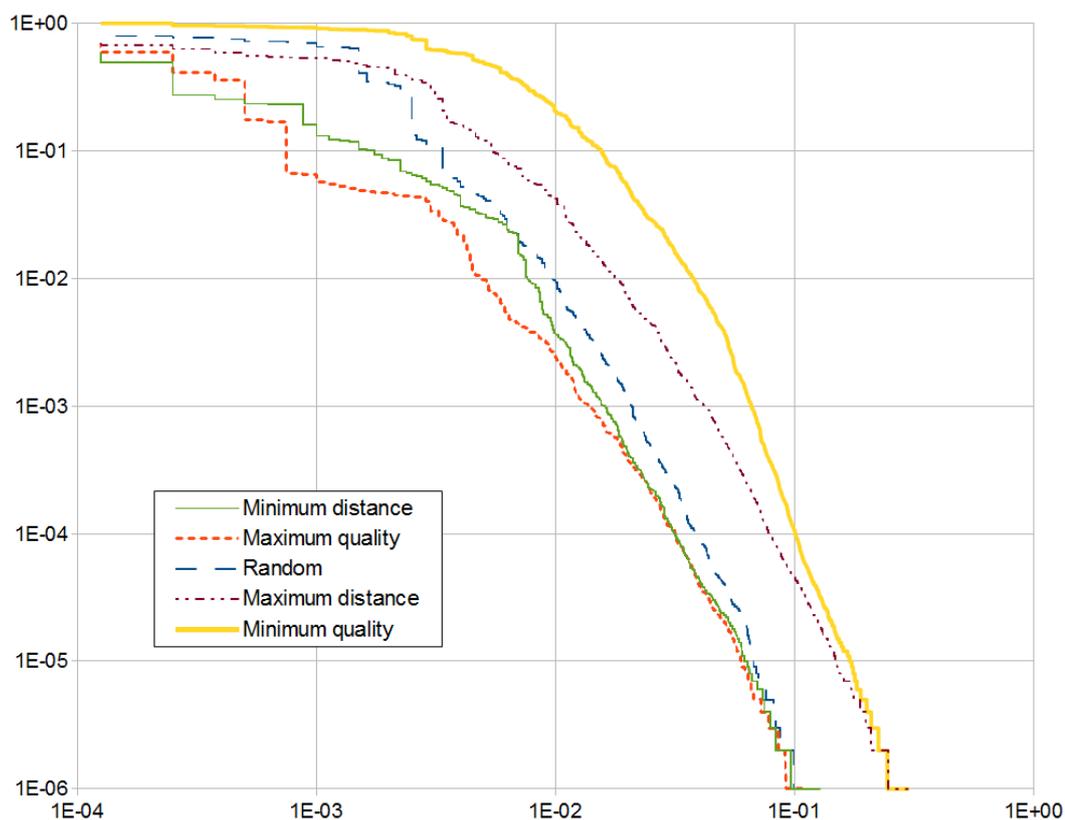


Рис. 5.4. Параметрические кривые ошибок для CASIA-4-Thousand.

Таблица 5.2. Эквивалентная ошибка при выборе различными методами

Метод	База			
	BATH	CASIA3	CASIA4	ICE
Random	0.1095%	1.9294%	0.9750%	0.3350%
Maximum quality	0.0960%	1.1717%	0.6125%	0.2237%
Minimum quality	0.1408%	2.8355%	2.6375%	1.6219%
Minimum distance	0.0782%	1.0623%	0.8400%	0.1119%
Maximum distance	0.1114%	2.3484%	1.4859%	0.8949%

Величины эквивалентных ошибок приведены в таблице. Анализируя графики и таблицу, можно отметить следующее:

1. Во всех случаях выбор случайного (моделирование отсутствия выбора из последовательности) оказался хуже выбора по качеству и по расстоянию и лучше анти-выбора.

2. Выбор по качеству хуже выбора по расстоянию для всех баз кроме CASIA-4. В целом оба эти выбора дают сопоставимые результаты.

3. Антивывбор по качеству даёт стабильно самые худшие результаты. То есть процедура оценки качества действительно хорошо отбраковывает плохие

изображения.

Следует также отметить, что метод выбора по расстоянию использует лишь функцию сравнения (которая в любом случае должна присутствовать в системе распознавания) и не требует разработки специальной процедуры оценки качества.

5.4. Большие базы эталонов

В работе биометрических систем распознавания можно выделить два этапа: определение биометрических признаков (т.н. эталона) и сравнение полученного эталона с ранее зарегистрированными, содержащимися в базе данных. Для больших баз сравнение может занимать значительное, неприемлемое время. Создаются и планируются всё более сложные и массивные проекты с участием биометрического распознавания [394]. Принципиальным моментом развития таких систем является возрастание их масштаба, а именно, увеличение количества зарегистрированных персон. Уже существует потребность в биометрических системах, в которых число эталонов превышает 100 миллионов [287].

Процесс распознавания по радужке состоит из следующих основных этапов: регистрация изображения; выделение информативной области; получение признаков, характерных для индивида и инвариантных к условиям регистрации, в совокупности называемых биометрическим эталоном; поиск в базе. Вычислительная сложность и время исполнения первых трёх этапов не зависят от размера базы. Последний этап в большинстве существующих реализаций – это полный перебор эталонов (возможно, распараллеленный) и сравнение с предъявленным эталоном, до получения сходства, превышающего порог узнавания. Выбор способа вычисления сходства (т.е. метрики в пространстве эталонов) зависит от природы эталона; так, для IrisCode [256] используется расстояние Хэмминга. В рамках этой работы эталоны вычислялись на основе спектрального преобразования Хаара, и использовалось евклидово расстояние для компонент

спектра из определённого диапазона частот.

Для баз размером тысячи и более эталонов этап поиска становится основным по времени вычисления, которое линейно возрастает с увеличением количества эталонов в базе. Для систем распознавания работающих на основе IrisCode был разработан метод быстрого поиска FFS [287]. В работе [477] проводится грубая классификация изображений радужки на 4 класса путем определения фрактальной размерности частей изображения. В работе [463] индексация проводилась на основе характеристик текстуры, полученных путём вычисления чисел Эйлера.

Оптимизацию времени поиска соответствующего эталона исходно можно проводить двумя разными путями: 1) уменьшение времени элементарного сравнения; 2) построение способа не производящего полного перебора, а значит требующего меньшего количества сравнений.

Индексирование и выбор подмножеств из баз данных при помощи под-эталона меньшей размерности рассмотрено в работе [362]. Индексирование при помощи вычисления текстурных признаков в заданных областях нормированного изображения радужки предлагается в [477].

Уменьшение перебора возможно при помощи нескольких методов. Создание оптимальной кластеризации рассмотрено в работах [68, 121, 122, 221, 262]. Различные варианты оптимального поиска с использованием нескольких реперов (локаторов) описаны в [1, 65, 67, 129, 130, 287].

5.4.1. Иерархическая кластеризация

Создан и апробирован метод кластеризации пространства изображений радужки так, чтобы для предъявленного эталона можно было вычислить, к какому классу он принадлежит, и производить поиск только по элементам этого класса. Для разбиения множества эталонов на классы использовался иерархический аггломеративный метод кластеризации [160]. Для определения межкластерного расстояния экспериментально был выбран метод дальнего соседа

(расстоянию между кластерами присваивается максимальное значение попарных расстояний между элементами двух кластеров), так как он порождает наиболее сбалансированное распределение по классам. В результате проведения иерархической кластеризации получается последовательность шагов объединения кластеров, и возрастающих расстояний между объединяемыми кластерами на каждом шаге. По этим данным можно построить зависимость количества кластеров от порогового расстояния между кластерами. По этой зависимости можно определить, при каких значениях при очередном слиянии происходит резкое увеличение расстояния. Эти значения можно использовать для выбора уровня кластеризации естественного для данной выборки. К сожалению, при такой кластеризации не удаётся добиться того, чтобы несколько изображений одной и той же радужки гарантированно попадали в единственный класс. Однако, как показали эксперименты, количество классов в которые попадают эталоны одной персоны, существенно меньше как общего количества классов, так и количества изображений для одного человека.

Таблица 5.3. Распределение персон по количеству содержащих классов

Число классов, в которые попадает персона	1	2	3	4	5	>5
Доля персон, эталоны которых распределились по данному числу классов	0.52	0.25	0.14	0.05	0.03	0.01

Распознавание нового эталона при сравнении с базой, кластеризованной таким образом, состоит из нескольких шагов. На первом шаге эталон сравнивается с классами (с типичными их представителями или иным методом) для того, чтобы определить наиболее близкий класс (т.е. тот, который с наибольшей вероятностью содержит эталон данной персоны, если только она вообще есть в базе). Далее новый эталон сравнивается с представителями этого класса. Если достаточного для распознавания сходства не получено, то производится второго по порядку выбор наиболее близкого класса и перебор элементов из него.

Пусть N – количество эталонов в базе, k – количество классов. Введём ограничение: каждая персона представлена одинаковым количеством эталонов m . В базах [207, 231, 414] число изображений одинаково для всех персон, кроме того, запись всегда одинакового числа эталонов при регистрации персоны представляется вполне естественной. Для каждого человека можно вычислить распределение по классам (кластерам) и упорядочить по количеству вхождений. То есть, например, $m = 20$, персона «А» встречается в трёх классах, в одном из них 14 раз, во втором 5, в третьем 1, что даёт частоты $p_A = (0.7; 0.25; 0.05; 0; \dots)$; персона «В» — 20 раз в одном классе $p_B = (1; 0; \dots)$; персона «С» — 16 раз в одном и ещё по разу в 4 классах $p_C = (0.8; 0.05; 0.05; 0.05; 0.05; 0; \dots)$ и т.п. Далее усреднением этих порядковых распределений по всем людям, получим общее распределение p_Σ . Для базы эталонов трёх персон «А», «В», «С» компоненты этого распределения будут $p_{\Sigma,1} = (0.7 + 1 + 0.8) / 3 = 0.833$, $p_{\Sigma,2} = (0.25 + 0 + 0.05) / 3 = 0.1$, $p_{\Sigma,3} = (0.05 + 0 + 0.05) / 3 = 0.033$ и т.д. Таким образом $p_{\Sigma,i}$ – это вероятность того, что эталон будет найден в i -ом по порядку перебора классе.

Общее время поиска складывается времени, затрачиваемого на ранжирование классов: kt_{cl} , где t_{cl} — время сравнения эталона с классом, и последовательных переборов классов, с учётом вероятностей наступления этих событий. Обозначим q_{cl} — вероятность ошибки при сравнении нового эталона с классом (выбран не класс, содержащий максимальное число эталонов человека, а другой). Эта величина близка к ошибке первого рода (не узнан свой) при сравнении эталонов. Метод кластеризации по ближайшему соседу создаёт примерно равные классы, поэтому число элементов класса $\approx \frac{N}{k}$. В первом выбранном классе (если не произошла ошибка) содержится в среднем $p_{\Sigma,1} \frac{N}{k}$ элементов нужного класса, и среднее время перебора до первого из этих элементов можно оценить как $r_1 = \min \left\{ \frac{N}{(m+1)p_{\Sigma,1}}, \frac{N}{k} \right\}$. Будем полагать, что первый же встреченный элемент распознан. В этом случае первый класс обрабатывается за время $(1 - q_{cl}) r_1 t_{cl}$, где t_{cl} – время сравнения двух эталонов. В случае, если произошла

ошибка и класс не содержит максимального числа элементов, время перебора будет больше. Положим (оценивая время сверху), что в этом случае в классе не содержится эталонов нужной персоны, а значит потребуется перебрать все элементы (затратив время $q_{cl} \frac{N}{k} t_{el}$) а затем начать обработку второго класса. Таким образом, время, затрачиваемое на поиск:

$$t < kt_{cl} + (1 - q_{cl}) r_1 t_{el} + q_{cl} \left(\frac{N}{k} t_{el} + (1 - q_{cl}) r_2 t_{el} + q_{cl} \left(\frac{N}{k} t_{el} + (1 - q_{cl}) r_3 t_{el} + \dots \right) \right)$$

В случае непосредственного перебора (без разбиения на классы), получим частный случай при $k = 1 : q_{cl} \equiv 0$, $p_{\Sigma,1} \equiv 1$, $t = \frac{N}{(m+1)}$.

Эксперименты. Для экспериментов были использованы две базы изображений радужек. Первая (ВАТН) включает в себя по 20 снимков левого и правого глаза для 300 человек, то есть 600 уникальных глаз [207]. Вторая (CASIA) содержит снимки 1000 людей, по 10 изображений для каждого глаза [231].

Был поставлен эксперимент, моделирующий применение системы в реальной жизни. Под этим в первую очередь понимается то, что в ходе эксплуатации системы в неё могут добавляться новые люди, и при этом кластеризация не должна проводиться заново. Это условие с одной стороны отражает то, что в системе идентификации может быть зарегистрирован новый человек, а с другой стороны показывает, что для развёртывания большой базы кластеризацию пространства изображений можно проводить лишь на некоторой выборке, что критично для сверхбольших баз, для которых сравнение каждого элемента с каждым невозможно провести за приемлемое время.

Эксперимент ставился следующим образом: кластеризация проводилась для выборки из 300 человек по 5 изображений на каждого. После чего оставшиеся изображения распределялись по классам. Вычислялись центры классов, которые считались далее их представителями, используемыми при ранжировании. После чего для всех оставшихся эталонов базы производился поиск описанным методом, и подсчитывалось число сравнений. Также производился поиск

прямым перебором. Коэффициент ускорения определялся как отношение числа сравнений, потребовавшегося в этих двух случаях.

Таблица 5.4. Результаты моделирования

База	Обучающая выборка	Число распознаваемых изображений	Число кластеров	Коэффициент ускорения
BATH	100x5	100x20	29	1.62
BATH	300x4	300x20	59	2.29
CASIA	300x5	1000x10	42	2.61

Применение метода позволило сократить количество сравнений более чем в 2 раза. Это, однако не является достаточным, метод кластеризации представляется неэффективным для больших баз данных.

5.5. Выводы к пятой главе

Рассмотрены вопросы, связанные с вычислением информативных признаков радужки и сравнением её эталонов. Представленные методы реализованы программно и внедрены в системах распознавания РОГ.

1. На основании моделей первой главы предложено конформное преобразование кольцевой области радужки в прямоугольник. Для формирования системы признаков предложено двумерное преобразование Хаара. На основании численных экспериментов выбрана оптимальная по точности метрика (расстояние) в пространстве признаков для классификации.

2. Рассмотрен вопрос использования последовательности изображений и выбора из неё наилучшего элемента для создания эталона. Предложена методика выбора такого элемента, основанная на матрице перекрёстных сравнений эталонов, полученных по изображениям последовательности. Показано преимущество этого метода над стандартно используемым методом выбора по качеству.

3. Для решения проблемы ускорения поиска соответствия в больших ба-

зах данных рассмотрен метод иерархической кластеризации пространства эталонов.

Выводы

1. Исследованы свойства радужки глаза человека и её изображений, определены их статистические характеристики. На основании статистики построена модель изображения радужки как совокупности распределений яркости, текстурных характеристик, вероятностей затенения. Предложены модели движения элементов радужки глаза, на основании этих моделей создан метод нормирования области радужки, превосходящий по точности существующие аналоги.

