

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

Институт космических и информационных технологий

Кафедра систем искусственного интеллекта

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
Г. М. Цибульский

« » 2018г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Разработка информационной системы анализа распознавания микропараметров
клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев

09.04.02 «Информационные системы и технологии»

09.04.02.01 «Информационно-управляющие системы»

Научный руководитель	_____	проф. каф. ИС, д. т. н.	П. П. Дьячук
	подпись, дата		
Выпускник	_____		С. Г. Скворцов
	подпись, дата		
Рецензент	_____	зав. каф. ИС, к. п. н.	С. А. Виденин
	подпись, дата		

Красноярск 2018

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
Глава 1. Методы предобработки объектов по двумерным изображениям	8
1.1. Понятие компьютерного зрения.....	8
1.2 Понятие изображения	9
1.3 Улучшение изображения или цифровая обработка.....	13
1.3.1 Фильтрация шумов.....	14
1.3.3 Бинаризация изображения.....	21
1.4 Масштабирование	23
1.5 Сегментация.....	25
1.6 Распознавание.....	29
1.7 Заключение к первой главе	30
Глава 2. Анализ предметной области распознавания микропараметров клеточной структуры годовичных колец хвойных деревьев	31
2.1 Параметры объекта распознавания	31
2.2. Выявление проблемы измерений микропараметров клеточной структуры хвойных деревьев	33
2.3. Поиск литературы по теме магистерской диссертации	36
2.4. Научные труды по теме магистерской диссертации	37
2.5. Обзор существующих программных комплексов для определения параметров годовичных колец.....	39
2.6 Заключение ко второй главе	42
Глава 3. Тестирование разработанного программного продукта и сравнительный анализ полученных результатов с контрольными.....	44

3.1. Выбор экспериментальных данных	44
3.2. Загрузка изображения.....	46
3.2. Нахождение порога для изображения методом Оцу.....	48
3.3. Выделение идеального ряда.....	52
3.4. Распознавание параметров.....	54
3.5 Тестирование алгоритма.....	55
3.5.1 Анализ образцов кедра	56
3.5.2 Анализ образцов лиственницы	60
3.5.3 Анализ образцов пихты	64
3.5.4 Результаты тестирования системы.....	68
3.5.5 Недостатки алгоритма	69
3.6 Заключение к третьей главе	72
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	73
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	74

РЕФЕРАТ

Магистерская диссертация по теме «Разработка информационной системы анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев» содержит 88 страниц текстового документа, 66 рисунков, 3 таблицы, 50 использованных источников.

Ключевые слова: годичные кольца, анализ микропараметров, клеточная структура, микропараметры хвойных деревьев.

Цель диссертации – разработка информационной системы анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Исследование и сравнение методов предобработки двумерных изображений;
2. Анализ предметной области распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев;
3. Реализация анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев;
4. тестирование разработанной «Информационной системы анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев»;
5. Анализ результатов.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время задача автоматического распознавания и подсчета объектов с использованием машинного зрения является актуальной и востребованной. Ее решение способно автоматизировать труд человека и повысить производительность. Видеонаблюдение, регулирование движения транспорта, контроль качества деталей на конвейере, дендрология, оценка численности животных — вот далеко не полный перечень областей человеческой деятельности, где необходимо решение данной задачи. Системы машинного зрения широко используются в промышленности как для автоматизации процессов, повышения производительности, так и для повышения качества выпускаемых изделий.

Машинное зрение позволяет решать множество задач, но все их условно можно разделить на четыре группы

- Распознавание положения. Цель машинного зрения в данном применении — определение пространственного местоположения (местоположения объекта относительно внешней системы координат) или статического положения объекта (в каком положении находится объект относительно системы координат с началом отсчета в пределах самого объекта) и передача информации о положении и ориентации объекта в систему управления или контроллер. Примером такого приложения может служить погрузочно-разгрузочный робот, перед которым стоит задача перемещения объектов различной формы из бункера. Интеллектуальная задача машинного зрения заключается, например, в определении оптимальной базовой системы координат и ее центра для локализации центра тяжести детали. Полученная информация позволяет роботу захватить деталь должным образом и переместить ее в надлежащее место.

- Измерение. В приложениях данного типа основная задача видеокамеры заключается в измерении различных физических параметров объекта.

Примером физических параметров может служить линейный размер, диаметр, кривизна, площадь, высота и количество. Пример реализации данной задачи — измерение различных диаметров горлышка стеклянной бутылки.

- Инспекция. В приложениях, связанных с инспекцией, цель машинного зрения подтвердить определенные свойства, например, наличие или отсутствие этикетки на бутылке, болтов для проведения операции сборки, шоколадных конфет в коробке или наличие различных дефектов.

- Идентификация. В задачах идентификации основное назначение видеокамеры — считывание различных кодов (штрих-кодов, 2Д-кодов и т. п.) с целью их распознавания средствами камеры или системным контроллером, а также определение различных буквенно-цифровых обозначений. Одним из примеров такого приложения может служить считывание кода даты для отбраковки просроченных продуктов в пищевой промышленности.

В настоящее время в дендрохронологии для моделирования и анализа данных используется достаточно широкий спектр аппаратно-программных средств. Использование программных средств зависит от задач исследования. Это может быть статистическая обработка первичных данных замеров характеристик прироста и получение надёжных обобщённых данных, сопоставление характеристик прироста с факторами внешней среды, моделирование процессов роста, изучение пространственного распределения характеристик прироста и визуализация результатов анализа.

Актуальность выбранной темы состоит в том, для текущих исследований, в области дендрохронологии требуется высокая скорость получения данных, при минимальной потере качества, а в настоящий момент времени большинство дендрологов получают данные для исследований практически ручным способом. Сбор данных осуществляется специалистами, имеющими глубокие знания в данной предметной области. Так же требуется большое количество времени, чтобы подготовить специалиста, чьи измерения будут иметь систематичный характер и смогут использоваться в научной

деятельности. Обычно обучение длится от одного до двух лет. В то же время существующие программные разработки либо предполагают полуавтоматический способ измерений, что мало отличается от полностью ручного, либо объявляют большие требования к качеству снимков, так как являются неустойчивыми к природным дефектам клеточной структуры, а скорость и объем данных, получаемых при ручной обработке, крайне малы.

Объект исследования – технологии оценки пространственных свойств объектов по двумерным изображениям.

Предмет исследования - анализ распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев, на основе технологий предобработки, фильтрации, сегментации и извлечения данных из двухмерного изображения с использованием машинного зрения.

Цель: разработка информационной системы анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Исследование и сравнение методов предобработки двумерных изображений;
2. Анализ предметной области распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев;
3. Реализация анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев;
4. Тестирование разработанной «Информационной системы анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев»;
5. Анализ результатов.

Глава 1. Методы предобработки объектов по двумерным изображениям

1.1. Понятие компьютерного зрения

Компьютерное зрение – теория и технология создания машин, которые могут производить обнаружение, отслеживание и классификацию объектов. Как научная дисциплина, компьютерное зрение относится к теории и технологии создания искусственных систем, которые получают информацию из изображений. Как технологическая дисциплина, компьютерное зрение стремится применить теории и модели компьютерного зрения к созданию систем компьютерного зрения. Примерами применения таких систем могут быть:

- Системы управления процессами (промышленные роботы, автономные транспортные средства);
- Системы видеонаблюдения;
- Системы организации информации (например, для индексации баз данных изображений);
- Системы моделирования объектов или окружающей среды (анализ медицинских изображений, топографическое моделирование);
- Системы взаимодействия (например, устройства ввода для системы человеко-машинного взаимодействия);
- Системы дополненной реальности;
- Вычислительная фотография, например, для мобильных устройств с камерами.

Во всем диапазоне от обработки изображений для компьютерного зрения нет четких границ, тем не менее, можно различать в нем компьютеризированные процессы низкого, среднего и высокого уровня. Процессы низкого уровня касаются только примитивных операций типа

предобработки с целью уменьшения шума, для повышения контраста или улучшения резкости изображений. Для низкоуровневых процессов характерен тот факт, что на входе и выходе присутствуют изображения. Обработка изображений на среднем уровне включает такие задачи, как сегментация (разделение изображения на области или выделение на нем объектов), описание объектов и сжатие их в удобную для компьютерной обработки форму, а также классификация (распознавание) отдельных объектов. Для процессов среднего уровня характерно наличие изображений только на входе, на выход же поступают признаки и атрибуты, извлекаемые из этих изображений (например, границы областей, линии контуров, отличительные признаки конкретных объектов). Наконец, высокоуровневая обработка включает в себя «осмысления» набора распознанных объектов, как это делается в анализе изображений, и, в пределе, осуществление познавательных функций, которые принято связывать со зрением. [источник Машинное зрение от SICKP]

Следует заметить, что создание каждой системы требует учета особенностей объектов распознавания, а также особенностей фотоснимков либо видеоряда для обоснованного выбора методов распознавания [источник – цифровая обработка книга 2005].

1.2 Понятие изображения

Изображения образуют пространственное распределение энергетической освещенности на плоскости. Математически говоря, пространственные распределения энергетической освещенности можно описать как непрерывную функцию двух пространственных переменных $E(x_1, x_2) = E(x)$.

Компьютеры обрабатывают не изображения, а только массивы дискретных чисел. Таким образом, требуется представлять изображения в виде двумерных массивов точек. Точка на 2-D сетке называется пикселем (pixel). Эти названия являются сокращениями понятия *picture element* (элемент изображения).

Пиксель представляет энергетическую освещенность на прямоугольной сетке. Положение пикселя задается с помощью общепринятого обозначения для матриц. Первый индекс обозначает положение в строке, второй n , положение в столбце, пример на рисунке 1.

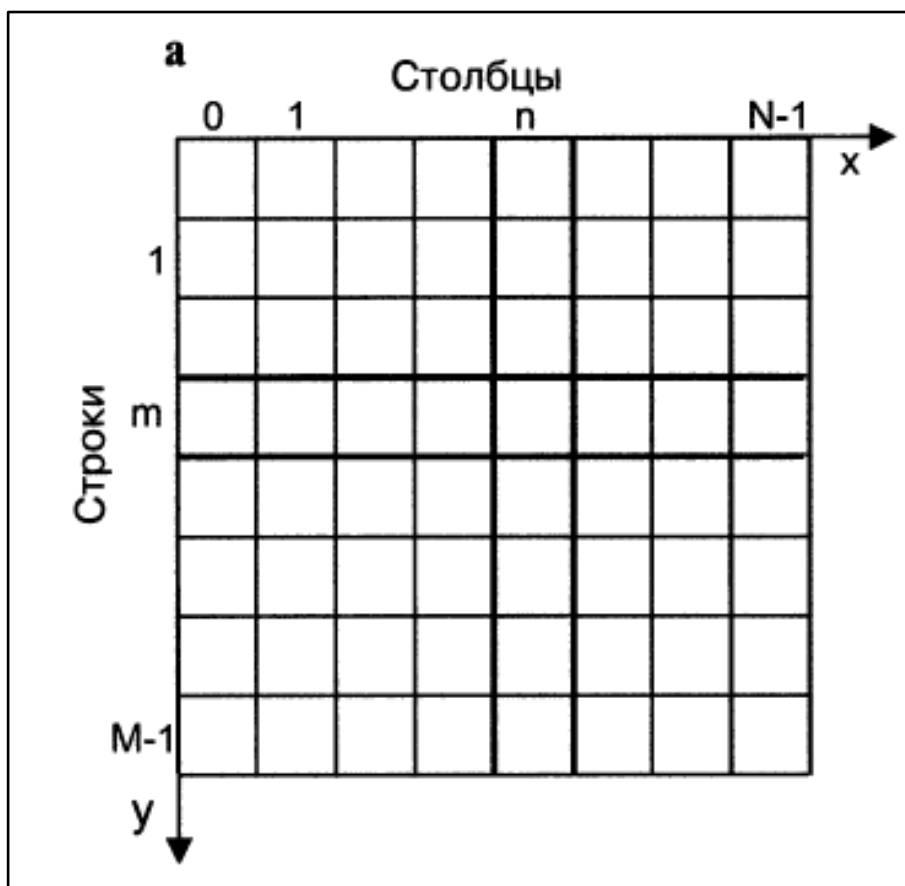


Рисунок 1 – Координатная сетка пикселей

Если цифровое изображение содержит $M \times N$ пикселей, то оно представляется матрицей $M \times N$, то индекс n пробегает от 0 до $N-1$, а индекс m от 0 до $M-1$. M – задает число строк, N – число столбцов. В соответствии с матричным обозначением вертикальная ось (ось y) направлена сверху вниз, а не наоборот, как это принято в графах. Горизонтальная (ось X) направлена как обычно, слева направо.

Каждый пиксель представляет не просто точку на изображении, а скорее прямоугольную область, элементарную ячейку сетки. Значение соответствующее пикселю, должно представлять среднюю энергетическую

освещенность в соответствующей ячейке надлежащим образом. На рисунке 2 показано одно и то же изображение, представленное с помощью разного числа пикселей. При больших размерах пикселей не только пространственное разрешение является плохим, но и появляются неоднородности уровней яркости на границах пикселей, как мешающие искажения, отвлекающие наше внимание от содержания изображения. По мере того как пиксели становятся меньше, эффект становится менее выраженным, вплоть до момента, когда мы получаем ощущение пространственного непрерывного изображения. Возникает это ощущение, когда пиксели становятся меньше, чем пространственная разрешающая способность нашей зрительной системы. Вы можете убедиться в этом соответствии, наблюдая рисунок 2с разных расстояний.

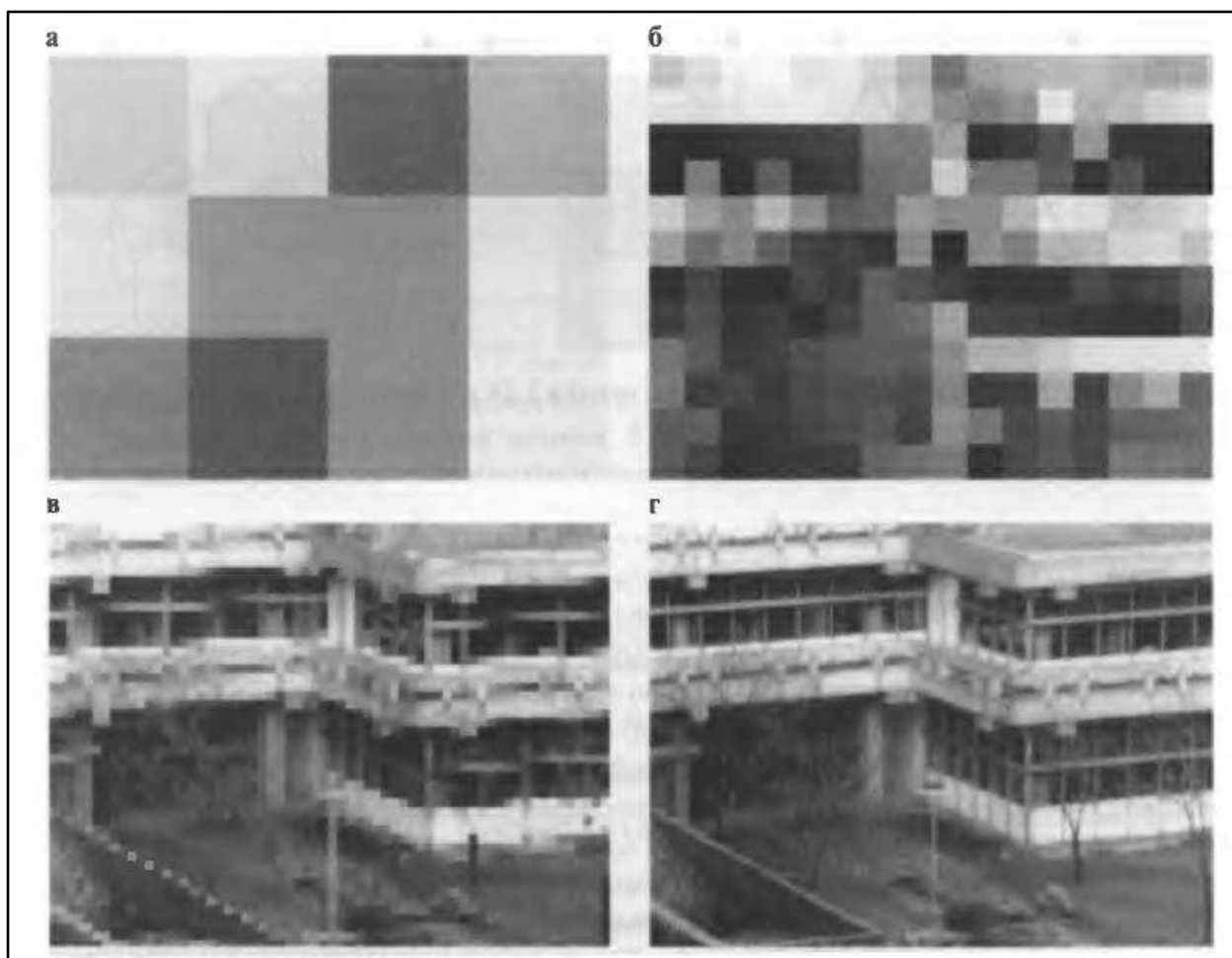


Рисунок 2 – Демонстрация влияния разрешающей способности глаза

Дискретная природа цифровых изображений приводит к необходимости переопределить элементарные геометрические свойства, такие, как расстояние, наклон линии, и координатные преобразования – перемещение, вращение и масштабирование. Эти величины требуются для определения и измерения геометрических параметров объекта в цифровом изображении.

Для того чтобы рассматривать дискретную геометрию правильно, мы вводим сеточный вектор, который представляет положение пикселя. Следующее рассуждение ограничивается прямоугольными сетками. Сеточный вектор определяется в 2-D, 3-D изображениях и в 4-D пространственно-временных изображениях как:

$$r_{m,n} = \begin{bmatrix} n\Delta x \\ m\Delta y \end{bmatrix}, r_{l,m,n} = \begin{bmatrix} n\Delta x \\ m\Delta x \\ l\Delta z \end{bmatrix}, r_{k,l,m,n} = \begin{bmatrix} n\Delta x \\ m\Delta x \\ l\Delta x \\ k\Delta x \end{bmatrix}, \quad (1.2.1)$$

Для измерения расстояния, кроме того, возможно перенести евклидово расстояние из непрерывного пространства на дискретную сетку с помощью определения:

$$d_e(r - r') = \|r - r'\| = [(n - n')^2\Delta x^2 + (m - m')^2\Delta y^2]^{1/2}, \quad (1.2.2)$$

Эквивалентные определения можно дать для случаев более высоких размерностей. В цифровых изображениях часто используются другие метрики. Расстояние городской квартал:

$$d_b(r, r') = |n - n'| + |m - m'|, \quad (1.2.3)$$

Задаёт длину пути, если мы можем передвигаться только в горизонтальных и вертикальных направлениях. Противоположно, расстояние «шахматная доска» определяется как максимум из горизонтального и вертикального расстояния:

$$d_c(r, r') = \max(|n - n'|, |m - m'|), \quad (1.2.4)$$

Для измерения расстояния, при практическом применении значимым является только евклидово расстояние. Это единственная метрика на множестве цифровых изображений, которая сохраняет изотропию непрерывного пространства. При расстоянии «городской квартал», к примеру, расстоянию городской квартал, к примеру, расстояния в направлении диагоналей длиннее, чем евклидово расстояние. Кривая с одинаковыми расстояниями до некоторой точки не является окружностью, а представляет собой кривую ромбовидной формы – квадрат, наклоненный на 45 градусов.

