

Д.М. Логунова, А.М. Володина, Е.В. Курнасов, С.К. Кириллов, Н.Д. Тонконоженко
МИРЭА – Российский технологический университет,
119454, Проспект Вернадского, д. 78, Москва, Россия

ПРИМЕНЕНИЕ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ПРОИЗВОДСТВЕ ГИТАР ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ДЕФЕКТОВ ПРОДУКЦИИ И АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ПОДБОРА ПАР ЗАГОТОВОК

D.M. Logunova, A.M. Volodina, E.V. Kurnasov, S.K. Kirillov, N.D. Tonkonozhenko
MIREA – Russian Technological University,
119454, Vernadsky ave., bld. 78, Moscow, Russia

THE USE OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS IN THE MANUFACTURE OF GUITARS TO IDENTIFY PRODUCT DEFECTS AND AUTOMATED SELECTION OF PAIRS OF BLANKS

В статье представлена информационно-аналитическая система, обеспечивающая автоматизированный контроль качества деревянных заготовок на производстве гитар с помощью технологий машинного зрения и нейронных сетей. Рассмотрены ключевые компоненты системы, ориентированные на обнаружение брака продукции и автоматизированный подбор пар заготовок с совпадающим рисунком древесины. Приведены результаты работы модуля анализа изображений, использующего для выявления дефектов продукции нейронные сети с архитектурами YOLO и EfficientNet. Показано, что предложенный способ контроля качества продукции позволит в значительной мере исключить субъективный человеческий фактор при выявлении дефектов и подборе заготовок гитар. Представлены алгоритмы и фрагменты программной реализации системы, которые могут быть интегрированы с действующими на производстве SCADA- и MRP-системами.

Ключевые слова: нейронные сети, информационно-аналитические системы, автоматизация производства, деревообрабатывающая промышленность, машинное зрение, контроль качества продукции.

The article presents an information and analytical system that provides automated quality control of wooden blanks in the manufacture of guitars using machine vision technologies and neural networks. The key components of the system focused on the detection of defective products and the automated selection of pairs of blanks with a matching wood pattern are considered. The results of the image analysis module, which uses neural networks with YOLO and EfficientNet architectures to detect product defects, are presented. It is shown that the proposed method of product quality control will significantly eliminate the subjective human factor in identifying defects and selecting guitar blanks. Algorithms and fragments of the software implementation of the system are presented, which can be integrated with SCADA and MRP systems operating in production.

Keywords: neural networks, information and analytical systems, production automation, woodworking industry, machine vision, product quality control.

Введение

На сегодняшний день степень автоматизации на производствах музыкальных инструментов, таких как гитары, может сильно различаться. На предприятиях, где изготавливают инструменты премиального качества, специалисты выполняют почти все технологические операции вручную, в то время как фабрики массового и крупносерийного производства используют транспортные конвейерные линии и современные деревообрабатывающие станки с числовым программным управлением. В основном средства автоматизации, внедряемые на производства, направлены на сокращение ручного труда на этапах механической обработки древесины и транспортировки заготовок между единицами технологического оборудования. Контроль качества исходных материалов на данный момент остаётся на уровне визуальной оценки или измерения необходимых параметров при помощи специализированных инструментов оператором вручную.

Несмотря на то, что автоматизированный контроль качества уже успешно применяется на других деревообрабатывающих производствах, на фабриках по производству гитар автоматизация на данном этапе отсутствует. Такой подход повышает риск накопления дефектов, что приводит к изготовлению инструментов из некачественных материалов и несёт в себе финансовые и репутационные риски. Цель работы: для решения данной проблемы предлагается автоматизировать процесс контроля качества деревянных заготовок на производстве гитар с помощью технологий машинного зрения и нейронных сетей. С учётом всё большего числа областей успешного применения нейронных сетей [1-9], такой подход позволит осуществлять своевременное выявление дефектов деревянных заготовок на начальных этапах производства и снизит вероятность появления брака на последующих.

1. Постановка задачи автоматизации процесса контроля качества изготовления корпусов гитар на различных стадиях производства

Корпус гитары состоит из двух основных частей – дека (верхняя и нижняя) и обечайки. Дека представляет собой плоскую деревянную пластину, формирующую верхнюю или нижнюю часть корпуса и влияющую на акустические характеристики инструмента. Обечайками называют изогнутые боковые стенки корпуса, соединяющие верхнюю и нижнюю деки и задающие общую форму инструмента [10].

Каждый этап производства гитар, начиная с выбора материалов и заканчивая финальной отделкой, оказывает непосредственное влияние на конечный результат – качество звучания и внешний вид инструмента.

На рис. 1, в качестве примера, приведена последовательность выполнения технологических операций, которую целесообразно рассматривать для автоматизации процессов контроля качества изготовления корпусов гитар.