2. Разработаны и исследованы методы и алгоритмы, обеспечивающие выделение области радужки на изображении глаза, определены их характеристики и область применимости. Все исследованные методы реализованы программно, их показатели получены в численных экспериментах и сравнены с теоретическими оценками, а также с имеющимися аналогами.

3. На основании полученных характеристик отдельные алгоритмы выбраны и сведены в целостную систему выделения информативной части радужки на изображении. Основная идея построения системы методов состоит в том, что вначале определяются наиболее общие и приближенные характеристики объектов, которые затем последовательно дополняются более частными и уточняются. Каждый из этих шагов реализуется специальным методом, отличным от других, приспособленным для выполнения достаточно узко поставленной задачи данного шага. Система методов реализована программно и внедрена в устройствах биометрической идентификации и пупиллометрии.

4. Для изображений, получаемых современными системами распознавания по радужке, а также для на базах данных, используемых для стандартизации и проверки работоспособности методов, алгоритмов и систем обработки изображений радужки, доля изображений, на которых предложенная система не выделяет область радужки, не превышает 0.05%. Доля изображений, на которых радужка выделяется с ошибкой, неприемлемой для дальнейшего распознавания, не превышает 0.1%. По этим показателям предложенная система не уступает мировым аналогам, а по точности работы на низкокачественных изоб-

ражениях — превосходит, что подтверждено международными тестами.

5. Разработана система методов анализа качества изображения и качества выделенной области радужки. Построено решающее правило, объединяющее различные методы с выдачей единого показателя качества. Решающее правило отвергает изображения с низким качеством, дающие основную долю ошибок распознавания. Исследованы возможности компромисса между ошибкой отказа в регистрации (отвержение качественного изображения) и ошибкой распознавания, построены параметрические кривые для индивидуальных методов и их совокупности.

6. Исследованы способы защиты системы распознавания от попыток фальсификации радужки. Созданы методы выявления изображений, полученный при регистрации поддельных радужек. Метод определения напечатанных рисунков радужки показывает полную разделимость изображений реальных и напечатанных радужек.

7. Разработаны методы и алгоритмы для создания биометрических эталонов по изображениям радужки и их последующего сравнения. Разработан метод выбора наилучшего в смысле точности распознавания изображения из последовательности. Для сценария однократной верификации (один биометрический эталон сравнивается с одним эталоном базы данных) достигнута величина ошибок первого рода (доли ложных отказов при распознавании) равная 10^{-2} , а величина ошибки второго рода, то есть доля ложных допусков составляет 10^{-4} , что соответствует вводу четырёхзначного пин-кода и превосходит иные биометрические модальности.

8. Собрана и размечена база данных изображений радужки глаза, в которой представлены изображения и последовательности изображений, реализующие приведённые выше задачи. База данных включает в себя более миллиона изображений глаза, более 500000 качественных изображений радужки, зарегистрированной промышленными устройствами (Iritech, Panasonic, LG, OKI), а также лабораторными моделями, всего 10 типов устройств. Также в

базу входят более 400000 малокачественных изображений, не пригодных для распознавания и более 100000 изображений поддельных радужек.

9. Созданы тестовые приложения и проведены вычислительные эксперименты по определению работоспособности перечисленных методов с опорой на собранную базу изображений.

Литература

1. Абрамов В.И., Середин О.С., Моттль В.В. Обучение распознаванию образов в евклидовых метрических пространствах по методу опорных объектов // Известия Тульского государственного университета. Естественные науки. 2013. N.2-1. P.119-136.
2. Арлазаров В.Л., Славин О.А. Алгоритмы распознавания и технологии ввода текстов в ЭВМ // Информационные технологии и вычислительные системы. 1996. N.1. P.48.
3. Арлазаров В.Л., Котович Н.В., Славин О.А. Адаптивное распознавание // Информационные технологии и вычислительные системы. 2002. N.4. P.11.
4. Арлазаров В.Л., Казанов М.Д. Сегментация объектов малого размера на цветных изображениях // Программирование. 2008. V.34. N.3. P.65–76.
5. Бекетова И.В., Каратеев С.Л., Визильтер Ю.В., Бондаренко А.В., Желтов С.Ю. Автоматическое обнаружение лиц на цифровых изображениях на основе метода адаптивной классификации AdaBoost // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2007. N.8. P.2-6.
6. Бекетова И.В., Каратеев С.Л., Визильтер Ю.В., Бондаренко А.В., Желтов С.Ю. Программно-аппаратный комплекс подготовки и контроля цифровых фотографий для биометрических документов // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2008. N.2. P.9-14.
7. Белоглазов И.Н., Казарин С.Н. Стереоскопическая навигационная система // Изв. РАН. ТиСУ. 1997. V.36. N.6. P.15–37.
8. Вопросы кибернетики: Распознавание видеографической информации. Под ред. В.Б.Бетелина. М.:Российская Академия наук, 1999. – 133 с.
9. Бирич Т.А., Марченко Л.Н., Чекина А.Ю. Офтальмология. – Минск. Высшая школа, 2007. – 576 с.
10. Блаттер К. Вейвлет-анализ. Основы теории. – М.: Техносфера, 2006. – 272 с.

11. Болл Р.М., Коннел Д.Х., Панканти Ш., Ратха Н.К., Сеньор Э.У. Руководство по биометрии. – М.: Техносфера, 2007. – 368 с.
12. Большаков А.А., Каримов Р.Н. Методы обработки многомерных данных и временных рядов. Учебное пособие для вузов. – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 522 с.
13. Автоматический анализ сложных изображений: сборник переводов под ред. Э.М.Бравермана. – М.: Мир, 1969. – 308 с.
14. Братусь А.С., Новожилов А.С., Платонов А.П. Динамические системы и модели биологии. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2010. – 400 с.
15. Брилюк Д.В., Старовойтов В.В. Распознавание человека по изображению лица нейросетевыми методами. – Минск, 2002. – 54 с.
16. Буряк Д.Ю., Визильтер Ю.В. Метод автоматизированного конструирования процедур обнаружения объектов по их структурному описанию // Журнал радиоэлектроники. 2003. N.4. P.2.
17. Вавилов С. Глаз и Солнце. – СПб: Амфора. ТИД Амфора, 2006. – 334 с.
18. Вельховер Е.С., Шульпина Н.Б., Алиева З.А., Ромашов Ф.Н. Иридодиагностика. – М.: Медицина, 1988. – 240 с.
19. Вельховер Е.С., Ананин В.Ф. Введение в иринологию. Пупиллодиагностика. – М.: Изд-во УДН, 1991. – 212 с.
20. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Князь В.А., Ходарёв А.Н., Моржин А.В. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW и IMAQ Vision. – М.: ДМК Пресс, 2007. – 464 с.
21. Визильтер Ю.В. Применение метода анализа морфологических свидетельств в задачах машинного зрения // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2007. N.9. P.11-18.
22. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю. Проективные морфологии и их применение в структурном анализе цифровых изображений // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2008. N.6. P.113-128.

23. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю. Использование проективных морфологий в задачах обнаружения и идентификации объектов на изображениях // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2009. N.2. P.125-138.
24. Визильтер Ю.В., Горбацевич В.С. Описание формы объектов на изображениях при помощи гибких структурирующих элементов // Механика, управление и информатика. 2012. N.8. P.162-167.
25. Волошин Н.В., Кузьмук В.В., Тараненко Е.А. Моделирование и распознавание информативных участков в автоматизированных системах природо-диагностики // Восточно-европейский журнал передовых технологий. 2011. V.50. N.2. P.65–69.
26. Гайдышев И. Анализ и обработка данных: специальный справочник – СПб: Питер, 2001. – 752 с.
27. К.А.Ганькин, А.Н.Гнеушев, И.А.Матвеев Сегментация изображения радужки глаза, основанная на приближенных методах с последующими уточнениями // Известия РАН. Теория и системы управления. 2014. N.2. С.78-92.
28. Гельфанд И.М., Розенфельд Б.И., Шифрин М.А. Очерки о совместной работе математиков и врачей / Под ред. С.Г.Гиндикина. Изд. 2-е, испр. и доп. – М.: Едиториал УРСС, 2005. – 320 с.
29. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
30. Гончарский А.В., Кочкиков И.В., Матвиенко А.Н. Реконструктивная обработка и анализ изображений в задачах вычислительной диагностики. – М.: Изд-во Моск. ун-та, 1993. – 140 с.
31. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания: Учеб. пособие для вузов. – 3-е изд., перераб. и доп. – М.: Высш. шк., 1989. – 232 с.

32. ГОСТ Р ИСО/МЭК 19794-6-2006. Автоматическая идентификация. Идентификация биометрическая. Форматы обмена биометрическими данными. Часть 6. Данные изображения радужной оболочки глаза. – М.:Стандартинформ, 2006. – 23 с.
33. Гостев И.М. Об одном методе получения контуров изображений // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2004. N.3. P.97-104.
34. Гостев И.М. О принципах построения эталона в системах распознавания графических образов // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2004. N.5. P.135-142.
35. Гостев И.М. О методах распознавания графических образов // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2004. N.1. P.138-144.
36. Гостев И.М. Об идентификации графических объектов по контурным фрагментам // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2005. N.1. P.144-151.
37. Гостев И.М. О методах повышения качества идентификации графических объектов в методах геометрической корреляции // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. 2005. N.3. P.55-64.
38. Граевская Н.Д., Долматова Т.И., Варченко Н.Н., Макаrchук И.Е., Лаптева К.В. Скрининговый метод бинокулярной синхронной пупиллометрии в оценке функционального состояния спортсменов // Физическое воспитание и спорт учащейся и студенческой молодежи. Сборник научных и научно-методических статей. Москва. 2001.
39. Грегори Р.Л. Разумный глаз: Пер. с англ. Изд. 2-е. – М.: Едиториал УРСС, 2003. – 240 с.
40. Гренандер У. Лекции по теории образов: Анализ образов. Пер. с англ. – М.: Мир, 1981. – 448 с.

41. Гридин В.Н., Титов В.С., Труфанов М.И. Адаптивные системы технического зрения // Центр информ. технологий в проектировании РАН (ЦИТП РАН). Санкт-Петербург, 2009.
42. Гридин В.Н., Титов В.С., Труфанов М.И., Газов А.И. Автоматизированная установка для обнаружения и индикации нарушений оптических свойств хрусталика глаза // Информационные технологии в проектировании и производстве. 2011. N.1. P.53–59.
43. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 352 с.
44. Гудмен Дж. Статистическая оптика: пер с англ. – М. Мир, 1988. – 528 с.
45. Гуревич И.Б., Журавлёв Ю.И., Сметанин Ю.Г. Дескриптивные алгебры изображений: определения и примеры // Автометрия. 1999. N.6. P.4.
46. Дегтярев С.В., Мирошниченко С.Ю., Титов В.С. Телевизионное устройство выделения контуров // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2005. V.48. N.11. P.60–63.
47. Дегтярева А. Деформируемые модели в задаче локализации объекта на изображении. // Десятый научно-практический семинар "Новые информационные технологии в автоматизированных системах". Москва. 2007. с.11-16.
48. Дидэ Э. Методы анализа данных: Пер. с фр. – М.: Финансы и статистика, 1985. – 357 с.
49. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. – Москва-Ижевск: НИЦ "Регулярная и хаотическая динамика 2004 . – 464 с.
50. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир, 1976. – 511 с.
51. Дэйвид Г. Порядковые статистики. – М.: Наука, 1979. – 336 с.

52. Дюк В., Самойленко А. Data Mining: учебный курс. – СПб: Питер, 2001. – 368 с.
53. Желтов Г.И., Жирков В.Ф., Новиков К.В. Экспериментальный комплекс для идентификации личности по радужной оболочке глаз // IX Межд. науч. конф. «Перспективные технологии в средствах передачи информации – ПТСПИ-2011» Владимир–Суздаль, 2011.
54. Желтов Г.И. Идентификация по радужке: проблемы фоторегистрации // Вестник МГТУ им. Н.Э.Баумана. Сер. «Приборостроение». 2012. Р.62–72.
55. Желтов С.Ю., Визильтер Ю.В., Ососков М.В., Кафатеев С.Л., Бекетова И.В. Автоматическое выделение на цветных цифровых изображениях лица человека и его характерных черт // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2005. N.10. Р.2.
56. Жизняков А.Л. Теоретические основы обработки многомасштабных последовательностей цифровых изображений монография / А. Л. Жизняков, С. С. Садыков ; Федеральное агентство по образованию, Гос. образовательное учреждение высш. проф. образования Владимирский гос. ун-т. Владимир, 2008.
57. Журавлев Ю.И. Непараметрические задачи распознавания образов // Кибернетика и системный анализ. 1976. N.6. Р.93.
58. Журавлёв Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. 1987. Т.33. С.5-68.
59. Компьютер и задачи выбора / автор предисл. Ю.И.Журавлёв. М.:Наука, 1989. – 208с.
60. Журавлёв Ю.И., Гуревич И.Б. Распознавание образов и распознавание изображений // Распознавание, классификация, прогноз. 1989. Т.2. С.5-73.
61. Журавлёв Ю.И., Рязанов В.В., Сенько О.В. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения, М.: Фазис, 2006.

62. Завьялов Ю.С., Квасов Б.И., Мирошниченко В.Л. Методы сплайн-функций. – М.: Наука, 1980. – 350 с.
63. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применение. М.: Сов. радио, 1972.
64. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. Новосибирск: Изд-во ИМ СО РАН, 1999.
65. Загоруйко Н.Г., Дюбанов В.В. Методы ускорения процесса поиска ближайшего аналога при распознавании большого числа образов // Автометрия. 2004. V.40. N.6. P.101–109.
66. Загоруйко Н.Г., Кутненко О.А. Методы распознавания, основанные на алгоритме ADDEL // Сибирский журнал индустриальной математики. 2004. V.VII. N.1. P.39–47.
67. Загоруйко Н.Г., Дюбанов В.В. Семейство алгоритмов ЛОКАТОР для быстрого поиска ближайшего аналога // Сибирский журнал индустриальной математики. 2006. V.IX. N.4. P.64–74.
68. Ивахненко А.Г. Применение принципа самоорганизации для объективной кластеризации изображений, системного анализа и долгосрочного прогноза // Автоматика. 1986. N.1. P.5–11.
69. Карнаухов В.Н., Ярославский Л.П. Коррекция четкости изображений при произвольной «гладкой» дефокусировке // Письма в Журнал технической физики. 1981. V.7. N.15. P.908.
70. Коков А.А. Автоматизированная подсистема распознавания и оконтуривания клеток // <http://masters.donntu.edu.ua/2003/kita/kokov/library/pub1.htm>
71. Коновалов В.В., Антонов А.А. Практическая иридология. – М.: Медицинская газета "Окулос 1990. – 88 с.
72. Коньшева Л.К., Назаров Д.М. Основы теории нечётких множеств: Учебное пособие. – СПб: Питер, 2011. – 192 с.