1.3 Улучшение изображения или цифровая обработка

Цифровой обработкой изображения называется обработка цифровых изображений с помощью компьютеров. Заметим, что цифровое изображение состоит из конечного числа элементов, каждый из которых расположен в конкретном месте и принимает определенное значение. Главная цель улучшения заключается в такой обработке изображения, чтобы результат оказался более подходящим с точки зрения конкретного применения.

Множество подходов к улучшению изображений распадается на две большие категории: методы обработки в пространственной области (пространственные методы) и методы обработки в частотной области (частотные методы). Термин пространственная область относится к плоскости изображений как таковой, и данная категория объединяет подходы, основанные на прямом манипулировании пикселями изображения. Методы обработки в

частотной области основываются на модификации сигнала, формируемого путем применения к изображению преобразования Фурье. В данной работе нас интересуют пространственные методы, далее более подробно рассмотрим этапы и операции, производимые в целях улучшения изображения.

1.3.1 Фильтрация шумов

Первый этап необходимый для подготовки изображения к распознаванию, но применяют его, только в случае недостаточного качества исходного изображения для последующего распознавания. На этом этапе производится очистка изображений от помех и шумов. Под помехами и шумами понимаются сторонние возмущения, неселективные в отношении объектов и фона, действующие в системах создания, передачи и воспроизведения фотоснимков. Например, некоторые помехи могут быть результатом дефектных пикселей на матрице цифрового фотоаппарата или возникать в результате аппаратной дискретизации и квантования. Пример изображения с шумом и после обработки представлен на рисунке 3.

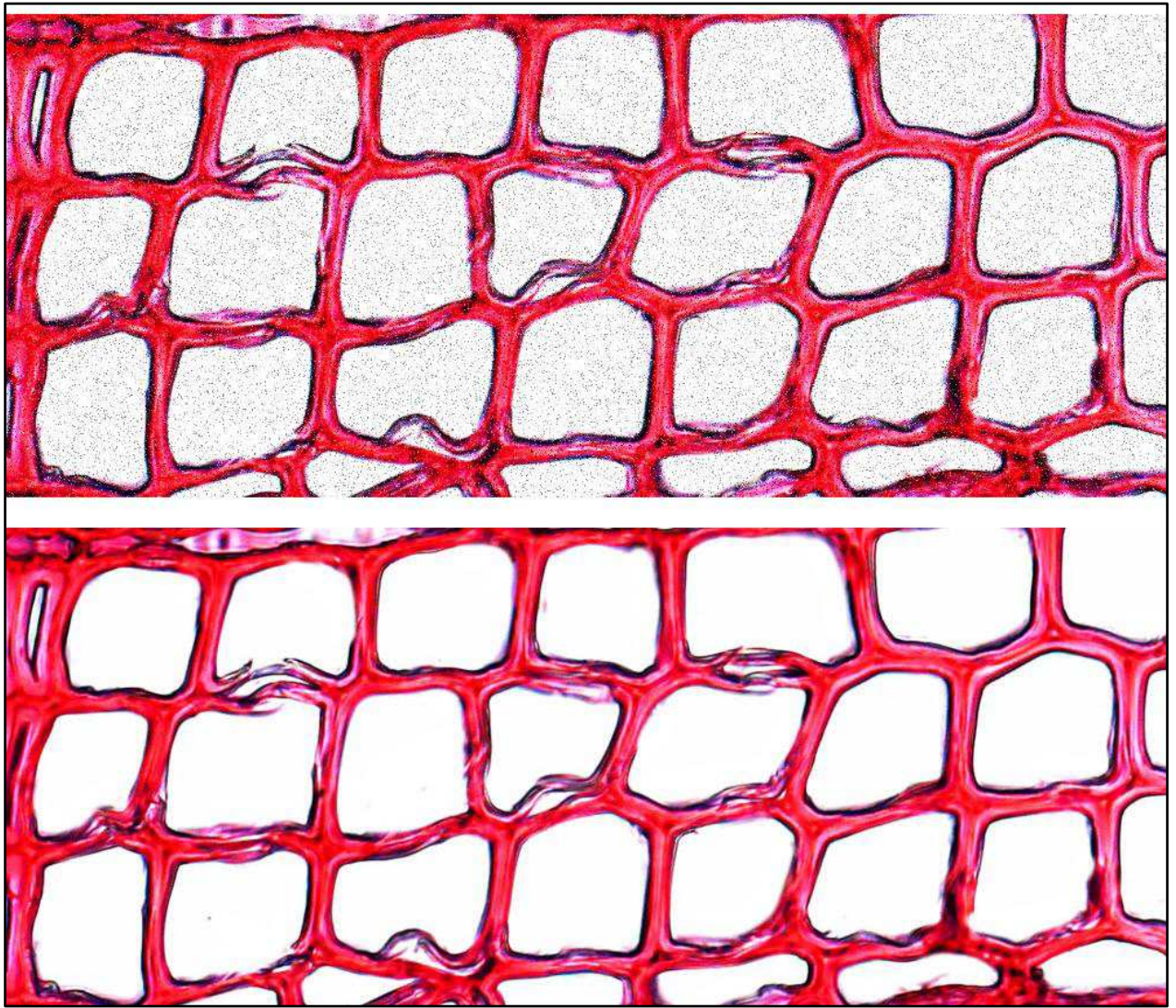


Рисунок 3 – Результат фильтрации шумов

При удалении помех важно выбрать такой способ очистки изображения, чтобы он не вызвал значительных искажений изображения, сохраняя объекты распознавания. В качестве фильтров для удаления помех и шумов служат различного рода усредняющие, частотные и пространственные фильтры [1, 2]. На начальном этапе может быть увеличена яркость, повышена четкость изображения, могут быть применены операции усреднения и выравнивания гистограмм яркости. Если это требуется на последующих этапах, возможно снижение дисперсии яркости пикселей с сохранением резких перепадов яркости. Выбор преобразований должен учитывать метод сегментации для сохранения признаков объектов. При необходимости может быть осуществлен

переход из одной цветовой модели в другую. При выполнении сегментации по цветовым признакам бывает удобно преобразовать изображение в цветовую модель HSV.

В любом случае фильтрация исходного изображения — операция вынужденная, и должна применяться исключительно в случаях, когда существующие шумы серьезным образом препятствуют работе системы. Либо, когда требуется намеренное добавление шума с последующей его фильтрацией, такая операция выполняется с целью снизить детализацию исходного изображения, что в свою очередь позволяет сфокусировать поиск на более крупных контурах, размыв при этом мелкие детали изображения. В противном случае любая фильтрация оказывает исключительно негативное влияние на конечный результат, что крайне нежелательно при решении задач распознавания микропараметров клеточной структуры. В данной области небольшое размытие контура двойной стенки клетки, в пределах трех пикселей, в конечном счете, может породить ошибку вплоть до 30% от действительного значения параметра.

Результат негативного влияния фильтрации шумов наилучшим образом можно проследить на растровом изображении с насыщенной цветовой гаммой и резкими перепадами цветов на контурах объектов. В такой ситуации изображение значительно потеряет четкость контуров, и получит значительное смещение цветовых оттенков в сторону их усреднения. Пример намеренного зашумления растрового изображения, и последующей фильтрации шумом представлен на рисунке 4.



Рисунок 4 – Пример намеренного зашумления изображения с последующей фильтрацией

Следующим шагом рассмотрим самые распространенные методы фильтрации шумов.

1.3.2 Методы фильтрации шумов

Существует достаточно много методов для сглаживания изображений, отличающихся своими параметрами и выходными результатами. В целом каждый из существующих методов можно отнести к одному из следующих разрядов:

- Линейные фильтры;
- Фильтры Гаусса;
- Нелинейные фильтры;
- Медианные фильтры;
- Ранжирующие фильтры;
- Адаптированные фильтры;
- Комбинированные фильтры;
- Гибридные фильтры;

Далее рассмотрим их подробно. При сглаживании изображений используют апертуру — это прямоугольный либо квадратный участок изображения, на котором определяется функция. Заданная функция в апертуре называется весовой, или функцией окна, а сама апертура вместе с этой функцией называется маской изображения.

Линейные фильтры еще называются сглаживающими, потому что в результате работы линейного фильтра усредняется значение пикселей, содержащихся в апертуре. Для этого нужно подобрать размеры апертуры и специальные веса, которые позволяют воздействовать именно на шум. Пусть, например, используется маска $N \times N$, в пределах её полезное изображение имеет постоянную яркость f , шум с независимыми значениями отсчетов $\eta_{k,m}$, средним значением $\mu = 0$ и дисперсией σ^2 в пределах маски. Отношение квадрата яркости (i, j) -го пикселя к дисперсии шума, т.е. отношение сигнал/шум, равно $2f/\sigma^2$. В результате фильтрации отношение сигнал/шум становится равным $2N^2f/\sigma^2$, т.е. возрастает пропорционально площади маски. Увеличение размеров апертуры также приведёт к увеличению вычислительных затрат при обработке изображения. Подбор коэффициентов маски улучшает подавление шумов [2].

Фильтр Гаусса. Благодаря данному фильтру можно уменьшить с расстоянием влияние пикселей друг на друга. Ядро данного фильтра можно выразить формулой:

$$F_{gauss}(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.3.1)$$

,где i, j — координаты пикселя изображения; f — сигнал, а σ — шум, находящийся на исходном изображении. Используя фильтр Гаусса, можно размывать шум, подвергая содержательные контуры изображения размытию в малой степени. К примеру, если на исходном изображении нужно размыть

мелкие детали, которые не требуют отделения от фона, а интересующие нас крупные объекты будем выделять в дальнейшем с помощью бинаризации.

Нелинейные фильтры. Их используют для удаления импульсного шума изображений. Сам импульсный шум представляет собой замену части пикселей на изображении значениями фиксированной или случайной величины, которые изолированы контрастными точками.

Медианный фильтр. При использовании таких фильтров можно получить хорошие результаты для того, чтобы сохранить перепады оттенков, различных границ и устранить локальные пики яркости на изображениях, которые были искажены импульсным шумом. Наилучшим образом медианную фильтрацию можно применять для того, чтобы устранить аномальные значения в массивах данных, уменьшить выбросы и импульсные помехи благодаря свойству данных фильтров сохранять монотонные последовательности. Поэтому если сравнить медианный фильтр с линейным, то он лучше сохраняет контуры изображения. Медианная фильтрация менее эффективна, так как в результате работы фильтра может возникнуть и проявиться на изображении гауссов шум. Такие фильтры также еще используются итеративно. Медианные фильтры достаточно хорошо работают в таких случаях, при которых плотность шума невелика.

Ранжирующий фильтр. В основе алгоритма является ряд, подготовленный для сортировки, но он включает в себя центральный отсчет маски фильтра. Тогда в результате сортировки этого ряда проводят вычисление значения его медианы - $m(n)$. Для того, чтобы вычислить выходное значение фильтра, используем такую формулу:

$$y(n) = \alpha x(n) + (1 - \alpha)m(n) \quad (1.3.2)$$

, где α — коэффициент доверия, $x(n)$ — значение яркости n -го пикселя на исходном изображении.

Комбинированные и гибридные фильтры. Актуальным вопросом остается разработка алгоритмов фильтрации, для устранения комбинированных

шумов. Такая проблема решается путем совместного применения линейных и медианных фильтров, что приводит к комбинированным и гибридным фильтрам. Если использовать комбинированные фильтры к исходному изображению, то необходимо, например, применить сначала медианный фильтр, а после — линейный. С помощью медианного фильтра устраняем импульсный шум. Потом благодаря линейному фильтру сглаживается оставшийся низкоамплитудный шум. В случае использования гибридных фильтров сначала определяются выходные значения линейных или медианных фильтров, затем — значение апертуры и потом обращаются к набору, который содержит выходы медианного либо линейного фильтра. После этого применяют выбранный фильтр.

Гибридные методы фильтрации совмещают достоинства методов ранговой обработки изображения и линейной фильтрации, можно достаточно хорошо снизить уровень гауссова шума и импульсных помех. Таким образом, гибридный фильтр превосходит медианный, так как позволяет уменьшить искажение контуров на малоразмерных объектах.

Адаптивные фильтры. Можно сделать вывод о том, что линейные и медианные фильтры не учитывают изменения статистических характеристик на самом изображении. Алгоритмы, которые позволяют их учитывать, называют адаптивными. Один из таких алгоритмов учитывает изменения характеристик при неизменном размере апертуры. Рассмотрим его подробнее. Для такого алгоритма необходимо знать математическое ожидание яркости изображения m_i , дисперсию яркости всего изображения $2 \sigma_\eta$, дисперсию яркости апертуры $2 \sigma_i$. Используют формулу:

$$f(x, y) = \frac{g(x, y) - \sigma_\eta^2 (g(x, y) - m_i)}{\sigma_i^2} \quad (1.3.3)$$

, где $f(x, y)$ — является отфильтрованное изображение, а $g(x, y)$ — зашумленное изображение. Разберем, как работает формула, описывающая

работу этого фильтра. В случае, если дисперсия апертуры превышает дисперсию изображения, то значит, что мы находимся в области перепада изображения, которую нужно сохранить, и результатом выхода фильтра будет являться $g(x, y)$. Но если две дисперсии близки по значению, то у апертуры свойства те же, что и у изображения, и тогда локальный шум можно уменьшить с помощью усреднения (выход фильтра – m_i). Алгоритм позволяет хорошо устранить импульсный шум, после размыть шум не импульсного происхождения и затем уменьшить на изображении искажения границ объектов.

Далее рассмотрим понятие бинарного изображения.

1.3.3 Бинаризация изображения

Бинарное изображение – двухградационное изображение, имеющее в каждом пикселе только одно из двух значений яркости, условно обозначаемых через 0 и 1 [источник цифровые методы обработки 1992]

Формирование бинарных изображений – разновидность сегментации исходной сцены по яркости, достигается путем проведения процедуры сегментации исходной многоградационной сцены, которая позволяет представить данную сцену в виде совокупности областей, удовлетворяющих некоторому критерию однородности. Главная цель бинаризации, это радикальное уменьшение количества информации, с которой приходится работать. Пример бинарного изображения представлен на рисунке 5.

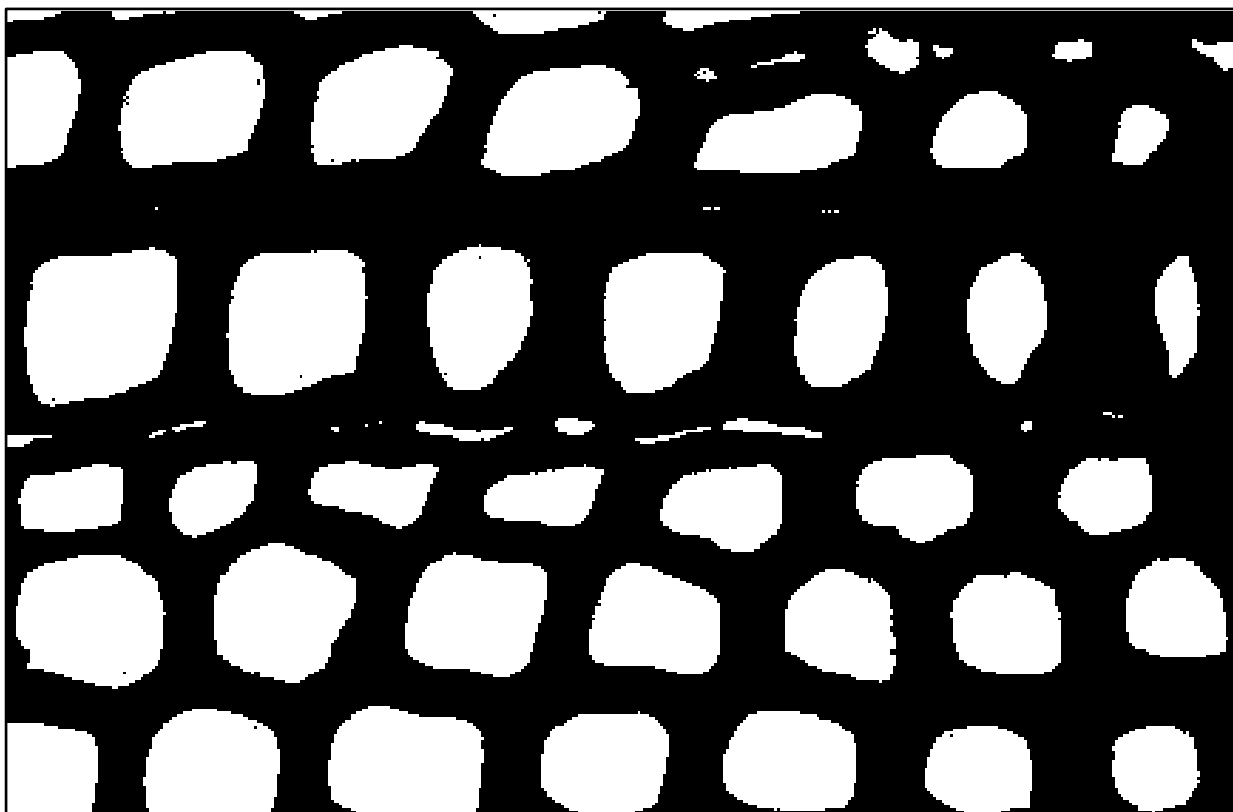


Рисунок 5 – Пример бинарного изображения

Существуют два основных подхода к решению этой задачи, каждый из которых объединяет большое количество методов.

Первый подход связан с проведением сегментации путем пороговой обработки неоднородных по яркости изображений, а второй — с выделением границ областей. Основным источником информации при выборе порога по яркости является гистограмма яркостей точек сцены. В связи с тем, что распределения яркостей фона и изображения имеют разные значения математических ожиданий, следовательно, суммарная гистограмма яркостей сцены будет иметь провал, соответствующий яркости границы между фоном и изображением.

Следующим шагом рассмотрим масштабирование растровых изображений.

1.4 Масштабирование

Масштабирование изображения – это процесс компьютерной графики, который увеличивает или уменьшает размер цифрового изображения. Изображение можно масштабировать явно с программой для просмотра изображений или программного обеспечения для редактирования или это может быть сделано автоматически с помощью программы, чтобы уместить изображение по разным размерам площадки. Уменьшение изображения, делается для создания эскизов изображений, в котором можно использовать несколько методов, но в значительной степени используют тип выборки, который называется дискретизация, чтобы уменьшить изображение и сохранить оригинальное качество.

Увеличить размер изображения может быть более сложным, потому что здесь требуется количество пикселей, чтобы заполнить большую площадь, больше, чем количество пикселей в исходном изображении. Когда масштабирование изображения используется для увеличения размера изображения, используется один из нескольких алгоритмов, для приближения цвета нужны дополнительные пиксели в изображении большего размера.

Существует три основных типа алгоритмов, которые могут быть использованы в масштабировании изображения, чтобы увеличить размер изображения. Самый простой вариант, когда берут оригинальный пиксель в исходном изображении и копируют его в соответствующую позицию в увеличенное изображение. Это позволяет оставлять зазоры между пикселями на изображении большего размера, которые наполняются вложениями на пустых пикселях цветом исходного пикселя слева от текущего местоположения. Это, по сути, умножение изображения и его данных в широкой области. Хотя этот метод, называемый «ближайший сосед», является эффективным для предотвращения потери данных, в результате, качество изображения после масштабирования, как правило, страдает, потому что увеличенные блоки имеют отдельные пиксели, которые будут видны как на ладони.

Другие методы масштабирования изображения имеют алгоритм работы путем заполнения пустых пространств в увеличенное изображение пикселями, цвет которых определяется цветом пикселей, окружающих его. Эти алгоритмы, называются билинейная и бикубическая интерполяция, по существу, средний цвет исходных пикселей, окружающих данный пиксель, а затем заполняются пустые места в изображении большего размера расчётным средним цветом. Пока результаты более ровные, чем у «ближайшего соседа», масштабирование изображения и изображения, которые автоматически масштабируются слишком большими, могут стать расплывчатыми и полными невнятных цветовых блоков.

