

ФЕДЕРАЛЬНОЕ АГЕНТСТВО ПО ОБРАЗОВАНИЮ
ГОСУДАРСТВЕННОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САМАРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АЭРОКОСМИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ имени академика С.П. КОРОЛЕВА»

МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ КРИСТАЛЛОГРАММ

*Утверждено Редакционно-издательским советом университета
в качестве учебного пособия*

САМАРА
Издательство СГАУ
2007

УДК 681.3, 621.372.542
ББК 22.16



**Инновационная образовательная программа
"Развитие центра компетенции и подготовка
специалистов мирового уровня в области
аэрокосмических и геоинформационных технологий"**

Рецензенты: д-р техн. наук, проф. В.В. Сергеев,
канд. физ.-мат. наук, Осипов М.Н.

Ильясова Н.Ю.

М744 Методы обработки и анализа изображений диагностических кристаллограмм: учеб. пособие / Н.Ю. Ильясова, А.В. Куприянов, М.А. Ананьин – Самара: Изд-во Самар. гос. аэрокосм. ун-та, 2007. – 156 с.: ил.

ISBN 978-5-7883-0612-4

В учебном пособии рассмотрены современные технологии анализа диагностических изображений кристаллов биологических жидкостей. Изложение математических моделей и методов анализа ориентировано на студентов старших курсов и аспирантов, при этом основное внимание уделяется изучению новых информационных технологий, инструментальных методик и технических средств, ориентированных на решение прикладных задач анализа биомедицинских изображений. В учебном пособии рассмотрены методы текстурного анализа, в частности, приведены методы формирования статистических текстурных признаков. В учебном пособии исследуется информативность признаков на основе методов дискриминантного анализа. Рассматриваются методы формирования медико-диагностических признаков кристаллограмм на основе оценивания их геометрических параметров. При этом используется теория метода поля направлений, спектральные методы.

Учебное пособие предназначено для проведения лекционных и лабораторных занятий по курсу "Математические методы обработки изображений" для студентов очной формы направления 010500 и специальности 010501 "Прикладная математика и информатика", по курсу "Методы и средства компьютерной обработки медицинских изображений" для студентов очной формы специальности 200401 "Биотехнические и медицинские аппараты и системы", по курсу "Цифровая обработка сигналов и изображений" для студентов очной формы направления 010600 "Прикладные математика и физика".

УДК 681.3, 621.372.542
ББК 22.16

ISBN 978-5-7883-0612-4 © Ильясова Н.Ю., Куприянов, А.В.
Ананьин М.А., 2007
© Самарский государственный
аэрокосмический университет, 2007

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	6
1 КРИСТАЛЛОГРАФИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ СЛЁЗНОЙ ЖИДКОСТИ.....	8
1.1 Основные понятия	9
1.2 Классификация систем анализа кристаллограмм	15
2 ДИНАМИЧЕСКИЕ ИМИТАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ ИЗОБРАЖЕНИЙ КРИСТАЛЛИЧЕСКИХ СТРУКТУР	18
2.1 Качественное описание процесса кристаллизации.....	18
2.1.1 Классификация типов кристаллообразования.....	18
2.1.2 Кристаллизация из раствора с примесями.....	22
2.1.3 Процесс образования дендрита.....	23
2.2 Математические модели физических процессов, проходящих при кристаллизации	27
2.2.1 Макроскопическая модель процесса кристаллизации.....	27
2.2.2 Диффузия вещества и примеси.....	29
2.2.3 Вероятности кристаллизации и растворения.....	30
2.2.4 Перенос вещества и примеси при кристаллизации и растворении	31
2.3 Экспериментальные исследования	32
3 ОЦЕНКА ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ КРИСТАЛЛОГРАММ СЛЁЗНОЙ ЖИДКОСТИ.....	34
3.1 Медико-диагностические признаки кристаллограмм.....	34
3.1.1 Критерий однонаправленности лучей кристалла слезы	35
3.1.2 Критерий относительной площади участков с четкими линиями	37
3.1.3 Критерий густоты лучей кристалла	38
3.1.4 Критерий прозрачности кристаллограммы	39
3.2 Классификация кристаллограмм на основе объединения диагностических признаков	40
3.3 Оценка уровня нормы образца по обучающей выборке	40
3.4 Задача оптимального объединения	42
3.5 Экспериментальное исследование методов анализа кристаллограмм на натуральных изображениях.....	42
4 ТЕКСТУРНЫЙ АНАЛИЗ КРИСТАЛЛОГРАММ СЛЕЗЫ	46
4.1 Анализ текстур на изображении.....	46
4.2 Матрицы вероятностного распределения.....	49

4.3	Статистический текстурный анализ	54
4.4	Предварительная обработка исходных изображений	55
4.5	Статистические признаки второго порядка	58
4.6	Статистические признаки третьего порядка	65
4.7	Процедура отбора признаков. Дискриминантный анализ	67
4.8	Классификация натуральных изображений	72
4.9	Анализ классификации	74
5	АНАЛИЗ КРИСТАЛЛОГРАММ ПЛАЗМЫ КРОВИ	82
6	МЕТОДЫ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ КРИСТАЛЛОГРАММ РОТОВОЙ ЖИДКОСТИ	85
6.1	Характеристика кристаллограмм биологических жидкостей слюны	87
6.2	Текстурные свойства изображений кристаллограмм ротовой жидкости	89
6.3	Геометрический подход к анализу структуры кристаллизации ротовой жидкости	92
6.3.1	Оценка параметра прозрачности кристаллограммы	92
6.3.2	Экспериментальные исследования на натуральных образцах	93
6.4	Спектральные методы анализа кристаллограмм ротовой жидкости	103
6.4.1	Преобразование Фурье	105
6.4.2	Факторы форм	105
6.5	Технология спектрального анализа кристаллограмм ротовой жидкости	108
6.5.1	Формирование области исследования на изображении	108
6.5.2	Выравнивание яркости	108
6.5.3	Построение гистограммы распределения яркости	110
6.5.4	Быстрое преобразование Фурье	111
6.5.5	Пороговая обработка	113
6.5.6	Преобразование области в связную	114
6.5.7	Выделение контура объекта	115
6.5.8	Общая структура спектрального метода анализа изображений кристаллограмм ротовой жидкости	117
6.5.9	Исследование на тестовых изображениях	118
6.5.10	Тестирование на реальных объектах	119
6.5.11	Расстояния между классами	123
6.5.12	Выбор области обработки	124
7	ФОРМИРОВАНИЕ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ АНАЛИЗА ЦВЕТНЫХ БИМЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ	126
7.1	Цвет и цветовые пространства	126
7.1.1	Устройство человеческого восприятия цвета	126
7.1.2	Модель цветового зрения	128

7.1.3 Количественное описание цвета.....	130
7.1.4 Понятие цветового пространства	132
7.1.5 Цветовая модель RGB	133
7.1.6 Цветовые модели XYZ, Lab и Luv.....	134
7.1.7 Цветовые модели HSL, HSB, HSI.....	138
7.1.8 Цветовые модели YIQ и YCrCb.....	140
7.2 Оценивание текстурных признаков для цветных диагностических изображений.....	141
7.2.1 Преобразования цветовых пространств.....	141
7.2.2 Формирования текстурных признаков в цветовых пространствах	143
7.2.3 Дискриминантный анализ признаков.....	146
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	150
ПРЕДМЕТНЫЙ УКАЗАТЕЛЬ	151
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК.....	153

ВВЕДЕНИЕ

Оценка особенностей текстуры важна для множества приложений обработки изображения. Анализ текстурных изображений формирует основание для распознавания объекта и его классификации на основе выделения текстурных признаков. В учебном пособии рассмотрены вопросы, связанные с анализом изображений кристаллограмм, характерной особенностью которых является наличие текстур. Рассмотрены математические модели процесса кристаллообразования, позволяющие более полно понять физические основы решаемой задачи.

В учебном пособии рассмотрены методы текстурного анализа, в частности приведены методы формирования статистических текстурных признаков второго и третьего порядков, как результат статистического текстурного анализа изображений на основе двумерной и трехмерной матриц вероятностного распределения. В учебном пособии исследуется информативность признаков на основе методов дискриминантного анализа. Описаны новые признаки, и исследуется эффективность классификации на натуральных текстурных изображениях. Представлены методы формирования медико-диагностических признаков кристаллограмм на основе оценивания их геометрических параметров. Описываются новые методы и алгоритмы оценивания геометрических параметров изображений кристаллических структур. При этом используется теория метода поля направлений, позволяющего сократить структурную избыточность изображений и значительно повысить скорость и качество распознавания.

При патологических состояниях организма человека происходят многочисленные изменения молекулярного состава ткани и биологических жидкостей. Жидкостную систему принято рассматривать как среду для клеток организма. Одним из способов выявления характера взаимоотношений между элементами в системе является перевод жидкости из одного фазового состояния в другое.

В лабораторной диагностике наиболее удобной формой смены фазового состояния биологических жидкостей является их кристаллизация. Изменение формы кристаллов являются следствием изменения физико-химических свойств биологической жидкости. Характер перехода в твердое вещество определяется солевыми, пептидными и другими компонентами биологической жидкости.

Биологические жидкости (кровь, слюна, слеза, моча и др.), по мнению многих авторов, являются индикаторами нарушения обменных процессов при патологических состояниях органов. Состав жидкости при этом отражает те многообразные изменения метаболизма, которые происходят при патологических состояниях. Однако, при исследовании состава жидкости, как правило, исследуется только один биохимический показатель. Кристаллографическое исследование (КГИ) применяется в качестве интегрального метода, который косвенно позволяет судить о структуре вещества [1]. Простота и чувствительность позволили ему занять определенное место в диагностике ряда заболеваний человека.

Рассматриваемая методика КГИ основана на компьютерном анализе кристаллограмм слезы с использованием эффективных методов математической формализации медико-диагностических признаков и формирования количественных вероятностных оценок патологии на основе введенной системы признаков классификации данного класса изображений и информации, предоставленной врачом-экспертом. Рассмотрены новые методы и алгоритмы оценивания геометрических параметров изображений кристаллических структур. При этом используется теория метода поля направлений, позволяющего сократить структурную избыточность изображений и значительно повысить скорость и качество распознавания.

В книге рассмотрена математическая модель кристаллизации раствора, основанная на физических процессах, проходящих при кристаллообразовании. Она базируется на процессах диффузии и переноса вещества с учетом вероятностей растворения и кристалли-

зации. На ее основе разработана дискретная макроскопическая модель, отражающая физическое состояние элементарных объемов области роста кристалла в каждый момент времени. Алгоритм динамической визуализации процесса и компьютерная система имитационного моделирования ДЕНДРИТ позволяет задавать значения физических параметров раствора и наблюдать ход роста кристаллов. Подробно описаны экспериментальные исследования влияния некоторых параметров раствора на форму образующихся кристаллов.

1 КРИСТАЛЛОГРАФИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ СЛЁЗНОЙ ЖИДКОСТИ

Слезная жидкость является индикатором нарушения обменных процессов при различной патологии органа зрения. С биохимической точки зрения слеза представляет собой многокомпонентную химическую систему. Биохимические исследования позволяют оценить только некоторые ее показатели. Известные лабораторные тесты требуют значительного количества исследуемой жидкости, дорогостоящего лабораторного оборудования и реактивов.



Рис. 1. Забор слезы

В настоящее время невозможно провести одновременное тестирование слезы на наличие всех составляющих ее компонентов. По-

этому сейчас представляют интерес для клиницистов диагностические методики, позволяющие оценить структурные нарушения исследуемой биологической жидкости доступными способами. В основу многих исследований был взят кристаллографический метод [1], дающий представление о фундаментальной картине структуры веществ. Он рекомендован в широкую медицинскую практику как дополнительный тест для дифференцированной диагностики воспалительных, опухолевых и дистрофических заболеваний органа зрения. Основные принципы кристаллографического метода были разработаны Т.Е.Ловицем в 1804 году. В офтальмологии он стал широко применяться в последнее десятилетие.

1.1 Основные понятия

Кристаллами называют «вещества, в которых составляющие их частицы расположены правильными, симметричными, периодически повторяющимися рядами, сетками, решетками. Термин «*текстура*» обозначает ткань, связь, строение. Под этим термином подразумевают преимущественную ориентацию кристалла в полимерах. Кристаллы слезы напоминают веточку дерева, это так называемые дендритные кристаллы или дендриты.

Дендритом называют кристалл в виде многолучевой звезды, состоящей из лучей, идущих из единого центра кристаллизации. Кристаллографическая ориентация дендрита «одинакова для всех его ветвей». На основных лучах кристалла образуются ветви, для дендрита характерна симметрия подобия.

Наиболее доступным, и в тоже время достаточно информативным объектом для проведения кристаллографического анализа оказалась слеза. *Кристаллограмма* представляет собой высушенную при определенной температуре каплю слезы пациента. В настоящее время кристаллизация слезы выполняется двумя методами: *высушивание нативной слезы* или *введение кристаллообразующего вещества*. Первый метод заключается в высушивании нативной слезы. Происходящую при этом кристаллизацию препаратов нативной сле-

зы авторы обозначают как «tear ferning». Вторым методом КГИ предполагается изменение формы кристаллов путем введения кристаллообразующего вещества в биологическую жидкость. Одним из таких веществ является дигидрат хлорида меди [1].

Данные литературы свидетельствуют о значении обоих представленных методов КГИ слезной жидкости для дифференциальной диагностики и наблюдения при разнообразной офтальмологической патологии. Каждый из методов информативен и имеет свои преимущества. Судя по литературным данным, метод кристаллизации в присутствии дигидрата хлорида меди более чувствителен, а метод высушивания имеет преимущество в том, что может быть осуществлен значительно быстрее.

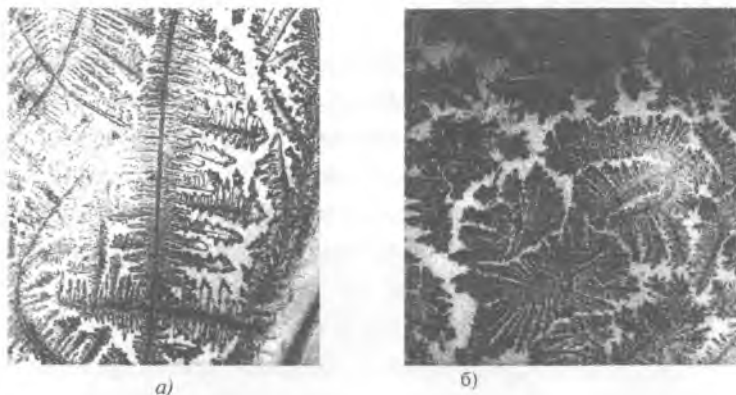


Рис. 2. Чисто высушенная слеза: а) - норма, б) - патология

Кристаллографический метод рекомендован в широкую медицинскую практику как дополнительный тест для дифференцированной диагностики воспалительных, опухолевых и дистрофических заболеваний органа зрения. Метод кристаллизации считается значительно более чувствительной, чем другие, в которых биологическая жидкость высушивается и после чего проводится микроскопия сухого остатка.

В последние годы применение компьютерных методов обработки медико-диагностических изображений стало одним из важнейших инструментов научных исследований и повышения эффективности ранней диагностики различных заболеваний. В клинической практике анализ кристаллограмм проводится по их фотографиям. Визуально очень сложно, а иногда и невозможно выделить ведущие патологические признаки. В связи с этим привлечены методы цифровой обработки изображений кристаллов. Преимуществами компьютерного анализа изображения являются его объективность и возможность количественного анализа изображения.

Главной задачей является оценка возможности классификации кристаллов с использованием признаков, получаемых при анализе изображений. Любую характеристику, которая фокусируется лишь на первичном сигнале, можно применять для определения перцепционных эффектов лишь в самом общем случае. Для подробного описания необходимо определенное преобразование сигнала. Таким преобразованием может быть построение поля направлений либо матрицы вероятностного распределения (gray-level cooccurrence matrix).

Таким образом, важнейшими аспектами КГИ являются построение методов автоматизированного анализа и распознавания кристаллограмм, исследование их диагностической ценности, методы формализации медико-диагностических признаков и формирования количественных вероятностных оценок патологии органов зрения на основе системы геометрических признаков кристаллограмм [2]. Результатом работы методов является получение интегральной оценки вероятности патологии исследуемой кристаллограммы, объединяющей выбранные критерии классификации. Все они базируются на использовании понятия поля направления. Это следующие критерии классификации - *критерий чёткости лучей кристаллов, прозрачности кристаллограммы, преобладающая частота, признак однонаправленности.*

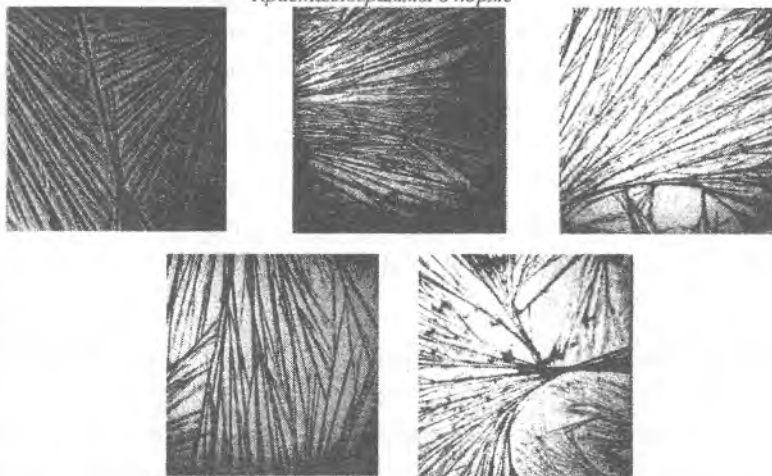
Глобальная диагностика позволяет выделить из множества кристаллограмм только группы нормы и патологии, определить количественное выражение глобальных признаков классификации кристаллограммы и определить степень патологии, но не позволяет провести классификацию кристаллограмм на отдельные группы изображений, характеризующихся определённым видом патологии, т.е. выявить кристаллограмму с определённым диагнозом болезни. Таким образом более детальная обработка на основе дополнительной серии признаков (текстурный анализ) позволит в дальнейшем перейти к дифференциальной диагностике, т.е. выявлять отдельные группы заболеваний: опухоли, дистрофические и воспалительные заболевания.

В результате исследования кристаллограмм, проведенного врачами-экспертами, были выделены не только две главные группы нормальных и патологических кристаллограмм, но и проведено разбиение всех кристаллограмм по нескольким типам (каждый тип связан уже с конкретной патологией органа зрения). Эта экспертная классификация была проведена на основе визуального исследования кристаллограмм с использованием серии формальных признаков, таких как однонаправленность лучей кристалла и количество центров кристаллизации, плотность линий на изображении кристалла и др.

Кристаллы нормальной группы имеют правильную форму, преимущественно однонаправлены, очень небольшое число центров кристаллизации. *Кристаллы группы патологий* имеют много центров кристаллизации, развитую дендритную структуру, а так же возможны посторонние включения.

Поскольку метод диагностики заболеваний на основе классификации кристаллограмм слезы изначально был предложен как выделение визуальных различий между различными типами кристаллов, проводятся исследования именно тех признаков, которые так или иначе связаны с восприятием человеком изображений.

Кристаллограммы в норме



Кристаллограммы с патологией

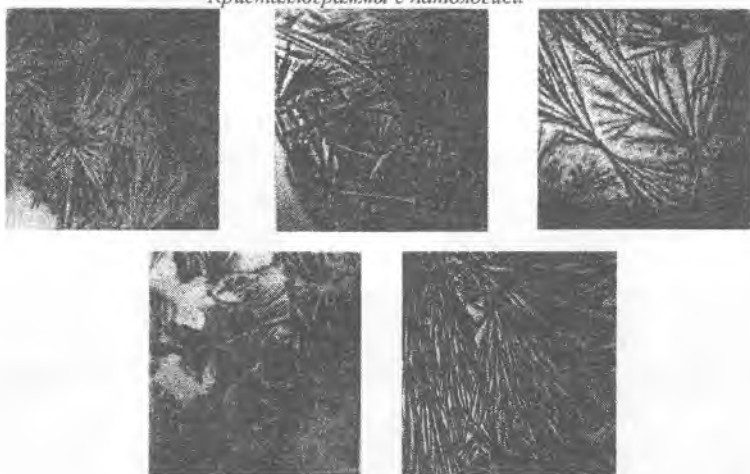


Рис. 3. Характерные изображения кристаллограмм слезной жидкости в норме и при патологических изменениях органов зрения

В качестве основы для дальнейших исследований был выбран также метод, называемый в дальнейшем *статистическим текстурным анализом*. Описание изображений с помощью текстурного анализа требует вычисления различных признаков и расчета величин, образующих вектор, называемый *сигнатурой текстуры* (texture signature). *Текстурные признаки* – это статистические характеристики многомерного вероятностного распределения яркости полутонового изображения (gray-level pixel distribution).

Задачей является выделение признаков, связанных с локальными текстурными особенностями кристаллограмм. Подход, основанный на матрицах вероятностного распределения яркости, уже не раз очень успешно использовался для выделения такой информации. Он предлагает достаточное число показателей, представляющих собой различные статистические признаки второго и третьего порядков, такие как энтропия (entropy), корреляция, затенение (shade), энергия (energy) и другие. В книге рассматриваются исследования этих признаков применительно к диагностическим кристаллограммам и алгоритмы классификации кристаллограмм. Таким образом, появилась возможность определять не только интегральную оценку патологии, но и тип патологии.

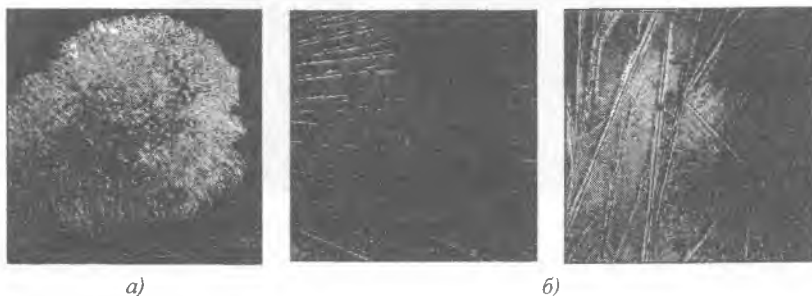


Рис. 4. Кристаллизация слезной жидкости в присутствии хлорной меди:
а) – изображение всего кристалла, б)- увеличенные фрагменты

1.2 Классификация систем анализа кристаллограмм

В работе Чухман Т.П. [1] описывается разработанная в Волгоградской медицинской академии неавтоматизированная эмпирическая методика диагностирования глазных заболеваний с использованием кристаллограмм слезной жидкости. Она заключается в следующем. Сначала обследуется большое количество больных, которым ставится диагноз обычными медицинскими методами, и одновременно с этим формируются кристаллограммы слезной жидкости этих больных.

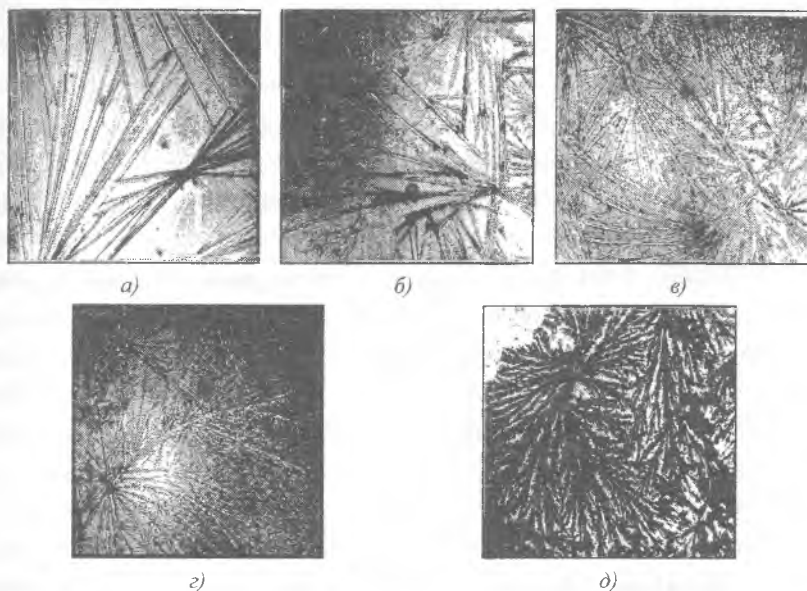


Рис. 5. Классы кристаллограмм: а) нормальный, б) дистрофический, в) слабо выраженный воспалительный, г) умеренно выраженный воспалительный, д) сильно выраженный воспалительный

Затем в сформированных кристаллограммах замечается некое соответствие между формой кристаллов и различными заболеваниями. Врачи на основе личного опыта классифицируют кристаллограммы, выделяют некие особенности формы кристаллов, соответствующие тому или иному заболеванию. Например, Чухман Т.П. в

своей работе [1] выделила пять классов кристаллограмм: нормальный (рис. 5а); дистрофический (рис. 5б); слабо выраженный воспалительный (рис. 5в); умеренно выраженный воспалительный (рис. 5г); сильно выраженный воспалительный (рис. 5д).

При такого рода исследованиях врач берет кристаллограмму как данное и просто сопоставляет форму кристалла с заболеванием, не интересуясь, почему кристалл имеет ту или иную форму. Схематично этот подход представлен на рис. 6.

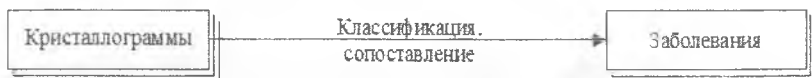


Рис. 6. "Эмпирический" подход

Такой подход является качественным и субъективным. Он получил развитие, когда врачам удалось выявить несколько признаков, глобальных для всей кристаллограммы и имеющих непосредственное отношение к вероятности заболевания.

В ИСОИ РАН была разработана экспертная система анализа кристаллограмм [2]. Обучение системы производит врач-эксперт, который должен предоставить набор изображений кристаллограмм с известной степенью патологии. Система рассчитывает значения признаков для изображений из обучающей выборки и использует эту информацию и информацию от эксперта для выдачи степени патологии для любого изображения кристаллограммы. При использовании экспертной системы врач уже не должен самостоятельно классифицировать каждую кристаллограмму и определять параметры кристалла визуально. От него лишь требуется указать ряд характерных изображений для тех больных, диагноз которых он достоверно знает. Причем, неважно как был поставлен этот диагноз – с использованием кристаллограмм или нет. Схематично этот подход представлен на рис. 7.



Рис. 7. "Экспертный" подход

При указанных подходах врача не интересует, какие физические процессы привели к кристаллизации слезы именно в таком виде, хотя именно физическое состояние слезы и определяет, в конечном счете, форму кристаллов. А физическое состояние слезы, в свою очередь, напрямую связано с состоянием здоровья пациента. Ясно, что для повышения качества диагностики можно было бы воспользоваться информацией о физическом состоянии слезной жидкости, например, о составе и концентрации ее компонентов. Как указывалось выше, непосредственное измерение физического состояния слезы очень сложно. Экспертный метод не может дать даже качественного представления о структуре вещества. Основным недостатком рассмотренного подхода заключается в том, что в нем используются параметры изображения кристаллограммы (однаправленность лучей кристалла, относительная площадь участков с качественными лучами кристалла, густота лучей, прозрачность кристалла), не имеющие физического обоснования. Эти параметры выбрал врач, основываясь на своем опыте и субъективных ощущениях.

На этом фоне физически обоснованная модель имеет ряд преимуществ (рис. 8). Отличие от экспертного подхода заключается в том, что в ней измеряемые параметры имеют физический смысл и их можно обосновать с точки зрения кристаллографии [3, 4].



Рис. 8. "Физический" подход

2 ДИНАМИЧЕСКИЕ ИМИТАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ ИЗОБРАЖЕНИЙ КРИСТАЛЛИЧЕСКИХ СТРУКТУР

2.1 Качественное описание процесса кристаллизации

2.1.1 Классификация типов кристаллообразования

Классическая кристаллофизика рассматривает кристалл как совокупность атомов, равномерно заполняющих его объем. На основе такого представления было создано учение о пространственной решетке кристалла [5, 6]. *Идеальным кристаллом* называется отвечающая идеально правильной пространственной решетке воображаемая совокупность материальных частиц, заполняющих объем кристаллического многогранника. В идеальном кристалле отсутствуют поры, пустоты и незанятые узлы решетки. Точно так же не должно быть посторонних атомов как в узлах, где должны быть атомы, слагающие кристалл, так и в промежутках между ними – междоузлиях.

Реальным кристаллом, в отличие от идеального, называется в действительности существующая совокупность материальных частиц, образующих кристаллическую структуру, зависящую от условий ее получения, от дальнейшей обработки и от характера химических сил в кристалле. Всем реальным кристаллам свойственны те или иные микродефекты.

На рис. 9 приведены фотографии кристаллов, выращенных при обычных условиях из водного раствора и из расплава. Кристаллы такого рода называются скелетными или дендритными. Форма кристаллов на кристаллограммах слезной жидкости, приведенных на рис. 5. п. 1.2 ближе к дендритным кристаллам. Мы рассмотрим именно этот тип кристаллов.

Для выяснения того, что собой представляет процесс дендритной кристаллизации, то есть образование древовидных кристаллов, необходимо более подробно остановиться на генетической систематике кристаллов, которую приводит Саратовкин Д.Д. [3].

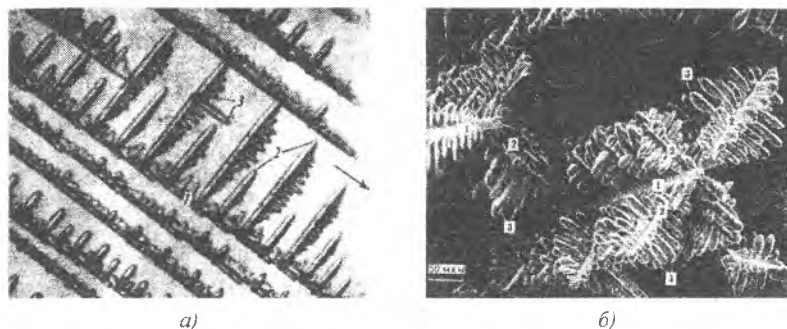


Рис. 9. Дендритные кристаллы [23]

а) NH_4Cl в водном растворе (оптический микроскоп, увеличение $\times 200$)

б) Co в сплаве $Co - P3Э - Cu$ (фотография в растровом (сканирующем) электронном микроскопе с образца, полученного шлифовкой и последующим удалением материала матрицы сплава травлением)

Цифрами 1, 2 и 3 обозначены дендритные ветви соответствующего порядка. Вершины главных стволов (ветвей первого порядка) на рис. 9б срезаны при шлифовке; на рис. 9а направление их роста показано стрелкой.

Следует различать четыре основных генетических типа кристаллов в зависимости от условий их образования. В основе первых двух лежат процессы кристаллизации, не сопровождающиеся одновременной химической реакцией возникновения вещества кристалла. Эти методы получения кристаллов находятся до сих пор в основе экспериментальной физики кристалла и изучены весьма детально. Другие два основных типа резко отличаются от первых тем, что одновременно с образованием кристалла протекает образование вещества кристалла. Перечислим основные типы кристаллов.

Тип I – процессы кристаллизации в однокомпонентной системе, когда кристалл формируется из ранее образовавшегося вещества, количество которого все время остается неизменным. Таким образом, для этого типа характерно то, что вещество кристалла имеется в готовом виде в течение всего процесса кристаллизации. Рост кристалла не зависит от протекания какой-либо химической реакции.

Более того, в этом случае вообще отсутствуют какие-либо посторонние вещества, молекулы или атомы которых могли бы застревать в решетке растущего кристалла или мешать росту кристалла.

Тип II – процессы кристаллизации в двух- или многокомпонентной системе. При этом кристалл формируется из ранее образовавшегося, находящегося в растворенном состоянии вещества, количество которого в системе во время образования кристалла остается неизменным. В этом случае вещество кристалла, так же как и в случае I типа, не образуется одновременно с процессом роста кристалла, а уже имеется в системе, осложненной, однако, присутствием другого вещества или нескольких веществ.

Кристаллизацию этого типа из жидкого состояния в случае большого количества другого вещества называют кристаллизацией из раствора. Это второе вещество является растворителем. В случае кристаллизации этого типа раствор может быть и газообразным и твердым. Так, например, образование снежинок можно рассматривать как кристаллизацию из водяного пара, растворенного в воздухе. С другой стороны, если растворитель присутствует в очень небольшом количестве, то тип кристаллизации от этого не меняется. Обычно этим пренебрегают, и второе вещество считают примесью в расплаве первого. Именно это имеет место при рассмотрении затвердевания металлов и сплавов. Даже ничтожные доли процента постороннего вещества переводят кристаллизацию из I типа в тип II. Так как в подавляющем большинстве случаев мы имеем дело со смесями различных веществ и, наоборот, очень редко встречаемся с химически чистыми веществами, то этот тип кристаллизации особенно важен.

