

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ

федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

«Тольяттинский государственный университет»

Институт машиностроения

(наименование института полностью)

Кафедра «Оборудование и технологии машиностроительного производства»

(наименование)

15.04.05 «Конструкторско-технологическое обеспечение  
машиностроительных производств»

(код и наименование направления подготовки)

Технология автоматизированного машиностроения

(направленность (профиль))

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА  
(МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)**

на тему Определение шероховатости обработанной поверхности  
бесконтактным способом

Студент

Г. Х. Саргсян

(И.О. Фамилия)

(личная подпись)

Научный

д.т.н., доцент, профессор, Бобровский Н.М.

руководитель

(ученая степень, звание, И.О. Фамилия)

Тольятти 2020

## Содержание

Введение.....	3
1 Основные понятия по шероховатости поверхности. Анализ методов и средств измерений шероховатости.....	5
1.1 Понятия о шероховатости поверхности .....	5
1.2 Методы и средства измерений шероховатости поверхности .....	6
1.3 Алгоритмы обработки изображений. Представление изображений .....	13
1.4 Классификация алгоритмов предварительной обработки.....	15
1.5 Обзор исследований в области оптического контроля .....	16
2 Измерение шероховатости поверхности на основе оптической системы....	30
2.1 Общий подход к измерению шероховатости .....	30
2.2 Экспериментальная методика.....	33
2.3 Получение изображений поверхности.....	34
2.4 Нейронные сети обработки изображений и обучения .....	34
2.5 Результат использования обученной сети .....	40
3 Описание экспериментальной методики и установки .....	44
3.1 Методика вейвлет–анализа периодических сигналов.....	44
3.2 Методика вейвлет–анализа изображения .....	48
3.3 Результаты анализа изображения и ее вейвлет анализ .....	52
3.4 Определение шероховатости поверхности по изображению .....	53
4 Экспериментальное исследование изображения .....	61
4.1 Порядок обработки изображения.....	61
4.2 Результаты анализа .....	64
Заключение .....	82
Список используемой литературы .....	84

## Введение

Шероховатость поверхности является одним из ключевых элементов, который определяет качество поверхности. От этого параметра зависит конструкторское качество изделий машиностроения. Шероховатость поверхности влияет на износостойкость, усталостную выносливость. Измерение шероховатости является одним из ключевых элементов контроля в технологических процессах изготовления деталей машин. Быстрота получения данных о высоте микронеровностей, точность их получения, надежность этих данных является ключевым элементом обеспечения требуемых значений шероховатости при изготовлении деталей машин или их сборке.

В машиностроении широко используются контактные методы контроля. Они имеют ограничения, как по диапазону измеряемой шероховатости, так и по инструментальной доступности к поверхностям сложной формы, конфигурации, имеющих трудности подвода измерительных наконечников. К тому же такие приборы, как правило, являются сложными и дорогостоящими и поэтому используются в условиях измерительных лабораторий. Соответственно, для оперативного контроля в цеховых условиях, данные методы, как правило, не подходят.

Современные направления в контроле шероховатости связаны с не контактными методами оптического контроля. Они используют непосредственно фотографии контролируемых поверхностей, а также используется фиксация изображения отраженного света от контролируемой поверхности. Различные рефлектметры с использованием сложных оптических систем заменяются в настоящее время упрощенной схемой контроля с использованием лазерных источников излучения или источников рассеянного излучения и простейших цифровых систем регистрации изображений. Для получения достоверной информации о параметрах шероховатости используются различные современные математические

алгоритмы обработки данных. К ним можно отнести в первую очередь спектральное разложение сигнала. Широко используются для анализа данных методы нечеткой логики, искусственного интеллекта, в частности, использование искусственных нейронных сетей и методов машинного обучения.

В работе поставлена цель - определить возможность использования простейшей системы для контроля шероховатости поверхности при помощи лазерной указки и цифрового фотоаппарата для поверхностей тел вращения с различной шероховатостью.

Задача заключается в фиксации изображения отраженного луча от контролируемой поверхности, анализа полученного изображения в специализированной программе, который даст необходимую информацию о параметрах изображения. Необходимо предварительно преобразовать изображения для того, чтобы получить необходимые параметры, к которым относят следующие характеристики: среднее значение, квадратичное отклонение, мода, медиана уровня интенсивности освещения в зависимости от шероховатости. Далее необходимо решить задачу по статистически значимому расхождению полученных параметров в зависимости от уровня шероховатости. Если эксперимент покажет такую возможность, данный способ определения шероховатости можно использовать в производственных условиях для оперативного и упрощенного определения качества поверхности.

Теоретико-методологическую основу исследования составили технология машиностроения, оптика, методы анализа сигналов и изображений, вейлет анализ, нейронные сети. Базовыми для настоящего исследования явились также: теория распознавания образов.

Методы исследования: теоретическое моделирование, натурные испытания. Опытно-экспериментальная база: образец с различной шероховатостью, цифровая камера, источник лазерного излучения.

# **1 Основные понятия по шероховатости поверхности. Анализ методов и средств измерений шероховатости**

## **1.1 Понятия о шероховатости поверхности**

С учетом растущих требований и текущих усилий по сокращению производственных затрат и времени, а также для повышения производительности производства, стало очевидно, что гибкая производственная система в сочетании с разнообразными методами обработки играет важную роль для достижения этих целей. Как правило, наиболее часто используемыми методами механической обработки для резания металла являются обработка с ЧПУ и методы фрезерования поверхности. В частности, механические детали, изготовленные методом торцового фрезерования, могут обеспечить высокое качество поверхности. Поверхностное покрытие является важным фактором в технологии производства. Это качественная характеристика, которая влияет на производительность и стоимость механической обработки деталей. Для оценки чистоты поверхности обычно используется параметр шероховатости.

Качество поверхности является важным показателем качества технических материалов, а основным показателем качества поверхности обрабатываемых деталей является шероховатость поверхности. Точное измерение шероховатости поверхности имеет большое значение для области прецизионной техники и производственной отрасли – точного машиностроения. Шероховатость поверхности влияет на усталостную прочность деталей, герметичность и плотность сопряжений, точность и надежность сборки .

Существуют три вида шероховатости [14]:

1. Исходная шероховатость - шероховатость, которая возникает в результате обработки различными инструментами.

2. Эксплуатационная шероховатость - это шероховатость, которая возникает при эксплуатации изделия, приобретаемая в процессе износа или трения .

3. Равновесная шероховатость - это вид эксплуатационной шероховатости, получаемая при постоянном режиме трения после окончания процесса приработки.

Стандарты, регламентирующие шероховатость поверхностей [18]:

- ГОСТ 2789-73. Шероховатость поверхностей. Параметры и характеристики.

- ГОСТ 2.309-73. Обозначения шероховатости поверхностей.

- ГОСТ 25142-82. Шероховатость поверхностей. Термины и определения.

## **1.2 Методы и средства измерений шероховатости поверхности**

Существует ряд методов контроля шероховатости обработанной поверхности (рисунок 1) [12, 14, 16].

Приборы для оценки шероховатости поверхности по площади:

Образцы сравнения шероховатости поверхности, ГОСТ 9378-93. Данные стандарт применяется для образцов, при помощи которых можно определить шероховатость поверхности изделий визуально или тактильно, полученные различными методами обработки.

Такие образцы находятся в наборах, которые комплектуются по методу обработки (точение, шлифование, растачивание, фрезерование, полирование, пескоструйная обработка и так далее). К каждому набору прилагается паспорт, в котором содержится способы обработки, значения параметров шероховатости и весь перечень образцов.

Этот метод является доступным, обеспечивает достоверность контроля при шероховатости  $R_a > 1,25$ .

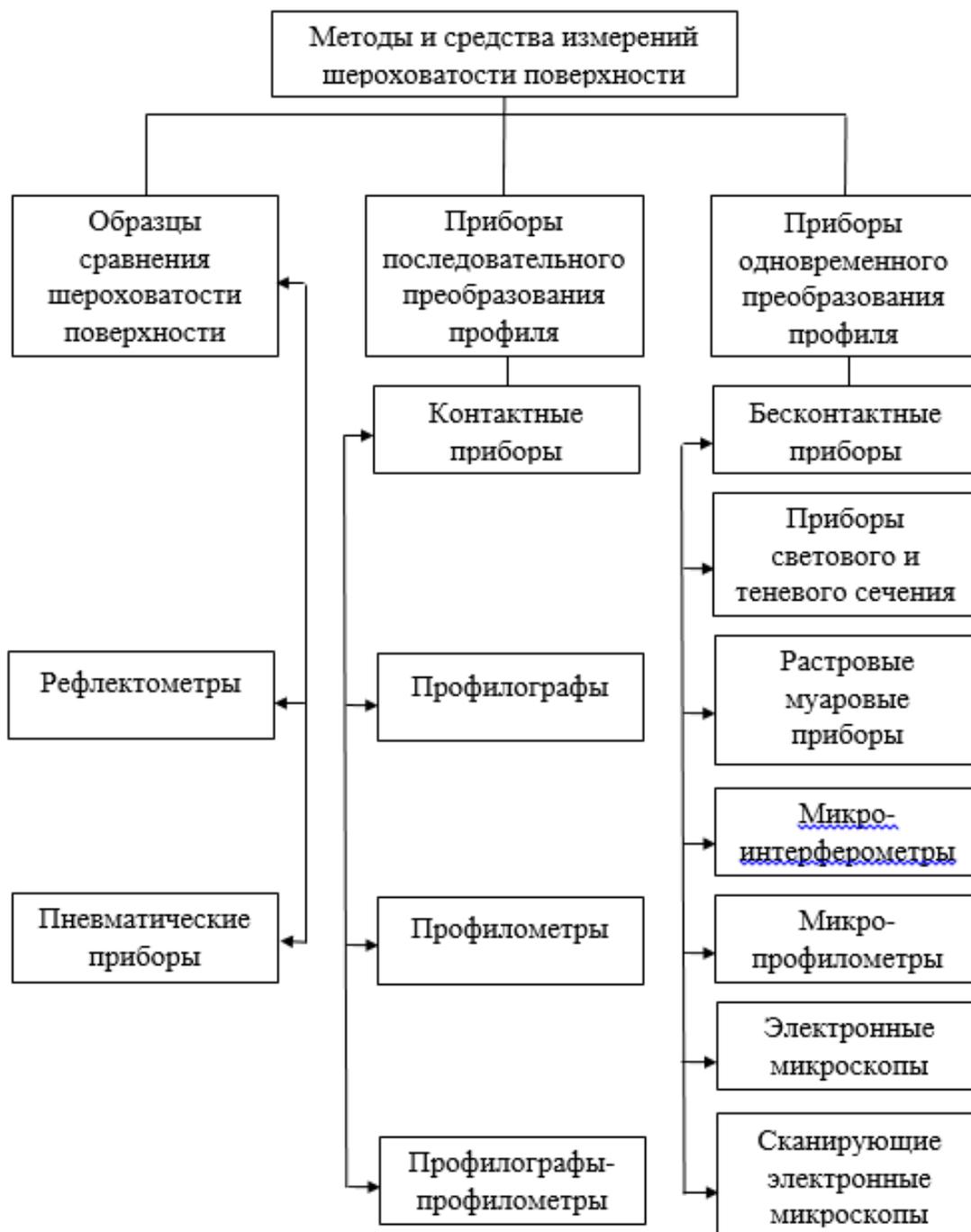


Рисунок 1 - Схема методов и средств измерений шероховатости

Рефлектометры, «содержит лазер, освещающий под углом измеряемую поверхность, два приемника излучения, находящиеся в области падения, на один из которых подает зеркально отраженный световой поток, а на второй - световой поток. Недостатками рефлектометра являются наличие образца

сравнения и возможность измерять только один параметр шероховатости» [18].

Пневматические приборы. Такой метод основан на определении расхода воздуха, который изменяется в зависимости от размеров впадин микронеровностей под торцом сопла измерительной головки.

Приборы для измерения шероховатости поверхности профильным методом. Приборы последовательного преобразования профиля используются для контроля всех параметров шероховатости поверхности. Эти приборы, наиболее часто применяемые, делятся на следующие виды [17]:

1. Профилометр для измерения численных значений параметров шероховатости поверхности.

2. Профилограф фиксирует координаты точек поверхности, производя запись профилограммы.

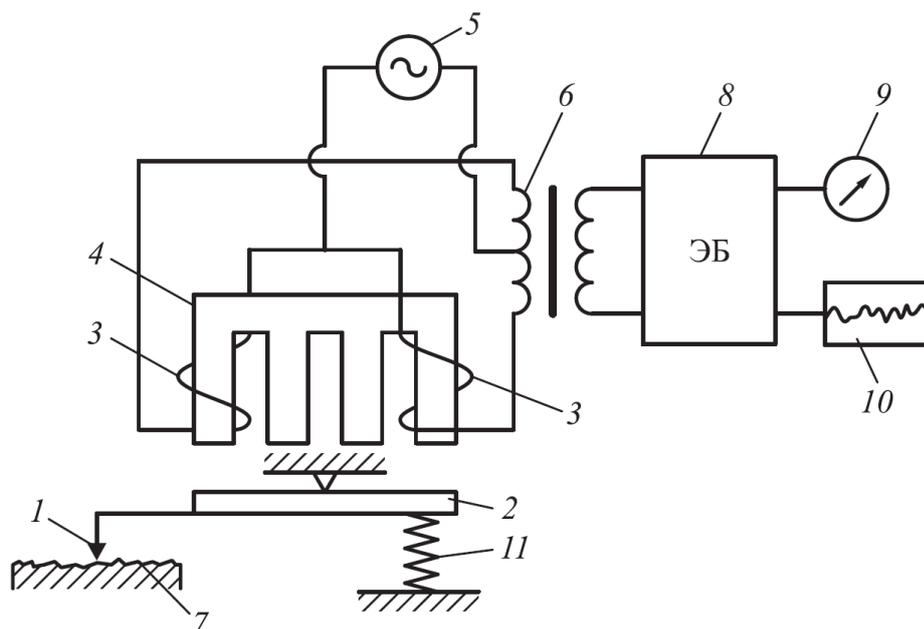
3. Профилограф-профилометр, комбинирует функции предыдущих приборов, записывая точки поверхности с их численным значением.

На протяжении многих лет профилограф широко используется для измерения параметров шероховатости поверхности с высокой надежностью. Вертикальное перемещение наконечника измеряется для заданной длины по горизонтали. Однако кончик иглы не может попасть во все впадины поверхности.

С другой стороны, традиционный метод измерения шероховатости поверхности состоит в том, чтобы проводить иглой через поверхность и контролировать ее движение таким образом, чтобы можно было проследить микро профилирование поверхности. Эти устройства очень чувствительны. Однако некоторые из элементов измерительного прибора, такие как алмазная игла, могут поцарапать поверхность, особенно когда материал мягкий. Измерения с использованием иглы (принцип контактной системы) могут повредить поверхность, поскольку она контактирует с поверхностью материала, и этот метод подходит только для ограниченных измерений.

Поэтому инструмент должен быть тщательно подобран. Еще одна проблема с методикой измерения иглой - размер радиуса наконечника и трещины на поверхности. Если щели узкие, так что игла не может полностью пройти до дна впадины, измерение будет неточным и истинным представлением поверхности

На рисунке 2 представлена схема профилографа-профилометра с индуктивным измерительным преобразователем [14].



1-алмазная игла; 2-якорь; 3-катушка; 4- сердечник; 5-генератор напряжения; 6-трансформатор; 7- поверхность детали; 8- блок контроля; 9-индикатор; 10- самописец; 11-пружина

Рисунок 2 - Принципиальная схема профилографа-профилометра

Магнитную систему измерительного преобразователя прибора образуют сдвоенный Ш-образный магнитный сердечник с двумя катушками индуктивности и якорь. Катушки преобразователя и две половины первичной обмотки входного дифференциального трансформатора составляют электрический мост, питание которого осуществляется от генератора синусоидального напряжения частотой 10 кГц. Алмазная игла со щупом

закреплена на якоре дифференциального индуктивного преобразователя. Сила воздействия иглы на контролируемую поверхность регулируется пружиной. Магнитная система жестко закреплена в корпусе преобразователя и защищена экраном.

В процессе измерения преобразователь с помощью механизма привода перемещается параллельно контролируемой поверхности. Сигнал, снимаемый с катушек индуктивности, зависит от зазора между сердечником и колеблющимся якорем. Выходные сигналы мостовой измерительной схемы поступают в электронный блок профилографа-профилометра, где производится их автоматическая обработка. Завершающим элементом измерительной цепи является отсчетное и записывающее устройства, служащие для отображения измерительной информации [8].

Приборы одновременного преобразования профиля следующих видов. Бесконтактные оптические приборы позволяют измерить параметры шероховатости. Традиционные устройства, используемые для измерения шероховатости поверхности, очень чувствительны, и их получают путем царапания поверхности материалов. Поэтому оптические системы используются в качестве альтернативы этим устройствам, чтобы избежать нежелательных процессов, которые наносят ущерб контролируемой поверхности.

Метод светового сечения основан на получении изображения профиля поверхности с помощью светового пучка, направленного наклонно к этой поверхности. Эти бесконтактные методы включают компьютерное зрение и методы рассеяния света.

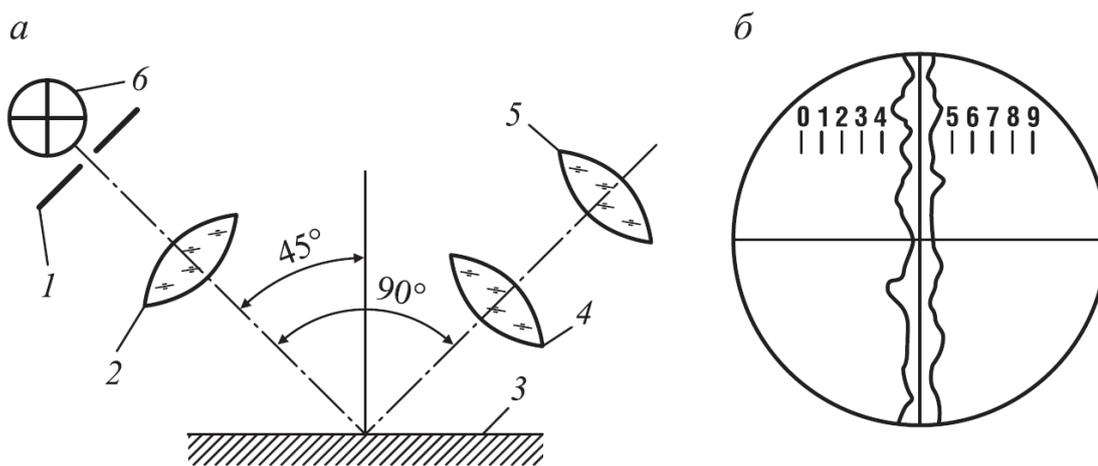
Качество продукции и стоимость производства во многом зависят от шероховатости поверхности. По этой причине оценка шероховатости поверхности была предметом экспериментальных и теоретических исследований на протяжении многих десятилетий с целью упрощения процесса измерения, повышения точности и достоверности контроля. Бекман

и Спицикино впервые предложили теоретическую работу по рассеянию электромагнитных волн.

По такому методу работает двойной микроскоп.

Этот измерительный прибор состоит из двух микроскопов. Один для создания источника излучения, другой для приема отраженного луча. Относительно друг друга они расположены под  $90^\circ$ . Свет проходит через щелевую пластину, линзу и падает на контролируемую поверхность под углом  $45^\circ$ . Из-за неровностей профиля образуется световая полоска, которая соответствует ее форме. Затем она проецируется через линзу в окуляр. В [16] показан пример поля зрения в объективе микроскопа.

Измерение шероховатости поверхностей и определение их статистических свойств очень актуальны и значительно распространены во многих областях науки и техники. Поскольку действие предыдущего прибора основано на исследованиях рассеяния света как электромагнитных волн на шероховатых поверхностях. Это исследование используется в качестве теоретического обоснования для прогнозирования шероховатости поверхности при использовании рассеянного света.



1-диафрагма; 2-объектив; 3- поверхность; 4- объектив; 5-окуляр; 6-осветитель.

Рисунок 1 - Двойной микроскоп: а- схема микроскопа; б-поле зрения

Модель Бекмана основана на измерении среднего распределения интенсивности света. Информация о высоте шероховатости можно получить, измеряя среднюю интенсивность, рассеянную в зеркальном направлении и от нее. Когда шероховатость по параметру Ra больше 0,1 мкм, согласно теории Бекмана, световые пятна будут распределены на стекле, а автокорреляционные функции могут быть выведены из средних интенсивностей.

Такой метод имеет небольшое поле зрения и зачастую используется на малых участках контроля.

Метод теневого сечения работает с использованием светового сечения. В поле зрения объектива прибора анализируется тень. Она создается при помощи ножа, который прикладывается к поверхности детали.

Растровые муаровые приборы используют формирование муара при совмещении двух изображений периодического профиля. Это возможно из-за совмещения направленных микронеровностей поверхности и периодической структуры света из-за дифракционной решетки. Введение неровностей приводит к определенной величине искривления полос, по которой судят о высоте микронеровностей.

Эти приборы используют для определения шероховатости на наружных поверхностях. Дополнительно можно измерять высоту буртиков, глубину штрихов или рисок.

Микро-интерференционный метод основан на сочетании интерферометра с измерительным микроскопом. Это позволяет в поле зрения микроскопа получить увеличенное кратно изображение интерференционной картины и измерять по сетке неровности с помощью окулярного микрометра. Для этого используется измерение степени искривления интерференционных полос.

### **1.3 Алгоритмы обработки изображений. Представление изображений**

Существуют два вида цифровых изображений – векторное и растровое [5].

Векторное изображение - это набор векторов с координатами начальных и конечных точек. Кривые линии описываются другими геометрическими характеристиками.

Растровое изображение это одна или несколько матриц, описывающих пространственное распределение характеристик изображения на некоторой декартовой координатной сетке. Изображение - это множество точек. Основной элемент раstra – пиксел. Это сокращение от словосочетания «picture elements» - элементы изображения. Он имеет координаты и некоторые параметры, которые характеризует его цвет, яркость, прозрачность. Число пикселей по горизонтали и вертикали задает разрешение изображения.

Растровые изображения бывают:

- Бинарные;
- Полутоновые;
- Палитровые;
- Полноцветные.

В бинарном изображении цвет пиксела либо белый и имеет значение либо 0, либо черный и значение 1 и кодируется одним битом.

В полутоновых изображениях пикселы имеют значения яркости, соответствующие оттенкам серого.

Палитровые изображения описываются двумя матрицами. Одна матрица хранит значения индексов, которые задают координаты. Другая - матрица палитр или цветовая карта имеет три столбца – соответствующих красному «R», зеленому «G» и синему «B» цветам. В совокупности они задают цвет соответствующего пиксела.

Полноцветные изображения в формате RGB представляют собой три матрицы. Элементы каждой матрицы содержат значения интенсивностей красного, зеленого и синего цветов для пиксела задаваемого индексами матриц.

Формат чисел в матрицах может быть целым или форматом с плавающей точкой. Первые относятся к оцифрованным изображениям. Такой формат используется для изображений в графических файлах.

Второй вариант используется для представления изображений при их обработке. Нормирует данные интенсивности к диапазону  $[0, 1.0]$ . Проводят различные вычисления с плавающими числами. Результат преобразуют в исходный целочисленный вид.



Рисунок 3- Бинарное изображение

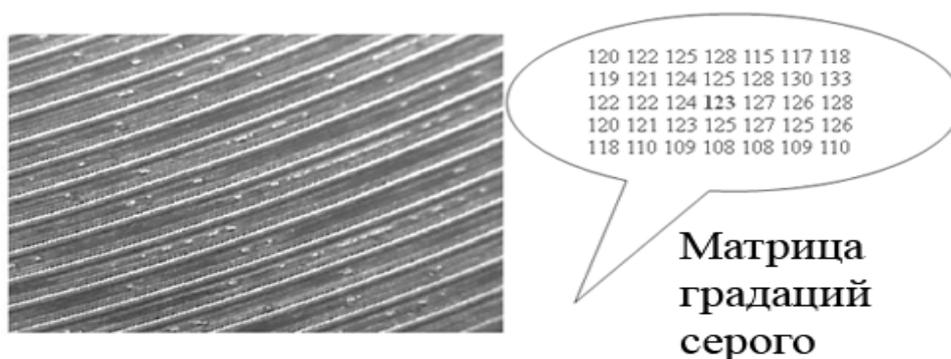


Рисунок 4 - Полутонное изображение

При обработке изображений и их распознавании работают с растровым изображением, содержащим одну или несколько матриц.

#### **1.4 Классификация алгоритмов предварительной обработки**

Алгоритмы предварительной обработки изображений или улучшают качество изображений или преобразуют его к виду, удобному для последующей обработки [1, 5, 13].

Алгоритмы цветовой коррекции полутоновых изображений направлены на улучшение цветовой передачи изображения изменением их яркости и контраста.

Алгоритмы пространственной фильтрации направлены на обработку пространственных характеристик изображений для подавления помех, сглаживания, усиления или подавления пространственных частот изображения.

Алгоритмы геометрической обработки это кадрирование изображения, то есть выделение из исходного изображения некоторой части прямоугольной формы. Изменение размеров изображения. Эти алгоритмы применяют различные методы интерполяции, позволяющие либо корректно восполнить недостающие пиксели в увеличенном изображении, либо пересчитать значения пикселей при уменьшении изображения.

Поворот изображения. Эти алгоритмы осуществляют поворот исходного изображения на заданный угол, корректно пересчитывая значения пикселей используя различные методы интерполяции.

Алгоритмы, выполняющие преобразования из одной цветовой системы в другую называются алгоритмами цветопреобразования. К ним относятся также алгоритмы преобразования цветных изображений в полутоновые и алгоритмы бинаризации, переводящие исходное изображение в бинарное изображение.