Третий тип алгоритма масштабирования изображения использует форму распознавания образов для определения различных областей изображения, которые расширяются, а затем осуществляется попытка структурировать отсутствующие пиксели. Этот метод может дать хорошие результаты, но также может начать создавать визуальные артефакты в изображении, чем больше раз алгоритм применяется. Масштабирование изображения, таким образом, является потенциально невыгодным для полноцветных фотографических изображений, а также может потребоваться больше памяти, чем другие типы масштабирования.

Масштабирование изображения также может быть использовано для уменьшения размера цифровых изображений. Меньшие изображения будут иметь меньше пикселей, чем исходное изображение, поэтому большинство алгоритмов позволяют обеспечить довольно хорошие результаты. Алгоритмы, которые уменьшают размер изображения, похожи на те, которые используются для увеличения размера, хотя процесс выполняется в обратном порядке. Пиксели в исходном изображении осреднённые по площади и объединены в один пиксель, которая помещается в новые, меньшие по размеру изображения в нужное место. Пример обратного масштабирования представлен на рисунке 6.

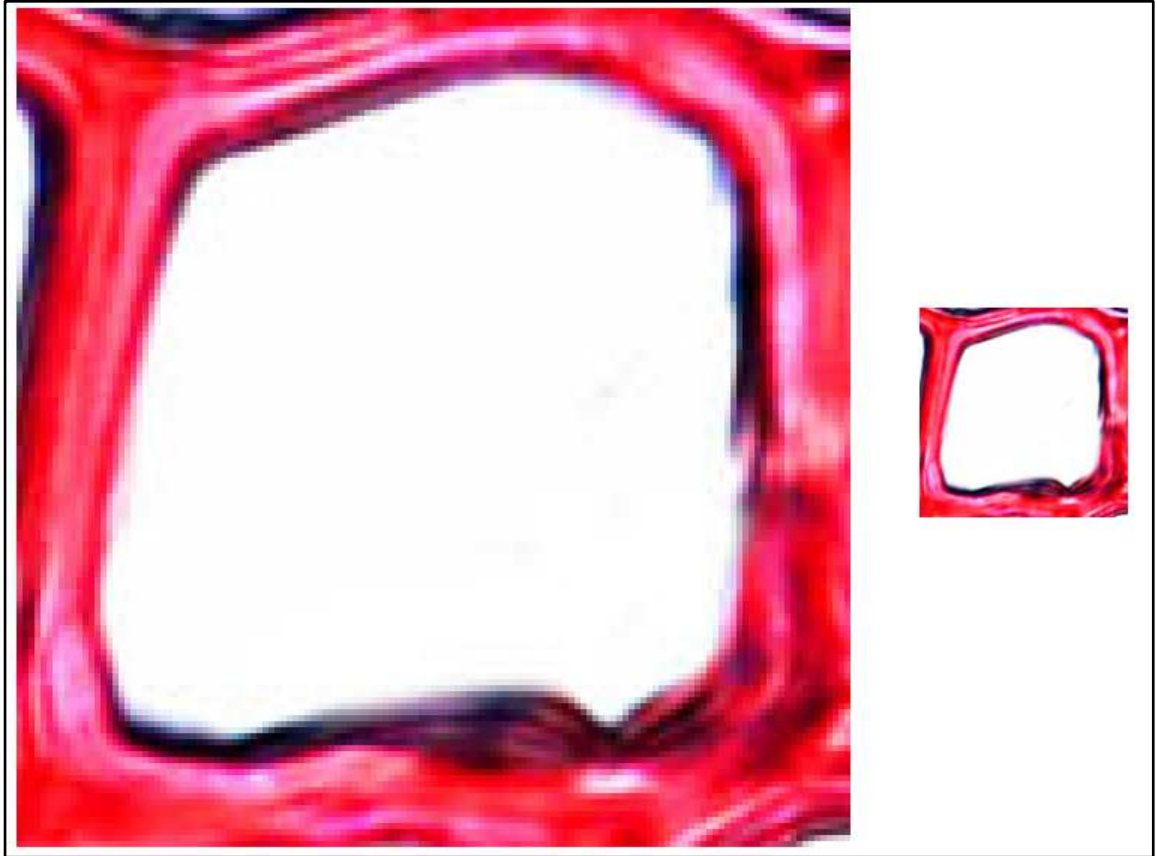


Рисунок 6 – Пример обратного масштабирования изображения

Таким образом, отчетливо видно, что уменьшение изображения не привело к потере контуров, либо искажению.

Следующим шагом рассмотрим область сегментации изображений.

1.5 Сегментация

Термин сегментация изображения означает разбиение изображения на множество покрывающих его областей. Цель многих задач анализа изображений заключается в сегментации его на области, с которыми связана существенная для данной задачи информация, такие участки называют областью интереса. Например, при обработке спутниковой фотографии областями интереса могут быть области городских построек, лесных массивов

и сельскохозяйственных полей. В других задачах в качестве областей интереса рассматриваются граничные пиксели, сгруппированные в такие структуры, как отрезки или дуги окружностей. В качестве областей интереса также могут выбираться группы пикселей с границей определенной формы (окружность, эллипс, многоугольник и т.п.).

Сегментация изображений имеет две основные цели. Первая заключается в декомпозиции изображения на части, более удобные для дальнейшего анализа. Вторая цель сегментации заключается в изменении формы описания изображения. В результате такой сегментации участки изображения преобразуются в высокоуровневые структуры, содержащие больше информации или обеспечивающие эффективную организацию дальнейших операций анализа изображения (или и то, и другое). Основные правила сегментации:

- Области сегментированного изображения должны быть целостными и однородными по некоторому признаку (например, по интенсивности, цвету или текстуре);
- Внутренние части сегментированных областей должны иметь простую форму и не содержать большого количества мелких отверстий;
- Смежные сегментированные области должны существенно отличаться по значению того характерного признака, по которому области являются однородными;
- Границы каждой сегментированной области должны быть гладкими, без зазубрин и разрывов.

Результатом сегментирования изображения является бинарное изображение, в котором выделены области, обладающие признаками объектов в соответствии с критериями сегментации и признаками фона, пример представлен на рисунке 7.



Рисунок 7 – Пример сегментированного изображения

Метод сегментации выбирается в зависимости от особенностей конкретной решаемой задачи. Если объекты имеют четкие и стабильные границы, то, как правило, применяются методы выделения границ. Изображения рассматриваются как функция двух переменных, при этом производится поиск максимума градиента этой функции. Примерами таких методов служат фильтры Робертса, Кирша, Превита и Собеля. Главной проблемой этих методов является слабая устойчивость к помехам и шуму, поэтому их целесообразно применять, например, при сегментации объекта на монотонном фоне. Если на изображении присутствуют стабильные различия в яркости (интегральной или спектральной) или различия в каком-либо другом значимом признаке отдельных областей, то целесообразно применять пороговые методы. Такие методы позволяют выделить области изображения,

для которых значение выбранного параметра выше либо ниже определенного порога. Например, когда объект имеет яркость большую, чем остальная часть изображения, применение порогового фильтра даст хорошие результаты.

При наличии связности внутри отдельных сегментов применяются методы наращивания областей. Идея состоит в том, что выбираются стартовые точки, после чего производится анализ соседних с ними точек в соответствии с некоторым критерием однородности. Этим критерием, например, может служить яркость в некотором диапазоне [2]. Количество стартовых точек должно быть равно количеству однородных областей на изображении.

Метод водоразделов является одним из эффективных способов практической реализации идеи наращивания областей. Он основан на поиске локальных минимумов с последующей группировкой вокруг них областей по связности. Если связь между пикселями изображения в пространстве признаков задана в математической форме, то для сегментации могут быть применены методы теории графов. Суть методов в следующем: изображение представляется в виде взвешенного графа, вершинами которого являются пиксели изображения. Вес ребра графа отражает близость точек в некотором пространстве признаков. Для снижения размерности, как правило, рассматриваются ребра графа, связывающие близлежащие пиксели. Затем производится решение задачи поиска минимальной стоимости разреза графа.

Таким образом, изображение разбивается на однородные области, однородностью которых можно управлять, задавая вес ребра графа. Помимо однородности цвета и текстуры сегментов, можно управлять размером областей, их формой, сложностью и т. д. Методы сегментации могут использоваться совместно, если это позволяет улучшить выделение искомым объектов на изображениях. Примером этому может служить совместная работа пороговых методов сегментации и методов наращивания областей. В этом случае пороговый метод может выделить яркостные минимумы изображения, а метод водораздела выделит весь объект, имеющий яркостный минимум.

1.6 Распознавание

При обработке изображения важно выбрать подходящий порог уровня серого для извлечения объектов из их фона. В этой связи были предложены различные методы. В идеальном случае, гистограмма имеет глубокий и остроугольный минимум между двумя пиками, представляющими объекты и фон, соответственно, так что порог можно выбрать в точке наибольшего минимума [1].

Однако для большинства реальных изображений часто бывает трудно обнаружить пики фона и объектов, особенно в тех случаях, когда гистограмма является плоской и широкой, наполненной шумом или когда два пика чрезвычайно неравномерным по высоте, часто не образуется необходимого минимума.

Были предложены некоторые методы для преодоления этих трудностей. Самый известный из них — «Метод порогового распознавания» [2]. Суть метода заключается в ограничении гистограммы пикселей с наибольшими абсолютными значениями производной.

Другой класс методов напрямую связан с уровнем серого в гистограммах, используется с применением параметрических методов. Например, гистограмма аппроксимируется методом наименьших квадратов, суммой Гауссовского распределения и затем применяются процедуры «Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms» [4]. Однако такой метод требует очень затратных вычислений, а иногда и вовсе не приносит ожидаемый результат.

В любом случае ни один из методов вычисления порога не был оценен как наиболее предпочтительный по отношению к другим существующим методам.

1.7 Заключение к первой главе

В первой главе были разобраны ключевые понятия и методы предметной области компьютерного зрения, каждому методу дано подробное описание, и краткая характеристика.

Глава 2. Анализ предметной области распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев

2.1 Параметры объекта распознавания

Годичные кольца — области циклического прироста тканей у деревьев, обусловленных неравномерностью развития организма в период воздействия внешних факторов, обычно в результате перепада температур, состоят из трахеид [1].

Трахеиды — мёртвые клетки длиной в несколько миллиметров, шириной в десятые и сотые доли миллиметра, с утолщёнными одревесневшими оболочками, несущими поры, через которые происходит фильтрация и передача растворов внутри дерева [5].

Основными измеряемыми структурными элементами трахеид (пример представлен на рисунке 8) являются:

- радиальный размер люмена – L_u ;
- радиальный размер клетки – D ;
- тангентальный размер клетки – T ;
- толщина клеточной стенки – W ;
- толщина двойной клеточной стенки – WW .

Для того чтобы результаты измерений можно было корректно использовать, устанавливаются следующие правила измерений клеточных структур:

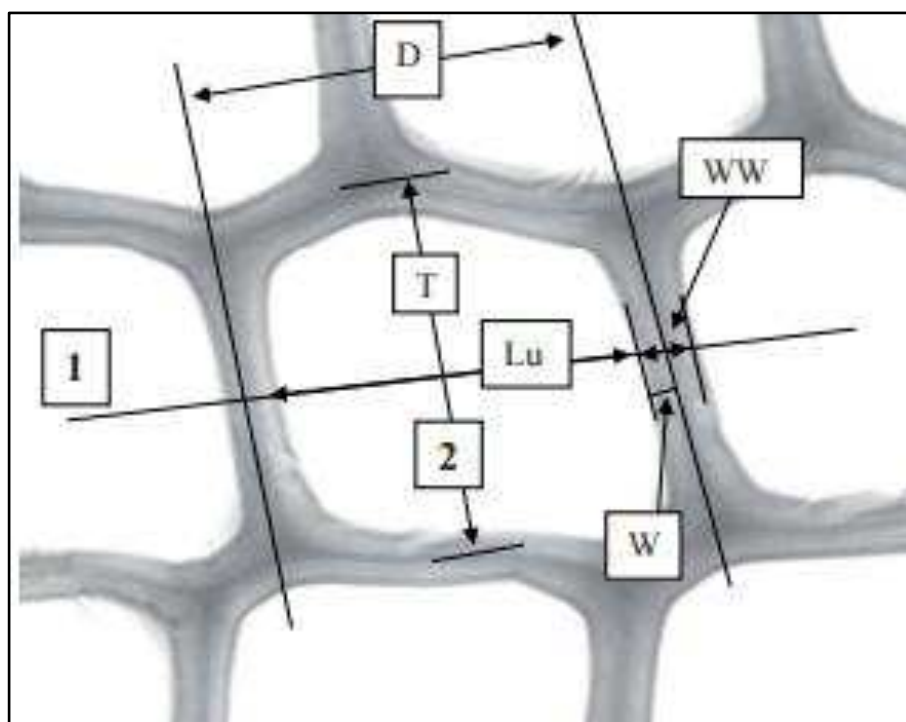


Рисунок 8 – Основные параметры трахеида

- измерение D и Lu проводятся вдоль радиальной линии 1, перпендикулярной клеточным стенкам. Точки пересечения линии с клеточными стенками должны проходить в средней части клеточных стенок;
- W измеряется в средней части клеточных стенок по линии 1. Основное условие – перпендикулярность линии измерения клеточным стенкам;
- T измеряется вдоль линии 2 (рис. 2.9), перпендикулярной линии 1 и делящей её пополам [27, 30].

Чтобы было легко проводить измерения клеточных структур, необходимо получать как можно более контрастные, четкие изображения годовичных колец, без посторонних деталей. Идеальный вариант соответствовал бы ситуации, когда люмен был бы представлен абсолютно белым изображением, а клеточная стенка – абсолютно черным (бинарное изображение) [28]. Для увеличения контрастности изображения обычно используются световые фильтры, что, безусловно, увеличивает контраст между люменом и клеточной стенкой. К сожалению, часто этого явно недостаточно. Это и является первым фактором, который указывает на проблемы данной тематики[6].

2.2. Выявление проблемы измерений микропараметров клеточной структуры хвойных деревьев

Для представления предметной области применяются следующие методы: «дерево проблем», «дерево целей», «рыбий скелет». С помощью предложенных методов выявлены проблема и актуальность темы магистерской диссертации.

Первым делом воспользуемся методом дерева проблем, он ориентирован на получение относительно устойчивой структуры проблематики. Дерево проблем позволяет представить значительный объем информации о проблематике в компактной форме. Дерево проблем отлично справляется с задачами выявления и ранжирования имеющихся в теме исследования проблем, а также с задачами классификации, т.е. распределения проблем по известным типам проблематики. Дерево проблем позволяет наглядно увидеть соотношение и взаимосвязь различных типов проблематики [8]. На рисунке 9 представлено дерево проблемы по выбранной теме исследования.



Рисунок 9 – Дерево проблем для темьраспознавания годичных колец

Основная проблема распознавания годовых колец состоит в том, что существующие аппаратные комплексы не в состоянии с достаточной точностью автоматически распознавать параметры годовых колец.

Диаграмма Исикавы позволяет выявить ключевые взаимосвязи между различными факторами и более точно понять исследуемый процесс. Диаграмма способствует определению главных факторов, оказывающих наиболее значительное влияние на развитие рассматриваемой проблемы, а также предупреждению или устранению действия данных факторов[9]. На рисунке 10 представлена диаграмма Исикавы.

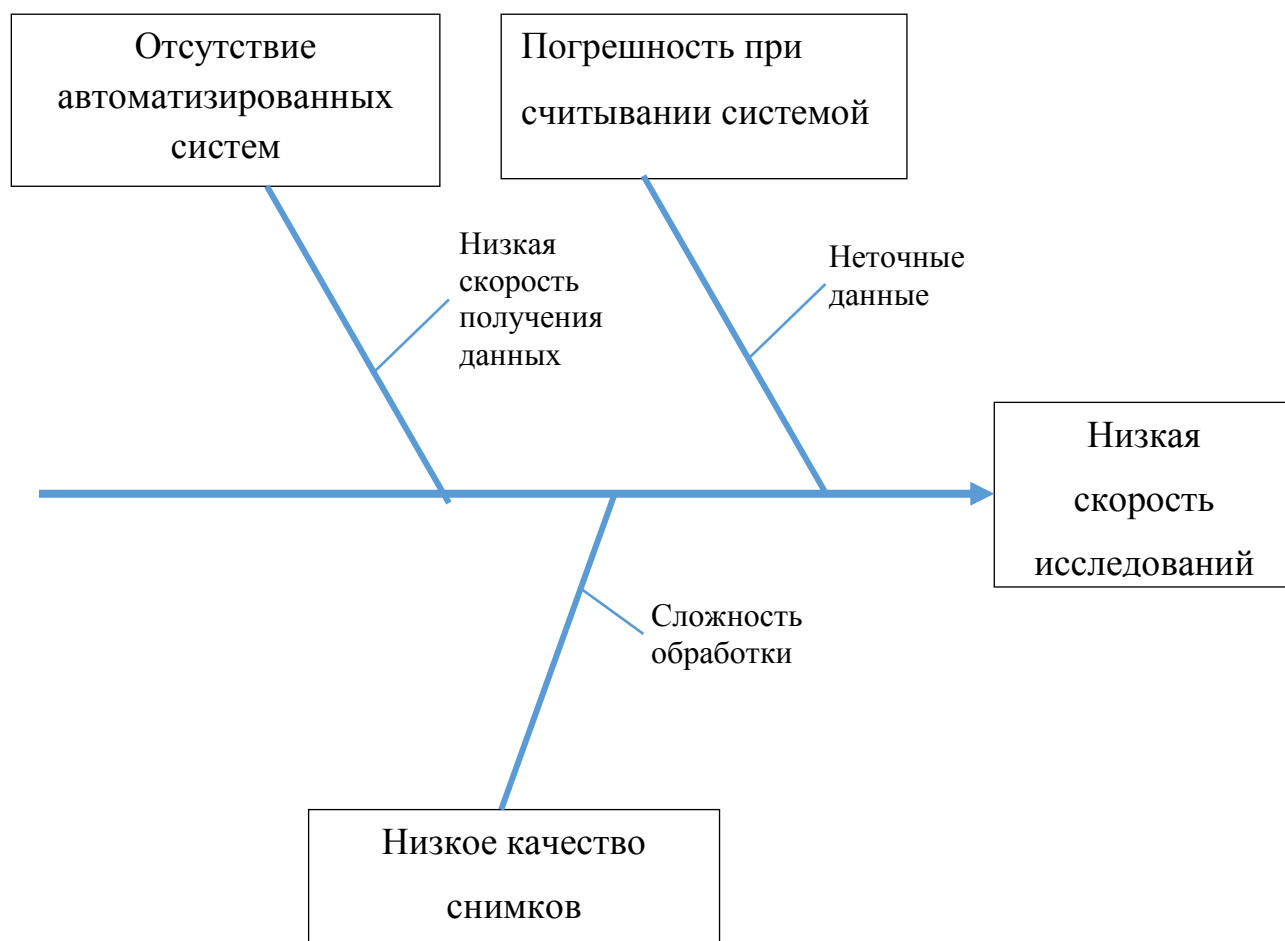


Рисунок 10 – Диаграмма Исикавы для темы распознавания годовых колец

Важно отметить, что построенная диаграмма основывается на проблемах предметной области, поэтому она схожа с деревом проблем.

Для того, чтобы решить выявленные проблемы необходимо определить цели, далее, для более детального изучения предметной области следует построить дерево целей.

Цели – задачи, которые надо решить для достижения этих целей, мероприятия, обеспечивающие решение задач, ресурсы, необходимые для проведения мероприятий.

Дерево целей — это графическая схема, которая демонстрирует разбивку общих целей на подцели, используется в программно-целевом планировании и управлении при разработке целевых комплексных программ [1].

На основе выявленных проблем было построено дерево целей по выбранной теме исследования, которое представлено на рисунке 11.