На каждом этапе выполнения технологической операции существует вероятность обнаружения брака, связанного с природными свойствами древесины и с особенностями механического и термического воздействия.

К числу наиболее распространенных дефектов древесины относятся:

- сучки – участки, образующиеся в местах выхода ветвей;
- трещины – разрывы структуры древесины, возникающие при сушке или механическом воздействии;
- вмятины – локальные деформации поверхности вследствие давления или удара.

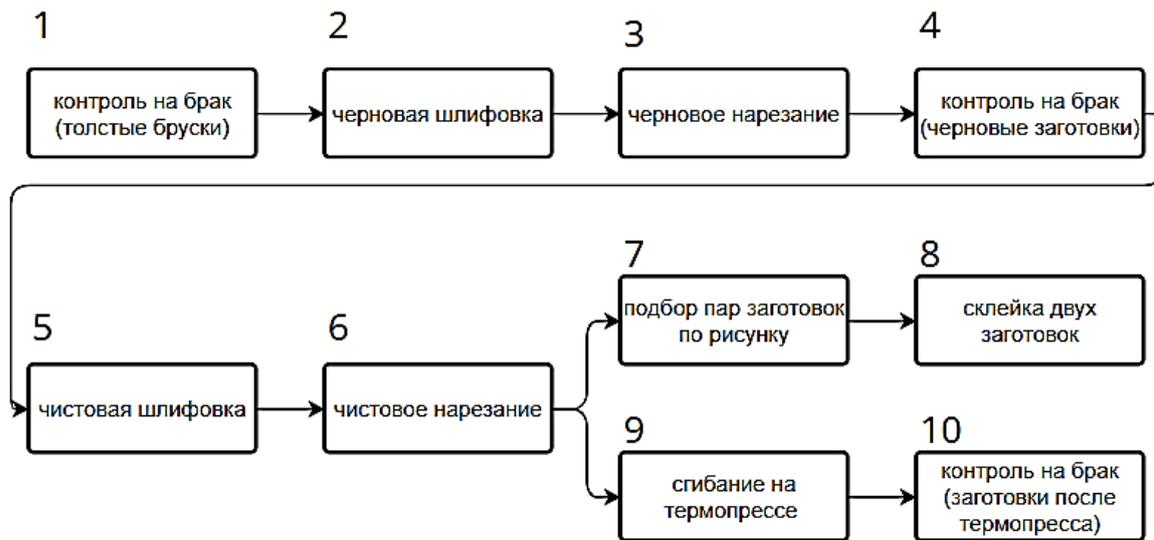


Рисунок 1 – Последовательность технологических операций для изготовления корпусов гитар

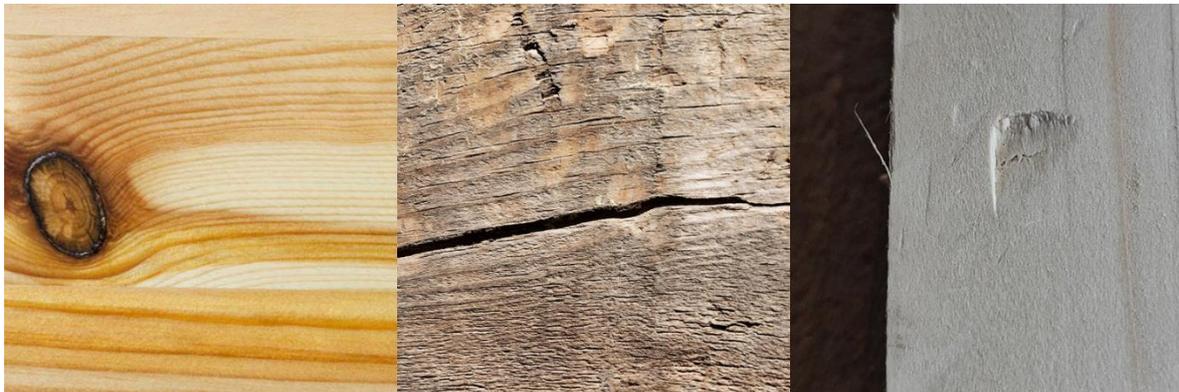


Рисунок 2 – Наиболее распространенные дефекты древесины

Существующие системы на производстве в настоящее время не содержат функционала поиска дефектов, и отбраковка происходит вручную даже на больших фабриках. Именно поэтому актуальной задачей является автоматизация прежде всего процесса обнаружения заготовок гитар, несоответствующих стандартам качества, с помощью нейронной сети, обученной для выявления дефектов.

