

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)
Кафедра МО ЭВМ

КУРСОВАЯ РАБОТА
ПО ДИСЦИПЛИНЕ «ПРОИЗВОДСТВЕННАЯ ПРАКТИКА НИР»
ТЕМА: РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ОПРЕДЕЛЕНИЯ НАПРАВЛЕНИЯ ДРЕВЕСНЫХ
ВОЛОКОН НА ТОРЦЕ МЕТОДАМИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Студентка гр. 8303

Каража Нахида.

Руководитель

Филатов А.Ю.

Санкт-Петербург

2023

ЗАДАНИЕ НА КУРСОВУЮ РАБОТУ

Студентка Каража Нахида.

Группа 8303

Тема практики: Разработка алгоритма определения направления
древесных волокон на торце методами компьютерного зрения

Содержание пояснительной записки:

«содержание», «введение», «постановка задачи», «результаты работы в
осеннем семестре», «описание предполагаемого метода решения», «план
работы на весенний семестр», «заключение», «список использованных
источников».

Дата выдачи задания: 01.11.2023

Дата сдачи реферата: 15.12.2023

Дата защиты реферата: 20.12.2023

Студентка гр. 8303

Каража Нахида

Руководитель

Филатов А.Ю.

АННОТАЦИЯ

Направление волокон влияет на прочность, стабильность и эстетический вид изделия. Методы компьютерного зрения для определения направления древесных волокон на торце полезными в научных исследованиях и разработках в области древесных материалов. Это может помочь лучше понять структуру и свойства древесины, разрабатывать новые методы обработки и использования материалов, а также оптимизировать производственные процессы. разработка алгоритма определения направления древесных волокон на торце методами компьютерного зрения имеет широкий диапазон применений, включая контроль качества, оптимизацию использования материалов, проектирование и строительство, реставрацию и исследования. Это помогает улучшить качество продукции, повысить эффективность и оптимизировать процессы в различных отраслях, связанных с древесными материалами.

SUMMARY

The direction of the fibers affects the strength, stability and aesthetic appearance of the product. Computer vision methods for determining the end grain direction of wood are useful in wood materials research and development. This can help to better understand the structure and properties of wood, develop new methods of processing and using materials, and optimize production processes. The development of an algorithm for determining the direction of wood grains at the end using computer vision methods has a wide range of applications, including quality control, optimization of material use, design and construction, restoration and research. This helps improve product quality, increase efficiency and optimize processes in various wood-based industries.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ	7
2. РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ В ОСЕННЕМ СЕМЕСТРЕ	8
2.1. План работы	8
2.2. Результаты работы в осеннем семестре	8
2.2.1. Сбор и подготовка данных	8
2.2.2. Улучшение контрастности изображения	8
3. ОПИСАНИЕ ПРЕДПОЛАГАЕМОГО МЕТОДА РЕШЕНИЯ	12
3.1. Используемые алгоритмы	12
3.2. Архитектура	13
3.3. Производительность	14
4. ПЛАН РАБОТЫ НА ВЕСЕННИЙ СЕМЕСТР	15
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	16
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	17

ВВЕДЕНИЕ

Древесина является одним из наиболее распространенных материалов, используемых в различных областях, включая строительство, мебельное производство и др. Качество и свойства древесины существенно зависят от направления волокон, которое влияет на ее прочность, устойчивость и эстетический вид. Определение направления волокон на торце древесного материала является важной задачей для контроля качества и оптимизации производства.

Традиционные методы определения направления волокон требуют визуальной оценки и экспертного мнения, что является трудоемким и субъективным процессом. В последние годы методы компьютерного зрения [2] стали все более распространенными в задачах анализа и обработки изображений, позволяя автоматизировать и улучшить процесс определения направления волокон.

Целью данного научного исследования является разработка алгоритма определения направления древесных волокон на торце методами компьютерного зрения. В основе алгоритма будут лежать методы обработки изображений, сегментации и анализа текстур, а также применение методов машинного обучения и глубокого обучения.

В процессе исследования планируется сбор данных, включающих изображения торцов древесного материала с различными направлениями волокон. Эти данные будут использоваться для обучения и проверки разработанного алгоритма. Также будут проведены эксперименты для определения оптимальных параметров алгоритма и оценки его эффективности.