Тип III – процессы кристаллизации в многокомпонентной системе, когда кристалл зарождается и растет одновременно с процессом образования кристаллизующегося вещества, идущим за пределами кристалла, на его поверхности или в окружающем пространстве.

Тип IV – такие процессы кристаллизации, когда кристалл образуется из кристалла другого химического состава, то есть в результате химической реакции, протекающей в пределах пространства, занимаемого частицами нового кристалла (в объеме роста кристалла). К этому типу относятся кристаллы труднорастворимых веществ, получаемые из кристаллов других веществ.

Рассматривая все четыре основных типа, надо отметить, что I тип является единственным типом, удовлетворяющим тем условиям, которые требуются для получения идеальных кристаллов. Этот тип сам по себе является идеальным, поскольку требует идеальной чистоты кристаллизующегося вещества. Все существующие теории роста кристаллов пытаются построить схему образования реального кристалла для случая идеального I типа. При этом даже допускается отождествление роста кристаллов из раствора с ростом кристалла из паров, свободных от растворителя. Идеализация условий кристаллизации в лучшем случае дает поправки к структуре идеального кристалла. Реального же кристалла, конечно, не получается.

Типы III и IV, безусловно, представляют большой интерес и требуют специального рассмотрения. Мы остановимся только на кристаллизации по II типу и покажем, что этот тип при некоторых условиях неизбежно должен давать дендритные структуры.

Кристаллизацию слезной жидкости можно с полным правом отнести ко II типу. Слеза представляет собой водный раствор большого числа компонентов. В нем не происходит химических реакций. Как правило, слезная жидкость кристаллизуется в виде дендрита. Будем рассматривать кристаллизацию капли раствора заданного вещества с примесями, зажатой между двумя стеклами. Это исключит испарение капли, и в данном фиксированном объеме раствора количество растворенного вещества в воде не будет меняться со временем.

2.1.2 Кристаллизация из раствора с примесями

В случае образования кристалла по II типу кристаллизующееся вещество должно освободиться от растворителя либо полностью, либо частично. Такой процесс освобождения от растворителя протекает, конечно, на поверхности кристалла, то есть там, где идет его рост. Следовательно, в слое, прилегающем непосредственно к поверхности кристалла, создается довольно сложная обстановка, отсутствующая в идеальном случае кристаллизации по I типу.

Понятие растворителя и растворенного вещества во многих случаях является относительным. В жидкостях, состоящих из двух компонентов, с близкими температурами плавления, очень часто с равным правом оба компонента можно считать растворителями. Если одного из этих компонентов оказывается очень мало, то часто им совсем пренебрегают. Систему рассматривают как однокомпонентную, в которой второй компонент является просто примесью. В любом случае физическая сущность заключается в том, что при кристаллизации вещества присутствуют в том или ином количестве сторонние молекулы.

При создавшихся условиях кристалл может расти только таким образом, чтобы при минимальной затрате строительного материала продвинуться максимально дальше в ту сторону, где этот материал имеется. Кристалл начинает расти тонкими отростками, причудливо извивающимися в разные стороны и образующими древовидные формы – дендриты. Кристалл древовидной формы имеет большие размеры, чем полиэдрический кристалл (то есть многогранник) при том же количестве материала, пошедшего на его образование. Мы уже отметили, что во многих случаях нет никакого смысла рассматривать раствор одного вещества с примесью других как многокомпонентную систему. Именно поэтому мы будем употреблять термин «примеси» во всех тех случаях, когда нам безразлично, что представляют собой эти примеси и в каком количестве они находятся. Мы рассмотрим сейчас процесс образования дендрита как следствие присутствия таких примесей.

2.1.3 Процесс образования дендрита

Известно [5], что в большинстве случаев наиболее быстро растущие грани кристаллов вырождаются и в направлении, перпендикулярном к ним, перемещаются многогранные углы и ребра.

Рассмотрим такое ребро, то есть две смежных грани кристалла AB и BC (рис. 10) [7]. В общем случае скорости роста этих граней V_A и V_C могут быть различными. Через некоторый промежуток времени они займут положение A_1O и OC_1 . Около точки A_1 скопятся все примеси, находившиеся ранее на отрезке AA_1 . Столько же примесей будет около точки B_1 , так как $BB_1 = AA_1$. Но в окрестности точки D_1 примесей будет меньше, так как $DD_1 < BB_1$. Примеси, находившиеся на отрезке DD_1 , начнут вытесняться с момента прихода ребра кристалла в точку D . Таким образом, на участке грани OB_1 концентрация скопившихся примесей будет меньше, чем на всей остальной части грани, и уменьшаться с приближением к ребру. Участок OB_1 будет иметь меньше препятствий к своему росту, чем вся грань. Начиная с некоторого момента, скопившиеся примеси практически прекратят рост грани. Однако участок грани OB_1 сможет еще продолжать свой рост. Этот рост очень быстро прекратится в точках, удаленных от ребра на расстояния, равные OB_1 , само же ребро будет беспрепятственно перемещаться. Мы получим иглу, растущую в направлении BF (рис. 11). Стенка этой иглы B_1F_1 определяется тем расстоянием $FF_1 = BB_1$, на которое перемещается грань до полной остановки вследствие блокирующего слоя примесей. Слой же оттесняется иглой и располагается вдоль нее. Очевидно, толщина иглы будет в обратной зависимости от концентрации примеси в пространстве, окружающем иглу. Если концентрация больше, то расстояние FF_1 и толщина иглы будет меньше, так как

до полной остановки грань переместится на меньшее расстояние BB_1 . При уменьшении концентрации толщина иглы увеличивается.

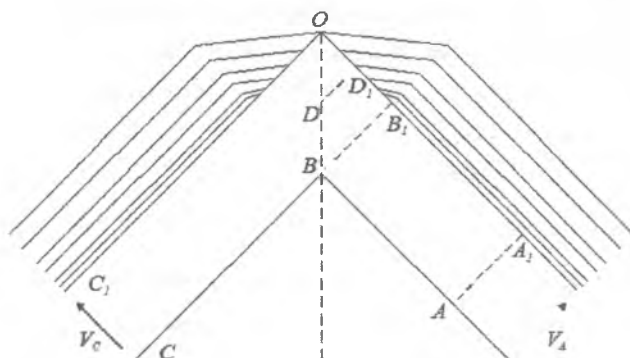


Рис. 10. Схема оттеснения примесей двумя смежными гранями растущего кристалла

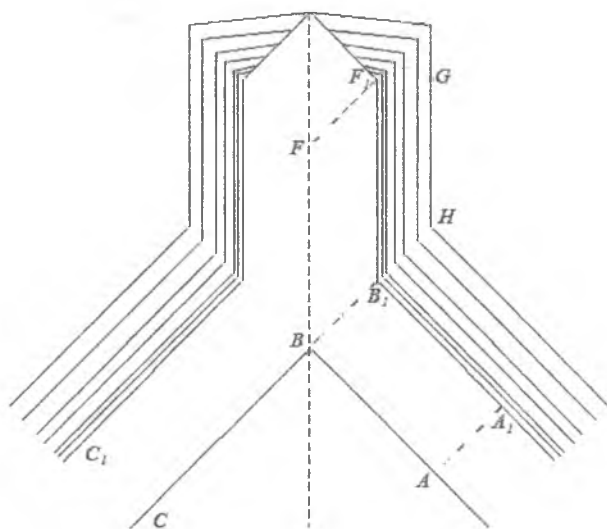


Рис. 11. Схема образования первичной иглы на углу кристалла

Следует отметить, что механизм образования самой иглы довольно сложен. Концентрация примеси у грани на участке OB_1 (рис. 10)

меняется от точки к точке и достигает максимума вблизи точки B_1 . Следовательно, на участке грани OB_1 материал кристалла откладывается легче всего около самого угла. Это приводит к тому, что он покрывает грань слоями, как бы спускающимися с угла (рис. 12). Длина этих слоев определяется расстоянием OB_1 ; толщина же может зависеть от различных факторов и, в первую очередь, от скорости кристаллизации. Между этими слоями могут оказаться примеси, располагающиеся тонкими прослойками параллельно граням.

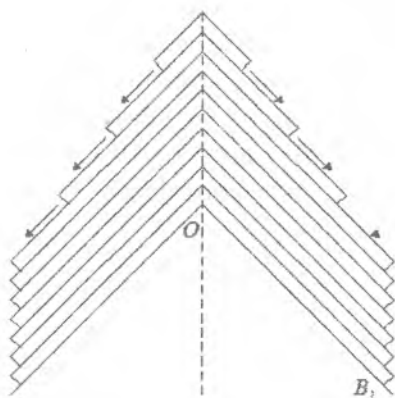


Рис. 12. Схема образования зубцов на стенках иглы дендрита путем отложения слоев

Будем считать линии, изображающие на рис. 11 слой с повышенным содержанием посторонних молекул, линиями равных концентраций. Как видно из рис. 11, градиент концентрации, перпендикулярный стенке иглы, будет больше, чем градиент у грани A_1B_1 , так как то же изменение концентрации, от максимума в контакте с кристаллом до минимума вне слоя, происходит на расстоянии F_1G , меньшем, чем B_1H . Это обстоятельство ведет к тому, что слой примеси вдоль стенки иглы может допустить рост кристалла в направлении, перпендикулярном стенке иглы. В том случае, если стенка иглы не является кристаллографической гранью, на ней образуются

выступы – зубцы, покрытые гранями естественной огранки. Происхождение этих зубцов понятно из рис. 12. Размеры их определяются толщиной слоев, из которых складывается игла. Применим к рассмотрению роста одного такого зубца те же рассуждения, какие относились к рис. 10 и рис. 11. Очевидно, и здесь на вершине зубца должна образоваться игла. Толщина этой иглы будет мала по сравнению с основной иглой, так как в этом месте велика концентрация примеси. Однако эта вновь образовавшаяся тонкая игла по мере своего роста будет переходить в пространство с понижающейся концентрацией и, пройдя слой, окружающий основную иглу, попадет в такие же условия, что и первичная игла. Из рассмотренного следует, что вторичная игла, принимая такую же толщину, как и первичная, прикреплена к первичной на тоненькой ножке. Длина этой ножки равна толщине слоя, окружающего первичную иглу. Толщина ножки наименьшая в том месте, где концентрация слоя наибольшая, то есть у своего основания (рис. 13).

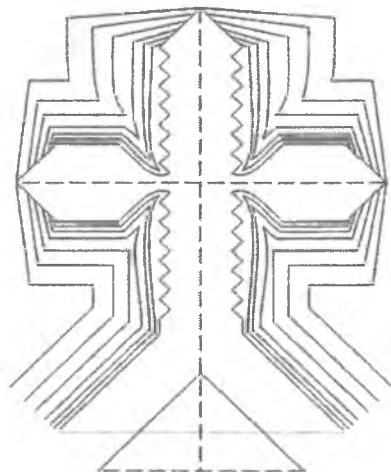


Рис. 13. Схема образования вторичной иглы дендрита с тонкой ножкой у основания

Дальнейший рост кристалла будет протекать за счет роста этих игл, роста других игл третьего порядка, также образующихся на них,

и будет приобретать древовидную форму, имеющую название «дендрит».

2.2 Математические модели физических процессов, проходящих при кристаллизации

2.2.1 Макроскопическая модель процесса кристаллизации

В основу математической модели роста кристалла из раствора было положено качественное описание процесса кристаллизации, приведенное в разделе 2.1. Рассмотрим процесс моделирования роста кристалла из водного раствора двух заданных веществ. Одно вещество будет служить примесью. В целом, процессы, проходящие для вещества и примеси, одинаковые. Единственное различие – это то, что примесь не может кристаллизоваться и растворяться. Принято предположение, что раствор не испаряется в процессе кристаллизации. Это соответствует случаю кристаллизации капли раствора, зажатым между двумя стеклами.

Будем считать, что область, в которой рассматривается образование кристалла, является прямоугольной. Разобьем эту область сеткой на элементарные квадратные ячейки. Одну ячейку этой сетки мы будем считать минимальной неделимой единицей пространства – элементарным объемом. При компьютерном моделировании ячейкой будет макроскопическая область с размерами порядка сотых долей сантиметра. Эта область достаточно велика, чтобы не учитывать эффекты, связанные с атомарной структурой вещества, и вполне мала, чтобы аппроксимировать форму кристалла. Каждая элементарная ячейка характеризуется своим состоянием: раствор или кристалл находится в этой ячейке; концентрацией вещества в ячейке; концентрацией примеси в ячейке.

Будем рассматривать рост кристалла пошагово с интервалом по времени Δt .

Из качественного описания, приведенного выше, следует, что в растворе происходит диффузия вещества и примеси. Диффузия является существенным процессом, так как именно благодаря диффузии к растущему кристаллу поступает вещество и удаляется примесь. Также

вполне ясно, что в каждой точке границы между раствором и кристаллом в каждый момент времени есть вероятности кристаллизации и растворения элементарной ячейки около границы за определенный промежуток времени. При реализации этих случайных событий происходит перенос вещества и примеси помимо диффузии. При кристаллизации элементарной ячейки недостающее вещество поступает в нее из окружающего раствора, а примесь вытесняется в раствор. При растворении, наоборот, вещество кристалла распространяется в раствор.

Следует отметить, что перераспределение вещества и примеси в растворе осуществляется в основном за счет переноса при кристаллизации элементарных ячеек, а не за счет диффузии, так как скорость диффузии в перемешиваемом растворе мала.

Итак, при построении модели, описывающей рост кристалла в целом, были выделены следующие физические процессы, проходящие в растворе: диффузия вещества и примеси; кристаллизация и растворение элементарного объема в заданной точке с определенной вероятностью; перенос вещества и примеси при кристаллизации и растворении.

Далее будем считать, что процесс роста кристалла состоит из последовательности выделенных процессов. При росте кристалла все выделенные процессы проходят одновременно. Очевидно, что при численной реализации модели придется проводить вычисления последовательно для каждого процесса. Поэтому мы будем рассчитывать последовательные состояния раствора через заданный малый интервал времени Δt . А в пределах каждого интервала времени будем реализовывать каждый процесс независимо от других. Таким образом, на каждый шаг роста всего кристалла за время Δt происходят по очереди следующие действия.

Шаг диффузии, чтобы выяснить, как изменится распределение вещества и примеси в пространстве за время Δt за счет диффузии.

Шаг вычисления вероятностей кристаллизации и растворения в каждой точке, чтобы выяснить, в каких точках раствора будет происходить кристаллизация и растворение за время Δt .

Шаг переноса вещества и примеси при кристаллизации и растворении, чтобы выяснить, как изменится распределение вещества и примеси в пространстве за время Δt за счет кристаллизации и растворения. В этом разделе мы подробно рассмотрим математические модели каждого процесса, проходящего при росте кристалла.

2.2.2 Диффузия вещества и примеси

Процессы диффузии вещества и примеси описываются следующим дифференциальным уравнением:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = D \left(\frac{\partial^2 C}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 C}{\partial y^2} \right), \quad (1)$$

где C – концентрация, D – коэффициент диффузии.

Считаются известными начальные условия (распределение концентрации вещества и примеси в начальный момент времени) и граничные условия (через границу раствора и кристалла диффузия не переносит вещество и примесь). Для решения дифференциального уравнения была выбрана простейшая явная разностная схема, имеющая следующий вид:

$$\begin{cases} C_{ij}^{k+1} = C_{ij}^k + D \frac{h_t}{h_x^2} (C_{i+1,j}^k + C_{i-1,j}^k - 4C_{ij}^k + C_{i,j+1}^k + C_{i,j-1}^k); \\ C_{ij}^0 = \varphi_{ij}; \\ \Delta C_{ij}^k = 0, \quad (i, j) \in \Gamma. \end{cases} \quad (2)$$

Эта разностная схема имеет первый порядок аппроксимации по пространству h_x и времени h_t и устойчива при выполнении условия:

$$\frac{h_t}{h_x^2} \leq \frac{1}{4D}.$$

2.2.3 Вероятности кристаллизации и растворения

Кристаллизация и растворение элементарных ячеек – это случайные события, происходящие с некоторой вероятностью. Рост грани кристалла рассматривается как пуассоновский поток событий. Событием является кристаллизация элементарной ячейки. Вероятности кристаллизации p и растворения q элементарной ячейки в зависимости от шага по времени Δt равны:

$$p = 1 - \exp\left(-V \frac{\Delta t}{\Delta x}\right), \quad q = 1 - \exp\left(-W \frac{\Delta t}{\Delta x}\right), \quad (3)$$

где V , W – соответственно, средняя скорость роста и растворения грани кристалла; Δt , Δx – соответственно, шаги дискретизации по времени и пространству. Скорость роста и растворения грани кристалла зависят, в свою очередь, от концентрации вещества. Концентрация вещества в растворе C_B может меняться от нуля до плотности этого вещества в твердой фазе ρ_B .

Очевидно [3, 4], что скорость роста грани равна нулю при нулевой концентрации и стремится к бесконечности при приближении концентрации к максимальной ρ_B . Скорость растворения, наоборот, стремится к бесконечности при приближении концентрации к нулю и равна нулю при максимальной концентрации.

Существует точка равновесной концентрации C_0 , в которой кристалл в среднем растет с такой же скоростью V_0 , с которой растворяется. Окончательные выражения для скоростей роста и растворения имеют вид:

$$V = V_0 \frac{C_s}{C_0} \left(\frac{\rho_s - C_0}{\rho_s - C_s} \right), \quad W = V_0 \frac{C_0}{C_s} \left(\frac{\rho_s - C_s}{\rho_s - C_0} \right). \quad (4)$$

2.2.4 Перенос вещества и примеси при кристаллизации и растворении

В момент осуществления события кристаллизации концентрация вещества в ячейке ниже плотности кристалла и в ней имеется некоторое количество примеси. Таким образом, при изменении статуса ячейки необходимо корректировать в ней концентрации вещества и примеси. При корректировке концентраций вещества и примеси в одной кристаллизующейся ячейке необходимо сохранять общее количество вещества и примеси. Для этого при кристаллизации одной ячейки приходится корректировать состояния соседних ячеек – лишняя примесь вытесняется в них, а недостающее вещество забирается из них.

Пусть кристаллизуется ячейка с концентрацией вещества C . После кристаллизации ее концентрация C' должна стать равной плотности вещества кристалла ρ . Т.е. в эту ячейку должно дополнительно поступить вещество в количестве $C_{\text{н}} = \rho - C$ из соседних ячеек. Соседние ячейки рассматриваются только группами. В группу относятся все ячейки из раствора, находящиеся на одинаковом расстоянии от кристаллизующейся ячейки. Обозначим через S_i суммарное количество вещества, находящееся во всех ячейках i -ой группы. Сначала необходимое вещество берется из первых соседей. Если во всех первых соседях не набирается необходимого количества вещества, то рассматриваются вторые, третьи и т.д. соседи. Пусть выполняются условия: $S_1 + S_2 + \dots + S_i < C_{\text{н}}$ и $S_1 + S_2 + \dots + S_{i+1} \geq C_{\text{н}}$. Тогда из ячеек 1-ых, 2-ых, ..., i -ых соседей забирается все вещество, т.е. концентрация в них полагается равной нулю. И из последнего слоя соседей забирается недостающее вещество в количестве $\bar{C} = C_{\text{н}} - (S_1 + S_2 + \dots + S_i)$. Из каждой ячейки $(i+1)$ -го слоя соседей количество забираемого вещества пропорционально ее изначальной концентрации:

$$C'_j = C_j \frac{\bar{C}}{C_1 + \dots + C_K}, j = \overline{1, K}, \quad (5)$$

где \bar{C} – недостающее количество вещества; K – количество ячеек в $(i+1)$ -ом слое соседей; C_j – концентрация ячейки из $(i+1)$ -го слоя соседей до кристаллизации центральной ячейки; C'_j – концентрация ячейки из $(i+1)$ -го слоя соседей после кристаллизации центральной ячейки. При кристаллизации элементарной ячейки примесь вытесняется поровну во все ячейки первых соседей, независимо от концентрации примеси в них и добавляется к их концентрации. При растворении элементарной ячейки просто изменяется ее статус, указывающий на то, что ячейка принадлежит кристаллу или раствору. При этом образуется ячейка раствора с большим содержанием вещества и нулевым содержанием примеси. Дальнейшее распределение компонентов в окружающий раствор происходит за счет диффузии.

2.3 Экспериментальные исследования

Результатом программной реализации предложенных математических моделей и алгоритмов стала компьютерная система моделирования роста кристалла из раствора ДЕНДРИТ. С помощью имитационного моделирования исследовалось влияние концентрации примеси, базовой скорости роста, равновесной концентрации вещества, коэффициента диффузии на форму кристаллов. Некоторые результаты моделирования приведены на рис. 14, рис. 15.

Основные качественные результаты проведенных исследований сведены в таблицу. Принятые обозначения:

↗ – при увеличении параметра наблюдается увеличение соответствующей характеристики кристалла;

↘ – при увеличении параметра наблюдается уменьшение соответствующей характеристики кристалла;

↔ – незначительное влияние параметра на соответствующую характеристику кристалла.

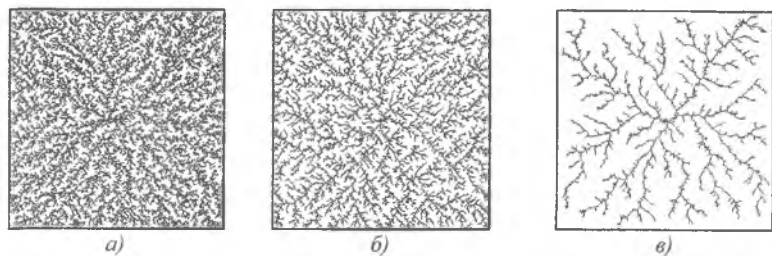


Рис. 14. Влияние концентрации примеси в растворе:
 а) концентрация примеси $0,100 \text{ г/см}^3$; время роста 7 сек;
 б) концентрация примеси $0,190 \text{ г/см}^3$; время роста 17 сек;
 в) концентрация примеси $0,205 \text{ г/см}^3$; время роста 75 сек

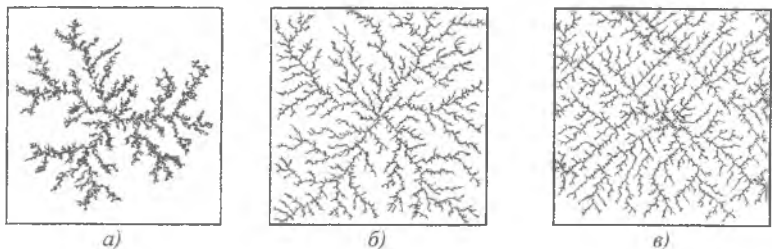


Рис. 15. Влияние базовой скорости роста:
 а) базовая скорость роста $0,01 \text{ см/сек}$; время роста 195 сек;
 б) базовая скорость роста $0,10 \text{ см/сек}$; время роста 60 сек;
 в) базовая скорость роста $0,40 \text{ см/сек}$; время роста 18 сек

Таблица 1
 Влияние физических параметров на форму кристаллов

Физический параметр	Характеристики кристаллов			
	Толщина ветвей	Расстояние между ветвями	Проявление кристаллической решетки	Время роста
Концентрация примеси	↗	↘	↔	↗
Базовая скорость роста	↗	↘	↗	↘
Равновесная концентрация вещества	↘	↘	↘	↘
Коэффициент диффузии	↘	↘	↘	↔

3 ОЦЕНКА ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ КРИСТАЛЛОГРАММ СЛЁЗНОЙ ЖИДКОСТИ

3.1 Медико-диагностические признаки кристаллограмм

С помощью методики, разработанной сотрудниками кафедры офтальмологии Медицинской академии г. Волгограда, на основе анализа изображений кристаллограмм, априори разделенных врачом-офтальмологом на нормальные и имеющие патологии (рис. 3), были выделены глобальные диагностические признаки классификации кристаллограмм, базирующиеся на оценках геометрических параметров исследуемой квазипериодической структуры и используемые для экспертной оценки патологии глаза. Согласно данной методике при отсутствии глазных заболеваний различного рода кристалл слезы является прозрачным, содержит длинные, тонкие, преимущественно одного направления лучи, которые имеют четкие границы и исходят из единого центра, имеющегося на изображении или из невидимого, воображаемого центра. При патологии лучи отличаются неровными контурами, кристаллы непрозрачны (высокая плотность кристаллов), наблюдается много поломок, наростов, большой разброс направлений линий кристаллов, на изображении имеется множество центров, из которых исходят лучи. Отличительной особенностью патологии является также большая густота лучей кристаллов на отдельных участках.

На основе экспертных оценок выделены несколько формальных признаков, позволяющих произвести классификацию кристаллограмм:

- однонаправленность лучей кристалла;
- относительная площадь участков с качественными лучами кристалла;
- густота лучей;
- прозрачность кристалла.

3.1.1 Критерий однонаправленности лучей кристалла слезы

Кристаллограммы слезной жидкости при отсутствии патологических изменений в органах зрения характеризуются явно выраженной *однаправленностью лучей кристалла*, то есть имеют небольшой разброс направлений лучей (рис. 3).

В формализованном виде данный критерий классификации выразим параметром однонаправленности лучей. Эта величина вычисляется на основе анализа фильтрованного поля направлений изображения кристаллов. Для обнаружения скачков поля направлений (контуров) целесообразно использовать квадрат модуля градиента комплексного поля направлений:

$$\gamma(x, y) = \left| \frac{\partial \psi(x, y)}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial \psi(x, y)}{\partial y} \right|^2. \quad (6)$$

При единичной весовой функции получаем:

$$\gamma(x, y) = \left(\frac{\partial \sin \psi(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \sin \psi(x, y)}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial \cos \psi(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \cos \psi(x, y)}{\partial y} \right)^2. \quad (7)$$

За коэффициент однонаправленности кристаллограммы принимается среднее по изображению значение данной величины:

$$K_1 = \frac{1}{|D|} \iint_D \gamma(x, y) dx dy. \quad (8)$$

Контурная характеристика поля направлений показана на рис. 16.

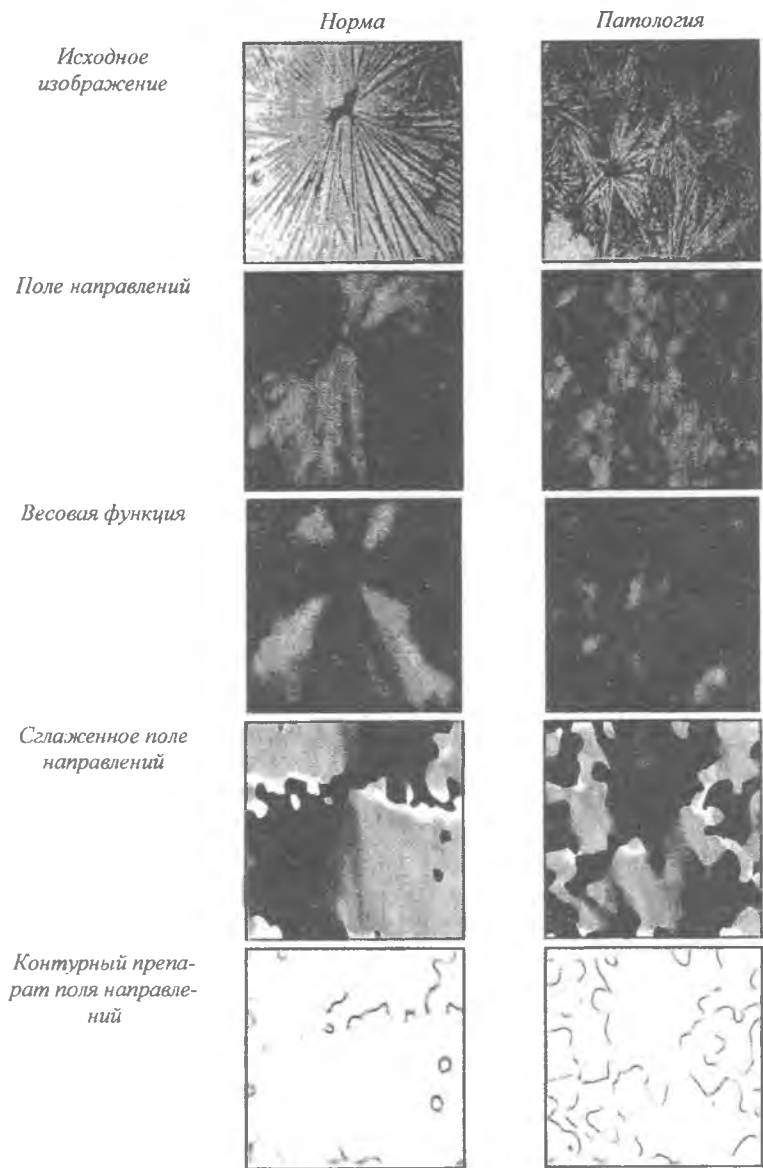


Рис. 16. Иллюстрация критерия однонаправленности

3.1.2 Критерий относительной площади участков с четкими линиями

На рис. 3 можно заметить неоднородность изображения кристаллограмм слезной жидкости: существуют участки с нечеткими размытыми линиями, иногда имеются крупные однородные пятна. При патологических изменениях наблюдается увеличение относительной площади данных участков. Весовая функция комплексного поля направлений принимает большие значения в областях изображения, где линии выражены отчетливо (рис. 17). Поэтому введем критерий оценки областей с качественными линиями по относительной площади участков с наибольшим значением весовой функции поля направления кристаллограммы.

Кристаллограмма слезы в норме

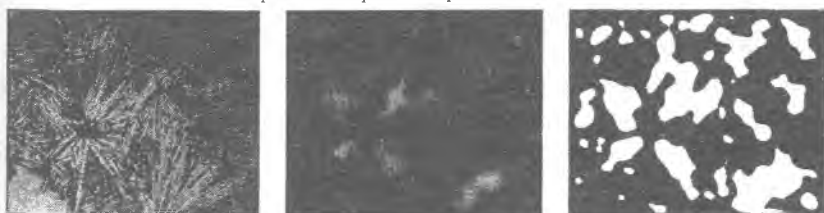


Исходное изображение

“Вес” поля направлений

*“Вес” поля направлений
после пороговой обра-
ботки*

Кристаллограммы при патологии



Исходное изображение

“Вес” поля направлений

*“Вес” поля направлений
после пороговой обра-
ботки*

Рис. 17. Иллюстрация критерия относительной площади участков с четкими линиями

Из экспериментальных исследований было установлено пороговое значение веса, разделяющее области с явно выраженной четкостью линий от “плохих” участков. Алгоритм расчета заключается в пороговой обработке изображения “весов” (рис. 17). Количественным показателем критерия является коэффициент четких линий:

$$K_2 = S_p / S, \quad (9)$$

где S - площадь всего изображения; S_p - суммарная площадь участков, на которых значение весовой функции не меньше порогового значения.

3.1.3 Критерий густоты лучей кристалла

В ходе экспериментальных исследований на натуральных изображениях в офтальмологии было отмечено повышение вероятности заболевания при значительном увеличении плотности лучей кристалла. На основании этого был сформулирован признак *плотности линий на изображении кристалла*.

Его количественное значение можно определить, исходя из частотных свойств функции яркости изображения. В качестве критерия классификации примем *среднее значение густоты лучей кристалла*. Усреднение должно проводиться по областям изображения с большим значением весовой функции поля направлений, на которых значение пространственной частоты является достоверным.

Коэффициент густоты определим как среднее значение квадрата пространственной частоты функции яркости кристаллограммы, найденной методом “основной локальной частоты”:

$$K_3 = \frac{1}{|D|} \sum_D \omega^2, \quad (10)$$

где $\omega^2 = \omega_x^2 + \omega_y^2$, ω_x, ω_y - искомые пространственные частоты; D - область четких линий.

3.1.4 Критерий прозрачности кристаллограммы

Вероятность наличия у человека заболевания глазного дна увеличивается с уменьшением прозрачности кристаллограммы слезы. Введем *критерий прозрачности кристалла*. Прозрачность кристаллограммы будем определять, используя вероятностное распределение функции яркости. “Прозрачная” кристаллограмма характеризуется положительным смещением среднего значения яркости \bar{I} относительно срединного значения $I_c = (I_{\max} + I_{\min})/2$, т.е. $\bar{I} > I_c$. Для “непрозрачной” кристаллограммы $\bar{I} < I_c$ (рис. 18). Количественным выражением данного параметра является коэффициент:

$$K_4 = (\bar{I} - I_c) / \bar{I}. \quad (11)$$

Гистограмма функции яркости определяется по областям четких линий.

