



ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ЗАДАЧАХ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДЕФЕКТОВ НА ПИЛОМАТЕРИАЛАХ ПО ИЗОБРАЖЕНИЮ

В статье рассматриваются интеллектуальные способы обнаружения дефектов на пиломатериалах. Представлено описание нейросетевого подхода, основанного на цвете и яркости. На примере изображения с камеры продемонстрированы показатели здоровой древесины и древесины с дефектом. Благодаря данным о расположении пикселей и их информационной составляющей, нейронная сеть сможет составить карту расположения дефекта, определить его геометрическую форму и отнести его к тому или иному виду. По результатам обработки свыше одной тысячи экспериментальных данных сделан вывод, что для достижения наилучшего результата в распознавании дефектов на пиломатериалах необходимо комбинировать рассмотренные способы.

Нейронные сети, пиломатериалы, дефектоскопия, интеллектуальные системы, машинное зрение, яркость изображения, поиск на изображении, дефекты пиломатериалов.

Управление технологическими процессами в деревообрабатывающей отрасли является перспективным направлением повышения эффективности труда. Благодаря внедрению современных компьютерных методов управления в различные сферы производственной деятельности удается существенно повысить показатели производительности, а также значительно улучшить качество готовой продукции.

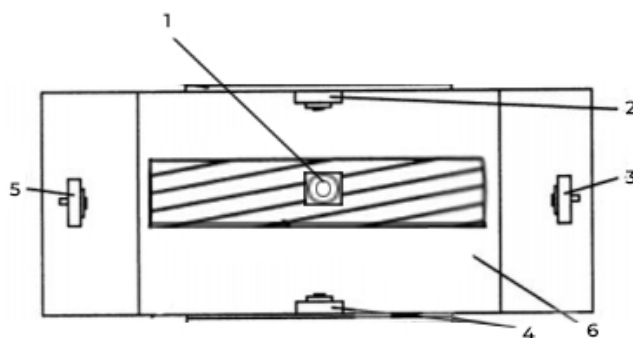
На многих деревообрабатывающих предприятиях работа по сортировке пиломатериалов осуществляется сотрудниками без применения специализированного программного обеспечения. Высокий процент брака объясняется человеческим фактором. Существует разброс в оценке разными работниками продукции. Большое разнообразие пороков древесины создает сложность в процессе формализации дефектов, отчего на обработку каждого экземпляра затрачивается большее количество времени. Стоит учитывать и ряд изменяющихся условий внутри деревообрабатывающих цехов: различная освещенность, влажность, температура, запыленность помещения.

Существуют современные методы автоматического обнаружения дефектов на пиломатериале: акустические, магнитные, гамма-дефектоскопия. Данные способы основываются на измерении плотности древесины. Они довольно точно определяют наличие определенного порока, но сталкиваются с трудностями при определении размеров. Усложняющими факторами также будут являться анизотропия, нестабильность и неоднородность физико-механических свойств древесины. Один и тот же дефект может иметь разные показатели при рассмотрении разных пород дерева.

В работе используются методы системного анализа, математического моделирования, математической статистики, теории принятия решений, методы оптимизации и системного анализа, методы и теории компьютерного зрения, объектно-ориентированного про-

граммирования, теории нейронных сетей и теории машинного обучения. Классифицирование продукции выполняется в соответствии с ГОСТ 2140-81 «Видимые пороки древесины, классификация, термины и определения, способы измерения».

Рассмотрим применение нейросетевых подходов при определении дефектов на изображениях, полученных с камер. Ленточный конвейер оборудован цифровыми камерами с высоким разрешением съемки. Зададим направление съемки перпендикулярно торцевым частям, вдоль центральной оси, сверху. Пример расположения камер на рисунке 1.



*Рис. 1. Расположение камер, вид сверху:
 1–5 – камеры, 6 – ленточный конвейер*

Для дальнейшей работы необходимо провести обработку изображения. Это может быть кадрирование, разделение по кадрам, склеивание в один кадр, операции преобразования цветовых пространств, уменьшение шумов, изменение яркости, контрастности и некоторые другие.