Рисунок 11 – Дерево целей для улучшения качества анализа годичных колец

Основная проблема распознавания годовичных колец состоит в том, что на данный момент, для исследований требуется обрабатывать большие объемы данных, а существующие способы обработки не справляются с таким объемом и не дают гарантированного результата, что ставит под вопрос обоснованность любых выводов полученных в ходе исследования.

Актуальность выбранной темы состоит в том, что современных программных комплексах, что позволит значительно увеличить скорость исследований, а так же повысит точность получаемых данных. При решении данных проблем мы получим значительное продвижение в исследованиях, связанных с дендрологией.

2.3. Поиск литературы по теме магистерской диссертации

По теме Разработка информационной системы анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годовичных колец хвойных деревьев, выделены следующие ключевые слова, фразы:

- Анализ годовичных колец;
- Годичные кольца;
- Клеточная структура годовичных колец.

По этим ключевым словам был произведен поиск информации.

Рассматривались только публикации за последние пять лет.

По данному запросу было найдено 55 книг за последние пять лет. Среди них была выделена, как самая близкая к теме исследования и содержащая исчерпывающее количество информации, касаясь данной предметной области, монография П.П. Силкина «Методы многопараметрического анализа структуры годовичных колец» [1]. Которая выбрана за основу для разработки информационной системы анализа распознавания микропараметров клеточной структуры годовичных колец хвойных деревьев.

В монографии детально рассматриваются методы комплексного анализа клеточной структуры годовых колец с использованием гистометрических, денситометрических, рентгенографических и элементных данных, включая методы получения первичных данных, методы их обработки, методы построения на их основе новых показателей клеточной структуры и примеры использования в дендроэкологии.

Материал предназначен для исследователей и преподавателей вузов, работающих в областях дендрологии, дендрохронологии, дендроклиматологии, экологического мониторинга окружающей среды, а также студентов и аспирантов высших учебных заведений [СИЛКИН].

2.4. Научные труды по теме магистерской диссертации

Для доказательства актуальности статьи был произведен обзор научных публикаций по выбранной теме.

Научные статьи по теме анализа годовых колец деревьев:

- Кластерный анализ места происхождения древесины сосны веймутовой по данным изменчивости годовых колец (Румянцев Д.Е., Черакшев А.В., 2017г.);
- Дендрохронология (Матвеев С.М., Румянцев Д.Е. 2013г.);
- Черты единства в приросте сосны при разных условиях произрастания в архангельском лесничестве (Тюкавина О.Н., Лежнева С.В.);
- Алгоритм восстановления площадей прироста, основанный на геометрических особенностях годовых колец деревьев (Волков Ю.В., Тартаковский В.А. 2012г.);
- Возрастные изменения качества древесины ели разного географического происхождения (Демина Н.А., Наквасина Е.Н. 2013г.).

В первой статье приводятся доказательства степени подобия хронологий внутри вида расстояний между объектами, на которых они произрастают.

Хронологии из Мытищ (МГУЛ) и с северо-востока Москвы (ГБС) более похожи между собой, чем с хронологией с юго-запада Москвы (МГУ). Все вместе они формируют единый кластер по отношению к хронологии из Ярославской области (Переславльский ботанический сад). Таким образом, принципиальная возможность идентификации места происхождения древесины подтверждается и на примере сосны веймутовой. В основе ее лежат фундаментальные биологические закономерности формирования годичных колец древесины, которые необходимо широко использовать в рамках биологической экспертизы, а также разрабатывать на их основе системы добровольной сертификации легальности заготовки древесины.

Во втором учебном пособии излагаются основы дендрохронологии и дендроклиматологии, история развития и современный уровень науки. Освещены крупнейшие дендрохронологические школы в мире и в России. Рассмотрены особенности формирования прироста по диаметру и факторы, влияющие на его изменчивость, цикличность в динамике прироста деревьев и ее связь с солнечной активностью. Большое внимание уделено принципам и методам анализа годичных колец деревьев. Показаны возможности использования методов дендрохронологического анализа в лесном хозяйстве, для реконструкции и прогнозирования климатических условий, для индикации антропогенных воздействий на лесные экосистемы.

Третья публикация приводит более детальные результаты измерений серий годичных колец, анализ величин прироста сосны, ее временной и пространственной изменчивости в разных условиях произрастания. Выявлены особенности формирования годичного прироста сосны в Архангельском лесничестве, произрастающей в четырех разных условиях увлажнения, определены годы с аномально большими и малыми условиями прироста. Обнаружено 19 совпадений прироста в различных типах лесорастительных условий за 75 лет, из них больше нормы девять (47 %), меньше - десять (52 %). Исследования межгодовых различий прироста годичных колец сосны выявили

согласованность в многолетнем росте и одинаковый отклик на изменения условий среды.

В четвертой публикации рассмотрен алгоритм определения площадей прироста и построения однородной картины годичных колец деревьев. Приведены результаты численного моделирования и результаты сопоставления расчетных параметров роста с параметрами, полученными в ходе анализа натуральных образцов.

А пятой публикации рассмотрено возрастное изменение основных показателей макроструктуры и плотности древесины ели, произрастающей в географических культурах Республики Коми. Приведены результаты ювенильно-зрелостного анализа показателей ширины годичного кольца, доли поздней древесины, плотности древесины. Отмечено влияние географического положения материнского насаждения и видовых особенностей породы на формирование древесины в разном возрасте.

Данные статьи были выбраны среди остальных, после ознакомления с аннотацией, как самые близкие к теме исследования. Каждая из публикаций содержит в себе анализ годичных колец у деревьев различного типа с применением различных технологий и программных комплексов. Нас прежде всего интересуют используемые в ходе исследования программные комплексы, и точность результатов достигнутая в процессе работы.

2.5. Обзор существующих программных комплексов для определения параметров годичных колец

В ходе изучения выбранных публикаций по теме магистерской диссертации, получена информация об использовании следующих программных комплексов:

- Super Moment;
- Lineyka;

Далее более подробно рассмотрим каждый из программных комплексов.

Программа «SuperMoment» имеет удобный графический интерфейс и позволяет оператору быстро проводить фотографирование годичных колец. В случае затруднений есть возможность ручного редактирования скомпилированного изображения. Процесс автоматического анализа изображений и их склеивание занимают менее секунды для нескольких десятков кадров для любого компьютера, ступени выше Pentium 200 MMX. Точность склеивания кадров фактически абсолютна для подавляющего числа годичных колец. Эта программа работает в паре со стандартными, базовыми программами для обработки изображений. Оператор с помощью базовой программы создает цепочку файлов с изображением участков годичного кольца на жестком диске компьютера. «SuperMoment» считывает изображения с диска, определяет их смещения друг относительно друга по двум, взаимно ортогональным осям и сохраняет изображения в виде одного файла, с учетом их взаимного расположения. Если одной линии фотографирования годичного кольца бывает недостаточно, вся процедура повторяется для другой группы рядов клеток того же годичного кольца [10-15].

Программа «Lineyka» разработана для использования в дендрохронологических исследованиях и ориентирована на измерение клеточных структур. Данная программа может работать с любым стандартным графическим файлом, содержащим изображение годичного кольца. Принцип измерения расстояния основан на подсчете количества точек между концами измеряемого отрезка с последующим умножением их количества на размер точки изображения. Произведение равно искомому расстоянию.

«Lineyka» имеет два режима измерения – ручной и полуавтоматический. В процессе измерения оба режима можно чередовать в любой последовательности. В режиме ручного измерения оператор курсором компьютерной мыши задаёт концы отрезка, длину которого необходимо измерить. Программа запоминает координаты мыши в точках изображения. Системой координат является сам прямоугольный рисунок. Ось X – верхняя

горизонтальная сторона рисунка, ось Y – левая вертикальная сторона рисунка. Начало координат лежит в левом верхнем углу рисунка

Ручной режим измерения является вспомогательным и применяется в тех случаях, когда невозможно использовать полуавтоматический режим, например, при некачественном изображении годичного кольца. В полуавтоматическом режиме измерения оператор, с помощью курсора мыши, проводит линию трассировки через группу измеряемых клеток. Линия трассировки задает точки, по которым будут проводиться измерения. После того как линия трассировки определена, оператор включает процедуру построения профиля «яркости» точек вдоль этой линии. В результате получается такой профиль, как на рисунке 12.

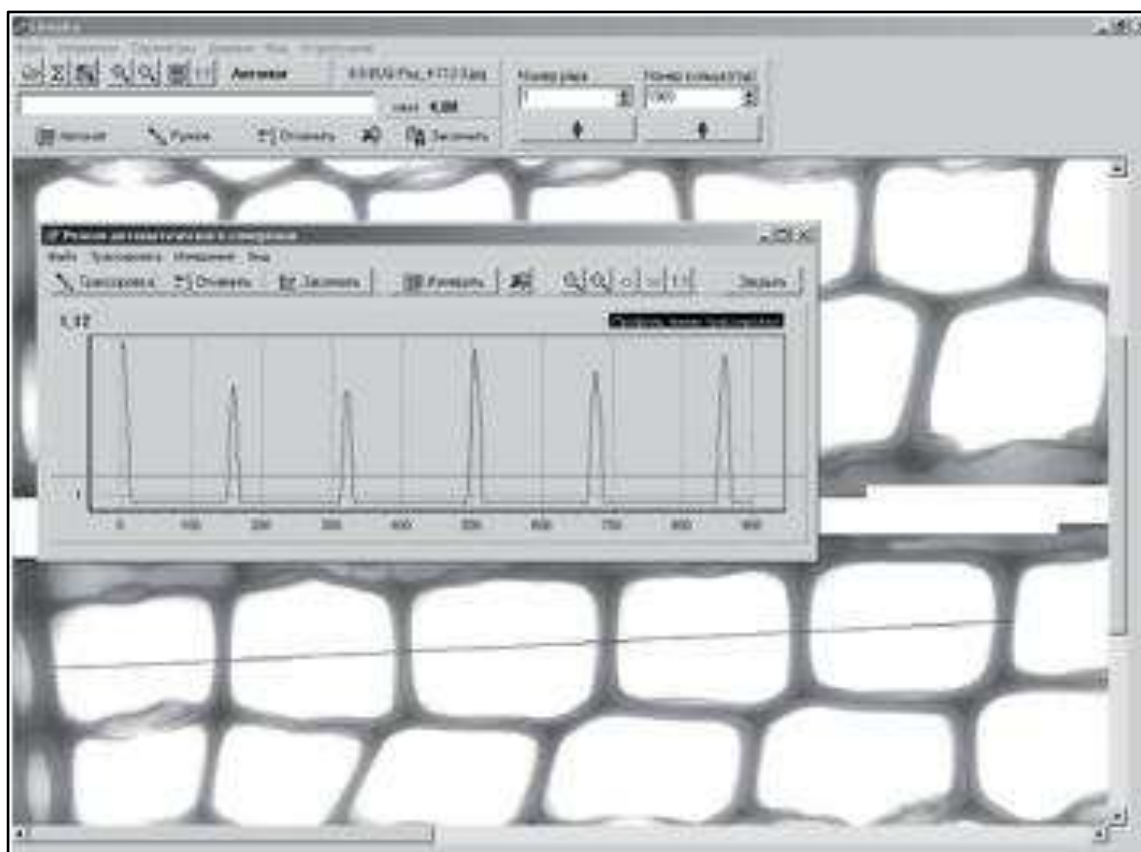


Рисунок 12 – Интерфейс программного комплекса «Lineyka»

Данный профиль показывает уровень «серости» точек, т.к. высокие значения профиля соответствуют более темным участкам. В результате пикам

профиля соответствуют клеточные стенки, а толщина пика – толщине клеточной стенки. Далее оператор по профилю яркости задаёт линию, показывающую критический уровень яркости. Точки профиля, лежащие ниже этой линии, программа будет относить к люмену, а лежащие выше – к клеточной стенке. После включения процедуры измерения программа вычисляет размеры люменов и толщину клеточных стенок. Измеренные значения она отображает на самом рисунке в виде линий разного цвета. Например, на рисунке 6 программа показала измеренные размеры люмена линиями синего цвета, а толщину клеточной стенки – красного, что позволяет оператору судить о качестве измерения и, в случае ошибки, подобрать другой критический уровень яркости и повторно провести измерения. В данном режиме измерение производится достаточно быстро и является гораздо менее утомительным способом измерения клеточных структур, в отличие от полностью ручного режима. Наибольшую эффективность полуавтоматический режим измерения показал для образцов сосны, годовые кольца которой содержат большие массивы клеток. Измеренные значения программа «Lineyka» записывает в текстовый тип файлов с расширением *.RealRec. Оператор имеет возможность ввести различную информацию о препарате, такую как, например, номер дерева, номер препарата, его тип, место сбора и т.д. Измеренные значения записываются поочередно для каждого годового кольца. Каждому измеренному значению ставится в соответствие номер ряда клеток, номер клетки в ряду, тип измеренной величины (люмен или клеточная стенка)[15-21].

2.6 Заключение ко второй главе

В данной главе был произведен анализ предметной области «распознавания микропараметров клеточной структуры годовых колец хвойных деревьев». Произведен проблемный анализ предметной области. Изучены основные научные труды по теме магистерской диссертации.

Произведен подробный анализ существующих программных комплексов предназначенных для распознавания микропараметров клеточной структуры годичных колец деревьев.

Глава 3. Тестирование разработанного программного продукта и сравнительный анализ полученных результатов с контрольными

3.1. Выбор экспериментальных данных

После ознакомления с существующими программными комплексами, рассмотрения предметной области и ознакомления с наиболее близкими по тематике публикациями необходимо заручиться подходящими экспериментальными данными. В нашем случае нам необходимы реальные снимки годовых колец деревьев, полученные с микроскопа, при этом параметры годовых колец должны быть измерены вручную, так как нам необходимо произвести калибровку разрабатываемой программы.

Характерный размер клеток годовых колец хвойных колеблется в пределах 10-50 мкм, а толщина клеточной стенки – в пределах 2-10 мкм, поэтому измерение микроструктуры годовых колец хвойных проводится с использованием световой микроскопии [22]. Современное развитие микроэлектроники и компьютерных технологий привели к созданию компьютеризированных комплексов, в состав которых входят световой микроскоп, оснащённый видеокамерой, компьютер и программное обеспечение, позволяющее как управлять режимами работы микроскопа, так и считывать и обрабатывать изображение, которое сформировано видеокамерой. Устоявшимся термином для названия подобных комплексов в нашей стране является «Система Анализа Изображений», сокращённо – САИ. За рубежом используют термин «Image-System» или «Imaging System», Пример представлен на рисунке 13, продемонстрированы общий вид и структурная схема САИ Лаборатории функционирования лесных экосистем Института фундаментальной биологии и биотехнологии Сибирского федерального университета [24]. В состав данного комплекса входят современный компьютер, световой микроскоп проходящего и отражённого света AxioImager.D1,

оснащённого цветной видеокамерой AxelCam MRc5, универсальная компьютерная программа AkselVision [25] (Карл Цейс, Германия), а также специализированный пакет прикладных программ авторской разработки, состоящий из программ «SuperMoment», «Lineyka», «ProcessorKR»



Рисунок 13 – Система Анализа Изображений в СФУ

Данные для тестирования были предоставлены Хакасским филиалом Сибирского Федерального Университета, и взяты из проходившего исследования параметров годичных колец у различных видов хвойных деревьев. А именно в качестве опытных образцов получены данные по 3 различным сортам древесины, в каждом из которых было взято по 5 срезов для каждого отдельного дерева определенной породы. Все изображения имеют разрешение в пределах от 2975x2012, до 5128x3824 пикселей, что удовлетворяет потребности в качественном снимке дерева, а также имеют идентичный уровень увеличения, и были сняты на одинаковом микроскопе, пример показан на рисунке 14.

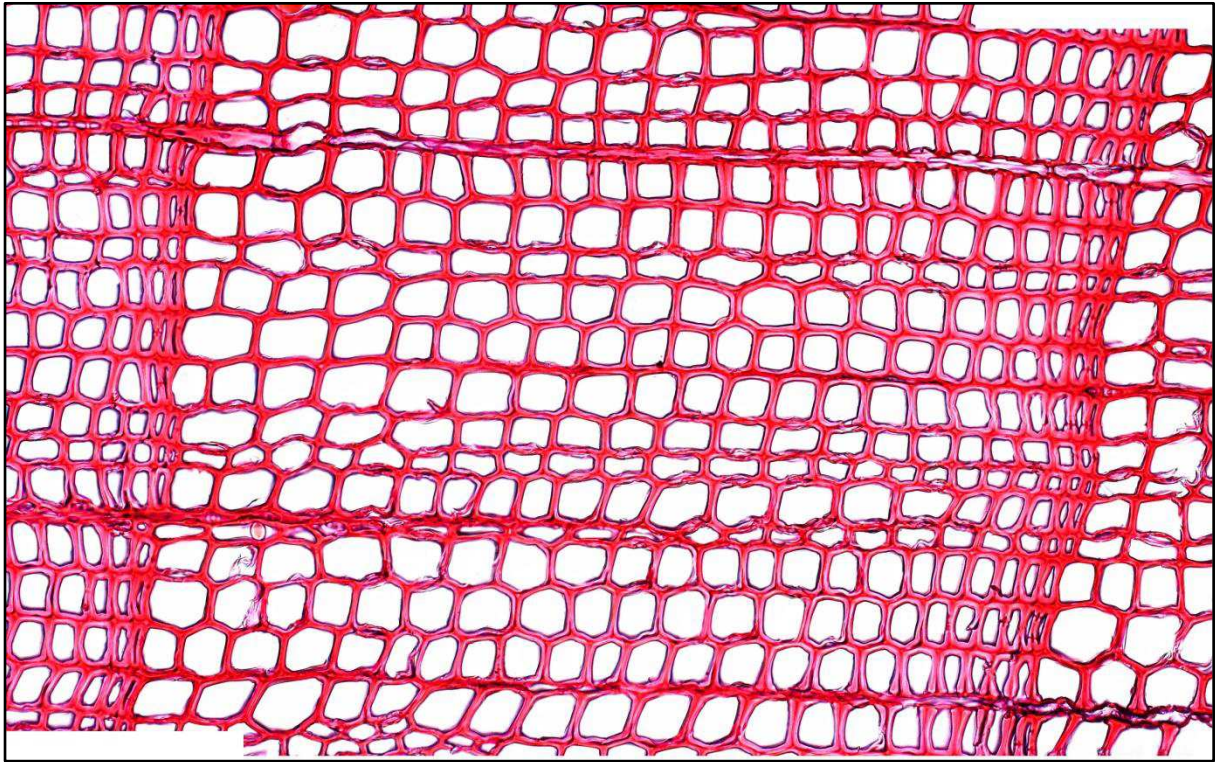


Рисунок 14 – Пример изображения годичного кольца

Таким образом, были получены все необходимые данные для проведения тестирования разработанных программных наработок.

3.2. Загрузка изображения

Разработанная система для загрузки изображений использует стандартный функционал библиотеки с открытым исходным кодом «OpenCV», на момент разработки использовалась версия 3.31.

Так как выбранный язык разработки — C++, первое ограничение по размеру загружаемого изображения составляет предел типа данных `UINT`, что составляет 4 294 967 295 пикселей по ширине и высоте соответственно, на данном этапе развития технологий такое число недостижимо. Следующим фактором ограничивающим размер изображения является объем оперативной памяти (RAM), в зависимости от её объема будет меняться и максимальный

объем загружаемого файла. Минимально достаточным будет 2 Гб оперативной памяти, так как типовые изображения обычно не превышают 50 Мб. Так же для быстрой обработки изображений потребуется как минимум двухъядерный процессор с тактовой частотой не ниже 1.8ГГц, в противном случае процесс загрузки и дальнейшей работы будет занимать значительно большее время.

