

Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий

Кафедра «Системы автоматики, автоматизированное управление и проектирование»

УТВЕРЖДАЮ  
Заведующий кафедрой  
\_\_\_\_\_ С.В. Ченцов

« \_\_\_\_ » июня 2018 г.

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

**МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ И ОБРАБОТКИ  
ГРАФИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ**

Магистерская программа 09.04.02.02 Информационные системы и технологии в управлении технологическими процессами

Научный руководитель	_____	___.06.2018	доц., канд. физ.мат. наук А.Ш.Любанова
Выпускник	_____	___.06.2018	У.Э.Тодорчук
Рецензент	_____	___.06.2018	доц., канд. физ.мат. наук А.В.Шмидт
Нормоконтролер	_____	___.06.2018	Т.А. Грудинова

Красноярск 2018

## РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа на тему "Методы распознавания и обработки графической информации" содержит 82 страниц текстового документа, 4 приложения, 25 использованных источников.

МЕТАЛЛОГРАФИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ, МИКРОФОТОГРАФИИ, РАСТРОВЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ, РАЗМЕРНЫЕ ГРУППЫ, ЛОГАРИФМИЧЕСКИ НОРМАЛЬНЫЙ ЗАКОН РАСПРЕДЕЛЕНИЯ.

Цель работы: разработка метода определения размеров микрочастиц и их распределения по размерным группам для повышения качества компьютерного количественного анализа металлов и сплавов.

Исходя из цели можно выделить следующие задачи:

- составить алгоритм распознавания микрочастиц на основании существующих методов;
- разработать алгоритм определения количества частиц на изображении;
- разработать методику определения размеров частиц;
- проверить статистическую гипотезу о логарифмическом нормальном законе распределения размеров микрочастиц;
- разработать алгоритм распределения частиц по размерным группам на основе закона распределения;
- разработать программное приложение для проведения численных экспериментов и обработки цифровых микрофотографий.

В результате проведенного исследования был модифицирован метод укрупненных показателей Салтыкова. В отличие от метода Салтыкова, использующего упрощенные оценки параметров логарифмически нормального распределения, модифицированный метод оперирует точными зависимостями параметров от несмещенных оценок математического ожидания и дисперсии.

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	6
1 Обзор существующих методов и программного обеспечения для решения задач металлографии. Постановка задачи .....	8
1.1 Микроструктура металлов и сплавов.....	8
1.1.1 Пространственное микроскопическое строение.....	8
1.1.2 Системы поверхностей в пространстве и их следов в плоскости .....	13
1.1.3 Правила суммарной проекции для плоскости и для пространства.....	16
1.2 Теоретические сведения из теории вероятности и математической статистики .....	19
1.2.1 Основные понятия теории вероятностей и математической статистики	19
1.3 Проверка статистических гипотез.....	23
1.4 Методы распознавания образов.....	26
1.5 Цель работы и формулировка задачи.....	41
1.5.1 Цель работы .....	41
1.5.2 Основные задачи для достижения цели.....	42
1.5.3 Исходные данные .....	42
2 Методика подсчета количества микрочастиц и их размеров на основе логарифмически нормального закона распределения.....	43
2.1 Существующие методы распознавания микрочастиц.....	43
2.1.1 Метод распознавания на основе байесовского решающего правила .....	43
2.1.2 Методика подсчета количества микрочастиц на основе трехзначной логики .....	46
2.2 Существующие методы определения количества микрочастиц.....	50
2.3 Существующие программные решения.....	53
2.3.1 Пакет ImageExpertSample 2.x .....	53
2.3.2 Пакет прикладных программ ImageExpertPro 2.3.....	55
2.3.2 Система лабораторных исследования SIAMS 700 .....	56
2.4 Метод укрупненных показателей Салтыкова .....	57
2.5 Модифицированный метод укрупненных показателей .....	64

3 Описание программы.....	68
3.1 Требования и обоснования среды программирования.....	68
3.2 Описание основных модулей и процедур программы .....	68
3.3 Порядок работы программы .....	69
3.4 Результаты численного эксперимента .....	71
3.5 Листинг главной функции распределения на размерные .....	72
Заключение .....	74
Список использованных источников .....	75
Приложение А - Микрофотографии сплавов .....	78
Приложение Б - Проверка гипотезы о логарифмически нормальном распределении в MathCAD 15 .....	80
Приложение В - Схема работы программы.....	82
Приложение Г - Схема взаимодействия модулей программы .....	83

## ВВЕДЕНИЕ

Методы количественной оценки микростроения металлов и сплавов имеют значительное распространение в металлографической практике. Распределение по размерным группам позволяет определить его химический состав и механические свойства (твердость, прочность).

Существующие пакеты прикладных программ профессионально решают практически все задачи металлографии, но обладают достаточно сложным интерфейсом, что затрудняет выполнение лабораторных работ студентами, а также профессиональных задач работникам кафедры. Немаловажным фактором является ценовая политика фирм распространяющих данную продукцию, высокая стоимость программ не позволяет образовательным учреждениям приобретать представленные программы для учебного процесса.

Цель работы состоит в разработке метода определения размеров микрочастиц и их распределения по размерным группам для повышения качества компьютерного количественного анализа металлов и сплавов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- составить алгоритм распознавания микрочастиц на основании существующих методов;
- разработать алгоритм определения количества частиц на изображении;
- разработать методику определения размеров частиц;
- проверить статистическую гипотезу о логарифмическом нормальном законе распределения размеров микрочастиц;
- разработать алгоритм распределения частиц по размерным группам на основе закона распределения;
- разработать программное приложение для проведения численных экспериментов и обработки цифровых микрофотографий.

В результате проведенного исследования была модифицирован метод укрупненных показателей Салтыкова [1]. На его основе разработан алгоритм и реализован в программном приложении «calc of sizes». В отличие от метода Салтыкова, использующего упрощенные оценки параметров логарифмически нормального распределения, модифицированный метод оперирует точными зависимостями параметров от несмещенных оценок математического ожидания и дисперсии.

Настоящая магистерская диссертация состоит из введения, трёх разделов, заключения, списка использованных источников и двух приложений.

Первый раздел содержит теоретические сведения о микроструктуре металлов и сплавов, сведения из теории вероятности и математической статистики, а также общая постановка задачи.

Во втором разделе представлены существующие методы определения количества микрочастиц, описан метод укрупненных показателей Салтыкова, а также модифицированный метод укрупненных показателей на его основе. Дается описание проверки гипотезы логарифмически нормального распределения и алгоритм подсчета микрочастиц.

Третий раздел посвящен описанию программного приложения «calc of sizes» и системных требований к среде функционирования программы. Помимо этого в данном разделе проводится анализ результатов численного эксперимента.

# **1 Обзор существующих методов и программного обеспечения для решения задач металлографии. Постановка задачи**

## **1.1 Микроструктура металлов и сплавов**

### **1.1.1 Пространственное микроскопическое строение**

Любой металл или сплав можно рассматривать с точки зрения его пространственного строения, как конгломерат, состоящий из множества микроскопических тел, заполняющих исследуемый участок пространства и прочно связанных между собою по контактными поверхностям, пример в приложении А, рисунок А.1. В зависимости от геометрических очертаний или процесса образования эти микроскопические тела обычно называют кристаллами, кристаллитами, выделениями, включениями, зернами, глобулами, сфероидами, гнездами, хлопьями, пластинками, листочками, чешуйками, иглами и т.д. Этим микроскопическим телам можно было бы дать общее название – кристаллит, но этот термин обычно принято употреблять для обозначения равноосных частиц сравнительно крупных размеров. Кроме того, среди микроскопических тел встречаются образования аморфного строения, к которым наименование кристаллит неприменимо (например, стеклообразные неметаллические включения). Наиболее универсально наименование указанных микроскопических тел – это микроскопическая частица, или микрочастица.

Каждая микроскопическая частица (металлическая или неметаллическая) является структурным индивидуумом микроскопического строения данного металла или сплава, подобно элементарной ячейке пространственной решетки для кристаллического строения твердого тела. Размеры и форма микрочастиц формируются в процессе кристаллизации и последующего охлаждения металла или сплава (или, вообще говоря, в процессе его получе-

ния) и в последующем могут существенно изменяться в результате внешних воздействий. Форма микрочастиц обусловлена сингонией и условиями роста при их кристаллизации и, особенно часто, последующими процессами обработки металла давлением. Сравнительно редко форма микрочастиц бывает хотя бы относительно правильной с геометрической точки зрения, отличаясь, вообще говоря, большим многообразием. Тем не менее, хотя и приближенно, микрочастицы можно классифицировать по форме, разделив их на три основные группы по признаку мерности – линейные, пластинчатые и равноосные микрочастицы.

Такое деление условно, так как, например, равноосное зерно постепенно вытягивается в процессе деформирования металла и невозможно сказать, в какой момент оно из равноосной микрочастицы превратится в линейную. Встречаются сложные образования, подобные друзе листочков графита в сером чугуне. В целом они представляют собой равноосные включения, хотя друза состоит из пластинчатых микрочастиц графита. Микрочастицы эвтектик и эвтектоидов – сложные образования, имеющие внедренные частицы другой фазы в основной фазе микрочастицы (зерна аустенита в цементите ледебурита, пластинки кремния в алюминии, зерна цементита в феррите зернистого перлита и т.п.).

Структура в целом состоит из большого разнообразия микрочастиц, их взаимного расположения и размеров (изменяющихся от нескольких десятков ангстрем до нескольких миллиметров и даже сантиметров). В первом приближении многообразие структур можно разделить на следующие группы:

- однофазная зернистая (полиэдрическая) структура, когда весь объем металла (за исключением неметаллических включений, пор и т.п.) заполнен микроскопическими частицами одной и той же фазы. Такую структуру имеют простые металлы и однофазные сплавы (твердые растворы);

- смешанная полиэдрическая структура, стоящая из кристаллитов двух или более фаз или структурных составляющих. В такой структуре одноимен-



ные, а также разноименные кристаллиты могут располагаться рядом, например, как зерна феррита и перлита в малоуглеродистой стали;

- оболочковая структура, когда одна фаза образует оболочку вокруг зерен другой фазы или структурном составляющей. Типичными примерами таких структур являются структуры отожденных до или заэвтектоидных сталей, в которых феррит (или цементит) образует оболочку (сетку) вокруг зерен перлита;

- матричная структура, где основой (матрицей) является одна фаза, в которую вкраплены более или менее мелкие микрочастицы второй фазы, называемой дисперсной. Матричная структура типична для многих эвтектик и эвтектоидов, некоторых перитектических структур, а также структур, образующихся при выделении избыточной фазы из перенасыщенного твердого раствора, например, микрочастиц  $\text{CuAl}_2$  в матрице твердого раствора меди в алюминии (дюралюмин). При матричной структуре эвтектик и эвтектоидов дисперсная фаза может быть представлена линейными микрочастицами (параллельные стерженьки аустенита в цементитной матрице ледебурита), пластинчатыми (пластинки кремния в алюминиевой матрице эвтектики алюминий-кремний) или равноосными (зерна цементита в ферритной матрице зернистого перлита) [1].

Рассмотренные структуры могут иметь сложное строение ввиду определенной пространственной ориентации структурных элементов, которая обуславливается транскристаллизацией, процессами обработки давлением и т.д. Примером ориентированных структур являются столбчатое строение как результат транскристаллизации, полосчатость и волокнистость, получаемые при прокатке, и др. При отсутствии подобной ориентации структурных элементов и полной пространственной дезориентации структура является изометрической.

Многообразие структурных форм резко отличает микроскопическое строение металлов и сплавов от геометрической правильности кристалличе-

ского строения (хотя следует признать, что форма и размеры элементарных ячеек реальных кристаллов и их ориентация в пространстве значительно отличаются от идеализированного изображения ячейки и решетки). Это многообразие форм и сложность взаимного расположения микрочастиц создают, казалось бы, непреодолимую трудность при выборе геометрических параметров, которые могли бы с достаточной полнотой характеризовать пространственное микроскопическое строение металлов и сплавов. Однако это не совсем так.

Всякую микроскопическую частицу следует рассматривать как геометрическое тело микроскопических масштабов. Как и всякое геометрическое тело, микрочастица обладает вполне определенной формой и геометрическими параметрами – линейными размерами, величиной поверхности, объемом и т.д. Вполне естественно воспользоваться именно этими геометрическими величинами для количественной оценки микроскопических частиц и структуры в целом как их совокупности. Однако в объеме исследуемого металла едва ли найдутся хотя бы две микрочастицы, полностью тождественные по форме и размерам, поэтому можно говорить только об использовании статистически средних величин геометрических параметров. Следует отметить, что микроскопическая структура, представляющая практически бесконечное множество однотипных микрочастиц и их структурных элементов – подходящий объект для применения к нему статистических методов исследования и анализа.

Выбирая параметры пространственного микроскопического строения сплава, следует учитывать ту значимость, которую характеризующие эти параметры элементы микростроения имеют в процессах превращений в сплавах, их связь со свойствами сплава и с различными переменными факторами внешних воздействий на него. В то же время эти параметры необходимо измерять с помощью доступных средств, а методы их металлографического анализа должны быть достаточно надежными, обеспечивающими не-

обходимую точность результатов и в то же время не слишком трудоемкими или продолжительными.

Геометрия полиэдрического строения простых металлов и однофазных сплавов может быть описана с количественной точки зрения весьма детально при помощи ряда натуральных параметров пространственного строения, определяющих поведение такой структуры и ее свойства. К ним относятся: удельная поверхность микрочастиц, величина микрочастиц и их распределение по размерам.

- удельная поверхность микрочастиц (зерен, кристаллитов) т.е. суммарная площадь всех граничных поверхностей в единице объема металла (или однофазного сплава), выражаемая в  $\text{мм}^2/\text{мм}^3$ . Величина удельной поверхности является критерием термодинамической устойчивости структуры, поскольку уменьшение этой величины равносильно снижению уровня свободной энергии металла. Величина удельной поверхности является также мерой дисперсности структуры, так как она обратно пропорциональна линейным размерам микрочастиц. В однофазных полиэдрических структурах, кроме граничных поверхностей между отдельными кристаллитами, часто наблюдаются внутрикристаллитные двумерные образования – поверхности двойникования. Они оказывают специфическое влияние на поведение и свойства металла или сплава; удельную поверхность двойникования можно определять отдельно от удельной поверхности границ кристаллитов.

- величина микрочастиц характеризуется либо средним объемом микрочастиц, выражаемым в кубических миллиметрах или в кубических микрометрах, либо средним диаметром (поперечником), выражаемым в миллиметрах. В полиэдрической структуре обратная величина среднего объема микрочастиц равна количеству микрочастиц в единице объема. Для однофазной полиэдрической структуры величина микрочастиц особого интереса не представляет, поскольку термодинамическая устойчивость структуры достаточно полно характеризуется перечисленными параметрами. При необходимости ее

можно определить как среднюю величину микрочастиц или как распределение их по размерам, включая такие показатели, как дисперсию, среднее квадратическое отклонение и коэффициент вариации. Значительно большее значение этот параметр структуры имеет в двух – и более фазных структурах [2].

### **1.1.2 Системы поверхностей в пространстве и их следов в плоскости**

Единого мнения о толщине переходных пограничных зон между микрочастицами одной или различных фаз не существует. Имеется ряд моделей межзеренных и межфазных границ, в которых толщину пограничных зон полагают равной от атомных до многоатомных размеров. В любом случае толщина граничных поверхностей ничтожна по сравнению с их протяженностью в пространстве, поэтому их можно рассматривать как геометрические поверхности.

В простых поликристаллических металлах и однофазных сплавах межзеренные границы представляют непрерывную поверхность, подобную ячеистой пленке мыльной пены. В многофазных сплавах поверхности раздела различных фаз или структурных составляющих также могут иметь форму непрерывных поверхностей, но более часто наблюдаются замкнутые контуры, ограничивающие объем отдельных изолированных микрочастиц. Пластинчатые, стерженьковые или зернистые эвтектики и эвтектоиды имеют поверхности раздела фаз в виде взаимно параллельных плоскостей, цилиндрических или сферических поверхностей как показано на рисунке 1.1

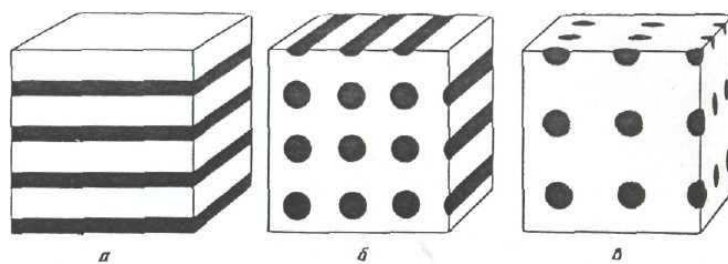


Рисунок 1.1 – Схема пластинчатой (а), стерженьковой (б) изернистой (в) эвтектики

При пересечении пространственной системы граничных поверхностей случайной плоскостью получаем на ней следы этих поверхностей в виде различных систем граничных линий. Непрерывные системы поверхностей и в плоскости шлифа представляются непрерывными системами граничных линий, а замкнутые контуры поверхностей – замкнутыми линейными контурами, ограничивающими площади фаз или структурных составляющих.