Кроме этого, необходимо также автоматизировать процесс подбора пар заготовок с совпадающим рисунком древесины, поскольку при изготовлении каждой деки, состоящей из двух совмещаемых вместе деревянных заготовок, требуется обеспечить не только геометрическую симметрию, но и соответствие природного рисунка древесины. Совпадение текстуры поверхностей определяет эстетическую составляющую корпуса и воспринимаемое качество готового инструмента. На производствах гитар среднего и высокого ценового сегмента данная операция выполняется мастером на основе субъективной визуальной оценки [11].

Одним из наиболее эффективных подходов к решению таких задач является внедрение предлагаемой нами информационно-аналитической системы, способной обеспечить анализ изображений заготовок на этапах производства 1, 4 и 10 (в соответствии с рисунком 1) и автоматизировать подбор пар с максимально схожим рисунком и текстурой древесины на седьмом этапе 10 (в соответствии с рисунком 1).

2. Реализация информационно-аналитической системы

Архитектура информационно-аналитической системы (в соответствии с рисунком 3) построена по модульному принципу, основные компоненты которой обеспечивают сбор, обработку и анализ данных, а также взаимодействие с производственными системами и оператором. Модуль приёма изображений информационно-аналитической системы реализует захват кадров с камер машинного зрения и их передачу по протоколу GigE Vision и формирует буфер изображений для последующего анализа. Модуль анализа использует нейронные сети, реализованные с помощью фреймворка PyTorch, а также инструменты библиотеки OpenCV для детектирования и классификации дефектов деревянных заготовок. Результаты анализа передаются в модуль сбора и обработки данных, где сохраняются в базе данных на SQL сервере. Для визуализации и отчётности используется модуль отображения информации, написанный на JavaScript, и модуль формирования отчётов, реализованный на языке Python при помощи специализированных библиотек. Обмен сообщениями между компонентами системы осуществляется через брокер RabbitMQ. Для интеграции с производственными системами (SCADA, MRP) реализован модуль взаимодействия, использующий OPC UA клиент и шаблон Data Mapper, обеспечивающий передачу данных о производственных показателях.

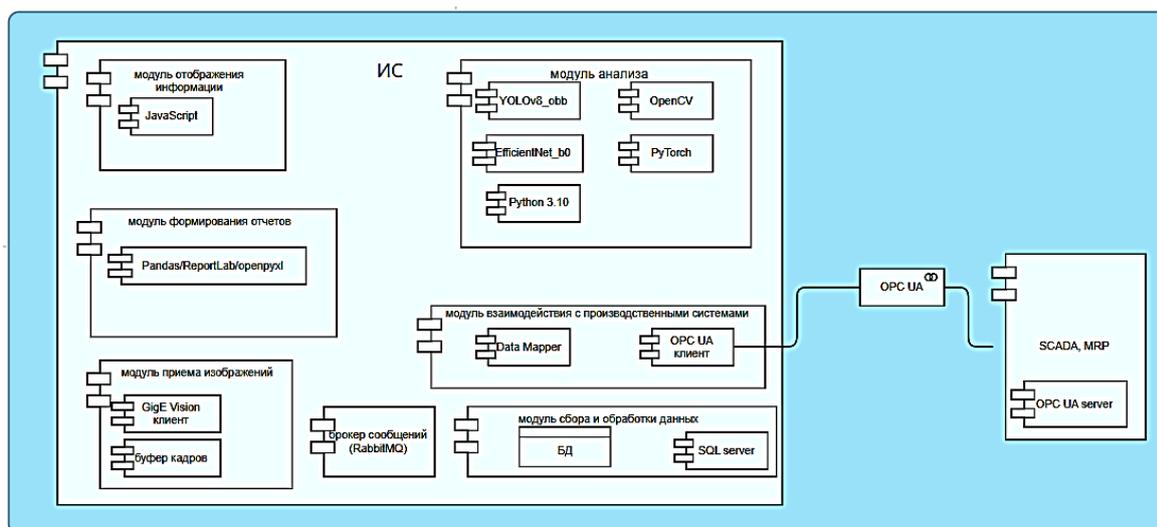


Рисунок 3 – Архитектура системы – программный слой

Для реализации модуля анализа, отвечающего за автоматизированное выявление дефектов деревянных заготовок, была выбрана нейросеть архитектуры YOLO. YOLO относится к семейству одноэтапных детекторов объектов – выполняет распознавание в едином свёрточном проходе [12]. Модели YOLO сочетают высокую скорость обработки изображений, возможности работы в реальном времени и относительно низкую вычислительную нагрузку, что делает их подходящими для внедрения в производственные системы.

Сбор данных для обучения модели осуществлялся вручную. Полученный набор изображений содержал в себе как деревянные панели с дефектами, так и без них для разнообразия данных и для устойчивости модели к вариациям внешних условий.