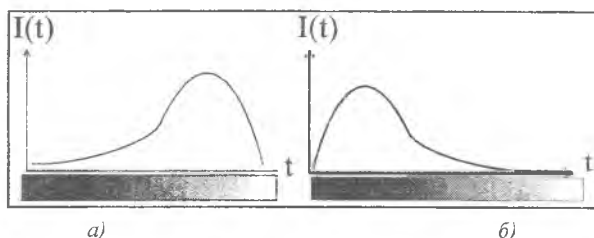


Рис. 18. Распределение яркости для а) прозрачного и б) непрозрачного кристалла

Для уменьшения влияния шумов минимальная и максимальная яркость вычисляются через квантили распределения.

$$\begin{aligned} I_{\max} : P(I > I_{\max}) &= p_0 / 2, \\ I_{\min} : P(I < I_{\min}) &= p_0 / 2, \end{aligned} \quad (12)$$

где $p_0 \cong 0.02 \div 0.1$.

Кристаллограммы характеризуются неравномерной яркостью. С другой стороны, изображения различных кристаллов обладают неодинаковой яркостью фона из-за невозможности обеспечения одинакового равномерного освещения слезной жидкости при фотосъемке и

вводе изображения. Поэтому проведем выравнивание яркости, при котором сохранится контраст между лучами кристалла и фоном в их окрестности. Оценивание параметров производится по изображениям с выравненной яркостью.

3.2 Классификация кристаллограмм на основе объединения диагностических признаков

Решение о наличии патологии зависит от уровня нормы образца по каждому отдельно взятому параметру кристаллограммы:

$$R = f(P_1, P_2, P_3, P_4), \quad (13)$$

где $P_i = P(K_i)$ - уровень нормы по i -тому диагностическому признаку (рис. 19); K_i - величина признака; R - уровень нормы по четырем признакам.

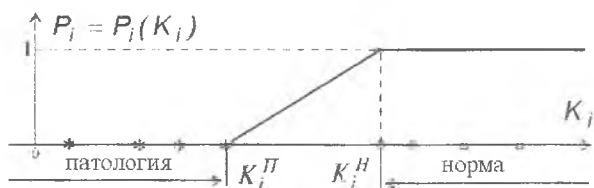


Рис. 19. Оценка уровня нормы образца по обучающей выборке

3.3 Оценка уровня нормы образца по обучающей выборке

Оценка уровня нормы отдельного образца при классификации, проводимой только по i -тому признаку, строится следующим образом:

$$P_i = \begin{cases} 1, & K_i \geq K_i^н \\ \frac{K_i - K_i^н}{K_i^н - K_i^п}, & K_i^п < K_i < K_i^н \\ 0, & K_i \leq K_i^п \end{cases} \quad (14)$$

где $K_i^п$ - порог патологии; $K_i^н$ - порог нормы (рис. 19).

Для конкретного признака классификации пороги K_i^n , K_i'' выбираются на основе априорной информации, известной по каждому признаку. В качестве оценки уровня нормы образца при классификации, проводимой по четырем признакам, будем использовать следующую линейную функцию:

$$R_i = P_1 v_1 + P_2 v_2 + P_3 v_3 + P_4 v_4, \quad (15)$$

где v_i - весовые коэффициенты, $\sum_i v_i = 1$.

Экспериментальные исследования, проводимые по указанной методике показывают, что рассмотренные выше признаки имеют различную значимость при диагностике кристаллограммы. Некоторые кристаллограммы априорно отнесены врачами к патологическим из-за явно выраженного патологического характера только по одному критерию классификации, достаточно важного для диагностики, несмотря на высокие значения уровней нормы по другим признакам. Поэтому введем понятия весового коэффициента оценок уровней нормы по i -ому признаку, учитывающего важность (значимость) данного признака, и используем его при объединении критериев классификации. Вес признака можно задать величиной дискриминантной (разделяющей) способности данного признака. Дискриминантную способность определим обратной величиной к минимальному риску для порогового классификатора. Порог определяется по выборочным данным на основе априорной информации врача. Можно показать, что в этом случае весовые коэффициенты определяются следующим образом:

$$v_i = n_i / \sum_{k=1}^4 n_k, \quad (16)$$

где n_i - количество правильно проклассифицированных кристаллограмм по i -му признаку.

3.4 Задача оптимального объединения

Рассмотрим другой подход к оценке уровня нормы по всем выбранным признакам на основе оптимального объединения. Он использует априорную информацию врача γ^j о наличии патологии на изображениях обучающей выборки (j - номер изображения). Тогда параметры линейной функции: $R_2 = \omega_0 + P_1\omega_1 + P_2\omega_2 + P_3\omega_3 + P_4\omega_4$ определим из условия минимума среднеквадратичной ошибки аппроксимации функции априорной оценки:

$$I = \sum_{j=1}^N (\omega_0 + \omega_1 P_1^j + \omega_2 P_2^j + \omega_3 P_3^j + \omega_4 P_4^j - \gamma^j)^2 \rightarrow \min_{\vec{\omega}}, \quad (17)$$

где γ^j - априорная оценка врача (1 - норма, 0 - патология); N - объём выборки.

Для интерпретации уровня нормы образца в качестве вероятности нормы проведем нормализацию к диапазону [0;1] следующим образом:

$$P = \frac{P_1\omega_1 + P_2\omega_2 + P_3\omega_3 + P_4\omega_4}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4}. \quad (18)$$

3.5 Экспериментальное исследование методов анализа кристаллограмм на натуральных изображениях

Для нахождения параметров системы диагностики (границ нормы и патологии, весовых коэффициентов функций) проводились исследования по обучающей выборке, состоящей из 20 натуральных изображений (10 - норма, 10 - патология). Результаты выборочной классификации показаны в таблице 2. Здесь тип соответствует априорной оценке офтальмолога для данного изображения (Н - норма, П - патология); $P_1 - P_4$ - оценки уровней нормы по соответствующим признакам классификации; R_1, R_2 - результирующие оценки уровня нормы, полученные разными способами объединения критериев

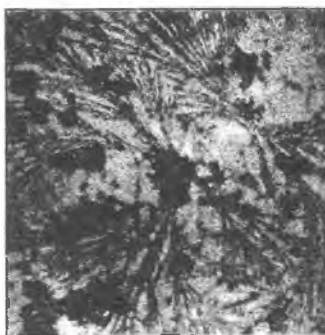
классификации (R_2 - при оптимальном); $C_1 - C_2$ - соответствие результата классификации априорной оценке при пороговом значении введенного уровня нормы, отделяющем норму образца от патологии, полученном из условия минимума ошибочной классификации: $P^0 = 0.60$. При объединении критериев первым способом ошибочная классификация составляла 10% (в двух случаях априорной патологии наблюдалась норма). При оптимальном объединении ошибок не наблюдается.

Для исследования качества диагностики были проведены испытания на проверочной выборке, состоящей из 105 изображений (34 - нормы, 71 - патология). Используя найденные параметры системы оптимального объединения и оптимальное пороговое значение ($P^0 = 0.5845$), только на двух образцах, имеющих априорную норму, на выходе системы получена патология и на восьми образцах с априорной патологией - норма. Можно сделать предположение, что одной из причин ошибочной классификации может являться тот факт, что качество ввода изображения проверочной выборки в ходе эксперимента было выше, чем обучающей, что привело к неоднородности объединенной выборки.

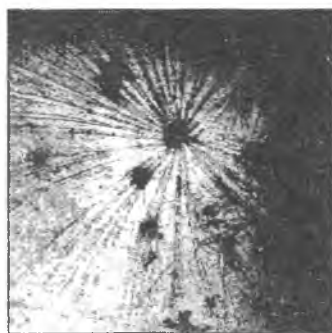
В ходе экспериментальных исследований в сотрудничестве с офтальмологами была найдена вторая причина ошибочной классификации кристаллограмм с априорной патологией. Часть признаков, немаловажных для диагностики глазных заболеваний, оказалась за пределом анализа. Они не были обнаружены и формализованы вследствие отсутствия их в обучающей выборке, а также вследствие частичной потери их в процессе ввода изображений (не достаточно высокое разрешение ввода, наличие шумов). Этими признаками являются локальные характеристики лучей кристалла: отсутствие центра кристаллизации (рис. 20а), кристаллизация на посторонних включениях (рис. 20б); мелкие дефекты: множественные включения - природные шумы кристалла (признак воспаления и опухоли) (рис. 20в, г), обильные наросты на лучах кристалла (рис. 20д), неровные контуры луча (утолщения на концах, выемки на протяжении луча) (рис. 20е).



a)



б)



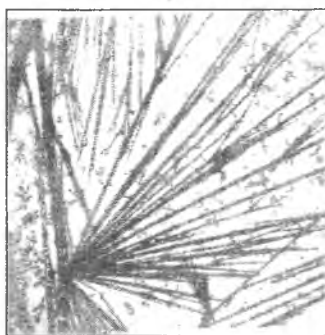
в)



г)



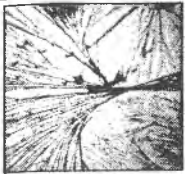



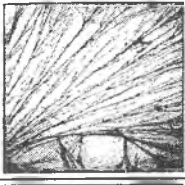
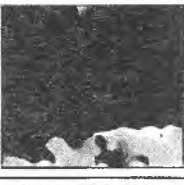


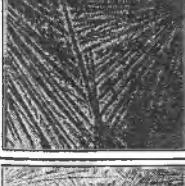
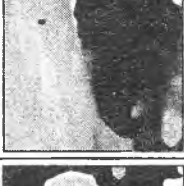


д)



е)

Рис. 20. Примеры кристаллограмм с локальными признаками патологии

Таблица 2
 Результаты классификации по обучающей выборке

Изображение	Поле направлений	Тип	P_1	P_2	P_3	P_4	R_1	C_1	R_2	C_2
		<i>H</i>	0,63	0,4	0,96	1	0,72	+	0,73	+
		<i>П</i>	0,46	0,4	0,89	0,29	0,47	+	0,58	+
		<i>H</i>	0,84	1	0,81	1	0,92	+	0,86	+
		<i>П</i>	0	0	1	0	0,15	+	0,31	+
		<i>H</i>	0,86	1	0,47	0,82	0,83	+	0,75	+
		<i>П</i>	0,61	0,52	0,45	1	0,67	-	0,57	+

Глобальная диагностика, описанная в данном разделе, позволила выделить из множества кристаллограмм группы нормы и патологии, определить количественное выражение глобальных признаков классификации кристаллограммы. Для повышения достоверности классификации кристаллограмм слезной жидкости необходимо провести изучение и формализацию локальных диагностических признаков кристаллов. Более детальная обработка на основе дополнительной серии признаков, рассмотренных ниже, позволит в дальнейшем перейти к дифференциальной диагностике, т.е. выявлять отдельные группы заболеваний: опухоли, дистрофические и воспалительные заболевания.

4 ТЕКСТУРНЫЙ АНАЛИЗ КРИСТАЛЛОГРАММ СЛЕЗЫ

4.1 Анализ текстур на изображении

В работе [1] предложена качественная визуальная классификация типов кристаллов, образующихся при кристаллизации слезы. Основанием для разработки классификации являлся общий текстурный анализ кристаллографической картины.

На рис. 21 представлены различные текстуры природного и искусственного происхождения.

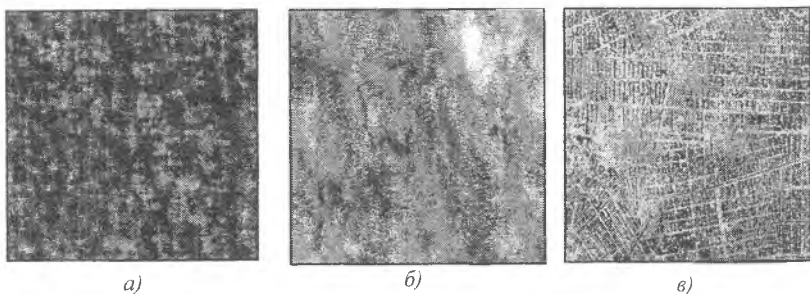


Рис. 21. Текстурные изображения: а) синтезированное случайное поле; б) текстура мрамора; в) снимок участка поверхности земли

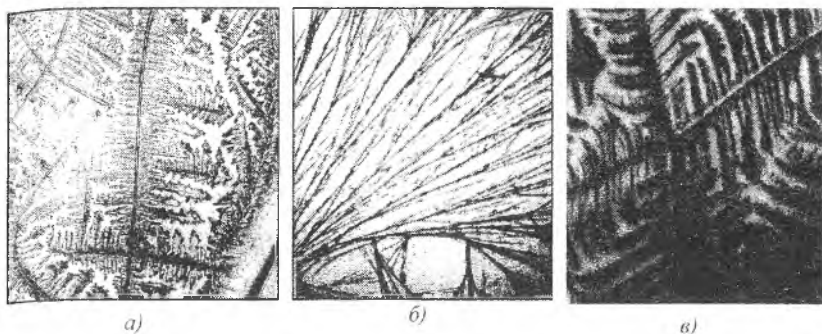


Рис. 22. Увеличенные фрагменты кристаллограмм: а) слезная жидкость без кристаллизирующего вещества, б) слезная жидкость в присутствии хлорной меди, в) плазма крови

Проводимый визуально анализ кристаллограмм состоял в учете целостной картины текстуры каждой кристаллограммы и выделении преобладающего типа кристаллов. Такой подход позволил выделить ведущие характеристики текстуры кристаллограммы слезной жидкости и наиболее часто встречающиеся типы кристаллов, что сделало возможным проведение статистического анализа. В разделе I был представлен свод графических схем важнейших классов и типов кристаллов: нормотипы, кристаллы переходных и смешанных типов и кристаллы с воспалительными и дистрофическими признаками. При последующей классификации в текстуре анализируемой кристаллограммы выделялся преобладающий тип, который сравнивался с результатами в таблице.

Эта экспертная классификация была проведена на основе визуального исследования кристаллограмм с использованием серии формальных признаков, таких как однонаправленность лучей кристалла, количество центров кристаллизации, плотность линий на изображении кристалла, количество посторонних включений и др. Кристаллы нормальной группы имеют правильную форму, преимущественно однонаправлены, очень небольшое число центров кристаллизации. Кристаллы группы патологий имеют много центров

кристаллизации, развитую дендритную структуру с посторонними включения.

Для автоматической классификации кристаллограмм слезной жидкости предлагается использовать методы анализа текстур, основанные на количественном описании перцепционных, то есть отвечающих за восприятие, свойств изображения. Такими свойствами являются неровности и регулярности, наличие привилегированных направлений на изображении и т.п., то есть локальные текстурные особенности изображения.

Текстуру можно рассматривать как важную перцепционную величину, то есть совокупность количественных показателей, которые человек формирует при визуальном анализе изображений [8].

Человек достаточно легко справляется с качественным разделением текстурных изображений и описанием текстур содержащихся на них, в то время как автоматическая количественная классификация часто является сложной задачей. В этом случае необходимо определить, какая информация используется наблюдателем для классификации изображений. Эти наблюдения могут помочь при выборе подходящих характеристик для построения метода анализа.

Основными задачами являются: выделение признаков, связанных с локальными текстурными особенностями кристаллограмм, и анализ результатов классификации с использованием выделенных признаков.

Визуальные различия в текстуре между классами могут быть описаны различными способами. Для описания свойств текстур и, если возможно, указания невидимых специфических текстурных элементов, были выбраны статистические признаки второго порядка, вычисляемые на матрицах вероятностного распределения яркости [9].

4.2 Матрицы вероятностного распределения

Подход, основанный на матрицах вероятностного распределения яркости, уже не раз очень успешно использовался для выделения информации о текстуре на изображении. На основе матриц вероятностного распределения можно определить различные статистические признаки, которые отражают текстурные различия между классами изображений.

В работе [8] текстурные характеристики использовались для описания и количественной оценки помех на изображении. В [10] текстурный анализ использовался для классификации изображений тонких срезов мышечной ткани. Для классификации кристаллограмм плазмы крови, проводимой в статье [11], были использованы некоторые из используемых в настоящей работе текстурных признаков второго порядка.

Введем необходимые обозначения: D – область изображения, $M \times N$ точек, $x_{m,n}$ – яркость точки с координатами (m,n) на изображении, $(m,n) \in D$, G - число уровней яркости на изображении, i, j - уровни яркости точек.

Элементами матрицы вероятностного распределения являются вероятности второго порядка, которые учитывают как уровни яркости, так и относительное расположение точек с определенной яркостью на изображении.

$$f_{i,j}(x_{m,n}, x_{m+k,n+l}) = \begin{cases} 1: & x_{m,n} = i \text{ и } x_{m+k,n+l} = j \\ 0: & x_{m,n} \neq i \text{ или } x_{m+k,n+l} \neq j \end{cases}; \quad (19)$$

$$i, j = 0, 1, \dots, G-1.$$

Функция-индикатор (19) показывает, имеют ли точки, лежащие на соответствующем расстоянии друг от друга, заданные уровни яркости (рис. 23).

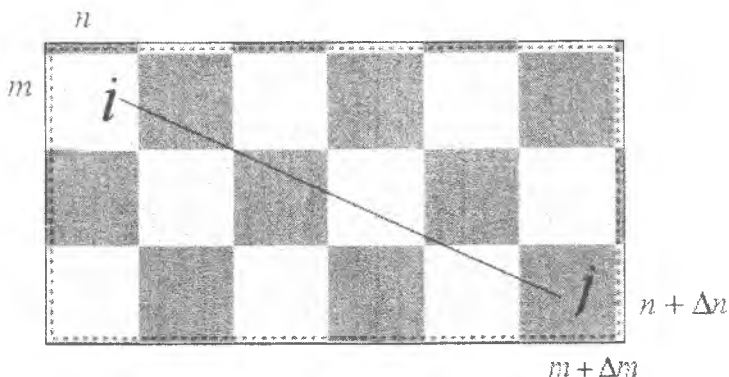


Рис. 23. Определение совместного появления пикселей с яркостями i и j на расстоянии $(\Delta m, \Delta n)$

Ненормированные значения МВР яркости определяются как:

$$C_{\Delta m, \Delta n}(i, j) = \sum_{\substack{(m, n) \in D \\ (m + \Delta m, n + \Delta n) \in D}} f_{i, j}(x_{m, n}, x_{m + \Delta m, n + \Delta n}), \quad (20)$$

$$\Delta m, \Delta n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

Общее число всех пар меняется в зависимости от заданного расстояния $(\Delta m, \Delta n)$ между точками изображения, потому что удобно перейти к нормированным значениям, поделив каждый элемент матрицы на число пар:

$$P_{\Delta m, \Delta n}(i, j) = \frac{C_{\Delta m, \Delta n}(i, j)}{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} C_{\Delta m, \Delta n}(i, j)}. \quad (21)$$

Матрица $P_{\Delta m, \Delta n}$ имеет размерность $G \times G$. Отсчеты матрицы $P_{\Delta m, \Delta n}$ показывают вероятность совместного появления на изображении на заданном расстоянии $(\Delta m, \Delta n)$ друг от друга пикселей с яркостями i и j . Матрица $P_{\Delta m, \Delta n}$ является инвариантной к сдвигу.

Поскольку нет необходимости учитывать различие между противоположными направлениями, можно использовать симметричные матрицы $P_{\Delta m, \Delta n}^s$, которые определяются равенством:

$$P_{\Delta m, \Delta n}^s = \frac{P_{\Delta m, \Delta n} + P_{-\Delta m, -\Delta n}}{2}. \quad (22)$$

Для того чтобы устранить зависимость элементов матрицы от поворота изображения для вычисления признаков необходимо использовать матрицу P_d^s , получаемую как среднее четырех матриц, вычисленных при каждом из четырех углов поворота ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$):

$$P_d^s = (P_{d,0}^s + P_{d,45}^s + P_{d,90}^s + P_{d,135}^s) / 4. \quad (23)$$

Таким образом, матрица вероятностного распределения позволяет оценить преимущественное расположение точек на изображении и их взаимную коррелированность.

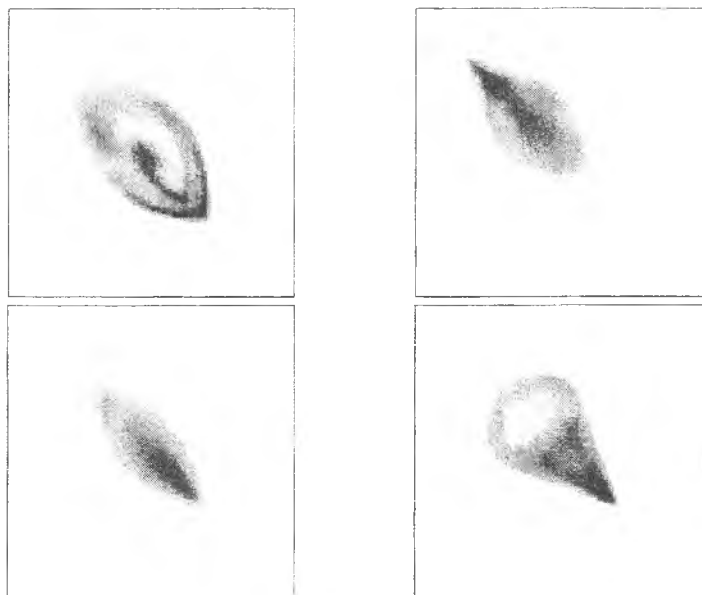


Рис. 24. Визуализация матрицы вероятностного распределения различных текстурных изображений

На рис. 25а графически представлена матрица вероятностного распределения яркости кристаллограммы с 256 уровнями яркости (размеры матрицы – 256×256). На рис. 25б показаны первые 64×64 отсчета этой матрицы. Для визуализации использована обратная адаптивная логарифмическая шкала яркости: чем больше значение, тем темнее точка на рисунке.

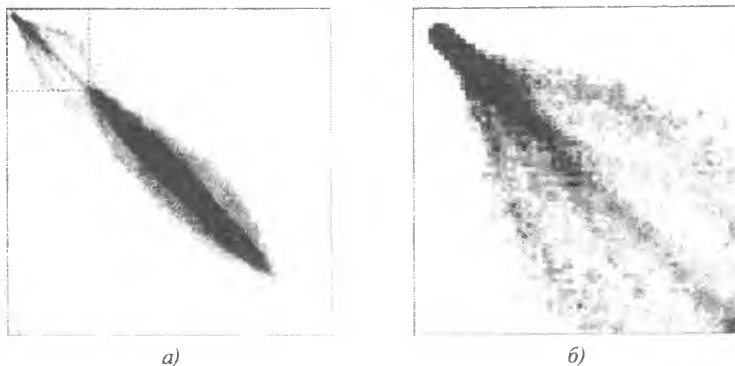


Рис. 25. Визуализация матрицы вероятностного распределения яркости кристаллограммы: а) полная матрица (256х256 точек); б) фрагмент матрицы (64х64 точек)

Для определения трёхмерной матрицы вероятностного распределения введём следующие обозначения.

Пусть для изображения $M \times N$ точек (область D) с G уровнями яркости определена функция $x_{m,n}$ – яркость пиксела с пространственными координатами (m,n) .

Для упрощения записи введем следующие обозначения:

$$x_{m,n}^1 = x_{m+\Delta m_1, n+\Delta n_1}, \quad x_{m,n}^2 = x_{m+\Delta m_2, n+\Delta n_2}. \quad (24)$$

Функция, показывающая наличие заданных уровней яркости у трёх точек, лежащих на соответствующих расстояниях друг от друга:

$$f_{i,j,k}(x_{m,n}, x_{m,n}^1, x_{m,n}^2) = \begin{cases} 1; & x_{m,n} = i \wedge x_{m,n}^1 = j \wedge x_{m,n}^2 = k \\ 0; & x_{m,n} \neq i \vee x_{m,n}^1 \neq j \vee x_{m,n}^2 \neq k \end{cases} \quad (25)$$

$i, j, k = 0, 1, \dots, G-1$.

Ненормированные значения матрицы вероятностного распределения определяются как сумма функций (25), вычисленных по полю изображения:

$$C_{\Delta m_1, \Delta n_1, \Delta m_2, \Delta n_2}(i, j, k) = \sum_{\substack{(m,n) \in D \\ (m+\Delta m_1, n+\Delta n_1) \in D \\ (m+\Delta m_2, n+\Delta n_2) \in D}} f_{i,j,k}(x_{m,n}, x_{m,n}^1, x_{m,n}^2), \quad (26)$$

$$\Delta m_1, \Delta n_1, \Delta m_2, \Delta n_2 = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

Для устранения зависимости матрицы от размеров изображения и расстояний $(\Delta m_1, \Delta n_1), (\Delta m_2, \Delta n_2)$, необходимо поделить каждый элемент матрицы на общее количество троек:

$$P_{\Delta m_1, \Delta n_1, \Delta m_2, \Delta n_2}(i, j, k) = \frac{C_{\Delta m_1, \Delta n_1, \Delta m_2, \Delta n_2}(i, j, k)}{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} C_{\Delta m_1, \Delta n_1, \Delta m_2, \Delta n_2}(i, j, k)} \quad (27)$$

Для численного анализа матриц вероятностного распределения яркости был выделен набор статистических признаков – текстурных признаков.

Текстурные признаки – это в общем случае статистические характеристики многомерного вероятностного распределения яркости полутонового изображения.

Сформированные матрицы обеспечивают инвариантность признаков к повороту, сдвигу и масштабированию. Дополнительно можно нормировкой и центрированием обеспечить инвариантность к линейным преобразованиям яркости, таким как повышение или понижение яркости точек всего изображения и изменение контрастности. На рис.

26 представлено изображение матрицы вероятностного распределения кристаллограммы с 256 уровнями яркости.

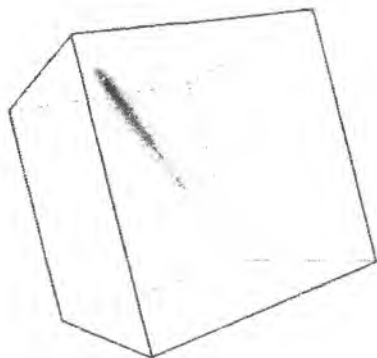


Рис. 26. Визуализация матрицы вероятностного распределения яркости

Основная задача - формирование пространства признаков, которые описывают текстурные особенности изображений. С помощью полученных признаков будет проводиться автоматическая классификация и исследоваться ее эффективность. Для получения такой информации о текстурах предлагается использовать подход, основанный на матрицах вероятностного распределения яркости.

4.3 Статистический текстурный анализ

Для классификации изображений кристаллограмм с использованием статистических текстурных признаков, вычисляемых на основе матрицы вероятностного распределения, предлагается использовать следующую методику (рис. 27).

На этапе предварительной обработки проводится фильтрация шумов и препарирование изображения для выделения информативных фрагментов. На изображениях отсекаются области, не содержащие кристаллов, имеющие сильные искажения, либо сильно зашумленные посторонними включениями.

Для анализируемого изображения строится матрица вероятностного распределения и вычисляется вектор признаков. После чего

производится классификация. Методы предварительной обработки, пространство признаков и построение классификатора описаны ниже.



Рис. 27. Этапы статистического текстурного анализа

4.4 Предварительная обработка исходных изображений

На изображениях кристаллограмм наблюдается два типа искажений. Это шум, связанный с оцифровкой изображения, и искажения вследствие равномерного изменения яркости на изображении, возникающие при использовании узконаправленного источника света при фотографической съемке. Кроме того, учитывая особенности метода текстурного анализа, необходимо подчеркнуть текстуры, для этого нужно выделить границы и сгладить однородные области.

В теории цифровой обработки изображений в зависимости от решаемой задачи используют различные модели изображений. Под моделью изображения понимается комплекс характеристик, описывающих распределение яркости на плоскости, которыми аппроксимируется рассматриваемый класс изображений. Одной из моделей,

применяемых при синтезе алгоритмов нелинейной обработки изображений, является следующая [16]:

$$L_c(x, y) = kE(x, y)r_c(x, y), \quad (28)$$

где k – коэффициент, согласующий размерности, $E(x, y)$ – освещённость участков сцены, $r_c(x, y)$ – коэффициент отражения различных участков сцены. Коэффициент отражения – это функция, характеризующаяся наличием резких скачков, возникающих на контурах, в то время как освещённость представляет собой медленно изменяющуюся функцию координат. Это свойство можно использовать в целях улучшения качества изображения.

Если текстурное изображение получено фотографической съёмкой с использованием направленного источника света, функция $E(x, y)$ скорее всего будет отлична от константы. Это приведёт к появлению мультипликативной помехи, выражающейся в равномерном изменении яркости по полю изображения. Такое искажение можно наблюдать на изображениях кристаллограмм слёзной жидкости. Кроме того, на этих изображениях присутствует шум, вызванный оцифровкой.

Перечисленные искажения предлагается компенсировать с помощью гомоморфной фильтрации и последующего подчёркивания текстурной информации на изображении.

Идея гомоморфной обработки состоит в сведении мультипликативной помехи к аддитивной с помощью каких-либо преобразований. В случае, когда изображение можно рассматривать как результат перемножения функции распределения коэффициентов отражения в передаваемой сцене на функцию распределения освещённости, таким преобразованием может служить логарифмирование функции яркости.

После такого преобразования необходимо отделить полезную высокочастотную составляющую от аддитивной низкочастотной помехи. Очевидно, эту задачу можно решить с помощью высокочас-

тотного линейного фильтра, который удалит из суммы сигналов низкие частоты. После этого остаётся только взять от полученного сигнала экспоненту, чтобы вернуть его к исходному масштабу амплитуд.

Высокочастотный фильтр можно реализовать следующим образом. Сначала к изображению применяется операция размытия двумерным гауссовым фильтром, имеющим вид:

$$h(x, y) = A \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2r^2}} \quad (29)$$

где A – нормирующая константа, выбираемая так, чтобы сумма коэффициентов фильтра была равна единице, r – радиус пятна рассеяния, регулирующий степень размытия. Затем из исходного изображения вычитается размытое.

Для подчёркивания текстурной информации и подавления электронного шума использовался полосовой фильтр [43].

Низкочастотная часть фильтра, используемая для уменьшения электронного шума и сглаживания однородных областей, состоит из одинаковых коэффициентов с суммой равной единице.

Высокочастотная часть фильтра, используемая для подчеркивания границ, получается из оставшихся коэффициентов, чтобы сумма всех коэффициентов маски равнялась нулю. Общий вид маски и выражения для определения коэффициентов приведены на рис. 28.

$$\sum a = 1, \quad \sum a - \sum b = 0.$$

Такой фильтр уменьшает эффект равномерного изменения яркости освещения, сглаживает шум и подчеркивает текстурные особенности на изображении. После применения подобного фильтра полученное изображение необходимо привести к используемому диапазону яркости, определив число необходимых уровней яркости.

$-b$...	$-b$	$-b$	$-b$...	$-b$
...
$-b$...	a	a	a	...	$-b$
$-b$...	a	a	a	...	$-b$
$-b$...	a	a	a	...	$-b$
...
$-b$...	$-b$	$-b$	$-b$...	$-b$

Рис. 28. Коэффициенты фильтрующей маски

4.5 Статистические признаки второго порядка

Для численного анализа матриц вероятностного распределения яркости был выделен набор статистических признаков второго порядка – *текстурных признаков*.

Относительно матрицы вероятностного распределения практически все признаки являются моментами некоторых порядков. Для характеристики изменения признаков при изменении изображений в статье [9] было предложено использовать собственные названия для текстурных признаков.

Этими признаками являются: второй угловой момент, корреляция, контраст, инерция, энтропия, затенение, суммарное среднее, суммарная энтропия и суммарная корреляция. Матрица обеспечивает инвариантность признаков к повороту, сдвигу и масштабированию. Необходимо нормировкой и центрированием обеспечить инвариантность к линейным преобразованиям уровней яркости, таким как изменение яркости и контрастности изображения.

В статье [9] и в других статьях, ссылающихся на эту, даются формальные определения не всех текстурных признаков, для некоторых из них приводятся лишь названия. В соответствии с этими названиями были разработаны признаки *корреляция*, *энтропия*, *суммарная энтропия* и *суммарная корреляция*, признак *затенение* был модифицирован для повышения эффективности классификации.

Первые угловые моменты – характеризуют одномерное распределение яркости на изображении и являются вспомогательными:

$$p_i = \sum_{j=0}^{G-1} P_d^s(i, j) \quad (30)$$

– вероятность появления точки с яркостью i ;

$$m_i = \sum_{j=0}^{G-1} j P_d^s(i, j) \quad (31)$$

– средняя яркость соседних пикселей.

Первый основной момент – характеризует среднюю яркость по всему изображению:

$$M_x = \sum_{i=0}^{G-1} i p_i. \quad (32)$$

Для инвариантности к линейному преобразованию уровней яркости используются центрированные величины:

$\bar{m}_i = m_i - i$; – центрированная яркость соседних пикселей.