73. Короновский А.А., Храмов А.Е. Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 176 с.
74. Кузнецов А.В., Куприянов А.В., Ильясова Н.Ю. Анализ изображения радужной оболочки глаза с использованием преобразования Радона // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. 2008. N.2. P.240–244.
75. Кузнецов В.Д., Матвеев И.А., Мурынин А.Б. Идентификация объектов по стереоизображениям: II. Оптимизация информационного пространства // Известия РАН. Теория и системы управления. 1998, N.4, с.50-53.
76. Марр Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов. / Пер с англ. М.: Радио и связь, 1987.
77. Матвеев И.А., Мурынин А.Б. Идентификация объектов по стереоизображениям. Оптимизация алгоритмов восстановления поверхности // Известия РАН. Теория и системы управления. 1998. N.3. с.149-155.
78. Матвеев И.А., Ганькин К.А. Распознавание человека по радужной оболочке глаза и оценка его функционального состояния по зрачковым реакциям // Всероссийская конференция BIOMETRICS 2003 AIA, Москва
79. Матвеев И.А., Ганькин К.А. Распознавание человека по радужке // Системы безопасности. 2004. №5. С.72-76.
80. Матвеев И.А., Ганькин К.А. Исследование устойчивости алгоритмов распознавания радужки // Международная биометрическая конференция BIOMETRICS AIA 2006 TTS «Транспортные и пассажирские системы», Москва, 28-29 июня 2006
81. Матвеев И.А. Проблемы разработки алгоритмов распознавания радужки // 5я Международная биометрическая конференция BIOMETRICS AIA 2006 LEGS «Паспортные и правоохранительные системы», Москва, 18-19 октября 2006
82. Матвеев И.А. Поиск центра глаза на изображении // Труды ИСА РАН. Динамика неоднородных систем. 2006. N.10(2). с.206-211.

83. Матвеев И.А. Метод поиска окружности с известной внутренней точкой на изображении // Труды ИСА РАН. Динамика неоднородных систем. 2007. N.31. Т.1. С.288-293.
84. Матвеев И.А. Поиск центра глаза на изображении методом Хафа // Мехатроника, автоматизация, управление. 2007. N.2. с.36-40.
85. Матвеев И.А. Система идентификации человека по радужке и лицу Iris642 // 7я Международная биометрическая конференция BIOMETRICS AIA 2007 TTS «Транспортные и пассажирские системы», Москва, 22 ноября 2007
86. Матвеев И.А. Алгоритм поиска радужки глаза по взаимосвязанным максимумам проекций градиентов яркости // Мехатроника, автоматизация, управление. 2009. N.5. с.62-68.
87. Матвеев И.А. Определение радужки глаза на изображении по согласованным максимумам проекций градиентов яркости // Международная конференция по прикладной математике и информатике, посвящённая 100-летию со дня рождения академика А.А.Дородницына, Москва, ВЦ РАН, 2010. с.239-241.
88. Матвеев И.А. Оптимизация кругового пути как метод выделения и уточнения границ радужки на изображении глаза // Известия РАН. Теория и системы управления. 2011. N.5. с.78-84.
89. Матвеев И.А. Выделение радужки методом оптимизации кругового пути // Математические методы распознавания образов: 15-я Всероссийская конференция, г.Петрозаводск, 11-17 сентября 2011.: Сборник докладов - М.: МАКС Пресс, с.474-477.
90. Матвеев И.А. Поиск центра радужки на изображении методом Хафа с двумерным пространством параметров // Известия РАН. Теория и системы управления. 2012. N.6. С.44-51.
91. Меркулов И.И. Учение о зрачке // Вопросы нейроофтальмологии. Харьков. 1961. N.7. Р.23–28.

92. Местецкий Л.М. Непрерывная морфология бинарных изображений: скелеты фигуры циркуляры. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009. – 288 с.
93. Мирошниченко С.Ю., Титов В.С., Труфанов М.И., Акульшин Г.Ю. Способ распознавания глаз на изображении и устройство для его реализации // патент на изобретение RUS 2390844 22.10.2007
94. Мониц Ю.И., Старовойтов В.В., Оценки качества для анализа цифровых изображений // Искусственный интеллект. 2008. N.4. P.376–386.
95. Мониц Ю.И., Старовойтов В.В. Обработка изображений радужной оболочки глаза в целях идентификации границ // Искусственный интеллект. 2009. N.3. P.397–403.
96. Мониц Ю.И., Старовойтов В.В. Выбор размера шаблона радужной оболочки глаза для распознавания личности // Доклады БГУИР. 2010. N.3. P.116–122.
97. Мониц Ю.И., Старовойтов В.В. Новый подход к построению кода радужной оболочки глаза // Искусственный интеллект. 2010. N.3. P.356–463.
98. Моттль В.В., Татарчук А.И., Елисеев А.П. Экспериментальное исследование методов многомодального распознавания образов с регулируемой селективностью // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2008. N.3. P.197-205.
99. Мурынин А.Б., Десятчиков А.А., Ковков Д.В., Лобанцов В.В., Маковкин К.А., Матвеев И.А., Чучупал В.Я. Мультимодальная биометрия – перспективное решение // Системы безопасности, 2006. N.6. pp.156-160.
100. Мурынин А.Б., Десятчиков А.А., Матвеев И.А. Биометрические технологии дистанционного распознавания человека и объединение решений // Международная биометрическая конференция BIOMETRICS AIA 2006 TTS «Транспортные и пассажирские системы», Москва, 28-29 июня 2006
101. Мурынин А.Б., Десятчиков А.А., Ковков Д.В., Лобанцов В.В., Маковкин К.А., Матвеев И.А., Чучупал В.Я. Комплекс алгоритмов для устойчивого

- распознавания человека // Известия РАН. Теория и системы управления. 2006. N.6 p.119-130.
102. Налимов А.Г., Хонина С.Н., Сойфер В.А., Котляр В.В., Скиданов Р.В. Оптико-цифровая система для идентификации отпечатков пальцев в режиме реального времени // Оптический журнал. 2003. V.70. N.8. P.70-74.
 103. Окунь Я. Факторный анализ. – М.: Статистика, 1984. – 200 с.
 104. Оппенгейм А.В., Шафер Р.В. Цифровая обработка сигналов: Пер. с англ. / Под ред. С.Я.Шаца. – М.: Связь, 1979. – 416 с.
 105. Орлов А.А., Садыков С.С. Применение преобразования Хоха для обработки и анализа медицинских изображений // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2000. N.5. P.74-78.
 106. Орлов А.А. Теоретические основы интегральных преобразований изображений по линиям // монография / А. А. Орлов, С. С. Садыков ; Федеральное агентство по образованию, Гос. образовательное учреждение высш. проф. образования Владимирский гос. ун-т. Владимир, 2008.
 107. Павельева Е.А., Крылов А.С., Ушмаев О.С. Развитие информационной технологии идентификации человека по радужной оболочке глаза на основе преобразования Эрмита // Научные технологии. 2009. V.10. N.4. P.36-42.
 108. Павельева Е.А., Крылов А.С. Определение локальных сдвигов изображений радужных оболочек глаз методом проекционной фазовой корреляции // Proc. 21-я международная конференция по компьютерной графике и зрению GraphiCon-2011. P.188-191.
 109. Павельева Е.А. Метод проекционной фазовой корреляции в ключевых точках радужной оболочки глаза // Proc. 22nd International Conference on Computer Graphics and Vision, GraphiCon-2012. P.128-132.
 110. Попов С.Б., Сойфер В.А., Тараканов А.А., Фурсов В.А. Кластерная технология формирования и параллельной фильтрации больших изображений // Компьютерная оптика. 2002. № 23. С. 75-83.

111. Потєбня Г.П., Лисовенко Г.С., Кривенко В.В. Клиническая и экспериментальная придология. Киев:Наукова думка, 1995.
112. Прэтт У. Цифровая обработка изображений (в 2-х книгах). М.: Мир, 1982. – 311+479 с.
113. Пытьев Ю.П. Морфологические понятия в задачах анализа изображений // Доклады Академии наук. 1975. V.224. N.6. P.1283.
114. Пытьев Ю.П. Морфологический анализ изображений // Доклады Академии наук. 1983. V.269. N.5. P.1061.
115. Пытьев Ю.П., Чуличков А.И. Методы морфологического анализа изображений. М.:ФИЗМАТЛИТ, 2010. –336 с.
116. Рис У.Г. Основы дистанционного зондирования. – М.: Техносфера, 2006. – 336 с.
117. Роджерс Д. Алгоритмические основы машинной графики. – М.:Мир, 1989. – 512 с.
118. Розенфельд А. Распознавание и обработка изображений с помощью вычислительных машин. М.:Мир, 1972. – 230 с.
119. Рубис А.Ю., Визильтер Ю.В., Сидякин С.В., Горбацевич В.С., Ососков М.В., Выголов О.В., Вишняков Б.В. Морфологическое сравнение по форме точечных паттернов и контурных изображений на основе преобразования Хафа и его модификаций // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2011. N.7. P.9-16.
120. Румшинский Л.З. Математическая обработка результатов эксперимента. М.: Наука, 1971. – 192 с.
121. Рязанов В.В. О синтезе классифицирующих алгоритмов на конечных множествах алгоритмов классификации (таксономии) // Ж. вычисл. матем. и матем. физ. 1982. Т. 22. № 2. С. 429-440.

122. Рязанов В.В. О построении оптимальных алгоритмов распознавания и таксономии (классификации) при решении прикладных задач // Распознавание, классификация, прогноз: Матем. методы и их применение. М.: Наука, 1988. Вып. 1. С. 229-279.
123. Садыков С.С., Стародубов Д.Н. Алгоритмы определения длины и ширины дискретных площадных объектов // Автоматизация и современные технологии. 2007. N.10. P.10-15.
124. Садыков С.С., Савичева С.В. Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков // Автоматизация и современные технологии. 2011. N.7. P.3-6.
125. Самаль Д.И., Старовойтов В.В. – Подходы и методы распознавания людей по фотопортретам. – Минск, ИТК НАНБ, 1998. – 54с.
126. Себряков Г.Г., Визильтер Ю.В. Разработка методики построения специализированных экспертных систем для анализа цифровых изображений в задачах обнаружения и идентификации сложных структурных объектов // Вестник компьютерных и информационных технологий. 1997. N.3. С.31.
127. Себряков Г.Г., Сошников В.Н., Кикин И.С., Ишутин А.А. Алгоритм автоматической идентификации элементов оптико-электронных изображений однородных наземных групповых целей (ориентиров) // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2011. N.7. С. 3-8.
128. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб: Питер, 2002. – 608 с.
129. Середин О.С. Линейные методы распознавания образов на множествах объектов произвольной природы, представленных попарными сравнениями. Общий случай // Изв. ТулГУ. Естественные науки. 2012. V.1. P.141-152.
130. Середин О.С., Моттль В.В., Татарчук А.И., Разин Н.А. Выпуклые селективные критерии метода релевантных векторов в пространстве парных от-

- ношений объектов распознавания // Известия Тульского государственного университета. Естественные науки. 2013. N.1. P.165-176.
131. Симоненко И.В., Матвеев И.А. Кластеризация эталонов радужки как метод оптимизации поиска в больших базах // Технические науки: теория и практика: материалы междунар. заоч. науч. конф. (г. Чита, апрель 2012 г.). – Чита: Издательство Молодой ученый, 2012. – vi, 142 с., P.20-23.
132. Симоненко И.В., Матвеев И.А. Кластеризация эталонов радужки для оптимизации поиска в больших базах // Известия ЮФУ. Технические науки. 2012. N.6(131), с.148-152.
133. Синицын И.Н., Новиков С.О., Ушмаев О.С. Развитие технологий интеграции биометрической информации // Системы и средства информатики. 2004. N.14. P.5.
134. Смирнов Д.А., Матвеев И.А. Определение границ век на изображении глаза методом активных контуров // Труды ИСА РАН, Динамика неоднородных систем. 2006. N.25(2). с.200-207.
135. Сойфер В.А. Компьютерная обработка изображений. Ч. 2. Методы и алгоритмы // Соросовский образовательный журнал. 1996. № 3. С. 110.
136. Методы компьютерной обработки изображений / Под. ред. В.А.Сойфера. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
137. Сойфер В.А., Ильясова Н.Ю., Куприянов А.В., Храмов А.Г., Ананьин М.А. Методы компьютерного анализа диагностических изображений глазного дна // Технологии живых систем. 2008. V.5. N.5-6. P.61-71.
138. Солдатов А. Чтение по губам: распознавание контуров губ. // Международная научная конференция "Интеллектуализация обработки информации-2002". Тезисы докладов, с. 147.
139. Солонина А.И., Улахович Д.А., Арбузов С.М., Соловьёва Е.Б., Гук И.И. Основы цифровой обработки сигналов: Курс лекций. – СПб: БХВ-Петербург, 2003. – 608 с.

140. Соколов Е.Н., Измайлов Ч.А. Цветовое зрение. – М.:Издательство Московского университета, 1984. – 175 с.
141. Спесивцев А.В. Жадные алгоритмы распределения ресурсов. Списки и ограниченный перебор. – М.: МП "Малип 1993. – 288 с.
142. Старовойтов В.В. Локальные геометрические методы цифровой обработки и анализа изображений. Мн.: ИТК НАН Беларуси, 1997, 284с.
143. Старовойтов В., Мониц Ю., Самаль Д. Экспериментальный комплекс программ распознавания личности по радужной оболочке глаза // Электроника Инфо. 2010. N.5.
144. Старовойтов В.В., Мониц Ю.И. Распознавание человека по изображению радужной оболочки глаза: проблемы и достижения // Искусственный интеллект. 2011. N.3. P.278–284.
145. Сухарев А.Г., Тимохов А.В., Фёдоров В.В. Курс методов оптимизации. – М.: Наука, 1986. – 328 с.
146. Табаси С.Х., Титов В.С., Панищев В.С. Алгоритм адаптивной интерполяции изображений // Телекоммуникации. 2009. N.1. P.16–20.
147. Титов В.С., Труфанов М.И. Метод автоматической калибровки радиальной дисторсии линз системы технического зрения // Датчики и системы. 2004. N.6. P.63-65.
148. Титов В.С. Адаптивная калибровка оптико-электронных устройств // монография / В. С. Титов, М. И. Труфанов ; М-во образования и науки Российской Федерации, Курский гос. технический ун-т. Курск, 2007.
149. Титов В.С., Труфанов М.И., Бугаенко Е.И. Способ калибровки радиальной дисторсии оптической подсистемы системы технического зрения // патент на изобретение RUS 2346326 01.03.2007
150. Титов В.С., Труфанов М.И., Коростелев С.И., Медведев А.В. Оптико-электронное устройство распознавания изображений объектов на основе трех-

- мерных векторных эталонов // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2009. V.7. N.4. P.59–63.
151. Титов В.С., Труфанов М.И. Направления развития методов, алгоритмов и аппаратных средств повышения качества изображений оптико-электронных систем // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2013. V.56. N.6. P.7–10.
152. Трёкин А.Н., Матвеев И.А. Метод проекций яркости при поиске зрачка на изображении // Технические науки: теория и практика: материалы междунар. заоч. науч. конф. (г. Чита, апрель 2012 г.). – Чита: Издательство Молодой ученый, 2012. – vi, 142 с., P.24-28.
153. Трёкин А.Н., Матвеев И.А. Метод проекций яркости при поиске зрачка на изображении // Вестник Тверского Государственного Университета. Серия: Прикладная математика. 2012. N.4. P.99-106.
154. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1978. – 411 с.
155. Ушмаев О.С. Информационная технология интеграции идентификации по изображению лица для ускорения автоматической дактилоскопической идентификации // Информатика и ее применения. 2008. V.2. N.4. P.66-73.
156. Ушмаев О.С., Босов А.В. Реализация концепции многофакторной биометрической идентификации в интегрированных аналитических системах // Бизнес и безопасность в России. 2008. N.49. P.104.
157. Ушмаев О.С. Проблемы распараллеливания биометрических вычислений в крупномасштабных идентификационных системах // Информатика и ее применения. 2009. V.3. N.1. P.8-18.
158. Ушмаев О.С. Концепция мультибиометрической идентификации в информационно-аналитических приложениях // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2010. N.6. P.31-37.