«OpenCV» является одной из передовых, на сегодняшний день, технологий, для работы с изображениями, следовательно, поддерживает взаимодействие с большинством существующих форматов изображений. В разрабатываемой системе, реализована поддержка следующих из них:

- Windows bitmaps — BMP, DIB;
- JPEG files — JPEG, JPG, JPE;
- Portable Network Graphics — PNG;
- TIFF files — TIFF, TIF.

Пример загрузки тестового изображения в систему представлен на рисунке 15.

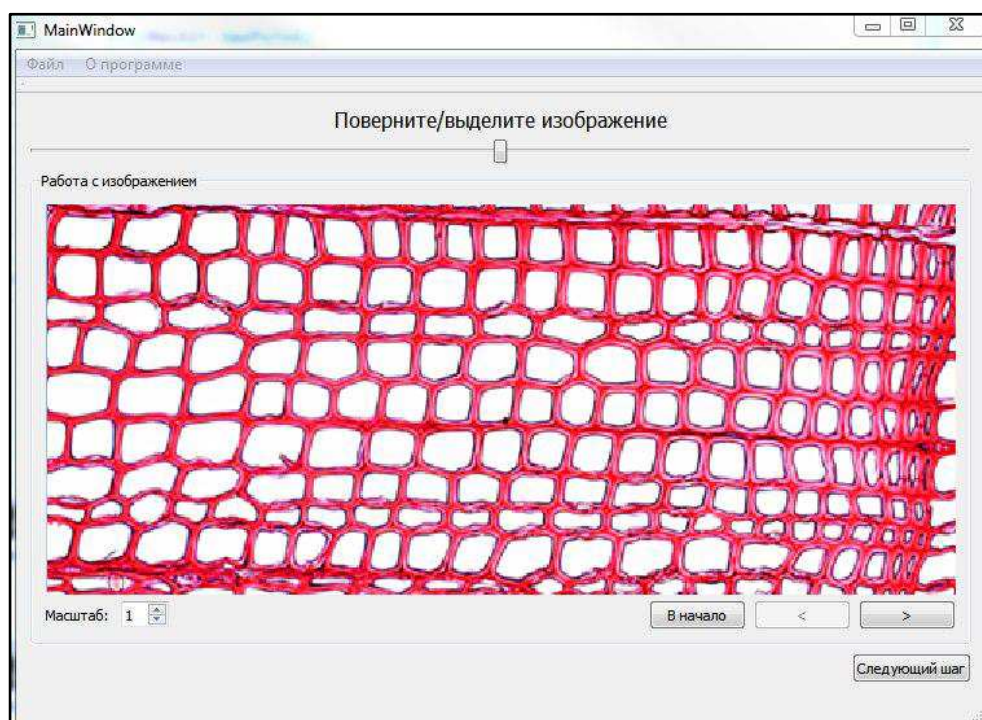


Рисунок 15 – Пример загрузки тестового изображения в систему

3.2. Нахождение порога для изображения методом Оцу

Пусть имеется 24-битное изображение, для которого требуется вычислить порог T . В случае 24-битной картинке, её изначально необходимо привести к черно-белому варианту используя формулу:

$$I = 0.2125R + 0.7154G + 0.0721B, \quad (3.2.1)$$

Метод Оцу использует гистограмму изображения для расчета порога. Напомню, что гистограмма — это набор бинов, каждый из которых характеризует количество попаданий в него элементов выборки. В нашем случае выборка — это пиксели различной яркости, которая может принимать целые значения от 0 до 255. За тестовое изображение возьмем срез сосны, пример представлен на рисунке 16.

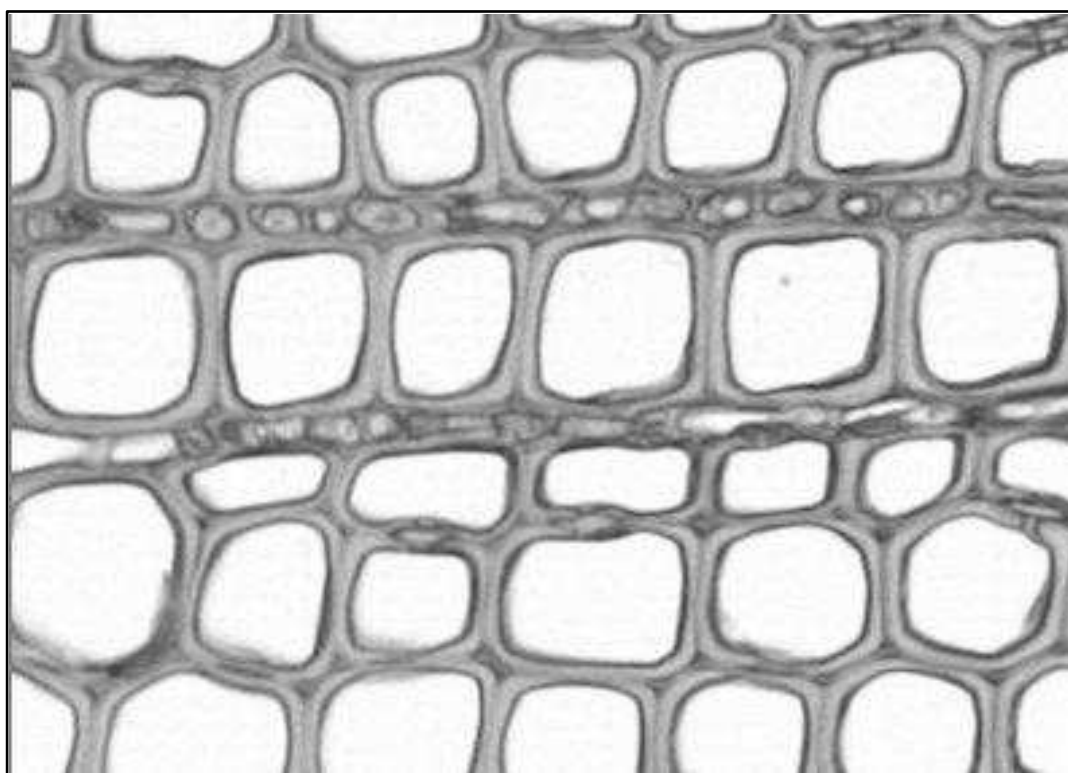


Рисунок 16 – Тестовое изображение

Следующим шагом, для тестового изображения, построим гистограмму оттенков серого, пример представлен на рисунке 17.

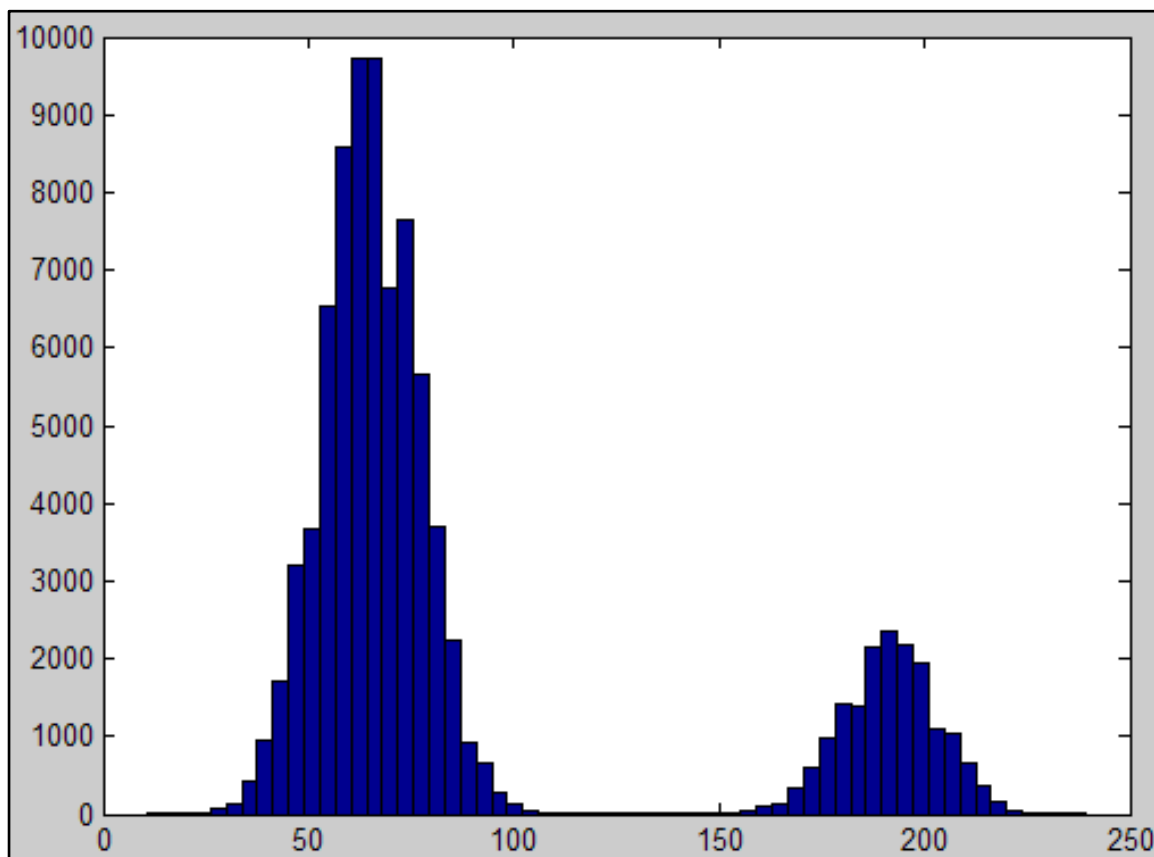


Рисунок 17 – Гистограмма оттенков серого

Из гистограммы легко видно, что имеется два четко разделяющихся класса. Суть метода Оцу заключается в том, чтобы выставить порог между классами таким образом, чтобы каждый из них был как можно более «плотным». Если выразиться математическим языком, то это сводится к минимизации внутриклассовой дисперсии, которая определяется как взвешенная сумма дисперсий двух классов:

$$\sigma_{\omega}^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2, \quad (3.2.2)$$

Здесь w_1 и w_2 — вероятности первого и второго классов соответственно.

В своей работе Оцу показывает, что минимизация внутриклассовой дисперсии эквивалента максимизации межклассовой дисперсии, которая равна:

$$\sigma_b^2 = \omega_1 \omega_2 (a_1 - a_2)^2, \quad (3.2.3)$$

В этой формуле a_1 и a_2 — средние арифметические значения для каждого из классов.

Особенность этой формулы заключается в том, что:

$$w_1(t+1), w_2(t+1), a_1(t+1), a_2(t+1), \quad (3.2.4)$$

легко выражаются через предыдущие значения:

$$w_1(t), w_2(t), a_1(t), a_2(t), \quad (3.2.5)$$

где t — текущий порог. Эта особенность позволила разработать быстрый алгоритм:

1. Вычисляем гистограмму (один проход через массив пикселей). Дальше нужна только гистограмма, проходов по всему изображению больше не требуется.

2. Начиная с порога $t = 1$, проходим через всю гистограмму, на каждом шаге пересчитывая дисперсию $\sigma_b(t)$. Если на каком-то шаге дисперсия оказалась больше максимума, то обновляем дисперсию и $T = t$.

3. Искомый порог равен T , пример представлен на рисунке 18

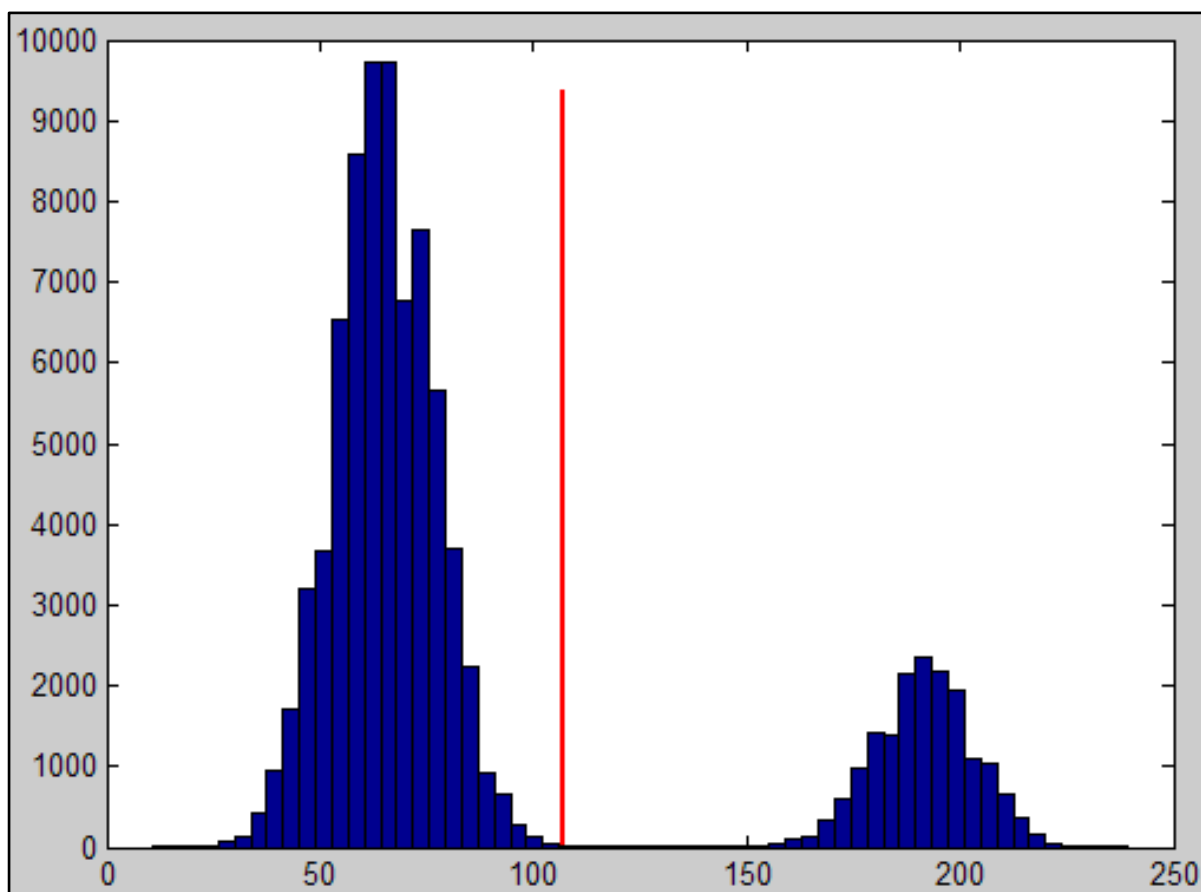


Рисунок 18 – Искомый порог

Теперь, определив порог, мы без труда сможем отделить стенки клетки от межклеточного пространства. Для этого необходимо пройти по каждому пикселю изображения, и сравнить его с пороговым значением. Если пороговое значение больше яркости текущего пикселя, то пиксель принимает значение ноль(черный пиксель), в противном случае единица(белый пиксель), результат бинаризации представлен на рисунке 19.

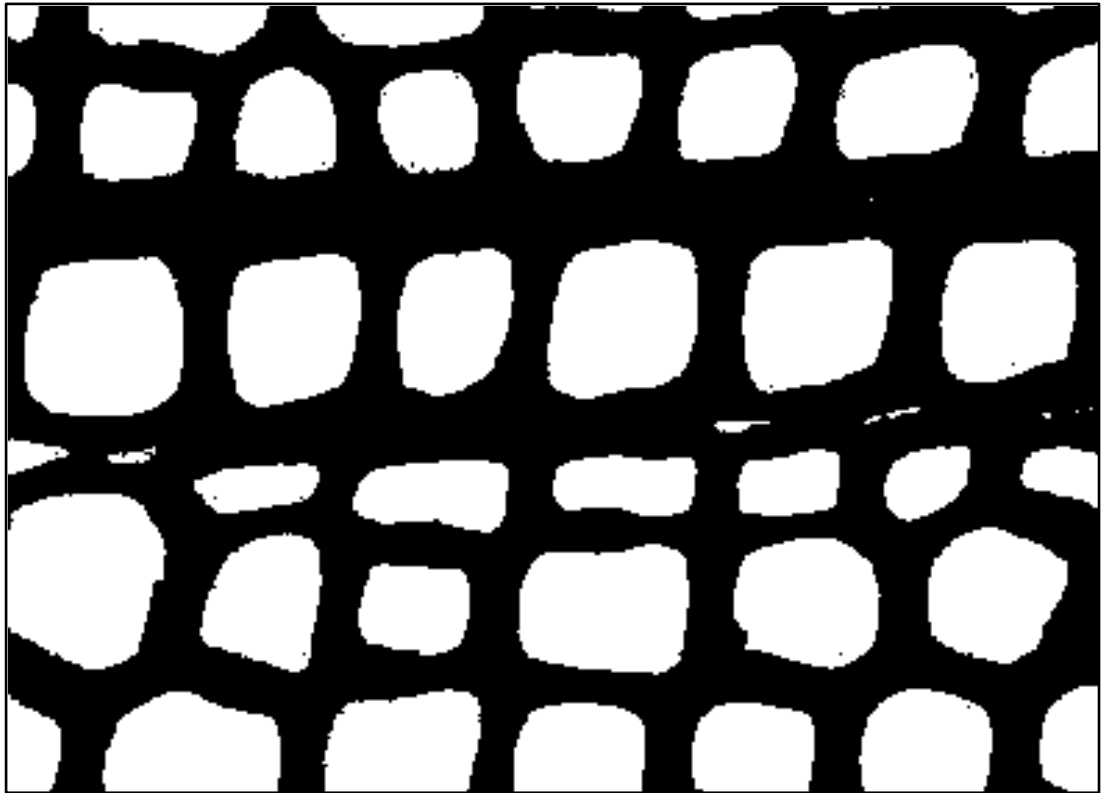


Рисунок 19 – Результат бинаризации тестового изображения

Таким образом, была произведена бинаризация исходного тестового изображения.

3.3. Выделение идеального ряда

Следующим шагом является выделение ряда на изображении, пригодного для распознавания микропараметров. Так как при снятии данных частым явлением является нанесение физических дефектов(пример представлен на рисунке 20).

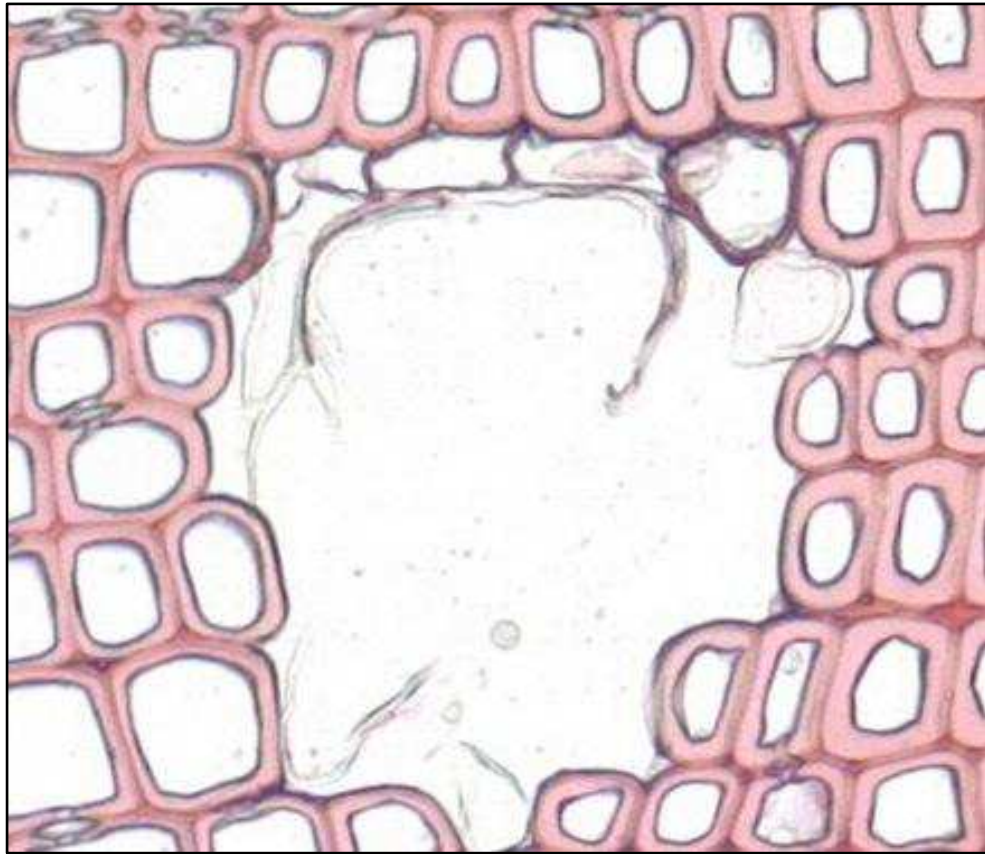


Рисунок 20 – Физический дефект, нанесенный при подготовке материала

Так же не редким являются и природные эффекты, например, такие как разбиение ряда клеток, на два более мелких(пример на рисунке 21).