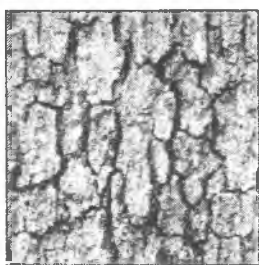
Второй угловой момент – характеризует степень однородности.

Контраст – характеризует степень контрастности изображения:

$$f_2^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} |i-j| P_d^s(i, j). \quad (33)$$

Изображение на рис. 29б обладает более высоким значением контраста – $f_2^d = 31,4890$, а для рис. 29а $f_2^d = 17,5709$.

Инерция – характеризует наличие резких границ. Она измеряет местные изменения уровней яркости. Если они значительны (то есть, если существует малое количество однородных областей), тогда значение инерции будет высоким.



а)



б)

Рис. 29. Текстурные изображения: а) изображение коры дерева и его MBP, б) изображение коры дерева с повышением контрастности и его MBP

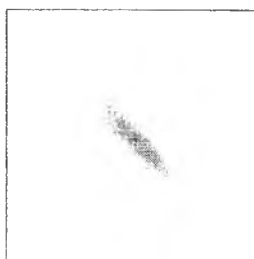
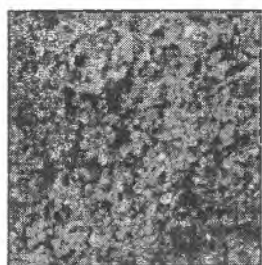
Этот параметр позволяет также характеризовать рассеивание значений матрицы по отношению к ее главной диагонали:

$$f_3^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-j)^2 P_d^*(i, j). \quad (34)$$

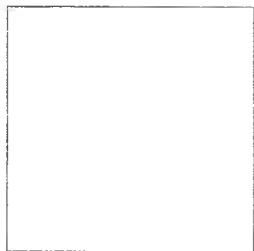
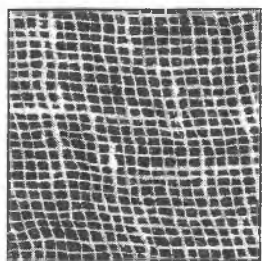
Текстура на рис. 30б обладает большими переходами, чем на рис. 30а и, таким образом, меньшими однородными областями, следовательно, значение инерции выше. Для рис. 30а $f_3^d = 1,03994$, а для рис. 30б – $f_3^d = 23,31594$.

Энтропия – мера “беспорядочности” изображения. Она измеряет сложность изображения. Когда значения матрицы почти полностью равны, говорят о большем значении энтропии.

$$f_4^d = - \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \ln [P_d^s(i, j)] P_d^s(i, j). \quad (35)$$



а)



б)

Рис. 30. Текстурные изображения: а) изображение песка и его MBP, б) изображение сетки и его MBP

Она позволяет характеризовать степень зернистости изображения. Чем выше энтропия, тем грубее зернистость.

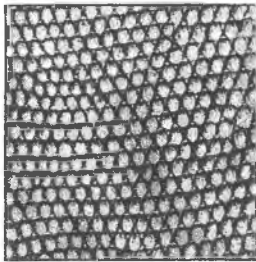
Для текстуры на рис. 31а значение энтропии равно $f_4^d = 8,18055$, а для текстуры на рис. 31б - $f_4^d = 6,93577$.

Корреляция – степень статистической зависимости пикселей изображения:

$$f_5^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - M_x)(j - M_x) P_d^s(i, j). \quad (36)$$

Затенение – степень равновероятного появления темных и светлых областей, есть ли тень у светлых областей и т.п.

$$f_6^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i+j-2M_x)^3 P_d^s(i, j). \quad (37)$$



а)



б)

Рис. 31. Текстурные изображения: а) изображение сетки и его MBP, б) изображение дерева и его MBP

Суммарное среднее – характеризует среднее значение яркостей соседних точек:

$$f_7^d = \sum_{i=0}^{G-1} \bar{m}_i p_i. \quad (38)$$

Суммарная энтропия – характеризует меру "беспорядочности" среди соседних точек:

$$f_8^d = \sum_{i=0}^{G-1} p_i \ln(p_i). \quad (39)$$

Суммарная корреляция – характеризует взаимную зависимость между яркостями соседних точек.

$$f_9^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \bar{m}_i \cdot \bar{m}_j. \quad (40)$$

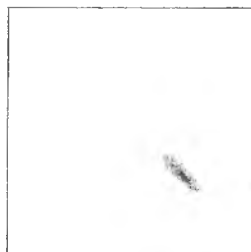
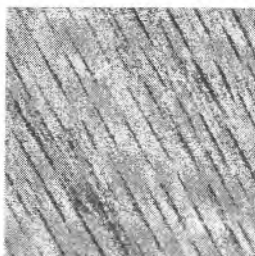
Обратное отклонение:

$$f_{10}^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1+|i-j|} P_d^s(i, j). \quad (41)$$

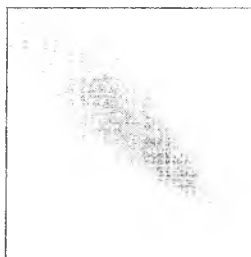
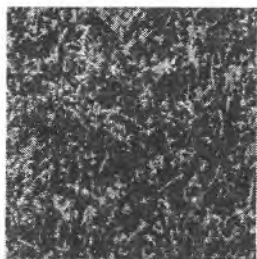
Обратный момент:

$$f_{11}^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} P_d^s(i, j). \quad (42)$$

Этот параметр ведёт себя противоположно инерции. Чем больше в текстуре однородных областей, тем выше этот параметр. Для 0а он равен $f_{11}^d = 0,1579$, а для 0б – $f_{11}^d = 0,0520$.



а)



б)

Текстурные изображения: а) изображение древесины и его MVP,
б) изображение травы и MVP

Диагональный момент:

$$f_9^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} |i-j|(i+j-2Mx)P_d^s(i, j). \quad (43)$$

Признаки f_1^1, \dots, f_4^1 не требуют дополнительной нормировки.

Признаки f_5^d и f_6^d являются центрированными моментами матрицы.

Таким образом, для каждого изображения можно вычислить вектор признаков – *сигнатуру текстуры*:

$$F = (f_1^1, \dots, f_9^1, f_1^2, \dots, f_9^2, \dots). \quad (44)$$

Средняя яркость M_x , также как и дисперсия изображения и другие статистики первого порядка, не входят в набор признаков, описывающих текстуры, поскольку базируются на одномерном распределении яркости и не учитывают взаимную и пространственную зависимость уровней яркости на изображении. Следовательно, они не несут никакой информации о текстурных свойствах изображения и определяются условиями его регистрации. Однако эти величины можно использовать для дополнительной нормировки и построения инвариантных признаков. Следует отметить, что даже после нормировки все предложенные признаки не являются инвариантными к контрасту. Для этого дополнительно был введен признак *контраст* (33), характеризующий относительную контрастность изображения.

Для инвариантности к масштабу при вычислении сигнатуры текстуры необходимо использовать признаки, вычисленные при различных расстояниях d . Например, для инвариантности классификации к уменьшению масштаба в X раз необходимо включить в вектор признаков (39) признаки f_1^X, \dots, f_9^X .

4.6 Статистические признаки третьего порядка

Для численного анализа трехмерных матриц вероятностного распределения яркости был выделен набор статистических признаков третьего порядка (по аналогии с двумерными признаками). Признаки, такие как второй угловой момент, энтропия, суммарная энтропия, суммарное среднее и затенение достаточно очевидно обобщаются на многомерный случай. Контраст, инерция, корреляция, обратное отклонение, обратный момент и диагональный момент были построены таким образом, чтобы характеризовать наличие тех же текстурных особенностей, что и их двумерные аналоги.

Первые угловые моменты:

$$p_k = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P_d^s(i, j, k) \quad (45)$$

– вероятность появления точки с яркостью k ,

$$m_k = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} ij P_d^s(i, j, k) \quad (46)$$

– средняя яркость соседних пикселей.

Первый момент – характеризует среднюю яркость по всему изображению:

$$Mx = \sum_{i=0}^{G-1} ip_i, \quad (47)$$

где p_i – вероятность появления точки с яркостью i .

Второй угловой момент:

$$g_1^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} [P_d^s(i, j, k)]^2. \quad (48)$$

Контраст:

$$g_2^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} (|i-j| + |i-k| + |j-k|) P_d^s(i, j, k). \quad (49)$$

Инерция:

$$g_3^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} \left((i-j)^2 + (j-k)^2 + (i-k)^2 \right) P_d^s(i, j, k). \quad (50)$$

Корреляция:

$$g_4^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} \left(\frac{(i-Mx)(j-Mx)}{\sigma_x \sigma_y} + \frac{(j-Mx)(k-Mx)}{\sigma_y \sigma_z} + \frac{(i-Mx)(k-Mx)}{\sigma_x \sigma_z} \right) P_d^s(i, j, k). \quad (51)$$

Затенение:

$$g_5^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} (i+j+k-3Mx)^3 P_d^s(i, j, k). \quad (52)$$

Энтропия:

$$g_6^d = - \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} \ln \left[P_d^s(i, j, k) \right] P_d^s(i, j, k). \quad (53)$$

Обратное отклонение:

$$g_7^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} \left(\frac{1}{1+|i-j|} + \frac{1}{1+|i-k|} + \frac{1}{1+|j-k|} \right) P_d^s(i, j, k). \quad (54)$$

Обратный момент:

$$g_8^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} \left(\frac{1}{1+(i-j)^2} + \frac{1}{1+(i-k)^2} + \frac{1}{1+(j-k)^2} \right) P_d^s(i, j, k). \quad (55)$$

Диагональный момент:

$$g_9^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} \left(|i-j|(i+j-2Mx) + |i-k|(i+k-2Mx) + |j-k|(j+k-2Mx) \right) \times P_d^s(i, j, k). \quad (56)$$

Суммарное среднее:

$$g_{10}^d = \sum_{i=0}^{G-1} m_i p_i. \quad (57)$$

Суммарная энтропия:

$$g_{11}^d = \sum_{i=0}^{G-1} p_i \ln(p_i). \quad (58)$$

Суммарная корреляция:

$$g_{12}^d = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{k=0}^{G-1} m_i m_j m_k. \quad (59)$$

Таким образом, на основе матрицы вероятностного распределения яркости был предложен метод формирования статистических признаков третьего порядка.

4.7 Процедура отбора признаков. Дискриминантный анализ

При наличии двух или большего числа классов задача выбора признаков состоит в отборе таких признаков, которые являются наиболее эффективными с точки зрения разделимости классов [13]. Разделимость классов не зависит от системы координат, а зависит от распределений объектов в классах и от используемого классификатора. С теоретической точки зрения вероятность ошибки является наилучшим критерием эффективности признаков.

Главный недостаток критерия вероятности ошибки заключается в том, что, за исключением очень небольшого числа частных случаев, для него не существует явного математического выражения, и поэтому здесь трудно надеяться на получение крупных теоретических результатов. Вид критерия выбирается из каких-либо физических соображений. В дискриминантном анализе критерии разделимости классов формируются с использованием матриц рассеяния внутри классов и матриц рассеяния между классами [13].

Матрица рассеяния внутри классов показывает разброс объектов относительно векторов математических ожиданий классов:

$$S_{\omega} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) E \left\{ (X - M_l)(X - M_l)^T / \omega_l \right\} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) B_{\omega_l}. \quad (60)$$

Матрица рассеяния между классами может быть определена формулой (61):

$$S_b = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) E \{ (M_l - M_0)(M_l - M_0)^T / \omega_l \}, \quad (61)$$

где $P(\omega_l)$ - вероятность появления l -го класса, X - объекты, принадлежащие l -му классу, $l = \overline{1, L}$, предполагаются независимыми. Вектор M_0 представляет собой математическое ожидание смеси распределений и определяется следующим образом:

$$M_0 = E\{X\} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) M_l. \quad (62)$$

Матрица рассеяния смеси имеет вид:

$$S_m = E \{ (X - M_0)(X - M_0)^T \} = S_w + S_b. \quad (63)$$

Все эти матрицы рассеяния строятся таким образом, чтобы они были инвариантными относительно сдвига системы координат.

Для того чтобы получить критерий разделимости классов, нужно связать с этими матрицами некоторое число. Это число должно увеличиваться при увеличении рассеяния между классами или при уменьшении рассеяния внутри классов. Для этого наиболее часто используются критерии:

$$J_1 = \text{tr}(S_2^{-1} S_1), \quad (64)$$

$$J_2 = \ln |S_2^{-1} S_1| = \ln \{ |S_1| / |S_2| \}, \quad (65)$$

$$J_3 = \text{tr} S_1 / \text{tr} S_2. \quad (66)$$

Критерий J_2 часто формируют в виде $|S_1| / |S_2|$. А здесь он берется в логарифмической форме для того, чтобы получить свойство аддитивности для независимых признаков. В критерии J_2 в качестве S_1 и S_2 используются соответственно матрицы $S_w + S_b$ и S_w , потому что $|S_b| = 0$, а в критериях J_1 и J_3 в качестве S_1 и S_2 соответственно S_b и $S_w + S_b$.

Чтобы повысить процент точной классификации, необходимо выбрать признаки, максимизирующие какой-либо из рассмотренных выше критериев.

По мере увеличения числа классов критерии [13] становятся все менее и менее точными индикаторами разделимости классов. Один из способов преодоления этой трудности – использование попарной классификации.

В качестве используемого критерия возьмем критерий J_1 .

Предположим, что выбираем m признаков $Y = [\tilde{f}_1^d, \tilde{f}_2^d, \dots, \tilde{f}_m^d]^T$, полученных умножением матрицы преобразования A размерности $m \times n$ на исходный n -мерный вектор $X = [f_1^d, f_2^d, \dots, f_n^d]^T$:

$$Y = AX. \quad (67)$$

Тогда получаем, что задача выбора признаков, максимизирующих критерий J_1 , сводится к нахождению матрицы преобразования A [13]. Матрицы рассеяния в пространстве Y , соответствующие матрицам $S_1 = S_b$ и $S_2 = S_w + S_b$ в пространстве X , имеют вид:

$$S_{1m} = AS_1A^T, \quad S_{2m} = AS_2A^T. \quad (68)$$

Пусть $\lambda_i, \Phi_i, i = 1, 2, \dots, n$ и $\mu_j, \Psi_j, j = 1, 2, \dots, m$ - соответственно собственные значения и собственные векторы матриц $S_2^{-1}S_1$ и $S_{2m}^{-1}S_{1m}$. В таком случае критерий J_1 для n и m признаков принимает вид:

$$J_1(n) = \text{tr} S_2^{-1} S_1 = \sum_{i=1}^n \lambda_i, \quad (69)$$

$$J_1(m) = \text{tr} S_{2m}^{-1} S_{1m} = \sum_{j=1}^m \mu_j. \quad (70)$$

Оптимальным является такое преобразование A , при котором собственные значения матрицы $S_{2m}^{-1}S_{1m}$ в соответствующем m -мерном подпространстве будут равны:

$$\mu_i = \lambda_i, i = \overline{1, m}, \quad (71)$$

где λ_i упорядочены следующим образом: $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m$.

Этого можно достигнуть, составив матрицу A^T из первых m собственных векторов $\Phi_i, i = \overline{1, m}$:

$$A^T = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_m]. \quad (72)$$

Таким образом, получена матрица преобразования, позволяющая формировать новые текстурные признаки, максимизирующие критерий J_1 . Пусть $X = [f_1^d, f_2^d, \dots, f_n^d]^T$ - исходный вектор признаков, тогда $Y = [\tilde{f}_1^d, \tilde{f}_2^d, \dots, \tilde{f}_m^d]^T$ - новый вектор признаков. Алгоритм формирования признаков, максимизирующий критерий J_1 , представлен на рис. 32.

Шаг 1. Находим собственные значения матрицы $S_2^{-1}S_1$ размерами $n \times n$ [13], где n - число признаков в исходном векторе признаков: $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$.

Шаг 2. Сортируем найденные собственные значения в порядке убывания: $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$. Из них отбираем m первых значений ($m \leq n$).

Шаг 3. Находим собственные векторы $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_m$ матрицы $S_2^{-1}S_1$, соответствующие отобраным собственным значениям $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$.

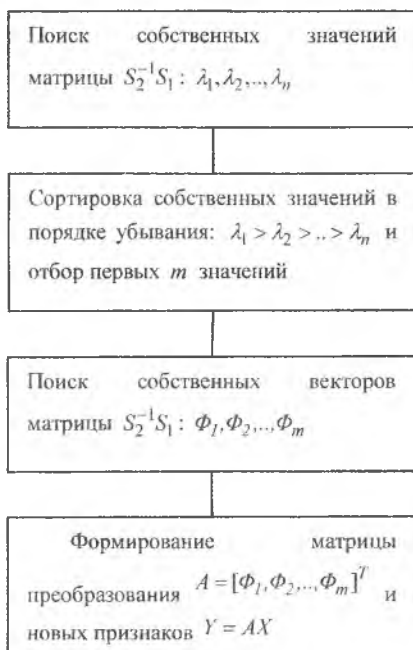


Рис. 32. Алгоритм формирования признаков

Шаг 4. Из найденных собственных векторов формируем матрицу преобразования $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_m]^T$.

Значения новых оптимизированных признаков вычисляются по формуле: $Y = AX$.

Допустим, что имеется вектор признаков $X = [f_1^d, f_2^d, \dots, f_n^d]^T$ и матрица преобразования $A = \{a_{i,j}\}_{i,j=0}^n$. Тогда новый вектор признаков будет иметь вид:

$$\tilde{f}_i^d = \sum_{j=1}^n a_{i,j} f_j^d, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (73)$$

4.8 Классификация натуральных изображений

В общем случае для построения классификатора требуется достаточно большая информация: для каждого класса необходимо знать вероятность появления объекта (изображения) этого класса, плотность распределения вектора признаков и матрицу штрафов, элементы которой определяют штраф за принятие решения о принадлежности объекта определённому классу.

К сожалению, вид плотности вероятности часто заранее неизвестен. Если нас интересуют не оценки плотностей вероятности сами по себе, а только классификация объектов, достаточно решить лишь вопрос о том, какая из двух плотностей вероятности больше в данной точке, то есть появление объекта какого класса наиболее вероятно.

Для проведения классификации при анализе текстур предлагается использовать метод k ближайших соседей.

Когда требуется классифицировать неизвестный объект X , среди имеющихся N объектов, из которых N_i объектов принадлежит классу ω_i , используют метод k ближайших соседей. Для измерения близости можно воспользоваться любой подходящей метрикой. Пусть k_i - числа объектов из класса ω_i среди этих k ближайших соседей и $\sum_i k_i = k$. Решение о принадлежности объекта X к тому или иному классу можно принять после сравнения k_i . Считается, что $X \in \omega_l$, если $k_l = \max_i k_i$.

При реализации метода классификации по k соседям, когда $k > 1$, необходимо решить вопрос о принятии решения в случае существования нескольких одинаковых k_i , равных максимальному. Если число классов равно двум, вопрос решается просто: нужно выбирать k нечётным. Для случая, когда число классов больше двух, поступают следующим образом: считают, что вектор X принадлежит классу ω_l , если выполняется условие 74.

$$\sum_{i=1}^{k_l} \{(X - X_i)^2 \mid X_i \in \omega_l\} < \sum_{i=1}^{k_m} \{(X - X_i)^2 \mid X_i \in \omega_m\}, \quad (74)$$

$$k_l = k_m = \max_i k_i.$$

Рассмотрим теперь вопрос об использовании имеющихся данных для построения классификатора и анализа его работы.

Когда даны N объектов в случае отсутствия классификатора, то можно использовать эти объекты как для проектирования классификатора, так и для проверки его качества. Очевидно, что оцениваемая вероятность ошибки зависит от распределения данных и от используемого классификатора. Построение классификатора и оценку его качества можно реализовать ниже описанными способами.

Одни и те же N объектов используются и для синтеза классификатора, и для последующей классификации. Этот случай в [14] называется *C-методом* и даёт заниженную оценку вероятности ошибки классификации.

Для синтеза классификатора используются N объектов, а классифицируются объекты из истинных распределений. Эту процедуру называют *U-методом*. Объекты из истинного распределения могут быть заменены объектами, которые не были использованы для синтеза классификатора и независимы от объектов, по которым классификатор был синтезирован. Для реализации *U-метода* имеется много возможностей. Наиболее распространёнными являются следующие процедуры:

метод разбиения выборки. В начале имеющиеся объекты разбивают на две группы и используют одну для синтеза классификатора, а другую – для проверки его качества. Основной вопрос, характерный для этого метода, заключается в том, как разделить объекты. Как показывает практика, для получения “хорошей” оценки вероятности ошибки классификации, объём обучающей выборки должен быть невелик по сравнению с объёмом экзаменационной выборки.

метод исключения одного объекта. Исключая один объект, синтезируется классификатор по имеющимся $N - 1$ объектам и классифицируется неиспользованный объект. Эту процедуру повторяют

N раз и подсчитывают число неправильно классифицированных объектов. Этот метод позволяет эффективно использовать имеющиеся объекты, что особо актуально при наличии небольшого числа объектов для классификации.

В дальнейшем для построения классификатора и анализа его работы выбран несколько изменённый метод исключения одного объекта, когда для построения классификатора используется выборка, полученная исключением одного объекта из каждого класса.

4.9 Анализ классификации

После визуального исследования кристаллограмм изображения были разделены на классы, образующие группу нормы и группу патологии. Разделение производилось с помощью формальных признаков, таких как однонаправленность лучей кристалла, количество центров кристаллизации, плотность линий на изображении кристалла, четкость и прозрачность лучей кристалла и других.

Было выделено 7 классов (таблица 3). К группе нормы относятся классы **a** и **b**, остальные классы образуют группу патологии. Описания типов и патологических состояний подробно приведены в работе [28].

Кристаллы нормального строения – это длинные, ровные кристаллы, лучи которых собраны в треугольники (класс **a**) или расположены в виде трапеции или решетки (класс **b**).

Кристаллы дистрофического строения: класс **e** – на длинных, ровных, изогнутых лучах находятся кристаллы меньшего размера, исходящие в виде “полузвезд” из единого центра кристаллизации, класс **f** – лучи напоминают “веер”, являются толстыми и кривыми.

Кристаллы воспалительного типа: класс **d** – кристаллы собраны в пучки, отличаются длинными прямыми лучами, класс **c** – кустистые кристаллы с многочисленными мелкими “отростками”, разветвление происходит под острыми углами; класс **g** – кристаллы в виде “перекрестий”, исходящих из разных центров.

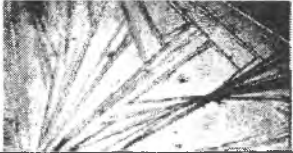


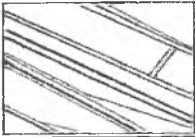
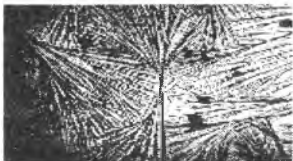



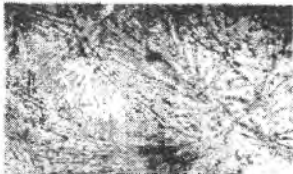
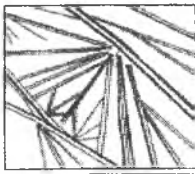




Было исследовано 14 больших образцов размерами до 2198×1976 и разрешением 300 точек на дюйм, по два из каждого класса, которые были разбиты на более мелкие информативные изображения размером не более 512×512 точек. Изображения, использовавшиеся для классификации, имели размер, достаточный для описания текстуры своего класса. Таким образом, было доступно 120 образцов для представления набора из 7 классов, число представителей каждого класса менялось от 12 до 20.

Для каждого изображения проводилась предварительная обработка, описанная выше. При гомоморфной обработке использовался радиус рассеяния гауссовского фильтра $r = 15$. После чего применялась процедура подчёркивания текстурной информации с использованием полосового фильтра. Результаты предварительной обработки показаны на рис. 33. Используя вектора признаков, вычисленные для всех имеющихся натуральных изображений кристаллограмм, было определено значение критерия разделимости классов.

Результаты дискриминантного анализа приведены в таблице 3. В скобках приводится значение критерия для двумерных признаков. В результате анализа таблицы наилучшими следует признать следующие признаки: энтропия, суммарная энтропия, контраст и третий момент. Для признаков контраст, инерция, энтропия и суммарная энтропия значение критерия разделимости больше, чем для их двумерных аналогов. Для трёхмерной корреляции значение критерия значительно меньше, чем для двумерной корреляции. По-видимому, формула (51) характеризует не совсем те текстурные свойства, которые описывает двумерная корреляция.

Также в таблице 4 приведена полученная матрица коэффициентов корреляции признаков. По значению критерия и коррелированности признаков можно определить относительную информативность признаков. Кроме того, были определены коэффициенты корреляции между двумерными и трёхмерными признаками.

Кристаллограммы классов и соответствующие им текстуры

Класс	Кристаллограмма	Текстура
<i>a</i>		
<i>b</i>		
<i>c</i>		
<i>d</i>		
<i>e</i>		
<i>f</i>		
<i>g</i>		

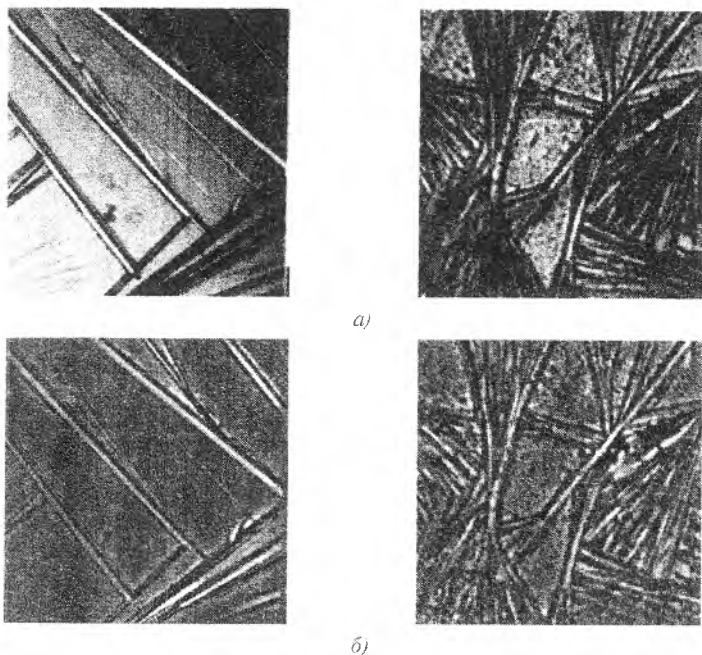


Рис. 33. Результаты предварительной обработки изображений: а) исходные изображения, б) изображения после предварительной обработки

Таблица 4
Дискриминантный анализ признаков

Признак	Значение критерия
Второй момент	-0.8680 (-0.3138)
Третий момент	1,3754
Корреляция	-0.0101 (1,8271)
Затенение	-0.0005 (0,0028)
Контраст	1.4940 (1.3510) 0.3588
Инерция	0,8582 (0.8482) -0,1069
Энтропия	1.7272 (1.6375)
Суммарная энтропия	1,6291 (1.6289)

Таблица 5
Матрица коэффициентов корреляции признаков

Признак	Второй момент	Третий момент	Корреляция	Замещение	Контраст	Контраст	Инерция	Инерция	Энтропия	Суммарная энтропия
Второй момент	1	-0,313	-0,220	-0,221	-0,408	-0,208	-0,311	-0,158	-0,519	-0,422
Третий момент	-0,313	1	0,679	0,680	0,874	0,869	0,918	0,73	0,671	0,801
Корреляция	-0,220	0,679	1	0,999	0,598	0,700	0,667	0,847	0,245	0,251
Замещение	-0,221	0,680	0,999	1	0,601	0,700	0,668	0,849	0,248	0,252
Контраст	-0,408	0,874	0,598	0,601	1	0,791	0,940	0,683	0,8445	0,780
Контраст	-0,208	0,869	0,700	0,700	0,791	1	0,937	0,857	0,441	0,546
Инерция	-0,311	0,918	0,667	0,668	0,940	0,937	1	0,815	0,659	0,688
Инерция	-0,158	0,733	0,847	0,849	0,683	0,857	0,815	1	0,265	0,283
Энтропия	-0,519	0,671	0,245	0,248	0,844	0,441	0,659	0,265	1	0,908
Суммарная энтропия	-0,422	0,801	0,251	0,252	0,780	0,546	0,688	0,283	0,908	1

Таблица 6

Коррелированность двумерных и трёхмерных признаков

Признак	Коэффициент
Второй момент	0,9545
Корреляция	0,4188
Затенение	0,9993
Контраст	0,9994
Инерция	0,9361
Энтропия	0,9865
Суммарная энтропия	0,9996

Очевидна достаточно большая коррелированность всех трёхмерных признаков с их двумерными аналогами, за исключением признака корреляции. Это объясняет то, что значения критерия для признаков корреляции довольно сильно различаются.

Для определения меры близости между двумя векторами признаков использовалось расстояние Махаланобиса:

$$d(F_1, F_2) = (F_1 - F_2)^T B^{-1} (F_1 - F_2), \quad (75)$$

где B - корреляционная матрица класса, к которому принадлежат вектора F_1 и F_2 .

При исследовании качества классификации из каждого класса случайным образом исключалось по одному объекту. По оставшимся объектам строился классификатор и проверялась его работа на исключённых объектах. Фиксировался номер класса, определённый классификатором. Эта процедура повторялась достаточное количество раз и результаты усреднялись. При этом учитывалось число объектов в каждом классе. Строилась матрица ошибок классификации E_{ij} , значениями которой являлись оценки вероятностей классификации объекта из класса i в класс j . На диагонали этой матрицы располагаются вероятности правильной классификации объектов.

Матрица ошибок, вычисленная с использованием трёхмерных признаков

	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>	<i>f</i>	<i>g</i>
<i>a</i>	0,954	0,046	0	0	0	0	0
<i>b</i>	0	0,828	0	0	0,172	0	0
<i>c</i>	0	0	0,876	0	0,048	0,018	0,058
<i>d</i>	0	0,01	0	0,9	0,036	0	0,054
<i>e</i>	0	0	0	0	0,936	0,024	0,04
<i>f</i>	0	0	0	0	0,056	0,876	0,068
<i>g</i>	0	0	0	0	0,02	0	0,98

В таблице 7 приводится матрица ошибок, вычисленная с помощью трёхмерных признаков. Необходимо отметить достаточно большую вероятность правильной классификации и низкую вероятность пропуска, то есть вероятность случая, когда кристаллограмма группы патологии будет отнесена к группе нормы. Вероятность ложной тревоги (вероятность принятия кристаллограммы группы нормы за группу патологии) несколько больше.

Такие хорошие результаты, скорее всего, являются несколько завышенными, поскольку для формирования классов были использованы текстуры, полученные разделением на части больших изображений, а части одного изображения похожи друг на друга больше, чем на образцы другого представителя класса.

В таблице 8 приводится матрица ошибок, вычисленная с использованием двумерных признаков. Как видно при сравнении таблицы 7 и таблицы 8, результаты классификации с использованием трёхмерных признаков лучше, что подтверждает выводы, сделанные по результатам дискриминантного анализа о лучшей разделимости классов при использовании трёхмерных признаков при классификации.

Для визуального исследования разделимости классов было построено изображение, показывающее взаимное расположение классов

в пространстве тех двух признаков, значение критерия для которых было наибольшим (рис. 34).

Таблица 8

Матрица ошибок, вычисленная с использованием двумерных признаков

	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>	<i>f</i>	<i>g</i>
<i>a</i>	0.916	0.084	0	0	0	0	0
<i>b</i>	0.004	0.854	0	0	0.142	0	0
<i>c</i>	0	0	0.79	0	0.05	0.104	0.056
<i>d</i>	0	0	0.096	0.902	0	0	0.002
<i>e</i>	0	0.09	0	0	0.848	0	0.062
<i>f</i>	0	0	0	0	0.056	0.828	0.116
<i>g</i>	0	0	0	0	0.028	0	0.972

По рисунку можно судить о том, насколько далеко друг от друга расположены классы, какова плотность объектов внутри классов, в какие классы будут ошибочно классифицироваться объекты. Действительно, класс **a** пересекается с классом **b**, недалеко от класса **b** расположены объекты класса **c**.

