

На правах рукописи

Екимов Дмитрий Анатольевич

**МЕТОДЫ ПОЛУЧЕНИЯ И АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ
ХАОТИЧНО РАСПОЛОЖЕННЫХ ОДНОТИПНЫХ ОБЪЕКТОВ**

Специальность: 05.13.18 – «Математическое моделирование, численные методы
и комплексы программ»

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Петрозаводск – 2017

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Петрозаводский государственный университет»

Научный руководитель: **Рогов Александр Александрович,**
доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты: **Дегтярёв Александр Борисович,**
доктор технических наук, доцент, профессор кафедры
компьютерного моделирования и многопроцессорных
систем, ФГБОУ ВО «Санкт–Петербургский
государственный университет»

Локтев Алексей Алексеевич,
доктор физико-математических наук, профессор,
заведующий кафедрой "Транспортное строительство",
ФГБОУ ВО «Московский государственный
университет путей сообщения Императора
Николая II»

Ведущая организация: ФГБОУ ВО «Воронежский государственный
университет»

Защита состоится 7 апреля 2017 года в 14:00 на заседании диссертационного совета Д 212.190.03 на базе ФГБОУ ВО «Петрозаводский государственный университет» по адресу: 185910, г. Петрозаводск, пр. Ленина, 33.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке Петрозаводского государственного университета и на сайте petrsu.ru.

Автореферат разослан " " февраля 2017 года

Ученый секретарь

диссертационного совета

Воронов Роман Владимирович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования

Производство некоторых видов продукции предполагает измерение гранулометрического состава. При производстве щебня размеры зерен измеряют с применением специального набора сит, а оценку количества зерен пластинчатой и игловатой форм проводят вручную. Фракционный состав при производстве щепы измеряют с помощью ситового механического анализатора и весов. В целлюлозно-бумажной промышленности от размеров волокон древесной массы зависят её механические свойства, такие как степень помола, разрывная длина, сопротивление раздиранию.

Для управления качеством в процессах дробления, рубки, дефибрирования и измельчения необходимы методы оперативного измерения геометрических размеров элементов, например, с помощью системы машинного зрения. Распознавание объектов на изображении и определение их геометрических размеров не представляют сложности в случае, когда все они расположены отдельно друг от друга на контрастном фоне. При расположении объектов группами или слоями часть из них перекрывают друг друга в плоскости изображения, что не позволяет однозначно определить их границы, а, следовательно, выполнить подсчёт количества и измерения размеров. Аналогичная проблема возникает при анализе фракционного состава порошков, гравия, щебня, щепы, целлюлозы и древесной массы, отходов строительства и сноса при их утилизации.

Изображения перечисленных выше объектов являются однотипными, а их расположение хаотично. Под однотипностью объектов будем понимать схожесть их геометрических размеров и формы. Однотипность объектов не означает их полную идентичность, а определяет только близость основных свойств [15].

Развитие методов анализа изображений, на которых представлены частично перекрывающиеся друг друга однотипные объекты, имеющие различный фракционный состав, позволит оперативно контролировать процессы размола, дробления, рубки, дефибрирования, измельчения, а также решить задачу оперативного мониторинга фракционного состава.

Степень разработанности. Результат классификации зависит как от качества

исходных данных, так и от выбранных классифицирующих признаков. В системах машинного зрения исходными данными являются изображения, информативность которых зависит от способа регистрации. Например, при измерении зерен гравия Д. Рубин, Д. Баскомбе, И. Босник и другие предлагают использовать как двумерные, так и трёхмерные изображения, полученные с помощью лазерных сканеров и цветных сканеров (flatbed), а Ф. Ланаро, П. Толппанен и О. Стефанссон предложили применить измерения в нескольких проекциях.

При автоматизированном измерении микрообъектов, таких как волокна, малая глубина резкости делает различные части объектов на изображении несфокусированными (размытыми), что существенно снижает информативность полученных изображений.

Для определения фракционного состава зерен гравия на изображениях осадочных пород Д. Рубин в 2004 году впервые предложил выразить значения функции автокорреляции исследуемой пробы через линейную комбинацию значений автокорреляционных функций, полученных в результате анализа гравия известных фракций. Исследования Д. Рубина, Д. Баскомбе и И. Босника с соавторами показали высокую достоверность оценок, получаемых данным методом, при соблюдении следующих условий: калибровка должна выполняться на песчано-гравийной смеси из той же местности, что и анализируемая; условия съёмки должны быть одинаковы; количество объектов каждого класса на изображении не менее 1000 и они должны быть равномерно распределены в плоскости изображения. Влияние формы объектов на точность метода никем не исследовалось. Данный метод ранее не применялся для измерения фракционного состава щепы или волокон древесной массы.

Несмотря на большой объем исследований в области получения и анализа изображений хаотично расположенных однотипных объектов не существует универсальных быстрых методов пригодных для автоматизации процесса определения фракционного состава исследуемых объектов.