Ожидается, что разработанный алгоритм позволит автоматизировать процесс определения направления волокон на торце древесного материала, снизить влияние человеческого фактора и улучшить точность и скорость определения. Это может иметь значительное практическое применение в областях, связанных с древесными материалами, включая производство мебели, деревянных конструкций и других изделий.

Результаты данного исследования могут способствовать оптимизации процессов производства древесных изделий, повышению качества продукции и снижению затрат. Кроме того, разработанный алгоритм может быть интегрирован в специализированные системы контроля качества или применяться в различных автоматизированных процессах, связанных с древесными материалами.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Цель работы – Разработка алгоритма определения направления древесных волокон на торце методами компьютерного зрения.

Для достижения цели необходимо выполнить следующие задачи:

- Сбор и подготовка данных.
- Предварительная обработка данных.
- Разработка алгоритма классификации определение направление древесных волокон.
- Сравнение результатов и выбор наиболее точный алгоритм классификации.

Объект исследования – Направления древесных волокон.

Предмет исследования – Методы DL для определения направления древесных волокон.

Практическая ценность работы – Ожидается, что разработанный алгоритм позволит автоматизировать процесс определения направления волокон на торце древесного материала, снизить влияние человеческого фактора и улучшить точность и скорость определения. Это может иметь значительное практическое применение в областях, связанных с древесными материалами, включая производство мебели, деревянных конструкций и других изделий. Результаты исследования могут иметь практическую значимость для различных отраслей, связанных с древесными материалами, и способствовать повышению качества продукции и оптимизации производственных процессов.

2. РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ В ОСЕННЕМ СЕМЕСТРЕ

2.1. План работы

Обработать изображения и изменить их цвета так, чтобы в центре внимания были волокна, что помогает в процессе обучения нейронной сети, получения точных результатов и более высокой точности. разработки и применения алгоритма к огромной базе данных. применение обучения более чем одному алгоритму классификации и сравнение результатов.

2.2. Результаты работы в осеннем семестре

2.2.1. Сбор и подготовка данных

Набор данных уже загружен и включает в себя 59193 изображений деревянных панелей в одной папке. Работа по их разделению на категории еще продолжается, на следующем рисунке показана часть образцов:



Рисунок 1 – Образцы из базы

2.2.2. Улучшение контрастности изображения

Улучшение контраста на этапе обработки данных, способствует лучшему выделению признаков, улучшенной различимости классов, снижению влияния шума и артефактов, а также улучшенному обучению моделей. Это приводит к более точному и эффективному определению направления древесных волокон на торце. Это поможет усилить различия между волокнами и фоном на изображении. Улучшение контраста является важным шагом при разработке алгоритма определения

направления древесных волокон на торце с использованием методов компьютерного зрения [1].

Вот несколько причин, почему улучшение контраста полезно в этом контексте:

Улучшение различимости классов: Улучшение контраста позволяет лучше различать и выделить древесные волокна. Это важно для классификации волокон по их направлению. Чем более контрастные и четкие изображения, тем легче модели классификации могут обнаружить и изучить различные особенности, связанные с направлением волокон.

Улучшенное обучение моделей: Улучшение контраста может быть полезным на этапе обучения моделей классификации и CNN [2]. Более контрастные изображения предоставляют более явные и выраженные признаки для обучения модели. Это может улучшить способность модели к обобщению и более точному определению направления волокон на новых, ранее не виденных изображениях.

Снижение влияния шума и артефактов: Изображения торцов могут содержать шум, артефакты или нежелательные особенности, которые могут затруднить процесс классификации. Улучшение контраста помогает снизить влияние таких шумов и артефактов на изображение, делая его более чистым и читаемым для модели. Это способствует повышению точности классификации древесных волокон.

был использован гистограммное выравнивание (Histogram Equalization), CLAHE.

гистограммное выравнивание (Histogram Equalization): Этот метод преобразует гистограмму изображения таким образом, чтобы распределение яркости стало более равномерным. Он позволяет увеличить контрастность изображения, делая темные области более темными и светлые области более светлыми. Гистограммное выравнивание является эффективным методом для улучшения контраста [5].

CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, адаптивное гистограммное выравнивание с ограничением контраста):

CLAHE является вариантом адаптивного гистограммного выравнивания, который разделяет изображение на маленькие блоки и применяет гистограммное выравнивание к каждому блоку индивидуально [3]. Однако, CLAHE дополнительно

вводит ограничение на контраст, чтобы избежать избыточной амплитуды усиления. Преимущества CLANE на этапе обработки данных для алгоритма определения направления древесных волокон могут включать:

Улучшенная локальная адаптивность: CLANE позволяет более точно управлять контрастом в различных областях изображения, особенно при наличии различных освещенных областей. Это может быть полезно для обработки изображений древесных волокон, где контраст может различаться в разных областях изображения [3].

Метод был применен к некоторым образцам изображений, и вот результаты:

Порядок слева: сначала естественное изображение, затем выровненное изображение, затем изображение CLANE.

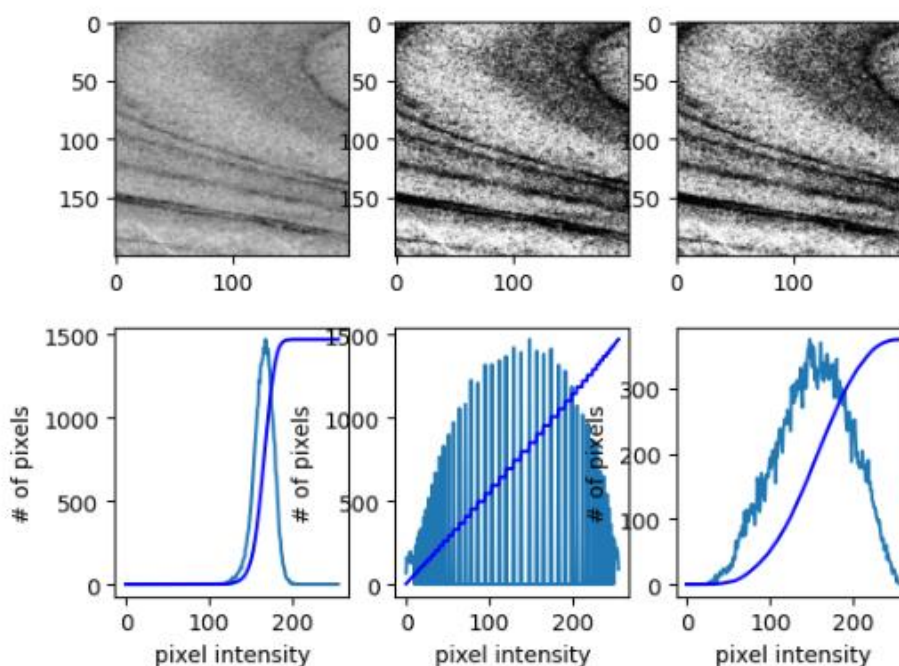


Рисунок 2 – Гистограмма исходного изображения, выравниваемого изображения и CLANE

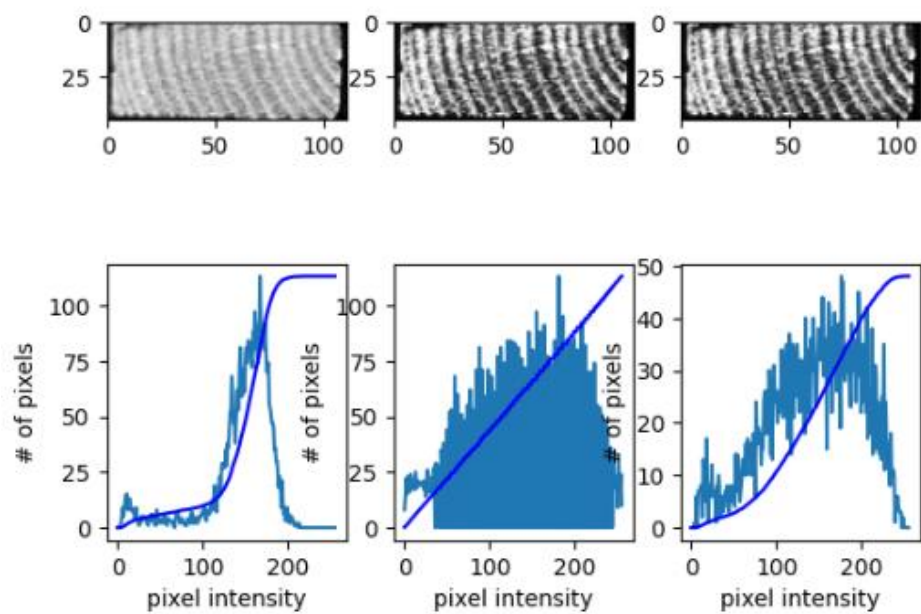


Рисунок 3 –Гистограмма исходного изображения, выравниваемого изображения и CLANE

3. ОПИСАНИЕ ПРЕДПОЛАГАЕМОГО МЕТОДА РЕШЕНИЯ

3.1. Используемые алгоритмы

Существует множество алгоритмов классификации, которые можно использовать, были выбраны два алгоритма: Resnet, Vgg19.