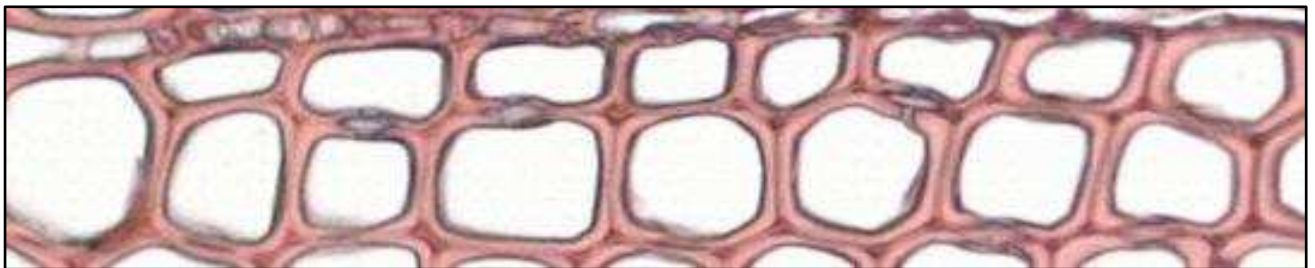


Рисунок 21 –Природный дефект

При такой ситуации, снятые параметры будут вдвое отличаться от эталонных. Соответственно, на вычислениях такого рода невозможно строить достоверные теории или делать какие-либо выводы. Для исключения подобных ситуаций ученые путём ручного вмешательства выделяют из всех снятых

данных эталонные ряды, а именно ряды без природных либо физических дефектов, также, необходимо, чтобы ряд располагался максимально параллельно горизонтальной оси. Пример выделения эталонного ряда представлен на рисунке 22.

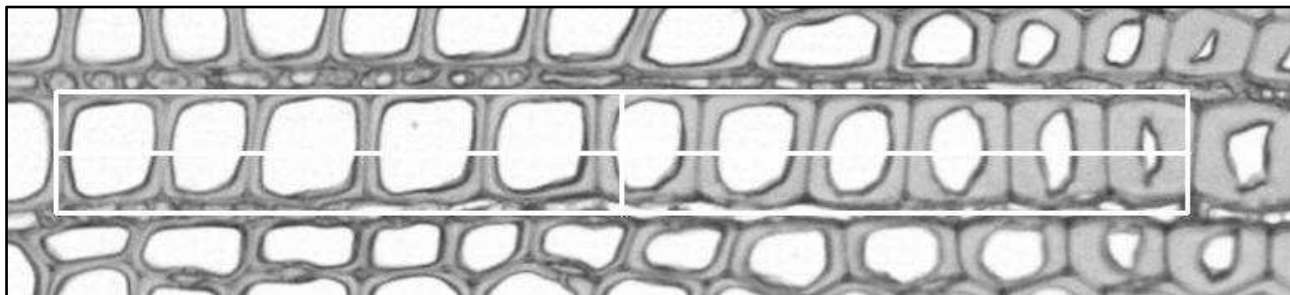


Рисунок 22 –Выделение эталонного ряда

Таким образом, был выделен идеальный ряд на тестовом изображении.

3.4. Распознавание параметров

Следующим шагом является распознавание параметров. Найдя порог, для бинаризации и, успешно выделив эталонный ряд, мы можем начать снятие искомым параметров. Для этого первоначально определим содержимое каждой клетки, как массив координат, содержащий в себе каждый пиксель внутреннего пространства люмена. Пример визуализации алгоритма представлен на рисунке 23. Точка X обозначает случайную точку координат, попавшую первой при поиске белых пикселей, далее алгоритм описывается следующим набором команд:

- Следовать влево, сохраняя новые координаты пикселей;
- Следовать вверх, если сверху не дубликат, сохраняя новые координаты пикселей;
- Следовать влево, сохраняя новые координаты пикселей;
- Если влево нельзя, развернуться и идти вправо;

- Если вверх нельзя, продолжить вправо, исключать сохранение координат-дубликатов;
- Если вправо нельзя, двигаться вниз до появления ранее неизвестного пикселя;
- Если вниз нельзя – двигаться в влево
- При появлении повторить алгоритм, в противном случае закончить поиск;

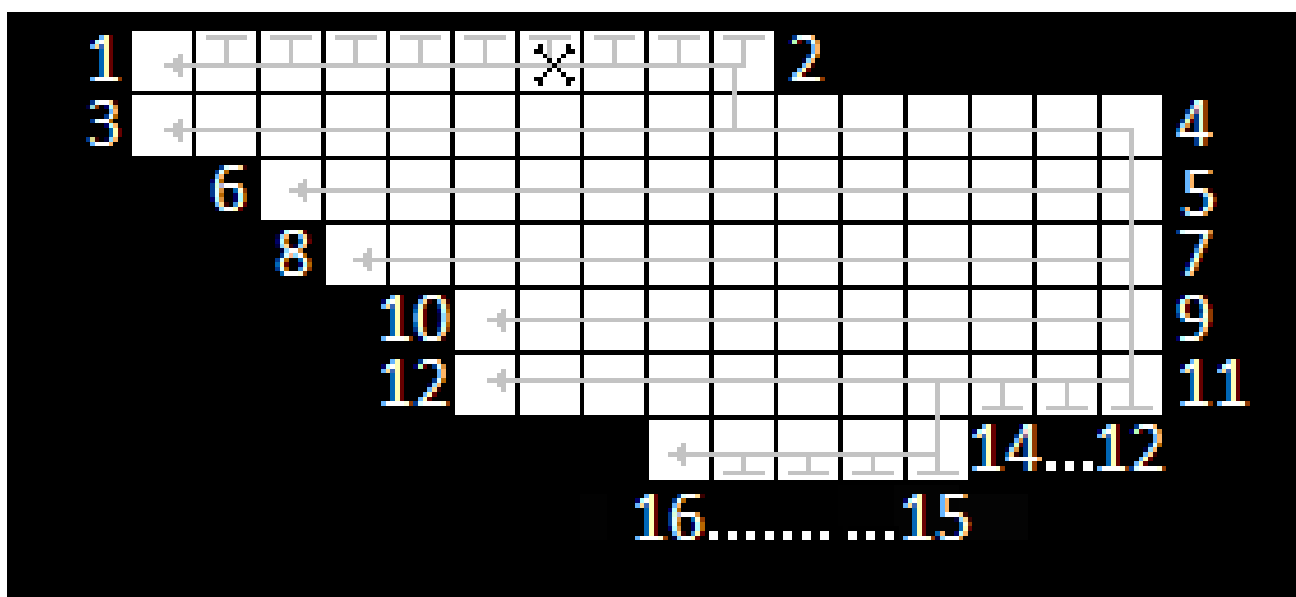


Рисунок 23 –Визуализация алгоритма.

В итоге, проверив каждый пиксель изображения, мы получим массив содержащий в себе массивы с координатами каждой клетки, следующим шагом найдем микропараметры, для каждой клетки.

3.5 Тестирование алгоритма

В качестве экспериментальных данных были получены фотоснимки различных пород древесины, а именно образцы лиственницы, кедра и пихты. Для каждого ряда имеются ручные замеры произведенные на базе Института

фундаментальной биологии и биотехнологии Сибирского федерального университета, опираясь на которые будет происходить сравнение результатов, важно отметить что замеры в институте производятся специалистом вручную, откуда следует возможность появления ошибок, вызванных человеческим фактором.

3.5.1 Анализ образцов кедра

В качестве экспериментальных образцов кедра были выбраны снимки, представленные на рисунках 24, 27, 31.

Образцы кедра, как правило, имеют структуру близкую к идеальной, выделение идеальных рядов в такой структуре не является проблематичным, поэтому образцы кедра активно использовались при разработке системы и были выбраны как основа для первого этапа тестирования.

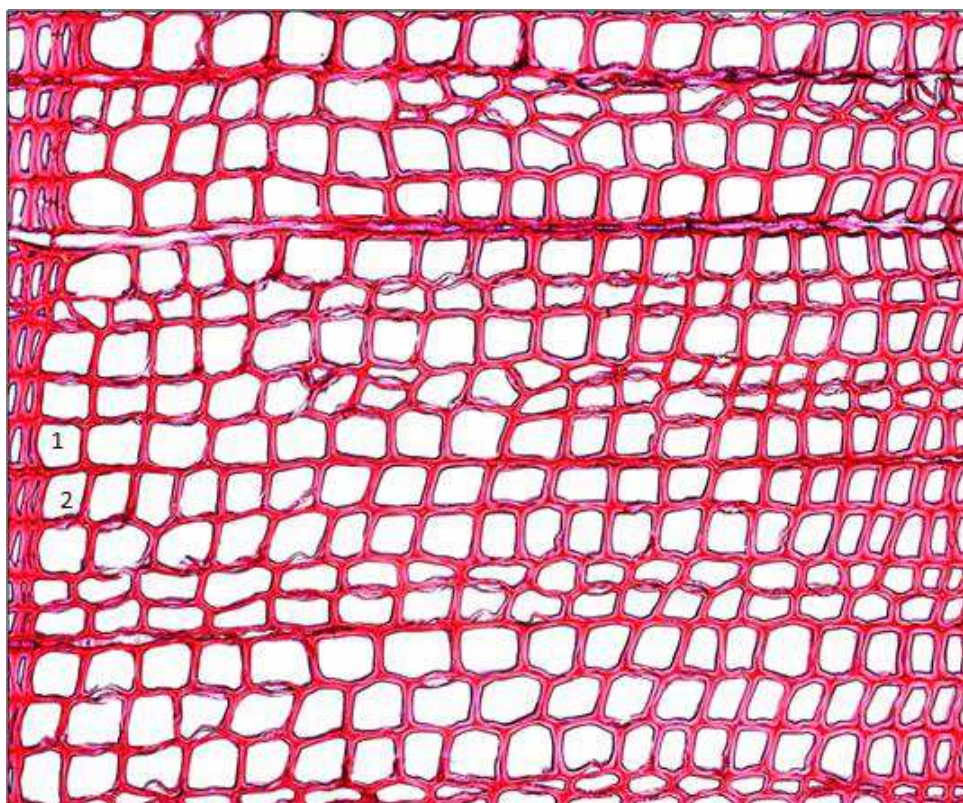


Рисунок 24 –Образец кедра

Данный снимок имеет множественные повреждения физического характера, полученные при подготовке образца к съемке. Несмотря на это, на снимке всё же присутствуют не поврежденные ряды, что дает нам возможность провести измерения.

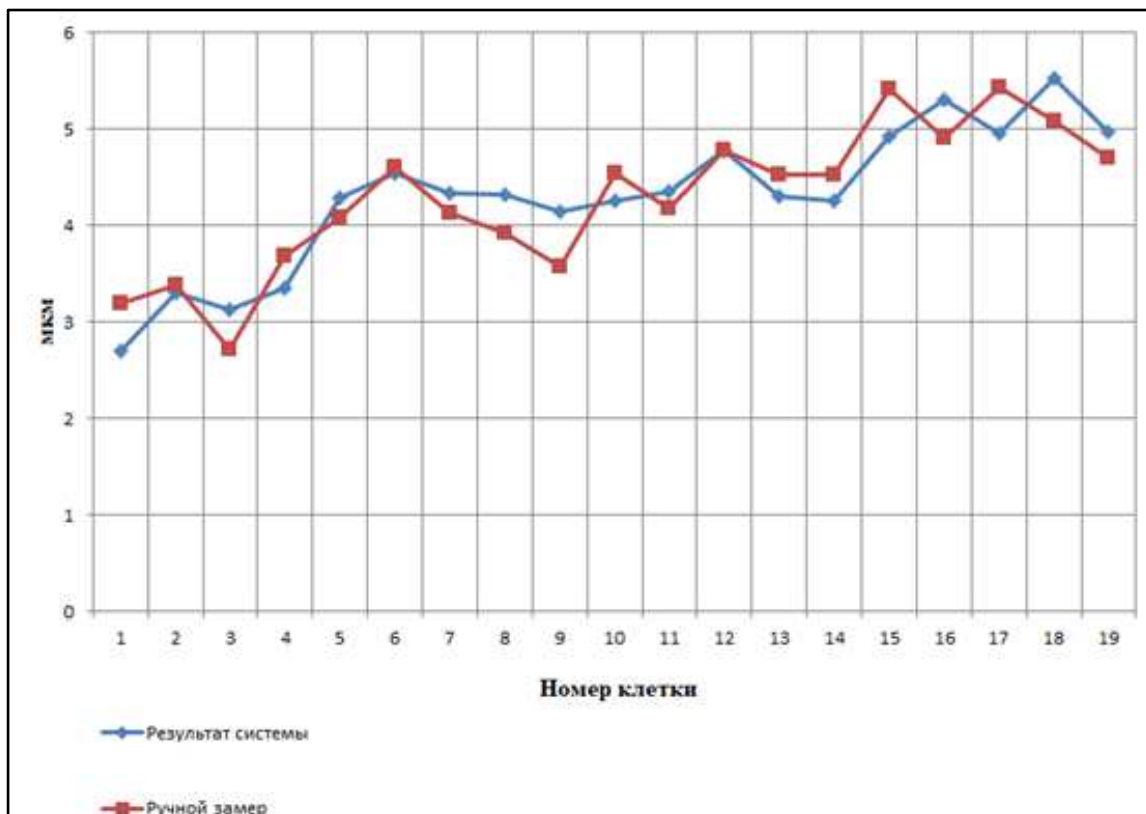


Рисунок 25 – Результаты распознавания образца кедра. Ряд номер 1

В таблице 1 представлены численные показатели проводимого эксперимента, высчитана ошибка для каждой двойной стенки, также был рассчитан средний процент ошибки от ручного замера.

Таблица 1 – Результаты распознавания образца кедра. Ряд номер 1

Номер клетки	Результат системы	Ручной замер	Ошибка
1	2,7	3,19	0,49
2	3,3	3,39	0,09
3	3,13	2,71	0,6

4	3,35	3,68	0,33
5	4,29	4,08	0,21
6	4,54	4,6	0,06
7	4,34	4,13	0,21
8	4,32	3,93	0,39
9	4,15	3,58	0,57
10	4,25	4,55	0,3
11	4,35	4,17	0,18
12	4,78	4,78	0
13	4,31	4,52	0,21
14	4,26	4,53	0,27
15	4,93	5,41	0,48
16	5,3	4,91	0,39
17	4,95	5,43	0,48
18	5,53	5,08	0,45
19	4,97	4,7	0,27
	Средняя ошибка	7,13%	

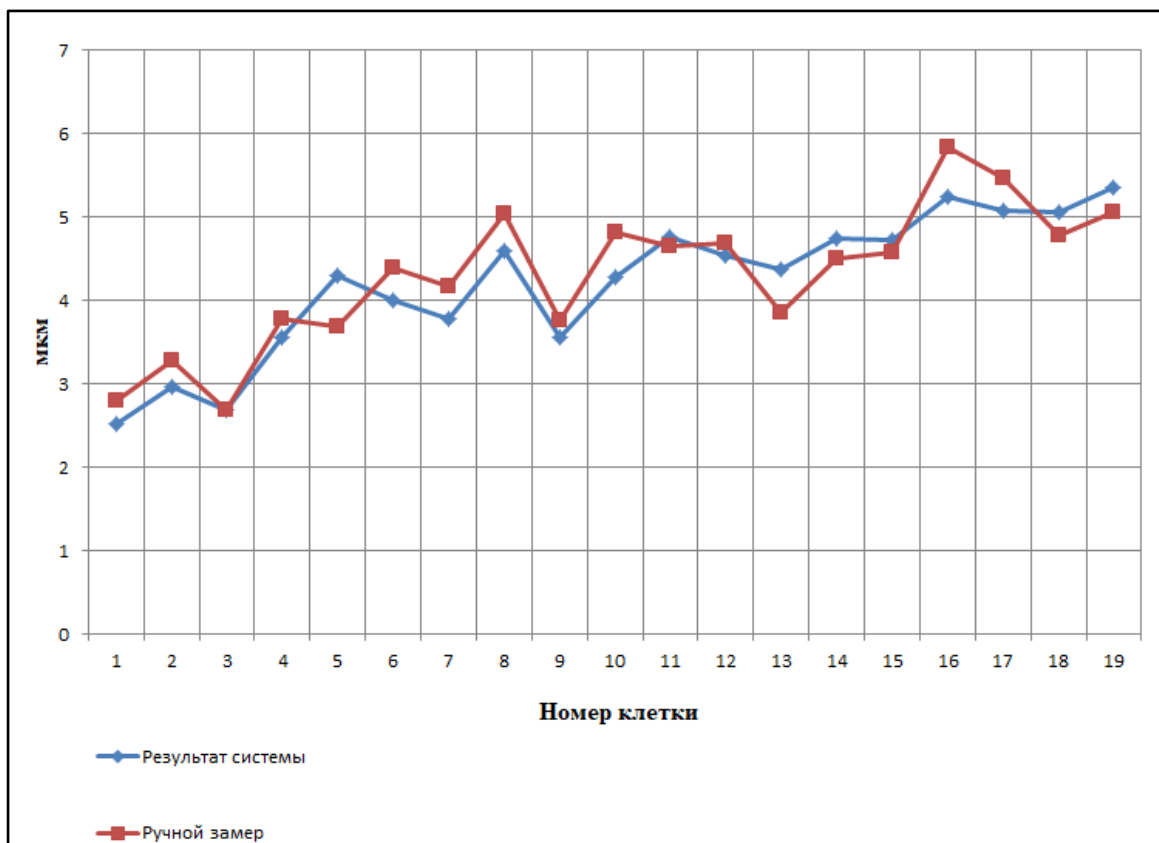


Рисунок 26 –Результаты распознавания образца кедр. Ряд номер 2

Таблица 2 – Результаты распознавания образца кедр. Ряд номер 2

Номер клетки	Результат системы	Ручные замеры	Ошибка
1	2,525	2,805	0,28
2	2,97	3,27	0,3
3	2,68	2,68	0
4	3,56	3,77	0,21
5	4,29	3,69	0,6
6	4	4,39	0,39
7	3,77	4,16	0,39
8	4,59	5,04	0,45
9	3,55	3,76	0,21
10	4,28	4,82	0,54
11	4,77	4,65	0,12
12	4,54	4,69	0,15

13	4,37	3,86	0,51
14	4,74	4,5	0,24
15	4,72	4,57	0,15
16	5,24	5,84	0,6
17	5,07	5,46	0,39
18	5,05	4,78	0,27
19	5,36	5,06	0,3
	Средняя ошибка	7,46%	

Рассмотрев результаты первого теста можно сделать вывод, что в основном величина ошибки не превышает 0,57мкм. Средняя ошибка по первому ряду первого образца составляет 7,13%. Для второго ряда средняя квадратичная ошибка составила 7,46%. Показатели средней ошибки практически идентичны, что свидетельствует о точной работе алгоритма. Само расхождение может объясняться человеческим фактором, возможно при снятии показателей, специалист выделяет показатели по собственной методологии.