Цель диссертационной работы заключается в разработке методов получения и классификации изображений совокупности хаотично расположенных однотипных объектов. Изображения должны быть отнесены к одному из классов в зависимости от фракционного состава объектов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Провести анализ существующих методов получения изображений в цифровой форме объекта исследования (древесной массы, щебня, щепы).
2. Выбрать показатель информативности признаков для классификации изображений хаотично расположенных однотипных объектов различного фракционного состава.
3. Разработать имитационную модель для генерации изображений хаотично расположенных однотипных объектов на примере изображений волокон древесной массы. Создать комплекс программ, реализующий предложенную имитационную модель.
4. Проверить на модельных изображениях известные методы вычисления классифицирующих признаков и сравнить показатели их информативности.
5. Разработать свой метод вычисления классифицирующих признаков, обладающий достаточным уровнем показателя информативности. Написать его программную реализацию.
6. Используя разработанный комплекс программ, проверить работу выбранного метода классификации фракционного состава на изображениях древесной массы, щебня, песчано-гравийной смеси, щепы.

Методы исследований. В диссертационной работе применяются методы математического и имитационного моделирования, прикладной статистики, цифровой обработки изображений, автокорреляционного, мультифрактального, кластерного и компонентного анализа.

Научной новизной в работе обладают:

- метод автоматического определения координат объектов, использованный при реконструкции объема по цифровой голограмме;
- имитационная модель, позволяющая моделировать структуру древесной массы;
- предложенный классифицирующий признак РИФ (разность функций распределения интенсивностей проекций фрагментов), характеризующий фракционный состав объектов, представленных на изображении;
- обнаруженная стохастическая связь между механическими свойствами

древесной массы и значениями признака РИФ;

- предложенный алгоритм вычисления классифицирующего признака РИФ и способ ускорения его работы, основанный на рекуррентных соотношениях между элементами матрицы.

Теоретическая значимость работы. Предложен комплексный подход к решению задачи получения (регистрации) и классификации хаотично расположенных однотипных объектов различного фракционного состава.

Практическая значимость работы. Метод автоматического определения координат объектов использован при создании лазерного голографического анализатора – прибора для реконструкции объема по цифровой голограмме. Разработанные имитационная модель и программа, позволяющие генерировать изображения случайной совокупности волокон древесной массы, характеризующихся длиной, толщиной и гибкостью, с известным фракционным составом, могут использоваться для дальнейшего развития методов классификации и моделей влияния фракционного состава древесной массы на её механические свойства. Кроме того, разработанный и реализованный в виде программы метод вычисления классифицирующего признака РИФ может быть использован для дальнейшей разработки прибора, измеряющего фракционный состав различных продуктов на предприятиях ЦБП, лесопереработки, камнедробильных заводах.

Положения, выносимые на защиту:

1. Имитационная модель, позволяющая генерировать изображения совокупности хаотично расположенных однотипных объектов.
2. Численный метод и его реализация в комплексе программ для реконструкции цифровых голограмм и автоматического определения координат объектов в измерительном объеме.
3. Численный метод расчета значения признака РИФ, предназначенного для классификации изображений совокупности хаотично расположенных однотипных объектов по фракционному составу.
4. Настраиваемые характеристики численного метода расчета значения признака РИФ, полученные на изображениях древесной массы, щебня, песчано-гравийной смеси, щепы.

5. Комплекс программ, реализующий имитационную модель и численный метод расчета значения классифицирующего признака РИФ.

Связь работы с научными программами, темами

Основные результаты диссертации были получены при выполнении работ по ГК № 8-07 с Министерством экономического развития Республики Карелия по теме «Разработка системы для оперативного анализа качественных показателей древесной массы» в 2007 г.; проекта «Development and applications of imaging laser techniques for the quality measurements of industrial materials and processes» фонда TEKES (грант номер 551/31/08); при выполнении научно–исследовательских и опытно–конструкторских работ по приоритетным направлениям развития науки и техники в рамках реализации Программы "Старт–2013" (направление Н4. «Новые приборы и аппаратные комплексы»); в рамках реализации комплекса мероприятий Программы стратегического развития на 2012 – 2016 годы «Университетский комплекс ПетрГУ в научно-образовательном пространстве Европейского Севера: стратегия инновационного развития».

Апробация результатов исследования

Основные результаты диссертационного исследования были представлены и обсуждены на следующих семинарах и конференциях:

1. Advanced laser technologies conference, Анталия, Турция, 29 сентября – 1 октября, 2009 г.;
2. The XII International Conference on Laser Applications in Life Sciences, Оулу, Финляндия, 9–11 июня, 2010 г.;
3. IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), Ханчжоу, Китай, 10–12 мая, 2011 г.;
4. The 8th Pacific Symposium on Flow Visualization and Image Processing, Москва, Россия, 21–25 августа, 2011 г.;
5. IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), Миннеаполис, США, 6–9 мая, 2013 г.;

6. Международная конференция «Современные методы прикладной математики, теории управления и компьютерных технологий» (ПМТУКТ-2016), Воронеж, Россия, 20–26 сентября, 2016 г.;
7. X Всероссийская научно-практическая конференция «Научно–образовательная среда XXI века», Петрозаводск, Россия, 20–23 сентября, 2016 г.;

а также на семинарах Института лесных, инженерных и строительных наук ПетрГУ, Института прикладных математических исследований КарНЦ РАН, кафедры Информационно-измерительных систем и физической электроники ПетрГУ.