Для разметки изображений использовался специализированный инструмент CVAT (Computer Vision Annotation Tool), развёрнутый с применением технологии

Docker Compose. CVAT представляет собой веб-ориентированный инструмент для аннотирования данных, который поддерживает различные форматы экспорта, включая специфические структуры для обучения нейросетевых моделей. Интерфейс CVAT позволил создавать ограничивающие рамки (bounding boxes) вокруг участков с дефектами и назначать им соответствующие классы.

Для обучения YOLO требуется определённый формат данных. Датасет разделён на три подмножества: train, validation и test. Подмножество train используется непосредственно для обучения модели, validation – для контроля процесса обучения и подбора гиперпараметров, test – для независимой итоговой оценки точности. Каждое изображение в датасете сопровождается текстовым файлом, содержащим координаты ограничивающих рамок и метки классов.

В качестве модели использовалась YOLO-OBV (Oriented Bounding Box). В отличие от классической YOLO, которая ограничивается прямоугольными рамками, YOLO-OBV позволяет предсказывать повернутые ограничивающие рамки. Это критически важно для анализа деревянных заготовок, поскольку многие дефекты (например, трещины) имеют выраженную наклонную ориентацию. Обучение модели выполнялось в среде Python с использованием библиотеки Ultralytics, которая предоставляет удобные средства для конфигурации параметров обучения, мониторинга метрик и оценки результатов.

На рис. 4 представлены результаты обучения модели YOLOv8n-OBV для задачи обнаружения дефектов деревянных заготовок. Основными показателями качества являются Precision (P), Recall (R) и интегральные метрики mAP@50 и mAP@50-95. Значение Precision характеризует долю корректных предсказаний среди всех найденных объектов, Recall отражает полноту детекции, а mAP (mean Average Precision) оценивает совокупную точность модели при различных порогах пересечения областей (IoU).

Для класса knot (сучки) наблюдается высокая точность (P=0,794), полнота (R=0,9) и метрика mAP@50 (0,904), что свидетельствует о надёжной работе модели на данном типе дефекта. Для классов crack (трещины) и dent (вмятины) показатели ниже: Recall=0,5 для трещин и 0,69 для вмятин, что указывает на трудности при выявлении этих дефектов из-за их природных особенностей (нечёткие контуры, отсутствие контрастности) и возможного недостатка изображений для датасета.

YOLOv8n-obv summary (fused): 81 layers, 3,077,804 parameters, 0 gradients, 8.3 GFLOPs							
Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95):	
all	29	152	0.759	0.697	0.755	0.513	
knot	20	30	0.794	0.9	0.904	0.734	
crack	16	80	0.703	0.5	0.595	0.203	
dent	18	42	0.781	0.69	0.765	0.603	

Рисунок 4 – Результаты обучения модели YOLOv8n-OBV

Изображения на рисунках 5 и 6 отображают результат задачи обнаружения дефектов. Дополнительно система решает задачу автоматизированного подбора пар деревянных заготовок для изготовления дек. Для этого применяются свёрточные нейросети, используемые в качестве экстракторов признаков. В частности, использовалась модель Efficient-Net-B0, в которой применяется метод compound scaling, обеспечивающий одновременное масштабирование глубины, ширины и разрешения входных изображений.

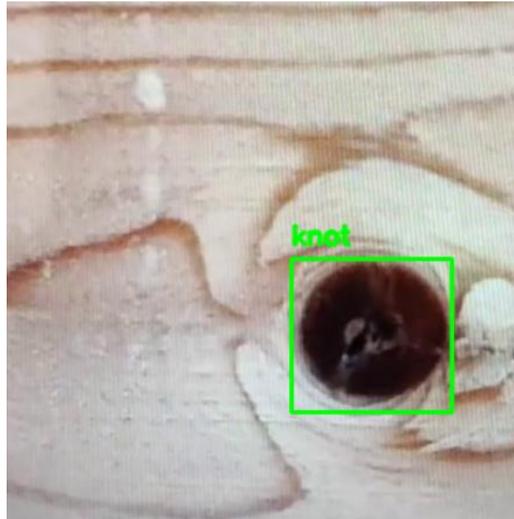


Рисунок 5 – Обнаружение дефекта класса «сучок»

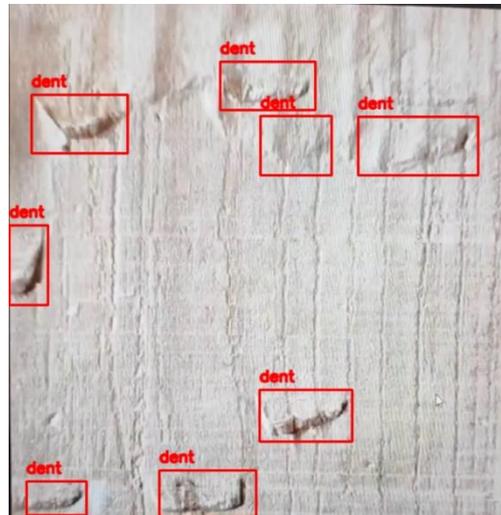


Рисунок 6 – Обнаружение дефекта класса «вмятина»