Обычно в объеме металла или сплава одновременно наблюдаются системы граничных поверхностей нескольких видов. В простом поликристаллическом металле, например, кроме межзеренных граничных поверхностей могут существовать поверхности неметаллической фазы, поверхности двойникования, поверхности скольжения (если металл подвергали пластической деформации).

Важнейшим натуральным геометрическим параметром, количественно характеризующим систему граничных поверхностей данного вида, является суммарная площадь их в единице объема металла или сплава, называемая абсолютной удельной поверхностью (или просто удельной поверхностью) и выражаемая в  $\text{мм}^2/\text{мм}^3$  или в  $\text{мм}^{-1}$ . Аналогично следы данных поверхностей на шлифе, т.е. систему граничных линий данного вида, количественно оценивают суммарной длиной этих линий на единице площади шлифа, которая выражается в  $\text{мм}/\text{мм}^2$  или в  $\text{мм}^{-1}$  [1].

Для характеристики граничных поверхностей вводим понятие об изометрических и ориентированных системах поверхностей в пространстве и линий на плоскости. На рисунке 1.2, *a* показаны однофазная поликристаллическая структура, как образец изометрической системы линий на плоскости. Если разделить все линии системы, которые, вообще говоря, являются кривыми, на весьма малые отрезки равной длины, принимаемые за прямые, и сгруппировать их по направленности, то в каждой из групп окажется статистически постоянное число отрезков. Практически показателем изометричности является статистически постоянное число пересечений граничных линий с секущими прямыми, имеющими любое направление.

На рисунке 1.2, *a* на всех четырех секущих прямых число пересечений с линиями границ примерно одинаково, т.е. оно не зависит от направления секущей на плоскости шлифа. Поэтому система линий границ на рисунке 1.2, *a* является изометрической. Если постоянство числа пересечений сохраняется и на секущих, направленных как угодно в плоскости шлифа и в пространстве, то изометрической является не только система граничных линий на плоскости, но и система самих граничных поверхностей в пространстве.

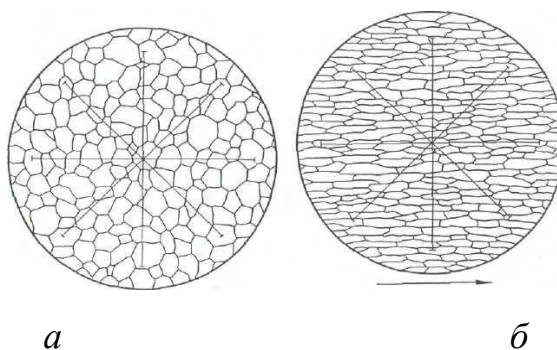


Рисунок 1.2 – Шлиф

- a*) изометрическая система линий на плоскости – числа пересечений на секущих прямых с линиями системы не зависят от направления секущих;
- б*) схема частично ориентированной системы линий на плоскости – число пересечений с линиями системы максимально на секущих, перпенди-

кулярных к оси ориентации (показана стрелкой), и минимально на секущих, ей параллельных

На рисунке 1.2, б показан образец частично ориентированной системы граничных линий и поверхностей. Ось ориентации показана стрелкой. На секущей, параллельной этой оси, получается минимальное число пересечений с линиями границ, тогда как на секущих, перпендикулярных к оси ориентации, – максимальное. Если число пересечений на секущей линии, параллельной оси ориентации, практически равно нулю, то система является полностью ориентированной.

### **1.1.3 Правила суммарной проекции для плоскости и для пространства**

Под суммарной проекцией на плоскости понимают сумму длин проекций всех линий, находящихся на единице площади, на одну осевую линию. На рисунке 1.3 показан квадрат, площадь которого равна единице ( $1 \times 1 = 1$ ). На его площади находятся различные замкнутые и незамкнутые контуры и отрезки прямых и кривых линий, которые проектируются на нижнюю линию рисунка  $AB$ , принимаемую за ось. При этом все длины проекций суммируются, независимо от того, накладываются они одна на другую или нет. Поэтому, например, проекция окружности равна ее удвоенному диаметру.

Наносим на рисунке 1.3 сеть равноотстоящих параллельных прямых, располагая их перпендикулярно к оси проекции  $AB$ . Расстояние между соседними линиями  $\Delta$  может быть сделано сколь угодно малым. Получаем ряд узких полосок шириной  $\Delta$  и длиной, равной единице. Количество полосок на площади рисунка 1.3 равно, очевидно,  $\frac{1}{\Delta}$

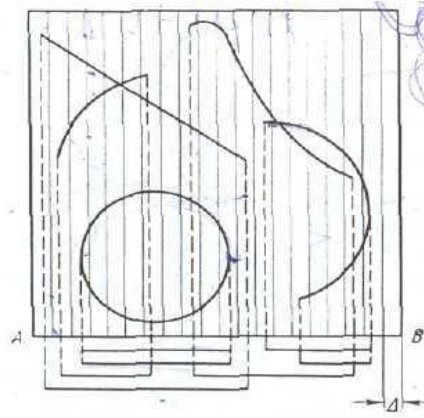


Рисунок 1.3 – Применение правила суммарной проекции к определению суммарной длины включений на единице площади шлифа

Допустим, что в первой полоске оказалось  $m_1$  отрезков линий системы, во второй –  $m_2$  отрезков и т.д., причем засчитываем только те отрезки, проекции которых находятся в пределах от  $0,5 \Delta$  до  $1,0 \Delta$ , и отбрасываем те, проекции которых меньше  $0,5 \Delta$ . Тогда суммарная длина проекций отрезков, находящихся в первой полоске, будет равна  $\Delta m_1$  по второй –  $\Delta m_2$  и т.д. Суммарная длина всех проекций по всем полоскам, т.е. по всей площади квадрата рисунка 1.3, равна:

$$\sum l_{np} = (m_1 + m_2 + \dots) = \frac{m_1 + m_2 + \dots}{1/\Delta} = \overline{m}_{\perp}, \quad (1.1)$$

где  $\sum l_{np}$  – суммарная проекции всех линий на площади, равной единице, на ось проекций АВ;

$\overline{m}_{\perp}$  – среднее число отрезков линий системы в полоске шириной  $\Delta$  перпендикулярной к оси проекций.

В числителе правой части равенства (1.1) имеем общее число проекций отрезков линий системы по всей площади квадрата, равной единице, а в знаменателе – число полосок на той же площади. Следовательно, суммарная



проекция по всей площади квадрата  $\sum l_{np}$  равна среднему числу отрезков, приходящемуся на одну полосу [2].

При уменьшении ширины полосок  $\Delta$  до нуля полоски превращаются в секущие прямые длиной, равной единице, а числа отрезков в полосках  $m_1$ ,  $m_2$  и т.д. превращаются в числа пересечений этих секущих прямых с линиями системы, причем  $\overline{m_\perp}$  является средним числом пересечений по всем секущим, перпендикулярным к оси проекции.

На основании изложенного можно сформулировать важное правило суммарной проекции для плоскости – суммарная проекция всех линий системы, находящихся на единице площади, на ось проекции равна среднему числу пересечений этих линий с секущими прямыми, направленными перпендикулярно к оси проекции, на единицу их длины. Рассмотрим случай практического применения формулы (1.1) и правила суммарной проекции для плоскости.

Правило суммарной проекции для пространства, аналогично правилу для плоскости изображено на рисунке 1.4.

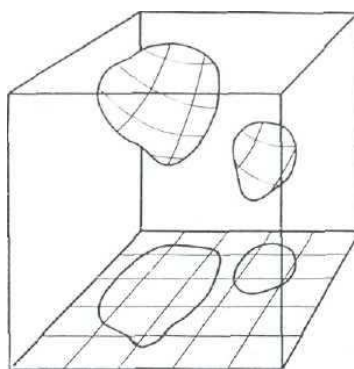


Рисунок 1.4 – Схема к выводу правила суммарной проекции для пространства (поверхности любой формы и расположения)

Согласно этому правилу для любой системы поверхностей суммарная проекция на какую-либо плоскость точно равна среднему числу пересечений

поверхностей секущими, направленными перпендикулярно к выбранной плоскости, приходящемуся на единицу длины этих секущих. Правило это выражается формулой, аналогичной формуле (1.1) для плоскости:

$$\sum F_{\text{пр}} = m_{\perp}, \quad (1.2)$$

где  $\sum F_{\text{пр}}$  – суммарная проекция поверхностей в  $1 \text{ мм}^3$ ,  $\text{мм}^2/\text{мм}^3$ ;

$m_{\perp}$  – среднее число пересечений на 1 мм секущей, перпендикулярной к плоскости проекций,  $\text{мм}^{-1}$ .

## **1.2 Теоретические сведения из теории вероятности и математической статистики**

### **1.2.1 Основные понятия теории вероятностей и математической статистики**

#### *Относительная частота*

Относительная частота наряду с вероятностью принадлежит к основным понятиям теории вероятностей.

Относительной частотой события называют отношение числа испытаний, в которых событие появилось к общему числу фактически произведенных испытаний. Таким образом, относительная частота события А определяется формулой

$$W(A) = \frac{n}{m},$$

где  $m$  – число появлений события;

$n$  - общее число испытаний.

Длительные наблюдения показали, что если в одинаковых условиях производят опыты, в каждом из которых число испытаний достаточно велико, то относительная частота обнаруживает свойство устойчивости. Это свойство состоит в том, что в различных опытах относительная частота изменяется мало, колеблясь около некоторого постоянного числа. Оказалось, что это постоянное число есть вероятность появления события.

Таким образом, если опытным путем установлена относительная частота, то полученное число можно принять за приближенное значение вероятности.

### *Статистическое распределение выборки*

Пусть из генеральной совокупности извлечена выборка, причем  $x_1$  наблюдалось  $n_1$  раз,  $x_2 - n_2$  раз,  $x_k - n_k$  раз и  $\sum n_i = n$ , где  $n$  - объем выборки. Наблюдаемые значения  $x_i$  называются вариантами, а последовательность вариантов, записанных в возрастающем порядке, - вариационным рядом. Числа наблюдений называют частотами, а их отношения к объему выборки  $W_i = \frac{n_i}{n}$  - относительными частотами.

Статистическим распределением выборки называют перечень вариантов и соответствующих им частот или относительных частот. Статистическое распределение можно задать также в виде последовательности интервалов и соответствующих им частот.

В теории вероятностей под распределением понимают соответствие между возможными значениями случайной величины и их вероятностями, а в математической статистике - соответствие между наблюдаемыми вариантами и их частотами, или относительными частотами.

### *Статистические оценки параметров распределения*

Пусть требуется изучить количественный признак генеральной совокупности. Допустим, что из теоретических соображений удалось установить, какое именно распределение имеет признак. Естественно возникает задача

оценки параметров, которыми определяется это распределение. Например, если наперед известно, что изучаемый признак распределен в генеральной совокупности нормально, то необходимо оценить математическое ожидание и среднее квадратическое отклонение, так как эти два параметра полностью определяют нормальное распределение. Обычно в распоряжении исследователя имеются лишь данные выборки, например значения количественного признака  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , полученные в результате  $n$  наблюдений. Через эти данные и выражают оцениваемый параметр. Рассматривая  $x_1, x_2, \dots, x_n$  как независимые случайные величины  $X_1, X_2, \dots, X_n$  можно сказать, что найти статистическую оценку неизвестного параметра теоретического распределения – это значит найти функцию от наблюдаемых случайных величин, которая и дает приближенное значение оцениваемого параметра. Например, как будет показано далее, для оценки математического ожидания нормального распределения служит функция

$$\bar{X} = (X_1 + X_2 + \dots + X_n)/n$$

Итак, статистической оценкой неизвестного параметра теоретического распределения называют функцию от наблюдаемых случайных величин.

#### *Выборочное среднее*

Пусть для изучения генеральной совокупности относительно количественного признака  $X$  извлечена выборка объема  $n$ . Выборочным средним  $x_{\text{в}}$  называют среднее арифметическое всех значений выборочной совокупности. Если все значения  $x_1, x_2, \dots, x_n$  признака выборки объема  $n$  различны, то

$$x_{\text{в}} = (x_1 + x_2 + \dots + x_n)/n.$$

Если же значения признака  $x_1, x_2, \dots, x_k$  имеют соответственно частоты  $n_1, n_2, \dots, n_k$ , причем  $n_1 + n_2 + \dots + n_k = n$ , то

$$x_B = (n_1 x_1 + n_2 x_2 + \dots + n_k x_n) / n, \text{ или } x_B = (\sum n_i x_i) / n, i=1..k,$$

т.е. выборочное среднее есть среднее взвешенное значений признака с весами, равными соответствующим частотам. Заметим, что в теоретических рассуждениях выборочные значения  $x_1, x_2, \dots, x_n$  признака  $X$ , полученные в итоге независимых наблюдений, также рассматривают как случайные величины  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , имеющие то же распределение и, следовательно, те же числовые характеристики, которое имеют  $X$ .

#### *Выборочная дисперсия*

Для того чтобы охарактеризовать рассеяние вокруг значений количественного признака выборки вокруг своего среднего значения  $x_B$ , вводят сводную характеристику – выборочную дисперсию. Выборочной дисперсией  $D_B$  называют среднее арифметическое квадратов отклонения наблюдаемых значений признака от их среднего значения  $x_B$ . Если все значения  $x_1, x_2, \dots, x_n$  признака выборки объема  $n$  различны, то

$$D_B = \sum (x_i - x_B)^2 / n, i=1..n.$$

Если же значения признака  $x_1, x_2, \dots, x_n$  имеют соответственно частоты  $n_1, n_2, \dots, n_k$ , причем  $n_1 + n_2 + \dots + n_k = n$ , то

$$D_B = \frac{1}{n} \sum (x_i - \bar{x}_B)^2 n_i, i=1..n.$$

т.е. выборочная дисперсия есть среднее взвешенное квадратов с весами, равными соответствующим частотам.

*Доверительная вероятность (надежность). Доверительный интервал*

Точечной называют оценку, которая определяется одним числом. Все оценки, рассмотренные выше, - точечные. При выборке малого объема точечная оценка может значительно отличаться от оцениваемого параметра, т. е. приводить к грубым ошибкам. По этой причине при небольшом объеме выборки следует пользоваться интервальными оценками.

Интервальной называют оценку, которая определяется двумя числами - концами интервала. Интервальные оценки (доверительные интервалы) позволяют установить точность и надежность оценок.

Пусть найденная по данным выборки статистическая характеристика  $\phi^*$  служит оценкой неизвестного параметра  $\phi$ . Будем считать  $\phi$  постоянным числом ( $\phi$  может быть и случайной величиной). Ясно, что  $\phi^*$  тем точнее определяет параметр  $\phi$ , чем меньше абсолютная величина разности  $|\phi - \phi^*|$ . Другими словами, если  $\delta > 0$  и  $|\phi - \phi^*| < \delta$ , то чем меньше  $\delta$ , тем оценка точнее. Таким образом, положительное число  $\delta$  характеризует точность оценки.

Однако статистические методы не позволяют категорически утверждать, что оценка  $\phi^*$  удовлетворяет неравенству  $|\phi - \phi^*| < \delta$ ; можно лишь говорить о вероятности  $\gamma$ , с которой это неравенство осуществляется.

Надежностью (доверительной вероятностью) оценки  $\phi$  по  $\phi^*$  называют вероятность  $\gamma$ , с которой осуществляется неравенство  $|\phi - \phi^*| < \delta$ . Обычно надежность оценки задается наперед, причем в качестве  $\gamma$  берут число, близкое к единице. Наиболее часто задают надежность, равную 0,95; 0,99 и 0,999.

### **1.3 Проверка статистических гипотез**

При обработке статистического материала во многих случаях результаты наблюдений используются для проверки предположений (гипотез) относительно тех или иных свойств распределения генеральной совокупности. В

частности, такого рода задачи возникают при сравнении различных технологических процессов или методов обработки по определенным измеряемым признакам.

Пусть  $K$  - наблюдаемая случайная величина. *Статистической гипотезой*  $H$  называется предположение относительно параметров или вида распределения случайной величины  $X$ . Статистическая гипотеза называется *простой*, если она однозначно определяет распределение случайной величины  $X$ ; в противном случае гипотеза  $H$  называется *сложной*.

Часто характер распределения случайной величины  $X$  известен, и по выборке наблюдений необходимо проверить предположения о значении параметров этого распределения. Такие гипотезы называют *параметрическими*.

Проверяемая гипотеза называется *нулевой гипотезой* и обозначается  $H_0$ . Наряду с гипотезой  $H_0$  рассматривают одну из альтернативных (конкурирующих) гипотез  $H_1$ . Выбор альтернативной гипотезы определяется конкретной формулировкой задачи.

Правило, по которому принимается решение принять или отклонить гипотезу  $H_0$ , называется *критерием*  $K$ . Так как решение принимается на основе выборки наблюдений случайной величины  $X$ , необходимо выбрать подходящую статистику, называемую в этом случае *статистикой*  $Z$  критерия  $K$ .

Проверка статистической гипотезы основывается на принципе, в соответствии с которым маловероятные события считаются невозможными событиями, имеющие большую вероятность (близкую к 1), считаются достоверными. Этот принцип можно реализовать следующим образом. Перед анализом выборки фиксируется некоторая малая вероятность  $\alpha$ , называемая *уровнем значимости*. Пусть  $V$  - множество значений статистики  $Z$ , а  $V_k \subseteq V$  такое под-

множество, что при условии истинности гипотезы  $H_0$  вероятность попадания статистики критерия в  $V_k$  равна  $\alpha$ .