Алгоритм Resnet50 был реализован в предыдущем семестре. По следующей ссылке приведены результаты реализации [10].

Иллюстрация сетевой архитектуры модели VGG-19 в рисунке (2): conv означает свертку, FC означает полное подключение [6]:

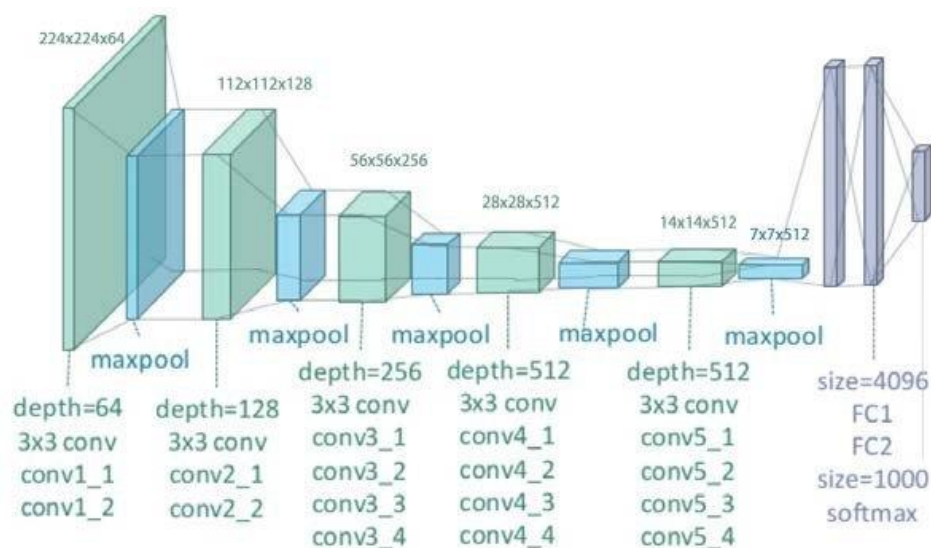


Рисунок 4 –Иллюстрация сетевой архитектуры модели VGG-19: conv означает convolution, FC означает fully connected.

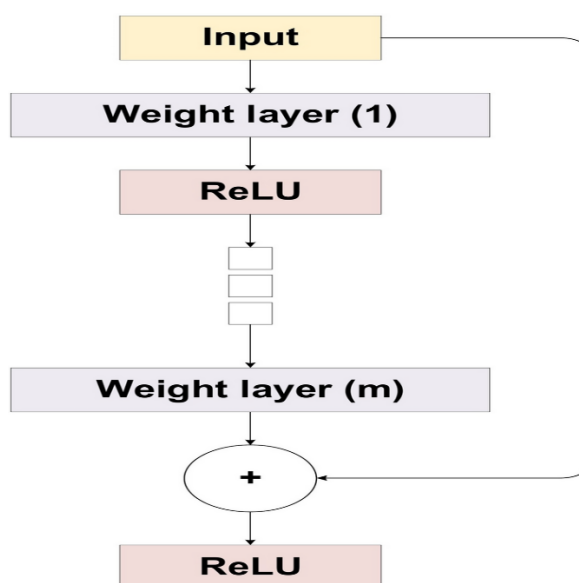


Рисунок 5 –Блок-схема ResNet

ResNet и VGG19 являются глубокими моделями, способными извлекать сложные и абстрактные признаки из изображений. Это может быть особенно полезным при классификации объектов с высокой степенью вариабельности. Обе модели имеют большое количество параметров и были успешно применены во многих задачах классификации изображений [9].

Оба алгоритма изначально были представлены для задачи классификации изображений на наборе данных ImageNet. ResNet показал себя лучше, чем VGG19, достигнув более высокой точности классификации при меньшей глубине сети. Однако производительность этих алгоритмов может варьироваться в зависимости от конкретной задачи и набора данных [9].