159. Ушмаев О.С., Кузнецов В.В. Алгоритмы защищенной биометрической верификации на основе бинарного представления топологии отпечатков пальцев // Информатика и ее применения. 2012. V.6. N.1. P.132-140.
160. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ: Пер. англ. / Ким Дж.-О., Мьюллер Ч.У., Клекка У.Р. и др.; Под ред. И.С.Енюкова. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 215 с.
161. Форсайт Д.А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. : Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс 2004. – 928 с.
162. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов: Пер с англ. – М. Наука, 1979. – 368 с.
163. Фурман Я.А., Кревецкий А.В., Передреев А.К., Роженцов А.А., Хафизов Р.Г., Егошина И.Л., Леухин А.Н. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТ-ЛИТ, 2003. – 592 с.
164. Фурсов В.А., Козин Н.Е. Распознавание лиц по показателям сопряженности в пространстве суммирующих инвариантов // Компьютерная оптика. 2008. Т. 32. № 4. С. 400.
165. Фурсов В.А. Решение задачи автокалибровки камеры с использованием метода согласованной идентификации // Компьютерная оптика. 2012. т.36. N.4. с. 130-135.
166. Фурсов В.А., Никоноров А. В. Методы коррекции многоспектральных изображений // Самара: ИСОИ РАН, 2013. – 160 стр.
167. Фурсов В.А., Бибииков С.А. Локализация контуров объектов на изображениях при вариациях масштаба с использованием преобразования Хафа // Компьютерная оптика. 2013. N4. Т37. с.496-502.
168. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. англ. – М.: Издательский дом "Вильямс 2008. – 1104 с.
169. Хант Э. Искусственный интеллект: Пер. с англ. – М.: Мир, 1978. – 558 с.

170. Обработка изображений и цифровая фильтрация / Под ред. Т.С.Хуанга: Пер. с англ. – М.: Мир, 1979. – 318 с.
171. Хьюбел Д. Глаз, мозг, зрение: Пер. с англ. – М.:Мир, 1990. – 239 с.
172. Цыпкин Я.З. Информационная теория и идентификация. – М.: Наука. Физматлит, 1995. – 336 с.
173. Чандра А.М., Гош С.К. Дистанционное зондирование и географические информационные системы. – М.: Техносфера, 2008. – 312 с.
174. Чуи Ч. Введение в вейвлеты: Пер. с англ. – М.: Мир, 2001. – 412 с.
175. Шахнович А.Р., Шахнович В.Р. Пупиллография. Москва. 1974.
176. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2010. – 560 с.
177. Яне Б. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2007. – 584с.
178. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. – М.: Советское радио, 1979. – 312 с.
179. Aadhaar gains momentum, clocks two crores in October, The Times of India. 2011. // http://articles.economictimes.indiatimes.com/2011-11-02/news/30350146_1_aadhaar-numbers-uidai-director-general-enrollment-stations
180. Abhyankar A., Hornak L.A., Schuckers S. Biorthogonal wavelets based Iris Recognition // Proc. SPIE Conf. Biometric Technology for Human Identification. 2005. V.5779.
181. Abhyankar A., Schuckers S. Active Shape Models for Effective Iris Segmentation // Proc. SPIE 6202, Biometric Technology for Human Identification III, 62020H (April 17, 2006)
182. Abiyev R.H., Altunkaya K. Neural Network Based Biometric Personal Identification // Lecture Notes in Computer Science Volume 4669, 2007, pp 554–563.

183. Abiyev R.H., Kilic K.I. Robust Feature Extraction and Iris Recognition for Biometric Personal Identification // Biometric Systems, Design and Applications: Chapter 9. Edited by Zahid Riaz. 2011. – 262 p.
184. Adam M., Rossant F., Amiel F., Mikovicova B., Ea T. Eyelid Localization for Iris Identification // Radioengineering. 2008. V.17. N.4. P.82–85.
185. Adam M., Rossant F., Mikovicova B., Amiel F. Iris identification based on a local analysis of the iris texture // Proc. 6th Int. Symp. Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). 2009. P.523–528.
186. Adjedj M., Bringer J., Chabanne H., Kindarji B. Biometric identification over encrypted data made feasible // Information Systems Security: LNCS N.5905, P.86–100. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2009.
187. Ali H., Salami M.J.E. Iris Recognition System Using Support Vector Machines // Biometric Systems, Design and Applications: Chapter 10. Edited by Zahid Riaz. 2011. – 262 p.
188. Alonso-Fernandez F., Bigun J. Iris Pupil Detection by Structure Tensor Analysis // Proc. Swedish Symposium on Image Analysis. 17-18 March 2011, Linkoping, Sweden. P.1–4.
189. Alonso-Fernandez F., Bigun J. Iris Segmentation Using the Generalized Structure Tensor // Proc. SSBA Symposium 2012, Stockholm, 8-9 March, 2012.
190. Al-Raisi A.N., Al-Khoury A.M. Iris recognition an the challenge of homeland and border control security in UAE // Telemat. Inform. 2008. V.25. N.2. P.117–132.
191. Antoniou A. Digital filters: Analysis, design and applications: 2nd edition. – McGraw-Hill International Editions, New York, 1993. – 689 p.
192. Apter J. Studies on the autonomic innervation of the iris // Amer. J. Ophthalm., 1956. V.42. N.4. P.122–130.

193. Arvacheh E.M. A Study of Segmentation and Normalization for Iris Recognition Systems // MsC thesis, University of Waterloo, Waterloo, Ontario, Canada, 2006. – 81 p.
194. Atherton T.J., Kerbyson D.J. Using phase to represent radius in the coherent circle Hough transform // Proc IEE Colloquium on the Hough Transform, London, 1993.
195. Atherton T.J., Kerbyson D.J. Size invariant circle detection // Image and Vision Computing. 1999. V.17. P.795–803.
196. Aydi W., Masmoudi N., Kamoun L. New Corneal Reflection Removal Method Used In Iris Recognition System // World Academy of Science, Engineering and Technology. V.2011. P.1068-1072.
197. Azizi A., Pourreza H.R. A New Method for Iris Recognition Based on Contourlet Transform and Non Linear Approximation Coefficients // Proc. 5th Int. Conf. Intelligent Computing. 2009. P.307-316.
198. Bachoo A.K., Tapamo J.R. Texture Analysis and Unsupervised Clustering for Segmenting Iris Images // Proc. PRASA-2005. P.157–163.
199. Baker S., Bowyer K., Flynn P. Empirical evidence for correct iris match score degradation with increased time-lapse between gallery and probe matches // Advances in Biometrics. LNCS N.5558. P.1170–1179. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2009.
200. Bakhtiari A.S., Shirazi A.A.B., Zahmati A.S. An Efficient Segmentation Method Based on Local Entropy Characteristics of Iris Biometrics // Int. J. Biological and Life Sciences.2006. V.2. N.3. P.195-199.
201. Bakina I., Mestetskiy L. Hand shape recognition from natural hand position // Proc. Int. Conf. Hand-Based Biometrics, ICHB 2011. P.170-175.
202. Bakshi S., Mehrotra H., Majhi B. Real-time Iris Segmentation based on Image Morphology // Proc. Int. Conf. Communication, Computing and Security. Odisha, India, February 12-14, 2011.

203. Barnard M., Holden E.-J., Owens R. Lip Tracking using Pattern Matching Snakes // Proc. Asian Conf. on Computer Vision, Melbourne. 2002. p.23-25.
204. Barzegar N., Moin M.S. A New Approach for Iris Localization in Iris Recognition Systems // Proc. IEEE/ACS Int. Conf. Computer Systems and Applications. 31 March - 4 April 2008, Doha. P.516–523.
205. Barzegar N., Moin M.S. A New User Dependent Iris Recognition System Based on an Area Preserving Pointwise Level Set Segmentation Approach // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. 2009. Article No.5.
206. Basit A., Javed M. Localization of iris in gray scale image using intensity gradient // Optics and Lasers in Engineering. 2007. V.45. P.1107–1114.
207. University of Bath. Iris Image Database. (2005) Available from <http://www.bath.ac.uk/elec-eng/research/sipg/irisweb/>
208. Beizerov A.M., Gurevich I.B., Khilkov A.V., Koryabkina I.V., Murashov D.M., Zhuravlev Yu.I. Knowledge base for automation of research in the domain of image recognition, analysis, and understanding // Pattern Recognition and Image Analysis. 2001. V.11. N.2. P.409–412.
209. Beloglazov I.N. Optimal joint estimation and identification in discrete linear systems // Doklady akademii nauk. 1983. V.273. N.4.
210. Beloglazov I.N., Kazarin S.N. Joint optimal estimation, identification, and hypothesis testing in discrete dynamic systems // Journal of Computer and Systems Sciences International. 1998. V.37. N.4. P.534–550.
211. Bendale F., Nigam A., Prakash S., Gupta P. Iris Segmentation using an Improved Hough Transform // Communications in Computer and Information Science. 2012. V.304. P.408–415.
212. Benletaief N., Benazza-Benyahia A., Derrode S. Pupil localization and tracking for video-based iris biometrics // Proc. 10th Int. Conf. Information Sciences Signal Processing and their Applications. 2010. P.650–653.

213. Benn D.E., Nixon M.S., Carter J.N. Robust eye centre extraction using the Hough transform // Lecture Notes in Computer Science. 1997. V.1206. P.1–9.
214. Bertillon A. La couleur de l'iris // Revue scientifique. 1885. V.36. N.3. P.65–73.
215. Bishop C.M. Pattern recognition and machine learning. – Springer, 2006. – 738 p.
216. Bodade R., Talbar S. Novel approach of accurate iris localization from high resolution eye images suitable for fake iris detection // Int. J. Information Technology and Knowledge Management. 2010. V.3. N.2. P.685-690.
217. Boddeti V.N., Kumar B.V.K.V., Ramkumar K. Improved Iris Segmentation based on Local Texture Statistics // Proc. 45th ASILOMAR Conf. Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA, 6-9 November 2011. P.2147-2151.
218. Bogomolov V.P., Katerinotchkina N.N., Larin S.B., Ryazanov V.V., Senko O.V., Vinogradov A.P., Voronchihin V.A., Zhuravlev Yu.I. Program system LOREG - the pattern recognition algorithms that based on voting over sets of logical regularities // Advances in Intelligent Systems and Computer Science 1999. P.284–288.
219. Boles W., Boashash B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform // IEEE Trans. Signal Process. 1998. V.46. N.4. P.1185–1188.
220. Boone B.G. Signal processing using optics: Fundamentals, devices, architectures and applications. – Oxford University Press, New York, 1998. – 394 p.
221. Borisova I.A., Dyubanov V.V., Kutnenko O.A., Zagoruiko N.G. Use of the FRiS-function for taxonomy, attribute selection and decision rule construction // Lecture Notes in Computer Science. 2011. V.6581 LNAI. P.256–270.
222. Bowyer K.W., Hollingsworth K., Flynn P.J. Image understanding for iris biometrics: a survey // Computer Vision and Image Understanding. 2008. V.110. N.2. P.281-307.

223. Bowyer K.W., Hollingsworth K., Flynn P.J. A Survey of Iris Biometrics Research: 2008-2010, in Handbook of Iris Recognition, Mark Burge and Kevin W. Bowyer, editors, Springer, 2012.
224. Boyd M., Carmaciu D., Giannaros F., et al. MSc Computing Science Group Project Iris Recognition. Imperial College, London. 2010.
225. Bringer J., Chabanne H., Cohen G., Kindarji B., Zemor G. Optimal Iris Fuzzy Sketches // Proc. 1st IEEE Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications, and Systems (BTAS-07). 2007. P.1-6.
226. Broussard R.P., Ives R.W. Using Artificial Neural Networks and Feature Saliency to Identify Iris Measurements that Contain the Most Discriminatory Information for Iris Segmentation // Proc. IEEE Workshop Computational Intelligence in Biometrics: Theory, Algorithms, and Applications. 2009. P.46-51.
227. Camus T.A., Wildes R. Reliable and Fast Eye Finding in Close-up Images // Proc. 16th Int. Conf. Pattern Recognition. 2002. V.1. P.389–394.
228. Canessa A., Gibaldi A., Chessa M., Sabatini S.P., Solari F. The Perspective Geometry of the Eye: Toward Image-Based Eye-Tracking // Human-Centric Machine Vision: Chapter 1. Edited by Manuela Chessa, Fabio Solari and Silvio P. Sabatini. 2012. – 180 p.
229. Canny J. A computational approach to edge detection // IEEE TPAMI. 1986. V.8. N.6. P.679–698.
230. Carneiro M.B.P., Veiga A.C.P., Flores E.L., Carrijo G.A. Solutions for Iris Segmentation // Biometric Systems, Design and Applications: Chapter 7. Edited by Zahid Riaz. 2011. – 262 p.
231. Chinese Academy of Sciences Institute of Automation. Iris image database, version 3. (2005) Available from <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>
232. Chen D., Bai J., Qu Z. Research on Pupil Center Location Based on Improved Hough Transform and Edge Gradient Algorithm // Proc. National Conference on Information Technology and Computer Science. 2012. P.47-51.

233. Chen R., Lin X., Ding T. Liveness detection for iris recognition using multispectral images // *Pattern Recognition Letters*. V.33. N.12. P.1513–1519.
234. Chen T.-C., Chung K.-L. An efficient randomized algorithm for detecting circles // *Computer Vision and Image Understanding*. 2001. V.83. P.172-191.
235. Chen Y., Adjouadi M., Barreto A., Rische N., Andrian J. A Computational Efficient Iris Extraction Approach in Unconstrained Environments // *IEEE 3rd Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications, and Systems*, 2009. P.1-7.
236. Chen Y., Adjouadi M., Han C., Wang J., Barreto A., Rische N., Andrian J. A highly accurate and computationally efficient approach for unconstrained iris segmentation // *Image and Vision Computing*. 2010. V.28. P.261–269.
237. Cherkassky B.V., Goldberg A.V., Radzik T. Shortest path algorithms: theory and experimental evaluation // *Stanford University*, 1993.
238. Chia A.Y.S., Leung M.K.H., Eng H.L., Rahardja S. Ellipse detection with Hough transform in one dimensional parametric space // *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*. 2007. P.333–336.
239. Cho D.H., Park K.R., Rhee D.W. Real-time Iris Localization for Iris Recognition in Cellular Phone // *Proc. 6th Int. Conf. Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing*. 2005. P.254–259.
240. Colores-Vargas J., Garcia-Vazquez M., Ramirez-Acosta A., Nakano-Miyatake M., Perez-Meana H. Iris recognition system based on video for unconstrained environments // *Scientific Research and Essays*. 2012. V.7. N.35. P.3114–3127.
241. Cootes T.F., Taylor C.J. Active Shape Models - Smart Snakes // *Proc. British Machine Vision Conference*. 1992.
242. Csurka G., Kraus M., Mestetskiy L., Richard P., Braz J. Computer vision, imaging and computer graphics: theory and applications // *Communications in Computer and Information Science*. 2013. V.274.