Архитектура EfficientNet строится на блоках MBConv, включает слои типа inverted residual и модули Squeeze-and-Excitation, что позволяет достигать высокой точности при сравнительно небольшом числе параметров и вычислительных затрат. Модель использовалась для преобразования изображения в вектор признаков высокой размерности, отражающих текстурные, цветовые и структурные особенности древесины.

На этапе предобработки изображения нормализуются и приводятся к единому размеру с использованием стандартных методов библиотеки torchvision. Полученные векторы признаков нормализуются и сравниваются с применением метрик близости (например, косинусного расстояния). На основе матрицы попарных сходств автоматически формируются пары изображений с наибольшей степенью текстурного соответствия. Алгоритм работы компонента информационно-аналитической системы для автоматизированного подбора пар деревянных заготовок представлен на рис. 7.

Результатом работы алгоритма является список пар в формате txt с наиболее схожими заготовками и их визуализированные комбинированные изображения (10 в соответствии с рисунком 8, 9), что обеспечивает объективность и воспроизводимость процесса подбора древесины.

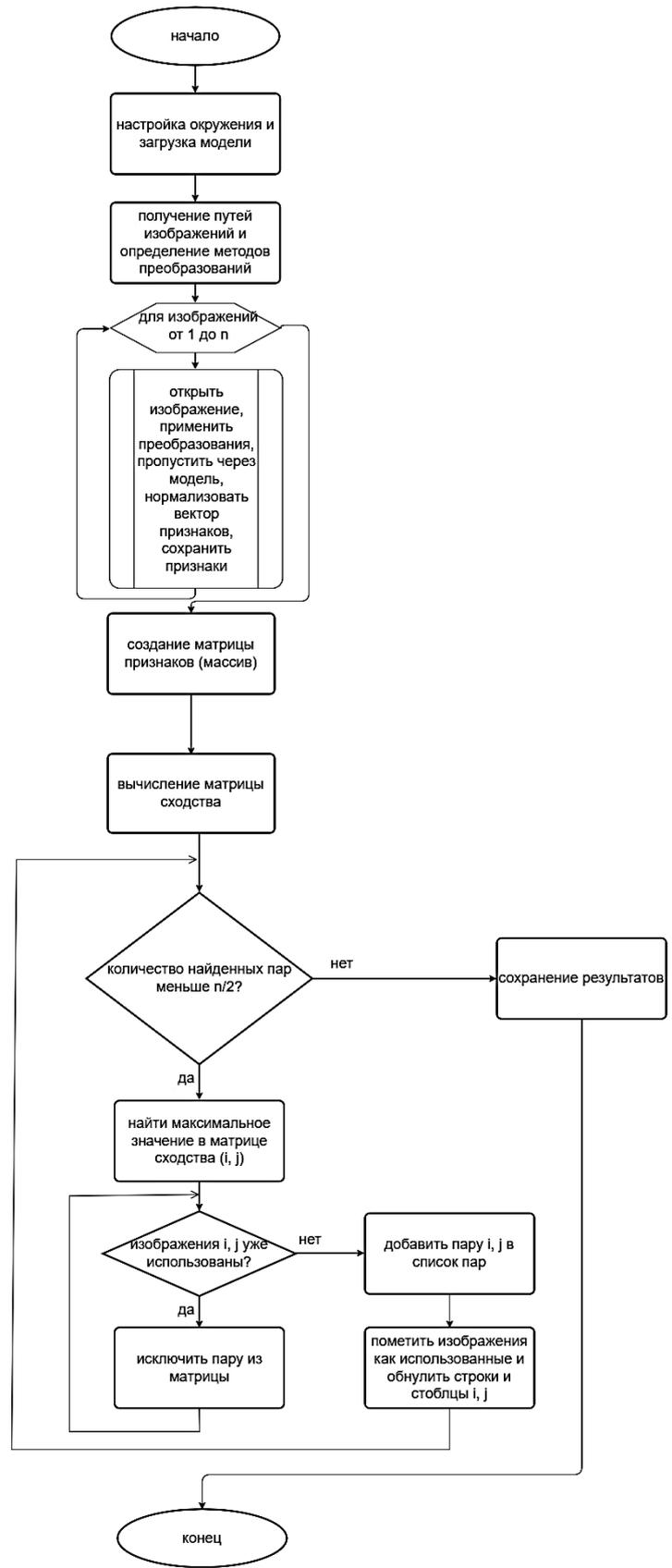


Рисунок 7 – Алгоритм работы компонента информационно-аналитической системы для автоматизированного подбора пар заготовок