Обозначим через  $Z_B$  выборочное значение статистики  $Z$ , вычисленное по выборке наблюдений. Критерий формулируется следующим образом: отклонить гипотезу  $H_0$ , если  $z_B \in V_k$ ; принять гипотезу  $H_0$ , если  $Z_B \in V \setminus V_k$ . Критерий, основанный на использовании заранее заданного уровня значимости, называют *критерием значимости*. Множество  $V_k$  всех значений статистики критерия  $Z$ , при которых принимается решение отклонить гипотезу  $H_0$ , называется *критической областью*; область  $V \setminus V_k$  называется *областью принятия гипотезы  $H_0$* .

### *Критерий $\chi^2$ и его применение*

Пусть  $x_1, x_2, \dots, x_n$  - выборка наблюдений случайной величины  $X$ . Проверяется гипотеза  $H_0$ , утверждающая, что  $X$  имеет закон распределения  $F(x)$ . Процедура применения критерия  $\chi^2$  (критерия Пирсона) для проверки гипотезы  $H_0$  состоит из следующих этапов.

1. По выборке наблюдений случайной величины  $X$  находятся несмещенные оценки неизвестных параметров предполагаемого закона распределения  $F(x)$ .

2. Если  $X$  - дискретная случайная величина, то определяются частоты  $n_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$ , с которыми каждое значение или группа значений встречается в выборке. Если  $X$  - непрерывная случайная величина, то область ее значений разбивается на непересекающихся интервалов  $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_m$  и определяется число элементов выборки  $n_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$ , принадлежащих каждому интервалу. В обоих случаях

$$\sum_{k=1}^r n_k = n$$



3. В случае, если  $X$  - дискретная случайная величина, с помощью предполагаемого закона распределения  $F(x)$  вычисляются вероятности  $p_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$ , с которыми случайная величина  $X$  принимает каждое значение. В случае, когда  $X$  - непрерывная случайная величина, следует определить вероятности  $p_k$  попадания значения величины  $X$  в каждый интервал  $\Delta_k$ :

$$P[X \in \Delta_k] = p_k, k = 1, \dots, m$$

4. Вычисляется выборочное значение статистики критерия

$$\chi_B^2 = \sum_{k=1}^m \frac{(n_k - np_k)^2}{np_k}$$

5. Принимается статистическое решение: гипотеза  $H_0$  не противоречит выборке наблюдений на заданном уровне значимости  $\alpha$ , если  $\chi_B^2 < \chi_{1-\alpha}^2(m - l - 1)$ , где  $l$  - число параметров распределения  $F(x)$ , которые оцениваются по выборке; если же  $\chi_B^2 \geq \chi_{1-\alpha}^2(m - l - 1)$ , то гипотеза  $H_0$  отклоняется.

## 1.4 Методы распознавания образов

Распознаванием образов называются задачи построения и применения формальных операций над числовыми или символьными отображениями объектов реального или идеального мира, результаты, решения которых отражают отношения эквивалентности между этими объектами. Отношения эквивалентности выражают принадлежность оцениваемых объектов к каким-либо классам, рассматриваемым как самостоятельные семантические единицы.

При построении алгоритмов распознавания классы эквивалентности могут задаваться исследователем, который пользуется собственными содержательными представлениями или использует внешнюю дополнительную информацию о сходстве и различии объектов в контексте решаемой задачи. Тогда говорят о «распознавании с учителем». В противном случае, т.е. когда автоматизированная система решает задачу классификации без привлечения внешней обучающей информации, говорят об автоматической классификации или «распознавании без учителя». Большинство алгоритмов распознавания образов требует привлечения весьма значительных вычислительных мощностей, которые могут быть обеспечены только высокопроизводительной компьютерной техникой.

Различные авторы ( Ю.Л. Барабаш [12], В.И. Васильев [13], А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин [14], Р. Дуда, П. Харт [10], Ф.И. Перегудов, Ф.П. Тарасенко [3], Дж. Ту, Р. Гонсалес [5], К. Фу [7], Я.З. Цыпкин [8] и др.) дают различную типологию методов распознавания образов. Одни авторы различают параметрические, непараметрические и эвристические методы, другие – выделяют группы методов, исходя из исторически сложившихся школ и направлений в данной области.

В то же время, известные типологии не учитывают одну очень существенную характеристику, которая отражает специфику способа представления знаний о предметной области с помощью какого-либо формального алгоритма распознавания образов. Д.А.Поспелов выделяет два основных способа представления знаний [9]:

- интенциональное представление - в виде схемы связей между атрибутами (признаками);
- экстенциональное представление - с помощью конкретных фактов (объекты, примеры).

Необходимо отметить, что существование именно этих двух групп методов распознавания: оперирующих с признаками, и оперирующих с объек-

тами, глубоко закономерно. С этой точки зрения ни один из этих методов, взятый отдельно от другого, не позволяет сформировать адекватное отражение предметной области. Между этими методами существует отношение дополнительности поэтому перспективные системы распознавания должны обеспечивать реализацию обоих этих методов, а не только какого-либо одного из них.

Таким образом, в основу классификации методов распознавания, предложенной Д.А.Поспеловым [9], положены фундаментальные закономерности, лежащие в основе человеческого способа познания вообще, что ставит ее в совершенно особое (привилегированное) положение по сравнению с другими классификациями, которые на этом фоне выглядят более легковесными и искусственными.

#### *Интенсиональные методы*

Отличительной особенностью интенсиональных методов является то, что в качестве элементов операций при построении и применении алгоритмов распознавания образов они используют различные характеристики признаков и их связей. Такими элементами могут быть отдельные значения или интервалы значений признаков, средние величины и дисперсии, матрицы связей признаков и т. п., над которыми производятся действия, выражаемые в аналитической или конструктивной форме. При этом объекты в данных методах не рассматриваются как целостные информационные единицы, а выступают в роли индикаторов для оценки взаимодействия и поведения своих атрибутов.

Группа интенсиональных методов распознавания образов обширна, и ее деление на подклассы носит в определенной мере условный характер:

- методы, основанные на оценках плотностей распределения значений признаков;
- методы, основанные на предположениях о классе решающих функций;

- логические методы;
- лингвистические (структурные) методы.

*Методы, основанные на оценках плотностей распределения значений признаков*

Эти методы распознавания образов заимствованы из классической теории статистических решений, в которой объекты исследования рассматриваются как реализации многомерной случайной величины, распределенной в пространстве признаков по какому-либо закону. Они базируются на байесовской схеме принятия решений, апеллирующей к априорным вероятностям принадлежности объектов к тому или иному распознаваемому классу и условным плотностям распределения значений вектора признаков. Данные методы сводятся к определению отношения правдоподобия в различных областях многомерного пространства признаков.

Группа методов, основанных на оценке плотностей распределения значений признаков, имеет прямое отношение к методам дискриминантного анализа. Байесовский подход к принятию решений [15] и относится к наиболее разработанным в современной статистике так называемым параметрическим методам, для которых считается известным аналитическое выражение закона распределения (в данном случае нормальный закон) и требуется оценить лишь небольшое количество параметров (векторы средних значений и ковариационные матрицы).

К этой группе относится и метод вычисления отношения правдоподобия для независимых признаков. Этот метод, за исключением предположения о независимости признаков (которое в действительности практически никогда не выполняется), не предполагает знания функционального вида закона распределения. Его можно отнести к непараметрическим методам [9].

Другие непараметрические методы, применяемые тогда, когда вид кривой плотности распределения неизвестен и нельзя сделать вообще никаких предположений о ее характере, занимают особое положение. К ним относят-

ся известные метод многомерных гистограмм, метод «к-ближайших соседей», метод евклидова расстояния, метод потенциальных функций и др., обобщением которых является метод, получивший название «оценки Парзена». Эти методы формально оперируют объектами как целостными структурами, но в зависимости от типа задачи распознавания могут выступать и в интенциональной и в экстенциональной ипостасях.

Непараметрические методы анализируют относительные количества объектов, попадающих в заданные многомерные объемы, и используют различные функции расстояния между объектами обучающей выборки и распознаваемыми объектами. Для количественных признаков, когда их число много меньше объема выборки, операции с объектами играют промежуточную роль в оценке локальных плотностей распределения условных вероятностей и объекты не несут смысловой нагрузки самостоятельных информационных единиц. В то же время, когда количество признаков соизмеримо или больше числа исследуемых объектов, а признаки носят качественный или дихотомический характер, то ни о каких локальных оценках плотностей распределения вероятностей не может идти речи. В этом случае объекты в указанных непараметрических методах рассматриваются как самостоятельные информационные единицы (целостные эмпирические факты) и данные методы приобретают смысл оценок сходства и различия изучаемых объектов.

Таким образом, одни и те же технологические операции непараметрических методов в зависимости от условий задачи имеют смысл либо локальных оценок плотностей распределения вероятностей значений признаков, либо оценок сходства и различия объектов.

В контексте интенционального представления знаний здесь рассматривается первая сторона непараметрических методов, как оценок плотностей распределения вероятностей. Многие авторы отмечают, что на практике непараметрические методы типа оценок Парзена работают хорошо. Основными трудностями применения указанных методов считаются необходимость за-

поминания всей обучающей выборки для вычисления оценок локальных плотностей распределения вероятностей и высокая чувствительность к не-представительности обучающей выборки.

*Методы, основанные на предположениях о классе решающих функций*

В данной группе методов считается известным общий вид решающей функции и задан функционал ее качества. На основании этого функционала по обучающей последовательности ищется наилучшее приближение решающей функции. Самыми распространенными являются представления решающих функций в виде линейных и обобщенных нелинейных полиномов. Функционал качества решающего правила обычно связывают с ошибкой классификации.

Основным достоинством методов, основанных на предположениях о классе решающих функций, является ясность математической постановки задачи распознавания, как задачи поиска экстремума. Решение этой задачи нередко достигается с помощью каких-либо градиентных алгоритмов. Многообразие методов этой группы объясняется широким спектром используемых функционалов качества решающего правила и алгоритмов поиска экстремума. Обобщением рассматриваемых алгоритмов, к которым относятся, в частности, алгоритм Ньютона, алгоритмы перцептронного типа и др., является метод стохастической аппроксимации. В отличие от параметрических методов распознавания успешность применения данной группы методов не так сильно зависит от рассогласования теоретических представлений о законах распределения объектов в пространстве признаков с эмпирической реальностью. Все операции подчинены одной главной цели - нахождению экстремума функционала качества решающего правила. В то же время результаты параметрических и рассматриваемых методов могут быть похожими. Как показано выше, параметрические методы для случая нормальных распределений объектов в различных классах с равными ковариационными матрицами приводят к линейным решающим функциям. Отметим также, что алгоритмы от-

бора информативных признаков в линейных диагностических моделях, можно интерпретировать как частные варианты градиентных алгоритмов поиска экстремума.

Возможности градиентных алгоритмов поиска экстремума, особенно в группе линейных решающих правил, достаточно хорошо изучены. Сходимость этих алгоритмов доказана только для случая, когда распознаваемые классы объектов отображаются в пространстве признаков компактными геометрическими структурами. Однако стремление добиться достаточного качества решающего правила нередко может быть удовлетворено с помощью алгоритмов, не имеющих строгого математического доказательства сходимости решения к глобальному экстремуму.

К таким алгоритмам относится большая группа процедур эвристического программирования, представляющих направление эволюционного моделирования. Эволюционное моделирование является бионическим методом, заимствованным у природы. Оно основано на использовании известных механизмов эволюции с целью замены процесса содержательного моделирования сложного объекта феноменологическим моделированием его эволюции.

Принцип самоорганизации, положенный в основу МГУА, называют эвристической самоорганизацией, так как весь процесс основывается на введении внешних дополнений, выбираемых эвристически. Результат решения может существенно зависеть от этих эвристик. От того, как разделены объекты на обучающую и проверочную выборки, как определяется критерий качества распознавания, какое количество переменных пропускается в следующий ряд селекции и т. д., зависит результирующая диагностическая модель.

#### *Логические методы*

Логические методы распознавания образов базируются на аппарате алгебры логики и позволяют оперировать информацией, заключенной не только в отдельных признаках, но и в сочетаниях значений признаков. В этих ме-

тодах значения какого-либо признака рассматриваются как элементарные события.

В самом общем виде логические методы можно охарактеризовать как разновидность поиска по обучающей выборке логических закономерностей и формирование некоторой системы логических решающих правил (например, в виде конъюнкций элементарных событий), каждое из которых имеет собственный вес. Группа логических методов разнообразна и включает методы различной сложности и глубины анализа. Для дихотомических (булевых) признаков популярными являются так называемые древообразные классификаторы, метод тупиковых тестов, алгоритм «Кора» и другие. Более сложные методы основываются на формализации индуктивных методов Д.С.Милля. Формализация осуществляется путем построения квазиаксиоматической теории и базируется на многосортной многозначной логике с кванторами по кортежам переменной длины [9].

Алгоритм «Кора», как и другие логические методы распознавания образов, является достаточно трудоемким, поскольку при отборе конъюнкций необходим полный перебор. Поэтому при применении логических методов предъявляются высокие требования к эффективной организации вычислительного процесса, и эти методы хорошо работают при сравнительно небольших размерностях пространства признаков и только на мощных компьютерах.

#### *Лингвистические (синтаксические или структурные) методы*

Лингвистические методы распознавания образов основаны на использовании специальных грамматик порождающих языки, с помощью которых может описываться совокупность свойств распознаваемых объектов [10]. Грамматикой называют правила построения объектов из этих непроемных элементов.

Если описание образов производится с помощью непроемных элементов (подобразов) и их отношений, то для построения автоматических си-



стем распознавания применяется лингвистический или синтаксический подход с использованием принципа общности свойств. Образ можно описать с помощью иерархической структуры подобразов, аналогичной синтаксической структуре языка. Это обстоятельство позволяет применять при решении задач распознавания образов теорию формальных языков. Предполагается, что грамматика образов содержит конечные множества элементов, называемых переменными, производными элементами и правилами подстановки. Характер правил подстановки определяет тип грамматики. Среди наиболее изученных грамматик можно отметить регулярные, бесконтекстные и грамматики непосредственно составляющих. Ключевыми моментами данного подхода являются выбор производных элементов образа, объединение этих элементов и связывающих их отношений в грамматики образов и, наконец, реализация в соответствующем языке процессов анализа и распознавания. Такой подход особенно полезен при работе с образами, которые либо не могут быть описаны числовыми измерениями, либо столь сложны, что их локальные признаки идентифицировать не удастся и приходится обращаться к глобальным свойствам объектов.

Например, Е.А. Бутаков, В.И. Островский, И.Л. Фадеев предлагают следующую структуру системы для обработки изображений, которая показана на рисунке 1.5, использующую лингвистический подход, где каждый из функциональных блоков является программным (микропрограммным) комплексом (модулем), реализующим соответствующие функции.

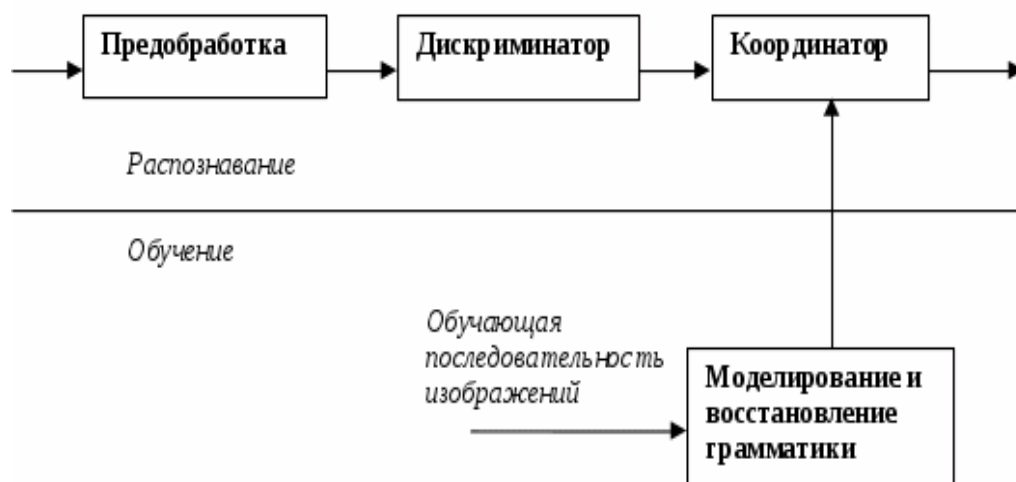


Рисунок 1.5. Структурная схема распознающего устройства

Попытки применить методы математической лингвистики к задаче анализа изображений приводят к необходимости решить ряд проблем, связанных с отображением двумерной структуры изображения на одномерные цепочки формального языка [10].

#### *Экстенциональные методы*

В методах данной группы, в отличие от интенционального направления, каждому изучаемому объекту в большей или меньшей мере придается самостоятельное диагностическое значение. По своей сути эти методы близки к клиническому подходу, который рассматривает людей не как проранжированную по тому или иному показателю цепочку объектов, а как целостные системы, каждая из которых индивидуальна и имеет особенную диагностическую ценность. Такое бережное отношение к объектам исследования не позволяет исключать или утрачивать информацию о каждом отдельном объекте, что происходит при применении методов интенционального направления, использующих объекты только для обнаружения и фиксации закономерностей поведения их атрибутов.