Алгоритмы, выделяющие на исходном изображении некоторые области по различным, часто неформальным условиям называются алгоритмами сегментации. Примером такого алгоритма может, например, служить алгоритм, который должен выделять на изображении документа области текста и графической информации или алгоритм, выделяющий в изображении текста области, относящиеся к отдельным словам.

### **1.5 Обзор исследований в области оптического контроля**

Традиционные устройства, используемые для измерения шероховатости поверхности, очень чувствительны к внешним возмущениям [23]. Принцип их работы основан на измерении движения измерительной иглы, которая проводит по контролируемой поверхности. Это приводит к формированию царапин на поверхности деталей. Поэтому оптические системы используются в качестве альтернативы этим устройствам, чтобы избежать нежелательных процессов, которые повреждают поверхность. В ссылочной статье исследовался процесс торцевого фрезерования заготовок из углеродистой стали и алюминиевого сплава 5083 с использованием различных инструментов, скоростей резания и глубины резания. После обработки измерялись параметры шероховатости поверхности. Они были получены с помощью профилографа. Цифровые изображения обработанной поверхности были получены с помощью поляризационного микроскопа. Полученные изображения были преобразованы в двоичные изображения (рисунок 5), и изображения использовались в качестве входных данных для обучения нейронной сети с алгоритмов MATLAB [2, 7]. Для обучения сети (рисунок 6) в качестве функции активации была выбрана логистическая функция. В качестве алгоритма обучения был использован алгоритм сопряженных градиентов. Точность обучения сетей была достигнута в среднем на уровне 99,926% для алюминиевого сплава 5083 и 99,932% для стали AISI 1040. В конце исследования была разработана программа

прогнозирования значений шероховатости по изображению поверхности. Затем программная реализация нейронной сети и ее адекватность были проверены в ходе пробных экспериментов. После этих экспериментов значения шероховатости поверхности, полученные с помощью контактных методов измерения для материалов из углеродистой стали и алюминиевого сплава, сравнивались с предсказанными значениями (рисунок 7). Результат по точности близок к 99,999%.

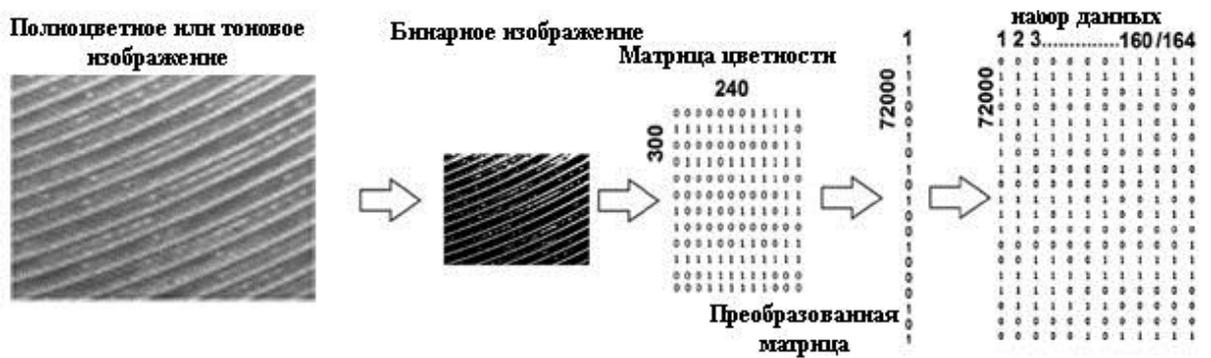


Рисунок 5 - Алгоритм анализа цифрового изображения шероховатости

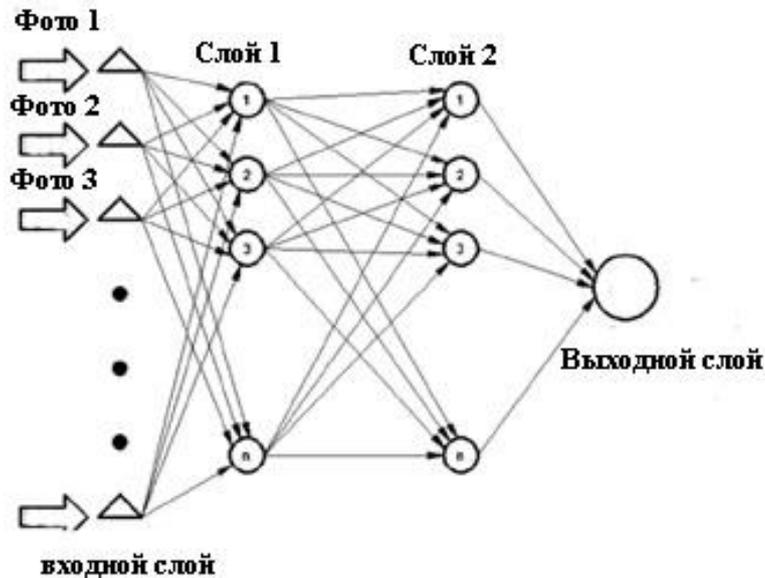


Рисунок 6 – Структура сети для анализа изображения поверхности

Чтобы повысить точность и эффективность существующих методов измерения шероховатости, предлагается новый метод измерения шероховатости поверхности, основанный на методах многопараметрического моделирования [32].



Рисунок 7 - Алгоритм поиска подобного изображения со значениями изображения поверхности

Во-первых, формируется много параметрический набор данных на основе спекл-изображения. Это изображение преобразуется в формат тонового изображения на основе градации серого цвета. Затем выполняется классификация поверхности заготовки путем отнесения к тому или иному классу чистоты поверхности на основе современных методов статистического обучения (метод случайного леса). Для точного измерения шероховатости поверхности создана система на основе многопараметрической модели. Предлагаемый метод упрощает измерения и получение данных по шероховатости по существующим методикам, которые основаны на нескольких моделях измерения шероховатости для различных классов заготовок.

Мониторинг состояния инструмента является ключевым элементом для обеспечения качества продукции в промышленности [33].

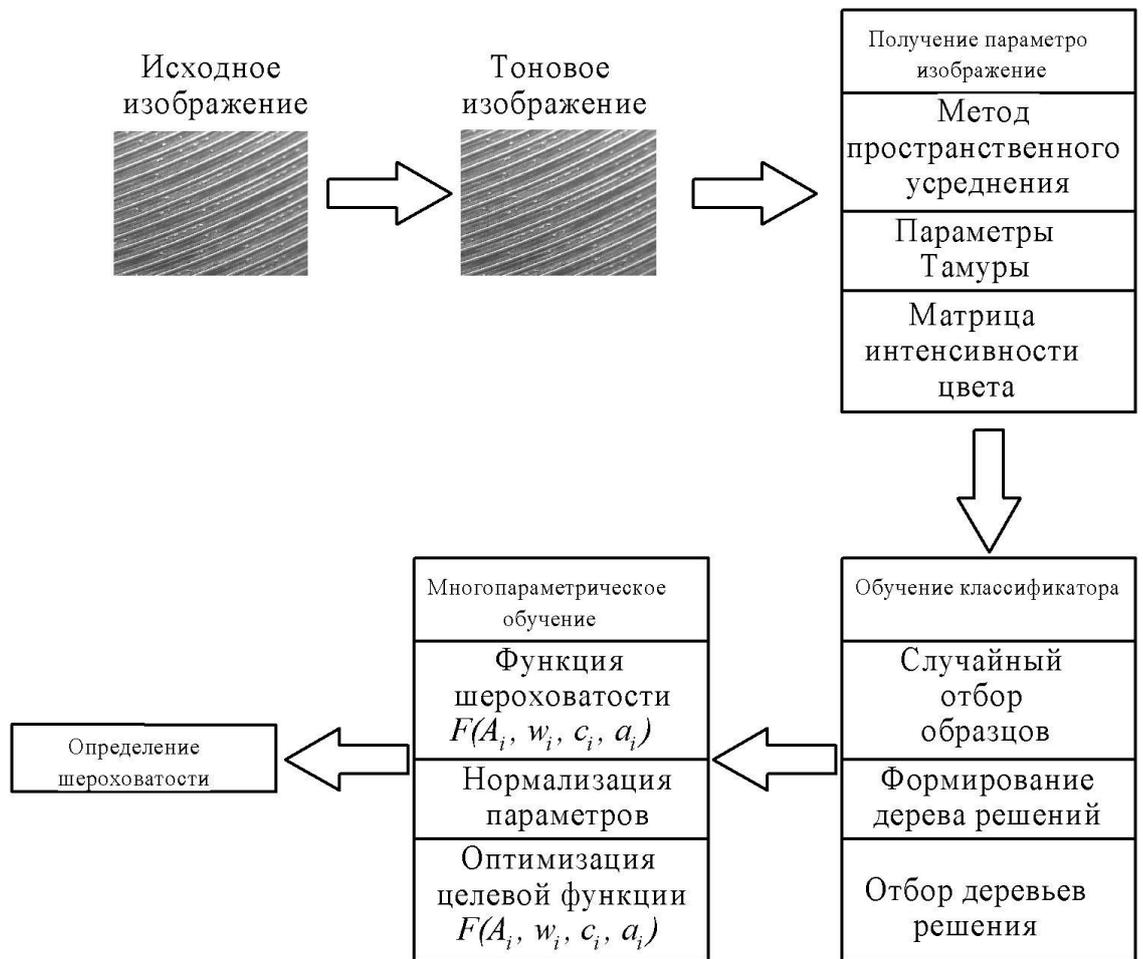


Рисунок 8 - Алгоритм получения вывода о параметре шероховатости на основе анализа изображения

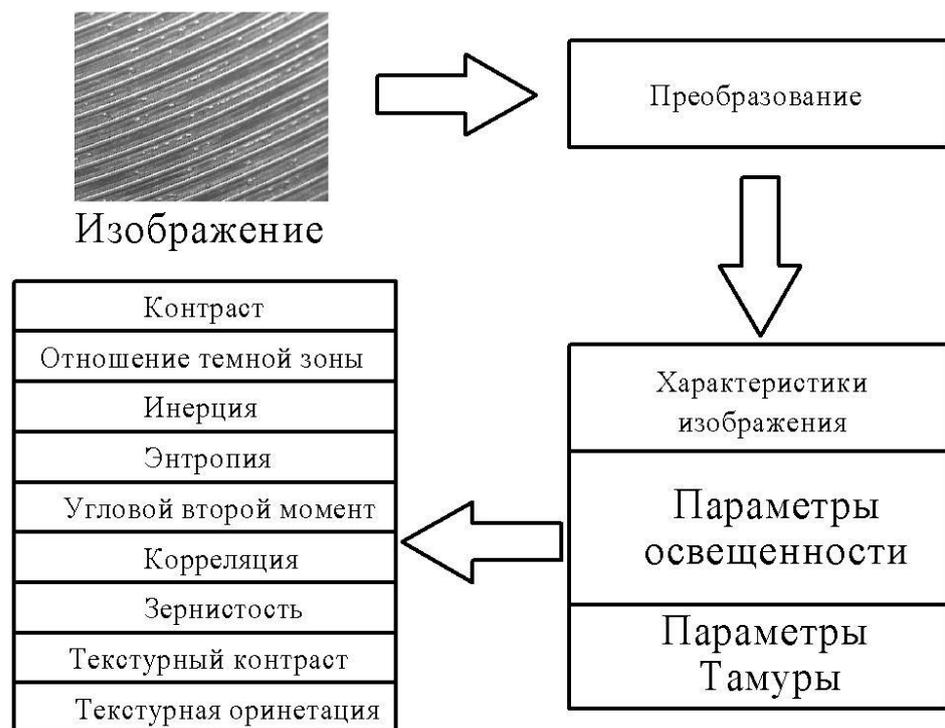


Рисунок 9 - Получение данных для анализа чистоты поверхности

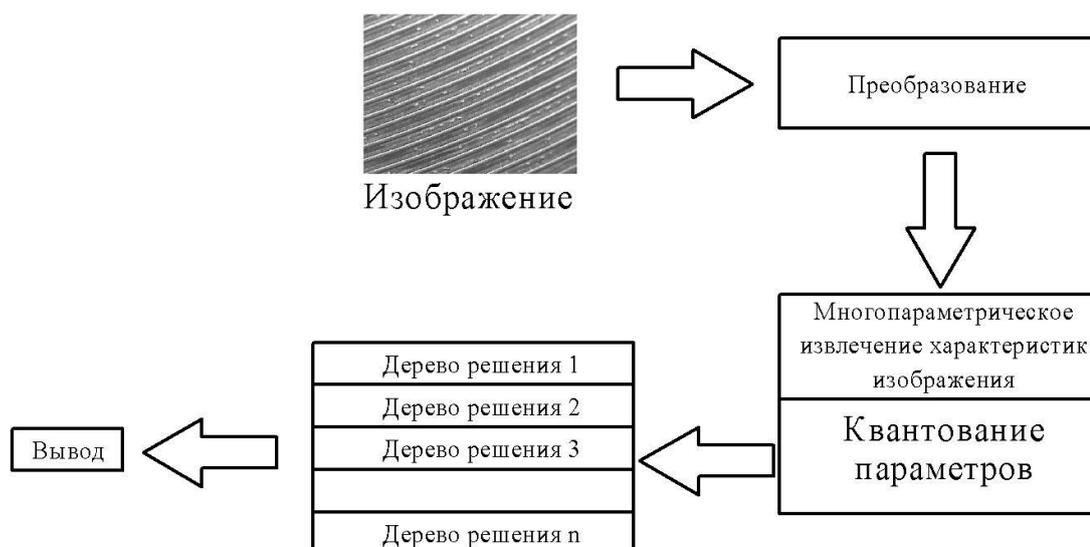


Рисунок 10 - Алгоритм работы статистического классификатора

Качественные параметры обрабатываемой поверхности напрямую зависят от степени износа инструмента. Следовательно, анализируя обработанную поверхность, можно получить информацию о состоянии режущего инструмента. В цитированной статье представлена новая методика классификации состояний инструмента по величине износа с использованием метода опорных векторов (support vector machine - SVM). Вывод делается на основе данных матрицы изображения обработанных поверхностей в тоновом формате с использованием градации уровня серого цвета. Степень износа инструмента классифицируется по следующим уровням: заточенный, частично изношенный и полностью изношенный. Предложенный метод является экономически эффективным и надежным для классификации износа инструмента в режиме реального времени.

В статье [22] профиль поверхности, полученный при продольном точении, описывается с использованием непрерывного вейвлет преобразования и нормированной фрактальной размерности  $D_n$ . В сравнительном анализе были выбраны некоторые характерные профили шероховатости после токарной обработки различных материалов, таких как

среднеуглеродистая сталь, чугун с шаровидным графитом и высокопрочная легированная сталь (твердость 55 HRC). Для вейвлет анализа использовались вейвлеты Морлета, «Мексиканская шляпа», которые позволяют оценивать экстремумы и распределение частот полученного сигнала в виде координат точек поверхности. Представлены результаты непрерывного вейвлет преобразования как функции профиля и параметров вейвлета. Вейвлет-преобразование вместе с фрактальной размерностью показывает локальное самоподобие в профиле поверхности.

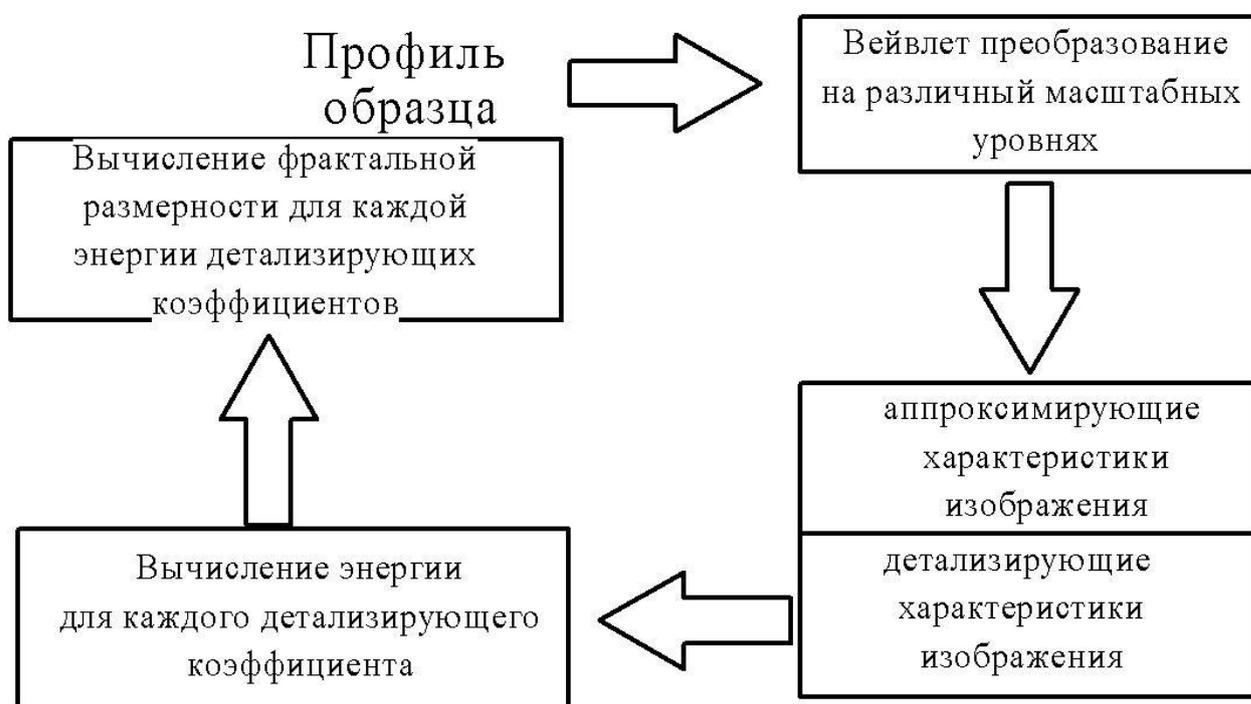


Рисунок 11 - Оценка профиля с использованием вейвлет преобразования и фрактальной размерности

В статье [21] используется метод машинного зрения для измерения отклонения размеров заготовки. Часто на автоматических линиях операторы зрительно контролируют качество полученной продукции. Этот вид работы относится к утомительному и трудоемкому виду работ, которая к тому же не гарантирована от ошибок. В этом исследовании создан сканер на основе пары камер, образующих стереоскопическую пару входных датчиков. Сначала делается пара снимков с двух камер системы. Затем изображения

передаются на компьютер и запускается операции обработки изображений. Программными средствами выполняется одновременное измерение отклонений всех размерных параметров, включая определение прямолинейности сторон, отклонение от перпендикулярности, не плоскостность и общая кривизна.

Система машинного зрения для процесса автоматической классификации разработана для применения в различных условиях освещения и может использоваться для работы манипулятора робота с шестью степенями свободы (degree of freedom - DOF) [29]. Чтобы получить точную информацию о местоположении объекта обработки, все изображение захватывается промышленной телевизионной камерой, которая установлена над рабочей позицией. Изучено влияние задней подсветки и передней подсветки на особенности работы предлагаемой системы. Для условий передней подсветки были выполнены четыре различных действия. Для каждого действия использовались операции глобального и локального порогового контраста для получения хорошего качества изображения. В этом исследовании было предложено квадратичное преобразование, используемое для описания взаимосвязи координат точек на изображении с глобальными координатами. Экспериментальные результаты показывают, что в условиях задней подсветки качество изображения улучшается, так что позиционирование центра объектов более точное, чем в условиях передней подсветки. По результатам калибровки квадратичное преобразование является более точным, чем другие методы. При расчете отклонений калибровки с использованием квадратичного преобразования максимальное положительное отклонение составило 0,48 мм и 0,38 мм в направлениях X и Y соответственно. Максимальное отрицательное отклонение составляет - 0,34 мм и - 0,43 мм в направлениях X и Y соответственно. Предлагаемая система эффективна, надежна и может быть полезна для промышленности, поскольку она предлагает автоматизированную роботизированную систему с высокой гибкостью для разделения разнородных предметов.

Современные исследования цифровых фабрик (*digital fabric* - DF) [28] связаны с решением различных разнообразных проблем. Это взаимодействие распределенных производственных площадок, интеграция цифровых моделей-двойников, необходимость обработки разнородных неопределенных данных и использовать различные программные приложения. Чтобы перевести общую концепцию с цифровыми фабриками в направлении практической реализации интеллектуального производства в этой статье делается обзор текущей ситуации с цифровыми подходами на производстве. Предлагается системный подход к кибер-физической интеграции в производстве с учетом понятий цифровых двойников и теории производственного обслуживания. В частности, предлагаемое понятие кибер-физической производственной системы включает в себя четыре ключевых элемента. Это полная интеграция физических производственных элементов, интеграция виртуальных моделей с физическими объектами, объединение всех производственных элементов, потоков и интеграция управляющих данных и сервисов.

В статье [26] шероховатость поверхности обработанных заготовок оценивается с использованием гибридного алгоритма. Он основан на совместном использовании методики, подходящей к анализу временных рядов и метода вейвлет-преобразовании. Предлагаемый метод основан на точном распознавании свойств поверхности после процессов притирки, наружного шлифования, плоского шлифования, токарной обработки и горизонтального фрезерования с использованием наибольшего показателя Ляпунова в анализе временных рядов. Этот метод обладает уникальной способностью уменьшать шум полученного сигнала и устранить кривизну изображения, которая возникает из-за отражения света или геометрической кривизны поверхности в упомянутом процессе обработки. Кроме того, чтобы выбрать подходящие размеры получаемых изображений и повысить точность оценки шероховатости поверхности, используется критерий энтропии, полученный при обработке изображения.

Исследований по измерению размерного износа и износа по передней поверхности в токарных инструментах с использованием машинного зрения достаточно много. В статье [30] рассмотрено исследование влияния износа радиуса вершины резца на профиль микронеровностей и изменения размеров детали. Показано измерение фаски износа с использованием изображения двух мерного профиля области вершины резца или профиля шероховатости детали. В этой работе износ радиуса вершины режущих инструментов и профиль шероховатости обработанных деталей точением были измерены с использованием машинного зрения. Износ по радиусу вершины определяли по профилю шероховатости заготовки и использовали при расчете фаски износа. Сравнение максимальной фаски износа по задней поверхности, определенной по профилю шероховатости, и полученной с помощью микроскопа, показало среднее отклонение в 5,5%.

В проведенных исследованиях значения шероховатости, измеренные непосредственно на обработанных поверхностях, использовались для разработки математических моделей, которые используются для прогнозирования шероховатости поверхности, полученной различными методами обработки. Этот подход медленный и трудоемкий из-за большого количества заготовок, необходимых для получения данных по шероховатости в зависимости от режимов. В исследовании [31] двухмерное изображение режущего клина инструмента использовалось для формирования модели поверхности, обработанных этим инструментом заготовок. Из модели определяются данные по шероховатости, а также размерные отклонения. По сравнению с существующими методами, основанными на методах машинного зрения, в которых для представления параметров шероховатости используются параметры, полученные на реальных заготовках, в предлагаемом методе для получения данных по шероховатости требуются только смоделированные профили заготовки. Средняя шероховатость поверхности  $R_a$ , а также данные по отклонению размеров, полученные по смоделированным профилям для различных

скоростей подачи, глубины резания и скорости резания, использовались в качестве выходных данных регрессионной модели.

Диагностика процесса резания в процессах обработки является важным направлением для производств, которые стремятся обеспечить высокий уровень качества своих продуктов и процессов, направленных на оптимизацию распределения различных ресурсов и снижение потерь из-за бракованных деталей. Для диагностики этих процессов используется многопараметрические системы, направленные на использование различных сигналов для обучения искусственных нейронных систем. Они используются для решения задач по выявлению состояния инструмента или обрабатываемой заготовки. В этом исследовании три различных сети использовались для оценки диаметра отверстий, образованных в композитных сплавах из титанового наполнителя Ti6Al4V в матрице AA 2024-T3. Этот материал используется для изготовления фюзеляжа самолета. Для оценки диаметра обрабатываемых отверстий были обучены многослойная искусственная нейронная сеть персептрон, система адаптивного нейро-нечеткого вывода (ANFIS) и нейронная сеть с радиальной базисной функцией. Набор датчиков включает в себя датчик акустической эмиссии, акселерометр, динамометр и датчик электрической мощности на приводе. Оптимальная конфигурация для каждой ИНС была определена на основе алгоритмов, разработанных для моделирования выхода сети и конкретных входных параметров. Результаты показали, что первый тип сети является более устойчивым к изменению данных. Нейро-нечеткая сеть и сеть на основе радиально базисной функции показали высокую чувствительность на изменения данных для обучения. Вертикальная составляющая силы резания вдоль оси z станка (осевая сила сверления) единственный параметр, который обеспечивает надежные результаты для всех рассмотренных систем.

В работе [25] разработана экспериментальная модель для быстрого измерения шероховатости поверхности на образцах с фрезерованной поверхностью на станках с ЧПУ с использованием лазерного спекл-метода и

цифровой обработки полученного изображения. Образцы, использованные в этом исследовании, изготовлены из алюминиевых сплавов методом высокоскоростного фрезерования. Чтобы оценить влияние условий обработки, таких как скорость подачи, частота вращения шпинделя, глубина резания и материал режущего инструмента, на шероховатость образцов использовался метод Тагучи для определения оптимальных параметров обработки. Излучение лазера используется для образования спекл-структуры, когда когерентный свет рассеивается на оптически шероховатой поверхности. Особенности спеклов зависят от характеристик шероховатых поверхностей. Следовательно, экспериментальная работа по измерению шероховатости основана на спекл-эффекте. Экспериментальная установка в этом исследовании состояла из гелий-неонового лазера, матового стекла, цифровой камеры и системы цифровой обработки изображений, разработанной с использованием языка Virtual Basic. Компьютерная оценка спекл-изображений обеспечивает надежную и точную оценку значений шероховатости. Это исследование предложило точный и бесконтактный оптический метод для оценки шероховатости поверхности в диапазоне 0,20 до 0,60 мкм.