Рисунок 8 – Результат работы экстрактора признаков, пара № 1



Рисунок 9 – Результат работы экстрактора признаков, пара № 2

3. Результаты исследования

Ключевые модули информационно-аналитической системы продемонстрировали возможности применения двух архитектур свёрточных нейронных сетей для решения задач обнаружения дефектов деревянных заготовок и автоматизированного поиска пар заготовок со схожими рисунками. Для задачи обнаружения дефектов применялась модель YOLOv8n-OBV, показавшая высокую точность на классе knot ($P=0,794$, $R=0,9$, $mAP@50=0,904$), что свидетельствует о надёжной работе модели на данном типе дефекта. Для классов crack и dent полнота оказалась ниже ($R=0,5$ и $R=0,69$ соответственно), что связано с более сложными условиями выявления этих дефектов и ограниченным объемом данных для обучения. Для задачи подбора пар деревянных заготовок использовалась модель EfficientNet-B0 в качестве экстрактора признаков. На основе векторов признаков высокой размерности, отражающих текстуру и цветовую структуру поверхности древесины, выполнялось сравнение изображений с использованием метрик близости. Результатом работы модуля является список пар с максимальным сходством и их визуализированные изображения.

Заключение

Применение информационно-аналитической системы для автоматизации контроля качества изготовления деревянных заготовок гитар решает актуальную задачу повышения качества выпускаемой продукции. Внедрение компонента обнаружения дефектов в модуль анализа позволяет выявлять дефекты на начальных стадиях выполнения технологических операций с помощью технологий машинного зрения и нейронных сетей и снизить вероятность появления брака на последующих. Использование модели нейронной сети YOLO-OBV демонстрирует целесообразность применения ориентированных ограничивающих рамок при анализе древесины, где дефекты могут иметь наклонную форму. Реализация компонента подбора пар заготовок на основе архитектуры EfficientNet в модуле анализа обеспечивает объективность и высокую скорость выбора и исключает субъективный фактор гитарного мастера. В перспективе данная система может быть интегрирована в производственные линии и взаимодействовать со SCADA, MRP и другими системами промышленной автоматизации. Это позволит повысить эффективность производственного процесса, минимизировать влияние человеческого фактора и обеспечить стабильное качество продукции.

Список литературы

1. Pansombut T., Wikaisuksakul S., Khongkraphan K., Aniruth P. Convolutional Neural Networks for Recognition of Lymphoblast Cell Images // *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2019. Vol. 20. P. 1-12. DOI: 10.1155/2019/7519603.
2. Беловодский В.Н. Об использовании нейронных сетей к построению областей притяжения периодических режимов нелинейных динамических систем // *Проблемы искусственного интеллекта*. 2023. № 4 (31). С. 56-67. DOI: 10.34757/2413-7383.2023.31.4.006
3. Пикалёв Я.С., Ермоленко Т.В. О нейронных архитектурах извлечения признаков для задачи распознавания объектов на устройствах с ограниченной вычислительной мощностью // *Проблемы искусственного интеллекта*. 2023. № 3 (30). С. 44-54. DOI: 10.34757/2413-7383.2023.30.3.004
4. Зуев В. М. Сравнение обнаружения объектов средствами искусственного интеллекта в сравнении с классическими методами // *Проблемы искусственного интеллекта*. 2024. № 3(34). С. 30-35. DOI: 10.24412/2413-7383-2024-3-30-35
5. Бабичева М.В., Третьяков И.А. Автоматизация процедуры распознавания фальшивых изображений посредством нейронных сетей // *Проблемы искусственного интеллекта*. 2025. № 1 (36). С. 94-105. DOI: 10.24412/2413-7383-94-105
6. Андриянов Н.А., Дементьев В.Е., Ташлинский А.Г. Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана-Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей EfficientDet // *Компьютерная оптика*. 2022. Т. 46. № 1. С. 139-159. DOI: 10.18287/2412-6179-СО-92
7. Володин И.В., Путятю М.М., Макарян А.С., Евглевский В.Ю. Классификация механизмов атак и исследование методов защиты систем с использованием алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта // *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2021. № 2(54). С. 91-98. DOI: 10.21672/2074-1707.2021.53.1.090-098
8. Беловодский В.Н. Об интерполяции и аппроксимации функций с использованием нейронных сетей // *Проблемы искусственного интеллекта*. 2024. № 3 (34). С. 6-19. DOI: 10.24412/2413-7383-2024-3-4-19
9. Харламов А., Самаев Е., Кузнецов Д., и др. Семантический анализ текста с использованием искусственных нейронных сетей на основе нейроподобных элементов с временным суммированием сигналов // *Проблемы искусственного интеллекта*. 2023. № 3 (30). С. 4-27. DOI: 10.34757/2413-7383.2023.30.3.001.
10. Guitar for Nerds / Neale Morison [Электронный ресурс] // Нотный архив христианской музыки: [сайт]. Режим доступа: https://noty.propovednik.com/Public/_УЧЕБНИКИ/ГИТАРА/Guitar%20For%20Nerds.pdf, свободный. Загл. с экрана. Дата обращения: 10-11-2025.
11. Как делают гитары Maton. Тур по фабрике | gitaraclub.ru / Гитарный клуб [Электронный ресурс] // YouTube.com: [видеохостинг]. Режим доступа: <https://www.youtube.com/live/IHReR19aEzI>, свободный. – Загл. с экрана. Дата обращения: 15-01-2023.