Основными операциями в распознавании образов с помощью обсуждаемых методов являются операции определения сходства и различия объек-

тов. Объекты в указанной группе методов играют роль диагностических прецедентов. При этом в зависимости от условий конкретной задачи роль отдельного прецедента может меняться в самых широких пределах: от главной и определяющей и до весьма косвенного участия в процессе распознавания. В свою очередь условия задачи могут требовать для успешного решения участия различного количества диагностических прецедентов: от одного в каждом распознаваемом классе до полного объема выборки, а также разных способов вычисления мер сходства и различия объектов. Этими требованиями объясняется дальнейшее разделение экстенциональных методов на подклассы:

- метод сравнения с прототипом;
- метод «k – ближайших соседей»;
- алгоритмы вычисления оценок («голосования»);
- коллективы решающих правил.

#### *Метод сравнения с прототипом*

Это наиболее простой экстенциональный метод распознавания. Он применяется, например, тогда, когда распознаваемые классы отображаются в пространстве признаков компактными геометрическими группировками. В таком случае обычно в качестве точки – прототипа выбирается центр геометрической группировки класса (или ближайший к центру объект).

Для классификации неизвестного объекта находится ближайший к нему прототип, и объект относится к тому же классу, что и этот прототип. Очевидно, никаких обобщенных образов классов в данном методе не формируется.

В качестве меры близости могут применяться различные типы расстояний. Часто для дихотомических признаков используется расстояние Хэмминга, которое в данном случае равно квадрату евклидова расстояния. При этом решающее правило классификации объектов эквивалентно линейной решающей функции.

Указанный факт следует особо отметить. Он наглядно демонстрирует связь прототипной и признаковой репрезентации информации о структуре данных. Пользуясь приведенным представлением, можно, например, любую традиционную измерительную шкалу, являющуюся линейной функцией от значений дихотомических признаков, рассматривать как гипотетический диагностический прототип. В свою очередь, если анализ пространственной структуры распознаваемых классов позволяет сделать вывод об их геометрической компактности, то каждый из этих классов достаточно заменить одним прототипом который, фактически эквивалентен линейной диагностической модели.

На практике, конечно, ситуация часто бывает отличной от описанного идеализированного примера. Перед исследователем, намеревающимся применить метод распознавания, основанный на сравнении с прототипами диагностических классов, встают непростые проблемы. Это, в первую очередь, выбор меры близости (метрики), от которого может существенно измениться пространственная конфигурация распределения объектов. И, во-вторых, самостоятельной проблемой является анализ многомерных структур экспериментальных данных. Обе эти проблемы особенно остро встают перед исследователем в условиях высокой размерности пространства признаков, характерной для реальных задач.

#### *Метод k-ближайших соседей*

Метод k-ближайших соседей для решения задач дискриминантного анализа был впервые предложен еще в 1952 году. Он заключается в следующем.

При классификации неизвестного объекта находится заданное число (k) геометрически ближайших к нему в пространстве признаков других объектов (ближайших соседей) с уже известной принадлежностью к распознаваемым классам. Решение об отнесении неизвестного объекта к тому или иному диагностическому классу принимается путем анализа информации об

этой известной принадлежности его ближайших соседей, например, с помощью простого подсчета голосов.

Первоначально метод «к-ближайших соседей» рассматривался как непараметрический метод оценивания отношения правдоподобия. Для этого метода получены теоретические оценки его эффективности в сравнении с оптимальным байесовским классификатором. Доказано, что асимптотические вероятности ошибки для данного метода превышают ошибки правила Байеса не более чем в два раза.

Как отмечалось выше, в реальных задачах часто приходится оперировать объектами, которые описываются большим количеством качественных (дихотомических) признаков. При этом размерность пространства признаков соизмерима или превышает объем исследуемой выборки. В таких условиях удобно интерпретировать каждый объект обучающей выборки, как отдельный линейный классификатор. Тогда тот или иной диагностический класс представляется не одним прототипом, а набором линейных классификаторов. Совокупное взаимодействие линейных классификаторов дает в итоге кусочно-линейную поверхность, разделяющую в пространстве признаков распознаваемые классы. Вид разделяющей поверхности, состоящей из кусков гиперплоскостей, может быть разнообразным и зависит от взаимного расположения классифицируемых совокупностей.

При использовании метода «к-ближайших соседей» для распознавания образов исследователю приходится решать сложную проблему выбора метрики для определения близости диагностируемых объектов. Эта проблема в условиях высокой размерности пространства признаков чрезвычайно обостряется вследствие достаточной трудоемкости данного метода, которая становится значимой даже для высокопроизводительных компьютеров. Поэтому здесь так же, как и в методе сравнения с прототипом, необходимо решать творческую задачу анализа многомерной структуры экспериментальных дан-

ных для минимизации числа объектов, представляющих диагностические классы.

#### *Алгоритмы вычисления оценок (голосования)*

Принцип действия алгоритмов вычисления оценок (АВО) состоит в вычислении приоритете (оценок сходства), характеризующих «близость» распознаваемого и эталонных объектов по системе ансамблей признаков, представляющей собой систему подмножеств заданного множества признаков.

В отличие от всех ранее рассмотренных методов алгоритмы вычисления оценок принципиально по-новому оперируют описаниями объектов. Для этих алгоритмов объекты существуют одновременно в самых разных подпространствах пространства признаков. Класс АВО доводит идею использования признаков до логического конца: поскольку не всегда известно, какие сочетания признаков наиболее информативны, то в АВО степень сходства объектов вычисляется при сопоставлении всех возможных или определенных сочетаний признаков, входящих в описания объектов.

#### *Коллективы решающих правил*

В решающем правиле применяется двухуровневая схема распознавания. На первом уровне работают частные алгоритмы распознавания, результаты которых объединяются на втором уровне в блоке синтеза. Наиболее распространенные способы такого объединения основаны на выделении областей компетентности того или иного частного алгоритма. Простейший способ нахождения областей компетентности заключается в априорном разбиении пространства признаков исходя из профессиональных соображений конкретной науки (например, расслоение выборки по некоторому признаку). Тогда для каждой из выделенных областей строится собственный распознающий алгоритм. Другой способ базируется на применении формального анализа для определения локальных областей пространства признаков как

окрестностей распознаваемых объектов, для которых доказана успешность работы какого-либо частного алгоритма распознавания.

Самый общий подход к построению блока синтеза рассматривает результирующие показатели частных алгоритмов как исходные признаки для построения нового обобщенного решающего правила. В этом случае могут использоваться все перечисленные выше методы интенционального и экстенционального направлений в распознавании образов. Эффективными для решения задачи создания коллектива решающих правил являются логические алгоритмы типа «Кора» и алгоритмы вычисления оценок (АВО), положенные в основу так называемого алгебраического подхода, обеспечивающего исследование и конструктивное описание алгоритмов распознавания, в рамки которого укладываются все существующие типы алгоритмов.

#### *Нейросетевые методы*

Нейросетевые методы – это методы, базирующиеся на применении различных типов нейронных сетей (НС). Основные направления применения различных НС для распознавания образов и изображений:

- применение для извлечения ключевых характеристик или признаков заданных образов;
- классификация самих образов или уже извлечённых из них характеристик (в первом случае извлечение ключевых характеристик происходит неявно внутри сети);
- решение оптимизационных задач.

#### *Многослойные нейронные сети*

Архитектура многослойной нейронной сети (МНС) состоит из последовательно соединённых слоёв, где нейрон каждого слоя своими входами связан со всеми нейронами предыдущего слоя, а выходами - следующего.

МНС используется для непосредственной классификации изображений – на вход подаётся или само изображение в каком-либо виде, или набор ранее извлечённых ключевых характеристик изображения, на выходе нейрон с

максимальной активностью указывает принадлежность к распознанному классу. Если эта активность ниже некоторого порога, то считается, что данный образ не относится ни к одному из известных классов. Процесс обучения устанавливает соответствие подаваемых на вход образов с принадлежностью к определённому классу. Это называется обучением с учителем. Такой подход хорош для задач контроля доступа небольшой группы лиц. Такой подход обеспечивает непосредственное сравнение сетью самих образов, но с увеличением числа классов время обучения и работы сети возрастает экспоненциально. Поэтому для таких задач, как поиск похожего человека в большой базе данных, требует извлечения компактного набора ключевых характеристик, на основе которых можно производить поиск.

В настоящее время существует достаточно большое количество систем автоматического распознавания образов для различных прикладных задач.

Распознавание образов формальными методами как фундаментальное научное направление является неисчерпаемым.

Математические методы обработки изображений имеют самые разнообразные применения: наука, техника, медицина, социальная сфера. В дальнейшем роль распознавания образов в жизни человека будет возрастать еще больше.

## **1.5 Цель работы и формулировка задачи**

### **1.5.1 Цель работы**

Цель работы состоит в разработке метода определения размеров микрочастиц и их распределения по размерным группам для повышения качества компьютерного количественного анализа металлов и сплавов.



### **1.5.2 Основные задачи для достижения цели**

В данной работе предполагается модернизировать существующие эмпирические методы количественной металлографии на основе методов распознавания изображений, математического моделирования и средств программирования. Поскольку количественный анализ осуществляется по цифровым микрофотографиям металлов и сплавов. Для успешного достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- составить алгоритм распознавания микрочастиц на основании существующих методов;
- разработать алгоритм определения количества частиц на изображении;
- разработать методику определения размеров частиц;
- проверить статистическую гипотезу о логарифмическом нормальном законе распределения размеров микрочастиц;
- разработать алгоритм распределения частиц по размерным группам на основе закона распределения;
- разработать программное приложение для проведения численных экспериментов и обработки цифровых микрофотографий.

### **1.5.3 Исходные данные**

Исходными данными задачи является литература по металлографии, распознаванию образов и математической статистике, а также графическая информация в виде растрового изображения образцов сплавов, данные о марке сплава, номере образца и поля. Растровое изображение может состоять из нескольких областей, соприкасающихся только границами. Каждая такая область является графическим объектом.

## **2 Методика подсчета количества микрочастиц и их размеров на основе логарифмически нормального закона распределения**

### **2.1 Существующие методы распознавания микрочастиц**

В процессе выполнения данной работы были рассмотрены существующие методы, которые опираются на основные принципы металлографии, методы нечеткой математики и статистические методы распознавания образов. Алгоритмы позволяют строить математическую модель каждой фазы в виде нечеткого множества по контрольным точкам на снимке.

#### **2.1.1 Метод распознавания на основе байесовского решающего правила**

Метод распознавания на основе байесовского решающего правила был предложен в работе [15] для распознавания фаз сплавов и определения их процентного соотношения (объемных долей). Идея метода состоит в следующем.

Каждый из графических объектов на изображении будем называть фазой. Количество фаз обозначим через  $N$ .

Пусть  $D$  – вся цветовая шкала.

Цветовую шкалу  $D$  представим как множество точек с координатами  $r, g, b, a$ , где  $r, g$  и  $b$ , – это значение цветовых каналов красного, зеленого и синего, каждый от 0 до 255,  $a$  – номер фазы, к которой относится точка,  $a=1,2,\dots, N$ . Если принадлежность точки какой-либо фазе еще не определена, то принимаем  $a = 0$ .

Тогда каждая фаза является некоторым подмножеством  $D_i$  множества  $D, i=1,2,\dots, N$ . Причем

$$\bigcup_{i=1}^N D_i = D$$

и при любых  $i$  и  $j$ ,  $i \neq j$ , выполняется

$$D_i \cap D_j = \emptyset$$

Алгоритм построения множества  $D_i$  начинается со статистической экспертизы, состоящей из следующих этапов.

Этап 1. Эксперт задает множество  $Z_i$  контрольных цветов для  $i$ -й фазы,  $i=1,2,\dots,N$ . Число элементов во всех  $Z_i$  предполагается одинаковым и равно  $n$ .

Этап 2. Поскольку цвет задается тремя координатами  $r$ ,  $g$ ,  $b$ , он описывается трехмерной случайной величиной  $(R, G, B)$ . Множество  $Z_i$  в этом случае представляет собой статистическую выборку из генеральной совокупности значений величины  $(R^i, G^i, B^i)$ .

По полученной выборке  $Z_i$  находится центр рассеивания, координатами которого являются несмещенные оценки математических ожиданий (выборочное среднее)  $\bar{r}_e^i, \bar{g}_e^i, \bar{b}_e^i$ . Затем определяем исправленные средние квадратические отклонения по формулам

$$\bar{\sigma}_r^i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (r_k^i - \bar{r}_e^i)^2},$$

$$\bar{\sigma}_g^i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (g_k^i - \bar{g}_e^i)^2},$$

$$\bar{\sigma}_b^i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (b_k^i - \bar{b}_e^i)^2}.$$

Затем вычисляются границы доверительных интервалов для каждого из математических ожиданий  $(m_r^i, m_g^i, m_b^i)$  случайных величин  $R^i, G^i$  и  $B^i$  соответственно, предполагая, что эти величины подчиняются нормальному закону. Доверительные интервалы при заданной доверительной вероятности  $\gamma$  имеют вид:

$$(\bar{r}_e^i - t_\gamma \bar{\sigma}_r^i / \sqrt{n} < R^i < \bar{r}_e^i + t_\gamma \bar{\sigma}_r^i / \sqrt{n}),$$

$$(\bar{g}_e^i - t_\gamma \bar{\sigma}_g^i / \sqrt{n} < G^i < \bar{g}_e^i + t_\gamma \bar{\sigma}_g^i / \sqrt{n}),$$

$$(\bar{b}_e^i - t_\gamma \bar{\sigma}_b^i / \sqrt{n} < B^i < \bar{b}_e^i + t_\gamma \bar{\sigma}_b^i / \sqrt{n}),$$

где  $t_\gamma$  - это квантиль распределения Стьюдента при заданных  $\gamma$  и  $n$ .

Этап 3. Строим шар  $\Pi_i$  с центром в точке  $(\bar{r}_e^i, \bar{g}_e^i, \bar{b}_e^i)$  радиуса

$$\rho_i = \sqrt{(\delta_r^i)^2 + (\delta_g^i)^2 + (\delta_b^i)^2},$$

где  $\delta_r^i = t_\gamma \frac{\bar{\sigma}_r^i}{\sqrt{n}}, \quad \delta_g^i = t_\gamma \frac{\bar{\sigma}_g^i}{\sqrt{n}}, \quad \delta_b^i = t_\gamma \frac{\bar{\sigma}_b^i}{\sqrt{n}}.$

Все точки, попадающие в  $\Pi_i$  будем относить к  $i$ -й фазе. Во всех остальных случаях (в том числе и в случае, если точка попадает более чем в один шар) применяется следующий алгоритм.

Точка проверяется на принадлежность к одной из двух фаз по байесовскому решающему правилу, которое в данном случае принимает вид:

$$\begin{aligned}
h(X) = & \frac{1}{2D_{общ}^1} ((R - \bar{r}_g^1)^2 + (G - \bar{g}_g^1)^2 + (B - \bar{b}_g^1)^2) - \\
& - \frac{1}{2D_{общ}^2} ((R - \bar{r}_g^2)^2 + (G - \bar{g}_g^2)^2 + (B - \bar{b}_g^2)^2) + \\
& + \frac{3}{2} \ln\left(\frac{D_{общ}^1}{D_{общ}^2}\right) \leq 0 \rightarrow X \in \begin{cases} \omega_1, \\ \omega_2 \end{cases},
\end{aligned}$$

где  $D_{общ}^i = \sqrt[3]{D_R^i \cdot D_G^i \cdot D_B^i}$  - общая дисперсия  $i$ -й фазы.

Далее, по этому же правилу, точка проверяется на принадлежность к выбранной фазе и следующей фазе. Таким образом, после проверки всех фаз определяется конечная принадлежность точки к одной из них.

### 2.1.2 Методика подсчета количества микрочастиц на основе трехзначной логики

Растровое изображение может состоять из нескольких областей соприкасающихся их границами. Каждая такая область и является графическим объектом.

Статистические методы обработки информации дают результаты, имеющие случайный характер. Кроме того, различные дефекты обработки поверхности шлифа, цветовая неоднородность, а также потеря четкости растрового изображения при масштабировании могут приводить к искажению или размытости границ графического объекта. В такой ситуации даже эксперт не сможет с полной уверенностью определить границы исследуемого объекта. Это приводит к использованию средств нечеткой математики для построения математической модели графического объекта [23].

#### *Построение базы правил нечеткой логики*

Нечеткая логика предназначена для формализации человеческих способностей к неточным или приближенным рассуждениям, которые позволя-

ют более адекватно ситуации с неопределенностью. Классическая логика по своей сути игнорирует проблему неопределенности, поскольку все высказывания и рассуждения в формальных логических системах могут иметь только значение «истина» (И, 1) или значение «ложь» (Л, 0). В отличие от этого в нечеткой логике истинность рассуждений оценивается в некоторой степени, которая может принимать и другие отличительные {И, Л} значения.

Для построения базы правил нечеткой логики для каждой точки с координатами  $(i, j)$  вводятся лингвистические переменные  $B_{ij}$  и  $Z_{ij}$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$ ,  $j = 1, 2, \dots, L$ , где  $M \times L$  - размер графического изображения.