Процесс распознавания дефектов человеком прост и понятен. Но как этот процесс будет осуществлять машина? Для этого необходимо выделить ряд вычисляемых критериев, которые возможно получить с изображения.

Каждый пиксель изображения имеет значение цвета и яркости. Цвет определяется палитрой RGB (red, green, blue). Яркость – значением отражаемого от поверхности света. Для каждого порока, требующего для определения только таких параметров, опытным путем установлены пороговые значения этих величин. С учетом введения количественного признака, система сможет находить целые области на изображении, где пиксели не соответствуют заявленной норме. Для более точного определения вида дефекта необходимо добавить еще один критерий – геометрическую форму, которую будут образовывать пиксели определенного цвета и яркости. Использование всех признаков при обучении системы будет давать более точные результаты при определении дефекта.

Для примера рассмотрим изображение с сучком. Возьмем данные о пикселях с ровного участка и непосредственно в месте дефекта. На рисунке 2 белым обозначены точки в местах с дефектами, а черным точки здоровой древесины.

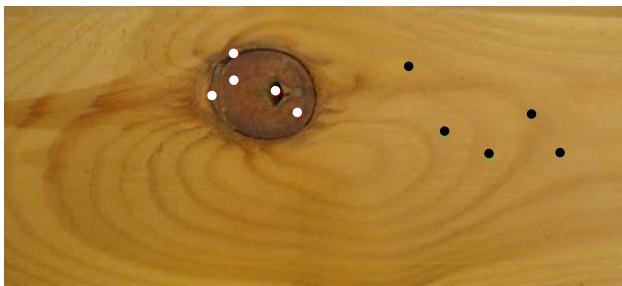


Рис. 2. Изображение доски с дефектом «сучок»

Компьютер воспринимает цветное изображение как набор числовых данных. Координаты пикселя обозначаются как «x» и «y», эта информация нужна для определения конкретного местонахождения пикселя на всем изображении. В совокупности координаты образуют двумерный массив.

Каждый пиксель содержит разное количество каналов. В цветной модели RGB канала будет три. Они обозначаются как «R» – red (красный), «G» – green (зеленый) и «B» – blue (синий). Каждый цветовой канал имеет значение от 0 до 255. Каждое из этих значений представляется в двоичном виде, прежде чем компьютер сможет понять изображение. Если изображение представлено в монохромном виде, то три значения цвета будут одинаковыми, изменяться будет лишь показатель яркости – «brightness».

В информационных сводках на рисунках 3 и 4 указываются следующие параметры: значения цветов (R, G, B), HSB (H – насыщенность, S – оттенок, B – яркость), координаты (x, y). Показатели насыщенности и оттенка для работы нейронной сети не используются. Данные о трех пикселях с участков, где расположены дефекты, продемонстрированы на рисунке 4, на рисунке 3 – информация о трех пикселях из здоровых участков древесины. Рассмотрим показатели цвета и яркости.

Сравним показатели цвета пикселей. В точках без дефектов содержание красного цвета в пикселе (R) составляет 177, 186 и 184. Остальные показатели цветов также не обладают значительным разбросом и соответствуют значениям нормы, определенной для

каждого цвета в ходе анализа нескольких тысяч изображений с пиломатериалами. Для дефекта «сучок» значение красного цвета может варьироваться от 165 до 200, для зеленого – от 125 до 150, для синего – от 40 до 60. Для каждого вида дефектов определены тенденции граничных значений цветов, что помогает системе определять тот или иной порок. Стоит заметить, что окрас у здоровой древесины ровный и резкого перепада среди значений у соседних пикселей быть не может. Такое изменение цветового диапазона будет распознаваться системой как аномальное отклонение.