12. Redmon J., Divvala S.K., Girshick R.B., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015. P. 779-788. DOI:10.1109/CVPR.2016.91. – URL: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf

References

1. Pansombut T., Wikaisuksakul S., Khongkraphan K., Aniruth P. Convolutional Neural Networks for Recognition of Lymphoblast Cell Images // Computational Intelligence and Neuroscience. 2019. Vol. 20. P. 1-12. DOI: 10.1155/2019/7519603.
2. Belovodsky V.N. On the use of neural networks to construct areas of attraction for periodic modes of nonlinear dynamic systems // Problems of artificial intelligence. 2023. No. 4 (31). P. 56-67. DOI: 10.34757/2413-7383.2023.31.4.006
3. Pikalev Ya.S., Ermolenko T.V. On neural architectures for feature extraction for the task of object recognition on devices with limited computing power // Problems of artificial Intelligence. 2023. No. 3 (30). P. 44-54. DOI: 10.34757/2413-7383.2023.30.3.004.
4. Zuev V. M. Comparison of object detection by means of artificial intelligence in comparison with classical methods // Problems of artificial intelligence. 2024. No. 3(34). P. 30-35. DOI: 10.24412/2413-7383-2024-3-30-35.
5. Babicheva M.V., Tretyakov I.A. Automation of the procedure for recognizing fake images using neural networks // Problems of artificial intelligence. 2025. No. 1 (36). P. 94-105. DOI: 10.24412/2413-7383-94-105.
6. Andrianov N.A., Dementyev V.E., Tashlinsky A.G. Object detection in an image: from Bayes and Neiman-Pearson criteria to detectors based on EfficientDet neural networks // Computer Optics. 2022. Vol. 46. No. 1. P. 139-159. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-92.
7. Volodin I.V., Putyato M.M., Makaryan A.S., Evgenevsky V.Yu. Classification of attack mechanisms and research of system protection methods using machine learning and artificial intelligence algorithms // Caspian Journal: Management and High Technologies. 2021. No. 2(54). P. 91-98. DOI: 10.21672/2074-1707.2021.53.1.090-098.
8. Belovodskiy V.N. On interpolation and approximation of functions using neural networks // Problems of artificial intelligence. 2024. No. 3 (34). P. 6-19. DOI: 10.24412/2413-7383-2024-3-4-19.
9. Kharlamov A., Samaev E., Kuznetsov D., and others. Semantic text analysis using artificial neural networks based on neural-like elements with temporal summation of signals // Problems of artificial intelligence. 2023. No. 3 (30). P. 4-27. DOI: 10.34757/2413-7383.2023.30.3.001.
10. Guitar for Nerds / Neale Morison – [Electronic resource] // Music archive of Christian music: [website]. – Access mode: https://noty.propovednik.com/Public/_УЧЕБНИКИ/ГИТАРА/Guitar%20For%20Nerds.pdf, free. – Caption from the screen. Date of request: 10-11-2025.
11. How Maton guitars are made. Factory Tour | gitaraclub.ru / Guitar Club – [Electronic resource] // YouTube.com: [video hosting]. – Access mode: <https://www.youtube.com/live/IHRer19aEzI>, free. – Caption from the screen. Date of request: 15-01-2023.
12. Redmon J., Divvala S.K., Girshick R.B., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015. P. 779-788. DOI:10.1109/CVPR.2016.91. – URL: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf

RESUME

Logunova D.M., Volodina A.M., Kurnasov E.V., Kirillov S.K., Tonkonozhenko N.D. The use of convolutional neural networks in the manufacture of guitars to identify product defects and automated selection of pairs of blanks

