

ПРОБЛЕМЫ И ОПТИМАЛЬНЫЕ ПУТИ РЕШЕНИЙ ЗАДАЧИ КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА ПРОДУКЦИИ ПРИ ПОМОЩИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Птуха В. И.¹, магистрант гр.356241

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники¹
г. Минск, Республика Беларусь*

Сиротко С. И. – канд. физ.-мат. наук, доцент

Аннотация. В статье рассматриваются сильные стороны применения компьютерного зрения для контроля качества продукции. Выделены задачи, в которых компьютерное зрение может применяться, способы которыми эти задачи могут быть решены. Описан процесс подготовки датасета. Приведены варианты типов нейронных сетей, наиболее подходящих для данной задачи. Определены, в соответствии с техническими нормативно-правовыми актами, характеристики продукции и контролируемые параметры. Обозначены задачи для дальнейшей работы по данному направлению.

Ключевые слова. Контроль качества, компьютерное зрение, машинное обучение, нейронные сети.

Контроль качества продукции с применением технологий компьютерного зрения представляет собой метод, при котором камеры и датчики получают информацию об образцах, компьютерные системы и алгоритмы анализируют полученные данные с целью выявления различных дефектов и отклонений от допустимых норм, соответствия стандартам и требованиям, обеспечения высокого уровня качества выпускаемой продукции.

Данный метод направлен на сокращение издержек на производство продукции, исключение человеческого фактора при оценке качества, организацию круглосуточного и бесперебойного контроля в различных условиях эксплуатации, в том числе экстремальных или непригодных для работы человека условиях. А также уменьшение количества брака, увеличение числа анализируемых параметров и скорости анализа выпускаемой продукции по сравнению с обработкой информации человеком.

Контроль качества выпускаемой продукции является важным этапом в процессе любого производства. Всегда качество является основным требованием к продукту. Массовое производство, выпуск высокотехнологичной и высокоточной продукции накладывают дополнительные требования к процессу контроля качества. Крупные и средние предприятия содержат целые отделы, занимающиеся разработкой требований, проводящие измерения и отвечающие за контроль качества продукции на предприятии.

Актуальность данной темы подтверждается тем фактом, что 2024 год в Республике Беларусь объявлен: "Годом качества".

Применение вычислительной техники позволяет накапливать полученные результаты, производить аналитические и статистические вычисления, выдавать результаты в реальном времени.

Способы, которыми компьютерное зрение может применяться для контроля качества продукции:

1. Обнаружение дефектов. Компьютерное зрение способно обнаруживать мельчайшие дефекты на поверхности продукции такие как трещины, расколы, вмятины, царапины, потертости, пятна, отклонения от цветовой палитры.

2. Измерение и сортировка. При помощи специальных алгоритмов технически возможно измерять размеры и параметры, форму продукции, выполнять сортировку в соответствии с заданными критериями.

3. Распознавание и идентификация. Компьютерное зрение способно распознавать маркировки, QR-коды, штрих-коды, этикетки, текст на продукции. Это может пригодиться для проверки правильности маркировки, идентификации и учёта продукции.

4. Проверка сборки. Системы компьютерного зрения могут использоваться для контроля правильности сборки готовой продукции, а также осуществлять контроль непосредственно в процессе сборки и монтаже компонентов. Возможно выполнять контроль отклонения параметров при установке компонентов и соответствия их положения установленным требованиям.