Переменная  $B_{ij}$  может принимать значения  $X_0 = \text{«фон»}$ ,  $X_1 = \text{«цвет 1»}$ , ...,  $X_N = \text{«цвет N»}$ .

Каждое значение  $X_i$  соответствует одному из цветов, используемых для обозначения фаз. При этом каждой фазе сплава соответствует один цвет. Фоном считается любой цвет, отличный от  $X_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$ .

Выходной параметр  $Z_{ij}$  соответствует тем действиям, которые надо выполнять по отношению к пикселю  $(i, j)$ , и может принимать любое из трех значений:

$Y_0 = \text{«пропустить»}$ ;

$Y_1 = \text{«совершить обход соседних точек»}$ ;

$Y_2 = \text{«отменить точку»}$ .

База правил нечеткой логики, используемой для подсчета количества микрочастиц в данной работе, включает в себя правила выбора начальной точки обхода в каждой строке изображения и правила выделения микрочастицы:

Если  $[(B_{i1} = X_1) \vee (B_{i1} = X_2) \vee \dots \vee (B_{i1} = X_N)]$ , то  $Z_{i1} = Y_1$ .

Если  $[\neg(B_{i1} = X_1) \vee (B_{i1} = X_2) \vee \dots \vee (B_{i1} = X_N)]$ , то  $Z_{i1} = Y_0$ .

Если  $[(B_{ij} = B_{ij+s}) \wedge (Z_{ij} = Y_1)]$ , то  $Z_{i,j+s} = Y_1, Z_{ij} = Y_0$ .

Если  $[(B_{ij} = B_{i+s,j}) \wedge (Z_{ij} = Y_1)]$ , то  $Z_{i+s,j} = Y_1, Z_{ij} = Y_0$ .

Если  $[(B_{ij} = B_{i+s,j}) \wedge (Z_{ij} = Y_0)]$ , то  $Z_{i+s,j} = Z_{ij}$ .

Если  $[(B_{ij} = B_{i,j+s}) \wedge (Z_{ij} = Y_0)]$ , то  $Z_{i,j+s} = Z_{ij}$ .

Если  $[(B_{ij} = B_{i+s,j}) \wedge (B_{i+s,j} = X_0)]$ , то  $Z_{i+s,j} = Y_0$ .

Если  $[(B_{ij} = B_{i,j+s}) \wedge (B_{ij} = X_0)]$ , то  $Z_{i,j+s} = Y_0$ .

Если  $[(B_{ij} = B_{i+s,j}) \wedge (B_{i+s,j} = X_0) \wedge (Z_{ij} = Y_1)]$ , то  $Z_{i+s,j} = Y_2$ ,

Если  $[(B_{ij} = B_{i+s,j}) \wedge (B_{i+s,j} = X_0) \wedge (Z_{ij} = Y_1)]$ , то  $Z_{i+s,j} = Y_2$ .

$$S = -1; 1, \quad i = 1, 2, \dots, M, \quad j = 2, \dots, L.$$

*Алгоритм подсчета количества микрочастиц*

Пусть  $W$  – вся цветовая шкала.

Цветовую шкалу  $W$  представим как множество точек с координатами  $r, g, b, a$ , где  $r, g$  и  $b$ , – это значение цветовых каналов красного, зеленого и синего, каждый от 0 до 255,  $a$  – номер фазы, к которой относится точка. Если принадлежность точки какой-либо фазе не определена, то принимаем  $a=0$ .

Тогда каждая фаза является некоторым подмножеством  $W_i$  множества  $W, i=1, 2, \dots, N$ . Причем  $\bigcup_{i=1}^N W_i = W$  и при любых  $i$  и  $j, i \neq j$ , выполняется  $W_i \cap W_j = \emptyset$ .

Алгоритм построения множества  $W_i$  начинается со статистической экспертизы, состоящей из следующих этапов.

Этап 1. Эксперт задает множество  $Z_i$  контрольных цветов для  $i$ -й фазы,  $i=1, 2, \dots, N$ . Число элементов во всех  $Z_i$  предполагается одинаковым и равно  $n$ .

Этап 2. Поскольку цвет задается тремя координатами  $r, g, b$ , он описывается трехмерной случайной величиной  $(R, G, B)$ .

Координаты точки выбранной экспертом обозначим  $eR, eG, eB$ . Координаты сравниваемой точки  $rR, rG, rB$  как показано на рисунке 1.6.

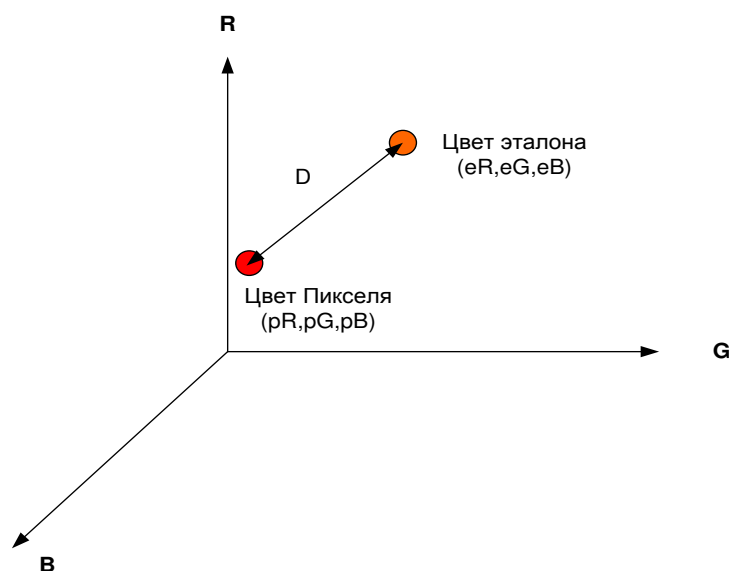


Рисунок 1.6 – Трехмерное пространство RGB

Этап 3. Определение диапазона распределения цветовых оттенков  $D$  рассчитывается по формуле

$$D^2 = (eR - pR)^2 + (eG - pG)^2 + (eB - pB)^2,$$

где  $eR$ ,  $eG$ ,  $eB$  координаты точки эталона;

$pR$ ,  $pG$ ,  $pB$  координаты точки сравниваемой с точкой эталоном.

Обход изображения осуществляется с левой верхней точки ( $B_{i,j}$ ) далее рассматриваются соседние точки ( $B_{i\pm 1,j}$ )( $B_{i,j\pm 1}$ ). Если значение самой точки ( $B_{1,1}$ ) или соседних точек ( $B_{i\pm 1,j}$ )( $B_{i,j\pm 1}$ ) не равны цветам, выбранным экспертом, точки помечаются значением 0 («пропустить») и обход идет дальше по горизонтали (точки ( $B_{2,1}, B_{3,1}, \dots, B_{m,1}$ )). Как только находится точка, значение которой равно цвету выбранному экспертом, осуществляется обход микрочастиц крестом, который изображен на рисунке 1.7.



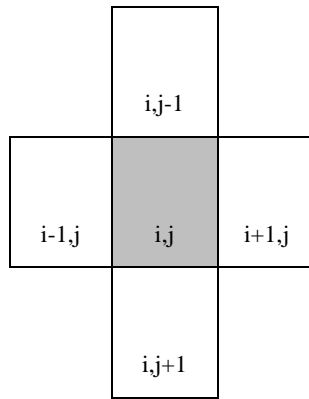


Рисунок 1.7 – шаблон обхода микрочастицы

Всем точкам, принадлежащим к данной микрочастице, присваивается значение 1 («совершить обход соседних точек»). В том случае если при обходе микрочастицы встретится цвет отличный от фона и данной фазы, точке присваивается значение 0,5 («отменить точку»). После того как будут пройдены все точки со значением 1, счетчик микрочастицы увеличивается на единицу, всем точкам со значением 1 присваивается значение 0, а точки со значением 0,5 сбрасываются.

## 2.2 Существующие методы определения количества микрочастиц

Всякую микроскопическую частицу следует рассматривать как геометрическое тело микроскопических масштабов. Как и всякое геометрическое тело, микрочастица обладает вполне определенной формой и геометрическими параметрами – линейными размерами, величиной поверхности, объемом и так далее. Вполне естественно воспользоваться именно этими геометрическими величинами для количественной оценки микроскопических частиц и структуры в целом как их совокупности. Однако в объеме исследуемого металла едва ли найдутся хотя бы две микрочастицы, полностью тожде-

ственные по форме и размерам, поэтому можно говорить только об использовании статистически средних величин геометрических параметров. Следует отметить, что микроскопическая структура, представляющая практически бесконечное множество однотипных микрочастиц и их структурных элементов, – чрезвычайно благоприятный объект для применения к нему статистических методов исследования и анализа [6].

Все вышесказанное в полной мере относится к графическому изображению сплава, являющемуся отражением плоскостного строения сечений микрочастиц и их взаимного расположения на шлифе.

*Планиметрический метод определения структурного объемного состава сплава М. Делесса*

Планиметрическое определение минералогического состава горной породы впервые было осуществлено М. Делессом в 1847г. Видимые на полированной поверхности образца контуры зерен отдельных минералов, составляющих породу, М. Делесс переводил на прозрачную бумагу, окрашивая зерна каждого из минералов условным цветом. Затем он наклеивал прозрачную бумагу на металлическую фольгу (для большей точности последующего взвешивания), вырезал зерна ножницами, сортировал по условным цветам окраски (по минералам), а затем оклеивал и взвешивал фольгу отдельно для каждого минерала. Полученная масса фольги пропорциональна площади соответствующих минералов на шлифе и, следовательно, занимаемому ими объему в горной породе.

Как видно из описания метода, он весьма трудоемок и продолжителен. Применим только в случае изучения мало дисперсной макроструктуры. При количественном анализе микроструктуры в настоящее время применяют различные видоизменения планиметрического метода М. Делесса, отличающиеся способом измерения площадей составляющих. Такое измерение можно проводить непосредственно при наблюдении в микроскоп (визуально), или же на микрофотографиях и зарисовках структуры.

### *Клеточный или сеточный метод*

Площади сечений микрочастиц фаз определяют наложением на структуру квадратной сетки. Площадь каждого сечения оценивают числом полных и неполных квадратов сетки, которые размещаются в пределах контура данного сечения. Измерения можно проводить непосредственно под микроскопом, при помощи квадратно-сетчатого окуляра. На микрофотографии эти измерения проводят накладыванием на нее прозрачной сетки, или проектированием структуры на экран, на которой нанесена квадратная сетка. Во всех случаях необходимо, чтобы площадь измеряемого сечения микрочастицы (зерна) значительно превышала площадь одной ячейки сетки.

Клеточный метод весьма трудоемок, утомителен, и в металлографической практике его применяют весьма редко, хотя результаты оценки структуры получаются достаточно надежными и точными.

### *Линейный метод А. Розиваля для определения структурного объемного состава сплава*

Линейный метод, первоначально предложенный в 1898г. А. Розивалем для определения минералогического состава горных пород под микроскопом, основан на принципе Кавальери-Акера, согласно которому измерение объемов тел можно заменить измерением не только площадей, но и длин отрезков. Преимущество линейного метода передпланиметрическим заключается, во-первых, в большей простоте и точности измерения длин отрезков по сравнению с измерением площадей и, во-вторых, в возможности автоматизации процесса суммирования длин отрезков, приходящихся на каждую из фаз анализируемой структуры. Значение линейного метода особенно возросло в последнее время в связи с появлением методов автоматического микроанализа, использующих принцип сканирования структуры.

Сущность линейного метода заключается в том, что видимая в микроскоп или на микрофотографии структура, состоящая из любого количества фаз или структурных составляющих, пересекается прямой линией или рядом линий. Контуры сечений микрочастиц отдельных фаз на шлифе пересекут эти линии на отдельные отрезки. Если отдельно просуммировать длины отрезков, попадающих на каждую из фаз структуры, и разделить суммы на общую длину секущих линий, то полученные частные, согласно принципу Кавальери-Акера, будут равны долям площади шлифа или объема сплава, которые занимают каждая из этих фаз. Соответствие будет тем точнее, чем длиннее секущие линии, проведенные на шлифе или микрофотографии.

Линейный метод определения структурного и фазового состава сплава, благодаря возможности применения различных приборов, а в последнее время нового метода автоматического анализа путем сканирования, является весьма эффективным как по точности, так и по скорости. Он особенно эффективен при анализе структурных составляющих, имеющих полосчатое расположение. В частности, целесообразно определять таким методом весьма малые количества структурных составляющих, имеющих линейную ориентацию (например, содержание вытянутых неметаллических включений на продольном шлифе).

## **2.3 Существующие программные решения**

### **2.3.1 Пакет ImageExpertSample 2.x**

Программа ImageExpertSample 2.x является продолжением линейки программных продуктов ImageExpert™, разрабатываемых компанией НЭКСИС, и предназначена для качественного анализа структур в соответствии со стандартами. Необходимость создания этой программы продикто-

вана стремлением упростить и автоматизировать анализ различных структур в тех случаях, когда государственные стандарты предусматривают только визуальное сравнение картинки со шлифа с предоставляемым эталоном или размерной сеткой.

В России, к сожалению, большинство стандартов принималось во времена практически полного отсутствия компьютерной техники, чем и объясняется распространённость метода сравнения с эталонами. В настоящее время существуют простые и надёжные способы компьютерного документирования как изображений, так и любой деловой и производственной информации. ImageExpertSample 2.3 предоставляет возможность хранить в компьютере все требуемые эталонные шкалы, получать и сохранять изображения структур со шлифа, наблюдая на экране монитора одновременно анализируемую структуру и эталон, назначать этой структуре соответствующий балл, и, наконец, накапливать статистику и формировать отчёт по серии полей зрения [24]. В случае работы программы на режимных предприятиях, эталонные шкалы могут представлять секретную информацию. Вторая версия программы ImageExpertSample 2.x позволяет хранить и использовать такие шкалы в закодированном состоянии, что сделает невозможным их просмотр посторонними лицами при отсутствии персонального электронного ключа защиты.

Использование программы определяется наличием у пользователя системы ввода цифровых изображений с микроскопа в компьютер. ImageExpertSample 2.x работает с телекамерой и платой видео-захвата в реальном режиме (требуется стандартный WDM-драйвер) и отображает «живое изображение» шлифа на экране компьютера, избавляя пользователя от зрительной нагрузки при попеременном просмотре эталонной структуры на плакате и реального изображения в окуляре микроскопа. Это особенно важно при долговременной работе. Программа также поддерживает TWAIN-интерфейс, что позволяет работать напрямую со специализированными ка-

мерами известных производителей (Leica, Zeiss), с web-камерами и со сканерами.

Система позволяет проводить точную калибровку и настройку масштаба изучаемых изображений. Комплекты эталонов различных стандартов поставляются для конкретного пользователя отдельно от программы анализа. Наряду с готовыми поставляемыми стандартами, пользователь имеет возможность формировать в программе комплект самостоятельно на основе требуемого стандарта или ТУ. На основе проведённого анализа формируются статистика и диаграммы, позволяющие наглядно оценивать получаемые данные. По полученным результатам программа формирует отчет в формате MicrosoftWord 2000, что позволяет существенно упростить его создание и редактирование под конкретные требования предприятия.

Компания НЭКСИС проводит работу по адаптации существующих промышленных стандартов для работы с программой качественного анализа ImageExpertSample 2.x. Все предлагаемые комплекты эталонов отличного качества, что достигается тщательной реставрацией исходных шкал.

### **2.3.2 Пакет прикладных программ ImageExpertPro 2.3**

Многофункциональная программа для обработки изображений и их комплексного численного анализа для металловедческих лабораторий.

Универсальность подхода обеспечивает ее применимость и для задач биологии и медицины. В настоящее время ImageExpertPro 2.3 активно эксплуатируется в европейской части России и на Урале. ImageExpertPro – это интегрированная среда и высокая двухуровневая степень автоматизации; высокая скорость обработки и анализа изображений; эффективные механизмы для сопряжения с ГОСТ-ами; автоотчёт; ряд уникальных методик для работы с трёхмерными изображениями; широчайший набор специализированных функций, фильтров и инструментов для выделения необходимой информа-

ции из изображений и их анализа; обеспечение накопления данных и их статистической обработки.

### **2.3.2 Система лабораторных исследования SIAMS 700**

Система SIAMS 700 – система для профессиональной обработки изображений, распознавания и анализа объектов на изображении, формирования графических отчетов по результатам анализа. Система поддерживает встроенный язык программирования высокого уровня IPL (ImageProcessingLanguage).

Система SIAMS 700 обеспечивает:

- получение изображения средствами оптической микроскопии;
- ввод цветного или полутонового изображения в компьютер;
- предобработка изображения (удаление различного рода помех, устранение неоднородности освещения, царапин и т.п.);
- выделение бинарной маски объектов по указанному правилу (по яркости или по цветовым характеристикам);
- обработка маски объектов (фильтрация по размеру, по форме, разъединение соединенных частиц и т.д.);
- измерение параметров объектов;
- получение отчета по проведенным исследованиям.

Инструментальный пакет SIAMS 700 содержит более 300 элементарных операций по обработке изображений. SIAMS 700 – это универсальная инструментальная база для проведения сложных измерений.