В статье [27] представлен метод многократного разрешения, основанный на обработке изображений поверхности для автоматического оптического контроля качества и распознавания шероховатости поверхности при точении. Шестнадцать экспериментов были проведены с использованием постоянной глубины резания 1,5 мм и различных значениях скорости подачи (0,15, 0,25, 0,4 и 0,5 мм/об) и значениях скорости резания (250, 280, 320 и 350 м/мин). При этих параметрах резания получены средние значения шероховатости в диапазоне от 0,8 до 14 мкм. Предложенная методика основана на определении особенностей текстуры из изображений поверхности детали в частотной области с использованием вейвлет-преобразования. В данном случае применяется одноуровневое вейвлет-преобразование Хаара к исходным поверхностным изображениям.

Результатом вейвлет разложения являются четыре изображения: исходное изображение, изображение с горизонтальной детализацией, изображение с вертикальной детализацией и изображение с диагональной детализацией. Эти изображения используются для определения функций. Они используются для оценки поверхности путем анализа уровней интенсивности цвета тонового изображения для вертикальной детализации изображения. Собственно, классификация текстур выполняется многослойной искусственной нейронной сетью персептрон. Экспериментальные результаты показывают, что предлагаемый подход достигает частоты ошибок от 2,59% до 4,17%.

Для характеристики полученного изображения используется набор признаков Тамуры. Имеются шесть основных признаков, признанных существенными для зрительного восприятия в результате психологических экспериментов. Все они вычисляются по эвристическим процедурам и никак не масштабируются.

Зернистость – это признак, связанный с расстоянием между заметными пространственными колебаниями оттенков серого, то есть с размером примитивных элементов (текстелей), формирующих текстуру.

Контраст Тамуры – это мера того, насколько сильно и резко может меняться цвет на изображении.

Направленность – это признак, измеряемый с помощью гистограммы локальных направлений контуров.

Линейность – это признак, показывающий, насколько прямолинейны контуры на изображении.

Регулярность – это общая изменчивость первых четырёх признаков между различными частями изображения.

Грубость – субъективная оценка грубости переходов на изображении. Эти признаки вычисляются по достаточно сложным эвристическим процедурам. Но данные алгоритмы в настоящее время пытаются реализовать при помощи использования искусственных нейронных сетей.

Как видно из обзора, комбинация современных цифровых методов фиксации изображений и методов обработки изображений с использованием современных математических методов обеспечивает высокий уровень точности и надежности определения качества поверхности.

### **Выводы по разделу:**

В первой главе сделан обзор основных понятий, связанных с определением параметров шероховатости поверхности. Рассмотрены виды шероховатостей, которые задаются конструктором, определяются таблично, нормируются, зависят от способа обработки поверхности, условий эксплуатации. Описаны параметра шероховатости: среднее арифметическое отклонения профиля поверхности, отклонения по пяти наибольшим впадинам и пяти наибольшим выступам на опорной длине профиле, размах шероховатости и другие показатели.

Основной упор сделан на обзоре методов определения этих параметров. Рассмотрены самые различные методы контроля. От простых средств, связанных с тактильным определением шероховатости по образцам, до современных, использующих бесконтактные оптические методы контроля. Проанализированы способы контроля шероховатости, основанные на оптических методах с использованием рефлектметра и подобных приборов. Недостатки таких средств контроля связаны с использованием приборов высокой сложности, требующих высокой квалификации контролеров, точной настройки.

Современные методы определения шероховатости основаны на других на других подходах. Использование цифровых изображений поверхности или отражений от контролируемой поверхности световых излучений различной природы и анализе параметров этих изображений.

Рассмотрены современные методы анализа цифровых изображений контролируемой поверхности. Для этого получают цифровой снимок, как

правило, в полноцветном формате. После чего требуется его преобразование. Преобразуют снимок или в формат серого или в двух битовое изображение. После этого снимок подвергают анализу на интенсивность освещения пикселей для получения различных параметров контролируемого изображения (среднее арифметическое отклонение, медиана, размах и другие статистические характеристики). На основе этих параметров формируют цифровой образ полученного изображения для классификации, то есть отнесение полученного снимка к тому или иному классу шероховатости.

В настоящее время широко используются искусственные нейронные сети. Для этого для предварительно отобранной сети с заданной архитектурой, количеством слоев, количеством нейронов, выбранными функциями активации формируется обучающая выборка. То есть для заранее заданных поверхностей с известной шероховатостью формируются статистические параметры, получают цифровые изображения этих поверхностей. Далее происходит обучение нейронных сетей, которые учатся по входным параметрам - статистическим характеристикам цифрового изображения. Задач - классифицировать поверхности, соотнося их с определенным классом чистоты. Данный подход чувствителен к освещенности полученного изображения, направлению, ориентации поверхности относительно цифрового аппарата. Цель работы - разработка установки для получения цифрового изображения непосредственно контролируемой поверхности, а также изображения отраженного луча (лазерного источника), который в определенном направлении ориентирован относительно контролируемой поверхности. Необходимо разработать схему установки, выполнить ее монтаж, подготовить образцы. Выполнить съемку образцов по контролируемым поверхностям, преобразовать изображения. Проанализировать полученные цифровые изображения после необходимых преобразований для получения набора статистических характеристик. Способы отбора данных характеристик рассмотрены в следующих главах и основаны на методах частотного преобразования сигнала.

## **2 Измерение шероховатости поверхности на основе оптической системы**

### **2.1 Общий подход к измерению шероховатости**

Качество поверхности является важным показателем общего качества изделий машиностроения. Основным показателем качества поверхности обрабатываемых деталей является шероховатость поверхности. Точное измерение шероховатости поверхности имеет большое значение в области изготовления прецизионной техники и для всей машиностроительной отрасли. Шероховатость поверхности обычно измеряется механически с помощью алмазной иглы профилографа или профилометра [14, 20]. На протяжении многих лет такие устройства широко используются для измерения параметров шероховатости поверхности с высокой надежностью. Вертикальное перемещение наконечника иглы измеряется для заданной длины по горизонтали (опорная длина профиля). Однако конец иглы из-за конечности радиуса не может попасть во все впадины поверхности. Традиционный метод измерения шероховатости поверхности состоит в том, чтобы пускать измерительную иглу по поверхности и контролировать ее движение таким образом, чтобы можно было проследить микро профилирование поверхности. Эти устройства очень чувствительны к возмущениям. Однако алмазные иглы могут поцарапать поверхность, особенно когда материал мягкий [19]. Измерения с использованием контактной системы могут повредить поверхность, поскольку она контактирует с поверхностью материала, и этот метод подходит только для точечного измерения. Еще одна проблема с методикой измерения иглой - размер радиуса стилуса и впадины на поверхности. Если они узкие, так что игла не может полностью пройти до дна, измерение будет неточным и возникает погрешность измерения поверхности. Соответственно, измерение шероховатости поверхности с помощью оптических систем (бесконтактных) может устранить эти проблемы. Для измерения шероховатости поверхности

существует множество способов использования оптических систем. Также разрабатываются новые методы для совершенствования существующих способов измерения.

Некоторые исследователи работали в области классификации и оценки профиля поверхности с использованием машинного зрения в последние годы [1, 5, 13, 21, 31]. В [27] изображения получили с помощью системы машинного зрения и оценивали статистические параметры шероховатости из изображения по пространственной частоте и среднему арифметическому уровню серого цвета в тоновом изображении. Затем эти параметры использовались в качестве входных значений для обучения нейронной сети. Значения шероховатости поверхности, полученные из обученной сети, сравнивались со значениями шероховатости, полученные контактным методом [27].

В [32] оценили шероховатость поверхностей обрабатываемых деталей, полученных методами пластической деформации, и получали параметры, характеризующие особенности шероховатости поверхности в пространственной частотной области с использованием преобразования Фурье. Эти параметры шероховатости были взяты в качестве входных данных для искусственных нейронных сетей (ИНС) для классификации контролируемой поверхности среди множества стандартных поверхностей с известными значениями шероховатости.

Применение анализа спекл-изображения, которое создается на неподвижной поверхности при помощи гелий-неонового лазера, позволяет получить информацию по микроструктуре поверхности и спрогнозировать шероховатость поверхности [34]. В [24] разработан метод анализа распределения цвета в бинарном изображении. В [25] оценивается шероховатость поверхности алюминиевой заготовки с использованием метода, основанного на вычислении отношения сигнал/шум полученных цифровых спекл-изображений.

Для оценки обрабатываемых поверхностей использовались многие методы статистического и структурного анализа изображения поверхности. Кроме того, для оценки качества обрабатываемых поверхностей использовались статистические текстурные анализы первого, второго и более высоких порядков. Одной из статистических методов второго порядка является метод определения совпадения уровня серого цвета (формат - градация серого). Этот метод дает информацию об относительном появлении интенсивностей пикселей между двумя пикселями на специальном расстоянии, между парами пикселей в заданном направлении. Кроме того, данный метод можно использовать в качестве анализа изображений поверхностной текстуры полученных изображений обработанной поверхности [31].

В [22] реализовали систему видения для захвата изображений для поверхностей, которые проходят проверку. Разработано программное обеспечение для анализа захваченных изображений на основе определения совпадения уровня серого цвета. Wang в [34] представлена опорная линия по изображению в формате серого цвета для оценки шероховатости поверхности на основе теории тоновых систем. Эти методы являются примером широкого спектра новых подходов при применении цифровой обработки изображений и могут быть интегрированы и применены во многих промышленных приложениях [24-29].

Цель разработки [26] – использование оптической техники с использованием статистических свойств метода двоичного (бинарного) изображения для определения значений шероховатости поверхности. Этот метод использовал искусственную нейронную сеть для измерения шероховатости поверхности на основе обработки бинарных оцифрованных изображений. Они получены с цифрового микроскопа по обработанным поверхностям из углеродистой стали и алюминиевого сплава. В этом исследовании было проведено в общей сложности 162 эксперимента с двумя материалами. В общей сложности получено 648 изображений, с учетом

четырёх изображений для каждого эксперимента (поверхности). Были сделаны с использованием цифрового микроскопа изображения граней.

Полученные цифровые полноцветные изображения были преобразованы в бинарные изображения, которые использовались в качестве входных параметров для обучения нейронных сетей с использованием логистической сигмоидальной функции. Сеть обучалась методом масштабного сопряженного градиента. Приведено также описание программы для прогнозирования значений шероховатости поверхности изображения. Были приведены результаты пробных экспериментов для проверки эффективности представленной программы прогнозирования, сравнения значений, полученных контактным методом на профилографе и значений шероховатости поверхности по изображению. Компилирование программы прогнозирования шероховатости, обработки изображений и обучения нейронных сетей было проведено в MATLAB.

## **2.2 Экспериментальная методика**

Описанные эксперименты по анализу изображений проведены для разных материалов. В предыдущем разделе, в описанном исследовании, в качестве материалов заготовки были использованы алюминиевые сплавы из сплава (ААСИ) 1040, из углеродистой стали и алюминиевого сплава (АА) 5083-Н111. В экспериментах использовались инструменты с покрытиями TiALN, TiN-TiCN-Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> и TiB<sub>2</sub>- твердосплавных режущих пластин.

Перед экспериментами были созданы заготовки с тремя различными обрабатываемыми поверхностями и двумя каналами в соответствии с ISO 8688-1 с использованием конца мельничной инструмент. Образцы для испытаний готовили с использованием фрезерной машины Jetco JVM-2. Эксперименты по измельчению на поверхности выполнялись с использованием первого трехходового вертикального центра станка с ЧПУ с центральным управлением (Fanuc Oi Mate MC) MCV-300 с максимальной

скоростью вращения шпинделя 8000 об / мин, пневматическим давлением 5,5 бар и двигателем мощностью 12 кВт. Для определения параметров резания для экспериментальных процедур были учтены данные изготовителя режущего инструмента и рекомендации, содержащиеся в стандарте ISO 8688-1. Эксперименты по двум выбранным материалам проводились с использованием параметров, приведенных в таблице 1.

В этом исследовании было проведено в общей сложности 162 эксперимента с использованием двух материалов для процесса торцового фрезерования с использованием параметров резания.

### **2.3 Получение изображений поверхности**

После экспериментов изображения поверхностей были взяты из четырех различных областей обрабатываемой поверхности с использованием цифрового микроскопа для каждого испытания, а затем измерения шероховатости поверхности проводились с использованием профилографа на опорной длине профиля.

Всего получено 648 изображений поверхности с разрешением  $1280 \times 1024$ , которые были получены с использованием поляризованного микроскопа модели AMT413ZT Dino-Lite Pro2 с увеличением до 240 раз. Шероховатость поверхности обработанных поверхностей измеряли с помощью переносного тестера шероховатости поверхности Mitutoyo (Mitutoyo SurfTest SJ-301, Япония).

### **2.4 Нейронные сети обработки изображений и обучения**

Полученные изображения поверхностей были проанализированы с помощью подпрограмм для обработки изображений MATLAB. Подпрограмма для формирования и обучения нейронных сетей также использовалась.

Изображения поверхностей оценивались с помощью контрольной программы, компилированной с использованием MATLAB в формате m - файлов для разных разрешений ( $800 \times 640$ ,  $700 \times 560$ ,  $500 \times 400$ ,  $400 \times 320$ ,  $240 \times 300$  и  $300 \times 240$ ) в виде двоичного формата. MATLAB может использовать все типы изображений, преобразовывая их в формат матрицы. Перечисленные разрешения были использованы для обеспечения максимального размера матрицы, который может обрабатываться программой во время тренировочных сетей.

Обработка изображений и создание матриц. Изображение с разрешением  $1280 \times 1024$  пикселей соответствует 1280 горизонтальным и 1024 пикселям на экране компьютера. Тем не менее, это цветное изображение закодировано в MATLAB как полноцветное изображение. Оно представляет набор красной, зеленой и синей (RGB) цветовых кодировок на основе 1024 рядов, 1280 столбцов и 3 слоев. В этом исследовании полученные изображения из экспериментов были преобразованы в двоичный формат в MATLAB.

Изображения, преобразованные в двоичный формат, сформированы из пикселей в двоичных изображениях. Пиксели со значением 0, отображались как черные, а пиксели со значением 1 отображались как белые. В статистике двоичные данные представляют собой статистический тип данных, определяемый двоичными переменными, которые могут принимать только 0 и 1 как возможные значения. Статистическое моделирование свойств с бинарными изображениями может быть эффективно использовано для определения шероховатости поверхности и имеет большой потенциал в измерениях процесса [3]. Когда изображения, определенные в двоичном формате, преобразуются в двумерные матрицы, черное и белое (Ч/Б) изображение с разрешением  $1280 \times 1024$ , будут иметь 1310720 пикселей, которые являются матричными числами - 0 и 1.

Черные области на двоичном изображении представляют собой низкие уровни, которые создаются после процесса преобразования изображения.

Белые области определяют высокие уровни. Линейные дорожки на поверхности материала формируются из-за особенностей кинематики процесса обработки. В экспериментальных измерениях стилус для измерения шероховатости поверхности перемещался перпендикулярно этим трекам. С другой стороны, это направление рассматривалось как важный критерий с точки зрения обработки изображений для обнаружения колебаний соответствующего цвета. Большинство бесконтактных методов основаны на статистических методах. Могут использоваться частотные методы. Системы машинного зрения используют оптические свойства шероховатой поверхности. Изображения поверхности содержат разнообразные параметры, такие как среднее значение, размах, максимальная пиковая частота освещенности, различные параметры спектра мощности. Для оценки и прогнозирования шероховатости можно использовать подход машинного зрения и искусственных нейронных сетей. Бинарные матрицы изображений с двоичными данными используются в качестве признаков шероховатости поверхности. Основным критерием этих исследований является определение размера матрицы параметров изображения, необходимое для работы с искусственной нейронной сетью.

Поэтому после компилирования программы для обработки изображения с разрешением  $1280 \times 1024$  была оценена эффективность программы при разных разрешениях изображения ( $800 \times 640$ ,  $700 \times 560$ ,  $500 \times 400$ ,  $400 \times 320$ ,  $300 \times 240$ ) с использованием десяти выборок для каждого типа изображения. Эти образцы использовались для обучения нейронных сетей, а затем сравнивали обученные сети по их параметрам (число итераций обучения, значение коэффициента детерминации  $R^2$  и время обучения). При увеличении количества использованных образцов для обучения в программе MATLAB была получена ошибка «нехватка памяти» для некоторых разрешений ( $800 \times 640$ ,  $700 \times 560$ ,  $500 \times 400$ ,  $400 \times 320$ ). Таким образом, наилучшие характеристики были получены для изображений с разрешением  $300 \times 240$ , и эти изображения были выбраны для обучения сетей. Выбранное

разрешение имело 300 пикселей в строках и 240 пикселей в столбцах. Этот размер изображения ( $300 \times 240$ ) был преобразован в двоичный формат в программе MATLAB и преобразован в матрицу содержащей параметры 72000 пикселей в одном столбце.

Процесс преобразует изображения в двоичный формат файла. Далее данные по всем изображениям поверхностей добавляются друг к другу в виде двоичных кодов. Изображения оценивались путем деления на две группы в пропорции как 160 и 164 с учетом максимальной виртуальной памяти MATLAB. В качестве первого шага обработана первая группа, состоящая из 160 изображений. Были созданы матрицы изображения размером  $72000 \times 1$ , которые формировались выстраиванием данных по матрице изображения в один столбец. Далее все данные по образцам формировали матрицу первой части размером  $72000 \times 160$ . Остальные изображения от 161 до 324 были обработаны таким же образом, и изображения сформировали матрицу второй части размером  $72000 \times 164$ .

После этих процессов было получено четыре искусственные нейронные сети ( $72\ 000 \times 160$  и  $72\ 000 \times 164$  для материала стали AISI 1040 и  $72\ 000 \times 160$  и  $72\ 000 \times 164$  для алюминиевого сплава AA 5083).

Всего обучен о четыре вида нейронных сетей для двух материалов. Перед тренировкой сетей применялся предварительный тест для выбора подходящих алгоритмов обучения и передаточных функций активаций в нейронах. В исследовании используемая структура нейронной сети для обработанных изображений показана на рисунке 12.

Первые 160 изображений двух материалов были использованы для обучения сетей с различными параметрами. Эффективность аппроксимации сравнивали с тремя различными передаточными функциями, четырьмя различными числами нейронов и четырьмя различными алгоритмами обучения. В результате этих сравнений в качестве параметров сети для обоих материалов были выбраны сигмоидальная передаточная функция нейронов

(logsig). Для обучения сети использовался алгоритм обратного распространения масштабного сопряженного градиента [15].

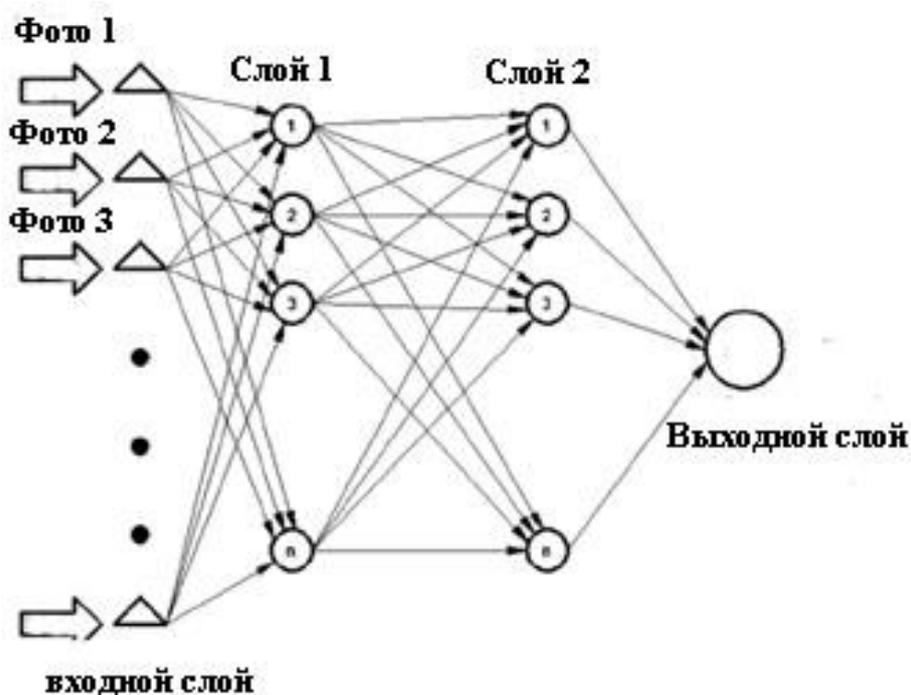


Рисунок 12 –Сеть для анализа изображения поверхности

Также использовались в качестве алгоритмов обучения следующие методы - обратное распространение сигнала, обратное распространение сопряженного градиента с перезапусками Пауэлла-Била, обратное распространение градиентного спуска и обратное распространение сопряженного градиента с обновлениями Флетчера-Ривза [15].

Коэффициенты детерминации, определяющие качество обучения ( $R^2$ ) для изображений поверхностей различных материалов АА 5083 и AISI 1040 составляли 0,99921 и 0,99977, соответственно. То есть почти 100% дисперсии выходных параметров определяется полученной моделью. Таким образом, используемый алгоритм обучения, максимальное количество нейронов и сигмоидальная функция передачи были выбраны для использования в обучающих сетях. Результаты работы сети для анализа изображений

материалов AA 5083 и AISI 1040 для обученных сетей в соответствии с выбранными сетевыми параметрами показаны оказались очень высокими.

После экспериментов измеренные значения шероховатости поверхности и полученные изображения поверхностей материала, использовались при подготовке программы прогнозирования значения шероховатости. Два разных алгоритма обучения сетей были закодированы для двух различных материалов с помощью редактора программирования m-файлов MATLAB. Для написанных кодов для различных алгоритмов полученные значения сравнивались для полученных значений с профилографа и были сопоставлены со значениями со соответствующих изображений.

Когда выполняется первая команда программы, она записывает преобразованный столбец данных изображения в виртуальную память. Далее подается на вход обученной сети в фоновом режиме для соответствующего материала. Программа считывает изображение из определенного местоположения файла, и изображение с разрешением  $1280 \times 1024$  сначала преобразуется в двоичный формат, а затем преобразуется в разрешение  $300 \times 240$  и, наконец, в матрицу из одного столбца, которая называется эталонным изображением, имеющий размер  $72000 \times 1$ . Этот файл матрицы с одним столбцом сравнивается с изученными моделями сети в матрицах изображений, и проверяется состояние соответствия. В результате программа дает значение от 0 до 1 (0–100%). Например, если результат дает значение 0,987, оцененное изображение аналогично соответствующему столбцу в 98,7%.

Программа выполняет этот поиск и для соответствующего материала подготавливаются два файла искусственной нейронной сети. В этом поиске MATLAB хранит совпадающее наибольшее значение, как временную переменную. Наконец, это значение умножается на экспериментально измеренное значение шероховатости изображения соответствующего

столбца, и полученное значение шероховатости поверхности отображается как вывод на экран.

## **2.5 Результат использования обученной сети**

В конце рассмотренного исследования экспериментальные значения шероховатости поверхности сравнивались со значениями, предсказанными программными средствами для проверки точности программы и разработанной структуры алгоритма. Экспериментальные значения, полученные из первого эксперимента, проведенного для обучения сетей, сравнивались с программными значениями. Были выбраны случайным образом 15 экспериментальных значений в 81 эксперименте. Различные параметры обработки были приняты во внимание при формировании выборки.

Режущие пластины были различных типов: без покрытия; TiNTiCN- $Al_2O_3$  - многослойные режущие пластины из нитрида титана, карбонитрида титана и оксида алюминия; TiALN - режущие пластины с покрытием из нитрида алюминия и титана; TiB2 - режущие пластины с покрытием из диборида титана. Отклонения находятся в диапазоне от 0,001 до 0,003 мкм. Следовательно, дисперсия полученных значений очень мала. В результате проверки предсказанные значения по разработанной программы были подтверждены с точностью 99,999%. На заключительном этапе исследования было проведено девять экспериментов с использованием разных параметров обработки для обоих материалов. В тестовых экспериментах было получено 72 образца поверхности и 72 изображения поверхности. В этих экспериментах измеряли четыре значения шероховатости поверхности, и были взяты с поверхности материала изображения поверхности для измерений. Наконец, средние значения шероховатости поверхности, полученные при помощи профилометра и значения, полученные программно прогнозирующие параметр шероховатости, сравнивались друг с другом.

Изменение параметров обработки очень важно для получения различных значений шероховатости поверхности, поскольку существует более одного технологического параметра, который влияет на шероховатость поверхности. Следовательно, параметры в последнем эксперименте выбирались отличающимися от начальных параметров резания. Затем результаты последнего эксперимента обрабатывались программно. Полученные значения шероховатости поверхностей отличаются для средних значений больше, чем в первом эксперименте.

Минимальные различия были определены для углеродистой стали AISI 1040. Твердость материала AISI 1040 составляет 149 HB (по Бринеллю), и он тверже алюминиевого материала. Поэтому значения шероховатости поверхности, полученные для материала AISI 1040, были больше, чем у другого материала. Более грубое изображение поверхности дало лучший результат с точки зрения прогнозирования значения шероховатости. С другой стороны, AA 5083 обладает высокой коррозионной устойчивостью к воздействию морской воды и промышленным химическим средам, и его используют в судостроении, шахтах, сосудах под давлением, железнодорожных вагонах, кузовах транспортных средств и кузовах самосвалов. Твердость материала AA 5083 составляет 75 HV (по Виккерсу). Поскольку структура его материала более пластичная, чем у стали AISI 1040, риски на его поверхности не столь очевидны и точность прогнозирования не такая высокая.