243. Cui J., Wang Y., Tan T. et al. A fast and robust iris localization method based on texture segmentation // Proc.SPIE. 2004. V. 5404. P. 401-408.
244. CVOnline: Active Shape Models. Tim Cootes, June 2002. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/cgi/rbf/CVONLINE/entries.pl-TAG752>
245. Czajka A., Strzelczyk P., Pacut A. Making iris recognition more reliable and spoof resistant // SPIE Newsroom, 25 June 2007.
246. Czajka A., Pacut A. Iris Recognition System Based on Zak-Gabor Wavelet Packets // J. Telecommunications and Information Technology. 2010. N.4. P.10–18.
247. Czajka A., Piech K. Secure Biometric Verification Station Based on Iris Recognition // J. Telecommunications and Information Technology. 2012. N.3. P.40–49.
248. Czajka A. Template Ageing in Iris Recognition // http://zbum.ia.pw.edu.pl/PAPERS/BIOSIGNALS_2013_Czajka.pdf
249. Czajka A. Influence of Iris Template Aging on Recognition Reliability // http://zbum.ia.pw.edu.pl/PAPERS/CCIS_2013_extended_BIOSIGNALS_2013_Czajka.pdf
250. Czajka A. Database of Iris Printouts and its Application: Development of Liveness Detection Method for Iris Recognition // 18th Int. Conf. Methods and Models in Automation and Control, Miedzyzdroje, Poland, August 26-29, 2013.
251. Davies E.R. A high speed algorithm for circular object location // Pattern Recognition Letters. 1987. V.6. P. 323-333.
252. Davies E.R. A modified Hough scheme for general circle location // Pattern Recognition Letters. 1988. V.7. P. 37-43.
253. Davies E.R. Machine vision: Theory, algorithms, practicalities: 3rd edition. – Elsevier, 2005. – 934 p.

254. Daugman J. High confidence personal identification by rapid video analysis of iris texture // Proc. IEEE Internat. Carnahan conf. on security technology, 1992. P. 50-60.
255. Daugman J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence // IEEE TPAMI. 1993. V.15. N.11. P.1148–1161.
256. Daugman J. How iris recognition works // Proc. IEEE Trans. Circ. Syst. Video Technol. 2004. V.14. N.1. P.21-30.
257. Daugman J., Malhas I. Iris recognition border crossing system in UAE // Biometrics. 2004. V.44. N.2. P.49–53.
258. Daugman J. New methods in iris recognition // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. Part B: Cybernetics. 2007. V.37. P.1167-1175.
259. Dey S., Samanta D. A Novel Approach to Iris Localization for Iris Biometric Processing // Int. J. Biological and Life Sciences. 2007. N.3. V.3.
260. Duda R.O., Hart P.E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures // Comm ACM. 1972. V. 15. P. 11-15.
261. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern classification. 2nd ed. John Wiley and sons, 2000. – 654 p.
262. Dvoenko S.D., Mottl' V.V., Seredin O.S. The hierarchy of preferred numbers of classes in cluster analysis algorithms // Pattern Recognition and Image Analysis. 1998. V.8. N.2. P.116-117.
263. Dyshkant N., Mestetskiy L. Estimation of asymmetry in 3D face models // Proc. 4th Int. Conf. Computer Vision Theory and Applications, VISAPP 2009. Lisboa, 2009. P.402-405.
264. Feddaoui N., Mahersia H., Hamrouni K. Improving Iris Recognition Performance Using Quality Measures // Advanced Biometric Technologies: Chapter 12. Edited by Girija Chetty and Jucheng Yang. 2011. – 382 p.
265. Fenker S.P., Ortiz E., Bowyer K.W. Template Aging Phenomenon in Iris Recognition // Access, IEEE, V.1, Biometrics Compendium. 2013. P.266–274.

266. Fernandez C., Perez D., Segura C., Hernando J. A Novel Method for Low-constrained Iris Boundary Localization // Proc. 5th IAPR Int. Conf. Biometrics. 2012. P.291-296.
267. Fitzgibbon A., Pilu M., Fisher R.B. Direct least Square Fitting of Ellipses // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1999. V.21. N.5. P.476–480.
268. Flom L., Safir A. Iris recognition system // United States Patent 4641349. Filed February 20, 1985.
269. Forsyth D.A., Ponce J. Computer vision: a modern approach. – Prentice Hall, New Jersey, USA, 2003. – 693 p.
270. Franceschini et al. Near-infrared Absorption and Scattering Spectra of tissues in vivo // Proc. SPIE. 1999. V.3597. P.526–531.
271. Galbally J., Ortiz-Lopez J., Fierrez J., Ortega-Garcia J. Iris liveness detection based on quality related features // Proc. 5th IAPR Int. Conf. Biometrics, March 29 2012-April 1, 2012. P.271.
272. Ghouti L., Al-Qunaieer F.S. Color Iris Recognition Using Quaternion Phase Correlation // Proc. Symp. Bio-inspired Learning and Intelligent Systems for Security. Edinburgh, 2009. P.20–25.
273. Gil J., Rubio Y. A new method for iris pupil contour delimitation and its application in iris texture parameter estimation // CIARP'2005. Havana, Cuba. V.3773. P.631-641.
274. Goldberg A. Shortest Path Algorithms: Engineering Aspects // Proc. ESAAC-01, Lecture Notes in Computer Science. 2001. P.502–513.
275. Gomez-Barrero M., Galbally J., Tome P., Fierrez J. On the Vulnerability of Iris-Based Systems to a Software Attack Based on a Genetic Algorithm // Lecture Notes in Computer Science. 2012. V.7441. P.114–121.
276. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. – Prentice Hall, New Jersey, USA, 2002. – 793 p.

277. Face Recognition Format for Data Interchange. Editor: P. Griffin // International Committee for Information Technology Standards. M1/04-0041. 2004.
278. Guang-zhu X., Zai-feng Z., Yi-de M. A novel and efficient method for iris automatic location // J. China University of Mining and Technology. 2007. V.17. P.441-446.
279. Gui F., Qiwei L. Iris localization scheme based on morphology and gaussian filtering // Third Intern. IEEE Conf. on Signal-Image Technologies and Internet-Based System. Shanghai, China. 2007. P.798-803.
280. Gupta G. Iris Recognition Using Non Filter-based Technique / G. Gupta, M. Agarwal // Proc. Biometrics Symposium. Arlington, VA, September, 2005. P. 45-47.
281. Gupta P., Mehrotra H., Rattani A., Chatterjee A. Kaushik A.K. Iris recognition using corner detection // Proc. 23rd International Biometric Conference. 2006. P.1-5.
282. Gourevitch I.B., Zhuravlev Yu.I., Robotishin V.I., Smetanin Yu.G. A synthesis of image representations for pattern recognition based on disjunctions of the threshold function // Pattern Recognition and Image Analysis. 1998. V.8. N.1. P.14-24.
283. Gurevich I.B., Zhuravlev Yu.I., Murashov D.M., Smetanin Yu.G., Khilkov A.V. System for automation of scientific research in image analysis and understanding: Part 1 // Avtometriya. 1999. N.6. P.23.
284. Gurevich I.B., Robotishin V.I., Smetanin Yu.G., Zhuravlev Yu.I. Image representation by threshold boolean functions // Pattern Recognition and Image Analysis. 1998. V.8. N.2. P.184-187.
285. Gurevich I.B., Smetanin Yu.G., Zhuravlev Yu.I. Algebras of images: research and applied problems // Pattern Recognition and Image Analysis. 1999. V.9. N.1. P.46-48.

286. Gurevich I.B., Smetanin Yu.G., Zhuravlev Yu.I. Descriptive image algebras: determination of the base structures // Pattern Recognition and Image Analysis. 1999. V.9. N.4. P.635-647.
287. Hao F., Daugman J., Zielinski P. A fast search algorithm for a large fuzzy database // IEEE Trans. Information Forensics and Security. 2008. V.3. N.2. P.203–212.
288. He Z., Tan T., Sun Z. Iris Localization via Pulling and Pushing // Proc. 18th Int. Conf. Pattern Recognition. 2006. P.366-369.
289. He Z., Tan T., Sun Z., Qiu X. Robust eyelid, eyelash and shadow localization for iris recognition // Proc. 15th IEEE Int. Conf. Image Processing, 2008. P.265-268.
290. He Z., Tan T., Sun Z. et al. Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics // IEEE TPAMI. 2009. V.31. N.9. P.1670-1864.
291. Hilal A., Daya B., Beausery P. Hough Transform and Active Contour for Enhanced Iris Segmentation // Int. J. Computer Science Issues. 2012. V.9. N.2. P.1–10.
292. Hollingsworth K.P., Bowyer K.W., Flynn P.J. The Best Bits in an Iris Code // IEEE TPAMI. 2009. V.31. N.6. P.964–973.
293. Hollingsworth K.P., Bowyer K.W., Flynn P.J. Using Fragile Bit Coincidence to Improve Iris Recognition // Proc. IEEE 3rd Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications, and Systems. 2009. P.1–6.
294. Hollingsworth K.P., Bowyer K.W., Flynn P.J. Improved Iris Recognition Through Fusion of Hamming Distance and Fragile Bit Distance // IEEE TPAMI. 2011. V.33. N.12. P.2465–2476.
295. Hu X., Pauca V.P., Plemmons R. Iterative Directional Ray-based Iris Segmentation for Challenging Periocular Images // Lecture Notes in Computer Science. 2011. V.7098. P.91–99.

296. Huang J., Ma L., Tan T., Wang Y. Learning Based Resolution Enhancement of Iris Images // Proc. British Machine Vision Conference. 2003. V.16. P.1-10.
297. Huang J., Wang Y., Tan T., Cui J. A New Iris Segmentation Method for Recognition // Proc. 17th Int. Conf. Pattern Recognition. 2004. V.3. P.554-557.
298. Huang J., Wang Y., Cui J., Tan T. Noise removal and inpainting model for iris image // Proc. Int. Conf. Image Processing. 2004. V.2. P.869-872.
299. Huang J., Ma L., Tan T., Wang Y. Learning Based Resolution Enhancement of Iris Images // National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation Chinese Academy of Sciences. 2008.
300. Huang J., You X., Tang Y.Y., Du L., Yuan Y. A novel iris segmentation using radial-suppression edge detection // Signal Processing. 2009. V.89. P.2630-2643.
301. Ibrahim M.T., Khan T.M., Khan M.A. et al. A novel and efficient feedback method for pupil and iris localization // IEEE ICASSP. Dallas. USA, 2010.
302. Iris Challenge Evaluation (<http://iris.nist.gov/ice/>)
303. National Institute of Standards and Technology. Iris Quality Calibration and Evaluation // <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/irexii.cfm>
304. International Biometric Group Comparative Biometric Testing Round 7 Public Report (2009) // http://l.b5z.net/i/u/6084428/i/CBT7_IBGReport.pdf
305. Iris Exchange // <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/irexi.cfm>
306. ISO/IEC 19794-6 Information technology - Biometric data interchange formats - Part 6: Iris image data.
307. Jain A.K. Fundamentals of digital image processing. – Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 1989. – 569 p.
308. Jang Y.K., Kang B.J., Park K.R. A study on eyelid localization considering image focus for iris recognition // Pattern Recognition Letters. 2008. V.29. P.1698-1704.

309. Janisse M.P. Pupillometry: The psychology of the pupillary response. New York, Wiley, 1977.
310. Jensen B. The science and practice of iridology. – 21st Printing, 1995. – 372 p.
311. Jeong D.S., Hwang J.W., Kang B.J., Park K.R., Wonc C.S., Park D.K., Kim J.H. A new iris segmentation method for non-ideal iris images // Image and Vision Computing. 2010. V.28. P.254–260.
312. Johnson P.A., Hua F., Schuckers S. Comparison of Quality-Based Fusion of Face and Iris Biometrics // IEEE Int. Joint Conf. Biometrics. 2011. P.1–5.
313. Kalka N.D., Dorairaj V., Shah Y.N., Schmid N.A. Cukic B. Image Quality Assessment for Iris Biometric // Proc. 241h Annual Meeting of the Gesellschaft für Klassifikation. 2002. P.445–452.
314. Kanade S., Petrovska-Delacretaz D., Dorizzi B. Cancelable Iris Biometrics and Using Error Correcting Codes to Reduce Variability in Biometric Data // Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. 2009. P.120–127.
315. Kansky J.J. Clinical Ophthalmology: a Systematic Approach, Elsevier. London, 2003.
316. Karunakar Y. Prodigious Utilization of Genetic Algorithm in Tuning Gabor filter parameters in the Application of Iris Recognition // Int. J. Information and Electronics Engineering. 2011. V.1. N.1. P.52–58.
317. Kashima H., Hongo H., Kato K., Yamamoto K. Robust Iris Detection Method of Facial and Eye Movement // Vision Interface Annual Conference, Ottawa, Canada, 2001.
318. Kennell L.R., Ives R.W., Gaunt R.M. Binary Morphology and Local Statistics Applied to Iris Segmentation for Recognition // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing. 2006. P.293–296.
319. Khonina S.N., Kotlyar V.V., Soifer V.A., Skidanov R.V. Finger-print recognition using Hadamard-expanded partial images // Proc. SPIE - The International Society for Optical Engineering Current Ukrainian Research in

- Optics and Photonics: Optoelectronic and Hybrid Optical/Digital Systems for Image Processing. «Current Ukrainian Research in Optics and Photonics: Optoelectronic and Hybrid Optical/Digital Systems for Image Processing» 1997. P.66-73.
320. Khosravi M.H., Safabakhsh R. Human eye sclera detection and tracking using a modified time-adaptive self-organizing map // Pattern Recognition. 2008. V.41. P.2571–2593.
321. Kim et al. Iris identification system and method of identifying a person through iris recognition // USA patent 6247813, Filed 4 November 1999.
322. Kimme C., Ballard D., Sklansky J. Finding circles by an array of accumulators // Comm. ACM. 1975. V. 18. P. 120-122.
323. Klette R., Rosenfeld A. Digital geometry: Geometric methods for digital picture analysis. – Elsevier, 2004. – 656 p.
324. Koh J., Govindaraju V., Chaudhary V. A robust iris localization method using an active contour model and hough transform // Proc. 20th Int. Conf. Pattern Recognition. 2010. P.2852–2856.
325. Kong W.K., Zhang D. Accurate iris segmentation based on novel reflection and eyelash detection model // Proc. Int. Symp. Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing. 2001. P263–266.
326. Kooshkestani S., Pooyan M., Sadjedi H. A new method for iris recognition system based on fast pupil localization // Computational Science and Its Applications - ICCSA 2008 Lecture Notes in Computer Science. 2008. V.5072.
327. Kuo P., Hannah J. An Improved Eye Feature Extraction Algorithm Based On Deformable Templates // IEEE Int. Conf. Image Processing. 2005. V.2, P.1206–1209.
328. Kurakin A., Mestetskiy L. Hand gesture recognition through on-line skeletonization: application of continuous skeleton to real-time shape analysis // Proc. Int. Conf. Computer Vision Theory and Application, VISAPP 2011. Vilamoura, Algarve, 2011. P.555-560.