По материалам диссертации опубликовано 13 работ, из которых две – в журналах из Перечня российских рецензируемых научных журналов [1, 2], пять статей – в изданиях, индексируемых в библиографических базах данных Scopus, Web of Science [3–7] и шесть статей – в материалах конференций [8–13].

На программу для ЭВМ получено свидетельство о государственной регистрации [14]. Результаты исследований внедрены при выполнении договорных работ, о чём имеется акт внедрения и благодарственное письмо.

Структура и объем работы

Диссертационная работа состоит из введения, трех глав, заключения, списка литературы и 10 приложений. Общий объем диссертации составляет 102 страницы с 38 рисунками и 29 таблицами. Список литературы включает 88 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении отражена актуальность темы исследования, определены цель и задачи исследования, обоснованы научная новизна, теоретическая и практическая значимость работы, сформулированы положения, выносимые на защиту.

В первой главе диссертации выполнен обзор методов измерения гранулометрического и фракционного состава макрообъектов с применением систем машинного зрения, результаты которых сопоставляются с данными механического ситового анализа. Обзор методов исследования песчано-гравийных смесей показал, что при измерении фракционного состава анализ двумерных изображений дает более точные оценки по сравнению с данными объема или массы, причём большое влияние на результаты оказывает форма зёрен.

Рассматриваются особенности регистрации микрообъектов при измерении их геометрических размеров, достоинства и недостатки, способы подготовки проб. Известно, что чем меньше размеры микрообъектов, тем выше должна быть разрешающая способность оптической системы и тем меньше будет глубина резкости. Например, при числовой апертуре объектива $NA=0.5$, $\lambda=550$ нм и $n=1$ (для воздуха) разрешающая способность оптической системы будет $r=0.67$ мкм, а глубина резкости 2.0 мкм. Столь малая глубина резкости делает невозможным автоматическое измерение размеров микрообъектов сложной формы (таких как волокна) в потоке, так как нефокусированные объекты на изображении имеют размеры больше, чем в действительности (размыты). Для достижения большой глубины регистрируемой сцены предлагается использовать цифровые голографические методы. Рассмотрены метод регистрации микрообъектов с применением цифровой голографической микроскопии, особенности его использования и факторы, влияющие на разрешающую способность.

Для сравнения глубины регистрируемой сцены при использовании голографического метода регистрации и оптического микроскопа получена зависимость, связывающая расстояние от объекта до виртуального сенсора изображения и разрешающую способность с глубиной регистрируемой сцены. Показано, что глубина регистрируемой сцены при использовании голографического метода приблизительно в 300 раз превышает глубину резкости обычного микроскопа при той же разрешающей способности и размере сенсора изображения 1024×1024 пиксела. На основе полученных выводов автором разработаны следующие приборы: цифровой голографический дисдрометр, который был применён для регистрации капель в факеле распыла форсунки, а также лазерный голографический анализатор.

Раздел 1.2 содержит обзор методов моделирования оптического поля на произвольном расстоянии от голограммы, их достоинства и недостатки. Подробно описывается метод углового спектра, использующийся в разработанной программе и реализованный с применением технологии CUDA, согласно которому напряженность электрического поля E на расстоянии z от плоскости голограммы определяется выражением:

$$E(x, y, z) = F^{-1} \left\{ F \{ E_0(x_0, y_0) \} \exp \left[i \sqrt{k^2 - k_x^2 - k_y^2} z \right] \right\}, \quad (1)$$

где x, y – координаты;

F и F^{-1} – соответственно прямое и обратное преобразования Фурье;

$E_0(x_0, y_0)$ – напряженность электрического поля на расстоянии $z=0$ (цифровая голограмма, зарегистрированная фото- или видеокамерой);

i – мнимая единица, $i^2 = -1$;

$k=2\pi/\lambda$ – модуль волнового вектора;

λ – длина волны излучения когерентного источника;

$k_x = k \frac{x}{r}$, $k_y = k \frac{y}{r}$ – проекции волнового вектора k .

В разделе 1.3 описан разработанный автором алгоритм, основанный на известном методе РЕСА [16] и предназначенный для детектирования микрообъектов на голограмме и снижения погрешности измерения их положения по глубине. Его суть состоит в том, что объекты, имеющие коэффициент поглощения больше коэффициента рассеяния, в значительной мере изменяют амплитуду падающего излучения, вследствие чего при реконструкции волнового фронта в плоскости такого объекта реальная часть вектора напряженности электрического поля будет преобладать над мнимой. Приведены блок-схемы алгоритма. В отличие от РЕСА при детектировании объектов используются не значения модуля напряженности электрического поля $|E|$, а их сумма вдоль оси z , поэтому алгоритм более устойчив к шумам (в том числе, обусловленным наличием спекла). Если бы суммирование выполнялось по всем плоскостям z , то вклад в эту сумму больших, протяжённых на реконструкциях вдоль оси z объектов был бы значительно больше, чем малых, что привело бы к низкой чувствительности при их детектировании. Поэтому суммирование выполняется только по тем плоскостям, где значения модуля напряженности электрического поля $|E|$ превышает заданный порог.