Качество шероховатости поверхности существенно влияет на многие операции обработки и производственные процессы. Контактные методы для измерения шероховатости поверхности, такие как с использованием измерительной иглы, повреждают обработанные поверхности и ухудшают качество поверхности после измерения. Методы измерения можно разделить на две категории в зависимости от того, касается ли измерительный щуп контролируемой детали. Традиционно, в промышленности обычно используется метод прямого измерения через профилометр или

профилограф. Даже если контактный метод все еще считается общепринятым стандартом для измерения шероховатости поверхности, он имеет ряд недостатков. Бесконтактные методы могут представлять альтернативу, позволяющую измерять шероховатость поверхности быстро и с приемлемой точностью. Одним из наиболее перспективных бесконтактных методов в отношении скорости и точности является метод компьютерного зрения. Особенно, когда роботизированная технология адаптирована к производственному процессу, методы искусственного зрения и обработки изображений обеспечивают практические решения для машиностроения.

### **Выводы по разделу:**

Во второй главе рассмотрены различные методы анализа цифровых изображений при помощи искусственных нейронных сетей. Данный способ - анализ информации основан на имитации человеческой мыслительной деятельности. В настоящей работе используются методы искусственного интеллекта, основанные на машинном обучении, или, так называемая, работа с учителем. Для этого необходимо сформировать обучающую выборку, которая позволит настроить параметры выбранной, заранее сформированной нейронной сети, так, чтобы ошибка между желаемым и модельным параметрам была минимальной.

В настоящей работе используется нейронная сеть прямого распространения сигнала. Количество входов будет конкретизировано далее в процессе экспериментальных исследований. Такими входами будут являться статистические параметры цифрового изображения. Метод обучения - метод градиентного спуска.

Особенностью анализа цифровых изображений является использование различных методов частотного анализа. Самым распространенным является метод анализа Фурье. Полученное изображение раскладывается на гармонические сигналы и получают частотное распределение интенсивности

освещения пикселей в частотном диапазоне по всему объему цифрового изображения. Также возможна конкретизация по направлению цветового профиля (по горизонтали, по вертикали или диагонали).

Кроме этого, возможно использование новых подходов, связанных с вейвлет анализом. Данный способ использует аналог гармонического анализа. Только вместо гармонического непрерывного сигнала используется сигнал типа вейвлет. Это укороченный частотный всплеск с определенными характеристиками. Это локализованный сигнал накладывается на анализируемый сигнал и видоизменяется до максимального совпадения с ним. Для этого вейвлет изменяют путем масштабирования, сжатия - растяжения. Выполняется наложение этого сигнала на анализируемый сигнал. Соответственно, параметры выполненного масштабирования и трансформации являются элементами частоты и амплитуды на разных уровнях разложения.

### 3 Описание экспериментальной методики и установки

#### 3.1 Методика вейвлет–анализа периодических сигналов

Соответственно был применен новый подход к обработке сигналов – вейвлет преобразование [2, 7, 9]. Он позволяет анализировать нестационарный сигнал с шумом, выявлять структуру сигнала (границы и масштабы частотных составляющих спектра), сопоставлять физические явления со сходной структурой сигнала. Если используется для диагностических целей, например анализ работы оборудования, это можно выявлять дефекты. Если диагностика процесса резания, то определять степень износа инструмента. Диагностические признаки заложены в различном по характеру и интенсивности спектре.

Метод представления сигнала при вейвлет анализе следующий. Сигнал  $f(t)$  представляют в виде суммы составляющих – произведений базисных функций  $\psi(t)$  на коэффициенты  $C_k$

$$f(t) = \sum_{k \in Z} C_k \cdot \psi(t). \quad (1)$$

где  $C_k$  – коэффициент разложения;

$\psi(t)$  - базисная функция.

Базисные функции, по которым происходит разложение исходного сигнала за счет их сдвига, растяжения-сжатия и масштабирования, характеризуется локальностью и называются вейвлетами. Примерами вейвлетов являются функции Хаара, Добеши, Морлета и тому подобное [9], всего около двадцати. Четкого критерия, по которому функцию можно отнести к вейвлетам, нет. Главное их свойство – локальность во времени. Информацию о сигнале несут коэффициенты  $C_k$ , так как  $\psi(t)$

зафиксированы, как функции определенного типа - вейвлеты.  $\psi(t)$  представляет собой временной образ вейвлета.

Прямое вейвлет преобразование состоит из разложения через фильтры на составляющие – грубую (аппроксимирующую) и уточненную (детализирующую), которые могут состоять из нескольких уровней, характеризующие сигнал на разных частотных уровнях.

Вейвлет анализ функции  $f(t)$ , где  $t$  - время, проводится в следующей последовательности:

1. Выбирается вид материнского вейвлета.
2. Выбирается уровень разрешения  $j$  с учетом того, чтобы аппроксимирующая функция  $P_j(t)$  с заданной точностью отражала функцию  $f(x)$ , которая в виде массива значений принимается за начальное приближение  $P_j(f)$ . Чем меньше  $j$ , тем более мелкие носители функции  $\varphi_{j,n}(t)$ . Носитель непрерывной функции  $f(t)$  - замыкание множества точек  $t$ , в которых  $f(t) \neq 0$ . Для носителя в виде  $[a,b]$ ,  $f(t)$  называется функцией с компактным носителем.
3. Выбирается глубина разложения  $N$  и находятся коэффициенты разложения:

$$\{cA_N, cD_N, cD_{N-1}, \dots, cD_1\}. \quad (2)$$

4. Восстанавливается функция  $f(t)$  с использованием, возможно после корректировки, коэффициентов разложения

$$f(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_{j-N,k} \cdot \varphi_{j-N,k}(t) + \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j-N,k} \cdot \psi_{j-N,k}(t) + \dots + \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j-1,k} \cdot \psi_{j-1,k}(t), \quad (3)$$

где  $a_{j-N,k}$  - коэффициент аппроксимации  $(j-N)$ -го уровня разрешения;

$N$  – глубина разложения.

$$a_{j-N,k} = \int_R f(t) \cdot \varphi_{j-N,k}(t) \cdot dt, \quad (4)$$

где  $d_{j-N,k}$  - детализирующие коэффициенты:

$$d_{j-N,k} = \int_R f(t) \cdot \psi_{j-N,k}(t) \cdot dt. \quad (5)$$

где  $\varphi(x)$  - масштабирующая функция:

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{n \in Z} h_n \varphi(2t - n), \quad (6)$$

где  $h_n$ ,  $n \in Z$  - числа, удовлетворяют условию  $\sum_{n \in Z} |h_n|^2 < \infty$ ;

$\{h_n\}_{n \in Z}$  - набор называется масштабирующим фильтром;

$Z$  – множество целых чисел;

$R$  – множество действительных чисел.

Для выражения разницы детализирующих коэффициентов  $\{cD_N, cD_{N-1}, \dots, cD_1\}$  в числах используются различные подходы [2].

При статистическом подходе проводится статистический анализ, как самих коэффициентов, так и соответствующих им компонент  $P_i$ . Среднее значение и коэффициентов и компонент при этом равно нулю.

При энергетическом подходе определяется энергетический спектр преобразований Фурье компонент сигнала  $P_i$ , где как правило, данные спектры компонент сигнала хорошо локализованы на определенных частотах.

Полученные экспериментальные данные обрабатывались в системе Matlab при помощи Wavelet 1-D. Из многомерного массива данных (каждый столбец – значение сигнала по координате  $x, y, z$ ) формировались отдельные

сигналы. Затем выбирались необходимые временные отрезки, которые и загружались в Wavelet 1-D.

Ниже рассматривается анализ двух участков 1 и 6 в Matlab с использованием вейвлет анализа.

Это подпрограмма анализирует изображение по вертикали, горизонтали и диагонали, раскладывая его с использованием частотной функции – вейвлета Добеши. Есть другие варианты этой функции – можно получить другие данные. Это частотное разложение аналогично частотному анализу Фурье, когда на сигнал (в данном случае это уровень яркости пикселей) накладывается сумма синусоид и коэффициенты при определенных функциях, покрывающие анализируемый сигнал с минимальной погрешностью, будут амплитудами при соответствующих синусоидах (или косинусах). Получается график – амплитудо-частотная характеристика, где пики – это и есть коэффициенты разложения на соответствующих частотах. Вейвлет то же самое – только частотная функция не на весь сигнал накладывается сразу. Она коротенькая и последовательно прикладывается к анализируемому сигналу. При этом она сжимается-растягивается в длину (т.е. меняется ее частотная характеристика) и в высоту (амплитуда). Эта функция последовательно накладывается на сигнал и те параметры растяжения-сжатия при которой она покрывает сигнал и будут коэффициентами разложения. Эти параметры определяются во встроенной программе. Причем они находятся для горизонтальных, вертикальных и диагональных направлений.

Для примера в [27] приведено описание применения вейвлет анализа сигнала о смещениях при точении. По сигналам  $u$ ,  $z$  были построены фазовые траектории движения инструмента, причем вдоль оси  $u$  откладывались относительные колебания инструмента и заготовки, которые и определяют точность при резании. При вейвлет анализе оригинальный сигнал обозначен как  $S$ , аппроксимирующий коэффициент  $a_4$ , детализирующие коэффициенты  $d_{1-4}$ .

При многоуровневом анализе сигнала для его разложения использовался вейвлет Добеши. Центральная частота вейвлета Добеши  $\psi(t)$   $Fr=0,7143$  Гц. Если дискретность сигнала  $\Delta t = 1/3333$  с, то носитель вейвлета (его временной образ)  $\tilde{\psi}(t) = \psi(t/\Delta t)$  находится на промежутке  $[0, 7\Delta t]$ . Центральная частота вейвлета  $\tilde{\psi}(t)$  для первого уровня разложения  $Fr1 = 0,7143 \cdot 3333 = 2380$  Гц. Для второго уровня в два раза меньше  $Fr2 = 2380/2 = 1190$  Гц, для третьего -  $Fr3 = 1190/2 = 595$  Гц.

Вейвлет коэффициенты  $cD1$ ,  $cD2$ ,  $cD3$  отражают характеристики сигнала на указанных частотах. Были найдены компоненты сигнала, соответствующие коэффициентам  $cD1$ ,  $cD2$ ,  $cD3$  на частотах 2380 Гц, 1190 Гц, 595 Гц по каждому набору детализирующих коэффициентов.

Фактические результаты по точности и качеству обработки находят непосредственное отражение в значениях параметров вейвлет коэффициентов, их характеристиках с различной точки зрения (статистической, энергетической).

Для определения класса чистоты поверхности или ее шероховатости можно использовать бесконтактные оптические средства [1]. Для этого используется фотография поверхности в цифровой форме. Могут использоваться различные световые отражения от источника когерентного направленного излучения, создаваемого при помощи лазерной указки.

### **3.2 Методика вейвлет–анализа изображения**

Для первого варианта определения шероховатости необходимо использовать фотографию в цифровой форме, как правило, с увеличением масштаба снятой поверхности. Для этого используется функция Zoom. Для этого заготовку или деталь помещают в установочные элементы приспособления. Относительно установленной заготовки ориентирует фотоаппарат. После чего производят съемку с увеличением масштаба

поверхности. Фотографию поверхности делают, как правило, несколько раз в разных точках. Для этого заготовку поворачивают, например под  $120^\circ$ . После получения фотографии ее загружают в программу для обработки изображений.

Как правило, полноцветные фотографии имеют три слоя, связанные с передачей основных цветов (RGB – красный, зеленый, голубой). Для получения характеристик изображения данную фотографию переводят в или полутоновое изображение с градацией серого цвета по уровням от 0 до 256. Или изображение делают битовым с двумя уровнями цвета: 0 и 1. После предварительной обработки изображения выполняют кадрирование, то есть вырезается только какая-то часть изображения поверхности и для нее уже определяется набор характеристик.

Информация о полноцветном изображении хранится в трехмерном массиве. Для получения сравнительных характеристик по особенностям изображения измеряемой поверхности, необходимо провести ряд вычислительных алгоритмов. Может быть построена гистограмма изображения. Эта гистограмма отображает распределение пикселей по яркости в виде столбцов. Высота столбцов соответствует количеству пикселей с данной интенсивностью света.

Для характеристики изображения могут использоваться так называемые профили, которые отображают значение яркости пикселей вдоль указанного пути. Путь определяет траекторию построения данного профиля в виде координат  $x$  или  $y$ .

К информативным признакам изображения следует также отнести среднее значение яркости пикселей.

Для оценки вариативности используется среднеквадратичное отклонение яркости пикселей.

Изображение поверхности, полученное при фотографировании непосредственно на фотоаппарат, имеет ярко выраженный периодический характер. Это связано с периодичностью микропрофиля поверхности,

получаемой при резании. Соответственно, для таких периодических сигналов могут использоваться методы частотного анализа, например, преобразование Фурье. Также могут использоваться методы частотно-временного анализа, например вейвлет разложение. Оно показывает периодичность полученного изображения на разных частотных уровнях в различных точках изображения. Соответственно, каждый коэффициент характеризует частотные параметры на каждом уровне разложения и имеет свои характеристики в соответствии с общим изображением шероховатой поверхности, полученной на исходной фотографии.

Если использовать различные вейвлеты, можем получить разные наборы коэффициентов. Вейвлеты Добеши, Хаара, «Мексиканская шляпа» [9]. Соответственно, добавляя полученные оценки, обеспечивается большее разнообразие характеристик, что в конечном итоге может привести к более надежному определению чистоты поверхности.

Второй способ оценки шероховатости поверхности связан с регистрацией отраженного луча, направленного из лазерного источника на контролируемую заготовку, если регистрировать непосредственно световое пятно, которое получается на контролируемой поверхности. Его форма значительно зависит от кривизны поверхности, например для тел вращения, это радиус. Форма пятна зависит от угла наклона лазерного пучка, направленного на поверхность. При уменьшении угла пятно вытягивается в одном из направлений, а как известно из метрологии, шероховатость поверхности в разных направлениях может иметь разные значения. Поэтому при съемке такого вида поверхности необходимо варьировать направление лазерного источника, чтобы проверить шероховатость по разным направлениям.

Форма пятна, которое регистрируется на поверхности, зависит от взаимного положения источника лазерного излучения и регистрирующего устройства – фотоаппарата. Смещение детали, заготовки относительно источника это изменение размеров. Например, смещение или изменение

диаметра будет приводить к изменению положения поверхности и, соответственно, к изменению величины и вида отраженного пучка.

Основной причиной изменения вида пятна является микронеровность поверхности. Характер отраженного пучка изменяется в зависимости от шероховатости поверхности. Это связано с дифракцией отраженного света от неровностей, которые встречаются световому потоку на его пути. Гладкая поверхность приводит к меньшему рассеиванию пучка отраженного света. Более шероховатая поверхность, наоборот, приводит к размытию этого самого пятна. Если зарегистрировать форму пятна на контролируемой поверхности, сформированную таким лазерным источником, можно получить информацию, которая будет связана с характером поверхности.

Здесь возникает задача классификации данных по группам в соответствии с характерными признаками. Она может решаться разными способами. Например, способом кластеризации, к которому относится метод k-средних, нечеткой кластеризации. Группирование или классификация данных может выполняться при помощи искусственных нейронных сетей классифицирующего типа. Например, можно использовать байесовские сети. Для получения такой экспертной системы необходимо предварительно обучить нейронную сеть на экспериментальном наборе данных.

Для этого производилась съемка изображения отраженного пучка на поверхностях заготовки, обработанных с различной и известной шероховатостью. Далее полученные изображения в цифровой форме после предварительной кадрировки (обрезки с выделенной областью) отраженного луча, загружаются в программу. Использовался математический пакет Matlab, подпрограмма Image Processing Toolbox [7]. В данном пакете имеются встроенные функции для определения разнообразных параметров. Для получения характерных признаков полученного изображения можно определить площадь светового пятна по заданной яркости пикселей. Можно получить средний уровень освещенности, среднеквадратичное отклонение этого освещенности. Построены гистограммы данных по полученным

изображениям для разных световых пятен для поверхностей с разной шероховатостью. Обработка этих изображений дает набор характеристик. Эти параметры отличаются в зависимости от того, для какого класса поверхности они были определены. Из этих данных формируются обучающая и тестовые выборки. Данный набор можно использовать для обучения нейронной сети классифицирующей типа или можно использовать для кластеризации данных.

### 3.3 Результаты анализа изображения и ее вейвлет анализ

На рисунке 13 показано рабочее окно программы после обработки сигнала. На нем параметры сигнала: оригинальный сигнал; синтезированный сигнал; Аппроксимирующая функция: level 1, level2.

Детализирующая функция: level 1 (вертикаль, горизонталь, диагональ), level2 (вертикаль, горизонталь, диагональ).

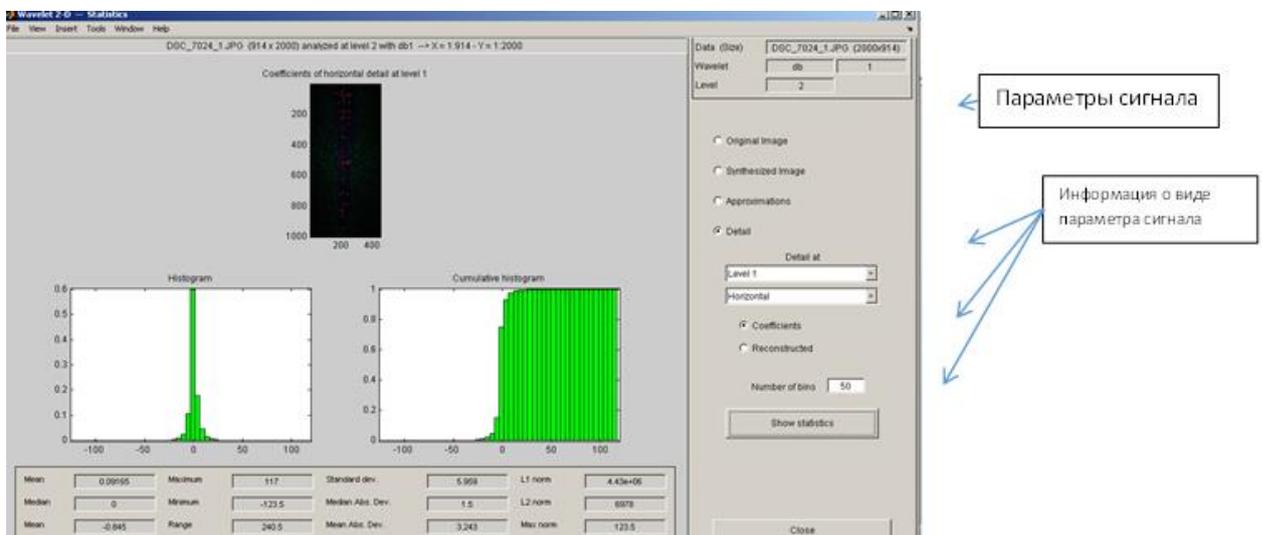


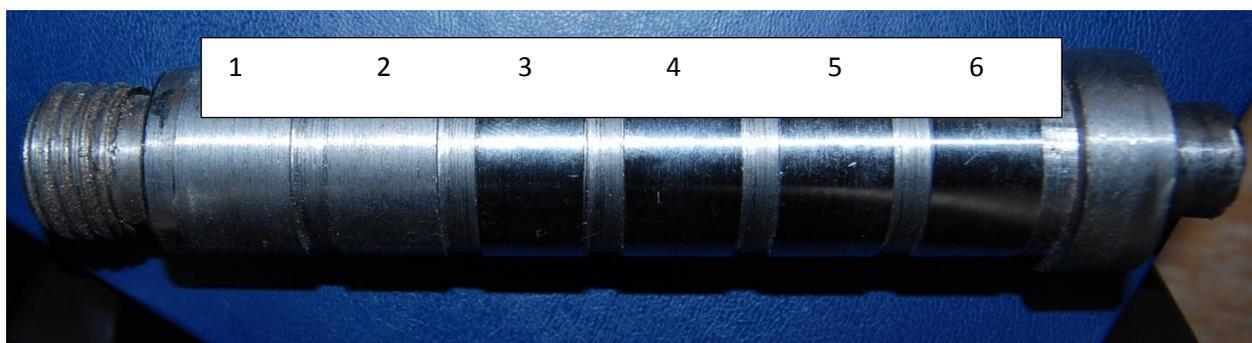
Рисунок 13 – Рабочее окно с информацией о сигнале

По каждому виду сигнала есть его характеристики (таблица )

Таблица 1 – Характеристики сигнала

Среднее 1	Максимум	Стандартное отклонение	L1 норм
Медиана	Минимум	Медиана/девиация	L2 норм
Среднее 2	Размах	Среднее/девиация	Норма max

Образец представлен на рисунке 14.



1 – грубая; 2 – полугрубая; 3 – нормальная; 4 – чистая; 5 –получистая; 6 – зеркало

Рисунок 14 - Образец

Далее приведен пример обработки изображения в серии 1 на 6 участке. На рисунке 15 приведена операция кадрирования.

Вырезанный участок с пятном луча, падающего на поверхность, после кадрирования показан на рисунке 15.

Вторая схема измерения показана на рисунке 16, где зафиксировано пятно не контролируемой поверхности, а после отражения луча на поверхности, перпендикулярной образцу.

### 3.4 Определение шероховатости поверхности по изображению

Далее рассматриваются особенности измерений шероховатости поверхности контактным методом, при помощи щупа, и бесконтактным

оптическим методом. После анализа методов измерения был проведен эксперимент.

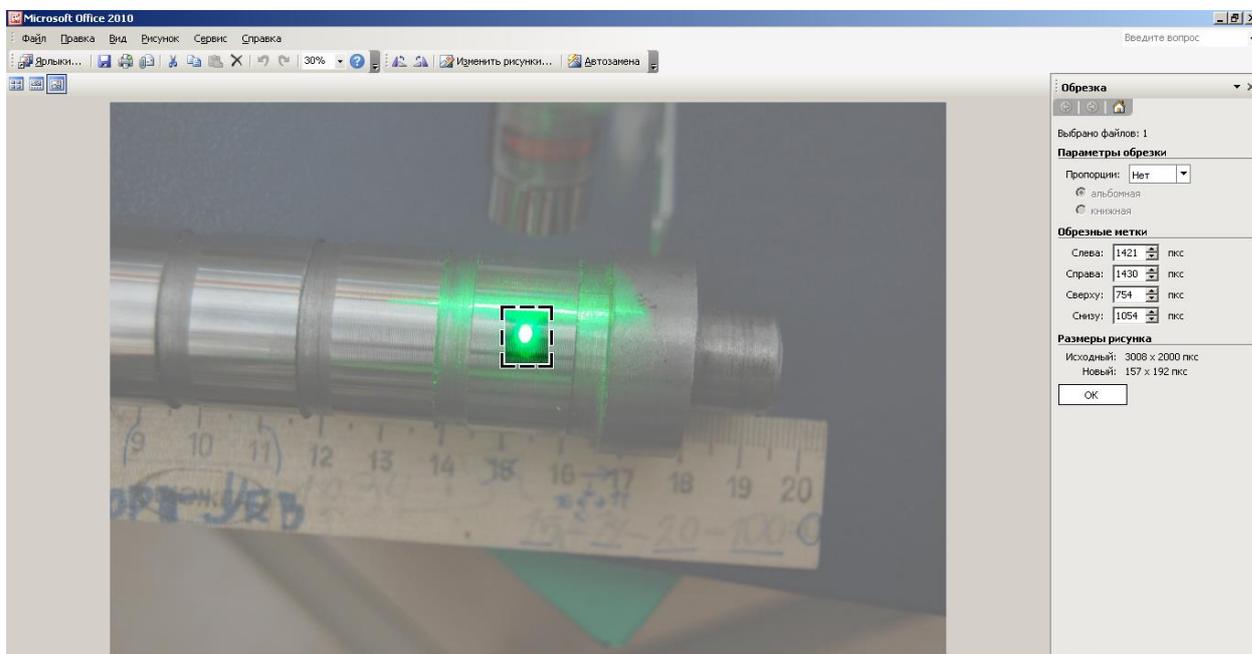


Рисунок 14 - Обрезка – размеры окна



Рисунок 15 - Обрезка – размеры окна

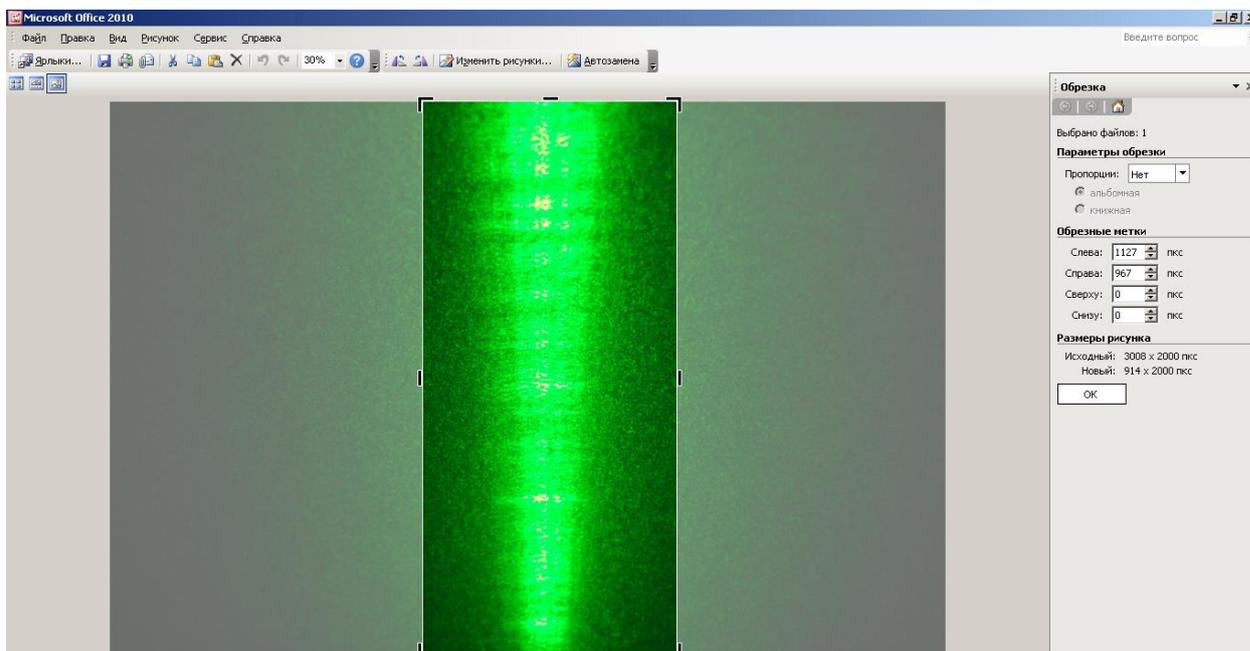


Рисунок 16 -Отражение луча на вертикальном экране

С учетом растущих требований и текущих усилий по сокращению производственных затрат и времени, а также для повышения производительности, стало очевидно, что гибкая производственная система в сочетании с конкретными методами обработки играет важную роль для достижения этих целей. Поверхностное покрытие является важным параметром в технике производства. Это также качественная характеристика, которая может влиять на производительность и стоимость получения деталей после механической обработки. Для оценки чистоты поверхности обычно используется параметр шероховатости. На рисунке 17 показан образец с шейками, имеющими различную шероховатость поверхностей. Как видно, участки поверхности справа имеют малую шероховатость. У них характерный зеркальный вид. Смещаясь влево, каждая следующая шейка имеет все более грубую поверхность.