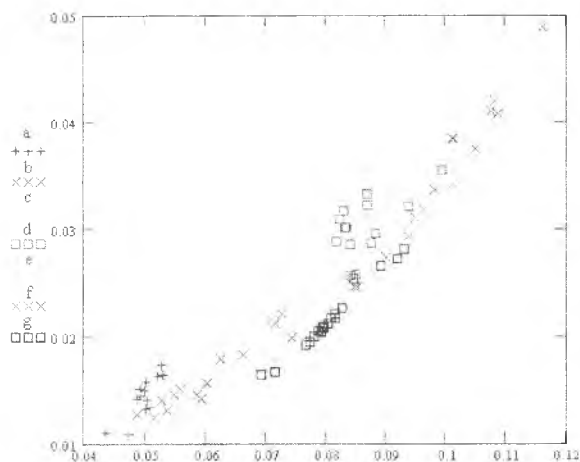


Рис. 34. Взаимное расположение классов в пространстве признаков

5 АНАЛИЗ КРИСТАЛЛОГРАММ ПЛАЗМЫ КРОВИ

Впервые исследования в области анализа кристаллографических текстур биологических субстратов были представлены Jiri Hozman в 1995 году [15]. Объектом его исследований были кристаллограммы кровяной плазмы. Им описаны методы автоматизированного компьютерного оценивания характеристик кристаллограмм плазмы. Главный подход, предложенный им к описанию данной кристаллографической структуры – это количественная оценка характеристик ее текстуры. Для этого использовались спектральные методы оценивания.

Было использовано Фурье преобразование и некоторые спектральные признаки текстуры, основанные на форме частотного спектра – расположение, размер, ориентация главных пиков, энтропия нормализованного спектра в областях частот и др. Спектр мощности и фазовый спектр определялись в локальной области однородной текстуры. По выделенным локальным областям вычислялись среднее и дисперсия каждого текстурного признака. Был также использован морфологический подход вместе с последующим анализом форм. Морфологический подход анализа кристаллограмм основан на использовании двумерного преобразования Фурье (Хартли), проведении морфологии полутонового и бинарного изображения спектра и анализа полученной в результате данной обработки формы (признак компактности). Указанный подход чрезвычайно трудоемок с вычислительной точки зрения. Предлагается использовать геометрический подход к анализу кристаллической структуры, базирующийся на методе поля направлений по аналогии с подходом, использованным для анализа изображений кристаллограмм слезной жидкости [16].

Из таблицы 10, иллюстрирующей этапы обработки кристаллограммы плазмы крови, можно заметить разницу результирующих изображений анализа структур с нормой и патологией. Особенно эта разница заметна на препарате поля направлений, где в случае нормы ясно прослеживается направление лучей центрального кристалла. Препарат с патологией характеризуется наличием более мелких с искривленными лучами кристаллов, что эквивалентно наличием


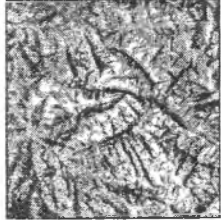

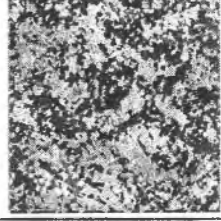

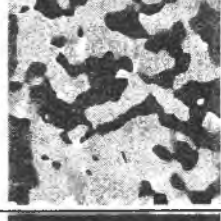

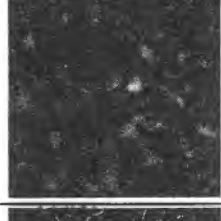

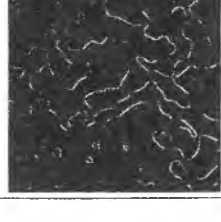
множества центров кристаллизации и беспорядочной структуре поля направления. То же самое можно сказать про контурный препарат поля направлений и его весовую функцию. Существенную часть кристаллограммы без патологии составляют однонаправленные четкие лучи центрального кристалла. Они характеризуются наибольшим значением весовой функции.

Для представленных в таблице 10 кристаллограмм плазмы крови с нормой и патологией были определены значения признаков, использованных ранее: K_1 – коэффициент однонаправленности лучей кристалла, K_2 – коэффициент густоты лучей, K_3 – коэффициент площади четких линий, K_4 – прозрачности кристалла. Значения этих признаков приведены в таблице 9 вместе с рассчитанным для сравнения значением признака компактности, полученным Jití Hozman [15] на основе анализа структуры бинарного изображения спектра кристаллограмм. Сравнивая два различных подхода (геометрического и спектрального) для анализа кристаллограммы плазмы крови, можно сделать вывод, что отличие заключается лишь в использовании различных вспомогательных объектов обработки: либо это изображение поля направления, либо изображение спектра структуры (морфологический подход [15]). Поле направлений является предпочтительнее, т.к. позволяет сохранять пространственную структуру анализируемого объекта и его локальные свойства и позволяет использовать простые и быстрые алгоритмы его расчета.

Таблица 9
Значения признаков кристаллограмм плазмы крови

<i>Признак</i>	<i>Норма</i>	<i>Патология</i>
<i>Коэффициент однонаправленности лучей K_1</i>	658	307
<i>Коэффициент густоты K_2</i>	45,6	72,8
<i>Коэффициент площади четких линий K_3</i>	0,40	0,19
<i>Коэффициент прозрачности кристалла K_4</i>	-0,06	0,02
<i>Признак компактности</i>	1,87	1,10

Таблица 10
 Этапы обработки кристаллограмм плазмы крови

	<i>Норма</i>	<i>Патология</i>
<i>Исходное изображение</i>		
<i>Поле направлений</i>		
<i>Сглаженное поле направлений</i>		
<i>Высокая функция поля направлений</i>		
<i>Контурный препарат</i>		

6 МЕТОДЫ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ КРИСТАЛЛОГРАММ РОТОВОЙ ЖИДКОСТИ

В данной главе рассматривается проблема диагностики патологических заболеваний в организме человека на основе анализа кристаллограмм ротовой жидкости человека [32]. В последние годы применение компьютерных методов обработки медико-диагностических изображений стало одним из важнейших инструментов научных исследований и повышения эффективности ранней диагностики заболеваний. Наша цель - разработка и исследование цифровых методов анализа изображений кристаллограмм биологических жидкостей слюны, изучение строения кристаллов реального субстрата и влияние наличия определенной патологии на результаты кристаллизации [7]. Объектом исследования является ротовая жидкость человека.

Как отмечалось выше впервые исследования в области анализа кристаллографических текстур биологических субстратов были представлены Jigí Hozman в 1995 году [15]. Объектом его исследований были кристаллограммы кровяной плазмы. В представленных им работах описаны методы автоматизированного компьютерного оценивания характеристик кристаллограмм плазмы. Главный подход, предложенный им к описанию данной кристаллографической структуры, - это количественная оценка ее текстуры. Для этого использовались спектральные методы оценивания.

Можно наблюдать заметную разницу кристаллографических изображений с нормой и патологией (рис. 35). В случае нормы ясно прослеживается направление лучей центрального кристалла. Препарат с патологией характеризуется наличием более мелких с искривленными лучами кристаллов, что эквивалентно наличию множества центров кристаллизации.

Визуально очень сложно, а порой и невозможно выделить ведущие патологические признаки. В связи с этим возникла задача

применения компьютерных методов анализа изображений кристаллов ротовой жидкости человека. Использование этих технологий открывает совершенно новые возможности. Автоматизированный анализ является более объективным и дает возможность получать не только качественную, но и количественную оценку структурных изменений.

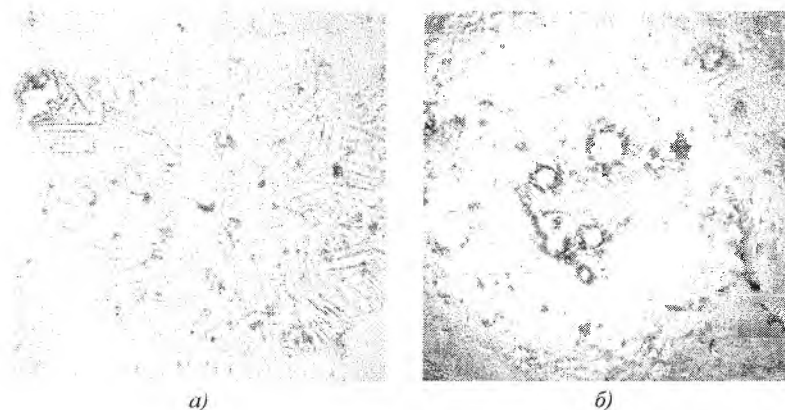


Рис. 35. Кристаллограммы ротовой жидкости: а) нормальное состояние, б) при наличии патологии

В предложенном спектральном подходе было использовано Фурье преобразование и некоторые спектральные признаки текстуры: форма частотного спектра - расположение, размер, ориентация главных пиков, энтропия нормализованного спектра в областях частот и др. Спектр мощности и фазовый спектр определялись в локальной области однородной текстуры. По выделенным локальным областям вычислялись среднее и дисперсия каждого текстурного признака.

Возможно также применение морфологического подхода вместе с последующим анализом форм, который будет описан ниже. Морфологический подход анализа кристаллограмм основан на использовании двумерного преобразования Фурье (Харгли), проведении морфологии полутонового и бинарного изображения спектра и анализа

полученной в результате данной обработки формы (признак компактности).

Однако указанные подходы чрезвычайно трудоёмки с вычислительной точки зрения, а предоставляемые ими результаты нуждаются в дополнительной обработке.

Далее предлагается использовать геометрический подход к анализу структуры кристаллизации ротовой жидкости, поскольку является в большей степени объективным и дает возможность получать не только качественную, но и количественную оценки структурных нарушений кристаллограмм.

6.1 Характеристика кристаллограмм биологических жидкостей слюны

Ротовая жидкость выполняет важнейшую роль регуляции гомеостаза полости рта. В последние годы ротовая жидкость все чаще используется наряду с другими биологическими жидкостями (кровь, моча) как индикатор состояния организма. Многочисленные исследования диагностического потенциала ротовой жидкости определили спектр использования ее показателей как маркеров ряда заболеваний, в том числе патологии органов полости рта, грибковые заболевания ногтей.

Исследование характера самоорганизации ротовой жидкости проводили методом клиновидной дегидратации (Шабалин В.Н., Шахтохина С.Н., 2001). Для сбора нестимулированной смешанной слюны пациента усаживали, просили опустить голову и сидеть в таком положении, не глотая слюну. Аккумулированную в полости рта слюну пациент сплевывал в стерильную градуированную пробирку. Общее время сбора составляло 6 минут. На предметное стекло с помощью пипетки наносили каплю слюны и высушивали её. Принцип метода основан на естественном высыхании капли ротовой жидкости, нанесённой на покровное стекло, при температуре 20-25° С в течении 24 часов. Препараты рассматривали под микроскопом при малом увеличении. Высохшие капли ротовой жидкости исследовали

с помощью стереомикроскопа в отражённом свете при малом увеличении. Фотографировали кристаллы через микрофотонасадку при фиксированном увеличении (рис. 36).

При кристаллизации слюны здорового человека под микроскопом хорошо видна папоротникообразная текстура, состоящая из удлиненных, сросшихся между собой кристаллитов (рис. 37а). При патогенных нарушениях, приводящих к увеличению концентрации катионов K^+ и Na^+ , мицеллы теряют устойчивость и коагулируют, образуя агрегаты, что приводит к нарушению папоротникообразной текстуры (рис. 37б). Можно предположить, что эти агрегаты являются центрами кристаллизации при образовании кристаллов.

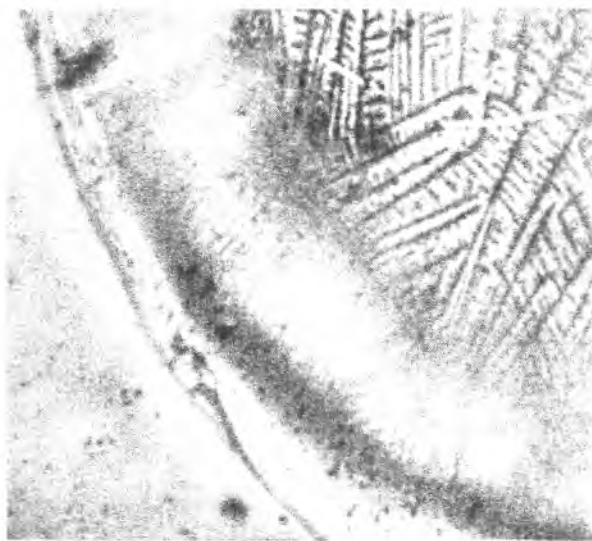
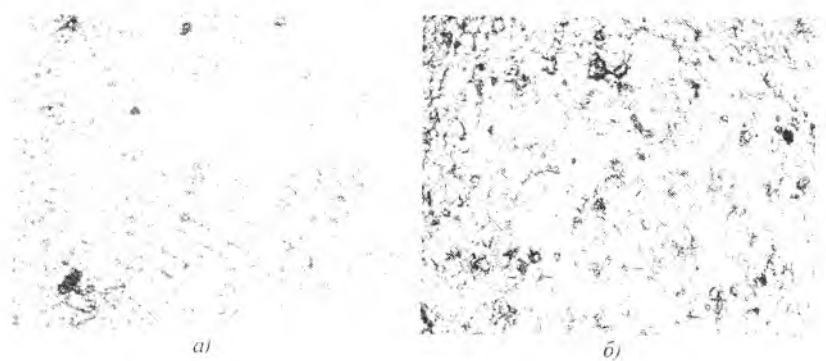


Рис. 36. Кристаллооптическая картина ротовой жидкости



*Рис. 37. Кристаллооптическая картина ротовой жидкости при:
а) норме б) патологии*

6.2 Текстурные свойства изображений кристаллограмм ротовой жидкости

Кристаллы ротовой жидкости - это так называемые дендритные кристаллы, или дендриты, то есть кристаллы, состоящие из лучей, идущих из одного или нескольких центров кристаллизации. Фотографическое изображение кристалла называется кристаллограммой. Человек достаточно легко справляется с разделением текстурных изображений, в то время как автоматическая классификация часто является сложной задачей. В этом случае необходимо определить, какая информация используется наблюдателем для классификации изображений. Такой информацией может быть наличие неровностей, регулярности и привилегированных направлений, то есть локальные текстурные свойства изображения. Эти наблюдения могут помочь при выборе подходящих характеристик для построения метода анализа. Таким образом, выбираемый метод должен быть основан на количественном описании текстурных свойств изображения.

На изображении кристаллограммы ротовой жидкости человека различают три типа микрокристаллизации. При отсутствии заболеваний

различного рода кристалл является прозрачным, содержит длинные, тонкие, преимущественно одного направления лучи. Кристаллограмма ротовой жидкости здорового человека имеет 2 отчётливые зоны – центральную (как правило, большую) и краевую (меньшую).

Соотношение величины этих зон может быть различным. Центральная зона – солевая, состоит из дендритных структур чётких геометрических очертаний, иногда с вкраплениями отдельных розеткообразных кристаллов, микрокристаллизация по типу I или типу II (рис. 38а и рис. 38б). В периферической зоне (белковой, аморфной) могут быть немногочисленные кристаллы пластинчатого характера и единичные трещины радиальной направленности, располагающиеся через приблизительно равные промежутки, микрокристаллизация по типу III (рис. 38в). Трещины ровные, без изломов и дополнительных включений, не широкие и не сопровождающиеся изменением белкового рисунка.

При патологии лучи центральной зоны отличаются неровными контурами, кристаллы непрозрачны (высокая плотность кристаллов), наблюдается много поломок, наростов, большой разброс направлений линий кристаллов, на изображении имеется множество центров, из которых исходят лучи.

Отличительной особенностью патологии является также большая густота лучей кристаллов на отдельных участках. При этом разделение на краевую и центральную зоны отсутствуют. Как правило, вся капля представляет собой микрокристаллизацию по типу III (рис. 38в), но часто наблюдается хаотическое смешение типов микрокристаллизации.



б)



а)



в)

Рис. 38. Микрокристаллизация горячей жидкости: а) I тип, б) II тип, в) III тип

6.3 Геометрический подход к анализу структуры кристаллизации ротовой жидкости

На основе экспертных оценок были выделены несколько формальных признаков, позволяющих произвести классификацию кристаллограмм (п. 3.1):

- однонаправленность лучей кристалла;
- относительная площадь участков с качественными лучами кристалла;
- густота лучей;
- прозрачность кристалла.

Проведенные предварительные исследования показали, что наилучшим образом характеризует изменения в кристаллизации ротовой жидкости при грибковых заболеваниях параметр прозрачности кристалла.

6.3.1 Оценка параметра прозрачности кристаллограммы

Аналогично методике, описанной в п.3.1, вероятность наличия у человека заболеваний грибка увеличивается с уменьшением прозрачности кристаллограммы. Критерий прозрачности кристаллограммы определяется с использованием вероятности распределения функции яркости и подробно изложен в п.3.1.4. “Прозрачная” кристаллограмма характеризуется положительным смещением среднего значения яркости изображения относительно срединного значения. Количественным выражением данного параметра является коэффициент прозрачности (11).

Кристаллограммы характеризуются неравномерной яркостью. С другой стороны, изображения различных кристаллов обладают неодинаковой яркостью фона из-за невозможности обеспечения одинакового равномерного освещения слезной жидкости при фотосъемке и вводе изображения. Поэтому необходимо проводить выравнивание яркости, при котором сохранится контраст между лучами кристалла и фоном в их окрестности. Оценивание параметров производится по изображениям с выровненной яркостью.

6.3.2 Экспериментальные исследования на натуральных образцах

Целью является изучение микрокристаллизации высохшей капли слюны у больных с грибковыми заболеваниями.

Онихомикоз – поражение ногтевой пластинки, обусловленное всеми видами грибов (дерматофитами, дрожжеподобными и плесневыми грибами). Это наиболее упорное, резистентное к общепринятой терапии заболевание, что и приводит к поиску новых методов лечения заболевания. Рост заболеваемости онихомикозами в настоящее время обусловлен неблагоприятными социально-экономическими и экологическими условиями жизни, ростом иммунодефицитных состояний, недостаточностью медицинской помощи, ухудшением эпидемиологического контроля. Последствия заболеваний онихомикозом, особенно длительно существующие, довольно серьезны. Во-первых, онихомикоз можно отнести к категории видимых, обезображивающих нарушений, которые отрицательно влияют на психику человека. В результате, у пациента снижается чувство собственного достоинства, уверенности в себе. Во-вторых, под действием грибов и продуктов их жизнедеятельности формируется поливалентная сенсбилизация. Это приводит к увеличению частоты аллергических изменений кожи и утяжелению течения многих заболеваний. В третьих, при онихомикозах повышается частота возникновения подошвенных бородавок. Повышение результативности лечения онихомикозов кистей и стоп до сих пор остается актуальной проблемой.

Учитывая информативность, а также простоту и удобность проведения исследования на приеме врача анализ полученных результатов предполагает выделение следующих первоочередных тестов для оценки свойств ротовой жидкости у пациентов с грибковыми заболеваниями. Данные тесты целесообразно учитывать в динамическом наблюдении при каждом осмотре. Для получения расширенной информации, по нашему мнению, рационально проведение теста

микрорекристаллизации, ежегодное изучение которого будет служить вспомогательным тестом оценки динамики свойств ротовой жидкости.

Таким образом, доступные для исследования кристаллограммы были разделены на 4 группы:

1 группа – больные до начала лечения (Рис. 39),

2 группа – больные после начала лечения (Рис. 40),

3 группа – больные после завершения лечения (Рис. 41),

4 группа – является контрольной, это кристаллограммы получены от людей без наличия исследуемой патологии (Рис. 42).

Проведенные исследования показали большой полиморфизм кристаллов ротовой жидкости. У практически здоровых лиц в 90% случаях в центральной зоне отмечали кристаллы древовидной формы с частыми ответвлениями под углом около 70° , в 10% случаях наблюдались кристаллы нитевидной геометрической формы, которые располагались в виде сеточки, при этом центральная зона занимает более 85% поверхности кристаллограммы.

При патологии кристаллы ротовой жидкости характеризовались обилием дендрито-пластовых структур, игольчатых структур и сферолитов различных размеров.

В таблице 11 представлены значения полученных параметров для двух характеристических кристаллограмм с выраженными признаками нормы и выраженными признаками патологии. Однако дальнейшие исследования показали, что наиболее информативным показателем является именно прозрачность кристаллограммы.

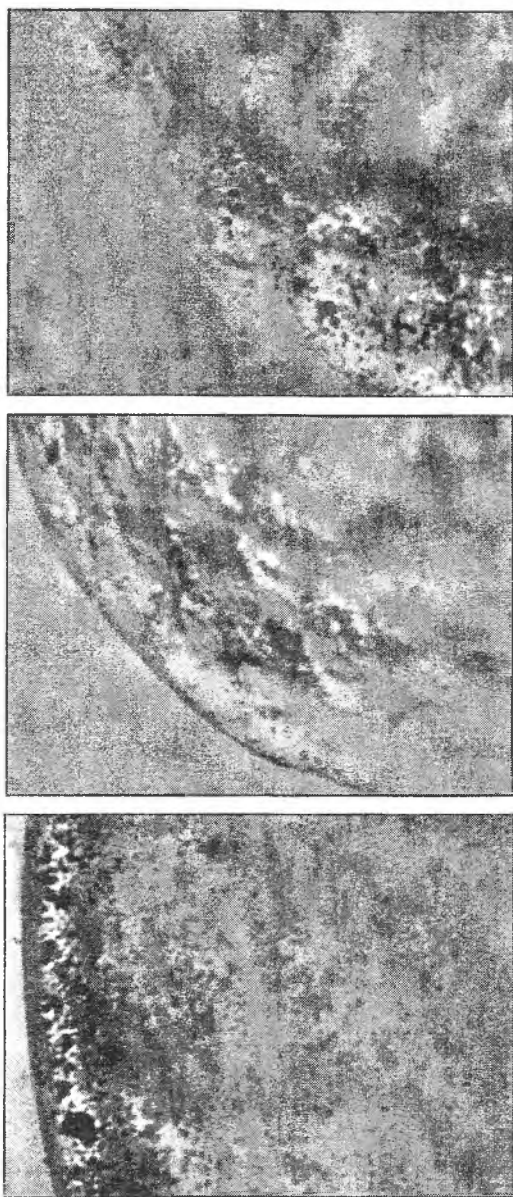


Рис. 39. Кристаллограммы группы 1

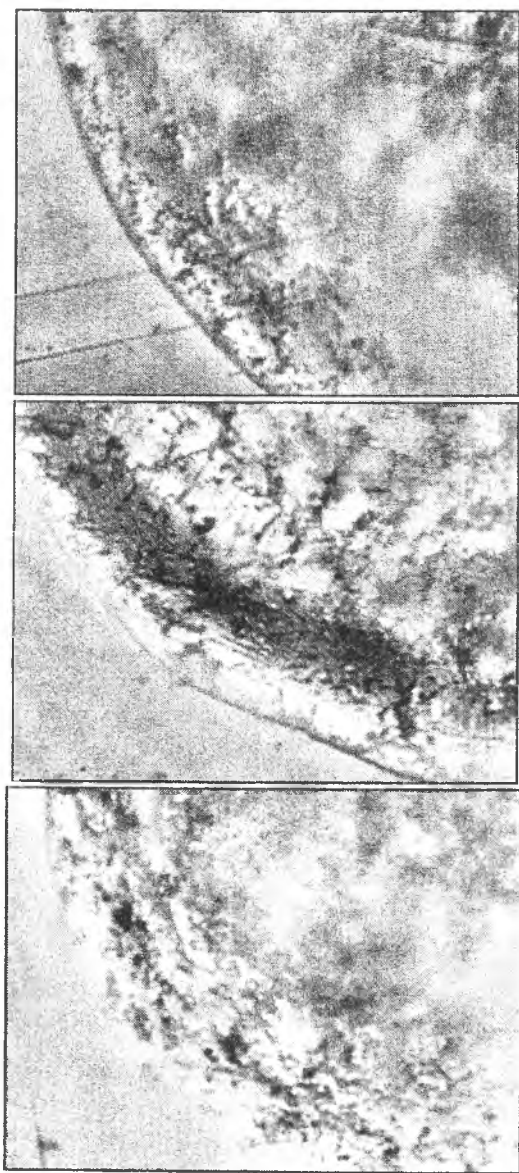


Рис. 40. Кристаллограммы группы 2

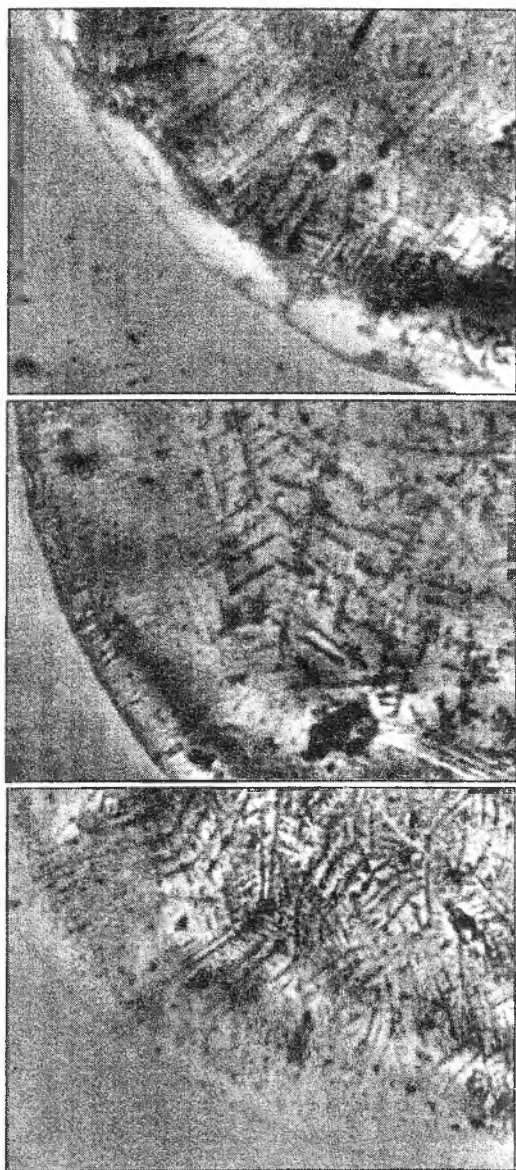


Рис. 41. Кристаллограммы группы 3

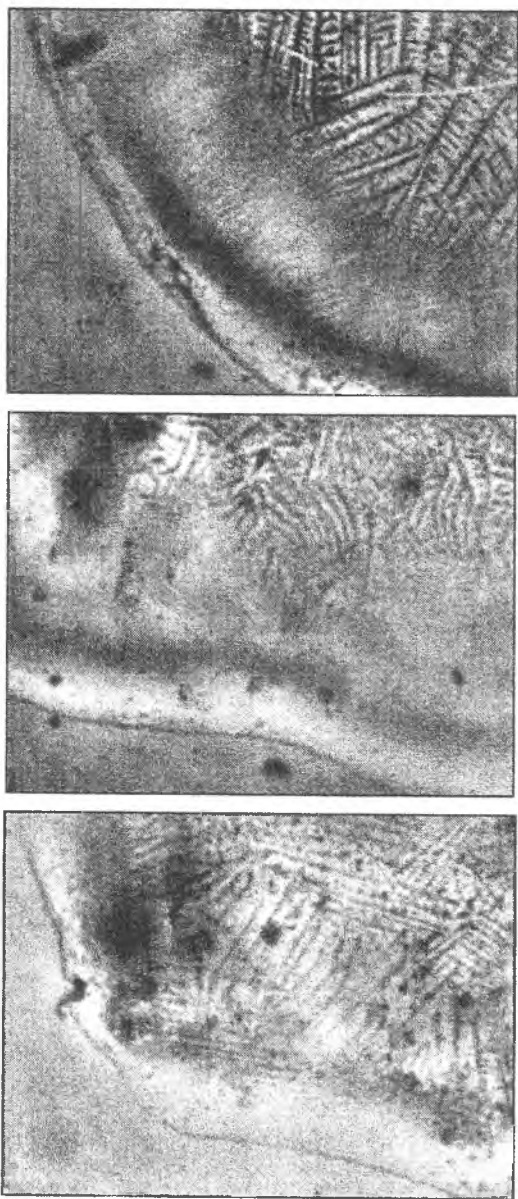


Рис. 42. Кристаллограммы грунты 4

Таблица 11

Значения параметров для двух характеристических кристаллограмм с выраженными признаками нормы и выраженными признаками патологии

<i>признак</i>	<i>норма</i>	<i>патология</i>
коэффициент однонаправленности лучей	658	307
коэффициент площади четких линий	0.4	0.19
коэффициент густоты	45.6	72.8
прозрачность кристалла	-0.06	0.02
признак компактности	1.871229	1.102622

Характер изменения значения прозрачности по мере удаления от центра кристаллограммы приведены на рисунках 43 и 44.

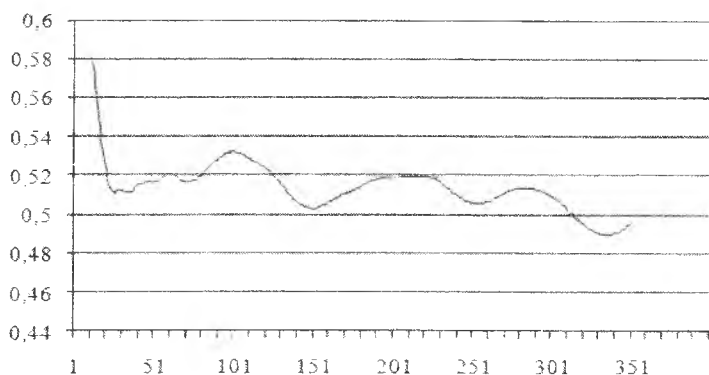


Рис. 43. Изменения параметра прозрачности кристалла для нормальной кристаллограммы (группа 4)

Таким образом, можно сделать вывод о том, что у нормальных кристаллограмм прозрачность кристалла увеличивается по мере удаления от центра (меньшее значение признака соответствует большей прозрачности кристалла). При этом можно наблюдать на графике прозрачности выделение не только центральной и периферической зон, но и других промежуточных зон. При патологии прозрачность кристаллограммы уменьшается по мере удаления от центра.

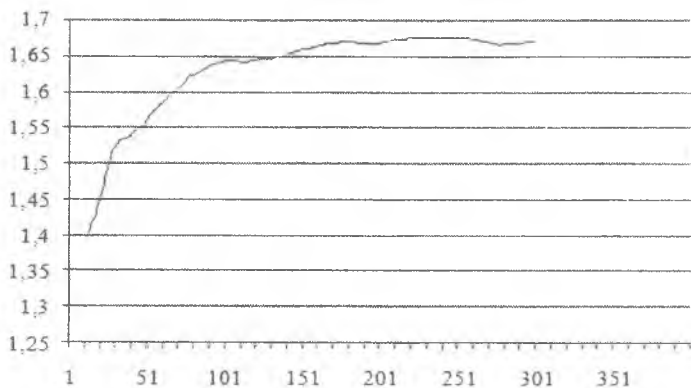


Рис. 44. Изменения параметра прозрачности кристалла для патологической кристаллограммы (группа 1)

На рисунке 45 показаны результаты исследования изменения интегрального параметра прозрачности для кристаллограмм из всех четырех групп, для визуализации результатов в каждой группе проведено упорядочивание значений прозрачности по убыванию признака. Группа 1 характеризуется непрозрачностью кристалла. Группа 4 характеризуется повышенной прозрачностью кристалла.

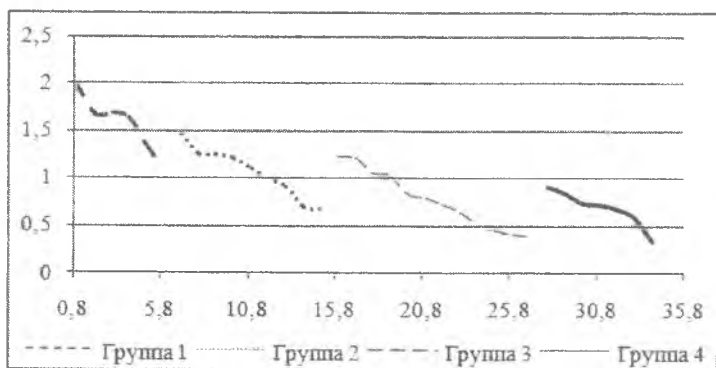


Рис. 45. Изменения параметра прозрачности кристалла для различных групп кристаллограмм

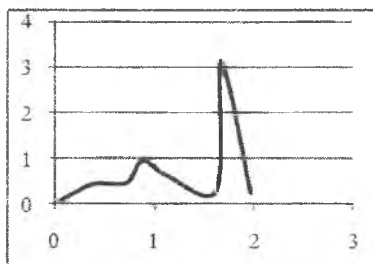
Сравнивая значения признаков и визуальную графику можно сделать следующие выводы. Действительно по мере лечения пациентов наблюдается улучшение структуры и прозрачности кристаллограммы. В группе 2 можно выделить несколько пациентов, которых можно отнести к группе 3, то есть у них прогресс лечения более высокий, чем у остальных пациентов. В группе 3, напротив, можно выделить нескольких пациентов, у которых процесс лечения протекает не столь выражено, и их можно отнести к группе 2.