В процедуру поиска положения объекта вдоль оси z добавлено дополнительное условие о том, что значение модуля амплитуды $|E(z_{min})|$ на расстоянии z_{min} должно быть больше или равно половине локального максимума $|E_{max}|$, что позволило снизить вероятность ошибочного детектирования объектов. Применение сглаживания и адаптивной фильтрации позволили лучше детектировать объекты,

размеры которых находятся в заданном диапазоне, отфильтровать выбросы и шумы, обусловленные спеклом и изображением двойника.

Работоспособность и эффективность разработанных моделей и реализующих их алгоритмов подтверждаются экспериментами, результаты которых опубликованы. На программу для реконструкции цифровых голограмм и автоматического определения координат объектов в измерительном объеме получено свидетельство о государственной регистрации [14].

Во второй главе диссертации (разделе 2.1) содержится обзор методов получения классифицирующих признаков, характеризующих размеры присутствующих на изображении объектов. Рассматриваются достоинства и недостатки геометрического подхода, а также признаки, получаемые с применением статистического, структурного, спектрального, фрактального и других методов.

Разделы 2.2 – 2.4 содержат описание имитационной модели, позволяющей моделировать изображения совокупности хаотично расположенных однотипных объектов заданного фракционного состава. Однотипные объекты исследуются на примере геометрических объектов в виде модельных волокон. В основу модели положены следующие допущения, которые использовались другими авторами, но никогда ранее не были объединены вместе:

1. Модель волокна характеризуется длиной L и усредненным значением толщины d , как показано на рисунке 1. Такое представление согласуется с моделью волокон, которую используют другие авторы при моделировании структуры листа бумаги методом Монте-Карло.

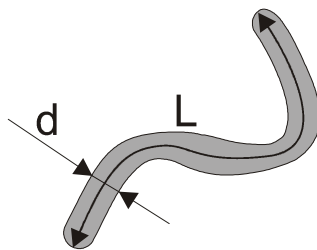


Рисунок 1 – Модель волокна

2. Длины L и усредненные толщины d модельных волокон, представленных на изображении, являются случайными значениями, распределёнными по логарифмически нормальному закону. Это согласуется с литературными

данными о фракционном составе механической древесной массы и небеленой целлюлозы, а также с выводами Колмогорова А. Н. о том, что размеры частиц при дроблении кусков руды, угля и т. п. на шаровых мельницах имеют логарифмически нормальное распределение.

3. Толщина модельного волокна является случайной величиной, которая варьируется вдоль него согласно нормальному закону распределения.
4. Положение начала каждого модельного волокна на изображении задано координатами x_0 , y_0 , которые являются независимыми случайными величинами, имеющими равномерный закон распределения (рассматривается случай изотропного пространства).
5. Начальный угол поворота α_0 каждого модельного волокна на изображении имеет равномерный закон распределения в диапазоне $[0, 2\pi)$, что соответствует изотропному случаю.
6. Модель волокна имеет изгибы. Угол изгиба модельного волокна $\Delta\alpha$ является случайной величиной, которая варьируется вдоль него согласно равномерному закону распределения в диапазоне $[-\Delta\alpha_{\max}, \Delta\alpha_{\max}]$.
7. Значение $\Delta\alpha_{\max}$ обратно пропорционально квадратному корню толщины модельного волокна.
8. Количество пикселей изображения, занятых модельными волокнами, постоянно для всех сгенерированных изображений.

С помощью программной реализации имитационной модели были сгенерированы изображения различных классов, различающихся фракционным составом представленных на них объектов, которые использовались для поиска подходящего набора классифицирующих признаков.

В тексте диссертации приведены алгоритм имитационного моделирования и исходный текст соответствующей процедуры. Раздел 2.5 описывает способ и параметры моделирования черно-белых изображений шести классов (A1, A2, A3, B1, B2, B3), по десять штук в каждом. Первая буква в обозначении класса указывает среднюю толщину модельных волокон (класс А толще, чем В), а номер класса указывает среднюю длину, которая растет с увеличением номера. Эти изображения будем называть эталонными, так как для них известен фракционный состав.

Сопоставление и выбор наилучшего набора признаков, предназначенных для классификации изображений совокупности хаотично расположенных однотипных объектов по фракционному составу, предложено осуществлять сравнением показателя

$$C = \frac{R_{\min}}{R_{\max}}, \quad (2)$$

где R_{\min} – минимальное межклассовое различие, а R_{\max} – максимальное различие между образцами, принадлежащими одному классу. В качестве меры различия используется евклидово расстояние между значениями признака, которые предварительно нормируются. При $C < 1$ считается, что признак не позволяет классифицировать изображения, так как различие между образцами одного класса превышает различие между образцами разных классов. Чем больше значение показателя C , тем выше информативность классифицирующих признаков и тем лучше различительная способность метода.

В разделах 2.7 и 2.8 диссертации отражены результаты исследования различительной способности признаков, рассчитанных с применением функции автокорреляции и спектра обобщенных фрактальных размерностей Реньи, для классификации эталонных изображений. Приведены модель расчёта классифицирующих признаков с использованием функции автокорреляции и разработанная программа на LabVIEW для обработки изображений. Спектры обобщенных фрактальных размерностей Реньи получены с помощью программы MFR Drom Г. В. Встовского. Результаты сравнения различительной способности классифицирующих признаков представлены в таблице 1.