The study is devoted to issues that arise in the guitar manufacturing process and are related to the lack of effective methods for detecting product defects. It is shown that to date, the detection of any defects in guitar blanks in production is carried out by the operator through visual assessment, which reduces the stability of the quality of these products and increases the risk of defects. The architecture of an information and analytical system with an image analysis module based on the use of neural networks of the YOLO and EfficientNet architectures is proposed. For the task of detecting wood defects (knots, cracks, dents), the

YOLOv8n-OBb model was used, which allows taking into account the orientation of defects due to rotated bounding boxes. The model demonstrated high accuracy on the class of knots ($P=0.794$, $R=0.9$, $mAP@50=0.904$). The EfficientNet-B0 model was used as a feature extractor for the automated selection of pairs of blanks with a similar wood pattern. The images were compared using similarity metrics of vector representations, which made it possible to objectively form pairs with the greatest textural similarity. The algorithm of the system for automated selection of pairs of workpieces is presented. The proposed system can be integrated with industrial SCADA and MRP systems, ensuring timely detection of defects, standardization of the selection of blanks for guitar decks and reducing the influence of the human factor. The work demonstrates the prospects of using machine vision technologies and neural networks in the woodworking industry and their applicability in the tasks of quality control of musical instruments.

РЕЗЮМЕ

*Логунова Д.М., Володина А.М., Курнасов Е.В., Кириллов С.К., Тонконоженко Н.Д.
Применение свёрточных нейронных сетей на производстве гитар
для выявления дефектов продукции и автоматизированного подбора пар
заготовок*

Исследование посвящено вопросам, возникающим в процессе изготовления гитар и связанным с отсутствием эффективных методов выявления дефектов продукции. Показано, что на сегодняшний день обнаружение каких-либо дефектов заготовок гитар на производстве выполняется оператором посредством визуальной оценки, что снижает стабильность качества данной продукции и повышает риск брака.

Предложена архитектура информационно-аналитической системы с модулем анализа изображений, основанном на применении нейросетей архитектур YOLO и EfficientNet. Для задачи обнаружения дефектов древесины (сучков, трещин, вмятин) использовалась модель YOLOv8n-OBb, позволяющая учитывать ориентацию дефектов за счёт повернутых ограничивающих рамок. Модель продемонстрировала высокую точность на классе сучков ($P=0,794$, $R=0,9$, $mAP@50=0,904$). Для автоматизированного подбора пар заготовок со схожим рисунком древесины применялась модель EfficientNet-B0 в качестве экстрактора признаков. Сравнение изображений осуществлялось по метрикам сходства векторных представлений, что позволило объективно формировать пары с наибольшей текстурной схожестью. Представлен алгоритм работы системы для автоматизированного подбора пар заготовок.

Предложенная система может быть интегрирована с промышленными SCADA и MRP системами, обеспечивая своевременное выявление брака, стандартизацию подбора заготовок для деки гитар и снижение влияния человеческого фактора. Работа демонстрирует перспективность использования технологий машинного зрения и нейронных сетей в деревообрабатывающей промышленности и их применимость в задачах контроля качества музыкальных инструментов.

Логунова Дарья Михайловна, студент Института искусственного интеллекта РТУ МИРЭА, г. Москва, Россия, dm.logunova@gmail.com

Область научных интересов: искусственный интеллект, экспертные системы, умные производственные системы, обработка информации, распознавание образов, кибернетика.

Володина Анна Михайловна, старший преподаватель кафедры промышленной информатики Института искусственного интеллекта РТУ МИРЭА, г. Москва, Россия, volodina@mirea.ru

Область научных интересов: искусственный интеллект, экспертные системы, базы данных, онтологические модели, обработка естественного языка (NLP), рекомендательные системы, большие данные, умные производственные системы, автоматизированные системы управления.

Курнасов Евгений Вячеславович, кандидат технических наук, доцент кафедры промышленной информатики Института искусственного интеллекта РТУ МИРЭА, г. Москва, Россия, kurnasov@mirea.ru

Область научных интересов: искусственный интеллект, предиктивный анализ данных, системная интеграция в области промышленной автоматизации и управления, разработка интеллектуальных систем управления технологическими объектами и процессами, умные IT-решения для промышленности.

Кириллов Сергей Константинович, студент Института искусственного интеллекта РТУ МИРЭА, г. Москва, Россия, kirillov.s342@gmail.com

Область научных интересов: искусственный интеллект, экспертные системы, умные производственные системы, обработка информации, распознавание образов, кибернетика.

Тонконоженко Никита Денисович, студент Института искусственного интеллекта РТУ МИРЭА, г. Москва, Россия, tonkononikita@gmail.com

Область научных интересов: искусственный интеллект, экспертные системы, умные производственные системы, обработка информации, распознавание образов, кибернетика.

Статья поступила в редакцию 07.10.2025.