Рисунок 17 - Деталь для эксперимента

Для проверки бесконтактного светового метода проведен эксперимент с использованием вала, поверхности которого были обработаны разными способами. Для эксперимента использовались фотоаппарат и лазерная указка. Под разным углом сделаны фотографии контакта светового пучка и поверхности детали (рисунок 18).

На рисунках 19-21 показаны схемы измерения шероховатости поверхности.



Рисунок 18 - Изображение проводимого опыта

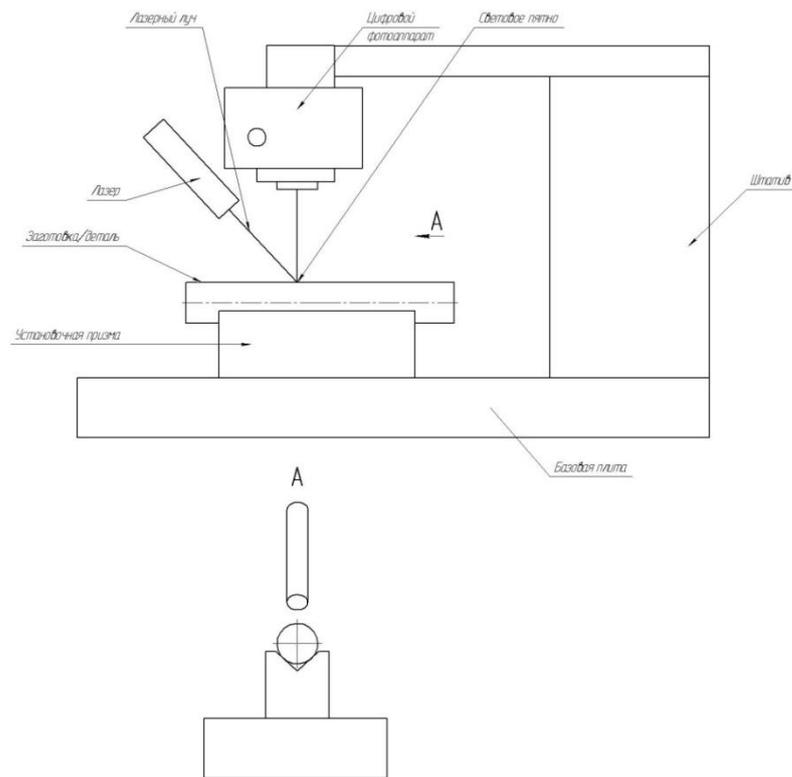


Рисунок 19 – Схема продольного измерения отражения светового пучка лазера на контролируемой поверхности

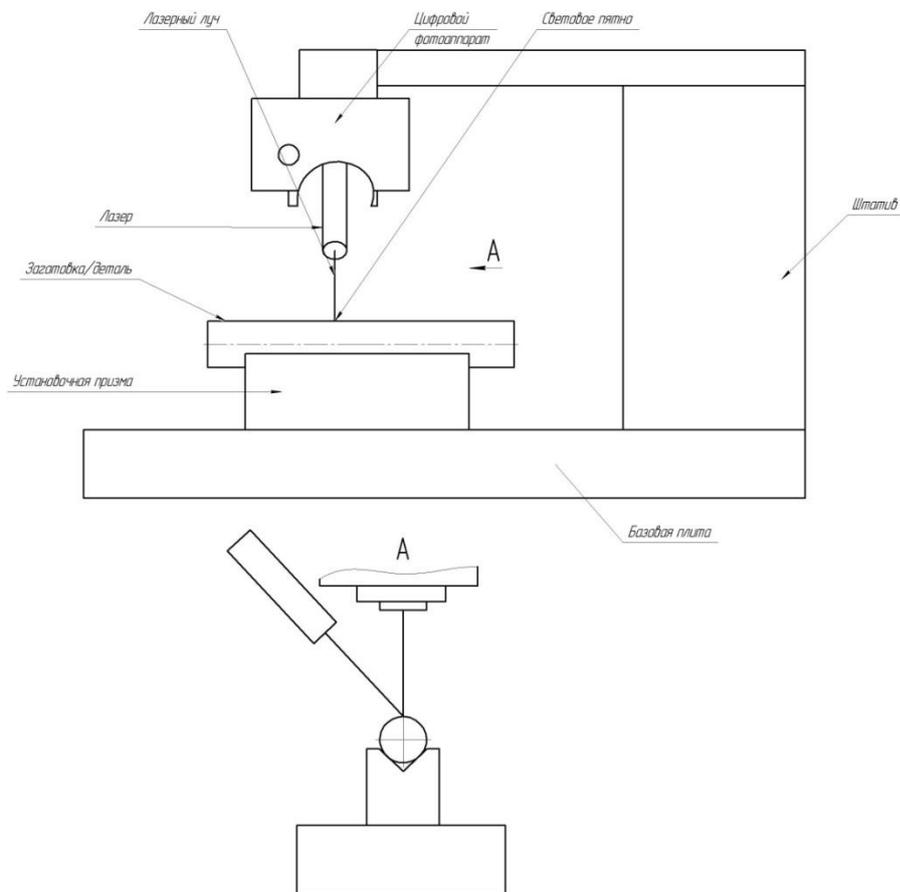


Рисунок 20 – Схема поперечного измерения отражения светового пучка лазера на контролируемой поверхности

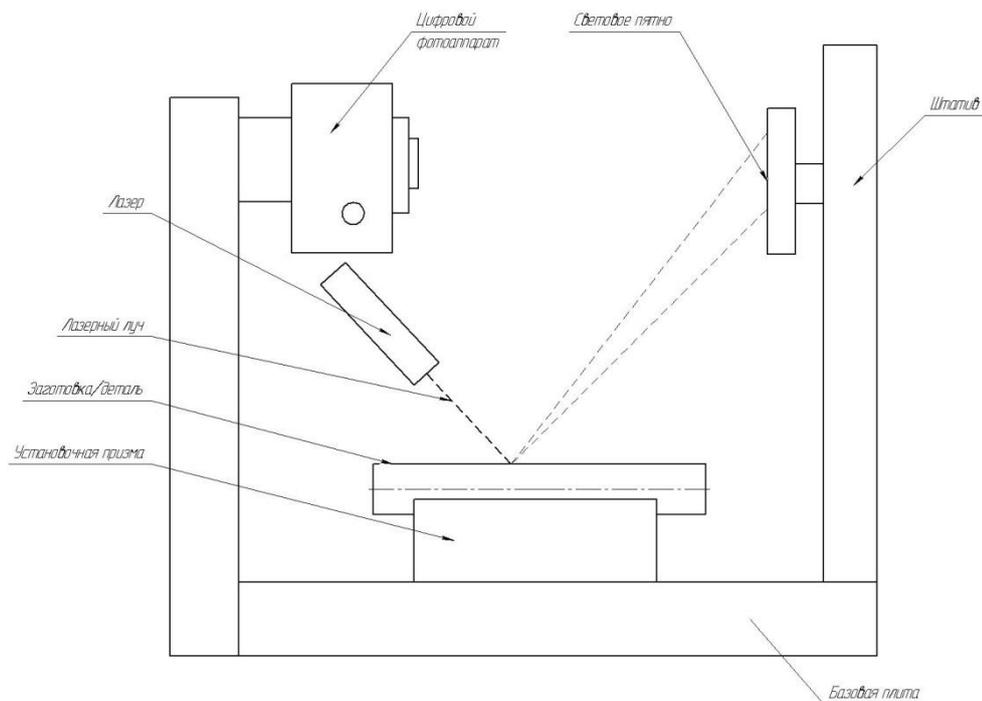


Рисунок 21 – Схема отраженного измерения отражения светового пучка лазера от контролируемой поверхности

Полученные фотографии были преобразованы в растровые изображения бинарного представления, которые использовались в качестве двоичной входной информации для обучения нейронных сетей. В конце построения этой методики необходимо разработать программу прогнозирования для получения значений шероховатости поверхности изображения. Адекватность построенной модели проверяется в проведенных пробных экспериментах для проверки эффективности программы прогнозирования, сравнения значений, полученных контактным методом и значений шероховатости, выведенных из анализа изображения поверхности.

### **Вывода по разделу:**

В третьем разделе разработана методика обработки сигнала. Для его получения выбрана схема, связанная с тремя видами получения различных снимков. Первый - это непосредственно цифровое изображение контролируемой поверхности. Второй тип снимка - это изображение пятна от

лазерного источника, направленного на контролируемую поверхность. Направление источника излучения при этом может варьироваться.

В качестве детали представителя была отобрана деталь типа вал. Соответственно, направление рисок определяется следом от вершины режущего инструмента, который, как правило, расположен по винтовой линии. Шероховатость в продольном и поперечном направлениях такой поверхности будет отличаться. Поэтому для получения снимка контролируемой поверхности используется направление луча, как вдоль оси заготовки, так и поперек. На пятно отражения влияет его положение относительно вертикальной плоскости симметрии цилиндрической шейки. Это смещение может быть связано с погрешностью направления самого лазерного источника, позиционирования контролируемой заготовки, а также диаметра контролируемой поверхности. Все эти причины приводят к смещению пятна и, соответственно, изменению параметров его изображения.

Третий тип снимка - это отражение лазерного луча от поверхности спроецированное на плоскость, перпендикулярную относительно оси контролируемой заготовки. Из-за дифракции возникает рассеяние этого луча. Причем различная шероховатость поверхности, от которой этот луч отражается, приводит к различным интенсивностям освещения, распределению световых пятен данного изображения. Этот тип снимка также фиксируется в зависимости от места падения луча.

Описывается методика анализа полученного изображения. Предварительно полноцветный снимок преобразуется в формат серого с заданным уровнем градации серого цвета. После этого проводится анализ, который может быть чисто статистический, то есть построение профилей освещенности по пикселям в разных направлениях (по горизонтали, по вертикали) и получением профиля освещенности контролируемой поверхности.

Второй тип анализа - вейвлет разложение. Из всего многообразия вейвлетов отобран вейвлет Добеши на двух уровнях разложения для него.

Определяются коэффициенты аппроксимирующие и детализирующие. Последние определяются на двух уровнях, и для каждого уровня определяются коэффициенты для анализируемого сигнала по горизонтали снимка, по вертикали и по диагонали.

Использование программы Matlab позволяет получить все необходимые характеристики по параметрам разложения, как в частотной области распределения интенсивностей освещения, так и для вейвлет разложения.

Вся статистическая информация может быть проанализирована как в комплексе (может быть найден один обобщенный критерий), так и по отдельным показателям как вектор. Это позволяет сформировать характерные признаки для классификации поверхностей по классам шероховатости или непосредственно аппроксимировать величину неровностей.

## 4 Экспериментальное исследование изображения

### 4.1 Порядок обработки изображения

Для анализа изображения используется подпрограмма Matlab “Image Processing Toolbox”. Полученная фотография поверхности загружается как изображение командой через импорт данных. Например: командой `imshow(DSC_7019_1)` загружается массив `DSC_7019_1` [7].

Далее получаем информацию о загруженном объекте. Перевод изображения в полутоновое выполняется при помощи команды `I=rgb2gray(DSC_7019_1)`. Получаем изображение на рисунке 22.

После этого строится гистограмма `imhist(I)`. Она показана на рисунке 23. Она показывает распределение степени освещенности пикселей по изображению.

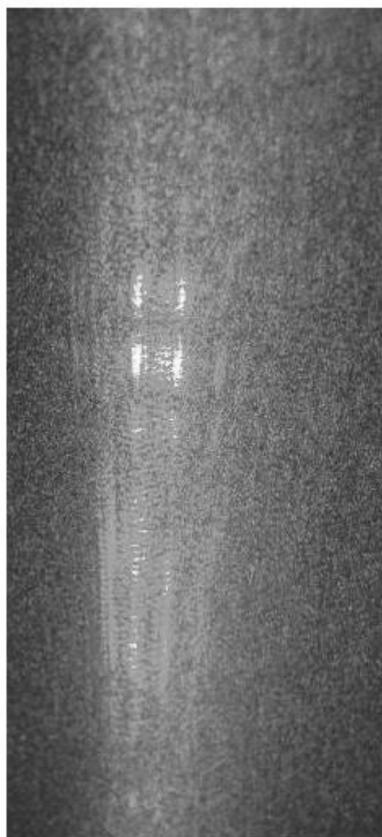


Рисунок 22- Тоновое изображение отраженного луча

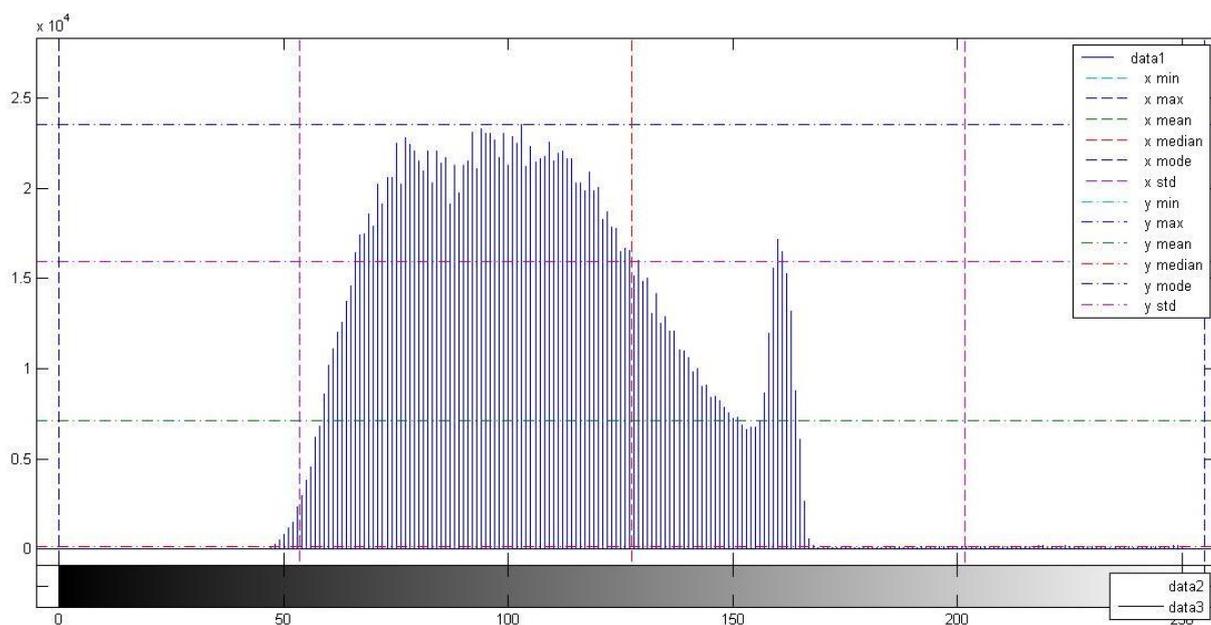


Рисунок 23 - Гистограмма тонового изображения

Результаты вывода по гистограмме представляют основные статистические данные. Они показаны в таблице 1.

Таблица 1 – Статистические параметры изображения по интенсивности цвета

Характеристика пикселей	Ось X	Ось Y
Минимальное	0	0
Максимальное	255	23520
Среднее	127,5	7133
Медиана	127,5	179
Мода	0	0
Среднее квадратичное	74,05	8830
Размах	255	23520

Изображение содержит информативную область, где находятся параметры, характеризующие состояние поверхности. Для выделения и использования информативной области необходимо задать точки координат отрезков профиля. Например координаты:

`x=[1 50 100 150 200 250];`

`y=[1 50 100 150 200 250].`

Строим по данным точкам профиль изображения `improfile (I, x, y)` (рисунок 24).

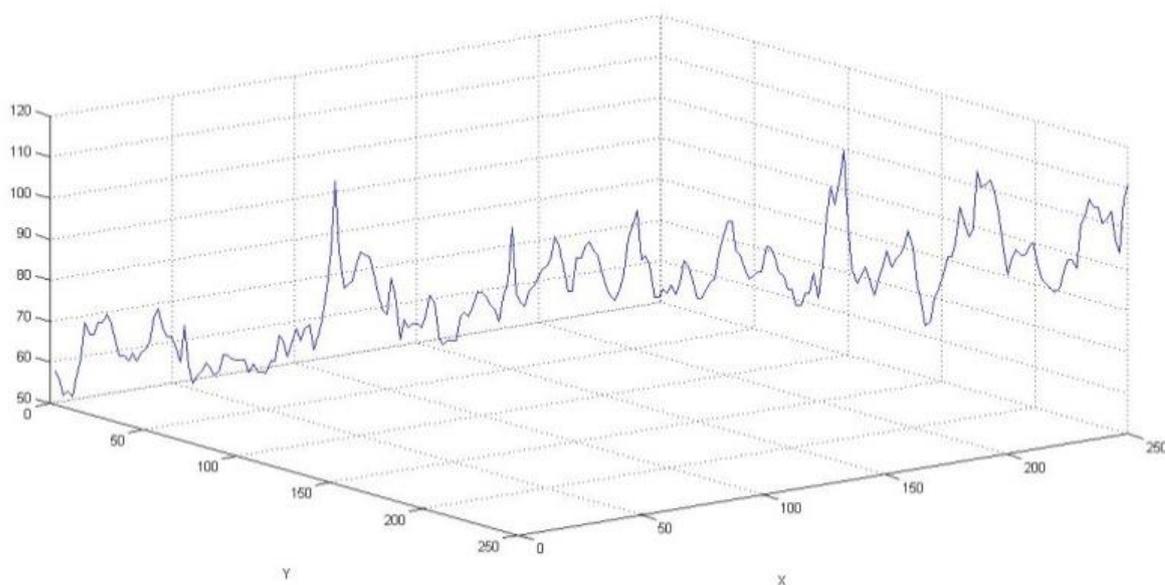


Рисунок 24 – Профиль изображения

По преобразованной матрице изображения определяем среднее значение массива командой `b=mean2(I)`; стандартное отклонение элементов матрицы `sd=std2(I)`. В результате для примера получаем данные (106,3; 26,49).

Из изображения можно выделить не линейный профиль, а площадь при помощи кадрирования. Если выделить участки с помощью команды `I2=imcrop(I)`, то получим пример, приведенный на рисунке 25.

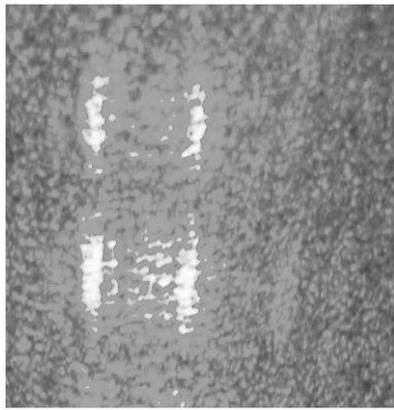


Рисунок 25 – Вырезанное изображение

## 4.2 Результаты анализа

Далее полученное изображение проходит разложение. Для фотографии цветного пятна показано разложение по вейвлет методике на рисунках 26. Результаты анализа для поверхности с малой шероховатостью показаны на рисунках 27-35.

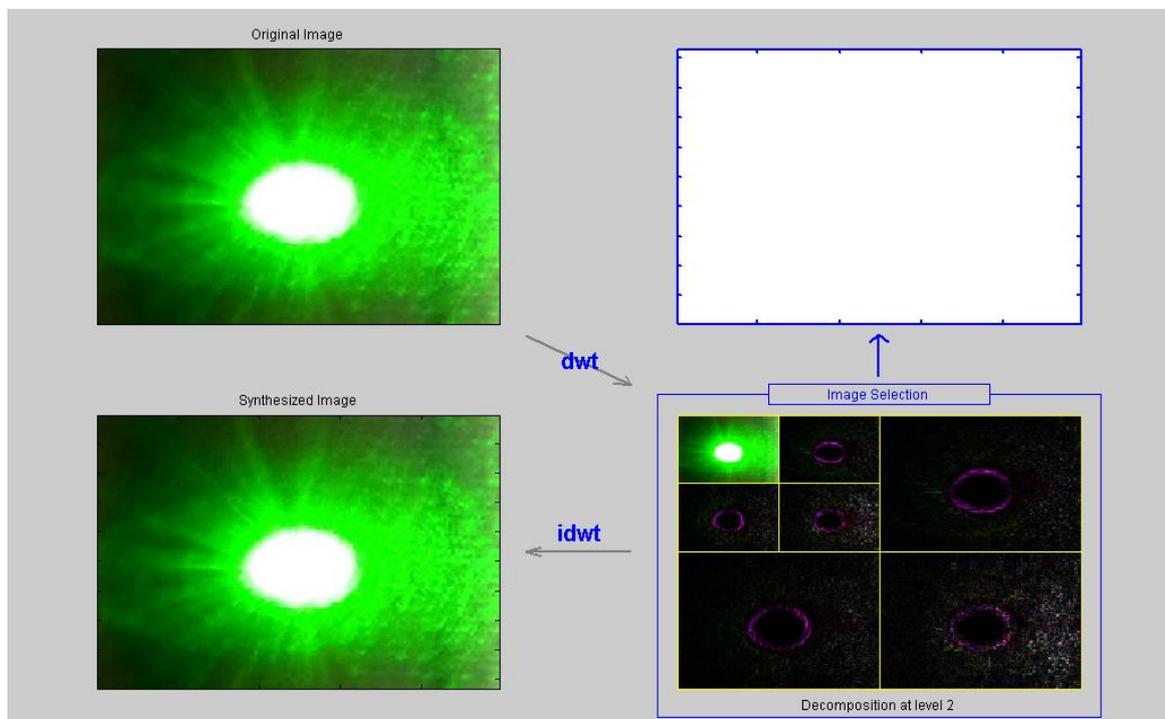


Рисунок 26- Разложение изображения по уровням при вейвлет преобразовании

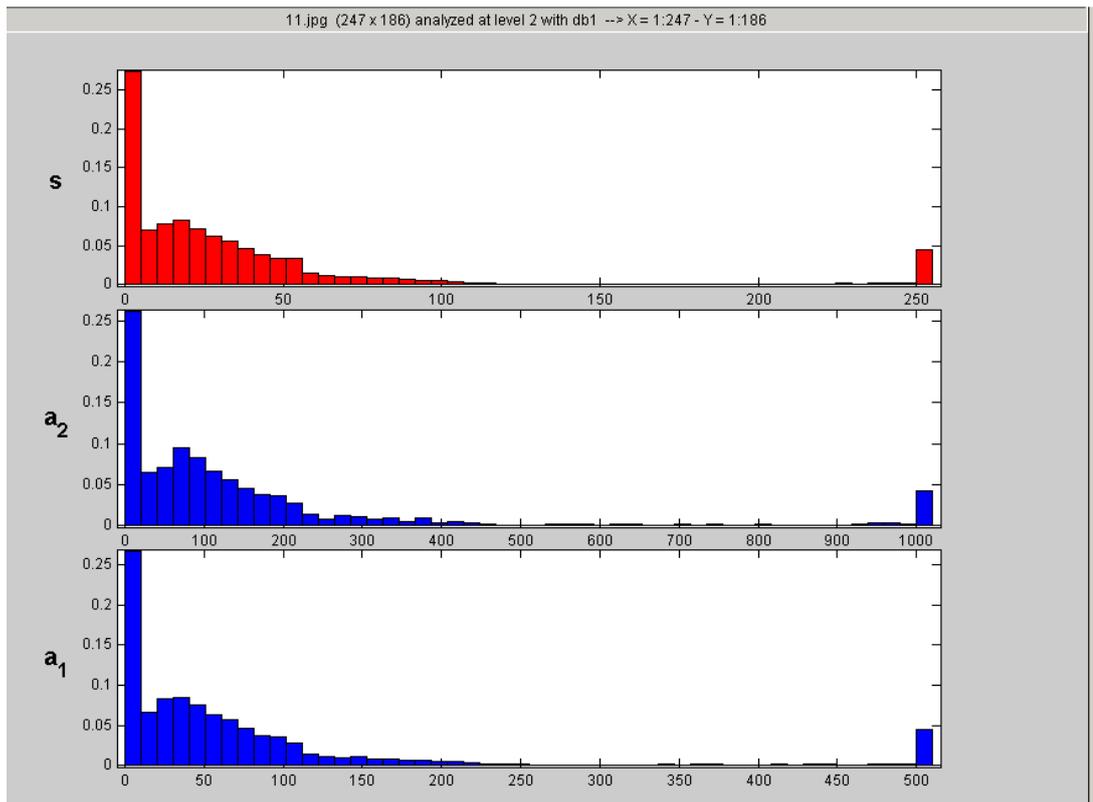


Рисунок 27- Получение гистограмм по данным изображения по уровням при вейвлет преобразовании