Анализ показал, что спектр обобщенных фрактальных размерностей Реньи непригоден в качестве признака, классифицирующего эталонные изображения, так как максимальное различие между образцами одного класса равно минимальному межклассовому различию ($C=1.0$). Тогда как признаки, основанные на функции автокорреляции, имеют удовлетворительный показатель различительной способности ($C=3.5$).

В разделе 2.10 вводится модель и алгоритм расчёта нового классифицирующего признака (РИФ).

Дискретное изображение представлено в виде матрицы I' с размерами $N \times N$, каждый элемент которой соответствует одному пикселу и принимает значения в диапазоне $[0, 1]$. Фону соответствует значение равно нулю.

1. Обнуляются массив D_i и S .
2. Пусть i обозначает масштаб и на первой итерации равно 1, а $n_i = 2^i$.
3. Изображение I' условно разбивается на смежные квадратные области с размерами $n_i \times n_i$ пикселов, количество которых равно $N_i \times N_i$, причем $N_i = \frac{N}{n_i}$.
4. Для каждой смежной области с индексами $ix = 0 \dots N_i - 1$; $iy = 0 \dots N_i - 1$; вычисляются суммы:

$$SX_{ix, iy}[y] = \sum_{x=0}^{n_i-1} I'[ix \cdot n_i + x, iy \cdot n_i + y], \quad (3)$$

$$SY_{ix, iy}[x] = \sum_{y=0}^{n_i-1} I'[ix \cdot n_i + x, iy \cdot n_i + y], \quad (4)$$

где $x, y \in Z(x, y \in [0, n_i - 1])$.

Если значения элементов матрицы I' случайны, то значения $SX_{ix, iy}[y]$ и $SY_{ix, iy}[x]$ также являются случайными величинами.

5. По известным $SX_{ix, iy}[y]$ и $SY_{ix, iy}[x]$ для каждой области с индексами ix, iy вычисляются функции $FX_{ix, iy}[z]$ и $FY_{ix, iy}[z]$ путем накопления массивов:

$$FX_{ix, iy}[z] = FX_{ix, iy}[z] + 1 \text{ для всех } 1 \leq z \leq SX_{ix, iy}[y] \text{ и } y = 0 \dots n_i - 1; \quad (5)$$

$$FY_{ix, iy}[z] = FY_{ix, iy}[z] + 1 \text{ для всех } 1 \leq z \leq SY_{ix, iy}[x] \text{ и } x = 0 \dots n_i - 1.$$

6. Накапливается суммарное по всем областям и всем изображениям выборки значение

$$D_i = D_i + \sum_{ix=0}^{N_i-1} \sum_{iy=0}^{N_i-1} \sum_{z=1}^{n_i} |FX_{ix, iy}[z] - FY_{ix, iy}[z]|. \quad (6)$$

7. Если $n_i < N$, то размер области увеличивается в два раза: $n_{i+1} = 2 \cdot n_i$, а i увеличивается на единицу и повторяем алгоритм, начиная с пункта 3.
8. Накапливается сумма всех элементов всех изображений (массивов) выборки:

$$S = S + \sum_{x=0}^N \sum_{y=0}^N I'[x, y]. \quad (7)$$

9. Алгоритм повторяется, начиная с пункта 2 для всех изображений выборки, при этом суммы D_i и S накапливаются.
10. В качестве классифицирующего признака РИФ используются значения D_i нормированные на сумму всех элементов всех изображений выборки:

$$ND_i = \frac{D_i}{S}. \quad (8)$$

Алгоритм реализован в виде процедуры на С++ и применён для классификации эталонных изображений. Результаты оценки информативности предложенного признака приведены в нижней строке таблицы 1.

Таблица 1 – Результаты сравнения классифицирующих признаков

Наименование признака	Различительная способность, C
Функция автокорреляции	3.5
Спектр обобщенных фрактальных размерностей Реньи	1.0
РИФ	5.1

Можно видеть, что его различительная способность более чем в 1.4 раза превышает соответствующий показатель для признака, основанного на функции автокорреляции.

В разделе 2.11 выполнен компонентный анализ значений классифицирующего признака РИФ для выборки, состоящей из 4500 модельных изображений с размерами 512×512 пикселей (по 100 изображений 45 классов, различающихся параметрами моделирования: три класса по толщине и 15 классов по длине), который показал, что вклад в общую дисперсию первых двух главных компонент составляет около 98 %.

Результаты отображения значений признаков, усреднённых по 100 изображениям, для образцов 45 классов в пространстве первых двух главных компонент представлены на рисунке 2.