Автоматическое создание отчетов в виде таблиц, графиков, гистограмм распределения параметров и текстовых комментариев. Средства экспорта отчетов в общепринятые форматы – RTF, HTML. Генерация отчетов в предложенной пользователем форме.

Промышленная система анализа изображений SIAMS 700 содержит библиотеку автоматизированных методик (готовых решений) для наиболее типичных задач исследования свойств материалов и биомедицинских исследований.

Уникальная особенность SIAMS 700 – его открытость. Все методики полностью открыты для пользователя – настройка, редакция, создание методик в режиме пользователя.

## 2.4 Метод укрупненных показателей Салтыкова

В данном параграфе описывается метод укрупненных показателей для определения количества и размеров шаровидных микрочастиц, предложенный Салтыковым [1].

При количественном изучении зависимостей между статистическим распределением микрочастиц по величине, с одной стороны, и показателями свойств и факторами, характеризующими обработку или поведение металла или сплава с другой, нам приходится оперировать не с таблицами или графиками статистического распределения, а с определенными численными значениями его параметров. К ним относятся средняя величина микрочастиц, среднее квадратическое отклонение их величины, коэффициент вариации размеров, количество микрочастиц в единице объема.

В металлических структурах наблюдается распределение размеров микрочастиц, которое в рекристаллизованном металле соответствует распределению Максвелла:

$$N_i = \frac{N\Delta\sqrt{2}}{\sigma_0^3\sqrt{\pi}} D_i^2 e^{-\frac{D_i^2}{2\sigma_0^2}} \text{ (мм}^{-3}\text{)}, \quad (2.1)$$



где  $\Delta$  - интервал группировки, мм;

$D_i$  - диаметр микрочастиц  $i$ -той группы, мм;

$N_i$  - количество микрочастиц  $i$ -той группы в единице объема, мм<sup>-3</sup>;

$N$  - общее количество микрочастиц всех размеров в единице объема, мм<sup>-3</sup>.

Величина  $\sigma_0$ , входящая в формулу (2.1), связана с величинами среднего диаметра микрочастиц  $D$  и среднего квадратического отклонения диаметра  $\sigma\{D\}$  формулами:

$$\sigma_0 = \bar{D} \sqrt{\frac{\pi}{8}}, \quad \sigma_0 = \frac{\sigma\{D\}}{\sqrt{3 - \frac{8}{\pi}}}.$$

Из них следует, что коэффициент изменчивости или вариации распределения Максвелла равен:

$$\delta = \frac{\sigma\{D\}}{\bar{D}} = \frac{\sqrt{3\pi - 8}}{2\sqrt{2}} = 0.422,$$

т. е. является величиной постоянной для всякого распределения этого типа. Многочисленные экспериментальные данные различных авторов [17] показывают, что коэффициент вариации реальных распределений является величиной далеко не постоянной и обычно колеблется в пределах от 0,2 до 0,5 [1]. Для ряда структур коэффициент вариации колеблется от 0,14 до 0,63.

Весьма удобным методом проверки закона распределения является метод построения так называемой выпрямленной кривой частот. Пусть имеются экспериментальные данные, показывающие распределение диаметров микрочастиц по некоторому конечному числу групп. Если  $N$  - общее количество микрочастиц в распределении, а  $\sum N_i$  - суммарное количество микрочастиц, диаметр которых не превосходит величины  $D_i$  то для каждой размерной

группы определяем отношение  $\sum N_i / N$ . Затем последовательно для каждого размера микрочастиц полученные величины этого отношения приравниваем к нормированной функции нормального распределения  $\psi(t)$ , т. е.

$$\frac{\sum N_i}{N} = \psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^t e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (2.2)$$

Соответствующие значения нормированного отклонения  $t$  находятся по таблицам, так как интеграл (2.2) не берется в элементарных функциях. В случае нормального распределения наблюдаемой величины (в данном случае – диаметра микрочастиц) зависимость между нею и найденными значениями  $t$  должна выразиться прямой линией. Однако, как показывают расчеты, полученная зависимость существенно отклоняется от прямолинейной и скорее напоминает логарифмическую кривую как показано на рисунке 2.1.

Для проверки предположения о наличии между двумя названными величинами логарифмической зависимости, на рисунке 2.2 построен такой же график, но с логарифмическим масштабом по оси абсцисс. В этом случае получается отчетливо выраженная прямолинейная зависимость между логарифмом диаметра микрочастиц и нормированным отклонением  $t$ .

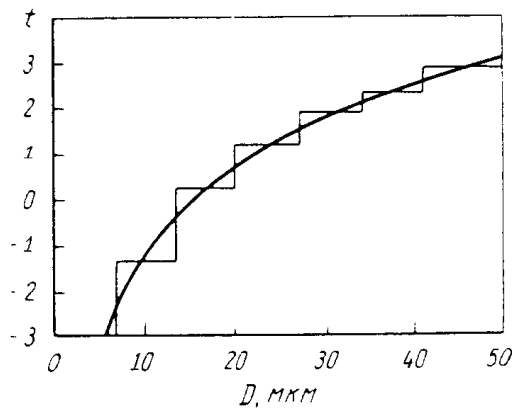


Рисунок 2.1 - Зависимость нормированного отклонения от диаметра микрочастиц в обычных координатах

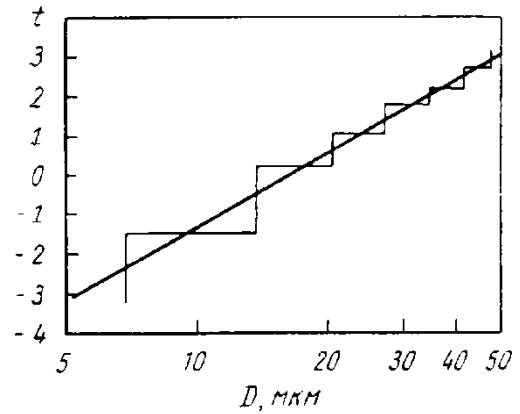


Рисунок 2.2 - Та же зависимость, что и на рисунке 2.1, при логарифмическом масштабе по оси абсцисс (выпрямленная кривая частот)

Это свидетельствует о том, что закону нормального распределения подчиняется не величина диаметра микрочастиц, а логарифм этой величины.

Приведенные примеры достаточно убедительно показывают, что для рассмотренных случаев закон распределения диаметров микрочастиц выражается формулой *логарифмически нормального распределения*, которая имеет следующий вид:

$$N_i = \frac{N\Delta}{\sqrt{2\pi D_i \sigma \{\ln D\}}} e^{-\frac{(\ln D_i - \overline{\ln D})^2}{2\sigma^2 \{\ln D\}}}, \quad (2.3)$$

где  $\Delta$  - интервал группировки (цена разбивки), мм;

$D_i$  - диаметр микрочастиц  $i$ -той группы, мм;

$N_i$  - количество микрочастиц  $i$ -той группы, мм<sup>-3</sup>;

$N$  - общее количество микрочастиц всех размеров, мм<sup>-3</sup>;

$\overline{\ln D}$  - средний логарифм диаметра микрочастиц;

$\sigma\{\ln D\}$  – среднее квадратическое отклонение логарифма диаметра микро-  
рочастиц.

На рисунке 2.3 показано распределение диаметров микро-  
частиц цемента углеродистой стали (0,86% С) после закалки и 6-ч отпус-  
ка при 700° С. Кривая рассчитана по фактическим параметрам распределения:  
 $\bar{D} = 3,48$  делений шкалы;  $\sigma\{D\} = 1,28$  делений шкалы;  $\overline{\ln D} = 1,18272$ ;  $\sigma\{\ln D\}$   
 $= 0,35671$ . Общее количество микро-  
частиц в распределении принято за 100%.

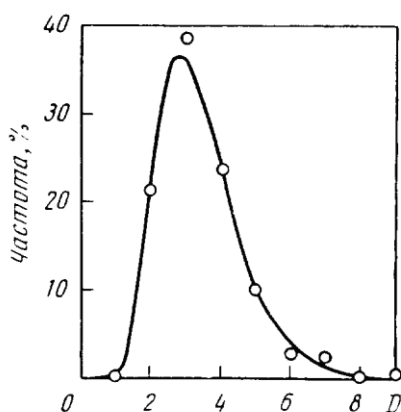


Рисунок 2.3- Распределение диаметров (выражены в делениях шкалы) микро-  
частиц цемента углеродистой стали (0,86% С)

Приведенные статистические кривые распределения диаметров микро-  
частиц и выпрямленные диаграммы частот разнотипных структурных со-  
ставляющих убедительно показывают, что распределение диаметров микро-  
частиц подчиняется закону логарифмически нормального распределения,  
выражаемому формулой (2.3).

Нельзя утверждать, что найденный закон распределения диаметров  
микро-  
частиц является универсальным для всех случаев, это требует экспе-  
риментальной проверки на большом многообразии полидисперсных систем  
шаровидных микро-  
частиц. Однако закон логарифмически нормального рас-  
пределения, несомненно, охватывает весьма широкий диапазон разнотипных  
структурных составляющих как полиэдрических, однофазных структур (мик-

рочастицы аустенита, феррита, магния), так и дисперсных фаз матричных структур (зерна цементита в стали, графит магниевом чугуна, микрочастицы частично превращенного аустенита).

Кривая логарифмически нормального распределения и формула (2.3) являются исчерпывающей количественной характеристикой пространственного строения систем шаровидных микрочастиц. Эта кривая полностью определяется тремя параметрами, которые входят в формулу (2.3): средним логарифмом диаметров микрочастиц  $\overline{\ln D}$ , средним квадратическим отклонением логарифмов диаметров микрочастиц  $\sigma\{\ln D\}$  и общим количеством микрочастиц в единице объема сплава  $N$ ,  $мм^{-3}$ .

Суммарный объем шаровидных микрочастиц в единице объема металла или сплава определяется формулой:

$$\sum V = \frac{\pi}{6} N \left[ \overline{D} + \frac{\sigma^2\{D\}}{\overline{D}} \right]^3 \quad (мм^3 / мм^3) \quad (2.4)$$

Удельная поверхность микрочастиц, т. е. суммарная поверхность всех не соприкасающихся шаровидных микрочастиц, находящихся в единице объема металла или сплава, равна:

$$\sum S = \pi N \left[ (\overline{D})^2 + \sigma^2\{D\} \right] \quad (мм^2 / мм^3) \quad (2.5)$$

Решая систему равенств (2.4) и (2.5), можем исключить из них величину  $\sigma\{D\}$ . Заменяя затем средний диаметр микрочастиц  $\overline{D}$  равным ему отношению  $n/N$ , получаем следующую простую зависимость между общим количеством микрочастиц в единице объема и тремя параметрами структуры, которые наиболее легко и точно определимы по шлифу:

$$N = 6\pi^2 \left( \frac{n}{\sum S} \right)^3 \sum V (\text{мм}^{-3}) \quad (2.6)$$

Последняя зависимость и является основной формулой разработанного нами *метода укрупненных показателей*, позволяющего определять все параметры распределения размеров шаровидных микрочастиц. Как видно из формулы (2.6), для вычисления общего количества микрочастиц в объеме и их распределения по размерам не требуется проводить дифференцированную оценку размеров сечений микрочастиц.

Показатели  $\sum S$  и  $\sum V$  являются сами по себе важнейшими параметрами пространственного строения сплава. Вместе с тем, располагая их величинами, а также величиной  $n$ , мы получаем возможность вычислить все параметры логарифмически нормального распределения размеров шаровидных микрочастиц и в случае необходимости графически построить и самую кривую статистического распределения.

Достоинством разработанных С.А. Салтыковым методов расчета количества и распределения микрочастиц с использованием геометрического ряда для образования размерных групп, является возможность непосредственного получения перечисленных выше данных, характеризующих логарифмически нормальное распределение. При пользовании другими методами, с образованием размерных групп по арифметическому ряду, мы получаем другие параметры:  $\bar{D}$  и  $\sigma\{D\}$ . К недостаткам метода можно отнести то обстоятельство, что в методе используются достаточно грубые смещенные оценки параметров логарифмически нормального распределения. Вследствие этого данный метод имеет невысокую статистическую надежность.

## 2.5 Модифицированный метод укрупненных показателей

Как отмечалось выше, недостатком метода укрупненных показателей является использование грубых смещенных оценок параметров логарифмически нормального распределения, причем выводы о характере закона распределения были сделаны на основе эмпирических данных, которые получены методами, допускающими существенные погрешности. Это приводит к выводу о необходимости более строгого обоснования закона распределения размеров микрочастиц средствами математической статистики.

### 2.5.1 Проверка статистической гипотезы о логарифмически нормальном законе распределения

Логарифмически нормальный закон распределения характеризуется плотностью вероятности

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi x}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}},$$

где  $\mu$ ,  $\sigma$  – параметры закона распределения. Его основные числовые характеристики, а именно, математическое ожидание и среднеквадратическое отклонение вычисляются через параметры распределения:

$$M[X] = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}},$$

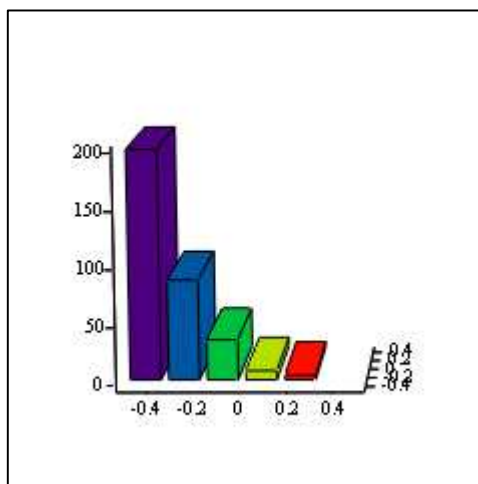
$$\sqrt{D[X]} = \sqrt{(e^{\sigma^2} - 1)e^{2\mu + \sigma^2}}.$$

Из этих соотношений можно получить формулы для вычисления параметров логарифмически нормального распределения через основные числовые характеристики  $M[X]$  и  $D[X]$ :

$$\mu = \ln M[X] - \frac{1}{2} \ln\left(1 + \frac{D[X]}{M[X]^2}\right),$$

$$\sigma = \left[\ln\left(1 + \frac{D[X]}{M[X]^2}\right)\right]^{\frac{1}{2}}.$$

Для проверки статистической гипотезы о логарифмически нормальном законе распределения была получена выборка значений диаметров микрочастиц по микрофотографии алюминиево-кремниевого сплава, представленного в приложении А. Данные были получены с помощью программы «Analyz» [11]. Объем выборки  $n = 334$ . После этого выборка была пронормирована, делением всех элементов выборки на максимальное значение. Гистограмма интервального распределения нормированной выборки приведена на рисунке 2.4.



h2

Рисунок 2.4 – гистограмма нормированного интервального распределения



Несмещенные оценки математического ожидания и среднего квадратического отклонения нормированной выборки имеют значения  $\bar{x}_B = 0.13$  и  $\sigma_B = 0.099$ .

Выдвинем следующую статистическую гипотезу  $H_0$ : генеральная совокупность нормированных диаметров (разделенных на максимальный диаметр) микрочастиц распределена по логарифмически нормальному закону с параметрами  $\mu = -3.585$  и  $\sigma = 1.602$ .

Для проверки гипотезы используем критерий согласия  $\chi^2$ . Определяем вероятности  $p_k$  попадания значения величины  $X$  в каждый промежуток  $\Delta_k$  интервального распределения:

$$P[X \in \Delta_k] = p_k, k = 1, \dots, m.$$

Получаем следующее разбиение на интервалы и значения вероятностей:

$$\Delta = \begin{pmatrix} 0.031 \\ 0.128 \\ 0.225 \\ 0.322 \\ 1 \end{pmatrix}, P = \begin{pmatrix} 0.525 \\ 0.305 \\ 0.074 \\ 0.033 \\ 0.018 \end{pmatrix}$$

Вычисляется выборочное значение статистики критерия

$$\chi_B^2 = \sum_{k=1}^m \frac{(n_k - np_k)^2}{np_k}$$

Принимается статистическое решение: гипотеза  $H_0$  не противоречит выборке наблюдений на заданном уровне значимости  $\alpha = 0.02$ , если  $\chi_B^2 < \chi_{1-\alpha}^2(m-l-1)$ , где  $l$  - число параметров распределения  $F(x)$ , которые оцениваются по выборке; если же  $\chi_B^2 \geq \chi_{1-\alpha}^2(m-l-1)$ , то гипотеза  $H_0$  отклоня-

ется. В данном случае  $m = 5$ , число параметров распределения  $l = 2$ , критическое значение  $\chi_{1-\alpha}^2(2) = 7.824$ . Сравниваем значение  $\chi_B^2 = 7.701$  с  $\chi_{1-\alpha}^2(2)$ . Поскольку  $\chi_B^2 \leq \chi_{1-\alpha}^2(2)$ , гипотеза  $H_0$  не противоречит выборке наблюдений.

Данная проверка статистической гипотезы реализована в программе Mathcad 15 и приведена в Приложении Б.