Таким образом, возможно построение глобальной диагностики кристаллограмм на основе оценивания параметра прозрачности кристалла, позволяющей выделить из множества кристаллограмм группы нормы и патологии и определить количественное выражение диагностического признака прозрачности признаков классификации кристаллограммы и определить уровень нормы.

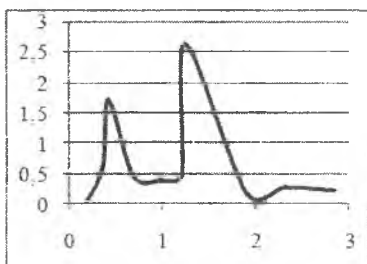
Для повышения достоверности классификации кристаллограмм ротовой жидкости необходимо провести изучение и формализацию локальных диагностических признаков кристаллов, что составляет предмет дальнейших исследований. Более детальная обработка на основе дополнительной серии признаков позволит в дальнейшем перейти к дифференциальной диагностике. На рисунках 46 и 47 представлены функции распределения признака прозрачности по группам 1-4.

Пики на графиках определяют характерное значение признаков для выбранной группы. Заметим, что в распределении признака для группы после месяца лечения два пика, при этом левый пик совпадает с пиком для группы после курса лечения, это может свидетельствовать о том, что для части пациентов было достаточно одного месяца для излечения патологии.

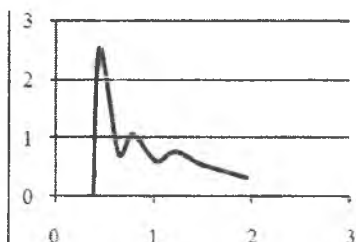
Можно заметить, что пик на распределении признака для группы «Норма» несколько правее пика на распределении признака группы после курса лечения. Это может быть причиной того, что у людей в группе «Норма» содержание грибка несколько выше, чем у людей после курса лечения.



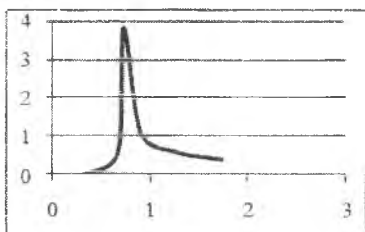
а)



б)



в)



г)

Рис. 46. Распределение вероятности признака в группах: а) до лечения, б) после месяца лечения, в) после двух месяцев лечения, г) «норма»

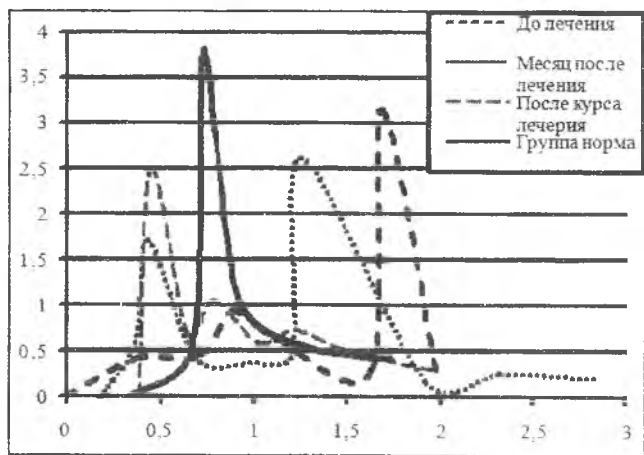



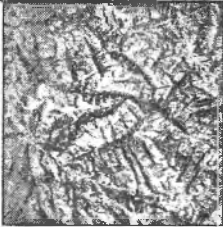

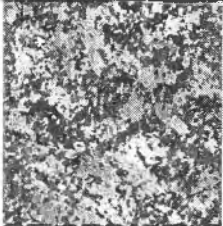
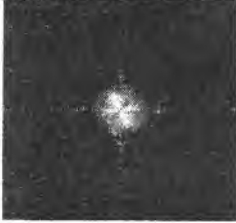
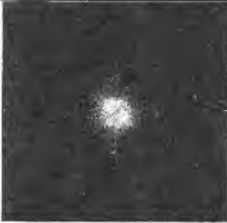
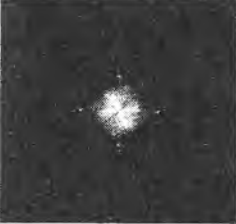
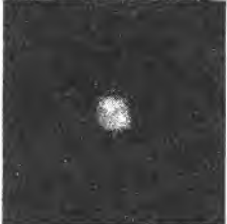
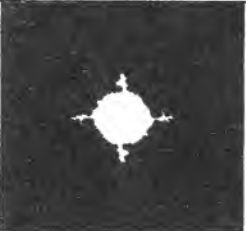
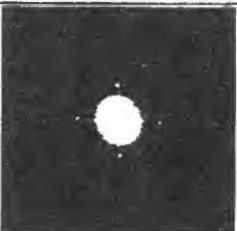
Рис. 47. Совместный график распределений вероятности появления признака по группам

6.4 Спектральные методы анализа кристаллограмм ротовой жидкости

Информация, содержащаяся в изображении кристаллограмм, является структурно избыточной. Визуально такие изображения воспринимаются как совокупность контурных линий, подчиняющихся некоторому достаточно сложному порядку. Примерами являются кристаллограммы слезной жидкости, кристаллограммы кровяной плазмы, кристаллограммы ротовой жидкости. Если рассмотреть пространственный спектр таких изображений, он окажется расположенным в достаточно узкой полосе частот в области некоторой характерной пространственной частоты, которую можно назвать несущей частотой. Именно несущая частота воспринимается визуально как множество контурных линий и является основным фактором избыточности изображения. Процесс наложения информационной составляющей на несущую, как правило, является весьма сложным и не всегда известен заранее, что исключает применение простых методов выделения информации.

Поле направлений является наиболее удобным носителем информации для решения задачи интерпретации и распознавания изображений со структурной избыточностью [16]. Поле направлений - поле углов преимущественного направления полос в локальной окрестности точки изображения. Известно, что если на исходном изображении преобладали параллельные полосы определенного направления, то и в Фурье преобразовании исходного изображения также будут преобладать полосы такого же направления. Это свойство можно использовать для анализа кристаллограмм ротовой жидкости человека. Следовательно, подход будет таким: выполняется Фурье преобразование изображения и производится анализ полученного спектра, а не исходного изображения.

Таблица 12
Поле направлений и спектр кристаллограмм

	Норма	Патология
Исходное изображение		
Поле направлений		
Спектр изображения		
Спектр после пороговой обработки		
Преобразования области в связную		

6.4.1 Преобразование Фурье

Преобразование Фурье - это математическая операция, которая преобразует исходный сигнал в частотные компоненты. *Обратное преобразование Фурье* преобразует частотные компоненты в область сигнала.

Основой цифрового спектрального анализа является *дискретное преобразование Фурье* (ДПФ), которое переводит дискретную последовательность в дискретную последовательность, соответствующую компонентам спектра:

$$F(m, n) = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} f(m, n) e^{-i \frac{2\pi}{M} mk} e^{-i \frac{2\pi}{N} ml}.$$

В данном случае $f(m, n)$ - последовательность отсчетов исходного изображения ротовой жидкости человека, $F(m, n)$ - Фурье преобразование от исходного изображения. При вычислениях и при выводе на экран изображения используется модуль спектра.

Двумерный ДПФ можно реализовать с помощью двух одномерных, последовательно применяя преобразование сначала к столбцам, а затем к строкам, или наоборот:

$$F(m, n) = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} f(m, n) e^{-i \frac{2\pi}{M} mk} e^{-i \frac{2\pi}{N} ml} = \sum_{k=0}^{M-1} e^{-i \frac{2\pi}{M} mk} \left(\sum_{l=0}^{N-1} f(m, n) e^{-i \frac{2\pi}{N} ml} \right).$$

Практическая ценность ДПФ заключается в том, что для него разработаны чрезвычайно эффективные алгоритмы вычисления, называемые алгоритмами быстрого преобразования Фурье (БПФ). Историю быстрых алгоритмов обработки сигналов принято отсчитывать с 1965 г., когда Кули и Тьюки опубликовали свой быстрый алгоритм вычисления дискретного преобразования Фурье.

6.4.2 Факторы форм

В данной работе рассматриваются и применяются геометрические признаки формы спектра [11]. К этой группе относятся те признаки, расчет которых основан на использовании геометриче-

ских характеристик представленных на изображении объектов. В настоящее время *признаки - инварианты* стали называть *факторами формы*. Сейчас используются множество эвристических факторов формы, носящих имена авторов.

Инвариантность - свойство неизменности величин по отношению к некоторым преобразованиям или изменениям, таким как сдвиг, поворот, масштабирование.

Вычисление периметра является нетривиальной задачей. Возможно два варианта определения соседних точек контура, которые определяются следующими понятиями: *четырёхсвязность* и *восьмисвязность*. При использовании четырёхсвязности соседями считаются только элементы, примыкающие к сторонам (рис. 48); при использовании восьмисвязности элементы, касающиеся в углах, также считаются соседями.

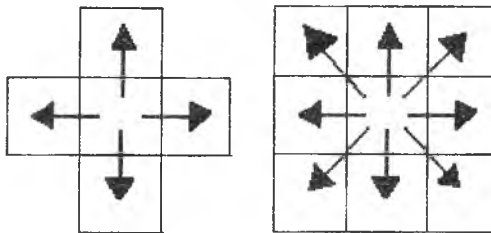


Рис. 48. Иллюстрация связностей

Контур изображения, полученный при использовании четырёхсвязной матрицы, отличается от контура, полученного при помощи восьмисвязной матрицы. Для увеличения точности вычисления периметра используют метод, описанный в [25]. Вычисляются периметры для восьми P_1 и четырёхсвязных P_2 матриц. Далее вычисляется периметр замкнутой области по формуле (76):

$$P = \sqrt{P_1 P_2}. \quad (76)$$

Для подсчета площади S применяется простой алгоритм: если принять один пиксель изображения за единицу площади, тогда площадь равна сумме белых точек.

Используя полученные значения площади S и периметра P , для определения параметров формы спектра, будем вычислять следующие факторы и признаки.

Фактор Малиновской:

$$F_2 = \frac{P}{2\sqrt{\pi S}} - 1, \quad (77)$$

где P - периметр, S - площадь области.

Фактор Харалика:

$$F_2 = \frac{\delta}{\mu}, \quad (78)$$

где δ – среднее квадратичное отклонение, μ – среднее значение расстояния контурных точек от центра тяжести.

Фактор Blair-Biss:

$$F_3 = \frac{S}{\sqrt{2\pi \iint_D \tau^2 d\tau}}, \quad (79)$$

где S – площадь области, τ – расстояние от точки области до центра масс фигуры.

Признак компактности:

За численное значение признака компактности принимается величина, характеризующая среднеквадратичное отклонение полученной фигуры от окружности с радиусом:

$$R_k = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} R_i,$$

и центром в точке, соответствующей центру масс фигуры, где R_i - расстояние от центра масс до i -той точки фигуры, N - количество точек.

Таким образом, для вычисления признака компактности получаем следующую формулу:

$$F_4 = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} (R_i - R_k)^2}. \quad (80)$$

6.5 Технология спектрального анализа кристаллограмм ротовой жидкости

6.5.1 Формирование области исследования на изображении

На исследуемую область объективно накладывается ряд ограничений. Это связано с выбором области исследования (захвате границы или исследовании определенной части капли). Также существует ограничение на размер исследуемой области, это связано с реализацией алгоритма быстрого преобразования Фурье.

Для нахождения спектра с помощью быстрого двумерного преобразования Фурье нам необходимы исходные изображения с длинами сторон кратными двойки. Для этого в программе разработана функция вырезания изображения из исходного с заданными размерами. Полученные изображения имеют длины сторон кратные двум (то есть 32, 64, 128, 256, 1024, 2048 пикселей). Изображения с размерами меньше 32 брать нецелесообразно в связи с очень низким качеством изображения, а больше 2048 в связи с увеличением сложности и длительности вычислений. Если исходное изображение будет иметь размер отличный от необходимого, тогда спектр будет подсчитан для максимально возможной области кратной двойке.

6.5.2 Выравнивание яркости

Для повышения качества обработки изображений образцов и дальнейшего анализа необходимо привести их к определенному нормализованному виду.

Имеющиеся изображения кристаллограмм часто получены в условиях неравномерного освещения. Для решения поставленной задачи существуют адаптивные, подстраивающиеся под локальные

статические характеристики, методы. Простейший подход к построению адаптивных процедур заключается в том, что все изображение разбивается на небольшие фрагменты, на каждом из которых оцениваются (и используются при обработке) «локальные» характеристики изображения. Каждый фрагмент обрабатывается независимо, как отдельное изображение с однородными свойствами. В предельном случае оценка характеристик, полученная по некоторому фрагменту, используется для обработки единственного отсчета в центре этого фрагмента. В «скользящем окне» подсчитываются значения математического ожидания и дисперсии. Значение центрального отсчета высчитывается по формуле (81):

$$y_{ij} = x_{ij} \times a + b, \quad (81)$$

где a и b соответственно равны:

$$a = \sqrt{\frac{D_v - M_v^2}{D_o - M_o^2}},$$

$$b = M_v - M_o \sqrt{\frac{D_v - M_v^2}{D_o - M_o^2}},$$

где в свою очередь M_v, D_v - требуемые значения математического ожидания и дисперсии, а M_o, D_o - значения математического ожидания и дисперсии в «скользящем окне»:

$$M_o = \frac{1}{N_1 \cdot N_2} \cdot \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} x_{ij},$$

$$D_o = \frac{1}{N_1 \cdot N_2 - 1} \cdot \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} (x_{ij} - M_o)^2,$$

x_{ij} - значение яркости текущего пикселя в окне, а N_1, N_2 соответственно длина и ширина «скользящего окна». Задача заключается в том, чтобы привести исходное изображение к изображению с заданными параметрами (рис. 49).

6.5.3 Построение гистограммы распределения яркости

Гистограмма используется для визуального контроля распределения яркости отсчетов изображения, состоит из соприкасающихся прямоугольников, основанием которых служат интервалы группировки в точных границах, а высотой - вычисленные значения плотности распределения. Результаты показаны на рисунке 49.

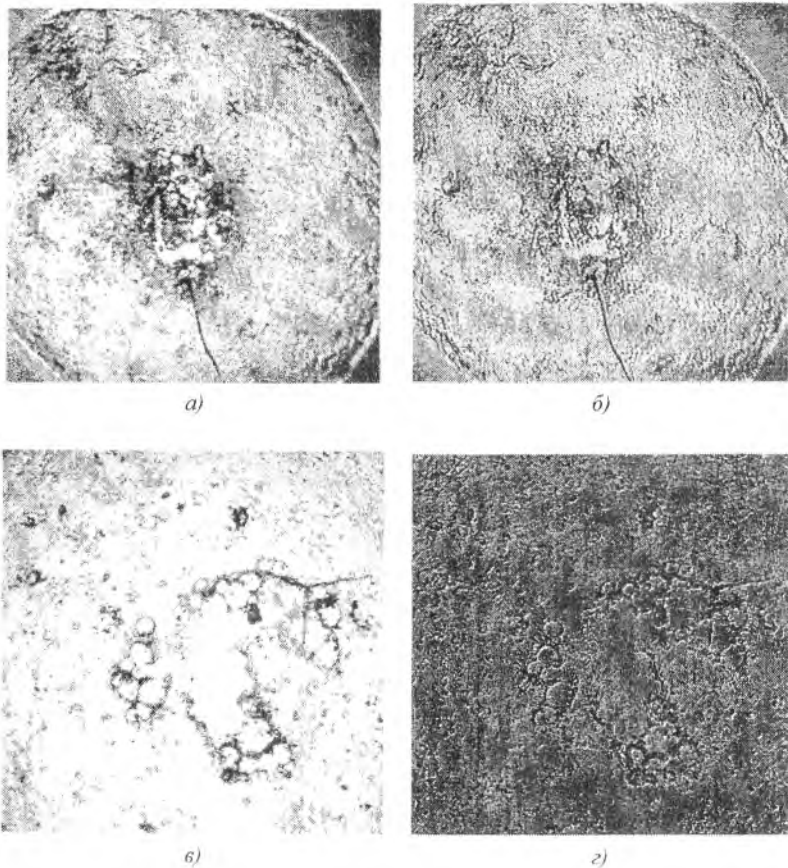


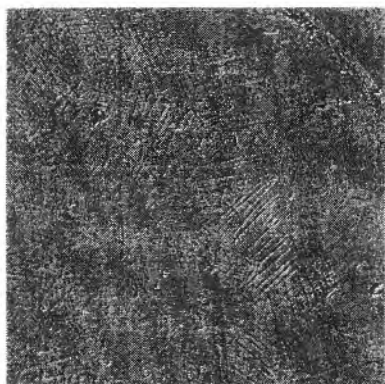
Рис. 49. Адаптивное преобразование яркости изображения: а) и в) исходные изображения, б) и г) изображения с выровненной яркостью



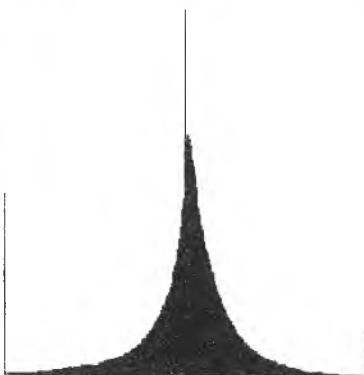
а)



б)



в)



г)

Рис. 50. Построение гистограммы яркости:

а) и в) исходные изображения, б) и г) гистограммы распределения яркости

6.5.4 Быстрое преобразование Фурье

Для перехода к спектру изображения используется алгоритм быстрого преобразования Фурье.

В основе БПФ лежит идея о том, что для четного N можно разделить преобразование Фурье от всего массива на сумму преобразований от элементов с четными и от элементов с нечетными номерами.

Первое слагаемое в сумме соответствует ДПФ от элементов с четными номерами, второе - от элементов с нечетными. Если N не просто четное, а кратное четырем, то можно рекурсивно применить этот процесс к полученным слагаемым. Если N является степенью двойки, то процесс можно свести к вычислению ДПФ от одного числа. Этот процесс повторяется $\log_2 N$ раз для всех N значений преобразования. Результаты представлены на рисунке 51.

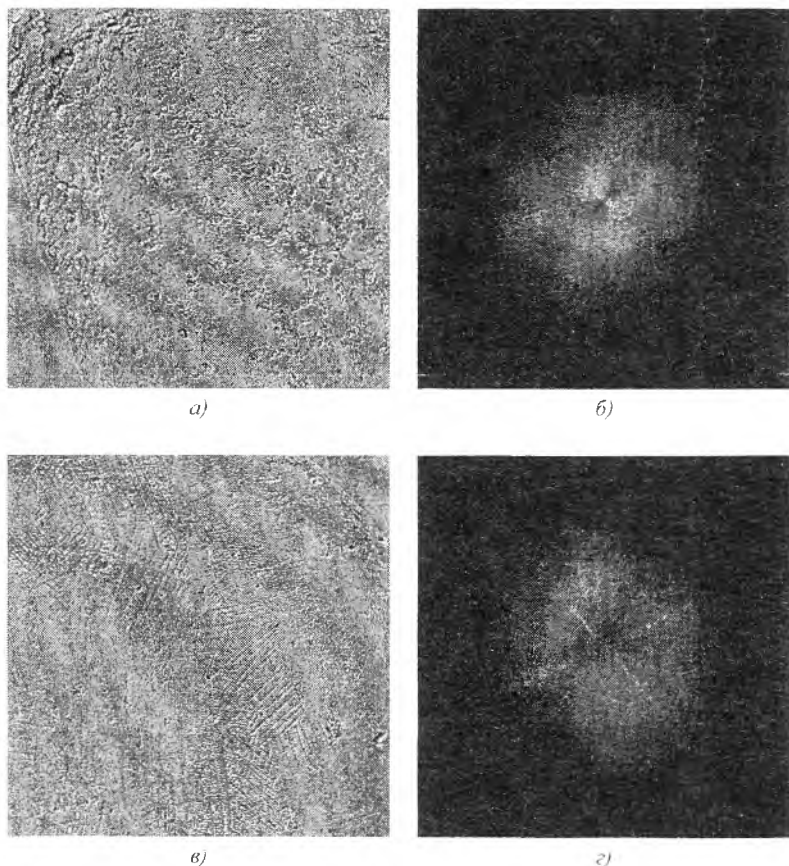


Рис. 51. Преобразование Фурье а) и в) исходные изображения, б) и г) изображение модуля преобразования Фурье

6.5.5 Пороговая обработка

Для оценивания геометрических признаков объектов необходимо получить бинарное изображение модуля спектра. Бинарное (двухградационное) изображение получается в результате пороговой обработки полутонового изображения. Обработка заключается в разделении всех отсчетов изображения на два класса по признаку яркости: объект и фон. Такое преобразование осуществляется для того, чтобы сократить информационную избыточность изображения, оставив в нем только нужную информацию.

Существует несколько методов автоматического выбора порога:

1. Метод моментов:

$$p = \arg \min_k \left| \sum_{x=0}^k x \cdot h(x) - A \cdot \sum_{x=k+1}^{N-1} x \cdot h(x) \right|; \quad (82)$$

2. Метод сравнения энтропий:

$$p = \arg \min_k \left| \sum_{x=0}^k x \cdot \ln(h(x)) - A \cdot \sum_{x=k+1}^{N-1} x \cdot \ln(k(x)) \right|; \quad (83)$$

3. Вероятностный метод:

$$p = \arg \min_k \left| \sum_{x=0}^k h(x) - A \sum_{x=k+1}^{N-1} h(x) \right|, \quad (84)$$

где x - значение яркости, $h(x)$ - вероятность появления данного значения яркости.

Очевидно, что доля в области спектра, отвечающая за направления существенно меньше, чем доля, отвечающая за высокочастотную составляющую. Для этого введен коэффициент A , позволяющий управлять соотношением высоких и низких частот.

Результаты пороговой обработки представлены на рисунке 52.

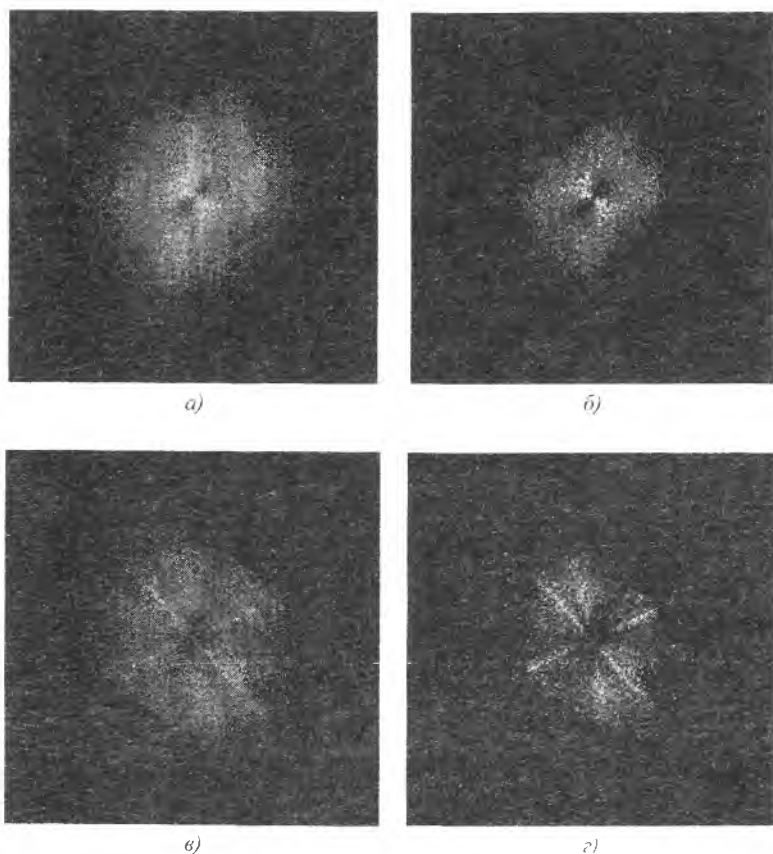


Рис. 52. Пороговая обработка: а) и в) исходные изображения, б) и г) бинарное изображение модуля спектра

6.5.6 Преобразование области в связную

Полученная область может иметь различные конфигурации, в том числе и несвязные.

Для преобразования области в связную используют операции вскрытия и закрытия изображения.

Эрозия – операция логического «И» для элементов изображения при линейной обработке окном по области D . То есть, если в

«скользящем окне» все отсчеты были равны единицы, то центральному отсчету присваивается значение единицы, если хотя бы один отсчет был равен нулю, то центральному отсчету присваивается значение равное нулю.

Дилатация - операция логического «ИЛИ» для элементов изображения при линейной обработке окном по области D . То есть, если в «скользящем окне» все отсчеты были равны нулю, то центральному отсчету присваивается значение ноль, если хотя бы один отсчет был равен единице, то центральному отсчету присваивается значение равное единицы. Нетрудно заметить, что дилатация – это эрозия инвертированного изображения.

Для достижения более выраженного результата дважды производилась дилатация. Затем дважды эрозия.

Вскрытие изображения – последовательное применение операций эрозии и дилатации. Результатом является сглаживание изображения с фильтрацией шумов.

Закрытие изображения – последовательное применение дилатации и эрозии. Результатом является сглаживание границ с поглощением обломков.

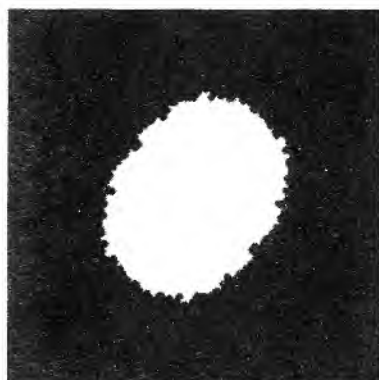
6.5.7 Выделение контура объекта

Во многих случаях наиболее информативными являются характеристики границ областей — контуров. Задача выделения контуров состоит в построении бинарного изображения, содержащего контурные очертания графического препарата.

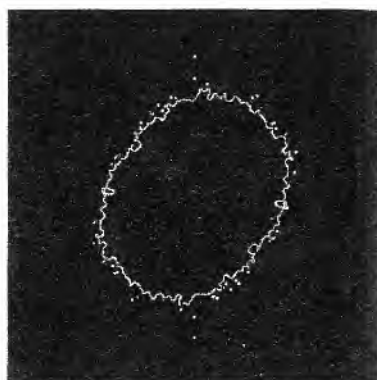
Контур изображения - пространственно протяженный разрыв (перепад, скачкообразное изменение) значений яркости изображения.

В нашем случае изображение является бинарным, поэтому можно применить простой алгоритм, заключающийся в применении операции дилатации, если необходимо получить внешний контур, или эрозии, если внутренний. Первый шаг: изображение сканируется «скользящим окном» размером 3×3 пикселя. При попадании в окно хотя бы одного пикселя, принадлежащего изображению,

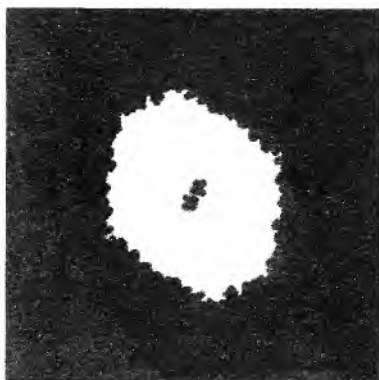
центральный отсчет заменяется на пиксель изображения. Получим расширение исходного изображения на один пиксель по всем направлениям (операция дилатации). Второй шаг: из полученного на первом шаге изображения попиксельно вычитается исходное. Таким образом, получим восьмисвязный внешний контур изображения (рис. 53).



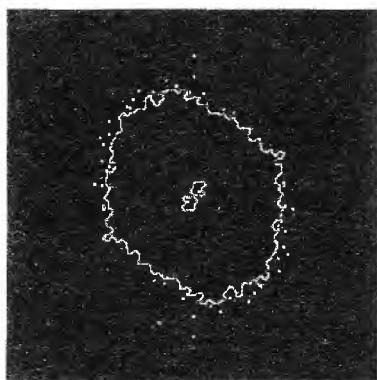
а)



б)



в)



г)

Рис. 53. Построение контура изображения:
а) и в) исходные изображения, б) и г) контур изображения

6.5.8 Общая структура спектрального метода анализа изображений кристаллограмм ротовой жидкости

Общий алгоритм можно представить следующей последовательностью действий (рис. 54): выравнивание яркости, преобразование Фурье, построение гистограммы распределения яркости, пороговая обработка, преобразования области в замкнутую, выделение границ, подсчет факторов.

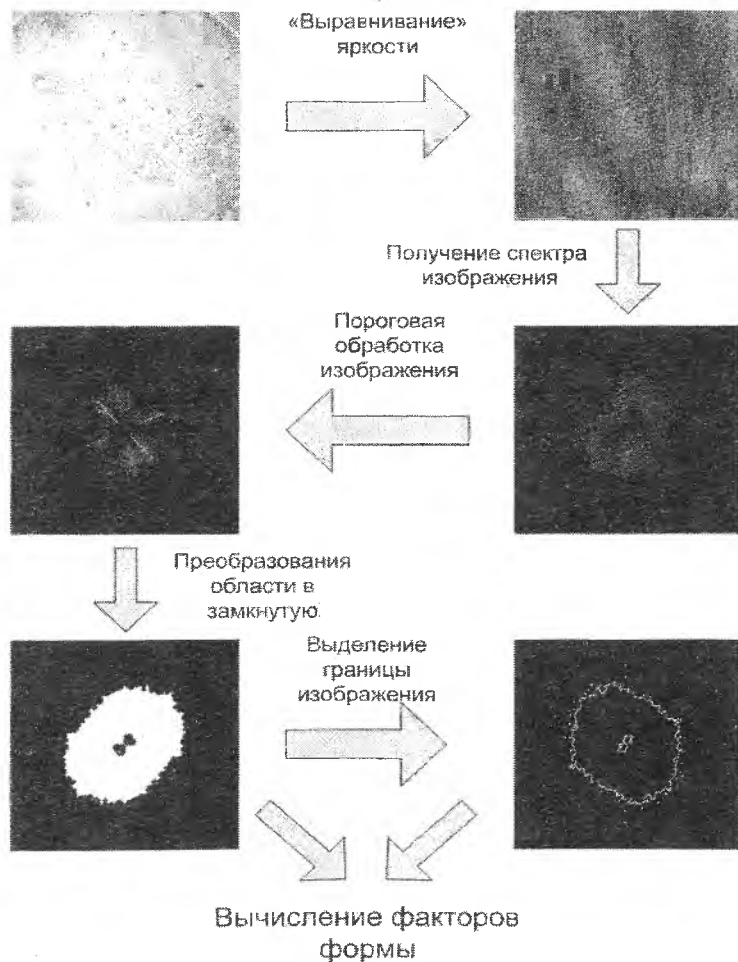


Рис. 54. Структура метода

6.5.9 Исследование на тестовых изображениях

Для проверки правильности подсчета факторов и сравнения их с теоретическими значениями были подготовлены тестовые изображения спектра – рисунок 55. Изображения представляют собой бинарные картинки расширением 1024 на 1024 пикселя.

Факторы формы для каждого изображения представлены в таблице 13. Теоретическое значение параметра Blair-Biss для круга (рис. 55а) равно 1,000. Практическое – 1,000. Также известно, что значения данного параметра у квадрата (рис. 55г) будет меньше, чем у круга, а у прямоугольника (рис. 55в) меньше, чем у квадрата. Значения параметра соответственно равны: круг – 1,000, квадрат – 0,977, прямоугольник – 0,345. Для круга (рис. 55а) – теоретическое значение фактора Малиновской равно 0,000, практическое равно 0,000. Практическое и теоретическое значение значения компактности также совпадают и равны 0,000.

Значение фактора Малиновской для квадрата равно:

$$F = \frac{L}{2\sqrt{\pi S}} - 1 = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left(\sqrt{\frac{a}{b}} + \sqrt{\frac{b}{a}} \right) - 1 = \frac{2}{\sqrt{\pi}} - 1 \approx 0,128.$$

Практическое значение фактора составляет 0,128.

Значение фактора Малиновской для прямоугольника с соотношением сторон 1 к 16 равно:

$$F = \frac{L}{2\sqrt{\pi S}} - 1 = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left(\sqrt{\frac{16a}{a}} + \sqrt{\frac{a}{16a}} \right) - 1 = \frac{4,25}{\sqrt{\pi}} - 1 \approx 1,398.$$

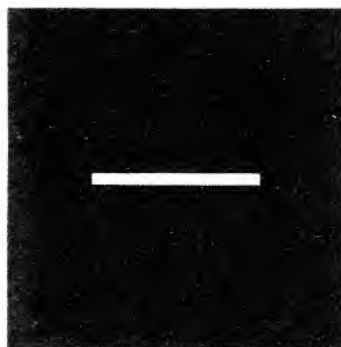
Практическое значение фактора составляет 1,402. Относительная погрешность равна 0,2%. Можно сделать вывод, что данная погрешность пренебрежимо мала.