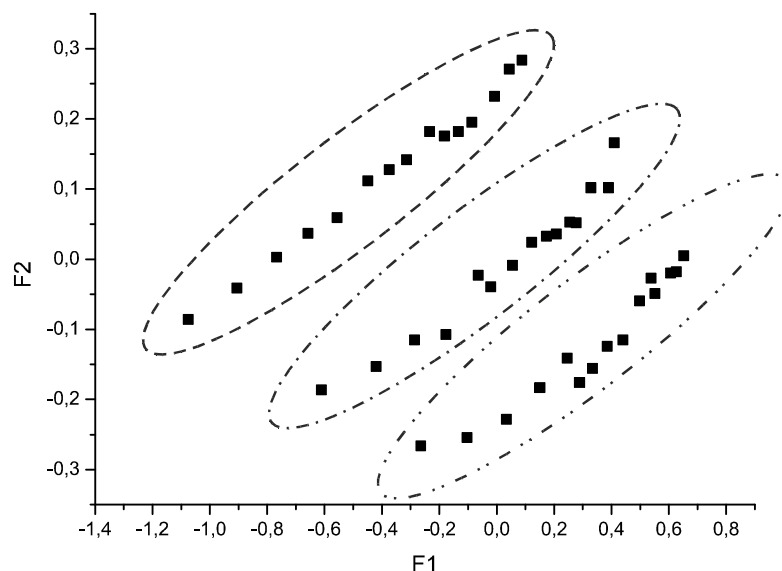


Рисунок 2 – Образцы 45 классов в пространстве главных компонент F1, F2

Можно видеть, что в новых координатах модельные изображения, принадлежащие различным классам, отличаются и занимают строго определенное положение. Наблюдаются три класса, имеющих статистически постоянный фракционный состав модельных волокон по толщине. В каждой такой области, обведённой овалом, располагается по 15 точек, которые соответствуют 15 классам по длине. Это подтверждает, что предложенный классифицирующий признак РИФ, содержит информацию об обоих параметрах (длинах и толщинах модельных волокон).

Раздел 2.12 содержит рекуррентный алгоритм вычисления классифицирующего признака РИФ, который реализован в виде процедуры на C++. Текст процедуры приведён в приложении к тексту диссертации.

В разделе 2.13 анализируется вычислительная сложность и требования к объему оперативной памяти рекуррентного алгоритма вычисления классифицирующего признака РИФ. Показано, что необходимое количество итераций можно вычислить по формуле:

$$M = 2.25 \cdot N^2 - 2.5 \cdot N. \quad (9)$$

Так как алгоритм использует рекуррентное суммирование, при котором результаты промежуточных расчётов располагаются в той же области памяти, где и исходное изображение, то дополнительного буфера не требуется. Дополнительная память объёмом $2 \times N$ необходима для вычисления функций $FX_{ix,iy}[z]$ и $FY_{ix,iy}[z]$.

В третьей главе рассматриваются различные области применения предложенного классифицирующего признака РИФ.

Раздел 3.1 содержит методику и результаты исследования натуральных образцов древесной массы, различающихся фракционным составом и имеющих известные физико-механические свойства.

Для исследования отобраны пять классов (образцов) древесной массы, физико-механические свойства которых предварительно измерены на стандартном оборудовании специалистами лаборатории оценки качества продукции древесномассного завода ОАО «Кондопога». Значения свойств приведены в таблице 2.

Таблица 2 – Физико-механические свойства исследуемых образцов древесной массы

Номер образца (класса)	a ₁	a ₂	a ₃
	Степень помола, °ШР	Разрывная длина, м	Сопротивление раздиранию, Н
1	66	2350	375
2	62	2050	326
3	77	3150	352
4	75	3050	349
5	69	2870	370

°ШР – обозначает градусы Шоппер-Риглера

Введём в качестве меры различия физико-механических свойств исследуемых образцов древесной массы евклидово расстояние. Значения каждого из физико-механических свойств предварительно нормируются по формуле:

$$b = \frac{a - \bar{a}}{a_{\max} - a_{\min}}. \quad (10)$$

В таблице 3 приведены значения евклидовых расстояний в пространстве физико-механических свойств для исследуемых образцов древесной массы.

Таблица 3 – Межклассовое различие физико-механических свойств исследуемых образцов древесной массы

Номер класса	1	2	3	4	5
1	0.00	1.07	1.13	1.02	0.52
2	1.07	0.00	1.51	1.34	1.26
3	1.13	1.51	0.00	0.17	0.70
4	1.02	1.34	0.17	0.00	0.61
5	0.52	1.26	0.70	0.61	0.00

Из таблицы видно, что по физико-механическим свойствам наименее отличаются образцы № 3 и № 4, а наиболее – образцы № 2 и № 3.

В тексте диссертации излагается методика подготовки исследуемых образцов древесной массы и получения изображений, с помощью которой подготовлены 20 предметных стекол с образцами, по четыре образца каждого из пяти классов.

Используя выборку из 50–60 изображений, для каждого из 20 образцов вычислен классифицирующий признак РИФ, значения которого представлены на рисунке 5.