#### *Алгоритм для компьютерного расчета*

Алгоритм начинается с получения выборки значений для диаметров микрочастиц. После этого необходимо вычислить максимальное и минимальное значение диаметров  $D_{max}$  и  $D_{min}$ . Следующим шагом вычисляем точечные оценки:  $\bar{x}_B$  и  $\bar{\sigma}_B$ , формулы которых представлены выше. Когда определили точечные оценки стоит вычислить параметры  $\mu$  и  $\sigma$  логарифмически нормального закона. Мы получили все необходимые параметры. Теперь разбиваем отрезок  $[D_{max}, D_{min}]$  на  $K$  – частиц, где  $K = \left[ \frac{n}{10} \right]$  ( $n$  – объем выборки,  $\left[ \frac{n}{10} \right]$  – целая часть  $\frac{n}{10}$ ):

$$[x_i, x_{i+1}], x_{i+1} - x_i = d_i = \frac{(D_{max} - D_{min})}{\left[ \frac{n}{10} \right]}, i = 0, 1, \dots, K - 1.$$

А после находим значение плотности:

$$k_i = f(x_{cp}^i) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi} x_{cp}^i} e^{-\frac{(\ln x_{cp}^i - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

В средней точке  $x_{cp}^i = \frac{x_{i+1} + x_i}{2}$  при каждом  $i = 1, 2, \dots, K - 1$ .

Целая часть  $[k_i]$  – приближенное количество частиц в данной размерной группе.

## **3 Описание программы**

### **3.1 Требования и обоснования среды программирования**

Программа должна иметь доступный для пользователя интерфейс, включающий модули:

Программа должна включать модули:

- загрузки изображения;
- выбор цвета для распознавания микрочастиц;
- подсчет количества микрочастиц и определение их диаметров;
- разбиение микрочастиц на размерные группы.

Все математические преобразования должны производиться компьютером.

Для реализации программного обеспечения используются языки программирования PHP [18], MySQL [22] и 1С.

Главным фактором языка 1С является практичность. В данном программном приложении есть возможность хранить получаемые значения и исходные файлы. PHP предоставляет средства для быстрого и эффективного решения по распознаванию образов. Практический характер среды разработки 1С обусловлен с одной стороны - открытым кодом и простотой, с другой стороны - безопасностью [21].

### **3.2 Описание основных модулей и процедур программы**

Разработанное программное приложение состоит из интерфейса и двух модулей, разработанных с помощью руководства разработчика [26] и пособия [19]:

- интерфейс для ввода и вывода;
- модуль, выполняющий метод распознавания микрочастиц;

- модуль, реализующий расчет количества микрочастиц входящие в размерные группы.

В интерфейс входят: функция выбора изображения, функции ввода данных о цвете, функции вывода данных в виде таблиц диаметров и распределение размерных групп, функция отображения обработанного изображения.

Главное окно состоит из расположенного слева поля, позволяющего отображать изображение, и двух таблиц правее, для выводов результата вычисления.

Перечень основных функций и процедур включает в себя следующие действия [20]:

- ОткрытьИзображение (Команда) – открытие изображения;
- ПоместитьФайлКартинки() – вставка картинки в поле;
- Анализ(Команда)– обработка собранной информации для распознавания;
- Очистка() – очистка данных;
- ВыполнитьРасчет() – расчет диаметров микрочастиц;
- РасчетГруппНаСервере() – функция для вычислений (поиск максимального и минимального размера, точечных оценок, разбиение на размерные группы и вычисление плотности вероятности).

### **3.3 Порядок работы программы**

Исходное изображение должно отвечать следующим требованиям: файл должен иметь расширение .bmp.

После сохранения изображения с микроскопа любые изменения по размеру не допустимы, так как эти действия приведут к искажению результатов.

Запуск приложения происходит открытием 1С в режиме Предприятия. Из главного меню программы необходимо перейти в Сервис и выбрать обработку Подсчет количества методом укрупненных показателей.

На экране появится главное окно программы, как показано на рисунке 3.1.

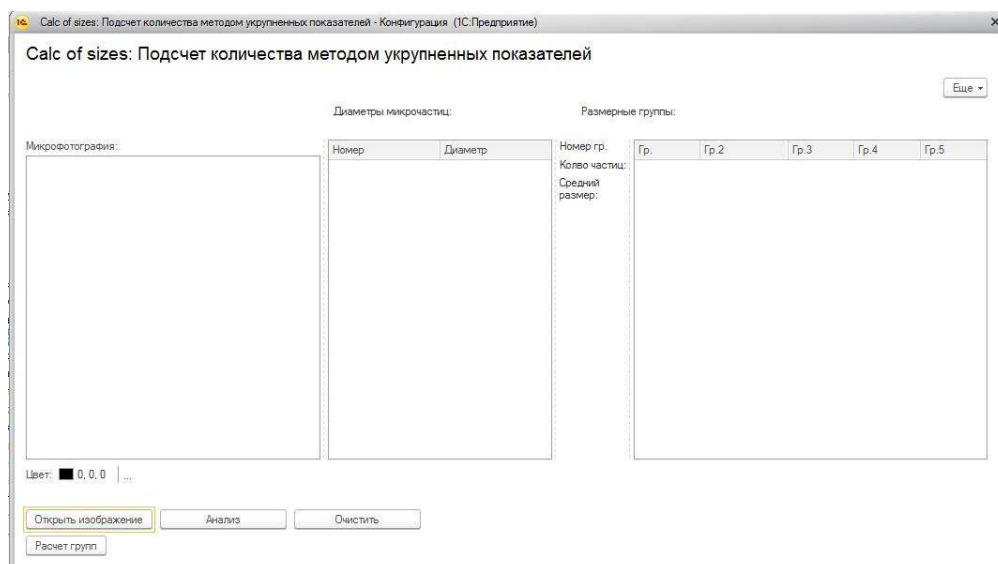


Рисунок 3.1 – Главное окно программы

Для загрузки изображения необходимо нажать кнопку «Открыть изображение», окно представлено на рисунке 3.1 и в появившемся окне указать путь к необходимому образцу.

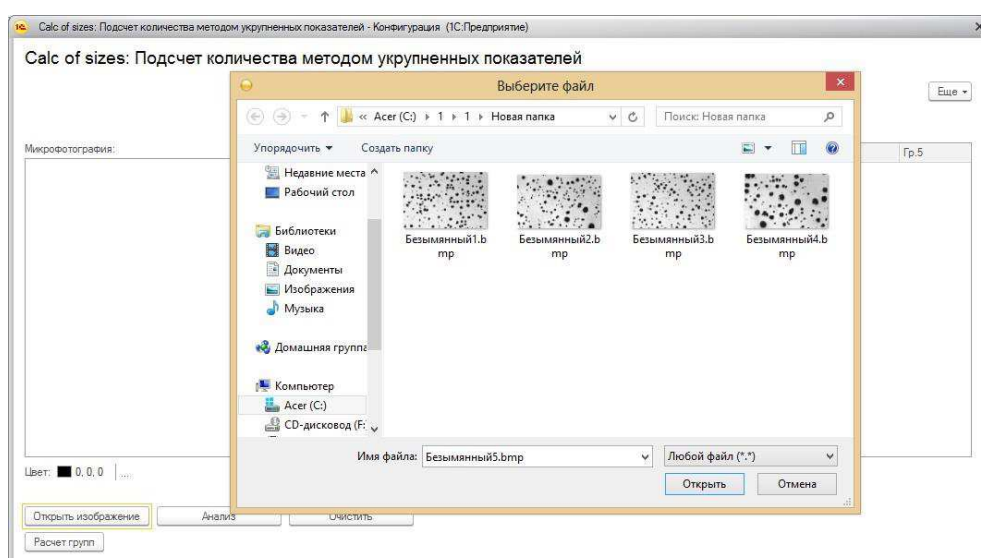


Рисунок 3.2 – Открытие изображения

Для добавления цвета в палитру выбрать на изображении нужный цвет и нажать кнопку добавить цвет элемента необходимо щелкнуть один раз левой кнопкой мышки по кнопке «Добавить», повторить для каждого выделенного цвета.

Обработка изображения вызывается по кнопке «Анализ», которая дает результат диаметров в список, который расположен в левом окне рисунка 3.2.

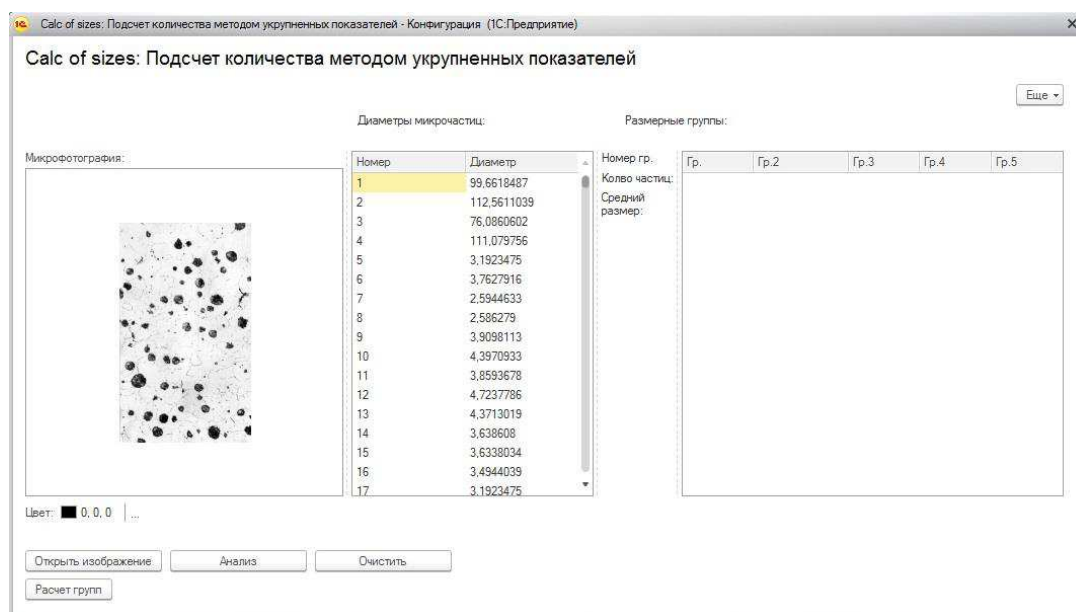


Рисунок 3.2 – Вывод программы при нажатии кнопки «Анализ»

### 3.4 Результаты численного эксперимента

При проведении расчета была выбрана микрофотография из приложения А рисунок А.3. Выбор изображения осуществляется по кнопке «Открыть изображение». Далее запускается модуль распознавания размеров микрочастиц, необходимо дождаться его завершения. После распознавания нажимаем кнопку «Анализ», для расчета всех диаметров. И в завершении производим распределение по размерным группам через кнопку «Расчет групп». Если

необходимо очистить все входные и выходные данные, то на форме необходимо нажать кнопку «Очистить»

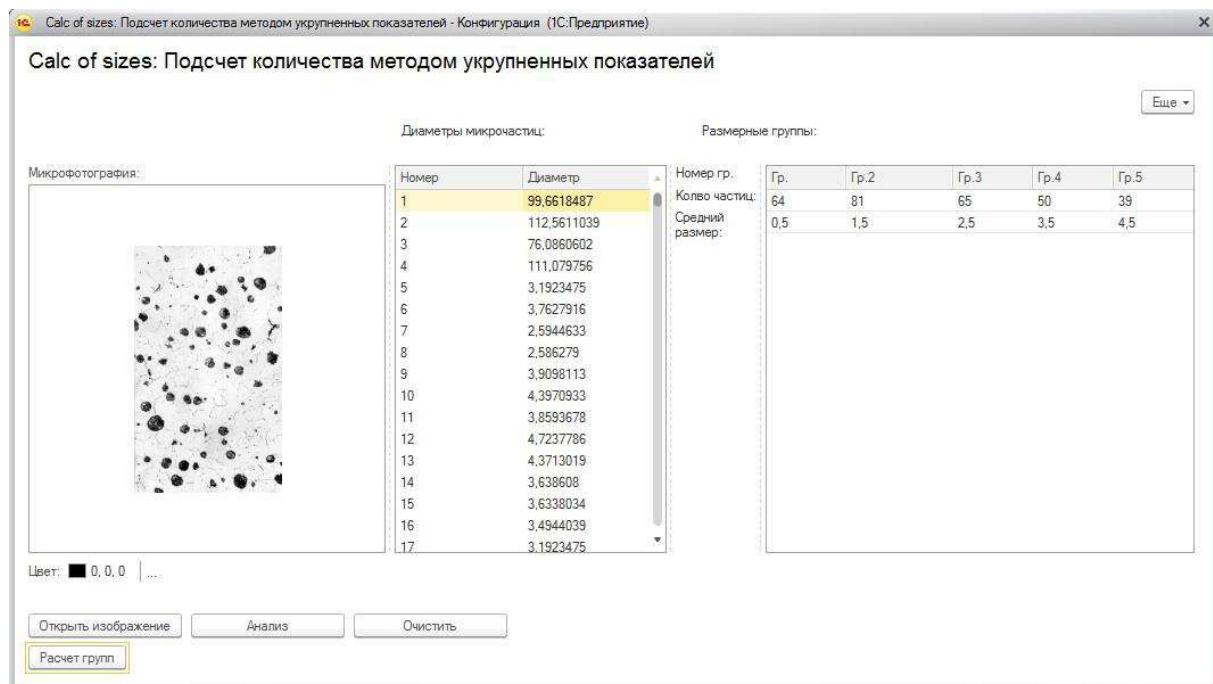


Рисунок 3.4 - Результат приложения по распределению на размерные группы изображение .

С помощью этих данных эксперт может определить марку сплава, его химический состав и механические свойства.

### 3.5 Листинг главной функции распределения на размерные

&НаСервере

Процедура РасчетГруппНаСервере()

СуммаКвадратовОтклонений = 0;

ВыборкаN = Реквизит1.Количество();

Среднее = Объект.СуммаДиаметров/ВыборкаN;

Для каждого диам из Реквизит1 Цикл

КвадратОтклонения = Pow(Число(диам.Диаметр) - Среднее,2);

СуммаКвадратовОтклонений = СуммаКвадратовОтклонений +

КвадратОтклонения;

КонецЦикла;

ХВыб = СуммаКвадратовОтклонений/(ВыборкаN-1);

СигмаВыб = sqrt(ХВыб);

Мю = Log(Среднее)-0.5\*Log(1+ХВыб/pow(Среднее,2));

```

СигмаКвадрат = Log(1+XВыб/row(Среднее,2));
Сигма = sqrt(СигмаКвадрат);
НовСтр = Реквизит3.Добавить();
Для группаНомер=1 по РазмерныхГрупп Цикл
    Xср = (группаНомер+(группаНомер-1))/2;
    степень = (row((log(Xср)-Мю),2))/(2*СигмаКвадрат);
    Плотность = (1/(Сигма*sqrt(6.28318530)*Xср))*row(2.7182818,-
степень);
    КолЧастиц = Окр(Плотность * ВыборкаN*1.5,0,1);
    Если группаНомер = 1 Тогда
        НовСтр.Группа = КолЧастиц;
    ИначеЕсли группаНомер = 2 Тогда
        НовСтр.Группа2 = КолЧастиц;
    ИначеЕсли группаНомер = 3 Тогда
        НовСтр.Группа3 = КолЧастиц;
    ИначеЕсли группаНомер = 4 Тогда
        НовСтр.Группа4 = КолЧастиц;
    ...
    ИначеЕсли группаНомер = N Тогда
        НовСтр.ГруппаN = КолЧастиц;
    КонецЕсли;
КонецЦикла;

```



## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенного исследования был модифицирован метод укрупненных показателей Салтыкова [1]. На его основе разработан алгоритм и реализован в программном приложении «calc of sizes». В отличие от метода Салтыкова, использующего упрощенные оценки параметров логарифмически нормального распределения, модифицированный метод оперирует точными зависимостями параметров от несмещенных оценок математического ожидания и дисперсии.

В ходе выполнения работы были решены следующие задачи:

- проверена статистическая гипотеза о логарифмически нормальном распределении размера микрочастиц;
- разработан алгоритм подсчета микрочастиц на основе модифицированного метода укрупненных показателей;
- создано приложение, решающее задачу компьютерного подсчета количества микрочастиц, их диаметров и распределение микрочастиц по размерным группам.

Результаты работы планируется использовать в лабораториях кафедры металловедения и термообработки металлов института цветных металлов Сибирского федерального университета для выполнения курсовых и выпускных квалификационных работ. Они могут быть также использованы для решения производственных задач, связанных с экспертизой сплавов.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Салтыков, С. А. Стереометрическая металлография: учебник / С. А. Салтыков. – Москва: Металлургия, 1970. – 270 с.
- 2 Салтыков, А. Введение в стереометрическую металлографию: науч. изд. / А. Салтыков. – Ереван. : АН Арм.ССР, 1950. – 180 с.
- 3 Перегудов, Ф.И. Введение в системный анализ / Ф.И. Перегудов, Ф.П. Тамрасенко. — Москва: Высшая школа, 1989. — 367 с.
- 4 Радченко, М.Г. 1С: Предприятие 8.3. Практическое руководство разработчика / М.Г. Радченко, Е.Ю. Хрусталева 2015. — 964 с.
- 5 Ту, Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес пер. с англ. — Москва: Мир, 1978. — 410 с.
- 6 Фукунага, К. Введение в статистическую теорию распознавания образов: науч. изд. / К.Фукунага. – Москва: Наука, 1979. – 368с.
- 7 Фу, К. Структурные методы в распознавании образов / К. Фу: Перевод с англ. — Москва: Мир, 1977. — 320 с.
- 8 Цыпкин, Я.З. Основы информационной теории идентификации. / Я.З. Цыпкин — Москва: Наука, 1984. — 520 с
- 9 Поспелов, Г.С. Искусственный интеллект — основа новой информационной технологии / Г.С Поспелов — Москва: Наука, 1988. — 280 с.
- 10 Дуда, Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт; Пер.с англ. — Москва: Мир, 1978. — 510 с.
- 11 Свидетельство о госрегистрации программы для ЭВМ № 2011616672/ А.Ш Любанова., В.И Аникина., А.П Постнов. "Analyz", зарегистрирован. 26 августа 2011 г.
- 12 Барабаш, Ю.Л. Коллективные статистические решения при распознавании / Ю.Л Барабаш — Москва: Радио и связь, 1983. — 224 с.
- 13 Васильев, В.И. Распознающие системы: Справочник. / В.И. Васильев — Киев: Наукова думка, 1983. — 230 с.