5. Классификация. Для управления производственным процессом и операций по складскому учету можно классифицировать продукцию по различным параметрам таким как модель, вид, размер, цвет, сорт, маркировка

6. Подсчет количества. Возможно определять количество продукции, что особенно актуально при массовом производстве продукции. Полученную информацию можно в реальном времени отправлять в централизованную систему для дальнейшего учета изготовленной продукции, анализа загруженности складских помещений, включению в

график поставки. Анализ плотности позволит анализировать плотность продукции на конвейере, применение алгоритмов позволит подсчитать количество продукции, расположенной в определенном пространстве. Использование QR-кодов, штрих-кодов, RFID технологий так же позволяет вести точный учёт количества продукции, а также отслеживать движение объектов по производственной линии

Существует ряд трудностей, которые могут возникнуть при производстве видоизменяющейся продукции. Любая нейросеть нуждается в обучении, для этого необходим довольно большой набор образцов. Для качественного обучения нейронной сети используются наборы данных от нескольких сотен тысяч до нескольких миллионов изображений. Датасеты с количеством изображений от нескольких тысяч до нескольких десятков тысяч позволяют натренировать базовую нейронную сеть, способную показывать неплохой результат. Такие сети можно использовать в качестве демонстрационных или для проверки гипотез. При наличии небольшого количества данных можно использовать предварительно обученные модели и применять техники передачи обучения для адаптации модели к имеющимся данным.

При обучении нейронной сети из данных формируются три группы: обучающая, валидационная и контрольная подвыборки. Обучающая подвыборка обычно составляет 80% от общего количества данных, валидационная и контрольная по 10% каждая. Такое разделение данных на три набора обеспечивает более объективную оценку модели и позволяет контролировать её производительность на разных этапах обучения и тестирования. Это важно для создания надежных и точных моделей машинного обучения. Обучающий набор используется для обучения модели на основе имеющихся изображений. Валидационный набор используется для настройки гиперпараметров модели таких как скорость обучения, число слоёв, количество эпох, размера пакета. Так же он позволяет оценить точность и эффективность нейронной сети в реальном времени во время обучения, что позволяет избежать переобучения или противоположного эффекта – недообучения. По результатам оценки на валидационном наборе можно выбрать из нескольких моделей более подходящую под заданные критерии. Тестовый набор используется для окончательной оценки производительности модели после завершения обучения и настройки гиперпараметров с применением валидационного набора. С его помощью можно оценить, насколько хорошо модель будет справляться с реальными данными так как модель никогда не сталкивалась с тестовым набором данных и воспринимает их как абсолютно неизвестные ей.

Выбор того или иного типа нейросети для обнаружения дефектов при производстве продукции зависит от различных факторов, таких как типы дефектов, требования к производительности, характеристики данных. Среди наиболее подходящих типов нейронных сетей, которые могут быть эффективны для обнаружения дефектов при производстве, можно выделить:

- Свёрточные нейронные сети. Используются для обработки изображений, отлично справляются с анализом визуальной информации, что позволяет использовать их для задач компьютерного зрения, включая обнаружение объектов, классификацию изображений, сегментацию и распознавание образов. В контексте обнаружения дефектов на производственных линиях, свёрточные нейронные сети могут быть использованы для автоматического анализа изображений или видеопотока с целью обнаружения дефектных участков на поверхности продукции. Они способны автоматически обнаруживать аномалии и отличать их от нормальных образцов.

- Рекуррентные нейронные сети. Они могут быть полезны в задачах обнаружения дефектов на производстве, особенно если дефекты проявляются во времени или имеют определённые последовательности признаков. Если процесс производства характеризуется временными изменениями или временными рядами данных, это может быть изменение давления, температуры, скорости движения и т. п. В таком случае рекуррентные сети могут быть очень эффективны для обнаружения дефектов и аномалий на основе этих данных. Также такие сети могут определить аномалии во временных рядах параметров процесса, которые могут указывать на наличие дефектов. Для случаев, когда при производстве генерируются последовательные данные, такие как потоки сигналов с сенсоров или последовательности при обработке/производстве, сети, имея информацию о предыдущих состояниях, так же могут просигнализировать о дефекте.

- Гибридные модели. Для некоторых производств необходимо сочетать одновременно возможности свёрточных и рекуррентных нейронных сетей. Такие сети эффективны, когда дефекты можно идентифицировать как визуально, так и при помощи изменений во времени.