329. Kuznetsov V.D., Matveev I.A., Murynin A.B. Optimization of Informative Components for 3-D Object Recognition // 23rd Int. Congress on High-Speed Photography and Photonics, Moscow, 1998; Proc. of SPIE. V.3516. P.426–432.
330. Labati R.D., Piuri V., Scotti F. Agent-Based Image Iris Segmentation and MultipleViews Boundary Refining // IEEE 3rd Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2009. P.1-7.
331. Labati R.D., Piuri V., Scotti F. Neural-based Iterative Approach for Iris Detection in Iris recognition systems // IEEE Symp. Computational Intelligence for Security and Defense Applications, 2009. P.1-6.
332. Labati R.D., Scotti F. Noisy Iris Segmentation with Boundary Regularization and Reflections Removal // Image and Vision Computing, Iris Images Segmentation Special Issue. 2010. P.270–277.
333. Labati R.D., Genovese A., Piuri V., Scotti F. Iris segmentation: state of the art and innovative methods // Intelligent Systems Reference Library. 2012. V.37. P.151–182.
334. Lee E.C., Park K.R., Kim J. Fake Iris Detection by Using Purkinje Image // Proc. Int. Conf. Advances in Biometrics. Hong Kong, China, January 5-7, 2006.
335. Lee Y., Micheals R.J., Filliben J.J., Phillips P.J. VASIR: An Open-Source Research Platform for Advanced Iris Recognition Technologies // Journal of Research. 2013. – 118.011.
336. Li P., Liu X. An Incremental Method for Accurate Iris Segmentation // Proc. 19th Int. Conf. Pattern Recognition. 2008. P.1–4.
337. Li P., Liu X., Xiao L., Song Q. Robust and Accurate Iris Segmentation in Very Noisy Iris Images // Image and Vision Computing. 2010. V.28. N.2. P.246–253.
338. Li Y. Robust Long Range Iris Recognition from Video Using Super Resolution // PhD Thesis at Carnegie Mellon University. 2010. – 199 p.

339. Lim S., Lee K., Byeon O., Kim T. Efficient Iris Recognition through Improvement of Feature Vector and Classifier // ETRI Journal. 2001. V.23. N.2. P.61-70.
340. Ling L.L., Brito D.F. Fast and efficient iris image segmentation // J. Medical and Biological Engineering. 2010. V.30. N.6. P.381-392.
341. Lipinski B. Iris Recognition: Detecting the pupil. 2004. // <http://cnx.org/content/m12487/latest/>.
342. Liu X., Bowyer K., Flynn P. Experiments with an improved iris segmentation algorithm // 4th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies (AutoID). Buffalo, NY, USA. 2005. P.118-123.
343. Lobantsov V.V., Matveev I.A., Murynin A.B. A Biometrical Data Quality Analysis Method to Reliably Evaluate the Efficiency of Recognition Algorithms and Systems // Pattern Recognition and Image Analysis. 2012. V.22. No.4. P.595—600.
344. Luengo-Oroz M.A., Faure E., Angulo J. Robust iris segmentation on uncalibrated noisy images using mathematical morphology // Image and Vision Computing. 2009. V.28. P.278–284.
345. Ma L., Tan T., Wang Y., Zhang D. Personal Identification Based on Iris Texture Analysis // IEEE TPAMI. 2003. V.25. N.12. P.1519-1533.
346. Ma L., Tan T., Wang Y., Zhang D. Efficient Iris Recognition by Characterizing Key Local Variations // IEEE Trans. Image Processing. 2004. V.13. N.6. P.739-750.
347. Maenpaa T. An Iterative Algorithm for Fast Iris Detection // Proc. IWBRIS. 2005. P.127-134.
348. Mahadeo N.K., Paplinski A.P., Ray S. Model-Based Pupil and Iris Localization // Int. Joint Conf. Neural Networks. Brisbane, Australia, 10-15 June 2012.
349. Masek L. Recognition of human iris patterns for biometric // <http://www.csse.uwa.edu.au>

350. Matsumoto T. Artificial Fingers and Irises: importance of Vulnerability Analysis // Proc. 7th Int. Biometrics Conference, 2004, London.
351. Matveev I.A., Murynin A.B. 3-D Surface Reconstruction in Automatic Recognition System // 23rd Int. Congress on High-Speed Photography and Photonics, Moscow, 1998; Proc. of SPIE. V.3516. P.417–425.
352. Matveev I.A. 3D Surface Reconstruction in Automatic Recognition System // Proc. of 5th Int. Conf. on Pattern Recognition and Information Processing, Minsk, 1999, V.1, pp.279-283.
353. Matveev I.A., Gankin K.A., Demin E.Y. System for identification of person by face and iris images // 6th Open Russian-German Workshop on Pattern Recognition and Image Understanding, 2003, August 25-30
354. Matveev I.A. Detection of iris in image by brightness gradient projections // Proceeding of 3rd International Workshop on Image Mining. Theory and Applications. IMTA-2010, May 20, 2010, Angers, France, p.45-50.
355. Matveev I.A. Detection of iris in image by corresponding maxima of gradient projections // Proceedings of Computer Graphics, Visualization, Computer Vision and Image Processing 2010, Freiburg, Germany, 27-29 July 2010, p.17-21.
356. Matveev I.A. Detection of Iris in Image By Interrelated Maxima of Brightness Gradient Projections // Applied and Computational Mathematics. 2010. V.9. N.2. p.252-257.
357. Matveev I.A. Detection of iris in images using brightness gradient projections // Pattern Recognition and Image Analysis. 2011. V.21. No.1. p.41-44.
358. Matveev I.A. Circular Shortest Path as a Method of Detection and Refinement of Iris Borders in Eye Image // Journal of Computer and Systems Sciences International. 2011. V.50. N.5. P.778-784.
359. Matveev I.A. Eye centre location with Hough transform // Computer Graphics, Visualization, Computer Vision and Image Processing, CGVCIIP-2011, Rome, Italy, 24-26 July, p.313-318.

360. Matveev I.A. Iris center location using Hough transform with two-dimensional parameter space // Journal of Computer and Systems Sciences International. 2012. V.51. N.6. p.785-791.
361. Mehrabian H., Hashemi-Tari P. Pupil Boundary Detection for Iris Recognition Using Graph Cuts // Proc. Image and Vision Computing New Zealand. 2007. P.77–82.
362. Mehrotra H., Srinivas B.G., Majhi B., Gupta P. Indexing Iris Biometric Database Using Energy Histogram of DCT Subbands // J. of Communications in Computer and Information Science. 2009. V.40. P.194–204.
363. Merritt S.L., Schnyders H.C., Minu Pate MS, Qing Chen BS, Glenn Clar Pupil staging and sleepiness by EEG // Testing drugs for physical dependence potential and abuse liability. NIDA Research Monograph, 2004.
364. Mestetskiy L. Shape comparison of flexible objects: similarity of palm silhouettes // Proc. 2nd Int. Conf. Computer Vision Theory and Applications, VISAPP 2007. Barcelona, 2007. P.390-393.
365. Mestetskiy L., Bakina I., Kurakin A. Hand geometry analysis by continuous skeletons // Lecture Notes in Computer Science. 2011. V.6754. Part 2. P.130-139.
366. Min et al. Falsification discrimination method for iris recognition system // USA patent N.6760467, Filed 21 March 2000.
367. Minor L.G., Sklansky J. Detection and segmentation of blobs in infrared images // IEEE Trans. SMC. 1981. V.11. P.194–201.
368. MMU Iris Image Database: Multimedia University // <http://pesonna.mmu.edu.my/ccteo/>
369. Mohammed G.J., Hong B.R., Jarjes A.A. Eyeball Localization Based on Angular Integral Projection Function // Informatica. 2009. V.33. P.475–480.

370. Mohammed G.J., Hong B.R., Jarjes A.A. Accurate pupil features extraction based on new projection function // Computing and Informatics. 2010. V.29. P.663–680.
371. Monaco M.K. Color Space Analysis for Iris Recognition // MSc. Thesis. West Virginia University. 2007
372. Monroe D. DCT-Based Iris Recognition / D. Monroe, S. Rakshit, D. Zhang // IEEE TPAMI. 2007. V.29. N.4.
373. Monteiro J.C., Oliveira H.P., Sequeira A.F. Cardoso J.S. Robust Iris Segmentation under Unconstrained Settings // 8th Int. Conf. Computer Vision Theory and Applications. Barcelona, Spain. 21-24 February 2013.
374. Moravcik T. An Approach to Iris and Pupil Detection in Eye Image. – University of Zilina, 2010.
375. Moravec P., Snasel V. Dimension Reduction Methods for Iris Recognition // K. Richta, J. Pokorny, V. Snasel (Eds.): Dateso 2009. P.80–89.
376. Morimoto C.H., Santos T.T., Muniz A.S. Automatic Iris Segmentation Using Active Near Infra Red Lighting // Proc. 18th Brazilian Symp. Computer Graphics and Image Processing. 2005. P.37–43.
377. Morzeev Y.V., Vizilter Y.V., Zheltov S.Y. Image segmentation using the original histogram-based multi-threshold presegmentation // Proc. SPIE "Image Processing, Signal Processing, and Synthetic Aperture Radar for Remote Sensing" London, 1997. P.224-231.
378. Mottl V.V., Kopylov A.V. Algorithms of image matching for raster distortions // Pattern Recognition and Image Analysis. 1996. V.6. N.1. P.164-166.
379. Mottl V., Kostin A., Seredin O., Yermakov A., Kittler J. Support object classifiers with rigid and elastic kernel functions for face identification // Proc. Int. Conf. Pattern Recognition 2002. P.205-208.

380. Mottl V., Lange M., Sulimova V., Yermakov A. Signature verification based on fusion of on-line and off-line kernels // Proc. 19th Int. Conf. Pattern Recognition, ICPR 2008. Tampa, FL, 2008. P.4761208.
381. Munemoto T., Li Y., Savvides M. «Hallucinating Irises» — Dealing with Partial and Occluded Iris Regions // 2nd IEEE Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems. Arlington, VA, USA, 29 Sept.– 1 Oct 2008.
382. Multiple Biometric Grand Challenge (MBGC - 2007) // <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/mbgc.cfm>
383. Multiple Biometric Evaluation (MBE2009) // <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/mbe.cfm>
384. Murynin A.B., Kuznetsov V.D., Matveev I.A. Automatic Stereoscopic System For Person Recognition // 23rd Int. Congress on High-Speed Photography and Photonics, Moscow, 1998; Proc. of SPIE Volume: 3516, pp.409-416.
385. Murynin A.B., Desyatchikov A.A., Kovkov D.V., Lobantsov V.V., Makovkin K.A., Matveev I.A., Chuchupal V.Ya. A System of Algorithms for Stable Human Recognition // Journal of computer and systems sciences international, 2006, V.45, N.6, pp. 958-969.
386. Murynin A.B., Lobantsov V.V., Matveev I.A. Method of Multimode Biometric Data Analysis for Optimized Evaluation of Recognition Algorithms and Systems // 10th Int. Conf. Pattern Recognition and Image Analysis. St. Petersburg, 5-12 December 2010.
387. Nabti M., Ghouti L., Bouridane A. An effective and fast iris recognition system based on a combined multiscale feature extraction technique // Pattern Recognition. 2008. V.41. P.868–879.
388. Najafi M., Ghofrani S. A New Iris Identification Method Based on Ridgelet Transform // Int. J. Computer Theory and Engineering. 2013. V.5. N.4. P.633–637.

389. Nakayama M., Shimizu Y. Pupillary response as a measure of emotional change // Testing drugs for physical dependence potential and abuse liability. NIDA Research Monograph, 2004.
390. Ng R.Y.F., Tay Y.H., Mok K.M. A Review of Iris Recognition Algorithms // Proc. Int. Symp. Information Technology. 2008. V.2. P.1–7.
391. Ng R.Y.F., Tay Y.H., Mok K.M. An Effective Segmentation Method for Iris Recognition System // Proc. 5th Int. Conf. Visual Information Engineering. 2008. P.548–553.
392. Nguyen K., Fookes C., Sridharan S. Robust Mean Super-resolution for less cooperative NIR iris recognition at a distance and on the move // Proc. Int. Symp. Information and Communication Technology. 2010. P.122–127.
393. Nguyen K., Fookes C., Sridharan S. Fusing shrinking and expanding active contour models for robust iris segmentation // Proc. 10th Int. Conf. Information Sciences Signal Processing and their Applications. 2010. P.185–188.
394. Future Challenges based on the Multiple Biometric Grand Challenge // NIST Information Access Division: Multiple Biometric Grand Challenge. February 2010. // <http://face.nist.gov>.
395. Nixon M., Aguado A. Feature extraction and image processing. – Elsevier, 2002. – 350 p.
396. Orlov A.A., Sadykov S.S. Analysis and syntheses of the rift images // Pattern Recognition and Image Analysis. 2009. V.19. N.1. P.186–189.
397. Otero-Mateo N., Vega-Rodrguez M., Gomez-Pulido J.A. et al. A fast and robust iris segmentation method // Proc. 3rd Iberian Conf. on Pattern Recognition and Image Analysis. Pt II. Girona, Spain. 2007. V.4478. P.162-169.
398. Pacut A., Czajka A. Aliveness Detection for Iris Biometrics // Proc. 40th IEEE Carnahan Conferences Security Technology. 2006. P.122–129.

399. Padole C.N., Proenca H. Periocular recognition: Analysis of performance degradation factors // Proc. 5th IAPR Int. Conf. Biometrics. New Delhi, March 29-April 1 2012. P.439–445.
400. Pan L., Xie M., Ma Z. Iris Localization based on Multi-resolution Analysis // 19th Intern. Conf. Pattern Recognition. Tampa, Florida, USA. 2008. P.1-4.
401. Pan L., Chu W.S., Saragih J.M., de la Torre F. Fast and Robust Circular Object Detection with Probabilistic Pairwise Voting (PPV) // Signal Processing Letters. 2011. V.18. N.11. P.639–642.
402. Parker J.R. Algorithms for image processing and computer vision. – John Wiley and Sons, 1997. – 417 p.
403. Pato J.N., Millett L.I. , Editors; Whither Biometrics Committee; National Research Council. Biometric recognition: challenges and opportunities // Whither Biometrics Committee. - 2010. 182 p.
404. Phillips P., Scruggs W., O’Toole A. et al. Frvt2006 and ice2006 large-scale experimental results // IEEE PAMI. 2010. №32. V.5. P.831-846.
405. Pillai J. K., Patel V. M., Chellappa R., Ratha N. K. Secure and Robust Iris Recognition using Random Projections and Sparse Representations // IEEE PAMI. 2011. V.3. N.9. P.1877–1893.
406. Popescu-Bodorin N. Exploring New Directions in Iris Recognition // Proc. Int. Symp. Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing. 2009. P.384–391.
407. Popescu-Bodorin N. A Fuzzy View on k-Means Based Signal Quantization with Application in Iris Segmentation // 17th Telecommunications Forum, TELFOR 2009, Belgrade, SERBIA, November 24-26, 2009.
408. Popescu-Bodorin N., Balas V.E. Comparing Haar-Hilbert and Log-Gabor Based Iris Encoders on Bath Iris Image Database // Proc. 4th Int. Workshop Soft Computing Applications. 15–17 July, 2010. Arad, Romania. P.191–196.