выбор между ResNet и VGG19 зависит от результатов экспериментов и тщательной оценки производительности каждой модели на наборе данных.

Основные отличия между ResNet и VGG19:

3.2. Архитектура

ResNet (Residual Network): ResNet представляет собой глубокую архитектуру, которая использует концепцию "residual blocks" для обучения глубоких моделей. Эта архитектура позволяет сети изучать различные уровни абстракции путем добавления "skip connections", которые обходят несколько слоев. Это помогает решить проблему затухания градиента и улучшить обучение глубоких моделей [8].

VGG19 (Visual Geometry Group): VGG19 является ещё более глубокой архитектурой, состоящей из 19 слоев, включая сверточные слои и полносвязные слои. Он характеризуется простой и однородной структурой, где каждый сверточный слой имеет фиксированное ядро размером 3x3 и после каждого сверточного слоя следует слой пулинга (обычно с размером пула 2x2) [7].

Глубина и количество параметров:

ResNet: ResNet имеет более глубокую архитектуру и варианты, такие как ResNet-50 и ResNet-101, имеют примерно 50 и 101 слой соответственно. Благодаря использованию "skip connections" ResNet может обучаться глубже без потери

производительности. Однако, увеличение глубины модели также увеличивает количество параметров, что может потребовать больше ресурсов для обучения [8].

VGG19: VGG19 также является глубокой моделью, состоящей из 19 слоев. Она имеет большее количество параметров по сравнению с ResNet, поскольку каждый сверточный слой имеет свои веса. Более высокая глубина модели может быть полезна для извлечения более сложных признаков из изображений [7].

3.3. Производительность

ResNet: ResNet часто показывает хорошую производительность в задачах классификации изображений, особенно когда у вас есть большой набор данных. Он обычно обучается быстрее, чем VGG19, благодаря использованию "skip connections" и более эффективной архитектуре [8].

VGG19: VGG19 также может достичь высокой точности классификации изображений, особенно на небольших наборах данных. Однако, обучение VGG19 может занять больше времени и требовать больше ресурсов из-за большего количества параметров [7].

4. ПЛАН РАБОТЫ НА ВЕСЕННИЙ СЕМЕСТР

По результатам выполнения заданий осеннего семестра был составлен план работы на весенний семестр:

- ❖ Разделение и подготовку набора данных.
- ❖ Применение выбранных алгоритмов классификации к набору данных после их обработки и улучшить контрастности изображения.
- ❖ Выбирать алгоритм с наиболее точными результатами.
- ❖ Создать документацию по обработке данных и результатов.
- ❖ Написать пояснительную записку, сделать презентацию и подготовиться к защите диплома.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения учебной практики были применены методы предварительной обработки изображения и повышения их контрастности, а также выбраны и сравнены два подходящих алгоритма классификации.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Анализ эффектов повышения контрастности гистограммы [электронный ресурс]. Url: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-effektov-povysheniya-kontrastnosti-gistogrammy>. (дата обращения 01.11.2023)
2. Szeliski, R. Computer vision: algorithms and applications. Springer Science & Business Media, 2010. . (дата обращения 5.11.2023)
3. Foundations of machine learning. [электронный ресурс]. Url: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7120840>. (дата обращения 5.11.2023)
4. [электронный ресурс]. Url: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-effektov-povysheniya-kontrastnosti-gistogrammy>. (дата обращения 20.11.2023)
5. [электронный ресурс]. Url: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050923014539>. (дата обращения 20.11.2023)
6. [электронный ресурс]. Url: https://www.researchgate.net/publication/325137356_Breast_cancer_screening_using_convolutional_neural_network_and_follow-up_digital_mammography. (дата обращения 15.11.2023)
7. Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition; 2014. arXiv preprint arXiv:1409.1556. . (дата обращения 06.11.2023)
8. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition; 2016. p. 770–8. . (дата обращения 06.11.2023)
9. [электронный ресурс]. Url: <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-021-00444-8>. (дата обращения 20.11.2023)
10. Исходный код: https://github.com/Nahida-Karaja/Research3/blob/main/RESEARCH_KARAJA.ipynb.
11. Исходный код: https://github.com/Nahida-Karaja/Research3/blob/main/pre_processing.ipynb.