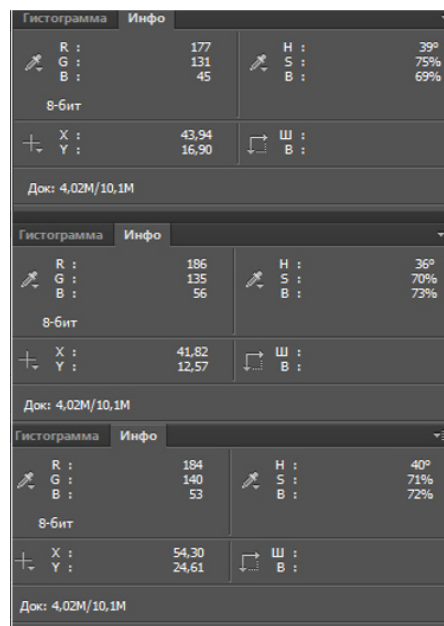


Рис. 3. Информация о пикселях с изображения в здоровых участках

Содержание показателей цветов на рисунке 4 в точках расположения видимого дефекта подвержено значительному разбросу. Практически все показатели далеко от установленной нормы. Это соответствует неоднородности цвета пиломатериала.

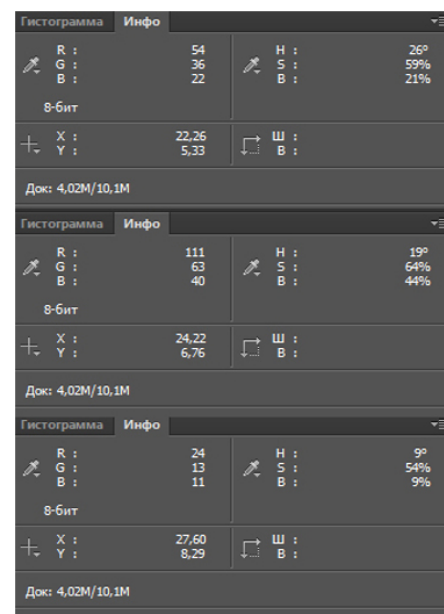


Рис. 4. Информация о пикселях изображения в местах дефекта

Не трудно заметить, что значения яркости на участках без дефекта значительно выше. Все они расположены в районе 70 %. На участке с дефектом мы наблюдаем очень низкие показатели, что соответствует значительному затемнению участка изображения.

Благодаря данным о расположении пикселей (координатам x и y) нейронная сеть сможет составить карту расположения дефекта, определить его геометрическую форму и отнести его к тому или иному виду.

Гистограмма изображения (рис. 5) – график, на котором отображена информация о том, насколько часто в анализируемой фотографии встречаются пиксели, яркость которых принадлежит определенному значению диапазона яркостей. Если график смещается вправо, то наблюдается увеличение яркости на изображении. Смещение влево свидетельствует о снижении яркости. При помощи применения гистограммы можно уменьшить время ответа системы на обработку изображения. Необходимо осуществить работу с монохромным изображением, где вместо 3 цветных каналов по 256 входов, система будет обрабатывать 1 канал с 256 входами.

Учитывая, что условия освещения при съемке одинаковые, были подобраны допустимые средние значения для здоровой древесины. На рисунке 6 рассмотрим график гистограммы участка с дефектом.

Как и следовало ожидать, график гистограммы участка с дефектом будет смещен влево относительно центра. А значит, он содержит значительно больше темных пикселей по сравнению со здоровым участком. Такой принцип сокращает время на поиск области дефекта, но не может обеспечить определение его вида.

По результатам обработки свыше одной тысячи экспериментальных данных сделан вывод, что для достижения наилучшего результата в распознавании дефектов на пиломатериалах необходимо комбинировать рассмотренные способы. При помощи гистограммы определять вероятные места образования дефектов, а при детальном анализе цвета, яркости и формы определять виды имеющихся дефектов. На данном этапе нейронная сеть находится в процессе самообучения с заданными параметрами. Регулярное пополнение тестовыми фотографиями с производства позволяет повышать точность работы системы.