14 Горелик, А.Л. Методы распознавания / А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин, 2-е Изд-е — Москва: Высшая школа, 1984. — 219 с.

15 Любанова А.Ш, Алгоритмы распознавания и определения процентного соотношения фаз в сплавах / А.Ш. Любанова, Шведова А.А. 2015. — 43с.

16 Меломед, Л.А., Количественный анализ графических изображений /Л.А. Меломед, А.А. Шведова // Сб. материалов Всероссийской научной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, 2006 . — С. 446 — 448.

17 Кузнецова, Л.А., Обработка графических изображений и компьютерные методы оценки распределения микрочастиц в сплавах. / Архитектура информационных систем для распределенных вычислений, внедрение результатов в программные системы — Новосибирск, 2007. — 40 с.

18 Ловец А.А Обучение разработке приложений с помощью php, mysql, javascript, css и html [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki/>

19 Веллинг, Л. Разработка веб-приложений с помощью php и mysql / Л. Веллинг, Л.Томсон; пер. с англ . 2016. – 848 с.

20 Семакин, И.Г. Основы программирования: учебник / И.Г. Семакин, А.П. Шестаков – Москва: Мастерство, 2001. – 432 с.

21 Маклафлин, Б. М15 PHP и MySQL. Исчерпывающее руководство. — Санкт-Петербург, — 2013. — 512 с.: ил. ISBN 978-5-459-01550-8

22 Wiki учебник по web технологиям [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.webmasterwiki.ru/mysql>

23 Постнов, А.П. Обработка графических изображений и подсчет количества микрочастиц в многофазных сплавах / А.П. Постнов // «Студент и научно-технический прогресс»: Информационные технологии: сб. материалов XLVIII Международной научной студенческой конференции / Новосиб. гос. ун-т. – Новосибирск, 2010. – С. 96.

24 Мельников А.Н. Обзор экспертных систем [Электронный ресурс]. –

Режим доступа: [http://www.nexsys.ru/nexsys\\_iemhd2x.htm](http://www.nexsys.ru/nexsys_iemhd2x.htm)

25 СТО 4.2 07 2014. Система менеджмента качества. Общие требования к построению, изложению и оформлению документов учебной деятельности. – Взамен СТО 4.2 07 2012; дата введ. 09.01.2014. – Красноярск, 2014. – 62с.

**ПРИЛОЖЕНИЕ А**  
**Микрофотографии сплавов**

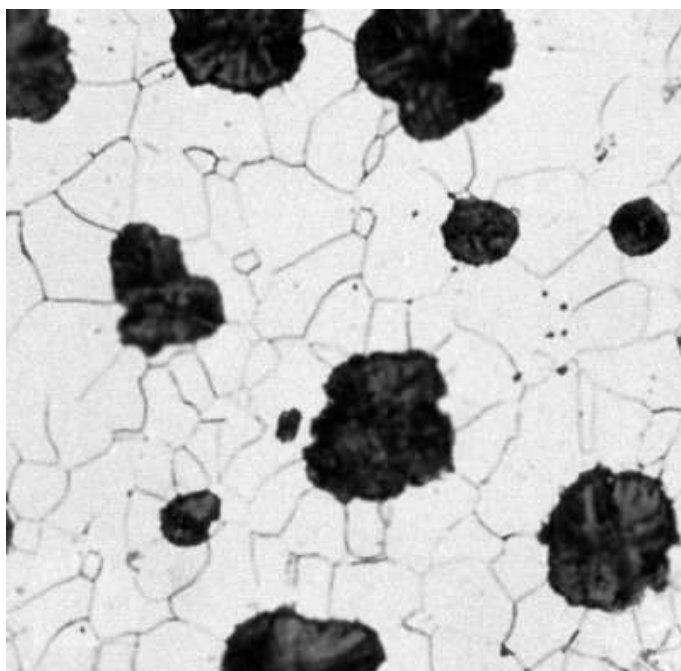


Рисунок А.1 - Глобулярный чугун

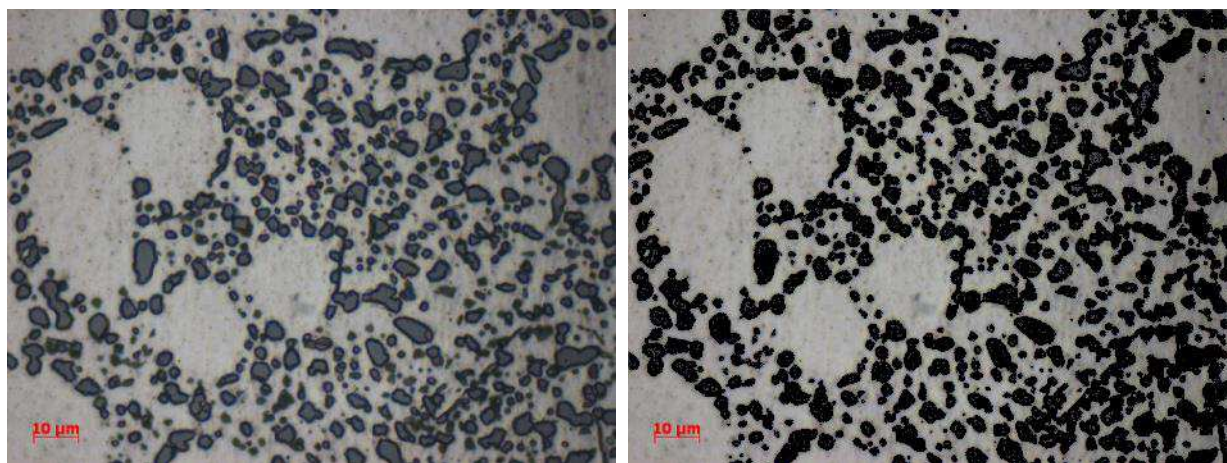


Рисунок А.2 - Результаты распознавания (слева - исходное изображение, справа - изображение после распознавания)

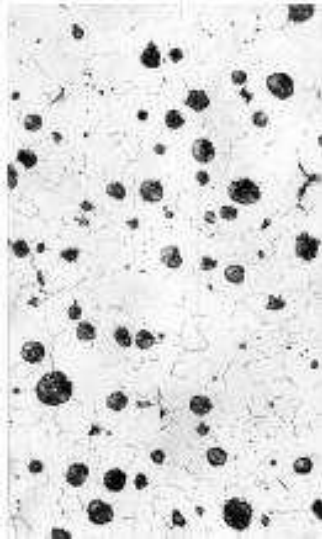


Рисунок А.3 Исходная микрофотография глобулярного чугуна

## ПРИЛОЖЕНИЕ Б

### Проверка гипотезы о логарифмически нормальном распределении в MathCAD 15

$$x := \sqrt{\frac{x34}{\pi}}$$

$$Mx2 := \max(x)$$

$$Mx2 = 90.051$$

$$\frac{x}{Mx2}$$

$$n = 334$$

$$\text{mean}(x) = 0.13$$

$$\text{var}(x) = 9.841 \times 10^{-3}$$

$$\text{stdev}(x) = 0.099$$

$$D(x) := \text{var}(x) \frac{n}{n-1}$$

$$D(x) = 9.87 \times 10^{-3}$$

$$\alpha := 0.05$$

$$SD(x) := \sqrt{D(x)}$$

$$SD(x) = 0.099$$

$$\text{Lower} := \text{mean}(x) - \text{qt}(1 - \alpha, n) \cdot \frac{SD(x)}{\sqrt{n}}$$

$$\text{Lower} = 0.119$$

$$\text{Upper} := \text{mean}(x) + \text{qt}(1 - \alpha, n) \cdot \frac{SD(x)}{\sqrt{n}}$$

$$\text{Upper} = 0.141$$

$$\text{LowerS} := \frac{SD(x)(n-1)}{\text{qchisq}\left(1 - \frac{\alpha}{2}, n-1\right)}$$

$$\text{LowerS} = 0.084$$

$$\text{UpperS} := \frac{SD(x)(n-1)}{\text{qchisq}\left(\frac{\alpha}{2}, n-1\right)}$$

$$\text{UpperS} = 0.12$$

	0
0	0.166
1	0.259
2	0.233
3	0.049
4	0.071
5	0.067
6	0.094
7	0.188
8	0.133
9	0.27
10	0.047
11	0.047
12	0.128
13	0.335
14	0.052
15	...

	0
0	175
1	427
2	347
3	15
4	32
5	29
6	56
7	225
8	113
9	466
10	14
11	14
12	105
13	716
14	17
15	...

$$Mx := \max(x) \quad Mx = 1$$

$$mx := \min(x) \quad mx = 0.031$$

$$m := 10$$

$$k := 0..n$$

$$int_k := mx + \frac{k}{m}(Mx - mx + 0.000) \quad h := \text{hist}(int, x)$$

$$j := 0..3$$

$$h2_j := h_j \quad h2_4 := \sum_{k=4}^9 h_k$$

$$int2_j := int_j \quad int2_4 := int_9$$

$$M1 := 0.1$$

$$S1 := 0.12$$

$$\mu := \ln(M1) - \frac{1}{2} \cdot \ln\left(1 + \frac{S1}{M1^2}\right)$$

$$\mu = -3.585$$

$$\sigma := \sqrt{\ln\left(1 + \frac{S1}{M1^2}\right)}$$

$$\sigma = 1.602$$

$$\alpha := 0.02$$

$$i := 1..4$$

$$P_0 := \text{plnorm}(int_0, \mu, \sigma)$$

$$P_i := \text{plnorm}(int_i, \mu, \sigma) - \text{plnorm}(int_{i-1}, \mu, \sigma)$$

$$\sum_{i=0}^4 P_i = 0.955 \quad P = \begin{pmatrix} 0.525 \\ 0.305 \\ 0.074 \\ 0.033 \\ 0.018 \end{pmatrix}$$

$$\chi^2 := \sum_{i=1}^4 \frac{(h2_i - n \cdot P_i)^2}{n \cdot P_i}$$

$$Q := \text{qchisq}(1 - \alpha, 2)$$

$$Q = 7.824$$

$$\chi^2 = 7.701$$

	0
0	200
1	87
2	35
3	8
4	1
5	2
6	0
7	0
8	0
9	1

h =

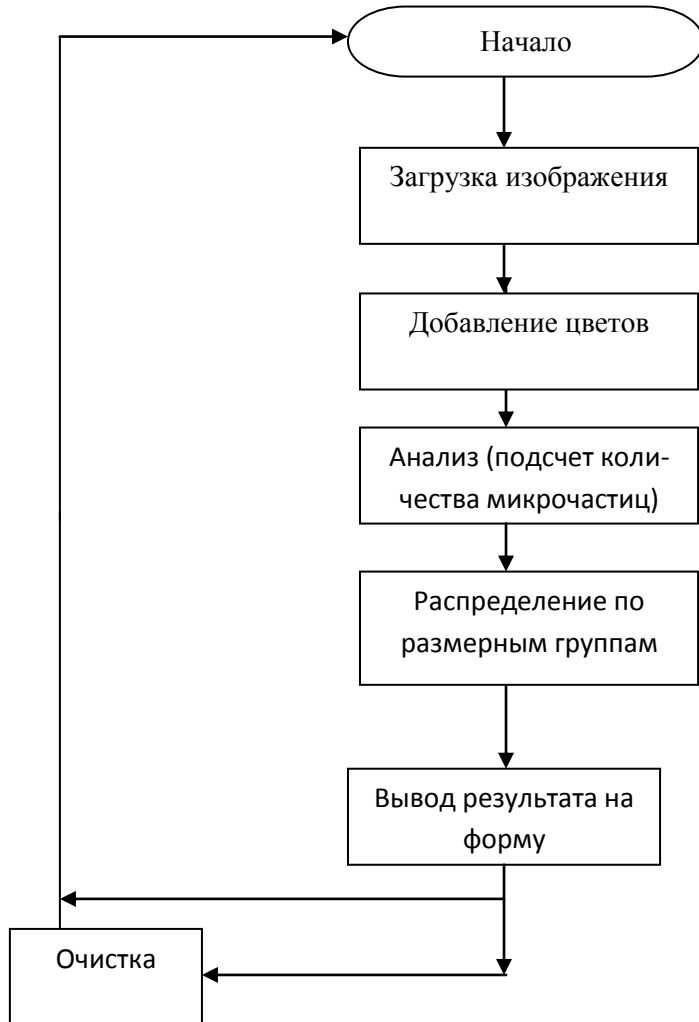
	0
0	0.031
1	0.128
2	0.225
3	0.322
4	0.418
5	0.515
6	0.612
7	0.709
8	0.806
9	0.903
10	1

int =

$$h2 = \begin{pmatrix} 200 \\ 87 \\ 35 \\ 8 \\ 4 \end{pmatrix}$$

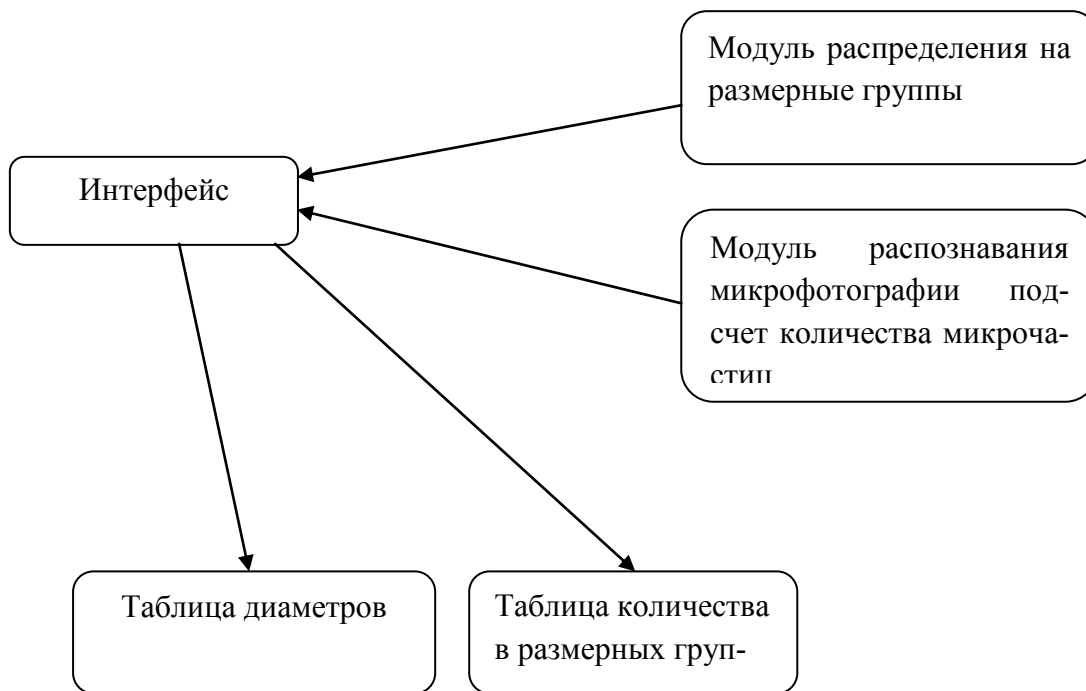


**ПРИЛОЖЕНИЕ В**  
**Схема работы программы**



## ПРИЛОЖЕНИЕ Г

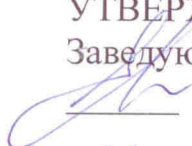
### Схема взаимодействия модулей программы



Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий

Кафедра «Системы автоматизации, автоматизированное управление и проектирование»

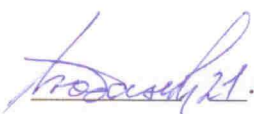



УТВЕРЖДАЮ  
Заведующий кафедрой  
 С.В. Ченцов

«21» июня 2018 г.

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

**МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ И ОБРАБОТКИ  
ГРАФИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ**

Магистерская программа 09.04.02.02 Информационные системы и технологии в управлении технологическими процессами

Научный руководитель	 .06.2018	доц., канд. физ.мат. наук А.Ш.Любанова
Выпускник	 <u>21</u> .06.2018	У.Э.Тодорчук
Рецензент	 <u>21</u> .06.2018	доц., канд. физ.мат. наук А.В.Шмидт
Нормоконтролер	 <u>21</u> .06.2018	Т.А. Грудинова

Красноярск 2018