3.5.2 Анализ образцов лиственницы

В качестве экспериментальных следующих образцов были выбраны снимки лиственницы.

Структуре лиственницы характерны резкие перепады толщины двойной стенки в месте перехода от ранних клеток к поздним. Так же поздние клетки лиственницы имеют крайне малое межклеточное пространство, что делает их измерение крайне сложным. Так как требуются образцы максимально приближенные к идеальному ряду, более того межклеточное пространство не должно быть повреждено в процессе подготовки образца и должно отчетливо

выделяться на фоне клеточной стенки, особенно в области поздних клеток, в противном случае распознавание параметров не удастся.

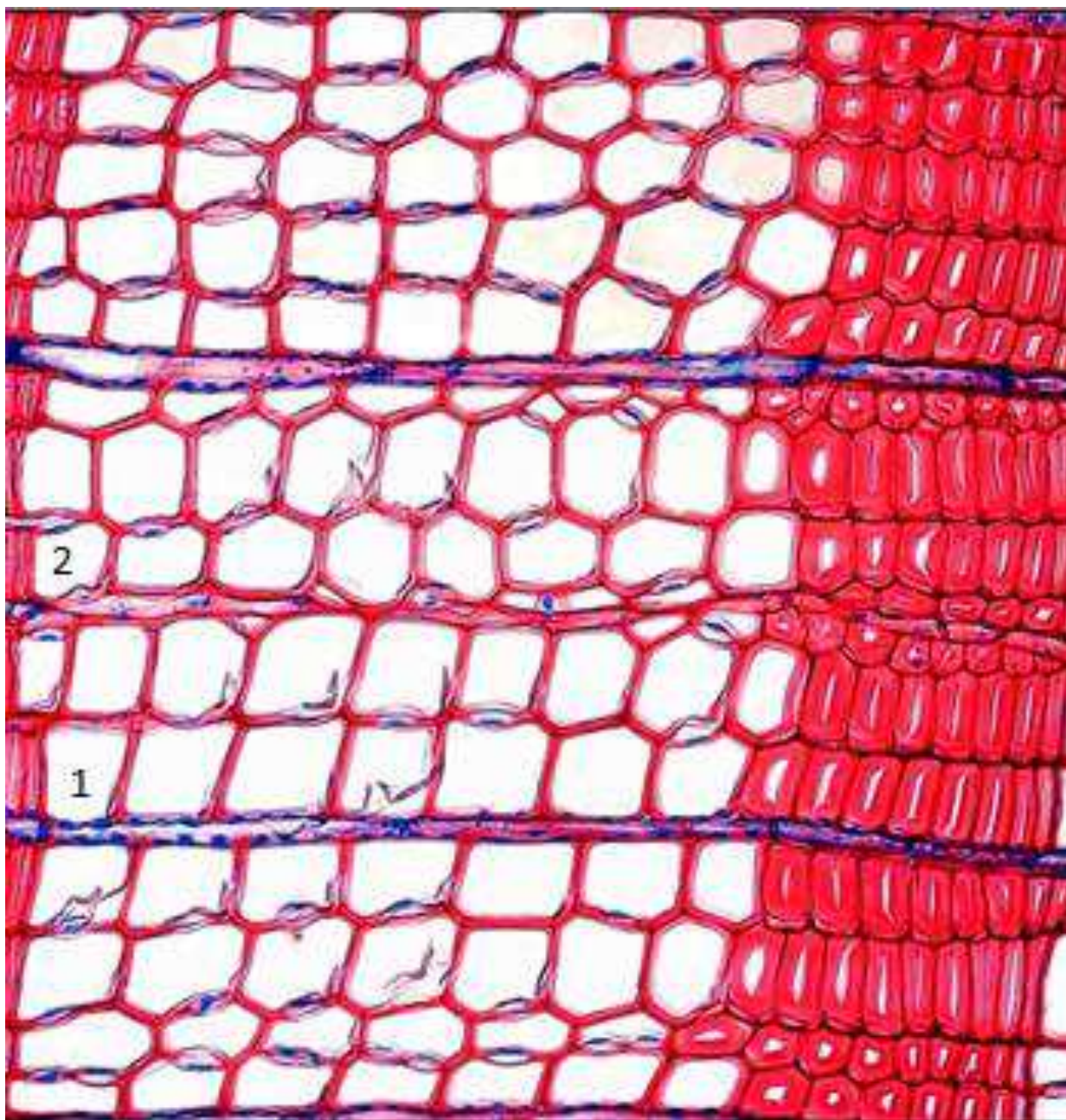


Рисунок 27 –Образец лиственницы

В качестве экспериментальных рядов были выбраны два наиболее ровных ряда, с отчетливым контрастом в области поздних клеток, что позволит успешно реализовать метод Оцу и отделить внутриклеточное пространство от клеточной стенки, результаты представлены на рисунке 28.

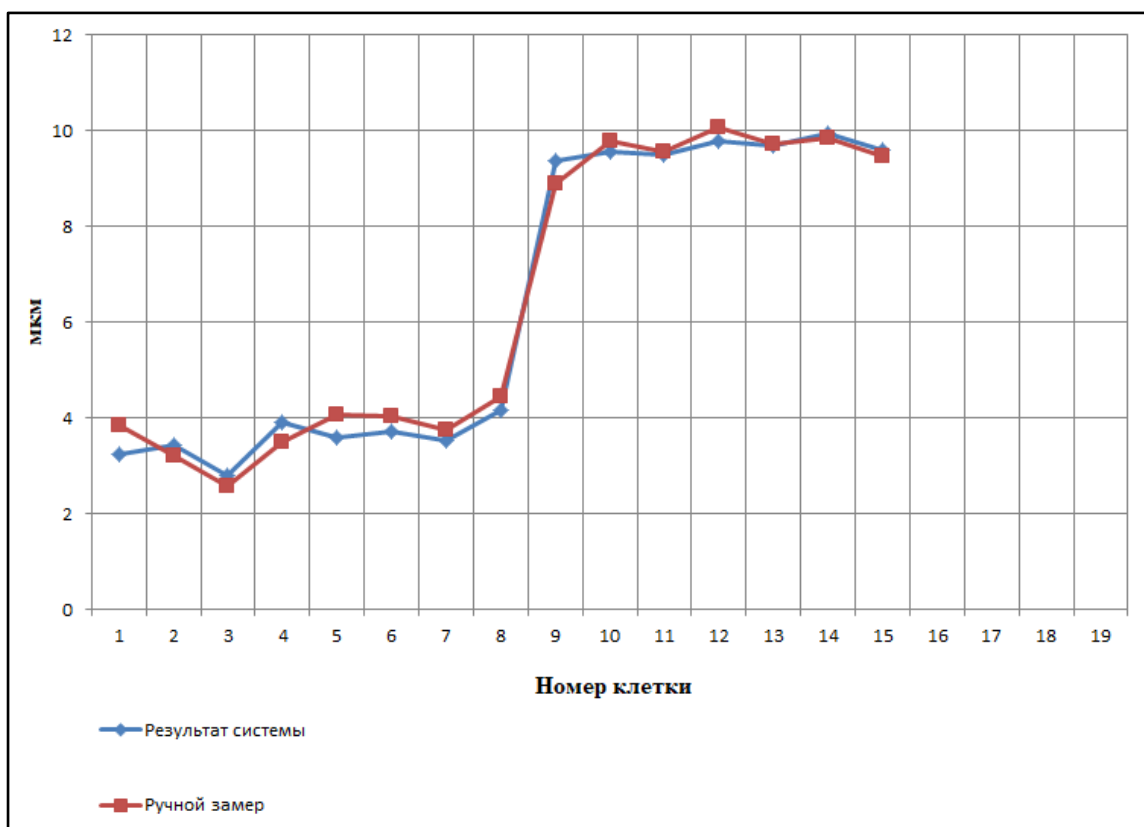


Рисунок 28 – Результаты распознавания образца лиственницы. Ряд номер 1

Таблица 3 – Результаты распознавания образца лиственницы. Ряд номер 1

Номер клетки	Результат системы	Ручные замеры	Ошибка
1	3,245	3,84	0,595
2	3,44	3,2	0,24
3	2,79	2,58	0,21
4	3,91	3,49	0,42
5	3,59	4,07	0,48
6	3,72	4,02	0,3
7	3,52	3,73	0,21
8	4,16	4,46	0,3
9	9,36	8,88	0,48
10	9,55	9,79	0,24
11	9,5	9,56	0,06
12	9,78	10,08	0,3

13	9,7	9,73	0,03
14	9,95	9,86	0,09
15	9,6	9,45	0,15
	Средняя ошибка	4,24%	

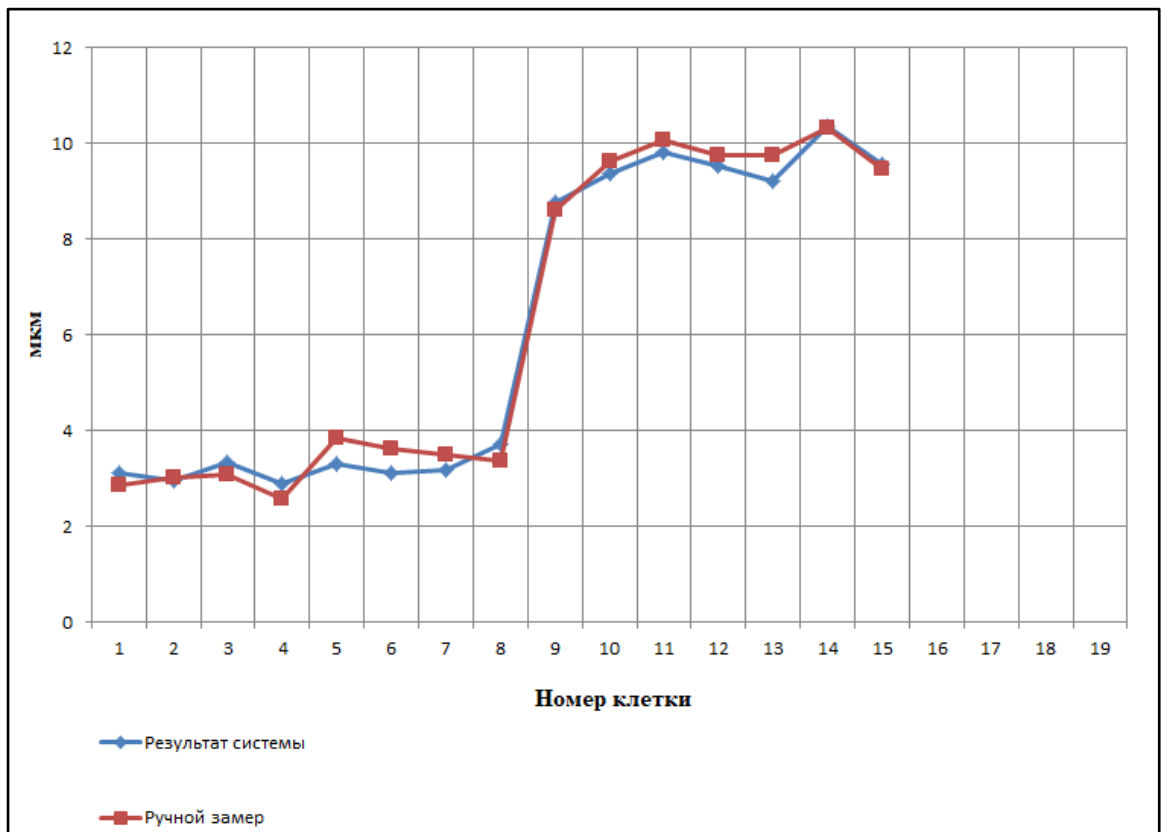


Рисунок 29 – Результаты распознавания образца лиственницы. Ряд номер 2

Таблица 4 – Результаты распознавания образца лиственницы. Ряд номер 2

Номер клетки	Результат системы	Ручные замеры	Ошибка
1	3,105	2,86	0,245
2	2,96	3,02	0,06
3	3,33	3,09	0,24
4	2,89	2,56	0,33
5	3,29	3,83	0,54
6	3,12	3,63	0,51

7	3,16	3,49	0,33
8	3,71	3,38	0,33
9	8,76	8,61	0,15
10	9,37	9,64	0,27
11	9,8	10,07	0,27
12	9,54	9,75	0,21
13	9,22	9,76	0,54
14	10,37	10,31	0,06
15	9,57	9,48	0,09
	Средняя ошибка	4,46%	

В данном эксперименте максимальная погрешность составила 0,595мкм. Средняя ошибка составила 4.24% для первого тестового ряда, и 4,46 для второго тестового ряда, что является крайне близким результатом, и наиболее точным среди всех проведенных тестирований.

3.5.3 Анализ образцов пихты

В качестве последних экспериментальных образцов были выбраны снимки пихты. Образцам пихты характерны участки пониженной контрастности, что затрудняет нахождение порога, для успешного распознавания требуется специальная подготовка образцов, в данном случае использовался глицерин.

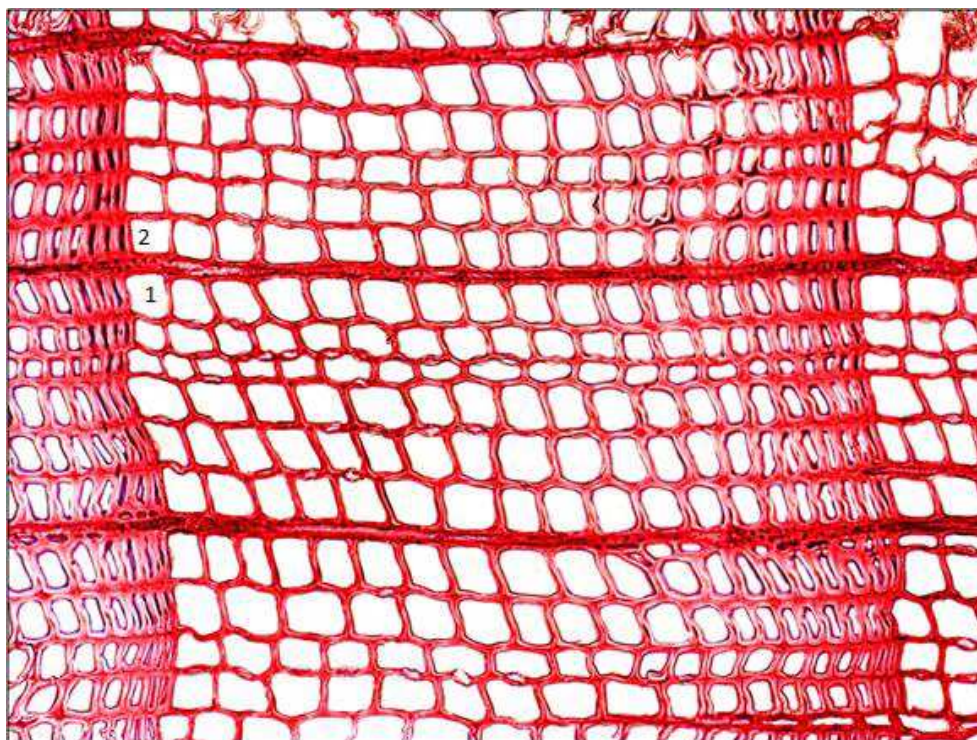


Рисунок 30 – первый образец пихты

В данном случае образец теряет контрастность в области перехода к поздним клеткам, несмотря на это, порог был найден верно и все 19 клеток были успешно распознаны системой.

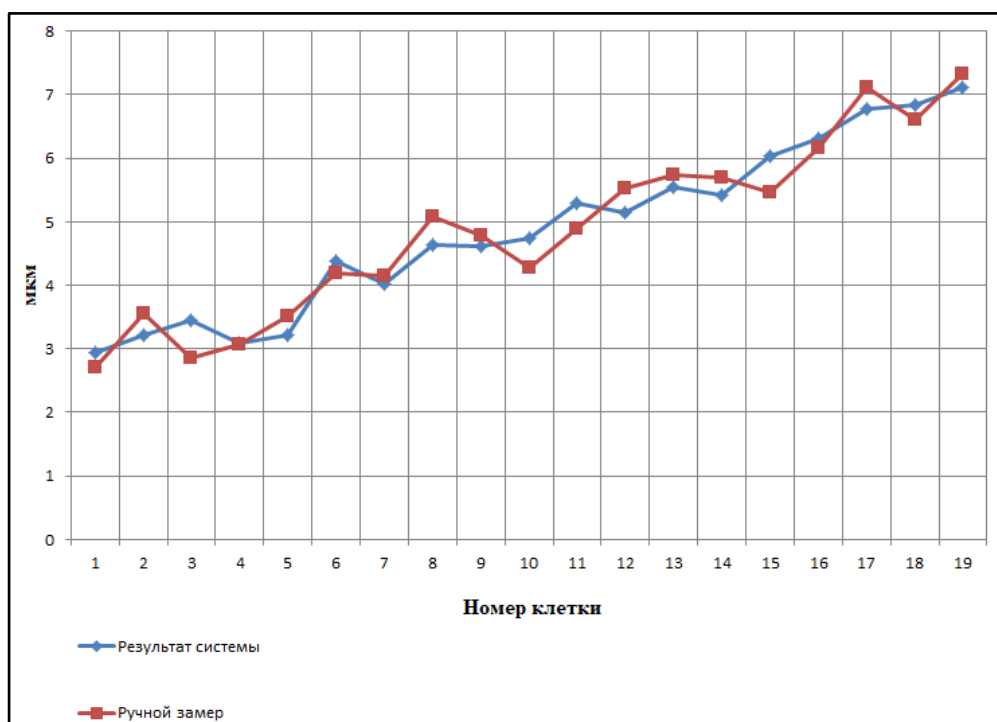


Рисунок 31 – Результат распознавания образца пихты. Ряд номер 1

Таблица 7 – Результат распознавания образца пихты. Ряд номер 1

Номер клетки	Результат системы	Ручные замеры	Ошибка
1	2,95	2,705	0,245
2	3,22	3,55	0,33
3	3,46	2,86	0,6
4	3,1	3,07	0,03
5	3,21	3,51	0,3
6	4,38	4,2	0,18
7	4,02	4,14	0,12
8	4,64	5,09	0,45
9	4,61	4,79	0,18
10	4,75	4,27	0,48
11	5,29	4,9	0,39
12	5,14	5,53	0,39
13	5,55	5,73	0,18
14	5,43	5,7	0,27
15	6,03	5,46	0,57
16	6,31	6,16	0,15
17	6,78	7,11	0,33
18	6,84	6,6	0,24
19	7,11	7,32	0,21
	Средняя ошибка	6%	

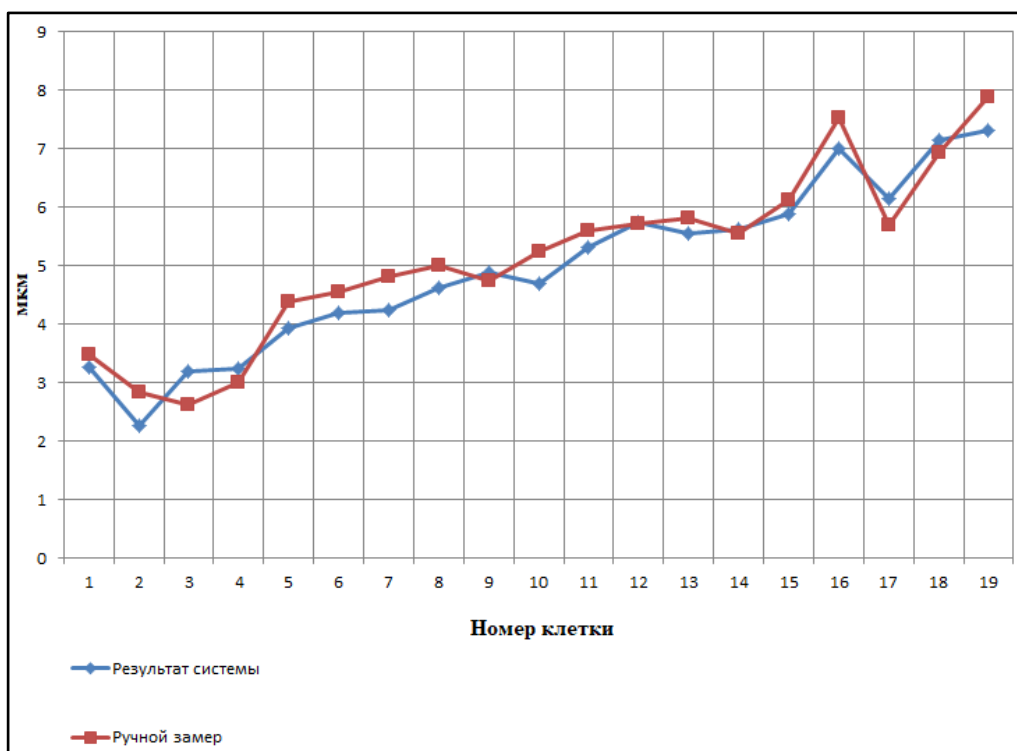


Рисунок 32 – Результат распознавания образца пихты. Ряд номер 2

Таблица 6 – Результат распознавания образца пихты. Ряд номер 2

Номер клетки	Результат системы	Ручные замеры	Ошибка
1	3,265	3,475	0,21
2	2,26	2,83	0,57
3	3,19	2,62	0,57
4	3,25	3,01	0,24
5	3,93	4,38	0,45
6	4,2	4,56	0,36
7	4,23	4,8	0,57
8	4,61	5	0,39
9	4,88	4,73	0,15
10	4,69	5,23	0,54
11	5,32	5,59	0,27
12	5,74	5,71	0,03

13	5,55	5,82	0,27
14	5,61	5,55	0,06
15	5,88	6,12	0,24
16	7	7,54	0,54
17	6,15	5,7	0,45
18	7,14	6,93	0,21
19	7,32	7,89	0,57
	Средняя ошибка	6,8%	

В данном случае распознавание имеет максимальную погрешность в 0,57мкм. Средняя квадратичная ошибка для первого ряда составила 6%, а для второго 6,8%, данные показатели незначительно отличаются от результатов двух других экспериментов, следовательно алгоритм справился и успешно распознал клеточные микропараметры во всех тестовых образцах.