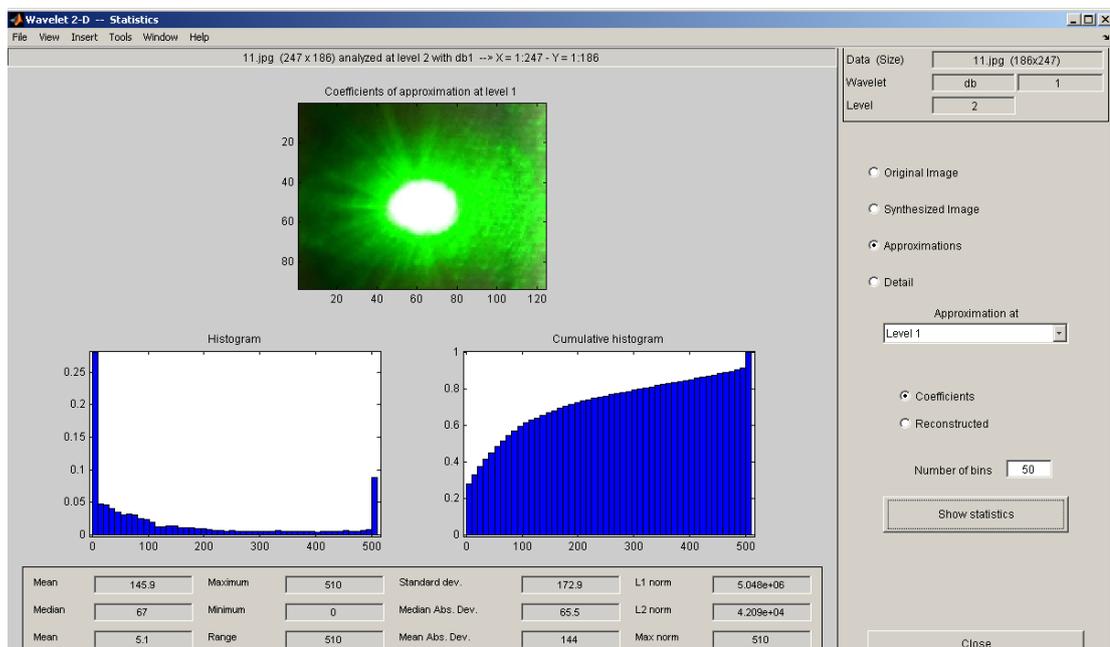


Рисунок 28- Получение гистограмм аппроксимирующих коэффициентов: 1 уровень

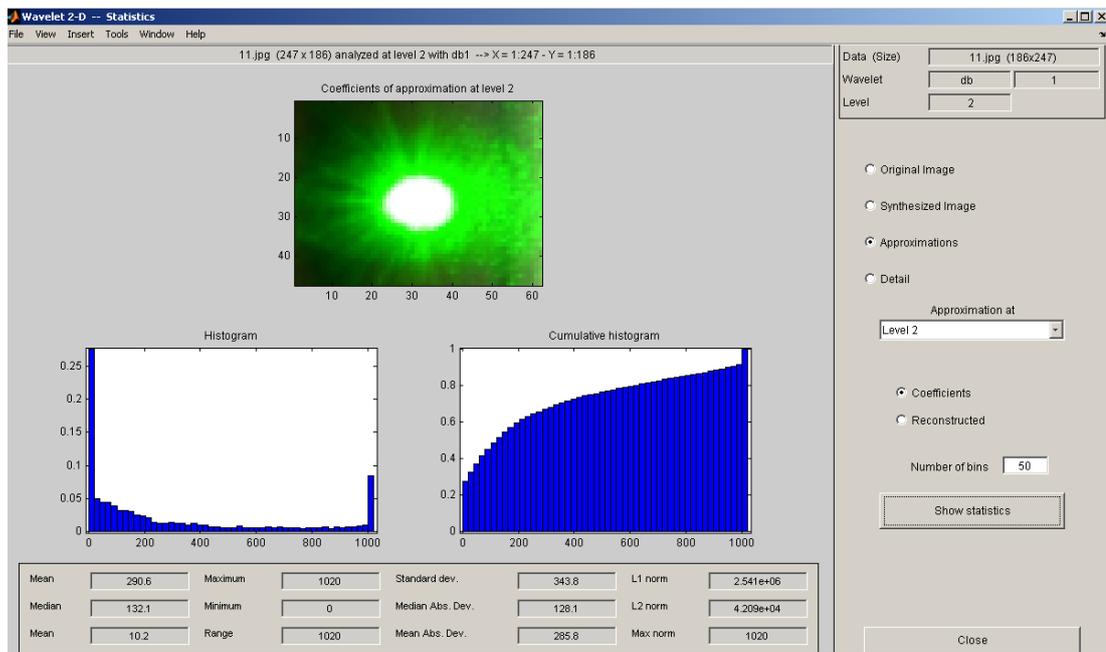


Рисунок 29- Получение гистограмм аппроксимирующих коэффициентов: 2 уровень

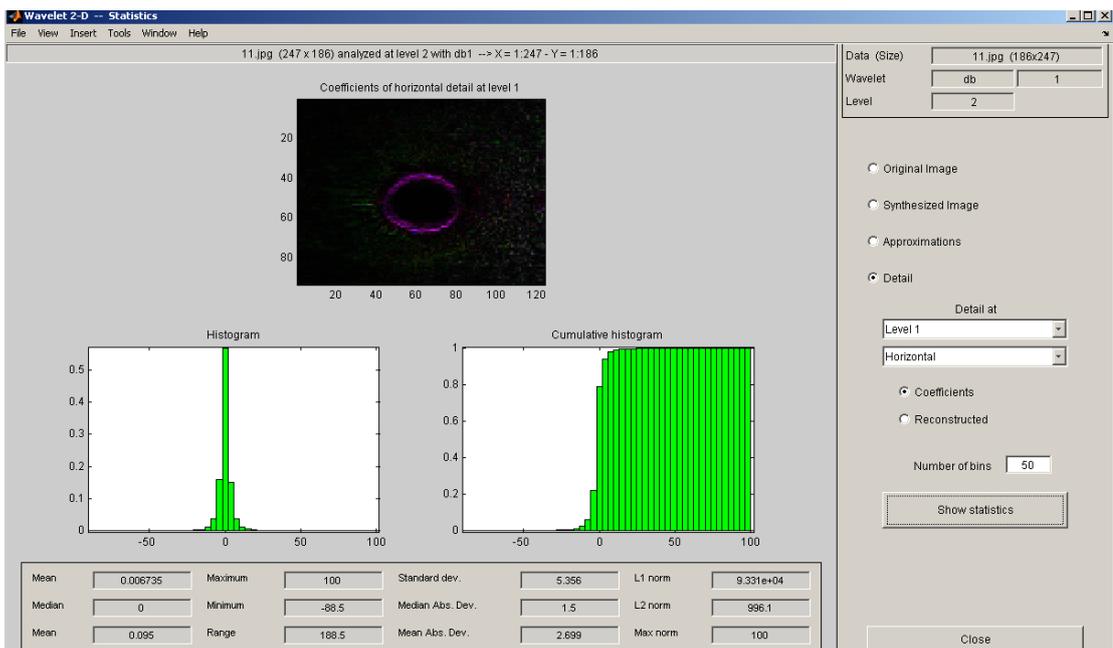


Рисунок 30- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 1 уровень - горизонтальный

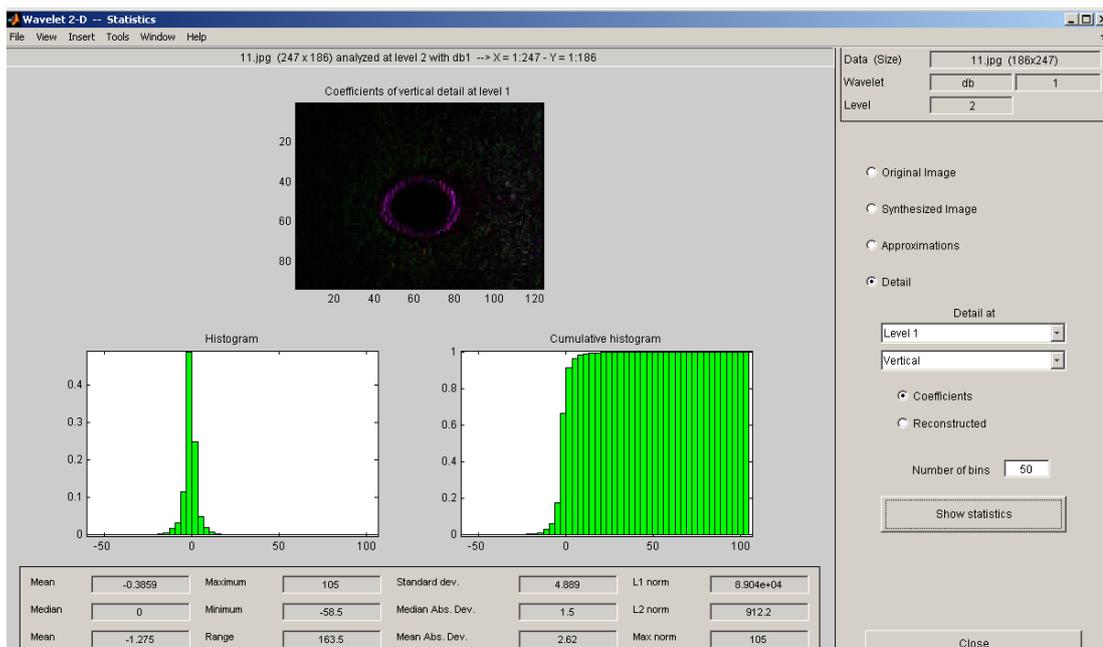


Рисунок 31- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 1 уровень - вертикальный

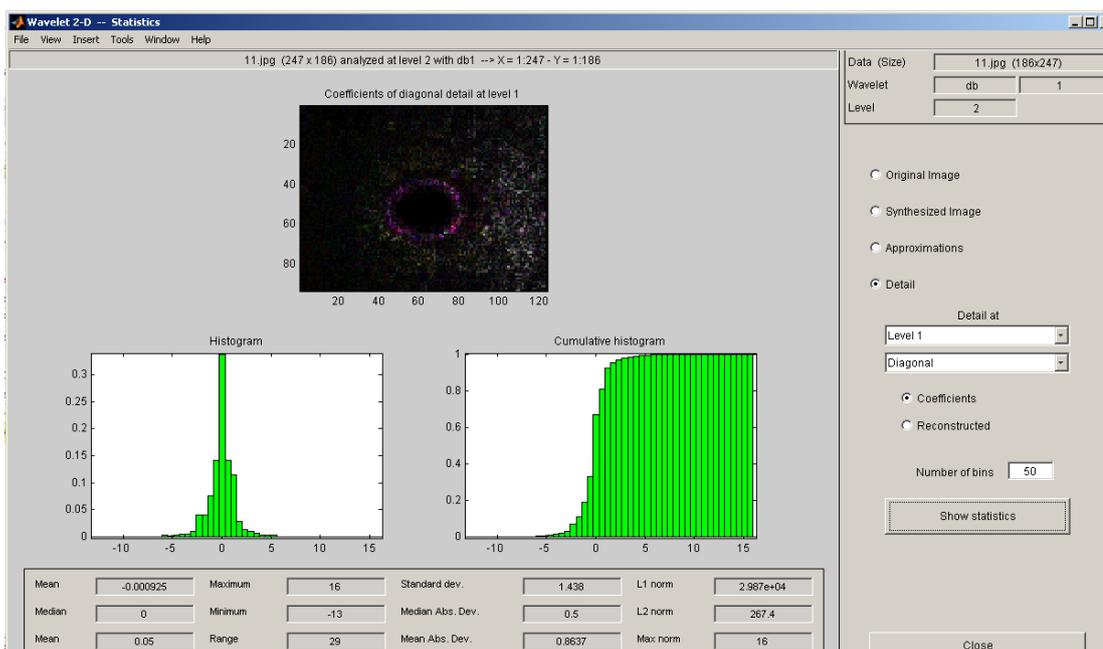


Рисунок 32- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 1 уровень - диагональный

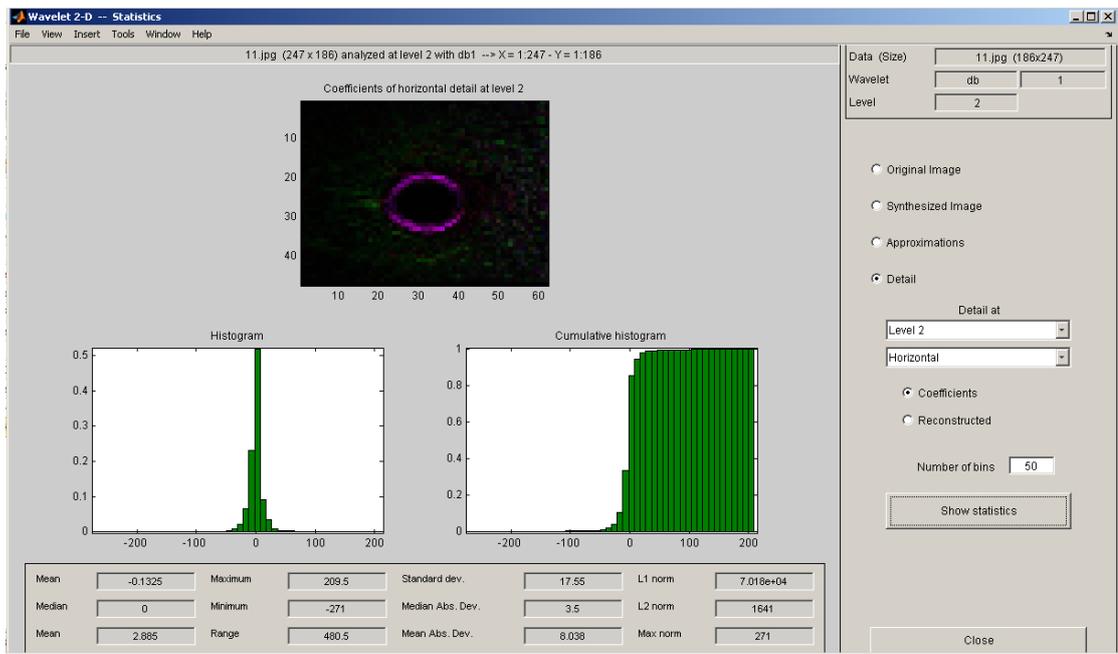


Рисунок 33- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 2 уровень - горизонтальный

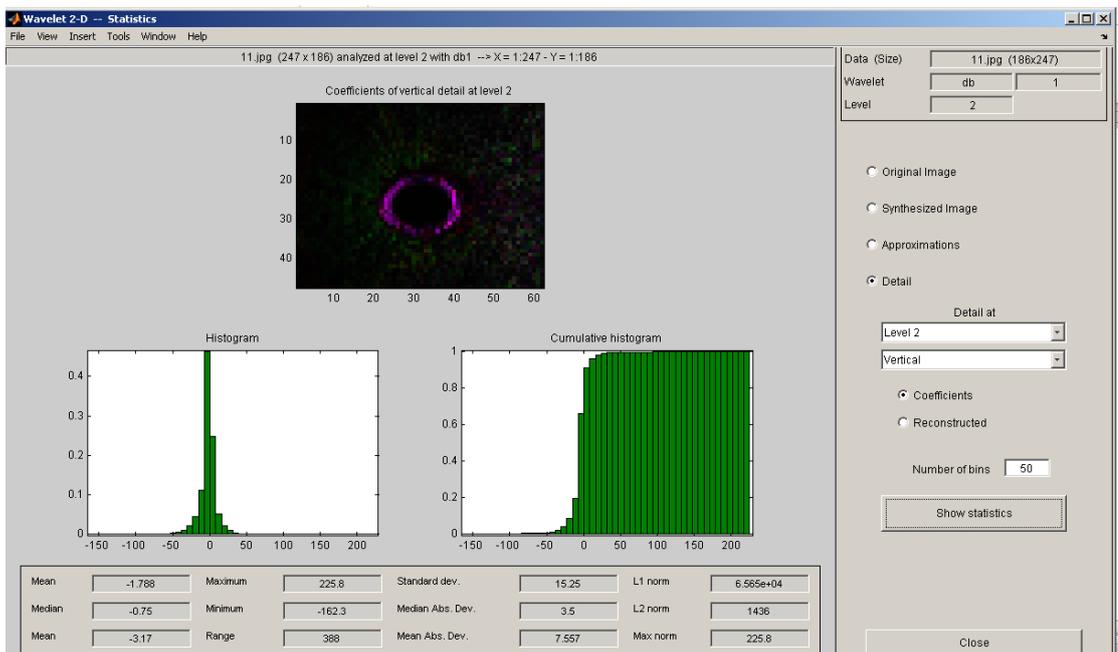


Рисунок 34- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 2 уровень - вертикальный

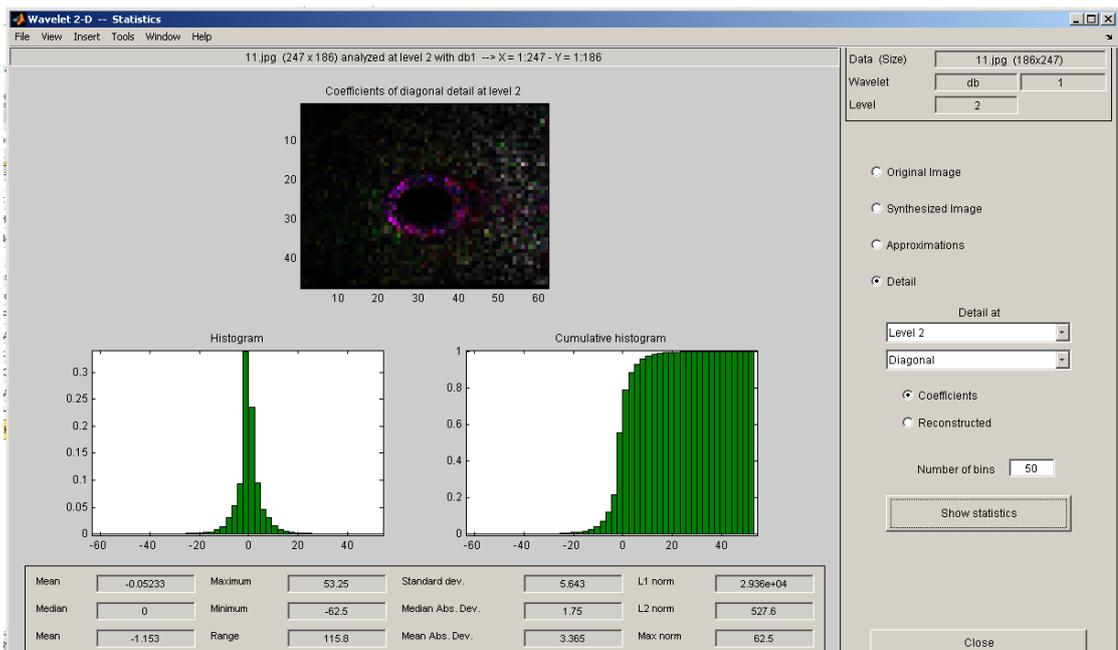


Рисунок 35 - Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 2 уровень - диагональный

На рисунках 36 - 45 приведены результаты анализа для поверхности с большой шероховатостью.

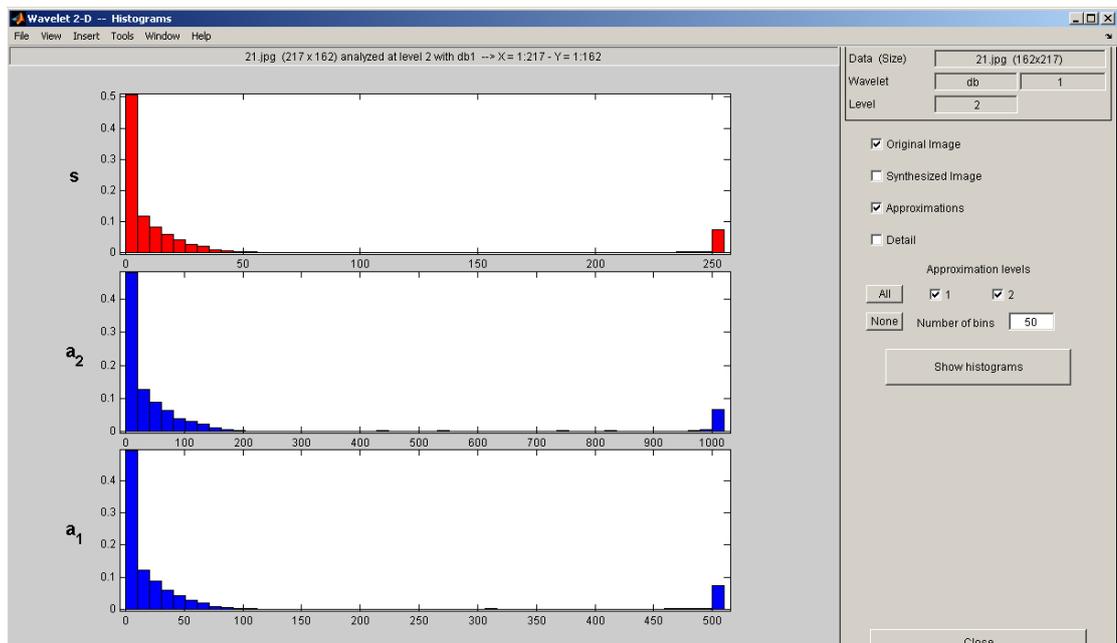


Рисунок 36- Получение гистограмм по данным изображения по уровням при вейвлет преобразовании