	Малиновской	Компактность	Blair Biss
рис. 55а	0,000	0,000	0,999999850
рис. 55б	0,150	597,866	0,980819671
рис. 55в	1,402	5811,255	0,344818706
рис. 55г	0,128	1047,099	0,977201296
рис. 55д	0,984	9466,956	0,933657893

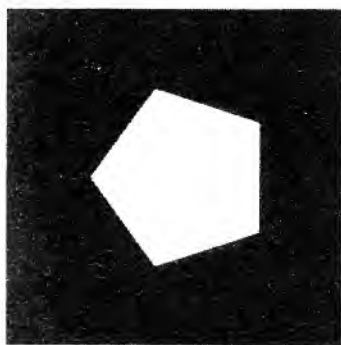
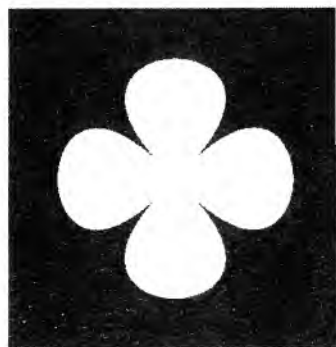
6.5.10 Тестирование на реальных объектах

Исследуемые образцы рассматривали под микроскопом при малом увеличении. Высохшие капли ротовой жидкости исследовали с помощью стереомикроскопа в отражённом свете при малом увеличении. Фотографировали кристаллы через микрофотонасадку при фиксированном увеличении. Было сделано и проанализировано 120 образцов. По 40 из каждой группы. Тестирование проводилось при следующих параметрах: $M_v=120$, $D_v=20$, размеры «скользящего окна» при операции «выравнивания» яркости – 7 на 7 пикселей. Для автоматического выбора порога при преобразовании изображения в бинарное был выбран метод моментов (82). Остальные методы дали плохие результаты. Весовой коэффициент $A=5$, значение подобрано экспериментально.

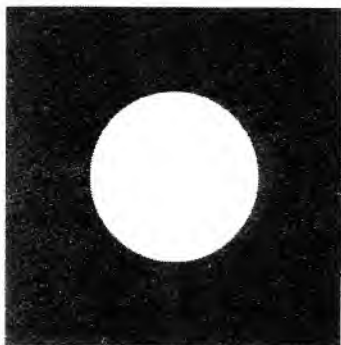
Гистограммы распределения значений факторов по группам. Группа 1 – больные, группа 2 – после нескольких процедур лечения, группа 3 – группа прошедших курс лечения, группа 4 – группа норма, рис. 56 – рис. 59.



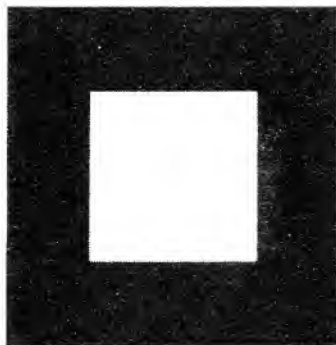
б)



в)



а)



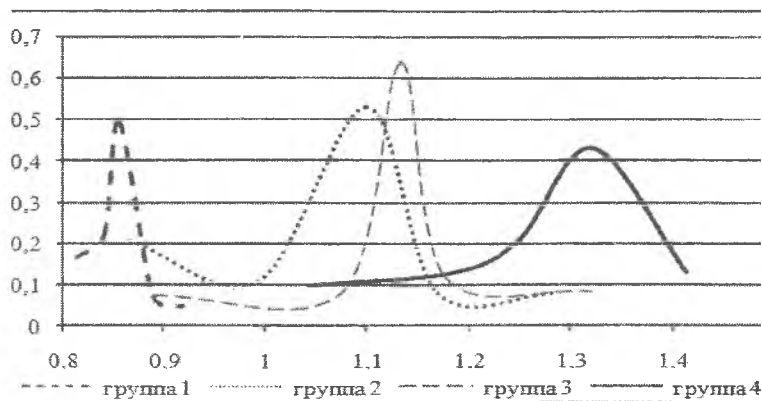


Рис. 56. Гистограмма распределения фактора Малиновской

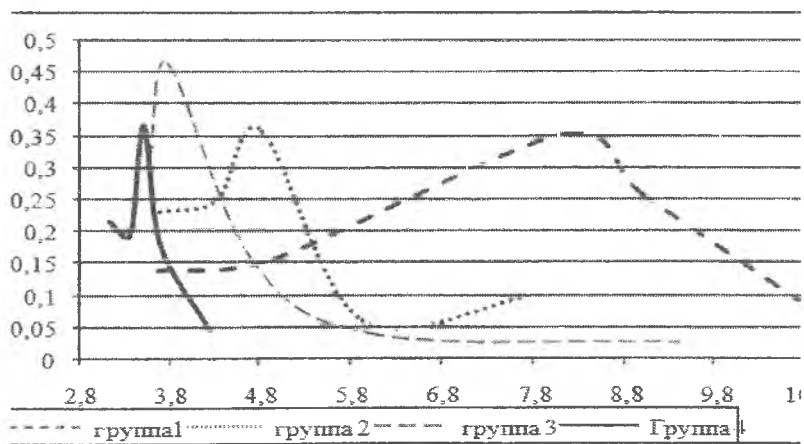


Рис. 57. Гистограмма распределения фактора Харалика

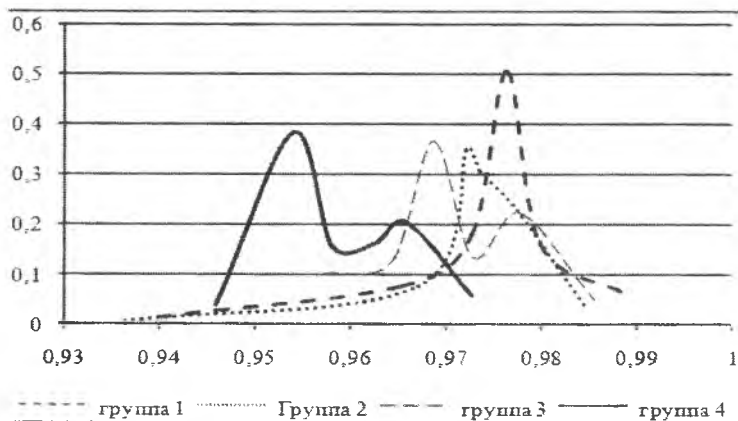


Рис. 58. Гистограмма распределения фактора Blair-Biss

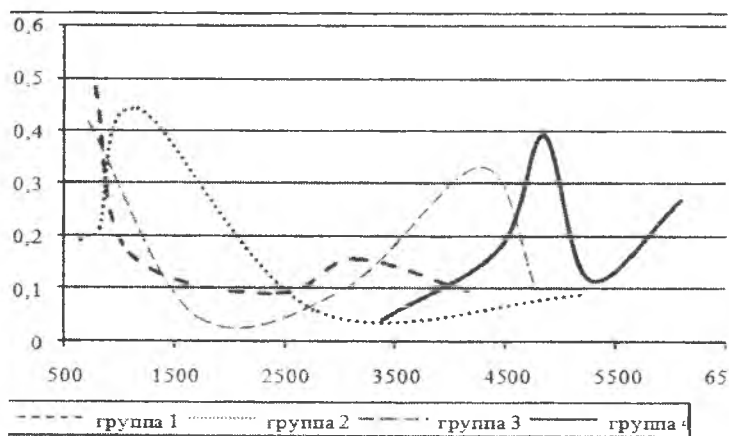


Рис. 59. Гистограмма распределения фактора Компактность

Пики на графиках определяют характерное значение признаков для выбранной группы. Анализируя данные гистограммы можно сделать вывод о том, что признаки получились различными для разных групп. Таким образом, возможна классификация по данным признакам. Наиболее показательным оказался фактор Малиновской (рис. 56), значения которого для различных групп практически не пересекаются.

6.5.11 Расстояния между классами

Для нахождения различия между группами изображений необходимо найти расстояние Бхатачария (мера близости между распределениями) – формула (10).

Пусть $\bar{X} = (X_0, \dots, X_{n-1})^T$, n - мерный вектор.

Вектор $\bar{M} = (M_0, \dots, M_{n-1})^T$ представляет собой вектор математических ожиданий координат вектора \bar{X} : $M_i = M X_i$ ($i = \overline{0, n-1}$);

B – корреляционная матрица:

$$B = \begin{pmatrix} B_{00} & B_{01} & \dots & B_{0(n-1)} \\ B_{10} & B_{11} & \dots & B_{1(n-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{(n-1)0} & B_{(n-1)1} & \dots & B_{(n-1)(n-1)} \end{pmatrix},$$

элементами которой являются всевозможные корреляционные моменты:

$$B_{ij} = M(X_i - M_i)(X_j - M_j), \quad (i, j = \overline{0, n-1}).$$

Пусть $f_0(\bar{x})$ и $f_1(\bar{x})$ - плотности вероятностей нормально распределенного случайного вектора с параметрами:

$$f_0 \sim N(\bar{M}_0, B_0) \text{ и } f_1 \sim N(\bar{M}_1, B_1).$$

Мерой близости распределений $f_0(\bar{x})$ и $f_1(\bar{x})$ является расстояние Бхатачария, вычисляемое по формуле:

$$\rho_B = \frac{1}{4} (\bar{M}_1 - \bar{M}_0)^T \left(\frac{B_1 + B_0}{2} \right)^{-1} (\bar{M}_1 - \bar{M}_0) + \frac{1}{2} \ln \frac{|B_1 + B_0|}{\sqrt{|B_1| \cdot |B_0|}}. \quad (85)$$

Таблица 14
Расстояния между классами

	1	2	3	4
1	0,000	1791,978	1617,714	4078,678
2	1791,978	0,000	47,628	197,934
3	1617,714	47,628	0,000	158,914
4	4078,678	197,934	158,914	0,000

Расстояния Бхатачария между всеми классами представлены в таблице 14. Видно, что расстояние между группой №1 и группой №4 максимально.

6.5.12 Выбор области обработки

В зависимость от выбора области обработки на образце возможно получение различных результатов. Основной вопрос заключается в том, как повлияет граница капли при захвате ее в область исследования. Был произведен следующий эксперимент: за эталон была принята центральная часть капли (рис. 60а). Так же были взяты 10 всевозможных областей с захватом края образца (рис. 60б, рис. 60в, рис. 60г).

Расстояние между эталоном и комбинацией областей для образца из группы №1 равно 17,711, если учесть, что минимальное расстояние между первым классом и наиболее близким к нему = 1617,714 можно сделать вывод, что захват края капли не даст существенного изменения результата.

Аналогично для образца из группы №4. Расстояние между эталоном и комбинацией областей равно 0,934, если учесть что минимальное расстояние между группой №4 и наиболее близкой к ней группой №3 = 158,914, можно сделать вывод, что захват края капли не даст существенного изменения результата.

Выбор размеров «скользящего окна» оказывает влияние на факторы формы. Экспериментально был подобран оптимальный размер «скользящего окна» для изображений 1024 на 1024 пикселя, результат составил 7 на 7 пикселей.

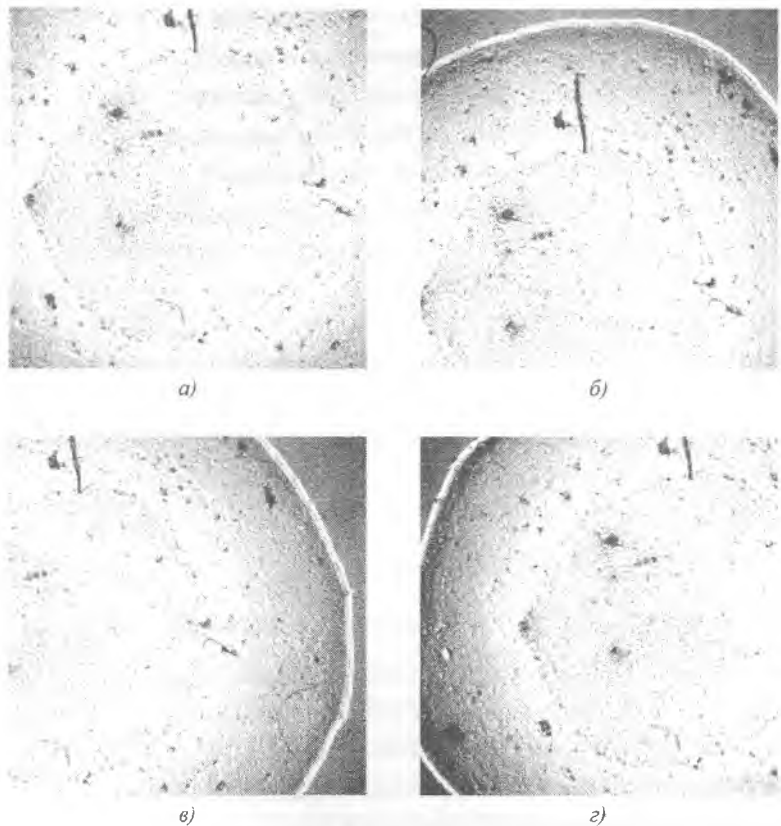


Рис. 60. Выбор области исследования: а) центр изображения, б), в), г) изображение с захватом края капли

7 ФОРМИРОВАНИЕ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ АНАЛИЗА ЦВЕТНЫХ БИМЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Недостатком большинства методов формирования признаков диагностических изображений является то, что они предназначены для работы с полутоновыми изображениями и используют только яркостную составляющую, не учитывая при этом такие характеристики исходного изображения как цветовой тон, насыщенность и т. п., при этом теряется значительная часть информации об объектах. При работе с цветowymi изображениями заметное влияние на решение поставленной задачи оказывает выбор цветового пространства. Необходимо определить цветовое пространство, в котором признаки будут наиболее эффективными для распознавания и классификации. Данный раздел книги посвящён методам построения цветотекстурных признаков для анализа изображений кристаллограмм, методам формирования информативных цвето-яркостных характеристик для улучшения качества классификации объектов на биомедицинских изображениях.

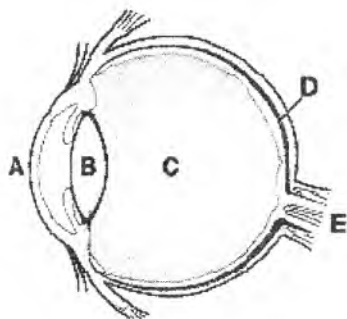
7.1 Цвет и цветовые пространства

7.1.1 Устройство человеческого восприятия цвета

Цвет — одно из свойств объектов материального мира, воспринимаемое как осознанное зрительное ощущение [33]. Восприятие цвета зависит от физических свойств света, то есть электромагнитной энергии, от его взаимодействия с физическими веществами, а также от их интерпретации зрительной системой человека.

Зрительная система человека воспринимает электромагнитную энергию с длинам волн от 400 до 780 нм как «*видимый свет*». Свет принимается либо непосредственно от источника, либо косвенно при отражении от поверхности объекта или преломлении в нем. Однако сама по себе электромагнитная энергия определенной длины

волны не имеет никакого цвета. Ощущение цвета возникает в результате преобразования физических явлений в глазах и мозге человека. Функция глаза состоит в том, чтобы фиксировать визуальное изображение и преобразовывать световую энергию в нервные импульсы, которые затем интерпретируются мозгом.



*A – роговица, B – хрусталик, C – стекловидное тело,
D – сетчатка, E – оптический нерв*

Рис. 61. Поперечный разрез глазного яблока человека

На рис. 61 изображено общее устройство человеческого глаза. К наиболее важным структурным элементам на оптическом пути относятся: роговица, зрачок, хрусталик, сетчатка и оптический нерв. Свет попадает в глаз через роговицу и фокусируется хрусталиком на внутренний слой глаза, называемый сетчаткой.

Физической основой цветовосприятия является наличие специфических светочувствительных клеток (рецепторов) в центральной области сетчатки глаза, возбуждаемых энергией, переносимой волнами с длинами волн из «видимого диапазона». Рецепторы бывают двух видов: палочки и колбочки, названные так по своей форме.

Функция палочек заключается в «ночном зрении» – светочувствительности и приспособлении к окружающей яркости, они не обладают преимущественной чувствительностью к какому-либо одному спектральному цвету. Функция колбочек – «дневное зрение» – восприятие цвета, формы и деталей предмета. Существуют три типа

колбочек, каждый из которых имеет свою кривую спектральной чувствительности (рис. 62). Максимумы этих кривых расположены в трех разных участках спектра: красном, зелёном и синем. Чувствительность глаза к синему цвету существенно ниже, чем к зеленому и красному (кривая, соответствующая синим колбочкам, на рис. 62 изображена в масштабе $\times 10$). Информация от рецепторов передается в мозг по зрительному нерву. Человеческий мозг воспринимает цвет как сочетание этих трех сигналов.

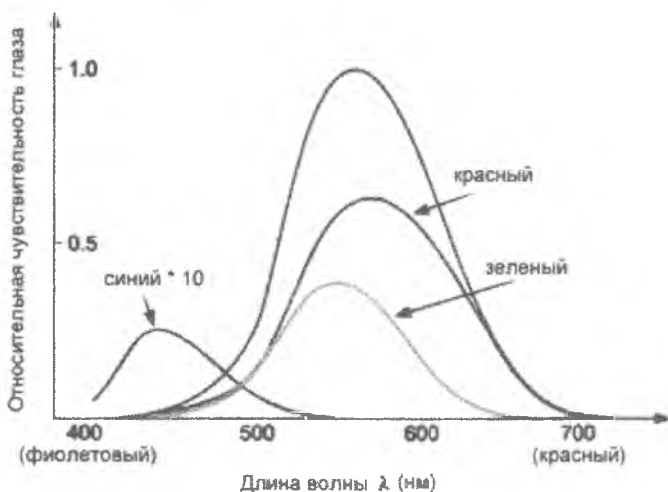


Рис. 62. Спектральные кривые поглощения пигментов рецепторов сетчатки

7.1.2 Модель цветового зрения

Начиная с опытов Ньютона и Максвелла, было предложено множество теорий, объясняющих цветовое зрение человека. В классической трехцветной модели цветового зрения, разработанной Юнгом в 1802 году, предполагается, что глаз обладает тремя видами элементов, чувствительных в разных зонах оптического спектра [34]. На рис. 63 показана схема модели цветового зрения, предложенная Фреем [35]. В этой модели три рецептора со спектральными

чувствительностями $s_1(\lambda)$, $s_2(\lambda)$ и $s_3(\lambda)$, соответствующие трем пигментам колбочек сетчатки, создают сигналы:

$$\left. \begin{aligned} e_1 &= \int C(\lambda) s_1(\lambda) d\lambda \\ e_2 &= \int C(\lambda) s_2(\lambda) d\lambda \\ e_3 &= \int C(\lambda) s_3(\lambda) d\lambda \end{aligned} \right\}, \quad (86)$$

где $C(\lambda)$ – спектральная плотность энергии источника падающего цвета. Таким образом, выдаваемое каждой колбочкой значение является результатом интегрирования спектральной функции со свойственной данной колбочке весовой функцией чувствительности. Три сигнала, e_1 , e_2 , e_3 подвергаются затем логарифмическому преобразованию и объединяются так, чтобы получились сигналы:

$$\left. \begin{aligned} d_1 &= \log e_1 \\ d_2 &= \log e_2 - \log e_1 = \log(e_2/e_1) \\ d_3 &= \log e_3 - \log e_1 = \log(e_3/e_1) \end{aligned} \right\}. \quad (87)$$

Эти сигналы проходят через линейные фильтры с частотными характеристиками $H_1(\omega_x, \omega_y)$, $H_2(\omega_x, \omega_y)$, $H_3(\omega_x, \omega_y)$, где ω_x и ω_y – угловые пространственные частоты. Получаемые на выходе сигналы g_1 , g_2 , g_3 определяют восприятие цветов в мозге.

В модели на рис. 63 сигналы d_2 и d_3 характеризуют цветность, а сигнал d_1 пропорционален яркости. Данная схема цветового зрения может быть дополнена линейными фильтрами, которые включаются после рецепторов. Вместо логарифмической функции можно использовать нелинейную функцию общего вида.

Оказалось, что эта модель позволяет очень точно предсказать многие явления цветового зрения и хорошо согласуется с основными законами колометрии.

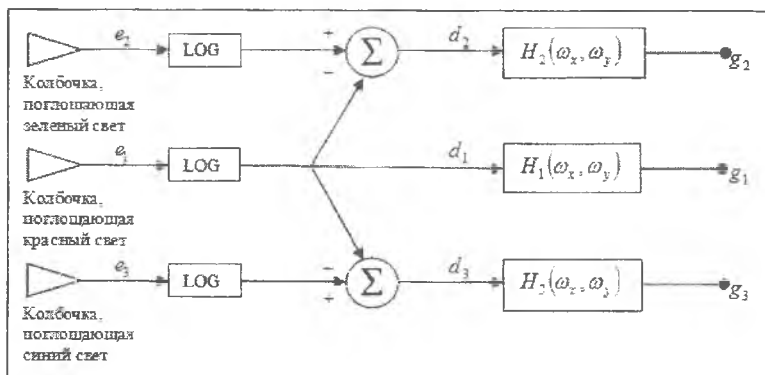


Рис. 63. Модель цветового зрения

7.1.3 Количественное описание цвета

В пункте 7.1.1 модель цветового зрения рассматривалась в качественном аспекте. Но ей можно придать количественный характер, если ввести меры величин, определяющих восприятие света человеком.

Источник лучистой энергии описывается спектральной плотностью $C(\lambda)$ - скоростью испускания света в единичном интервале длин волн. Полная мощность излучения источника определяется интегралом спектральной плотности – лучистым потоком:

$$P = \int_0^{\infty} C(\lambda) d\lambda. \quad (88)$$

Тело, имеющее более высокую температуру, чем окружающая среда, излучает электромагнитную энергию. Чем выше температура, тем сильнее излучение. Идеальный тепловой излучатель называется абсолютно черным телом.

Абсолютно черное тело – физическая абстракция, применяемая в термодинамике, тело, поглощающее все падающее на него электромагнитное излучение во всех диапазонах и ничего не отражающее. Но как и все остальные тела, при нагревании абсолютно

черное тело начинает излучать. И поскольку оно поглощает весь падающий на него свет, то спектральный состав его излучения будет зависеть только от его температуры. При этом излучающая способность абсолютно черного тела при данном значении температуры больше излучающей способности любого другого тела.

Спектральная плотность излучения определяется законом Планка:

$$C(\lambda) = \frac{C_1}{\lambda^5 \left[\exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]}, \quad (89)$$

где λ - длина волны излучения, T - температура тела. C_1, C_2 - постоянные. На рис. 64 показаны графики спектральной плотности для разных значений температуры. В видимой части электромагнитного спектра спектральная плотность излучения может быть аппроксимирована законом Вина:

$$C(\lambda) = \frac{C_1}{\lambda^5 \exp\left(\frac{C_2}{\lambda T}\right)}. \quad (90)$$

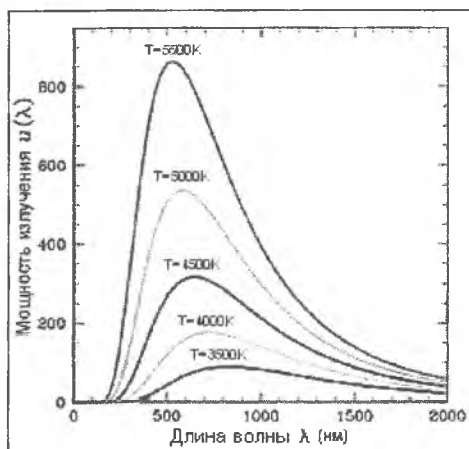


Рис. 64. Зависимость мощности излучения абсолютно черного тела от длины волны

При нагревании до определенной температуры абсолютно черное тело порождает излучение определенного цвета. А так как для абсолютно черного тела цветность излучения определяется только температурой и не зависит от материала тела, то это позволяет измерять цвет излучения в единицах температуры.

Температура, при которой абсолютно черное тело излучает свет такого же спектрального состава, как рассматриваемый свет, называется *цветовой температурой*. Она указывает только на спектральное распределение энергии излучения, а не на температуру источника.

Длина волны, при которой энергия излучения максимальна, определяется законом смещения Вина:

$$\lambda_{\max} = \frac{0.02898}{T}, \quad (91)$$

где T – температура в кельвинах, а λ_{\max} – длина волны с максимальной интенсивностью в метрах. Поэтому излучению с длинами волн из коротковолновой части спектра соответствует более высокая цветовая температура.

МКО утвердила несколько стандартных источников света. Например, D50 – источник с цветовой температурой 5000К, соответствующий спектральному составу солнца в полдень. Стандартному источнику D65 соответствует цветовая температура 6500К, такую цветовую температуру имеет лампа «дневного света» и средний монитор компьютера.

7.1.4 Понятие цветового пространства

При условии сложностей цветового восприятия, полезно определить упрощенный, абстрактный метод, кратко определяющий цвет с малым числом параметров. *Цветовые пространства*, также называемые цветовыми моделями, являются средствами концептуального и количественного описания цвета. Цветовое пространство состоит из *цветовых координат* и способа их реализации.

Основой математического описания цвета в колориметрии является экспериментально установленный факт, что любой цвет можно представить в виде смеси (суммы) определённых количеств трех линейно независимых цветов, то есть таких цветов, каждый из которых не может быть представлен в виде суммы каких-либо количеств двух других цветов.

Часто цветовые модели определены в терминах трех основных цветов, из которых все другие получены смешиванием. В других случаях три параметра представляют более легко понятые атрибуты типа светлота или насыщенность. Рассмотрение трех параметров как ортогональных осей, создает геометрическое пространство цвета. Геометрическое положение цвета в этом пространстве может быть использовано для наблюдения его связи с другими цветами.

Любая цветовая модель принадлежит к одному из трех типов:

- 1) психологические или интуитивные (по восприятию);
- 2) аддитивные (основанные на сложении);
- 3) субтрактивные (основанные на вычитании).

Также цветовые модели разделяются на аппаратно-зависимые и независимые от характеристик конкретного устройства.

7.1.5 Цветовая модель RGB

В цветовой модели RGB цвета получаются в результате смешения трех основных цветов: красного, зеленого и синего. Модель RGB можно представить в виде куба (рис. 65). Каждая точка внутри куба соответствует некоторому цвету и описывается тремя цветовыми координатами — значениями основных цветов. Сложение основных цветов в конечной точке куба дает белый цвет, начальная точка куба соответствует нулевым значениям основных цветов и представляет черный цвет. Если цветовые координаты смешивать в равных пропорциях, то получится серый цвет различной насыщенности, точки, отвечающие серому цвету, лежат на диагонали куба.

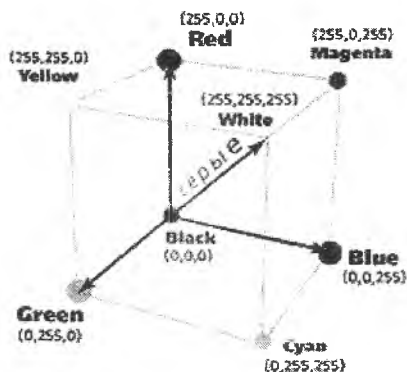
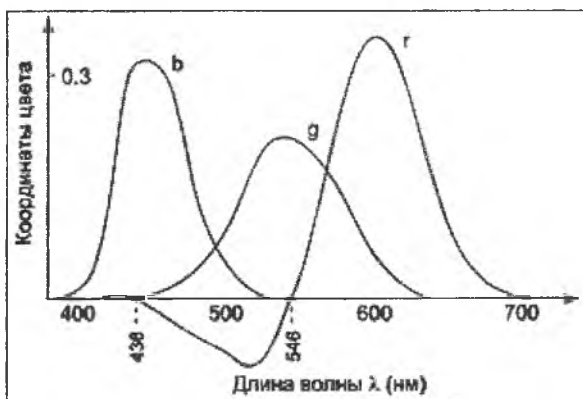


Рис. 65. Цветовая модель RGB

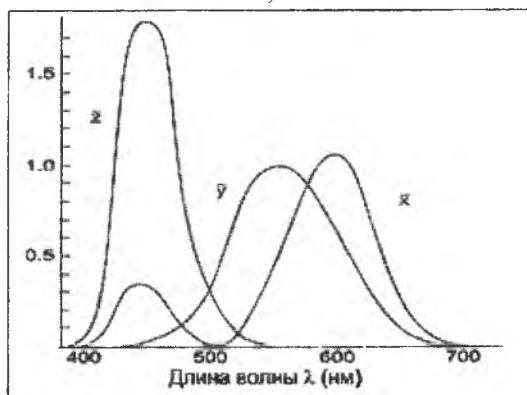
Модель RGB называют аддитивной цветовой моделью, потому что цвета в ней генерируются суммированием световых потоков. По принципу сложения цветов работают многие светящиеся технические устройства: мониторы, телевизоры и другие. При этом сложение излучений трех основных цветов воспринимается человеческим глазом как цвет данной точки экрана (пиксела).

7.1.6 Цветовые модели XYZ, Lab и Luv

Недостатком цветовой модели RGB является ее аппаратная зависимость и небольшой цветовой охват, то есть, с помощью этой модели невозможно получить все цвета из видимого диапазона электромагнитного излучения. После серии экспериментов, проведенных Международной комиссией по освещению (МКО), оказалось, что для уравнивания всех цветов кривые сложения основных цветов должны иметь отрицательную часть. В 1931 году в качестве стандарта колориметрической системы координат была предложена система XYZ. Данная система получается линейным преобразованием из системы RGB. Для преобразования из пространства спектров в RGB и XYZ используется функции сложения, для того, чтобы исключить появление отрицательных цветовых координат (рис. 66). Основные цвета МКО получены из стандартных функций реакции глаза.



а)



б)

Рис. 66. Кривые сложения: а) для пространства RGB, б) для пространства XYZ

Гипотетические основные цвета МКО обозначаются X, Y, Z. На самом деле они не существуют, так как без отрицательной части они не могут соответствовать реальному физическому свету.

Переход от модели RGB к модели XYZ осуществляется по формуле 92.

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,412453 & 0,357580 & 0,180423 \\ 0,212671 & 0,715160 & 0,072169 \\ 0,019334 & 0,119193 & 0,950227 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}. \quad (92)$$

Рассмотренные выше колориметрические системы RGB и XYZ дают возможность определять цвета с помощью цветовых координат, что позволяет их воспроизвести. Однако дать количественную оценку различия между цветами эти системы не позволяют, так как, будучи неравноконтрастными, не дают информации о степени различия близких цветов, особенно контрастирующих по цветовому тону. Иными словами оба этих пространства являются анизотропными.

В 1976 году CIE была рекомендована близкая к требованию изотропности (равноконтрастности) цветовая система CIE Luv – для аддитивного синтеза (например, телевидения) и CIE Lab – для субтрактивного (полиграфии). Эти трехмерные пространства дают логическую схему, внутри которой можно вычислять соотношения между двумя или несколькими цветами. «Расстояние» между двумя цветами в этих пространствах показывает их меру близости друг другу.

В цветовой модели Lab (рис. 67) любой цвет определяется светлотой L и двумя хроматическими компонентами: параметром a, который изменяется в диапазоне от зеленого до красного, и параметром b, изменяющимся в диапазоне от синего до желтого. Хорошо сбалансированная структура цветового пространства Lab основана на той теории, что цвет не может быть одновременно зеленым и красным или желтым и синим. Следовательно, для описания атрибутов «красный/зеленый» и «желтый/синий» можно воспользоваться одними и теми же параметрами.

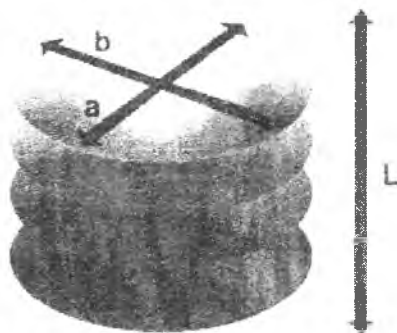


Рис. 67. Цветовая модель Lab

Переход от XYZ к Lab осуществляется по следующим соотношениям:

$$\left. \begin{aligned} L &= 116 f(y/y_N) - 16 \\ a &= 500 [f(x/x_N) - f(y/y_N)] \\ b &= 200 [f(y/y_N) - f(z/z_N)] \end{aligned} \right\}, \quad (93)$$

где $x_N = 96,422$, $y_N = 100$, $z_N = 82,521$,

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & \forall t > 0,008856; \\ 7,7867t + 16/116, & \forall t \leq 0,008856. \end{cases} \quad (94)$$

Соотношение (94) сглаживает неравноконтрастность XYZ, «растягивая» близкую к нулю область XYZ.