3.5.4 Результаты тестирования системы

Изучая результаты экспериментов, был сделан вывод, что промежутки убывания и возрастания показателя величины двойной стенки полностью совпадают с соответствующими на реальных данных, с незначительными участками погрешности с максимальным отклонением в 0.63мкм. Величина средней ошибки находится в пределах от 6% до 4.527%. Так как замеры реальных данных производятся вручную, то всегда имеет место человеческий фактор, следовательно, результаты работы системы, однозначно являются более точными и систематичными, чем снятые специалистом.

Система отлично показала себя при снятии параметров всех трех экспериментальных сортов древесины, при этом справилась с такими проблемами как:

- Изображение с различным уровнем контрастности на различных сегментах;
- Крайне малые внутриклеточные пространства поздних клеток;
- Внутренние дефекты клеточной структуры.

3.5.5 Недостатки алгоритма

Во время разработки и проведения тестирования так же были обнаружены определенные недостатки алгоритма, далее рассмотрим их более детально.

Первым недостатком алгоритма является невозможность проведения измерений по всему изображению, с последующим распознаванием. Проблема складывается из природных особенностей клеточной структуры деревьев, более того при заготовке образцов древесина подвергается физическим воздействиям, вследствие чего, нарушается и без того не идеальная клеточная структура. Безусловно, есть и вероятность получения идеального образца, в таком случае система распознает принадлежность ряда без ошибок и выдаст точно структурированный результат, но такая вероятность крайне мала. Пример основного фактора, вызывающего проблему представлен на рисунке 33



Рисунок 33 – Основная проблема распознавания нескольких рядов

На рисунке отчетливо видно структурное раздвоение ряда в области клеток 2-3 и 6-7, вследствие чего мы получаем ситуацию, когда ожидаемое количество клеток в ряду – 5, а в результате работы мы получили 7. Таким

образом, ожидаемая величина клетки значительно уменьшается, с различными пропорциями, в зависимости от случая процентное соотношение раздвоения может привести к тому, что в ряд попадает клетка, имеющая параметры до 5% от ожидаемых размеров, что делает полученные в дальнейшем графики непригодными для анализа. Более того возможно попадание части раздвоенной клетки в чужой ряд. Даже при использовании алгоритмов поворота изображения описанных ранее, и приведения изображения к максимально идеальной структуре, мы не можем четко сегментировать ряды между собой. Безусловно, мы всё равно можем точно распознать параметры всех клеток попавших в область распознавания. Но при этом велика вероятность, что система не сможет точно отнести раздвоенную клетку в нужный горизонтальный ряд клеток, что приведет к потере отчетливой структурной последовательности, а такие данные, вновь, не могут быть использованы в ходе научной деятельности.

Решением, хоть и не идеальным, является использование системы только на идеальных рядах, аналогичным способом поступают разработчики системы распознавания микропараметров годичных колец деревьев «Rohes», компании «AkselVision». Разработчики допускают использование системы только на образцах, полученных по технологиям и с применением аппаратуры, широко протестированной внутри самой компании, в противном случае, система не будет корректно функционировать, и никто не гарантирует стабильный результат.

Следующая проблема носит исключительно технологический характер. Каждый способ подготовки образцов имеет свои собственные особенности, и в лучшем случае требует дополнительной настройки, в худшем — образцы, получаемые при использовании конкретных технологий и аппаратных средств, являются полностью непригодными для последующего распознавания микропараметров. Пример непригодного образцалиственницы представлен на рисунке 34.

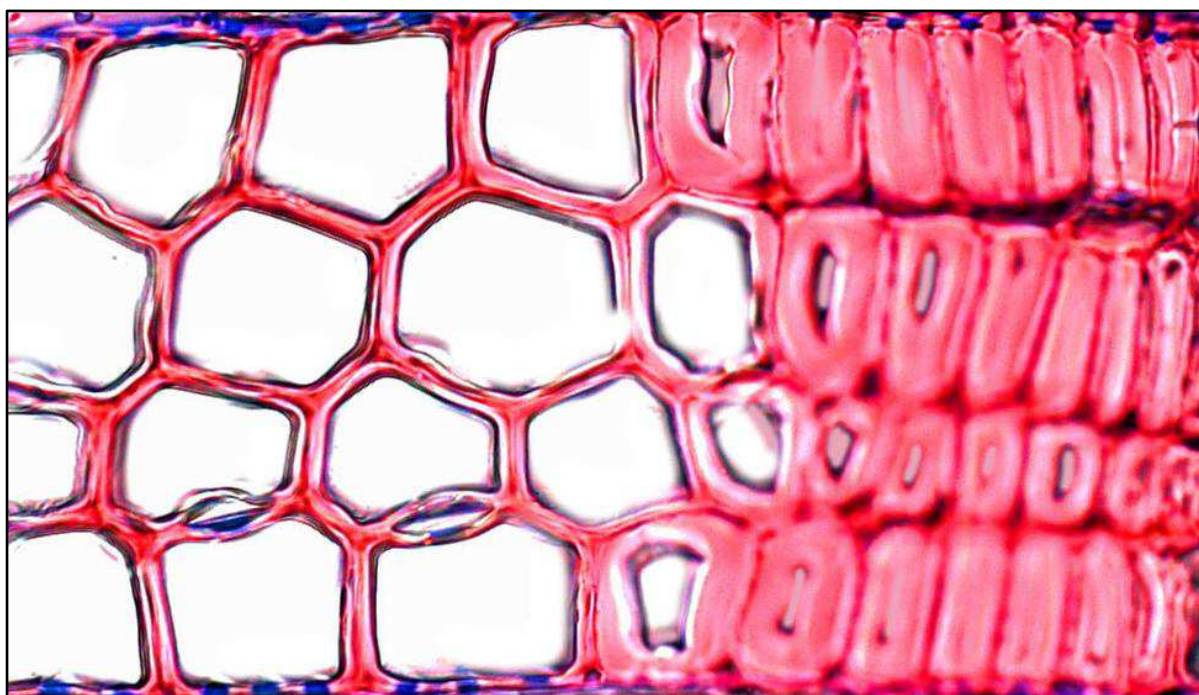


Рисунок 34 – Пример непригодного образца лиственницы.

Образцам лиственницы всегда свойствен резкий перепад площади клеток при переходе от ранних клеток к поздним, в данном случае при подготовке образца лезвие смазало очертания поздних клеток, дальнейшая обработка производилась с применением глицерина, в следствии чего внутренности поздних клеток, смазанных лезвием, получили окрас схожий с общим окрасом клеточных стенок. При использовании метода Оцу к данной ситуации, внутренняя часть поздних клеток окажется за порогом и будет распознана как цельная стенка, соответственно распознавание параметров структуры клетки станет невозможным.

Для решения проблемы существуют два варианта. Первым вариантом является широкое тестирование аппаратных и технологических средств, используемых при подготовке образцов, после чего можно сформировать список требований, при соблюдении которого, система даёт гарантированный результат. Вторым вариантом является точечная настройка системы под каждую отдельно взятую технологию подготовки образца. В таком случае невозможно гарантировать успех в каждом случае, но при комбинированном использовании различных методов фильтрации и сегментации изображений в

большинстве случаев удается получить изображение пригодное для дальнейшего распознавания.

3.6 Заключение к третьей главе

В данной главе был произведен поиск экспериментальных данных, различных типов и параметров, для проведения различного рода экспериментов над разработанной системой.

Были подробно описаны все этапы работы системы, разобраны используемые в них методы, наглядно визуализированы используемые алгоритмы.

Тестирование алгоритма производилось на трех различных сортах древесины, микропараметры каждого сорта были успешно распознаны системой. При этом отмечены отличные показатели процента ошибки, наименьший процент был зафиксирован при анализе 1 ряда пихты. Наихудший показатель зафиксирован при анализе второго образца сосны, он составил 7,46%. При этом ошибка системы не носит систематический характер и значительно изменяется, вплоть до 3%, при переходе от одного сорта древесины к другому. Так же отмечено, что ошибка в показателях каждой отдельной клетки колеблется от 0(полное совпадение) до 0.63мкм в наихудшем случае. Взвесив эти моменты в совокупности, можно предположить, что процент ошибки является следствием человеческого фактора. Так как замеры производились в разные дни, одним специалистом.

Последним шагом были описаны выявленные недостатки алгоритма и предложены способы их решения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основная проблема программно-аппаратных систем распознавания микропараметров годичных колец деревьев состоит в том, что на данный момент, для проведения исследований требуется обрабатывать большие объемы данных, а существующие способы обработки не справляются с таким объемом и не дают гарантированного результата, что ставит под вопрос обоснованность любых выводов полученных в ходе исследования.

Актуальность выбранной темы состоит в том, что на данный момент времени дендрохронологи в ходе исследовательской деятельности собирают данные ручным способом, а существующие программные разработки допускают погрешность свыше 20% от реальных показателей, также являются неустойчивыми к природным дефектам клеточной структуры. А скорость и объем данных, получаемых при ручной обработке, крайне малы.

В первой главе рассмотрена предметная область, выявлены проблемы и актуальность по выбранной теме научного исследования, подробно разобраны основные методы и этапы связанные с предметной областью компьютерного зрения.

Во второй главе рассмотрены основные термины предметной области анализа годичных колец деревьев. Были найдены и рассмотрены актуальные публикации за последние пять лет. На основании публикаций были выделены существующие программно аппаратные комплексы, приведен их детальный обзор и разбор функционала.

В третьей главе был осуществлен поиск и тестирование экспериментальных данных. На основании полученных экспериментальных данных произведены тестирования разработанных алгоритмов, полученные результаты являются отличными для потребностей научно-исследовательской деятельности в области дендрохронологии. Так же был произведен подробный разбор существующих недостатков системы, приведено описание их причин и предложены наиболее подходящие способы их решения.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Ваганов Е.А. Механизмы и имитационная модель формирования структуры годичных колец у хвойных /Е.А. Ваганов //Лесоведение. – 1996. – № 1. – С.3-15.
2. Ваганов Е.А. Значение раннелетней температуры и сроков схода снежного покрова для роста деревьев в субарктической зоне Сибири /Е.А. Ваганов, А.В. Кирдянов, П.П. Силкин //Лесоведение. – 1999. – №6. – С.3-14.
3. Ваганов Е.А. Погодные условия и структура годичного кольца: имитационная модель трахеидограммы /Е.А. Ваганов, И.В. Свидерская, Е.Н. Кондратьева // Лесоведение. – 1990. – № 2. – С.37-45.
4. Ваганов Е.А. Фотометрический анализ структуры годичных слоёв древесины хвойных /Е.А. Ваганов, В.В. Спиоров, И.А. Терсков //Изв. СО АН СССР. Сер. биол. наук. – 1972. – Вып. 1. – №5. – С.132-138.
5. Ваганов Е.А. Анализ роста дерева по структуре годичных колец /Е.А. Ваганов, И.А. Терсков. – Новосибирск: Наука. Сиб. отд-ние, 1977. - 93 с.
6. Ваганов Е.А. Рост и структура годичных колец хвойных /Е.А. Ваганов, А.В. Шашкин. – Новосибирск: Наука, 2000. – 214 с.
7. Ваганов Е.А. Сезонный рост и формирование годичных колец: кинетический подход и имитационное моделирование /Е.А. Ваганов, А.В. Шашкин, И.В. Свидерская //Биофизика клеточных популяций и надорганизменных систем. – Новосибирск: Наука. – 1992. – С.140-150.
8. Ваганов Е.А. Гистометрический анализ роста древесных растений /Е.А. Ваганов, А.В. Шашкин, И.В. Свидерская, Л.Г. Высоцкая. – Новосибирск: Наука, 1985. – 104 с.
9. Ваганов Е.А. Дендрохронологические методы в изучении истории климата Сибири /Е.А. Ваганов, С.Г. Шиятов //Проблемы реконструкции климата и природной среды голоцена и плейстоцена Сибири. – Новосибирск, 1998. – С.56-63.

10. Ваганов Е.А. Роль дендроклиматических и дендрогидрологических исследований в разработке глобальных и региональных экологических проблем (на примере азиатской части России) /Е.А. Ваганов, С.Г. Шиятов //Сиб. экол. журн. – 1999. – Т. VI. – № 2. – С.111-115.

11. Ваганов Е.А. Дендроклиматические исследования в Урало-Сибирской Субарктике /Е.А. Ваганов, С.Г. Шиятов, В.С. Мазепа. – Новосибирск: Наука. Сиб. изд. РАН, 1996. – 324 с.

12. Воднев В.Т. Основные математические формулы /В.Т. Воднев, А.Ф. Наумович, Н.Ф. Наумович; под ред. Ю.С. Богданова. – Минск: Вышэйш. Шк., 1988. – 268 с.

13. Большой академический словарь русского языка / Под ред. К. С. Горбачевича. СПб., 2004. Адаменко В.Н. Климат и озёра (к оценке настоящего, прошлого и будущего) / В.Н. Адаменко. – Л.: Гидрометеоздат, 1985. – 263 с.

14. Адаменко В.Н. Индикация изменений климата (методы анализа и интерпретации) / В.Н. Адаменко, М.Д. Масанова, А.Ф. Четвериков. – Л.: Гидрометеоздат, 1982. – 110 с.

15. Адаменко В.Н. Химический состав годичных колец деревьев и состояние природной среды / В.Н. Адаменко, Е.Л. Журавлёва, А.Ф. Четвериков // Докл. АН СССР. – 1985. – Т.265. – №2. – С. 507-512.

16. Алексахин Р.М. Миграция радионуклидов в лесных биогеоценозах / Р.М. Алексахин, М.А. Нарышкин. – М.:Наука, 1977. – 144 с.

17. Антанайтис В.В. Прирост леса /В.В. Антанайтис, В.В. Загребев. – М.: Лесн. пром-сть, 1981. – 198 с.

18. Антонова Г.Ф. Аккумуляция биомассы в стенках трахеид годичного слоя древесины / Г.Ф. Антонова, В.В. Стасова //Лесоведение. – 1990. – №3. – С.49-57.

19. Антонова Г.Ф. Влияние внешней среды на развитие вторичной клеточной стенки трахеид сосны обыкновенной /Г.Ф. Антонова, В.В. Стасова // Лесоведение. – 1986. – №2. – С.72-76.

20. Арбатская М.К. Многолетняя изменчивость частоты пожаров и прироста сосны в средней подзоне тайги Средней Сибири /М.К. Арбатская, Е.А. Ваганов //Экология. – 1997. – №5. – С.330-336.

21. Аржанова В.С. Геохимическая дендрохронология фоновых и импактных эколого-геохимических условий / В.С. Аржанова, П.В. Елпатьевский, В.М.Кравцова, Л.М.Толстова // Мониторинг фонового загрязнения природных сред. – Л.: Гидрометеиздат, 1987. – Вып. 4. – С. 327-341.

22. Афонин В.П. Рентгенофлуоресцентный анализ / В.П. Афонин, Н.И. Комяк, В.П. Николаев, Р.И. Плотников. – Новосибирск: Наука. Сиб. отд-ние, 1991. – 173 с.

23. Баженов А.В. Бета-активность в годичных кольцах древесины сосны обыкновенной из района Чернобыльской АЭС / А.В. Баженов, О.Ф. Садыков, Р.М. Хантемиров // Проблемы дендрохронологии и дендроклиматологии. – Свердловск, 1990. – С. 9-10.

24. Бардинская М.С. Растительные клеточные стенки и их образование /М.С. Бардинская. – М.: Наука, 1964. – 160 с.

25. Бейли Н. Статистические методы в биологии /Н. Бейли. – М.: Изд-во иностр. лит., 1962. – 257 с.

26. Битвинскас Т.Т. Дендроклиматические исследования / Т.Т. Битвинскас. – Л.: Гидрометеиздат, 1974. – 172 с.

27. Блохин М.А. Физика рентгеновских лучей /М.А. Блохин. – М.: Государственное изд-во технико-теоретич. лит., 1957. – 518 с.

28. Блохин М.А. Рентгеноспектральный справочник /М.А. Блохин, И.Г. Швейцер. – М.: Наука, 1982. – 376 с.

29. Бокий Г.Б. Рентгеноструктурный анализ /Г.Б. Бокий, М.А. Порай-Кошиц. – М.: Типография изд-ва МГУ, 1964. – Т.1. – 492 с.

30. Боровиков В.П. Statistica. Статистический анализ и обработка данных в среде Windows /В.П. Боровиков, И.П. Боровиков. – М., 1997. – 592 с.

ПРИЛОЖЕНИЕ А
Графический материал

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

Институт космических и информационных технологий

Кафедра систем искусственного интеллекта

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой

 Г. М. Цибульский


«» 06 2018 г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Разработка информационной системы анализа распознавания микропараметров
клеточной структуры годичных колец хвойных деревьев
09.04.02 «Информационные системы и технологии»


09.04.02.01 «Информационно-управляющие системы»

Руководитель


09.06.18
подпись, дата


доцент каф. ИС, канд. пед. наук П. П. Дьячук

Выпускник


09.06.18
подпись, дата

С. Г. Скворцов

Рецензент


09.06.18
подпись, дата

доцент каф. ИС, канд. пед. наук С. А. Виденин

Красноярск 2018