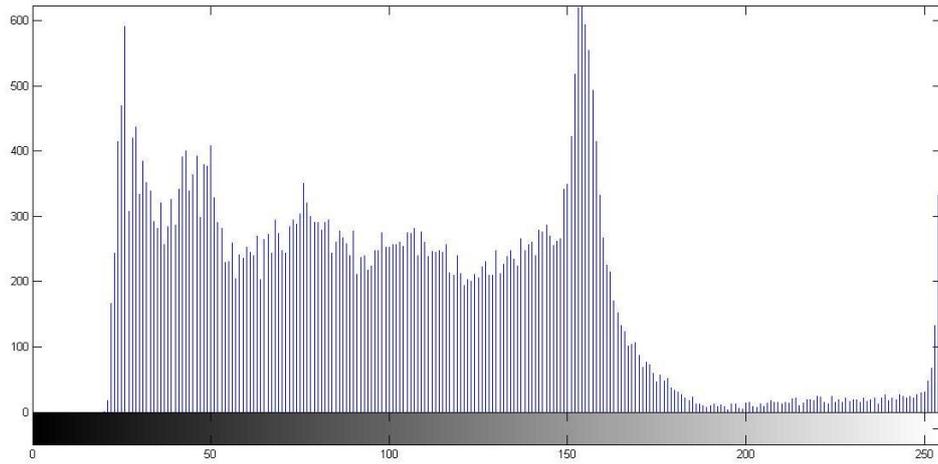


Рисунок 37- Получение гистограммы в целом по изображению

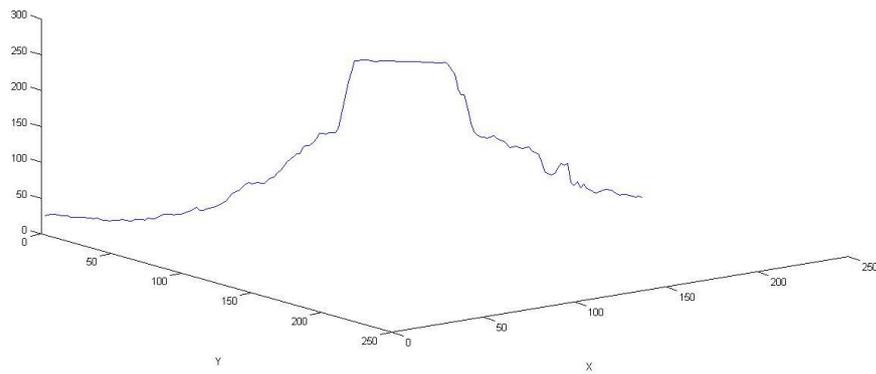


Рисунок 37- Получение профиля изображения по заданным точкам

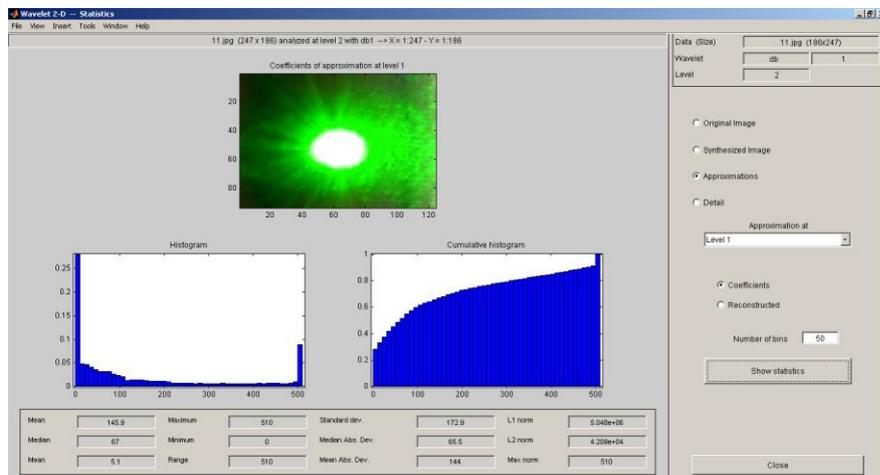


Рисунок 38- Получение гистограмм аппроксимирующих коэффициентов: 1 уровень

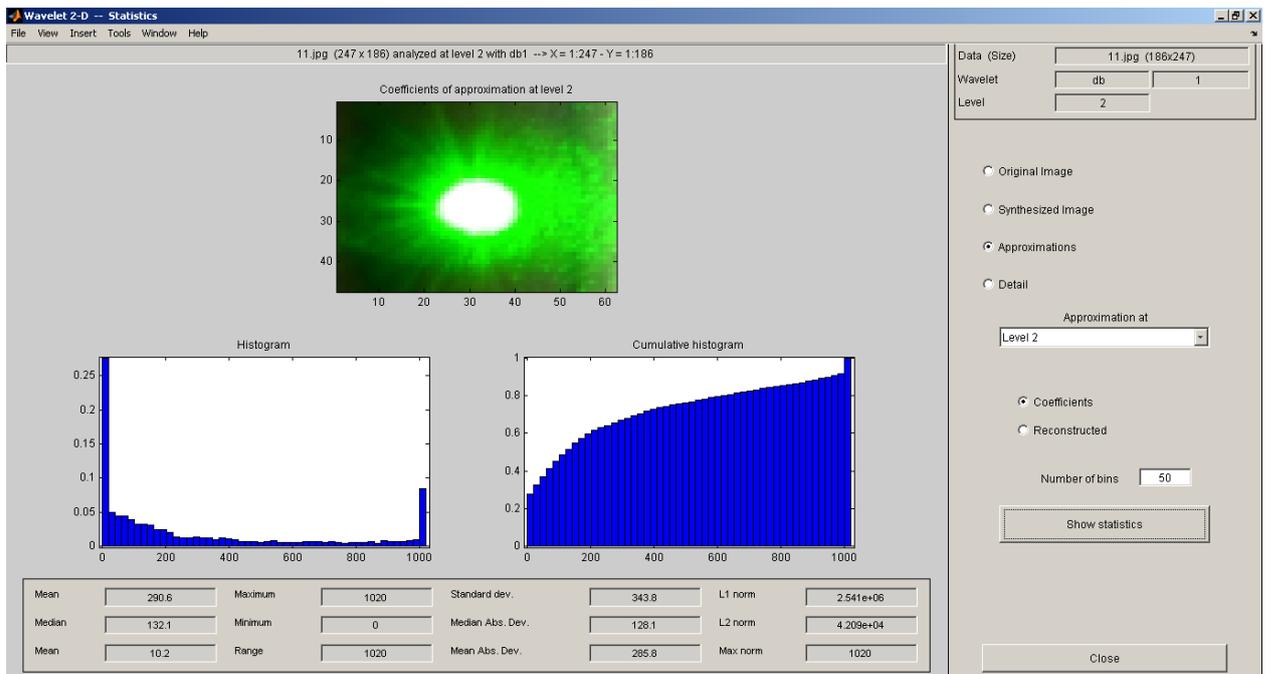


Рисунок 39- Получение гистограмм аппроксимирующих коэффициентов: 2 уровень

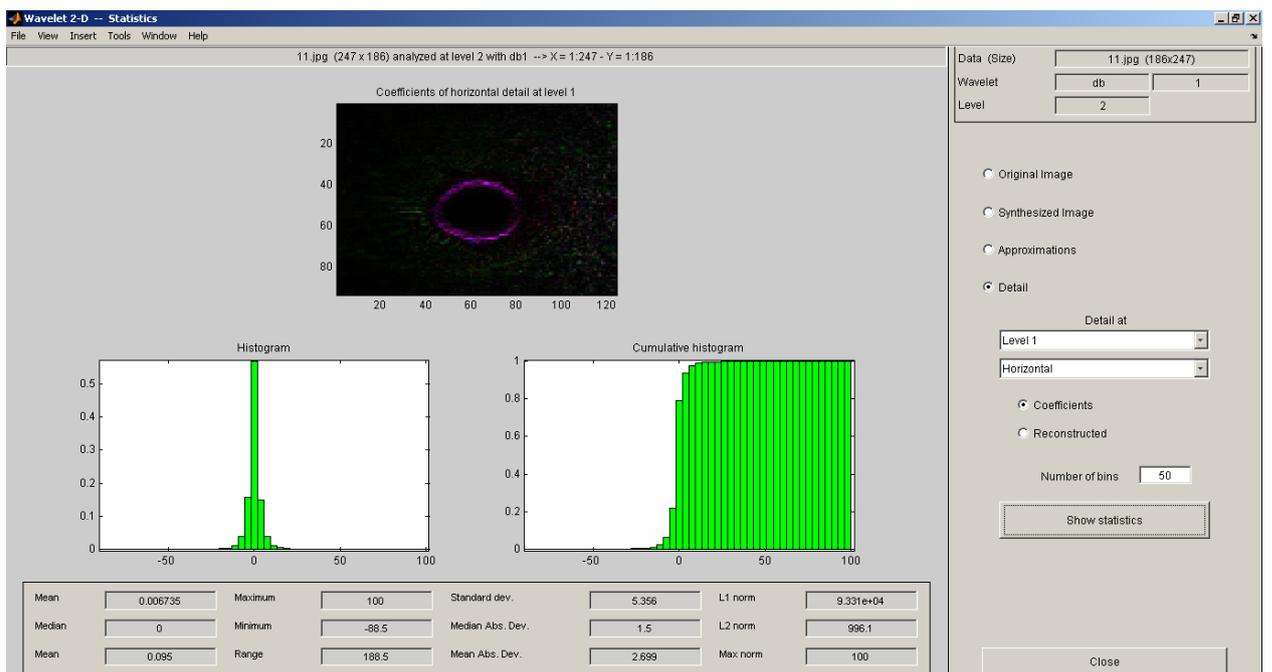


Рисунок 40- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 1 уровень - горизонтальный

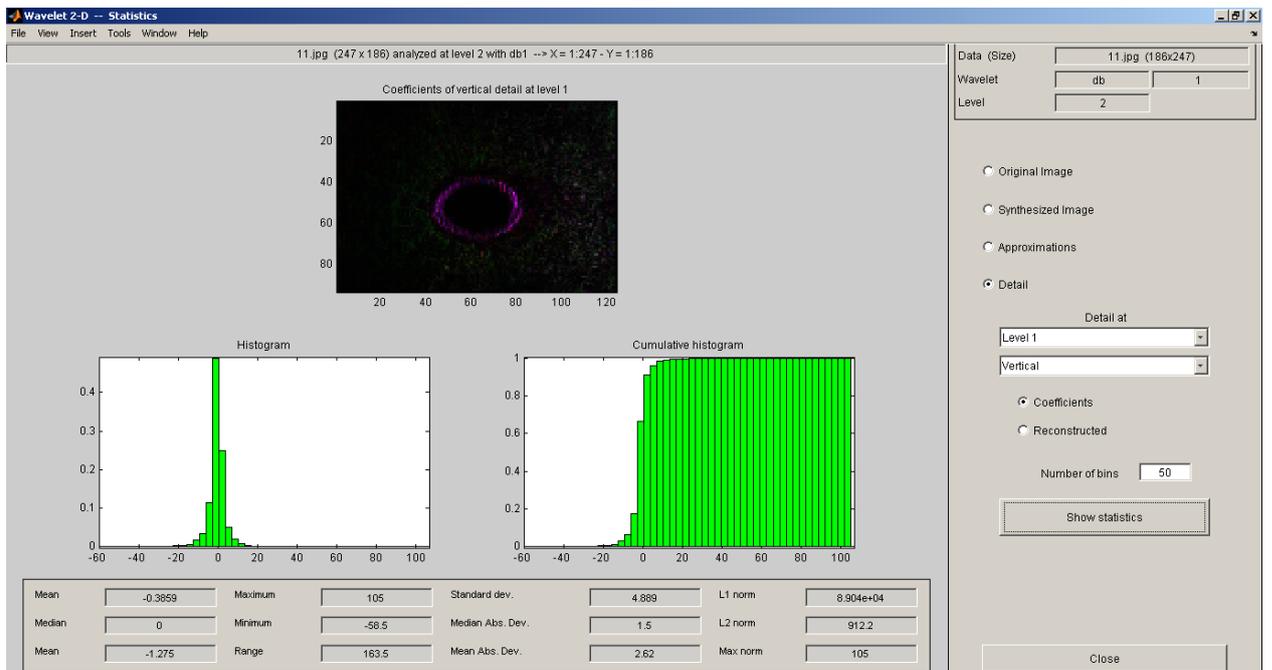


Рисунок 31- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 1 уровень - вертикальный

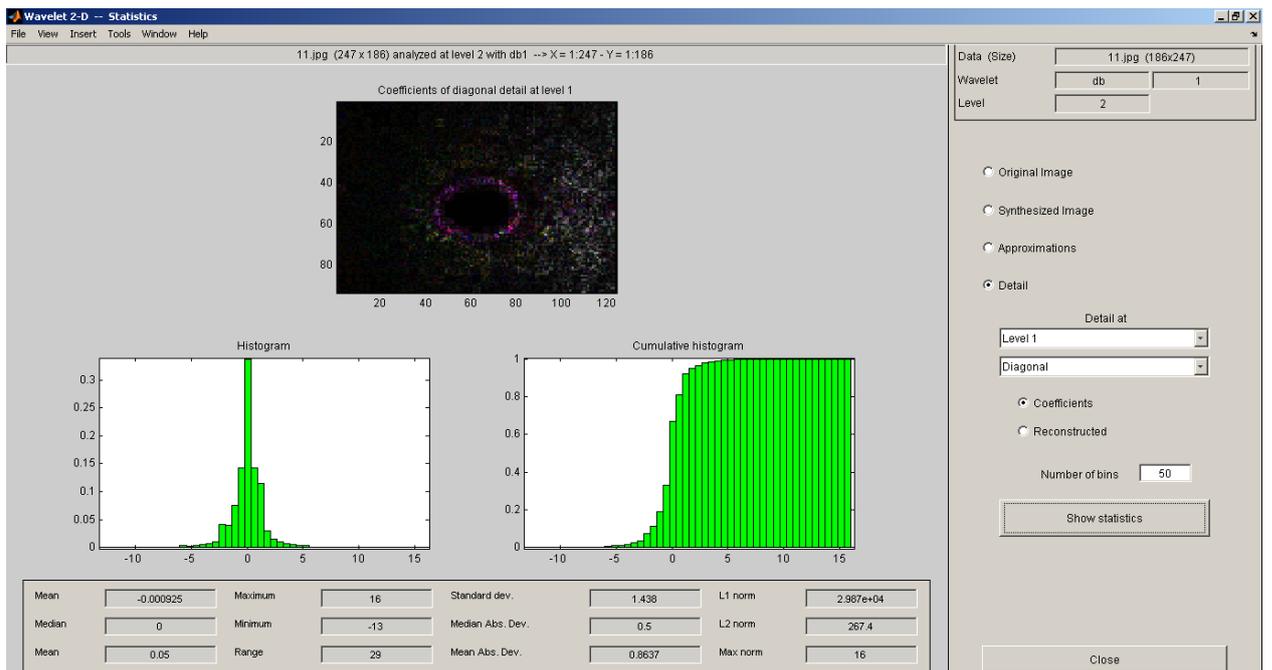


Рисунок 42- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 1 уровень - диагональный

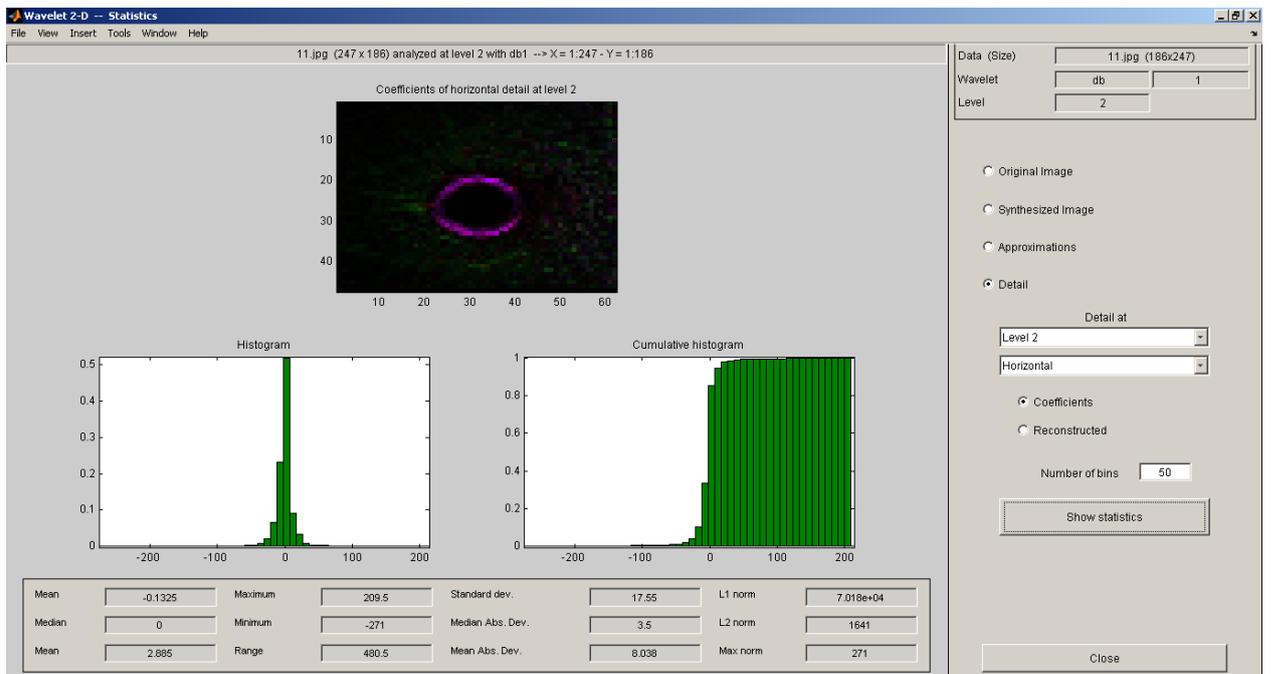


Рисунок 43- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 2 уровень - горизонтальный

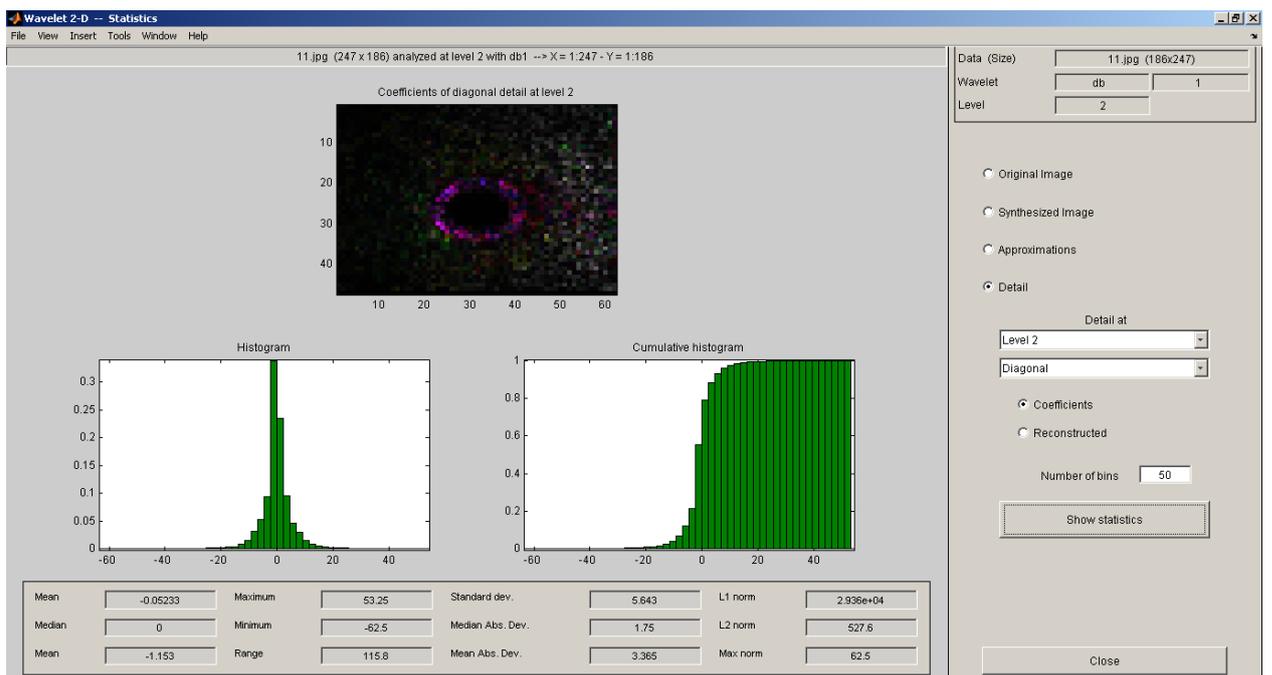


Рисунок 44- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 2 уровень - диагональный

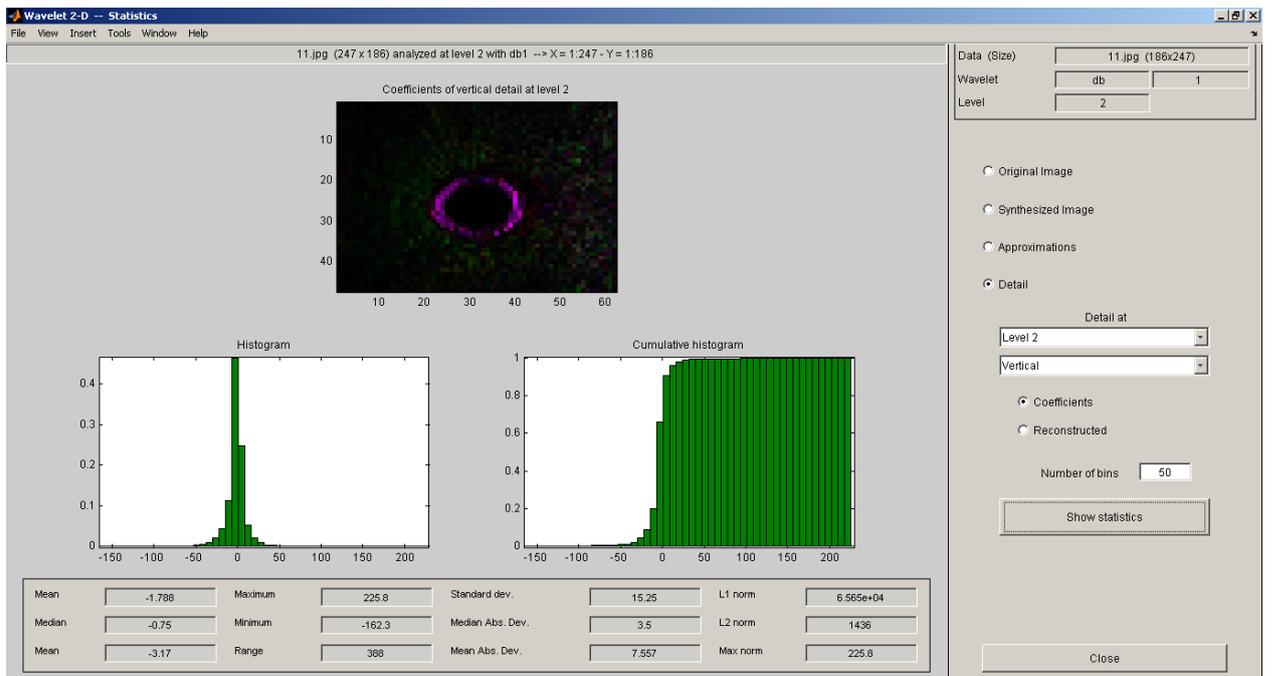


Рисунок 45- Получение гистограмм детализирующих коэффициентов: 2 уровень - вертикальный

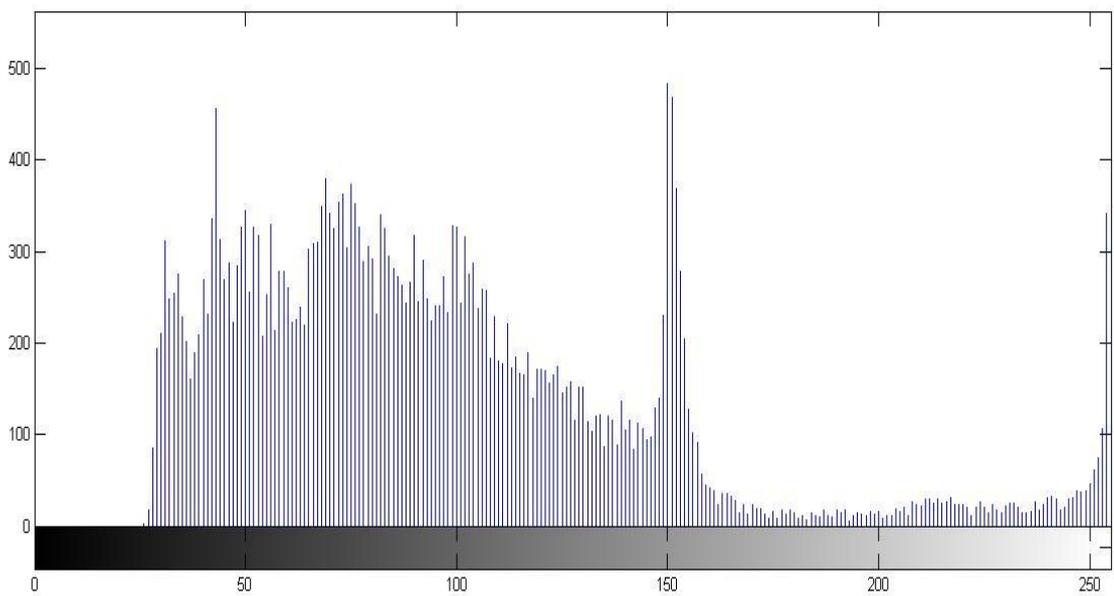


Рисунок 46- Получение гистограмм поверхности по изображению

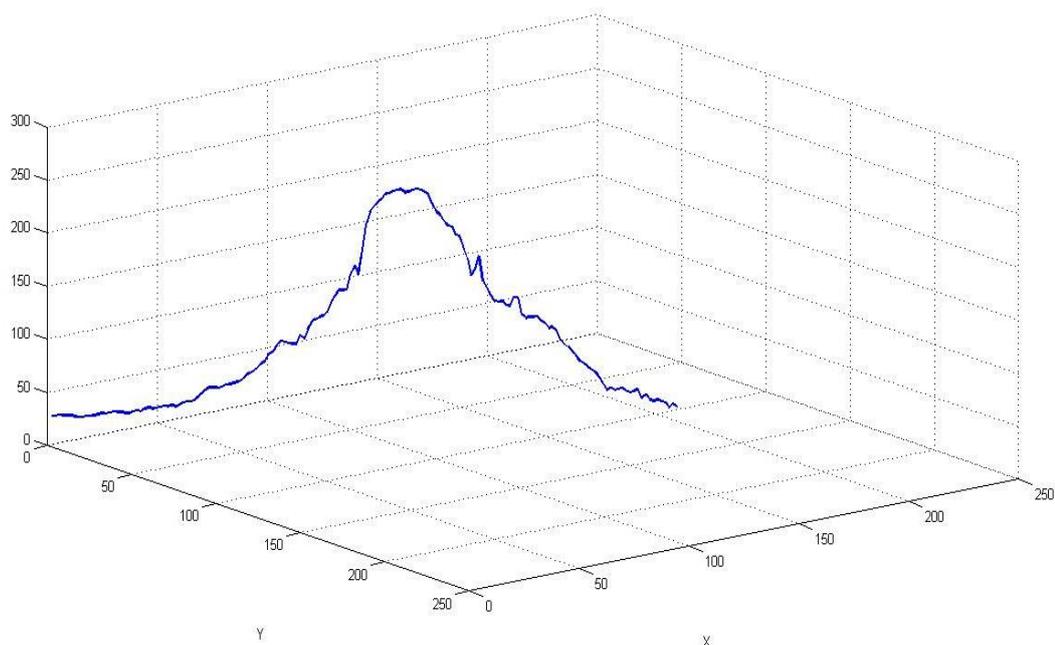


Рисунок 47- Профиль поверхности

Если свести в таблицы по 1 и 6 участкам образца данные по сигналу, то можно провести анализ данных, выполнить их группирование и выполнить сравнение для наиболее информативных характеристик.