Переход в пространство Luv осуществляется по формулам:

$$\left. \begin{aligned} L &= 116 f(y/y_N) - 16 \\ u &= 13L(u' - u'_N) \\ v &= 13L(v' - v'_N) \end{aligned} \right\}, \quad (95)$$

где $u' = \frac{4X}{X+15Y+3Z}$, $v' = \frac{9Y}{X+15Y+3Z}$, $f(y/y_N)$ определяется из соотношения (94), u'_N , v'_N , y_N – соответствующие значения белого цвета для данного монитора.

Пространства CIE не зависят от устройства, то есть диапазон цветов, которые можно определить в этих пространствах, не ограничивается изобразительными возможностями того или иного конкретного устройства или визуальным опытом определенного наблюдателя.

7.1.7 Цветовые модели HSL, HSB, HSI

Эти цветовые модели еще называют интуитивными, так как они основаны на психологическом восприятии цвета человеком.

В модели HSB (Hue, Saturation, Brightness) используется цилиндрическая система координат, а подпространством, в котором определена модель, является шестигранная пирамида (рис. 68а). Цветовой тон H измеряется углом вокруг вертикальной оси. Интенсивность B вдоль оси возрастает от 0 в вершине до 1 на верхней грани, где она максимальна для всех цветов. Насыщенность S определяется расстоянием от оси. На вертикальной оси находятся ахроматические, серые цвета.

Модель HSB хорошо согласуется с восприятием человека: цветовой тон является эквивалентом длины волны света, насыщенность — интенсивности волны, а яркость — количеством света.

Цветовая модель HSL (Hue, Saturation, Lightness) в виде двойной шестигранной пирамиды (рис. 68б) является расширением одиночной пирамиды HSB. Эта цветовая модель имеет ось светлоты, а не ось значения. Чистые цвета имеют насыщенность 0,5, а не 1,0. HSL может рассматриваться простой деформацией HSB, произведенной вытягиванием белой точки так далеко над чистыми цветами, как черной точки — ниже их. Пространство HSI является вариантом пространства HSL, где вместо светлоты используется интенсивность света.

Для перевода координат из системы RGB в системы HSB и HSL достаточно спроектировать куб на плоскость вдоль главной диагонали куба.

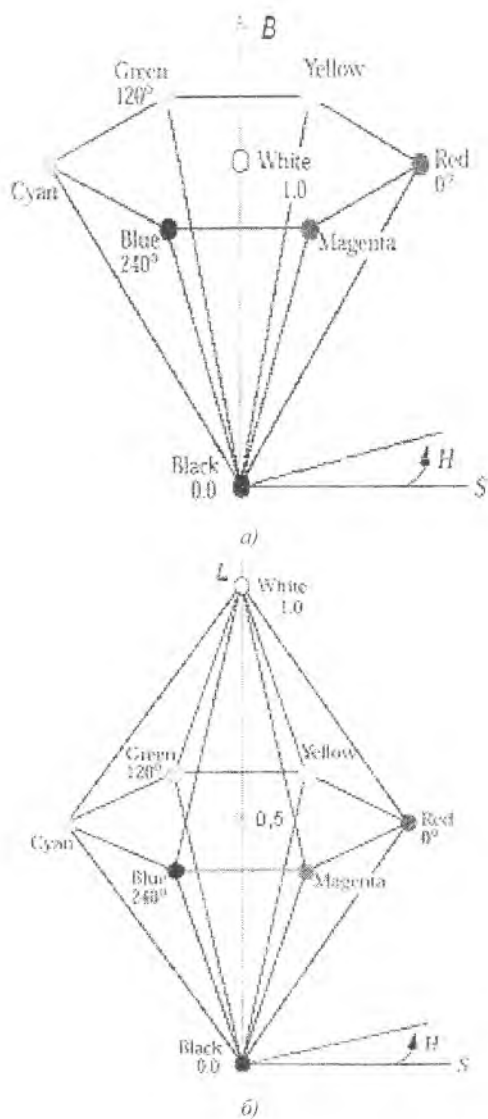


Рис. 68. Цветовые модели: а) HSB, б) HSL.

7.1.8 Цветовые модели YIQ и YCrCb

Цветовые модели YIQ и YCrCb являются аппаратно-ориентированными, они используются в телевидении и служат для сокращения передаваемой полосы частот за счет использования психофизиологических особенностей зрения. Канал Y в этих цветовых моделях передает яркость изображения, другие два канала служат для передачи цвета. За счет того, что человеческий глаз менее чувствителен к цвету, чем к яркости, появляется возможность архивировать массивы для цветовых компонент с большими потерями и, соответственно, большими коэффициентами сжатия. Таким образом в телевидении для сигналов, отвечающих за цвет, выделяется более узкая полоса частот, с меньшей разрешающей способностью.

В цветовой модели YIQ в канале Y яркость подобрана так, что она соответствует цветовой чувствительности глаза. Канал I соответствует цветам от голубого до оранжевого (теплым тонам). Канал Q — от зеленого до пурпурного. В качестве опорного белого был взят источник с температурой 6500К. Преобразования между цветовыми системами RGB и YIQ можно осуществить следующим образом:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,596 & -0,274 & -0,322 \\ 0,211 & -0,522 & 0,311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}. \quad (96)$$

В цветовой модели YCrCb аналогично Y — яркостная составляющая, а Cr, Cb — компоненты, отвечающие за цвет (хроматический красный и хроматический синий). Перевод из цветового пространства RGB в цветовое пространство YCrCb можно представить с помощью матрицы перехода:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cr \\ Cb \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,5 & -0,4187 & -0,0813 \\ 0,1687 & -0,3313 & 0,5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix}. \quad (97)$$

7.2 Оценивание текстурных признаков для цветных диагностических изображений

В основе метода цвето-текстурного анализа лежит метод, предложенный Хараликом в [9], называемый в дальнейшем статистическим текстурным анализом. Задачей является выделение признаков, связанных с локальными текстурными особенностями кристаллограмм. Подход, основанный на матрицах вероятностного распределения (МВР) яркости, уже не раз очень успешно использовался для выделения аналогичной информации [44]. К недостаткам методов МВР можно отнести: работу с полутоновыми изображениями; использование целочисленного формата данных; высокую вычислительную сложность, заключающуюся в необходимости работы с трёхмерными матрицами распределения вероятности. Здесь представлена модификация существующих методов для анализа цветных изображений текстур, а также сокращение времени вычисления.

7.2.1 Преобразования цветовых пространств

Текстурные признаки – это статистические характеристики многомерного вероятностного распределения интенсивности отсчетов цветовых компонент. Будем рассматривать цветное изображение в формате RGB, которое представляется отсчетами функции интенсивности цветовых компонент $f(m, n) = (f_R(m, n) f_G(m, n) f_B(m, n))^T$, где $m, n \in \mathbf{Z}$. Как известно в пространстве RGB присутствует кросс-канальная корреляция, что приводит к статистической зависимости признаков, вычисленных по разным цветовым каналам. Поэтому необходимо использовать декоррелированное цветовое пространство. Таким является цветовое пространство *Ruderman laβ* [45], которое получено на основе анализа главных компонент в пространстве *LMS* [45].

Переход в цветовое пространство *laβ* из *RGB* осуществляется в два этапа.

1) Переход из RGB в LMS [7]:

$$\begin{pmatrix} L \\ M \\ S \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.3811 & 0.5783 & 0.0402 \\ 0.1967 & 0.7244 & 0.0782 \\ 0.0241 & 0.1288 & 0.8444 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix};$$

2) Переход из LMS в $\alpha\beta$ [7]:

$$\begin{pmatrix} l \\ \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.5774 & 0.5774 & 0.5774 \\ 0.4082 & 0.4082 & -0.8164 \\ 0.7071 & -0.7071 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lg L \\ \lg M \\ \lg S \end{pmatrix}.$$

Здесь цветовой компоненты RGB нормированы так, что принимать значения в диапазоне $[0;1]$. Данное цветовое пространство применяется в задаче раскрашивания одного изображения цветами другого.

Эта техника основана на переносе статистических характеристик второго изображения к первому. Для преобразования используются следующие статистические характеристики многомерного вероятностного распределения интенсивности отсчетов цветовой компоненты: среднее и дисперсия. Алгоритм преобразования заключается в следующем. Пусть нам необходимо перенести цветность с изображения S на изображение t . Тогда результирующее изображение получается следующим образом:

$$l' = \frac{\sigma_S^l}{\sigma_t^l} (l_t - m_t^l) + m_S^l,$$

$$\alpha' = \frac{\sigma_S^\alpha}{\sigma_t^\alpha} (\alpha_t - m_t^\alpha) + m_S^\alpha,$$

$$\beta' = \frac{\sigma_S^\beta}{\sigma_t^\beta} (\beta_t - m_t^\beta) + m_S^\beta.$$

Таким образом, чтобы достичь инвариантности к цвету, необходимо привести статистические характеристики каждой компоненты к заранее определенным величинам, например: $m = 0; \sigma = 1$. Это

можно сделать, выполнив для каждого канала поэлементную обработку следующего вида:

$$l' = \frac{l - m^l}{\sigma^l}; \alpha' = \frac{\alpha - m^\alpha}{\sigma^\alpha}; \beta' = \frac{\beta - m^\beta}{\sigma^\beta},$$

где m – математическое ожидание, σ – дисперсия.

7.2.2 Формирования текстурных признаков в цветовых пространствах

Статистические методы формирования признаков основаны на 3-х мерном распределении вероятности яркости в 3-х соседних точках. Рассмотрим интенсивности заданного цветового канала C (одного из $l\alpha\beta$) в трех точках, находящихся на заданном расстоянии друг от друга: $M_0 = f_c(m, n)$, $M_1 = f_c(m + \Delta m_1, n + \Delta n_1)$, $M_2 = f_c(m + \Delta m_2, n + \Delta n_2)$ (рис.69).

Обозначим $P(M_0 = x, M_1 = y, M_2 = z)$ – вероятность появления точек с яркостями x, y, z . Тогда функция распределения вероятности будет определена как: $F^1(x, y, z) = P(M_0 < x, M_1 < y, M_2 < z)$.



Рис. 69. Примеры взаимного расположения точек

Т.к. нет необходимости учитывать порядок расположения соседних отсчетов, перейдем к следующей функции распределения, усреднением по следующей схеме:

$$F^2(x, y, z) = \frac{1}{6} \left(F^1(x, y, z) + F^1(x, z, y) + F^1(y, x, z) + F^1(y, z, x) + F^1(z, x, y) + F^1(z, y, x) \right).$$

Для обеспечения инвариантности, относительно поворота на угол кратный 45° , будем рассматривать следующие расположения точек:

1. $\Delta m_1 = \Delta k_1; \Delta n_1 = \Delta l_1; \Delta m_2 = \Delta k_2; \Delta n_2 = \Delta l_2,$
2. $\Delta m_1 = \Delta l_1; \Delta n_1 = \Delta k_1; \Delta m_2 = \Delta l_2; \Delta n_2 = \Delta k_2,$
3. $\Delta m_1 = \Delta l_1; \Delta n_1 = \Delta k_1; \Delta m_2 = -\Delta l_2; \Delta n_2 = \Delta k_2,$
4. $\Delta m_1 = -\Delta k_1; \Delta n_1 = \Delta l_1; \Delta m_2 = -\Delta k_2; \Delta n_2 = \Delta l_2.$

Пусть каждому из случаев соответствует функция распределения:

$$F_1^2(x, y, z), F_2^2(x, y, z), F_3^2(x, y, z), F_4^2(x, y, z).$$

В результате получим функцию распределения:

$$F(x, y, z) = \frac{1}{4} \left(F_1^2(x, y, z) + F_2^2(x, y, z) + F_3^2(x, y, z) + F_4^2(x, y, z) \right).$$

Введем следующие числовые характеристики:

1. Корреляция:

$$R = \int_{R^3} xyz dF(x, y, z).$$

2. Затенение:

$$S = \int_{R^3} (x + y + z) dF(x, y, z).$$

3. Контраст:

$$K_1 = \frac{1}{3} \int_{R^3} (|x - y| + |x - z| + |y - z|) dF(x, y, z),$$

$$K_2 = \int_{R^3} |(x - y)(x - z)(y - z)| dF(x, y, z).$$

4. Инерция:

$$I_1 = \frac{1}{3} \int_{R^3} \left((x-y)^2 + (x-z)^2 + (y-z)^2 \right) dF(x, y, z),$$

$$I_2 = \int_{R^3} (x-y)^2 (x-z)^2 (y-z)^2 dF(x, y, z).$$

Признаки записаны для нулевого математического ожидания. Общий вид характеристики, можно представить как:

$$C = \int_{R^3} g(x, y, z) dF(x, y, z). \quad (98)$$

В случае, если исходная функция распределения неизвестна, можно использовать эмпирическую функцию распределения вероятности [46]: $F(x, y, z) = \frac{k}{N}$, где k – количество элементов выборки, попадающих в область $x' < x$, $y' < y$, $z' < z$. Тогда получим следующую выборочную оценку:

$$\bar{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} g(x_i, y_i, z_i),$$

где N – количество элементов, т.к.:

$$C = \int_{R^3} g(x, y, z) dF(x, y, z) = M[g(x, y, z)].$$

Значение признаков вычисляется для каждой цветовой компоненты, поэтому далее будем использовать обозначения, включающие название цветового канала и признака, например: l Shading (lS) – затенение, рассчитанное по компоненте l .

Таким образом, процедура вычисления признаков заключается в одном проходе по изображению заданными шаблонами взаимного расположения точек. Экспериментальные исследования на натуральных изображениях показали, что предложенный метод вычисления признаков является более быстрым и требует меньше памяти по сравнению с методом, основанным на вычислении 3-х мерной матрицы вероятностного распределения (гистограммы).

7.2.3 Дискриминантный анализ признаков

Для определения степени эффективности признаков при классификации используются элементы дискриминантного анализа [13, 47].

Цель выбора признаков состоит в выделении признаков, которые являются наиболее эффективными с точки зрения разделимости классов. Разделимость классов зависит только от распределения объектов в классах, а также от используемого классификатора.

В дискриминантном анализе критерий разделимости записывают с использованием матриц рассеяния внутри классов и матриц рассеяния между классами. Матрица рассеяния внутри классов показывает разброс векторов относительно математических ожиданий классов $P(\omega_l)$:

$$S_o = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) E\{(X - M_l)(X - M_l)^T / \omega_l\} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) B_{\omega_l}, \quad (99)$$

где $P(\omega_l)$ – вероятность появления l -го класса, M_l – вектор математического ожидания, B_{ω_l} – корреляционная матрица l -го класса, L – число классов. Здесь следует отметить, что условное математическое ожидание $E[\xi | B]$ можно выразить, как

$M[\xi | B] = \frac{1}{P(B)} M[\xi; B]$, где $M[\xi; B] = \int_B \xi(\omega) P(d\omega)$. Матрица рас-

сеяния между классами S_b показывает разброс математических ожиданий внутри классов относительно математического ожидания смеси распределений M_0 :

$$S_b = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) (M_l - M_0)(M_l - M_0)^T, \quad (100)$$

$$M_0 = E\{X\} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) M_l, \quad (101)$$

Матрица рассеяния смеси имеет вид:

$$S_m = E\{(X - M_0)(X - M_0)^T\} = S_w + S_b, \quad (102)$$

где S_w – матрица рассеяния внутри классов, S_b – матрица рассеяния между классами, S_m – матрица рассеяния смеси. В случае, если задана только обучающая выборка, можно использовать следующие оценки для матриц:

$$S_w = \sum_{l=1}^L S_l; S_l = \frac{1}{N} \sum_{x \in X_l} (x - M_l)(x - M_l)^T, \quad (103)$$

$$S_b = \sum_{l=1}^L \frac{N_l}{N} (M_l - M_0)(M_l - M_0)^T, \quad (104)$$

$$S_m = \frac{1}{N} \sum_{x \in X} (x - M_0)(x - M_0)^T. \quad (105)$$

Для того чтобы получить критерий разделимости классов, нужно связать с этими матрицами некоторое число. Для выбора признаков рассматривались три критерия:

$$J_1 = \text{tr } S_m / \text{tr } S_w,$$

$$J_2 = |S_m| / |S_w|,$$

$$J_3 = \text{tr}(S_w^{-1} S_b).$$

Наилучшие признаки те, для которых критерий разделимости максимален [13, 47]. В данном параграфе рассматривается задача выбора трёх признаков. Из всего множества векторов признаков, построенных по обучающей выборке, вычислялись критерии разделимости по всем тройкам, количество которых равно $C_{18}^3 = 816$. В таблицах 15-17 показаны результаты вычисления критериев разделимости.

Таблица 15
Значения критерия 1

lS	αK_2	βS	10,66213
αS	αK_2	βS	10,66211
...
αR	αS	βS	2,08106

Таблица 16
Значения критерия 2

lS	αK_2	βR	163,95
lS	αK_2	βS	159,86
...
lK_2	lI_2	αR	3,38

Таблица 17
Значения критерия 3

lS	αK_2	βS	17,09
lI_1	αS	αK_2	17,01
...
lK_2	lI_2	αR	1,80

Из таблиц видно, что критерии J_1 и J_3 дали одинаковые результаты, при этом наилучшими оказались признаки: l Shading (lS), a Contrast2 (αK_2), b Shading (βS) – 1-ый набор. А по критерию J_2 лучшими признаками являются l Shading (lS), a Contrast2 (αK_2), b Correlation (βR) – 2-ой набор. Расположения объектов в пространстве признаков данных наборов показано на рисунках 70 и 71, из которых видно, что обрабатываемые четыре класса кристаллограмм линейно разделимы.

Можно заметить, что полученные наборы признаков отличаются одним признаком (признак βS и βR). Вследствие этого в дальнейшем для построения классификатора возможно использовать четыре признака, максимизирующие выбранные критерии разделимости классов.

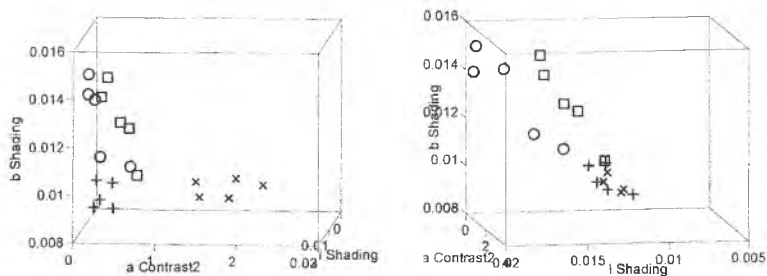


Рис. 70. Расположение объектов в пространстве 1

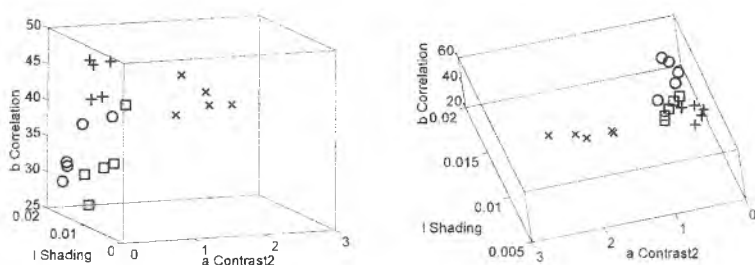


Рис. 71. Расположение объектов в пространстве 2

Сравнение работы алгоритма приводилось с уже реализованными алгоритмами на основе МВР, в результате которых можно сделать следующие выводы: 1) полученные признаки позволяют проводить автоматическую классификацию, 2) алгоритм обладает высокой скоростью, в сравнении с методами, основанными на анализе матрицы вероятности [11, 48]. Анализ проведенных экспериментальных исследований свидетельствует о том, что алгоритмы могут применяться для системы диагностики. Одним из достоинств работы можно назвать сокращение затрат времени на обработку изображения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В последние годы применение компьютерных методов обработки медико-диагностических изображений стало одним из важнейших инструментов научных исследований и повышения эффективности ранней диагностики глазных заболеваний.

Целью данной книги является детальное рассмотрение диагностики и анализа патологических изменений в органах зрения и других органах человека на основе анализа кристаллограмм биологических жидкостей. В основу исследований был взят кристаллографический метод, дающий представление о фундаментальной картине структуры веществ. Он рекомендован в широкую медицинскую практику как дополнительный тест для дифференцированной диагностики воспалительных, опухолевых и дистрофических заболеваний органа зрения. Представлены методы цифровой классификации кристаллограмм, позволяющие офтальмологу осуществлять автоматически выборку и анализ изображений кристаллов слезной жидкости с определённой степенью патологии. В книге представлены новые эффективные методы и алгоритмы построения оценки вероятности патологии исследуемой кристаллограммы по каждому признаку классификации, а также методы построения интегральной оценки вероятности патологии, объединяющей выбранные критерии классификации. Приведены также результаты работы алгоритмов на натуральных изображениях, подготовленных кафедрой офтальмологии Волгоградской медицинской академии. Применение разработки возможно в клинической практике, так как представлен принципиально новый методик диагностирования глазных заболеваний. В учебном пособии предложен метод вычисления цвето-текстурных признаков, основанный на вычислении статистических характеристик двумерных случайных полей. Экспериментальные исследования демонстрировались на натуральных изображениях текстур.

ПРЕДМЕТНЫЙ УКАЗАТЕЛЬ

С-метод	3.7
U-метод	3.7
Абсолютно черное тело	6.1.3
Быстрое преобразование Фурье	5.5.4
Введение кристаллообразующего вещества	1.1
Восьмисвязность	5.4.2
Вскрытие изображения	5.5.6
Второй угловой момент	3.6.5
Высушивание нативной слезы	1.1
Дендрит	Введение
Диагональный момент	3.6.5
Дилатация	5.5.6
Диффузия	2.2.1
Закрытие изображения	5.5.6
Затенение	3.6.5
Инвариантность	5.4.2
Инерция	3.6.5
Контраст	3.6.5
Контур изображения	5.5.7
Корреляция	3.6.5
Коэффициент густоты	3.1.3
Коэффициент отражения	3.6.4
Кристалл	Введение
Кристаллограмма	1.1
Кристаллы ротовой жидкости	5.2
Критерий делимости	3.6.7

Матрица рассеяния	3.6.7
Матрица рассеяния внутри классов	3.6.7
Матрица рассеяния между классами	3.6.7
Метод исключения одного объекта	3.7
Метод разбиения выборки	3.7
Обратное отклонение	3.6.5
Обратный момент	3.6.5
Первые угловые моменты	3.6.5
Первый основной момент	3.6.5
Пороговая обработка	5.5.5
Признак компактности	5.4.2
Сигнатура текстуры	1.1
Слеза	Введение
Суммарная корреляция	3.6.5
Суммарная энтропия	3.6.5
Суммарное среднее	3.6.5
Текстура	Введение
Текстурные признаки	1.1
Текстурные признаки	3.6.2
Типы кристаллов	2.1.1
Цветовое пространство	6.1.4
Энтропия	3.6.5
Эрозия	5.5.6

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Чухман, Т.П. Кристаллографическое исследование слезной жидкости при воспалительных заболеваниях глаза: дис. канд. мед. наук. / Т.П. Чухман. – Волгоград, 1999. – 187 с.
2. Компьютерная система анализа диагностических кристаллограмм / Т.П.Дворянова, Н.Ю.Ильясова, А.В.Устинов, А.Г.Храмов // Компьютерная оптика.– 1996. – вып.16. – С. 90-96.
3. Современная кристаллография (в четырех томах). Т. 2. Структура кристаллов. Вайнштейн Б.К., Фридкин В.М., Инденбом В.Л. [и др.] – М.: Наука, 1979. – 360 с.
4. Современная кристаллография (в четырех томах). Т. 3. Образование кристаллов/Чернов А.А., Гиваргизов Е.И., Багдасаров Х.С.[и др.]– М.: Наука, 1980. – 408 с.
5. Кузнецов, В.Д. Кристаллы и кристаллизация / В.Д. Кузнецов. – М.: Государственное издательство технико-теоретической литературы, 1953. – 412 с.
6. Маллин. Дж.У. Кристаллизация / Дж.У. Маллин. – М.: Металлургия, 1965. – 342 с.
7. Саратовкин, Д.Д. Дендритная кристаллизация / Д.Д. Саратовкин. – М.: Металлургиздат, 1953. – 95 с.
8. Shirvaikar, M. Developing texture-based image clutter measures for object detection / M. Shirvaikar, M. Trivedi // Optical Engineering. – 1992 . – vol.31(12). – P.2628-2639.
9. Haralick, R. Textural features for image classification / R. Haralick, K. Shanmugam, I. Dinstein // IEEE Trans.Syst.Man Cybern. – 1973. – v.3.– P.610-621.
10. Basset, O. Texture image analysis: application to the classification of bovine muscles from meat slice images / O. Basset, F. Dupont. A. Hernandez, C. Odet // Optical Engineering. – 1999. – v.38(11). – P.1950-1959.
11. Hozman, J. Biomedical Image Processing Applications / J. Hozman, M. Bernas, R. Kubinck // Biomedical Engineering & Biotechnology / Publishing House of the Czech Technical University. – 1994.
12. Красильников, Н.Н. Цифровая обработка сигналов / Н.Н. Красильников. – М.: Вузовская книга, 2001. – 320с.
13. Фукунага, К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 368 с.
14. Сойфер, В.А. Теоретические основы цифровой обработки изображений: учебное пособие / В.А.Сойфер, В.В.Сергеев, С.Б.Попов, В.В.Мясников. – Самара, 2000.
15. Hozman, J. Automatic computer evaluation of blood serum crystallograms / J. Hozman, R. Kubinck, J. Trnka, J. Varenka // Biomedical Image Processing Applications. Biomedical Engineering & Biotechnology. – Praha: Publishing House of the Czech Technical University, 1995.

16. Ильясова, Н.Ю. Метод поля направлений / Н.Ю. Ильясова, В.А. Сойфер, А.Г. Храмов // Гл. 7 в монографии «Методы компьютерной обработки изображений» под ред. В.А.Сойфера. – М: Физматлит. издание второе, 2003, с.459-525.
17. Brodatz, P. Textures: A Photographic Album for Artists and Designers / P. Brodatz. – New York: Dover, 1966.
18. Connors, R.W. A theoretical comparison of texture algorithms / R.W. Connors, S.A. Harlow // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1980. – v.2. – С. 204 - 222.
19. Julesz, B. Visual pattern discrimination / B. Julesz // IRE Trans. on Information Theory. – 1962. – v.8. – С. 84 - 92.
20. Sharma, M. Evaluation of texture methods for image analysis / M. Sharma, M. Markou, S. Singh // Pattern Recognition Letters. – 1980.
21. Tamura, H. Textural Features Corresponding to Visual Perception / H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. – 1978. – v.8. – С. 400 - 473.
22. Wu, C.M. Statistical feature matrix for texture analysis / C.M. Wu, Y.C. Chen // CVGIP: Graphical Models and Image Processing. – 1992. – v.54. – С. 407 - 419.
23. Бахвалов, Н.С. Численные методы: учеб. пособие / Н.С. Бахвалов, Н.П. Жидков, Г.М. Кобельков. – М.: Наука, 1987. – 600 с.
24. Дуда, Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт. – М.: Мир, 1976.
25. Ильясова, Н.Ю. Методы и алгоритмы оценивания геометрических параметров диагностических изображений: дис. канд. тех. наук / Н.Ю. Ильясова. – Самара, 1997. – 155 с.
26. Ильясова, Н.Ю. Классификация кристаллограмм с использованием методов статистического анализа текстурных изображений / Н.Ю. Ильясова, А.В. Куприянов, А.Г. Храмов // Компьютерная оптика. – 2000. – № 20. – С. 122 - 127.
27. Краткий справочник химика / под ред. Б.В. Некрасова. – М.: Госхимиздат, 1951. – 676 с.
28. Харченко, С.В. Кристаллическая структура ротовой жидкости, природа и свойства / С.В. Харченко, Г.А. Корнеева, А.А. Ветров // Известия АН СССР. Сер. биол. – 1988. – № 3. – С. 450-455.
29. Ченцова, О.Б. Кристаллографический метод исследования слезной жидкости в диагностике некоторых заболеваний глаз / О.Б. Ченцова, О.И. Прошина, Л.И. Маркушева // Вестн. офтальмол. – 1990. – № 2. – С. 44-47.
30. Ильясова, Н.Ю. Численные методы и алгоритмы построения полей направлений квазипериодических структур / Н.Ю. Ильясова, А.В. Устинов, А.Г. Храмов // Компьютерная оптика. – 1998. – вып.18. – С. 150-165.
31. Савина, Л.В. Слезная жидкость как индикатор обменных расстройств при сахарном диабете / Л.В. Савина, В.Г. Федотов // Офтальмол. журн. – 1991. – № 2. – С. 89-90.

32. Дворянова, Т.П. Компьютерная система анализа диагностических кристаллограмм / Т.П. Дворянова, Н.Ю. Ильясова, А.В. Устинов, А.Г. Храмов // Компьютерная оптика. – 1996. – вып.16. – С. 90-96.
33. Артюшин, Л. Ф. Основы воспроизведения цвета в фотографии, кино и полиграфии / Л. Ф. Артюшин. – М.: Искусство, 1970. – 548 с.
34. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений. Кн.1 / У. Прэтт. – М.: Мир, 1982. – 784 с.
35. Frei, W. A new model of color vision and some practical limitations, University of Southern California, Image Processing Institute / W. Frei // USCEE Report 530. – 1974. – pp. 128 – 143.
36. Сойфер, В.А. Теоретические основы цифровой обработки изображений: учебн. пособие / В.А. Сойфер, В.В. Сергеев, С.Б. Попов, В.В. Мисников. – Самара, 2000. – 256 с.
37. Горелик, А.Л. Методы распознавания: учебн. пособ. для вузов. / А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин. – М.: Высшая школа, 1989. – 231 с.
38. Старовойтов, В.В. Локальные геометрические методы цифровой обработки изображений / В.В. Старовойтов. – Минск: Инст. техн. кибернетики НАН Беларуси, 1997. – 284с.
39. Яншин, В.В. Анализ и обработка изображений: принципы и алгоритмы / В.В. Яншин. – М.: Машиностроение, 1994. – 112с.
40. Julesz, V. Visual pattern discrimination / V. Julesz // IRE Trans. on Information Theory. – 1962. – v.8. – pp. 84 – 92.
41. Ивахненко, А.Г. Перцептрон – система распознавания образов / А.Г. Ивахненко. Киев: Наукова думка, 1975. – 431с.
42. Старовойтов, В.В. Методы сегментации цветных изображений / В.В. Старовойтов, М.А. Талб – Минск: 1999. – 44с.
43. Basset, O. Texture image analysis: application to the classification of bovine muscles from meat slice images / O. Basset, F. Dupont, A. Hernandez, C. Odet // Optical Engineering. – 1999. – v.38(11). – P.1950-1959.
44. Thelml, H. Color Atlas of Hematology, 2nd revised ed. / H. Thelml. – Thieme, 2004. – 198 pages.
45. Ruderman, D.L. Statistics of Cone Responses to Natural Images: Implications for Visual Coding / D.L. Ruderman, T.W. Cronin, and C.C. Chiao // J. Optical Soc. of America, vol. 15, no. 8, 1998. pp. 2036-2045.
46. Прикладная статистика: основы моделирования и первичная обработка данных: справочное изд. / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 471 с.
47. Theodoridis, S. Pattern Recognition, 2nd ed. / S. Theodoridis, K. Koutroumbas // Academic press, 2003.
48. Basset, O. Texture image analysis: application to the classification of bovine muscles from meat slice images. / O.Basset, F.Dupont, A.Hernandez, C.Odet // Optical Engineering, v.38 (11), p.1950-1959, 1999.

Учебное издание

*Ильсова Наталья Юрьевна
Куприянов Александр Викторович
Ананьин Михаил Александрович*

**МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ
ДИАГНОСТИЧЕСКИХ КРИСТАЛЛОГРАММ**

Учебное пособие

Научный редактор В. С. П а в е л ь е в
Редакторская обработка Т. Ю. Д е п ц о в а
Корректорская обработка Т. Ю. Д е п ц о в а
Доверстка Ю. Н. Л и т в и н о в а

Подписано в печать 14.11.07. Формат 60x84 1/16.
Бумага офсетная. Печать офсетная.
Печ.л. 9,75.
Тираж 120 экз. Заказ 177 . ИП-105/2007.

Самарский государственный
аэрокосмический университет.
443086 Самара, Московское шоссе, 34.

Изд-во Самарского государственного
аэрокосмического университета.
443086 Самара, Московское шоссе, 34.