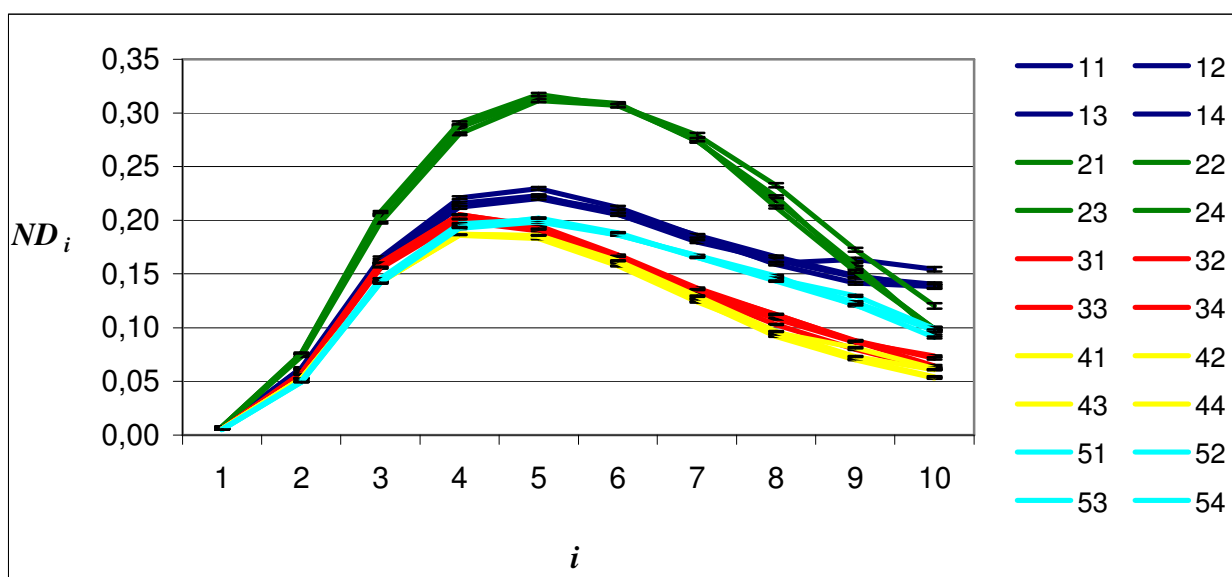


Рисунок 5 – Значения признака РИФ, полученные по 50–60 изображениям каждого из двадцати образцов древесной массы:

первая цифра легенды обозначает номер класса (согласно таблице 2);

i – номер компоненты признака

Рассчитав евклидово расстояние в пространстве признаков между всеми образцами древесной массы, получим матрицу размерностью 20×20. Элементы

матрицы, имеющие максимальное значение расстояния между различными образцами, принадлежащими к одному классу, сведены в таблицу 4.

Таблица 4 – Максимальные значения внутриклассового различия образцов в пространстве классифицирующих признаков РИФ

Номер класса	1	2	3	4	5
Мера различия	0.032	0.039	0.018	0.016	0.012

Для нахождения межклассового различия, значения признаков РИФ усреднены по четырём образцам, принадлежащим каждому классу, а затем вычислена матрица евклидовых расстояний размерностью 5×5 между образцами различных классов, которая приведена в таблице 5.

Таблица 5 – Межклассовое различие образцов в пространстве классифицирующих признаков РИФ

Номер класса	1	2	3	4	5
1	0.000	0.788	0.538	0.643	0.291
2	0.788	0.000	1.160	1.267	0.975
3	0.538	1.160	0.000	0.132	0.299
4	0.643	1.267	0.132	0.000	0.385
5	0.291	0.975	0.299	0.385	0.000

Можно видеть, что минимальное межклассовое различие (см. таблицу 5) составляет 0.132, тогда как максимальное различие между элементами одного класса древесной массы (см. таблицу 4) составляет 0.039. Следовательно, различительная способность равна $C=3.38$, что говорит о пригодности признака РИФ для классификации исследуемых образцов древесной массы, имеющих различные физико-механические свойства. Кроме того, в результате анализа обнаружена стохастическая связь физико-механических свойств образцов древесной массы и признака РИФ (коэффициент корреляции $r=0.92$).

Применение аналогичного метода для анализа изображений щебня и песчано-гравийной смеси (восемь классов по пять изображений) показало, что образцы, содержащие щебень одинаковой фракции и отличающиеся только наличием песка у одной из них, меньше других отличаются в пространстве классифицирующих признаков. Тогда как образец самой большой фракции (с размером зёрен более трёх

дюймов) и образец самой малой фракции (песок), отличаются больше всех остальных.

Выполнена оценка возможности применения новых признаков для классификации фракционного состава волокон древесной массы на изображениях, полученных с помощью разработанного голографического прибора (два класса по одному изображению), а также для классификации фракционного состава щепы (четыре класса по одному изображению).

Раздел 3.5 содержит краткое описание разработанного программного комплекса.

В заключении приведены основные результаты диссертационного исследования, состоящие в следующем:

1. С применением технологии программирования параллельных вычислений CUDA на графическом ускорителе выполнено моделирование оптического поля на произвольном расстоянии от голограммы, регистрируемой сенсором изображения. Разработан алгоритм и создана программа для реконструкции цифровых голограмм и автоматического определения координат объектов в измерительном объеме, на которую получено свидетельство о государственной регистрации.
2. Разработана имитационная модель и программа, позволяющие генерировать изображения совокупности хаотично расположенных однотипных объектов заданного фракционного состава. Однотипные объекты исследуются на примере геометрических объектов в виде модельных волокон.
3. Предложен численный метод вычисления классифицирующего признака РИФ, предназначенного для классификации изображений совокупности хаотично расположенных однотипных объектов по фракционному составу. На эталонных изображениях показано, что различительная способность признака РИФ в 1.4 раза превысила соответствующую способность признаков, полученных с использованием функции автокорреляции.
4. Выполнен анализ характеристик численного метода расчета значения классифицирующего признака РИФ, полученных на изображениях древесной

массы, щебня, песчано-гравийной смеси, щепы. Эксперименты показали его высокую различительную способность.