409. Popescu-Bodorin N., Balas V.E., Motoc I.M. Iris Codes Classification Using Discriminant and Witness Directions // Proc. 5th Int. Symp. Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2011. September 15-17. Floriana, Malta. P.143–148.
410. Popescu-Bodorin N., Balas V.E., Motoc I.M. 8-Valent Fuzzy Logic for Iris Recognition and Biometry // Proc. 5th Int. Symp. Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2011. September 15-17. Floriana, Malta. P.143–148.
411. Popescu-Bodorin N., Balas V.E. Exploratory Simulation of an Intelligent Iris Verifier Distributed System // Proc. 6th IEEE Int. Symp. Applied Computational Intelligence and Informatics. May 19–21, 2011. Timisoara, Romania. P.259–262.
412. Popescu-Bodorin N., Balas V.E., Motoc I.M. The Biometric Menagerie – A Fuzzy and Inconsistent Concept // 5th Int. Conf. Soft Computing and Applications (Szeged, HU), 22-24 Aug 2012
413. Pratt W.K. Digital image processing: 3rd edition. – John Wiley and Sons, New York, 2001. – 735 p.
414. Proenca H., Alexandre L. UBIRIS: A noisy iris image database // 13th Int. Conf. Image Analysis and Processing. 2005. Cagliari, Italy. Springer. P.970–977.
415. Proenca H., Alexandre L.A. Iris segmentation methodology for non-cooperative recognition // IEEE Proc. Vision, Image and Signal Processing. 2006. V.153. P.199-205.
416. Proenca H. Iris Recognition: A Method To Segment Visible Wavelength Iris Images Acquired On-The-Move and At-A-Distance // Lecture Notes in Computer Science. 2008. V.5358. P.731–742.
417. Puhan N.B., Sudha N., Kaushalram A.S. Efficient segmentation technique for noisy frontal view iris images using Fourier spectral density // Signal, Image and Video Processing. 2011. P.105–119.

418. Pundlik S.J., Woodard D.L., Birchfield S.T. Non-Ideal Iris Segmentation Using Graph Cuts // IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Anchorage, AK, USA, 23-28 June 2008.
419. Pyt'ev Yu.P., Kalinin A.V., Loginov E.O., Smolovik V.V. On the problem of object detection by black-and-white and color morphologies // Pattern Recognition and Image Analysis. 1998. V.8. N.4. P.532-536.
420. Pyt'ev Yu.P., Zadorozhnyi S.S. A morphological method for adaptive correction of elements in an image sensor array // Pattern Recognition and Image Analysis. 1998. V.8. N.2. P.232-233.
421. Rad A.A., Faez K., Qaragozlou N. Fast Circle Detection Using Gradient Pair Vectors // Proc. 7th Digital Image Computing: Techniques and Applications. 2003. P.879-887.
422. Rathgeb C., Uhl A. A survey on biometric cryptosystems and cancelable biometrics // EURASIP J. on Information Security. 2011. N.3.
423. Ren H., He Y., Pan J., Li L. Super Resolution Reconstruction and Recognition for Iris Image Sequence // Lecture Notes in Computer Science Volume. 2012. V.7701. P.193–201.
424. Ritter N., Cooper J.R. Locating the iris: A first step to registration and identification // Proc. 9th IASTED International Conference on Signal and Image Processing. 2003. P.507–512.
425. Ross A., Shah S. Segmenting non ideal iris using geodesic active contours // Biometrics Symp.: Special Session on Research at the Biometric Consortium Conf. Baltimore. USA, 2006. P. 1-6.
426. Roy K., Suen C.Y., Bhattacharya P. Segmentation of unideal iris images using game theory // 20th Intern. Conf. on Pattern Recognition. Istanbul, Turkey. 2010. P.2844-2847.
427. Ruiz-Albacete V., Tome-Gonzalez P., Alonso-Fernandez F., Galbally J., Fierrez J., Ortega-Garcia J. Direct Attacks Using Fake Images in Iris Verification // Proc. COST 2101 Workshop on Biometrics and Identity Management. 2008.

428. Ryan W.J., Woodard D.L., Duchowski A.T., Birchfield S.T. Adapting Starburst for Elliptical Iris Segmentation // 2nd IEEE Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems. 29 Sept. - 1 Oct. 2008, Arlington, VA, USA.
429. Ryazanov V.V., Sen'ko O.V., Zhuravlev Yu.I. Methods for recognition and prediction based on the voting procedures // Pattern Recognition and Image Analysis. 1999. V.9. N.4. P.713-718.
430. Sankowski W., Grabowski K., Napieralska M., Zubert M., Napieralski A. Reliable algorithm for iris segmentation in eye image // Journal Image and Vision Computing. 2010. V.28. N.2. P.231-237.
431. Sanz J.L.C., Hinkle E.B., Jain A.K. Radon and projection transform-based computer vision. – Springer-Verlag, Berlin, 1988. – 123 p.
432. Sazonova N., Schuckers S. Fast and efficient iris image enhancement using logarithmic image processing // Proc. SPIE 7667, Biometric Technology for Human Identification VII, 76670K (April 14, 2010)
433. Sen'ko O.V. The algorithm of prognosis, based on the procedure of voting by system of boxes on multidimensional space // Pattern Recognition and Image Analysis. 1993. V.3. N.3. P.283.
434. Shah S., Ross A. Iris Segmentation Using Geodesic Active Contours // IEEE Trans. Information Forensics and Security. 2009. V.4. N.4. P.824–836.
435. Shamsi M., Saad P., Ibrahim S., Kenari A.R. Fast Algorithm for Iris Localization Using Daugman Circular Integro-Differential Operator // Proc. Int. Conf. Soft Computing and Pattern Recognition. 2009. P.393–398.
436. Shamsi M., Saad P., Ibrahim S., Rasouli A., Abdulrahim N. A New Accurate Technique for Iris Boundary Detection // WSEAS Trans. Computers. 2010. V.9. N.6. P.654–663.
437. Shamsi M., Rasouli A. An Innovative Trapezium Normalization for Iris Recognition Systems // Proc. Int. Conf. Computer and Software Modeling. 2011. V.14. P.118–122.

438. Shapiro L.G., Stockman G.C. Computer vision. – Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA, 2001. – 580 p.
439. Shekar B.H., Sharmila Kumari M., Mestetskiy L.M., Dyshkant N. FLD-SIFT: class based scale invariant feature transform for accurate classification of faces // Communications in Computer and Information Science. 2011. V.142 CCIS. P.15-21.
440. Shekar B.H., Sharmila Kumari M., Mestetskiy L.M., Dyshkant N.F. Face recognition using kernel entropy component analysis // Neurocomputing. 2011. V.74. N.6. P.1053-1057.
441. Silva-Mata F., Llano E.G., Alvarez Morales E.M. et al. A fast adaboosting based method for iris and pupil contour detection // CIARP'2006. Cancun, Mexico. V.4225. P.127-136.
442. I.V.Simonenko, I.A.Matveev Detecting Precise Iris Boundaries by Circular Shortest Path Method // Pattern Recognition and Image Analysis. 2014. V.24. N.2. P.304-309.
443. Soifer V., Kotlyar V., Khonina S., Skidanov R. Optical-digital methods of fingerprint identification // Optics and Lasers in Engineering. 1998. V.29. N.4-5. P.351-359.
444. Soifer V.A. Computer processing of images // Herald of the Russian Academy of Sciences. 2001. V.71. N.2. P.119.
445. Soifer V.A., Kotlyar V.V., Khonina S.N., Khramov A.G., Ilyasova N.Yu. Measuring the geometric parameters using image processing and diffractive optics methods // Proc. SPIE - The International Society for Optical Engineering sponsors: SPIE, SPIE Russia Chapter, OSA, ISTC, MIST; editors: Y.V. Chugui, S.N. Bagayev, A. Weckenmann, P.H. Osanna. 2002. P.996-1006.
446. Soifer V.A., Popov S.B., Myasnikov V.V., Sergeev V.V. Computer image processing // Samara, 2010. Part I Basic concepts and theory.
447. Soifer V.A., Chernov A.V., Chernov V.M., Chicheva M.A., Fursov V.A., Gashnikov M.V., Glumov N.I., Ilyasova N.Yu., Khramov A.G., Korepanov

- A.O., Kupriyanov A.V., Myasnikov E.V., Myasnikov V.V., Popov S.B., Sergeev V.V. Computer image processing // Samara, 2010. Part II Methods and algorithms.
448. Sonka M., Hlavac V., Boyle R. Image processing, analysis and machine vision: 2nd edition. – PWS Publishing, 1999. – 770 p.
449. Starovoitov V., Samal.D. Three approaches for face recognition // Proc. 6th Int. Seminar on Science and Computing, 15-17 Sep. 2003, Moscow, Russia. P.332–335.
450. Sulimova V., Mottl V., Tatarchuk A. Multi-kernel approach to on-line signature verification // Proc. 8th IASTED Int. Conf. Signal and Image Processing, SIP 2006. Honolulu, HI, 2006. P.448-453.
451. Sun C., Pallottino S. Circular shortest path in images // Pattern Recognition. 2003. V.36. N.3. P.709-719.
452. Takano H., Nakamura K. Iris Pattern Classification Combining Orientation Recognition // State of the art in Biometrics, Dr. Jucheng Yang /Ed., 2011. InTech. P.203–218.
453. Tan C.W., Kumar A. Unified Framework for Automated Iris Segmentation Using Distantly Acquired Face Images // IEEE Trans. Image Processing. 2012. V.21. N.9. P.4068–4079.
454. Tang R., Han J., Zhang X. Efficient iris segmentation method with support vector domain description // Optica Applicata. 2009. V.39. N.2. P.365–374.
455. Tisse C., Martin L., Torres L., Robert M. Person identification technique using human iris recognition // Proc. of Vision Interface. 2002. P.294-299.
456. Titov V., Tevs S., Shirabakina T. Optical recognition system for radioelectronic products // Machine Graphics and Vision. 1999. V.8. N.1. P.143.
457. Titov V.S., Tevs S.S. A fuzzy mathematical model for recognition in optoelectronic systems // Pattern Recognition and Image Analysis. 2001. V.11. N.1. P.105.

458. Topal C., Akinlar C. An Adaptive Algorithm for Precise Pupil Boundary Detection Using the Entropy of Contour Gradients // <http://ceng.anadolu.edu.tr/cv/eyetracking/download/PupilDetection.pdf>
459. Toth B., von Seelen U.C. Liveness Detection for Iris Recognition // Proc. NIST Workshop Biometrics and E-Authentication over Open Networks. 30-31 March 2005, Gaithersburg, MD, USA.
460. Trekin A.N., Matveev I.A. Projection method for pupil detection // 11th Int. Conf. On Pattern Recognition and Information Processing, PRIP-2011, Minsk, 18-20 May, p.135-138.
461. Trucco E., Razeto M. Robust iris location in close-up images of the eye // Pattern Analysis and Applications. 2005. V.8. N.3. P.247–255.
462. Uhl A., Wild P. Weighted Adaptive Hough and Ellipsopolar Transforms for Real-time Iris Segmentation // 5th IAPR Int. Conf. Biometrics. 2012. P.283–290.
463. Vatsa M., Singh R., Noore A. Improving Iris Recognition Performance Using Segmentation, Quality Enhancement, Match Score Fusion, and Indexing // IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics. 2008. V.38. N.4. P.1021–1035.
464. Vezhnevets V., Degtiareva A. Robust and accurate eye contour extraction // Proc. Graphicon. 2003.
465. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // Proc. Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. 2001. P.511–518.
466. Wang Y., Tan T., Jain A.K. Combining Face and Iris Biometrics for Identity Verification // Proc. 4th Int. Conf. Audio- and video-based biometric person authentication. 2003. P.805-813.
467. Wildes R.P., Asmuth J.C., Green G.L. et al. A system for automated iris recognition // Proc. of the 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. 1994. P. 121-128.

468. Wildes R.P. Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology // Proc. IEEE. 1997. V.85. P. 1348-1363.
469. Wildes R.P., Asmuth J.C., Hanna K.J. et al. Automated, non-invasive iris recognition system and method // US Pat. N.5751836, 1998.
470. Xu C., Prince J.L. Active Contours, Deformable Models, and Gradient Vector Flow // 2000. DOI:10.1.1.28.2923
471. Xu L., Oja E., Kultanan P. A new curve detection method: Randomized Hough transform (RHT). Pattern Recog. Lett. 1990. N.11. P.331–338.
472. Yaroslavsky L.P. Shifted discrete Fourier transforms // Digital Signal Processing. 1980. P.69.
473. Yaroslavsky L.P., Wolf E. The theory of optimal methods for localization of objects in pictures // Progress in Optics. 1993. V.32. P.145.
474. Yaroslavsky L.P. Local adaptive filters for image restoration and enhancement // Lecture Notes in Control and Information Sciences. 1996. V.219. P.31.
475. Yaroslavsky L. Local adaptive filtering in transform domain for image restoration, enhancement and target location // Progress in Biomedical Optics and Imaging. 1997. V.3346. P. 2-17.
476. Yaroslavsky L. Boundary effect free and adaptive discrete signal sinc-interpolation algorithms for signal and image resampling // Applied Optics. 2003. V.42. N.20. P.4166.
477. Yu L., Wang K., Zhang D. Coarse Iris Classification Based on Box-Counting Method // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing. 2005. V.3. P.301–304.
478. Yuan W., Lin Z., Xu L. A rapid iris location method based on the structure of human eyes // 27th Annual Conf. on Engineering in Medicine and Biology. Shanghai, China. 2005. P.3020-3023.
479. Youmaran R., Xie L.P., Adler A. Improved identification of iris and eyelash features // Proc. 24th Symp. Communications. 2008. P.287–290.