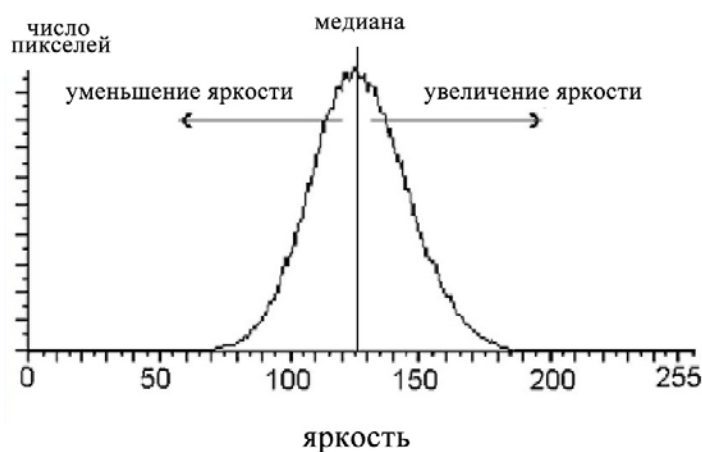


Рис. 5. Гистограмма яркости пикселей изображения

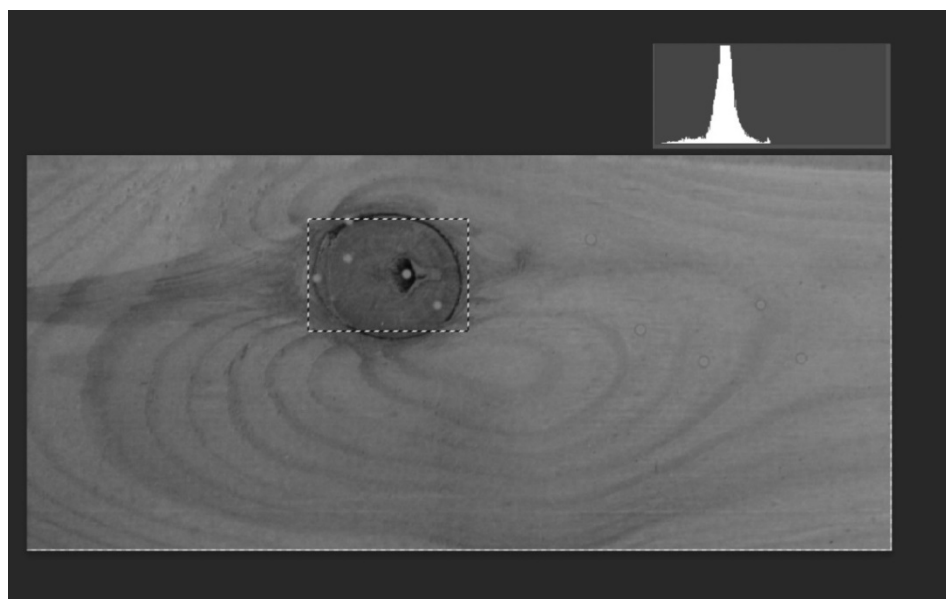


Рис. 6. Гистограмма выделенного участка с дефектом

Литература

1. Gosthelp: ГОСТ 2140-81 : официальный сайт. – URL: <https://gosthelp.ru/text/gost214081vidimuyeporokidr.html/> (дата обращения: 06.10.2023). – Текст : электронный.
2. Барский, А. Б. Логические нейронные сети / А. Б. Барский. – Москва : Бином, 2013. – 352 с.
3. Саак, А. Э. Информационные технологии управления: учебник для вузов / А. Э. Саак. – Санкт-Петербург : Питер, 2010. – 320 с.
4. Галушкин, А. И. Нейронные сети: основы теории / А. И. Галушкин. – Москва : ГИТ, 2012. – 496 с.

D.A. Kudryashov, A.A. Sukonshchikov
Vologda State University

APPLICATION OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES WHEN SOLVING PROBLEMS ON LUMBER DEFECTS IDENTIFICATION BY IMAGE

The article discusses ways to automate the detection of defects in lumber. A description of the neural network approach based on color and brightness is presented. Using an example of a camera image, the indicators of healthy wood and wood with defects are demonstrated. Thanks to the data on the location of the pixels and their information component, the neural network will be able to create a map of the location of the defect, determine its geometric shape and assign it to one type or another. Based on the results of processing over one thousand experimental data, it was concluded that in order to achieve the best result in recognizing defects in lumber, it is necessary to combine the considered methods.

Neural networks, lumber, flaw detection, intelligent systems, machine vision, image brightness.