5. Создан комплекс программ, реализующий имитационную модель и метод расчета значения классифицирующего признака РИФ. Применение рекуррентного алгоритма суммирования элементов матрицы позволило существенно повысить скорость вычисления признака.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ АВТОРОМ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в изданиях, рекомендованных перечнем ВАК

1. Екимов, Д. А. Информативные признаки изображений хаотично расположенных однотипных упорядоченных структур различного фракционного состава / Д. А. Екимов // *Фундаментальные исследования*. – 2016. – № 9(2). – С. 258–262.
2. Екимов, Д. А. Параметризация изображений волокон древесной массы с целью экспресс анализа её фракционного состава / Д. А. Екимов // *Системы управления и информационные технологии*. – 2009. – Т. 1.1(35). – С. 150–154.

Статьи в изданиях, индексируемых SCOPUS, Web of Science

3. Ekimov, D. A. A Holographic In-Line Imaging System for Meteorological Applications [Текст] / V. A. Kaikkonen, D. A. Ekimov, A. J. Makynen // *2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) Proceedings*. – 2013. – P. 1630–1635.
4. Ekimov, D. A. Web service for digital holographic video processing [Текст] / D. A. Ekimov, A. J. Makynen // *Proc. SPIE 8776, Holography: Advances and Modern Trends III, 87760F (May 3, 2013)*. – 2013.
5. Ekimov, D. In-line Digital Holography for High Speed 4D Tracking of Particles / D. Ekimov, A. Mäkyne // *2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) Proceedings*. – 2011. – P. 1434–1437.

6. Ekimov, D. Using digital holographic microscopy for 4D tracking of colloid particles [Текст] / D. A. Ekimov, V. A. Kaikkonen, A. J. Makynen // Proceedings of SPIE. – 2010. – Vol. 7376. – P. 737615–737615-8.
7. Kaikkonen, V. A. A Holographic In-Line Imaging System for Meteorological Applications [Текст] / V. A. Kaikkonen, D. Ekimov, A. J. Makynen // 2014 IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2014. – Vol. 63, Issue 5. – P. 1137–1144.

Статьи в материалах конференций

8. Екимов, Д. А. Анализ изображений щебня и песчано-гравийных смесей для классификации их фракционного состава / Д. А. Екимов, А. А. Рогов // Научно–образовательная среда XXI века : материалы X Всероссийской науч.-практ. конф., 20–23 сентября 2016 года. – Петрозаводск, – 2016. – С. 63–66.
9. Екимов, Д. А. Метод анализа изображений хаотично расположенных однотипных упорядоченных структур различного фракционного состава / Д. А. Екимов, А. А. Рогов // Сборник трудов IX международной научной конференции «Современные методы прикладной математики, теории управления и компьютерных технологий» (ПМТУКТ-2016), 20–26 сентября 2016. – Воронеж : Изд-во «Научная книга». – С. 133–135.
10. Ekimov, D. A. Flow Dynamics Measurements Using Digital Holographic PIV / D. A. Ekimov, A. Mäkyne // The 8th Pacific Symposium on Flow Visualization and Image Processing, PSFVIP-8, Moscow, Russia, August 21st–25th. – 2011. – ISBN 978-5-8279-0092-4.
11. Ekimov, D. Application of digital in-line holographic microscopy for 4D tracking of the colloid particles / D. Ekimov // Advanced laser technologies conference ALT09, Antalya, Turkey, 26.9–1.10.2009. – 2009.
12. Екимов, Д. А. Разработка методов параметризации изображений для системы классификации древесной массы / Д. А. Екимов // Информационные технологии моделирования и управления. – 2008. – Т. 9(52). – С. 1044–1051.
13. Разработка системы для оперативного анализа качественных показателей древесной массы [Текст] : отчет о НИР (заключительный) : ВНТИЦ. –

Петрозаводск, 2007. – 37 с. – Исполн.: Екимов Д.А. – Библиогр.: с. 26-27. – № ГР 0120.0807966. – Инв. № 0220.0804699.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

14. Екимов, Д. А. Программа для реконструкции цифровых голограмм и автоматического определения координат объектов в измерительном объеме [Текст] / Д. А. Екимов, Н. А. Кулдин. – Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014662712 ; заявл. 09.10.2014 ; опубл. 05.12.2014. – 1 с.

Цитированная литература

15. Буторин, В. К. Введение в системный анализ : курс лекций / В. К. Буторин. – Изд. 2 е, перераб. и доп. – Новокузнецк : НФИ КемГУ. – 2005. – 72 с.
16. Pan, G. Digital holography of particle fields: reconstruction by the use of complex amplitude / G. Pan, H. Meng // Appl. Opt. – 2003. – Vol. 42. – P. 827–833.