480. Zagoruiko N.G. Fast recognition of a large number of patterns in competent subspaces of features // Pattern Recognition and Image Analysis. 2002. V.12. N.3. P.264–266.
481. Zaim A.T. Automatic segmentation of iris images for the purpose of identification // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing. 2005. V.3. P.273–276.
482. Zaim A.T., Quweider M.K., Iglesias J.R., Tang R. A New Method for Iris Recognition using Gray-Level Cooccurrence Matrix // Proc. IEEE Int. Conf. Electro/information Technology. 2006. P.350–353.
483. Zhiznyakov A.L., Sadykov S.S., Gai V.E. Evaluation of local dependencies of images wavelet decomposition // Pattern Recognition and Image Analysis. 2008. V.18. N.04. P.723–726.
484. Zhou Z.-H., Geng X. Projection functions for eye detection // State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University. 2002.
485. Zhu D., Moore S.T., Raphan T. Robust pupil center detection using a curvature algorithm // Computer Methods and Programs in Biomedicine. 1999. V.59. P.145–157.
486. Zhu X.-D., Liu Y.-N., Ming X., Cui Q.-L. A quality evaluation method of iris images sequence based on wavelet coefficients in «region of interest» // Proc. 4th Int. Conf. Computer and Information Technology. 14-16 Sept. 2004. P.24–27.
487. Zhuravlev Yu.I., Gurevitch I.B. Pattern recognition and image recognition // Pattern Recognition and Image Analysis. 1991. V.1. N.2. P.149.
488. Zhuravlev Yu.I., Gurevitch I.B., Ilyinsky S.V., Polikarpova N.S., Smetanin Yu.G., Khilkov A.V. Development and investigation of the mathematical and computational basis for a system of information technologies of pattern recognition and image understanding // Pattern Recognition and Image Analysis. 1993. V.3. P.266.

489. Zhuravlev Yu.I., Gourevitch I.B., Ilyinsky S.V. A group-theoretic method of image recognition // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 1996. V.6. N.1. P.144-145.
490. Zhuravlev Yu.I., Gourevitch I.B., Polikarpova N.S., Smetanin Yu.G. Standardization of reducing images to a recognizable form // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 1996. V.6. N.1. P.146-147.
491. Zhuravlev Yu.I. An algebraic approach to recognition or classifications problems // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 1998. V.8. N.1. P.59-100.
492. Zhuravlev Yu.I., Ryazanov V.V., Senko O.V., Biryukov A.S., Vetrov D.P., Dokukin A.A., Katerinokhina N.N., Kropotov D.A., Obukhov A.S., Romanov M.Yu., Ryazanov I.V., Tolstov I.V., Chelnokov F.B. Recognition: a universal software system for recognition, data mining, and forecasting // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2005. V.15. N.2. P.476–478.
493. Zhuravlev Yu.I., Ryazanov V.V., Senko O.V., Biryukov A.S., Vetrov D.P., Dokukin A.A., Kropotov D.A. The program system for intellectual data analysis, recognition and forecasting // *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*. 2005. V.2. N.1. P.55–58.
494. Zhuravlev Yu.I., Ryazanov V.V., Senko O.V., Kuznetsova A.V., Botvin M.A. The use of pattern recognition methods in tasks of biomedical diagnostics and forecasting // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2008. V.18. N.2. P.195–200.
495. Zhuravlev Y.I., Biryukov A.S., Dokukin A.A., Romanov M.Y., Ryazanov V.V., Ablameiko S.V., Krasnoproshin V.V., Obraztsov V.V. Algorithms for algebraic and logical correction and their applications // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2010. V.20. N.2. P.105–117.
496. Zuo J., Schmid N.A. An Automatic Algorithm for Evaluating the Precision of Iris Segmentation // *2nd IEEE Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems*. Arlington, VA, USA, 29 Sept. 1 -Oct. 2008.

Приложение А

Использованные базы данных

Для проверки работы алгоритмов использованы несколько баз изображений радужки.

BATH

Название: University of Bath Iris Image Database [207]. База состоит из 31988 изображений, зарегистрированных на установке LG3000. Установка регистрирует изображения глаз разрешением 640×480 пикселей, снятые при ближнем ИК освещении (длина волны 880 нм). Устройство обладает автофокусировкой, самостоятельно выбирает из входного потока высококачественные изображения. База содержит такие отобранные изображения, низкокачественных снимков в ней нет. В базе присутствуют изображения правого и левого глаз 800 (всего 1600 глаз), на каждый приходится 20 (на некоторые — меньше) изображений.

CASIA

Название: Chinese Academy of Science Institute of Automation Iris Image Database [231]. Это несколько разнородных баз данных. Были использованы:

CASIA-Iris-Interval. Это набор изображений радужки, снятых собственным устройством Института Автоматизации. Разрешение 320×280 пикселей, число персон — 249, число зарегистрированных глаз — 395, общее количество изображений — 2639. Число изображений на один глаз от 1 до 26. Все изображения высокого качества.

CASIA-Iris-Lamp. Изображений зарегистрированы устройством OKI IRISPASS. Разрешение 640×480 пикселей, число персон — 411, число зарегистрированных глаз — 819, общее количество изображений — 16212. Число изображений на один глаз от 10 до 20. Значительная часть изображений имеет существенное затенение радужки веками/ресницами (на 5% изображений затенение составляет больше половины площади, на половине изображений затенение больше 20%).

CASIA-Iris-Lamp. Изображений зарегистрированы устройством OKI IRISPASS. Разрешение 640×480 пикселей, число персон — 200, число зарегистрированных глаз — 400, общее количество изображений — 3183. Число изображений на один глаз от 5 до 10. Эта база интересна тем, что её составляют изображения глаз близнецов.

CASIA-Iris-Thousand. Изображения зарегистрированы бинокулярным устройством IKEMB-100. Разрешение 640×480 пикселей, число персон — 1000, число зарегистрированных глаз — 2000, общее количество изображений — 20000. Число изображений на один глаз — ровно 10. Значительная часть изображений имеет существенное затемнение радужки веками/ресницами.

CASIA-Iris-Syn. Это база синтетических изображений. Разрешение 640×480 пикселей, число «глаз» — 1000, общее количество изображений — 10000. На изображении глаза область радужки заменяется на синтезированную. К сожалению, использован некачественный алгоритм синтеза, и полученные изображения неестественные. Поэтому данная база не использовалась для тестов.

ICE

Название: NIST Iris Challenge Evaluation [302]. Изображения зарегистрированы устройством LG EOU 2200. Разрешение 640×480 пикселей, число персон — 132, число зарегистрированных глаз — 253, общее количество изображений — 2954. Число изображений на один глаз — от 1 до 31. Изображения имеют различные дефекты: расфокусировку, артефакты чересстрочной развёртки, недостаточную контрастность, поворот глаза; в целом качество варьируется от неприемлемого до идеального (для данного разрешения).

MMU

Название: Multimedia University Iris database [368]. Эти изображения зарегистрированы с помощью устройств LG IrisAccess 2200 и Panasonic VM-ET100. Разрешение 320×286 и 320×240 пикселей, число персон — 145, число зарегистрированных глаз — 289, общее количество изображений — 1445. Число изображений на один глаз — ровно 5.

NDIRIS

Название: Notre Dame University Computer Vision Research Laboratory dataset [404]. Это несколько баз данных, разрешение всех 640×480 пикселей, качество изображений от умеренного до высокого. Были использованы:

ND-IRIS-0405 Iris Image Dataset. База содержит 64980 изображений радужки, полученных от 356 персон (712 глаз).

ND-TimeLapseIris-2012. База содержит 6797 изображений 46 глаз, принадлежащих 23 персонам. Изображения каждой из персон этой базы регистрировались на протяжении четырёх лет.

ND-CrossSensor-Iris-2012. База собрана на 27 сессиях, с участием 676 персон. В среднем каждая сессия охватывает 160 персон. Использовались устройства LG2200 и LG4000. На устройстве LG4000 получено 29986 изображений, на устройстве LG2200 — 116564 изображений.

UBIRIS

Название: Noisy Visible Wavelength Iris Image Databases [414].

База содержит 1207 изображений, полученных в видимом свете на цветную камеру. Использовалась подсветка видимым светом, по этой причине зарегистрированные в этой базе глаза имеют аномально узкий зрачок.

Iritech

Это несколько баз данных, собранных автором и сотрудниками Iritech на устройствах SM2010, IriShield и IriMagic, а также лабораторных макетах. Эти базы не находятся в открытом доступе.

IriShield/IriMagic. Более 400000 изображений разного качества, от неприемлемого до высокого, для более чем 100 персон.

SM2010. Характерным отличием этой базы является то, что она состоит из последовательностей изображений, снятых пупиллографом, то есть устройством, регистрирующим реакцию зрачка на световой стимул, причём запись реакции производится несколько раз. Соответственно, каждый глаз в этой базе представлен множеством серий изображений, как минимум две серии на каж-

дый глаз, как минимум 30 изображений в серии. Размер зрачка варьируется. Качество изображений низкое, большинство непригодно для создания эталона. В базе содержится около 1000 человек, число изображений порядка 600000.

Лабораторные макеты. Около 100000 изображений разного качества, от неприемлемого до высокого, для более чем 500 персон.

Приложение Б

Устройства

Результаты, описанные в диссертационной работе, реализованы и используются в следующих устройствах:

- Устройства ввода и распознавания изображений радужки глаза серии IriShield, монокулярное (IriShield USB МК 2120U) и бинокулярное (IriShield USB ВК 2121);
- Бинокулярная система ввода изображений радужки глаза IriMagic;
- Модуль ввода изображений радужки глаза IriHerald;
- Программное обеспечение IrisSDK, предназначенное для разработки систем распознавания по радужке на платформах Intel-x86 и AMD64 под управлением операционных систем Windows и Linux, равно как и отдельно поставляющиеся подсистемы IriCore, IriMatchEnhancer, IriVerifier, IriTemplateG IriTracker и основанное на IrisSDK серверное решение IriMaster;
- устройство диагностики функционального состояния человека по зрачковой реакции SM2010.

На Рис.Б.1 представлено устройство IriShield USB МК 2120U. Устройство содержит камеру, захватывающую монохромное изображение размером 640 * 480 пикселей, ИК-диод подсветки, «холодное зеркало» (фильтр, прозрачный в ближнем ИК-диапазоне и являющийся зеркалом в видимом свете) и вычислительный модуль, осуществляющий обработку изображений глаза, создание и сравнение эталонов. Во встроенной памяти может храниться до 1000 эталонов. Питание и управление устройством осуществляется по шине USB. Устройство может работать под управлением ОС Windows, Linux, Android. Следует подчеркнуть, что вся обработка данных, от получения изображений до выдачи



Рис. Б.1. IriShield USB МК 2120U.

решения «распознан»/«не распознан» осуществляется вычислительным модулем устройства, шина USB используется лишь для самых общих управляющих команд (начать регистрацию, начать распознавание и т.п.).

На Рис.Б.2 представлено бинокулярное устройство IriMagick. По своим ос-

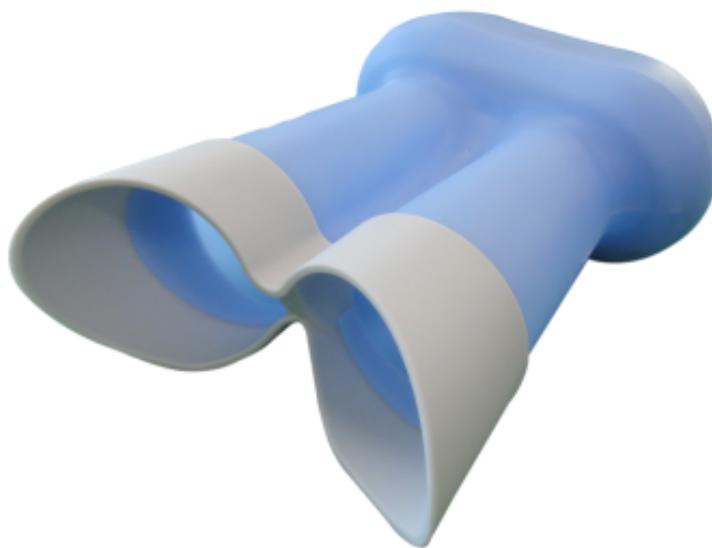


Рис. Б.2. IriMagick.

новным особенностям оно не отличается от предыдущего, за исключением того, что является бинокулярным, то есть вводит изображения двух глаз одновременно, и снабжено чехлом, для защиты от посторонних засветок и лучшего позиционирования. За счёт этих двух отличий повышены точность и скорость

распознавания.

На Рис.Б.3 представлен бинокулярный пупиллограф — устройство диагностики функционального состояния человека по зрачковой реакции SM2010. Бинокулярный пупиллограф SM2010 измеряет реакцию зрачка на световой раз-



Рис. Б.3. Бинокулярный пупиллограф SM2010.

дражитель. Изображения правого и левого глаз регистрируются одновременно и синхронно, на протяжении 2.5 секунд после выдачи светового стимула. Частота регистрации — 60 кадров в секунду, таким образом в одной серии регистрируются 150 пар изображений. Обследование включает запись двух или трёх серий, разделённых паузами для восстановления продолжительностью по одной минуте. Таким образом, всё обследование занимает не более трёх минут.

В зависимости от вида теста возможно определение различных постоянных и динамических характеристик человека, таких как

- тип темперамента (по Айзенку: меланхолик/холерик/сангвиник/флегматик);
- тип мышления (аналитическое/синтетическое);

- наличие стресса в различных фазах (тревоги/сопротивления/истощения);
- наличие наркотического опьянения.

Приложение В

Акты о внедрении



SAMBON PRECISION & ELECTRONICS CO.,LTD

204, Samjeong-dong, Ojeong-gu, Bucheon-city, Kyeonggi-do, Korea

Tel : 82 32 683 7300 Fax : 82 32 678 5868

Представительство Открытого акционерного Общества
"Самбон Пресижн энд Электроникс" (Республика Корея) г. Москва

113184, г. Москва, ул. Большая Татарская, д.21, стр. 8.

Тел/факс: (495) 959-5429 e-Mail: sambon_moscow@mail.ru

"09" июня 2014 г.

№ 09/06-2014

Акт

о внедрении результатов диссертации Матвеева Ивана Алексеевича.

Настоящим подтверждается, что результаты диссертации Матвеева И.А. "Методы и алгоритмы автоматической обработки изображений радужной оболочки глаза" используются в программном обеспечении систем диагностики функционального состояния человека по зрачковой реакции, выпускаемых компанией.

Глава Представительства



Н.Н.Варченко



Представительство Акционерного Общества "ИриТехКо., ЛТД" (Республика Корея)

115184, г. Москва, ул. Большая Татарская, д.21, строение 8

Тел: (495) 951-65-92 e-Mail: moscow@iritech.com

"09" июня 2014 г.

№ 09-14-63

Акт

о реализации результатов диссертации Матвеева Ивана Алексеевича на тему
"Методы и алгоритмы автоматической обработки изображений радужной
оболочки глаза".

Настоящим подтверждается, что полученные в диссертации Матвеева И.А. результаты реализованы в аппаратном и программном обеспечении следующих систем биометрического распознавания по радужке, выпускаемы Iritech:

- устройство ввода и распознавания изображений радужки глаза серии IriShield, монокулярное (IriShield USB МК 2120U) и бинокулярное (IriShield USB ВК 2121);
- бинокулярная система ввода изображений радужки глаза IriMagic;
- модуль ввода изображений радужки глаза IriHerald;
- программное обеспечение IrisSDK, предназначенное для разработки систем распознавания по радужке на платформах Intel-x86 и AMD64 под управлением операционных систем Windows и Linux.

Глава Представительства



И.Е.Макарчук