Таблица 2 - Результаты исследований в области оптического контроля шероховатости (часть 1)

Образец	Обозначение	Среднее значение	Медиана	Среднее значение 2	Максимум	Минимум	Размах
1	191	137,8	45,5	5,1	510	0	510
2	192	133,1	43	5,1	510	0	510
3	193	130,1	42	5,1	510	0	510
4	201	155,4	65,5	5,1	510	0	510
5	211	133,7	23	5,1	510	0	510
6	221	109,8	10	5,1	510	0	510
7	231	153,6	37	5,1	510	0	510
8	2311	155,4	65,5	5,1	510	0	510
9	241	125,5	20	5,1	510	0	510
-	191	137,8	45,5	5,1	510	0	510
-	192	275,5	90,25	10,2	1020	0	1020
-	193	0,05374	0	1,745	104	-96,5	200,5

Таблица 3 - Результаты исследований в области оптического контроля шероховатости (часть 2)

Средне квадратичное	Медиана/ дисперсия	Среднее значение/ дисперсия	Норма L1	Норма L2	Максимум нормы
161,4	44,5	143,4	$1,89 \cdot 10^8$	$2,485 \cdot 10^5$	510
157,6	42,5	138,8	$1,95 \cdot 10^8$	$2,497 \cdot 10^5$	510
154,8	41,5	135,8	$2,09 \cdot 10^8$	$2,59 \cdot 10^5$	510
171,1	64	153,8	$2,13 \cdot 10^8$	$2,706 \cdot 10^5$	510
168,1	23	140,8	$1,787 \cdot 10^8$	$2483 \cdot 10^5$	510
154,4	10	125,8	$1,506 \cdot 10^8$	$2,218 \cdot 10^5$	510
180,4	37	157,3	$1,795 \cdot 10^8$	$2,561 \cdot 10^5$	510
171,1	64	153,8	$2,13 \cdot 10^8$	$2,706 \cdot 10^5$	510
163,36	20	137,4	$3,4 \cdot 10^8$	$2,41 \cdot 10^5$	510
161,4	44,5	143,4	-	-	-
321,7	87	286	-	-	-
4,786	2	2,967	-	-	-

#### 4.3 Прогнозирования шероховатости при помощи нейронных сетей

Для прогнозирования значения шероховатости контролируемой поверхности используется нейронная искусственная сеть [4, 11]. Это математический алгоритм, который перед использованием проходит стадию обучения. Для этого необходимо собрать обучающую выборку, состоящую из входных и выходных данных, которые задают класс соответствующей шероховатости. В качестве таких входных параметров используются результаты моделирования, полученные при простом статистическом анализе изображений поверхностей образцов, а также результаты частотного Фурье анализа изображения контролируемой поверхности после его преобразования из полноцветного в формат серого цвета. Также используются результаты анализа, полученного при разложении изображения лазерного луча непосредственно на поверхности и изображения отраженного лазерного луча от этой же поверхности на плоскость, перпендикулярную контролируемой шейке заготовки вейвлет анализом [2]. Этот анализ проводился методом

многоуровневого разложения при помощи материнского вейвлета Добеши на двух уровнях. Как известно, результаты при этом получают в виде набора двух видов коэффициентов: аппроксимирующих, задают общий тренд изменения анализируемого сигнала; детализирующих, которые описывают поведение сигнала на высоких частотах. Соответственно, эти характеристики имеют свои статистические параметры, которые были получены в результате использования специализированного пакета программы Matlab [7].

Нейронную сеть используем для классификации видов поверхностей. То есть в качестве выходного параметра, необходимо взять функцию преобразования *Softmax*. Можно использовать аппроксимирующий вид нейронной сети. Тогда в качестве выходного нейрона используется линейная функция активации. В первом слое, число нейронов в котором меняется и является оптимизируемым параметром, функция активации применяется логистическая. Метод обучения Левенберга – Маркварта. Количество циклов обучения определяется моментом, когда ошибка моделирует данных не превысит заранее заданную величину.

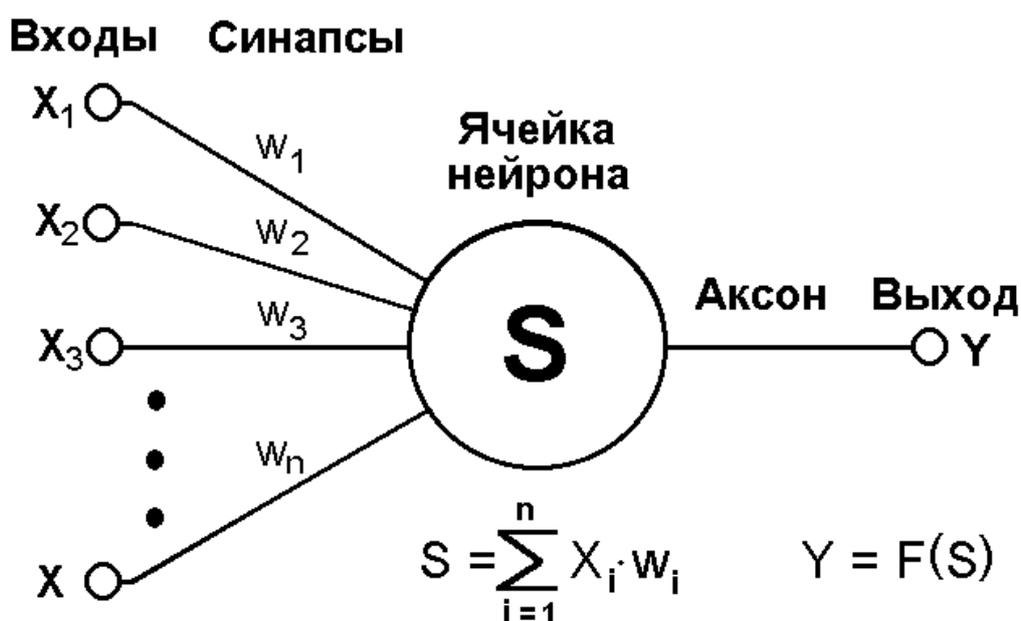


Рисунок 48 - Структура одиночного нейрона

Для повышения точности прогнозирования и определение шероховатости поверхности можно использовать одну нейронную сеть. Тогда в качестве входного вектора будет комплексный набор статистических характеристик, которые относятся ко всем типа изображений: фотографическому простому изображению поверхности, параметрам частотного анализа профиля этой самой поверхности, а также характеристики изображений лазерного луча на поверхности непосредственно, а также отраженного от нее. Входной вектор будет составлять несколько десятков параметров, а выходной вектор для аппроксимирующей сети будет иметь значение непосредственно шероховатости. Для классифицирующей сети это будет просто класс шероховатости.

Можно использовать комплекс из нескольких различных нейронных сетей. Одну нейронную сеть использовать, например, для аппроксимации значения по фотографическим параметрам самой поверхности. Одну нейронную сеть применить для параметров луча на плоскости и третью для параметров изображения луча, отраженного от самой поверхности. Соответственно, результаты каждой нейронные сети можно сводить в один обобщенный критерий. Это может быть комплексный параметр, сумма складываемая из выходов нескольких сетей, которые могут умножаться на весовые коэффициенты. Они будут зависеть от точности каждой из нейронных сетей, которые используются в этой общей схеме. Соответственно, сеть, которая будет иметь меньшую погрешность, будет иметь больший весовой коэффициент. Это позволит повысить надежность предсказания или прогнозирования шероховатости контролируемой поверхности. Структурные схемы нейронных сетей показаны на рисунках 49, 50.

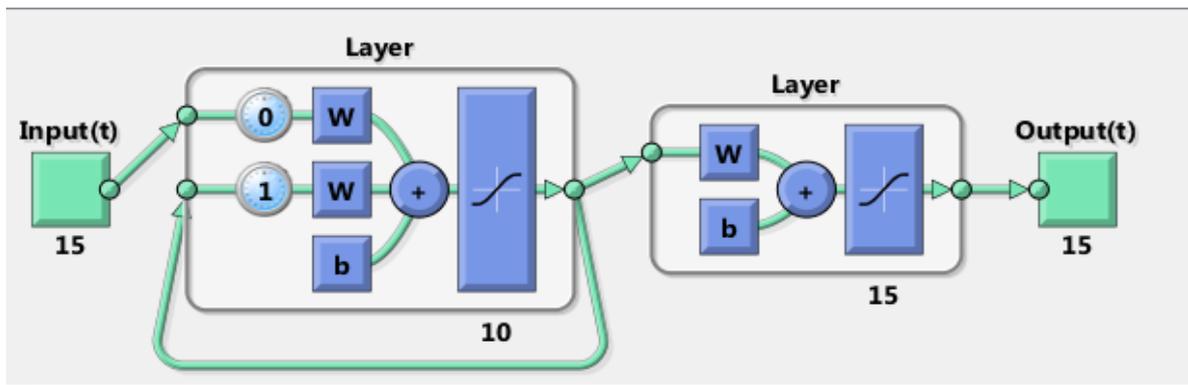


Рисунок 49 – Сеть с обратным распространением ошибки

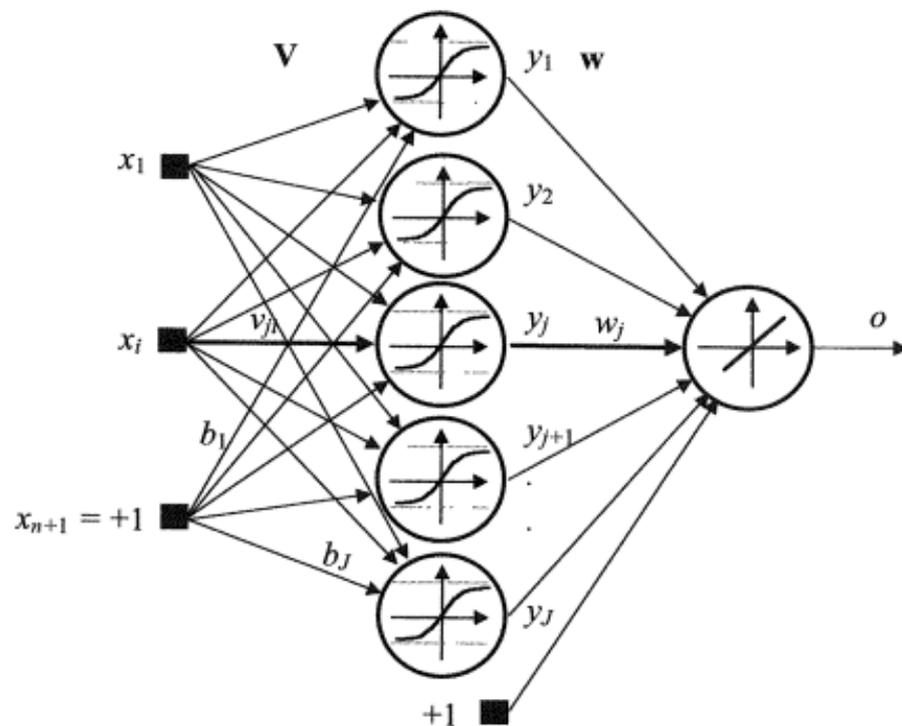


Рисунок 50 - Искусственная нейронная сеть с логистической функцией активации в первом слое и линейным выходом

Для моделирования использовалась двухслойная нейронная сеть с обратным распространением ошибки с сигмоидальной функцией активации в слое скрытых нейронов, число которых менялось. Выходной слой состоял из одного нейрона с линейной функцией активации (рисунок 50). Сеть обучалась по алгоритму Левенберга – Маркварта. Окно интерфейса представлено на рисунке 51.

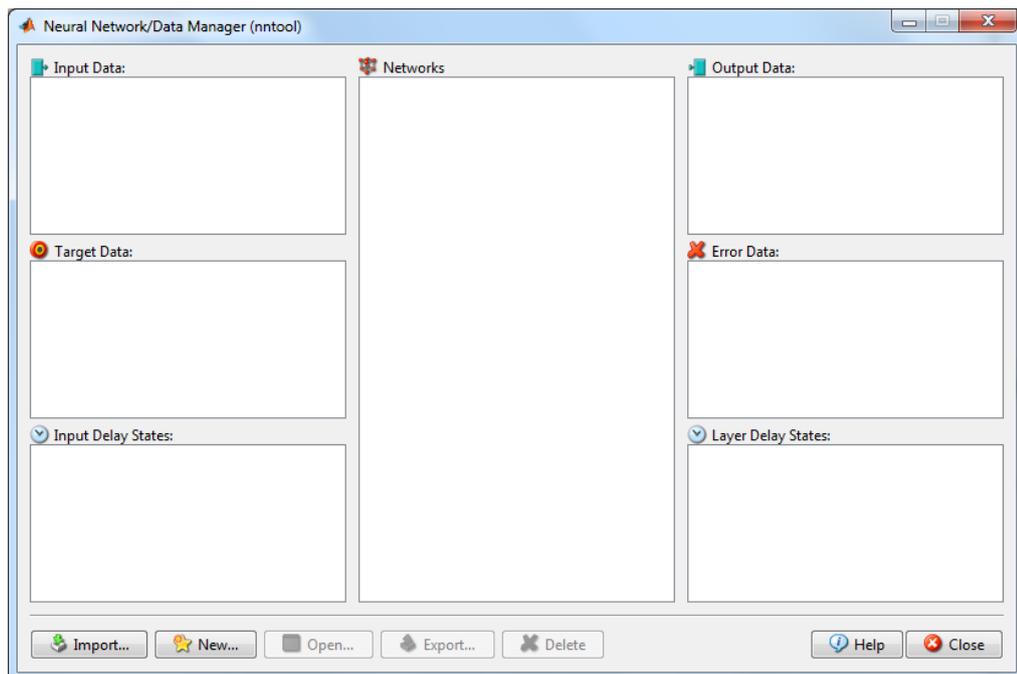


Рисунок 51 – Окно интерфейса подпрограммы Neural Network Matlab

### **Выводы по разделу:**

В разделе описаны результаты проведенного эксперимента. Получены и систематизированы данные по освещенности поверхности с грубой шероховатостью порядка  $Ra$  12,5 мкм и шероховатостью порядка  $Ra$  1,25 мкм.

В данном случае используются только два класса чистоты поверхности для сокращения объема собранной информацией. В данном случае проверяется возможность разделения полученных статистических параметров в зависимости от класса чистоты поверхности. Для двух поверхностей с разной шероховатостью получены цифровые снимки, представленные в разделе.

После соответствующих преобразований снимки проанализированы и получены для них статистические характеристики. Частотный анализ в результате преобразования Фурье и после вейвлет анализа с использованием

вейвлет Добеши на двух уровнях разложения для аппроксимирующего и детализирующего коэффициентов в горизонтальном, вертикальном и диагональном направлениях. Для каждого из коэффициентов собраны статистические параметры (средние значения, медиана, мода, квадратичное отклонение, размах). Эти данные систематизированы и проанализированы. Анализ показал, что параметры изображений для разных шероховатостей, статистически значимо отличаются друг от друга, и могут быть использованы в системах классифицирующих данные изображения по классам чистоты поверхности.

Для повышения чувствительности, степени градации, повышения точности диагностирования требуется собрать больше обучающих данных для формирования обучающей выборки для нейронной сети.

В рамках раздела приведено описание выбранной структуры нейронной сети. Показан пример ее архитектуры и расписаны параметры функции активации, а также алгоритмов обучения.

## Заключение

1. Выполнен анализ методов контактного и оптического контроля шероховатости поверхности для обеспечения автоматизации производства. Рассмотрены самые различные методы контроля. Проанализированы способы контроля шероховатости, основанные на оптических методах с использованием сложных оптических приборов. Проанализированы современные методы определения шероховатости с использованием цифровых изображений поверхности или отражений от контролируемой поверхности световых излучений различной природы и анализе параметров этих изображений. Рассмотрены современные методы анализа цифровых изображений контролируемой поверхности.

2. В результате теоретической проработки обосновано, что наиболее перспективным в условиях автоматизации производства является метод, основанный на оценке изображения отраженного излучения после ряда предварительных преобразований для получения заданных характеристик изображения.

3. Сделан обзор основных понятий, связанных с определением параметров шероховатости поверхности. Рассмотрены виды шероховатостей, которые задаются конструктором, определяются таблично, нормируются, зависят от способа обработки поверхности, условий эксплуатации. Разработана схема установки, ее монтаж, подготовлены образцы. Проанализированы полученные цифровые изображения после необходимых преобразований для получения набора статистических характеристик. Особенностью анализа цифровых изображений является использование методов частотного анализа метод анализа Фурье и вейвлет анализ.

4. Выбрана схема, связанная с тремя видами получения различных снимков. Первый - это непосредственно цифровое изображение контролируемой поверхности. Второй тип снимка - это изображение пятна от лазерного источника, направленного на контролируемую поверхность.

Направление источника излучения при этом может варьироваться. Третий тип снимка - это отражение лазерного луча от поверхности спроецированное на плоскость, перпендикулярную относительно оси контролируемой заготовки.

5. Представлена методика анализа полученного изображения. Предварительно полноцветный снимок преобразуется в формат серого с заданным уровнем градации серого цвета. После этого проводится анализ, который может быть чисто статистический, то есть построение профилей освещенности по пикселям в разных направлениях (по горизонтали, по вертикали) и получением профиля освещенности контролируемой поверхности. Второй тип анализа - вейвлет разложение. Из всего многообразия вейвлетов отобран вейвлет Добеши на двух уровнях разложения для него. Определяются коэффициенты аппроксимирующие и детализирующие. Последние определяются на двух уровнях, и для каждого уровня определяются коэффициенты для анализируемого сигнала по горизонтали снимка, по вертикали и по диагонали.

6. В разделе описаны результаты проведенного эксперимента. Получены и систематизированы данные по освещенности поверхности с грубой шероховатостью порядка  $Ra\ 12,5\ \mu\text{м}$  и шероховатостью порядка  $Ra\ 1,25\ \mu\text{м}$ .

7. Метод измерения может использоваться для дистанционного контроля шероховатости поверхности в технологических процессах в различных отраслях машиностроения (станкостроение, металлургия, автомобильная). Основные преимущества метода: точность измерения, бесконтактный контроль поверхности, интеграция средства контроля в системах сбора информации для автоматизированного анализа технологических процессов, высокое быстродействие.

## Список используемой литературы

1. Афонин В. Л. Интеллектуальные робототехнические системы [Текст] : курс лекций : учеб. пособие / В. Л. Афонин, В. А. Макушкин. - Москва : Интернет-Ун-т Информ. Технологий, 2005. - 200 с. : ил. - (Основы информационных технологий). - Библиогр.: с. 189-200. - ISBN 5-9556-0024-8 : 127-27.
2. Введение в математическое моделирование [Текст] : учеб. пособие для вузов / В. Н. Ашихмин [и др.]. - Гриф МО. - Москва : Логос, 2004. - 439 с. : ил. - (Новая университетская библиотека). - Библиогр.: с. 431-435. - Предм. указ.: с. 436-437. - Прил.: с. 417-420. - ISBN 5-94010-272-7 : 220-00.
3. Введение в математическое моделирование [Текст] : учеб. пособие для вузов / В. Н. Ашихмин [и др.] ; [под ред. П. В. Трусова]. - Гриф МО. - Москва : Логос, 2007. - 439 с. : ил. - (Новая университетская библиотека). - Библиогр.: с. 431-435. - Прил.: с. 417-430. - Предм. указ.: с. 436-437. - ISBN 978-5-98704-037-X : 232-10.
4. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей [Текст] : учеб. пособие по направлению "Прикладные математика и физика" / А. И. Галушкин. - Москва : Радиотехника, 2000. - 415 с. : ил. - (Нейрокомпьютеры и их применение ; кн. 1). - Федер. целевая прогр. "Гос. поддержка интеграции высш. образования и фундамент. науки на 1997-2000 годы".
5. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс ; пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа. - Москва : Техносфера, 2006. - 1070 с. : ил. - (Мир цифровой обработки). - Библиогр. в конце гл. - Предм. указ.: с. 1067-1070. - ISBN 5-94836-028-8 : 544-46.
6. ГОСТ Р 8.596-2002 ГСИ. Метрологическое обеспечение измерительных систем: Основные положения. М.: Изд-во стандартов, 2002-11с.

7. Дьяконов В. Математические пакеты расширения Matlab [Текст] : спец. справочник / В. Дьяконов, В. Круглов. - Санкт-Петербург : Питер, 2001. - 475 с. : ил. - (Справочник). - Алф. указ.: с. 467-475. - ISBN 5-318-00004-5 : 116-00.
8. Клаасен К.Б. Основы измерений. Электронные методы и приборы в измерительной технике. - М.: Постмаркет, 2014. 352 с.
9. Кравченко В. Ф. Алгебра логики, атомарные функции и вейвлеты в физических приложениях [Текст] : учеб. пособие для студ. вузов / В. Ф. Кравченко, В. Л. Рвачёв. - Гриф УМО. - Москва : ФИЗМАТЛИТ, 2006. - 415 с. : ил. - Библиогр.: с. 399-415, с. 398. - Прил.: с. 387-398. - ISBN 5-9221-0752-6 : 250-00.
10. Красильников А. Я. Метрология, стандартизация и сертификация: учебное пособие / А. Я. Красильников, А. М. Антимонов; ГОУ ВПО УГТУ–УПИ. Екатеринбург, 2003. 205 с.
11. Круглов В. В. Искусственные нейронные сети [Текст] : теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. - 2-е изд. - Москва : Горячая линия-Телеком, 2002. - 382 с. : ил. - Библиогр.: с. 377-378. - ISBN 5-93517-031-0 : 123-30.
12. Маханько А. М. Контроль станочных и слесарных работ: учебник для профессиональных учебных заведений / А. М. Маханько. Москва: Высшая школа: Академия, 2007. 286 с.
13. Методы компьютерной обработки изображений [Текст] : учеб. пособие для вузов / М. В. Гашников [и др.] ; под ред. В. А. Сойфера. - 2-е изд., испр. ; Гриф МО. - Москва : Физматлит, 2003. - 780 с. : ил. - Библиогр. в конце гл. - ISBN 5-9221-0270-2 : 326-55.
14. Никифоров А. Д. Взаимозаменяемость, стандартизация и технические измерения / А. Д. Никифоров. 4-е изд., перераб. и доп. Москва: Высшая школа, 2007. 510 с.
15. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] = Sieci neuronowe do przetwarzania informacji / С. Осовский ; пер. с пол. И. Д.

Рудинского. - Москва : Финансы и статистика, 2002. - 343 с. : ил. - Библиогр.: с. 330-339. - Предм. указ.: с. 340-343. - ISBN 5-279-02567-4 : 162-40. Ганевский Г. М. Допуски, посадки и технические измерения в машиностроении: учебник / Г. М. Ганевский, И. И. Гольдин. Москва: Академия, 2002. 288 с.

16. Рябов В.П., Позняк Е.С. Методы и средства измерений, испытаний и контроля. - М.: МУГП. - 2009. 157 С.

17. Серебrenицкий П. П. Краткий справочник станочника / П. П. Серебrenицкий, А. Г. Схиртладзе. Москва: Дрофа, 2008. 655 с.

18. Средства измерения, контроля и управления: каталог / сост. В. Н. Ярмушевская; ОАО ВНИИТЭМР. Москва: Каталог, 2004. 128 с.

19. Схиртладзе А. Г. Технологические процессы в машиностроении: учебник для вузов / А. Г. Схиртладзе, Е. В. Бондаренко. Москва: Высшая школа, 2007. 927 с.

20. Тартаковский Д.Ф., Ястребов А.С. Метрология, стандартизация и технические средства измерений: Учеб. для вузов. - М.: Высш. шк., 2012. 205 с.

21. Emam S. M., Sayyedbarzani A. Dimensional deviation measurement of ceramic tiles according to ISO 10545-2 using the machine vision//The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (2019) 100:1405–1418

22. Grzesik W., Brol S. Wavelet and fractal approach to surface roughness characterization after finish turning of different workpiece materials//Journal of materials processing technology 209 (2009) 2522–2531

23. GürcanSamtaş Measurement and evaluation of surface roughness based on optic system using image processing and artificial neural network// Int J AdvManufTechnol (2014) 73:353–364 DOI 10.1007/s00170-014-5828-1

24. Karabacak T. Large-Angle In-Plane Light Scattering from Rough Surfaces/ T.Karabacak, Y.Zhao, M.Stowe, B.Quayle, G.Wang, T.Lu// Applied

Optics.- 2000.-T.39.- №25.- C.4658-4668.- <http://ao.osa.org/abstract.cfm?id=62660>  
(11.05.2004)

25. Lo S., Chiu J., Lin H. Rapid measurement of surface roughness for face-milling aluminum using laser scattering and the Taguchi method. *Int J Adv Manuf Technol* 26, 1071–1077 (2005)

26. Masoud Pour Determining surface roughness of machining process types using a hybrid algorithm based on time series analysis and wavelet transform//*The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (2018) 97:2603–2619

27. Morala-Argüello P., Barreiro J., Alegre E. A evaluation of surface roughness classes by computer vision using wavelet transform in the frequency domain. *Int J Adv Manuf Technol* 59, 213–220 (2012) doi:10.1007/s00170-011-3480-6

28. Przemysław Oborski Developments in integration of advanced monitoring systems//*Int J AdvManufTechnol* (2014) 75:1613–1632 DOI 10.1007/s00170-014-6123-x, Cyber-physical integration . Smart manufacturing. Digital factory (DF). Digital twin. Manufacturing service

29. Quang-Cherng Hsu, Rui-Hong Development of a faster classification system for metal parts using machine vision under different lighting environments//*The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* (2019) 100:3219–3235

30. Shahabi H. H., Ratnam M. M. Assessment of flank wear and nose radius wear from workpiece roughness profile in turning operation using machine vision//*Int J Adv Manuf Technol* (2009) 43:11–21 DOI 10.1007/s00170-008-1688-x

31. Shahabi H. H., Ratnam M. M. Prediction of surface roughness and dimensional deviation of workpiece in turning: a machine vision approach//*Int J AdvManufTechnol* (2010) 48:213–226 DOI 10.1007/s00170-009-2260-z

32. SutingChena, Rui Fenga, Chuang Zhang, Yanyan Zhang Surface roughness measurement method based on multi-parameter modeling learning //Measurement Volume 129, December 2018, Pages 664-676
33. Tool condition monitoring by SVM classification of machined surface images in turning//Int J dvManufTechnol (2016) 83:1487–1502 DOI 10.1007/s00170-015-7441-3
34. Wang S. Portable laser roughometer/ S.Wang, J.Wu//Proceedings of SPIE.- 1998.-T.3558.- C.293-297.- <http://bookstore.spie.org/mdex.cfm?fuseaction=DetailPaper&ProductId=318404> (11.08.2003)