Для проверки гипотезы об эффективности применения алгоритмов свёрточной нейронной для контроля качества продукции, я буду осуществлять визуальный контроль производства кирпича

керамического полнотелого рядового размерами 250*120*65 при помощи компьютерного зрения с применением свёрточных нейронных сетей.

Нормативным документом, предъявляющими требования к производству кирпича керамического на территории Республики Беларусь, является СТБ 1160-99 “Кирпич и камни керамические. Технические условия”.

Размер образцов (длина*ширина*толщина) должен составлять 250*120*65 мм. Предельные отклонения от номинальных размеров не должны превышать значений, указанных в таблице 1[4].

Таблица 1. Предельные отклонения от номинальных размеров для кирпича керамического [4].

Наименование параметра	Допускаемые отклонения	
	рядовых изделий	лицевых и профильных изделий
Длина, мм	± 5 мм.	± 4 мм.
Ширина, мм	± 4 мм.	± 3 мм.
Толщина, мм	± 3 мм.	± 2 мм.

В СТБ так же устанавливается предельное отклонение от прямолинейности и перпендикулярность граней, на данном этапе эти отклонения контролироваться не будут.

Как видно из таблицы, кирпич подразделяется на лицевой и рядовой. К рядовому кирпичу предъявляются более строгие требования как к внешнему виду, так и к геометрическим характеристикам. Это обусловлено тем, что лицевой кирпич применяется на видимых участках здания – фасадах, а также для обустройства внутренних стен, не предназначенных под дальнейшую отделку штукатурными смесями.

Цвет, рисунок рельефа и офактуренной поверхности, форма профиля лицевых изделий должны соответствовать образцу-эталону, утверждённому в установленном порядке.

Изделие может иметь дефекты внешнего вида. Вид, размеры и допустимое число дефектов перечислены в таблице 2[4].

Виды дефекта	Число, шт
Для рядовых изделий	
Отбитости углов и рёбер глубиной более 5 мм и длиной от 10 до 15 мм	2
Трещины протяжённостью до 30 мм по плашку полнотелого кирпича и пустотелых изделий не более чем до первого ряда пустот длиной на всю толщину кирпича или на ½ толщины тычковой или ложковой грани камня:	
на ложковых гранях	1
на тычковых гранях	1
Для лицевых и профильных изделий	
Отбитости углов и рёбер глубиной более 5 мм и длиной от 10 до 15 мм	1
Трещины протяжённостью до 30 мм по плашку полнотелого кирпича и пустотелых изделий не более чем до первого ряда пустот длиной на всю толщину кирпича или на ½ толщины тычковой или ложковой грани камня:	
на одной лицевой ложковой грани	Не допускается
на одной лицевой тычковой грани	Не допускается
Отдельные трещины длиной до 30 мм на 1 дм ²	2
Заусенцы высотой более 5 мм	Не допускается

Известковые включения, вызывающие после пропаривания изделий разрушение поверхностей в виде отколов глубиной более 6 мм, не допускается. На поверхности рядовых изделий допускается наличие отколов по наибольшему измерению от 5 до 10 мм в количестве не более 3 шт.

СТБ 1160-99 включает в себя ряд других требований, предъявляемых к кирпичам и камням керамическим, таких как прочность на сжатие и изгиб, морозостойкость, водопоглощение, предельно допустимая масса изделия и другие критерии.

В исследовании будут контролироваться только геометрические требования для рядового полнотелого кирпича.

На основании технических требований СТБ-1160-99 и обзора наиболее подходящих под имеющуюся задачу типов нейронных сетей, для разработки программного средства контроля качества продукции при помощи компьютерного зрения мной выбран тип свёрточных нейронных сетей. Данный тип отлично работает с изображениями, формирует локальные шаблоны и особенности в изображениях, при этом фильтры, применяемые ко входным данным способны распознать шаблон независимо от его расположения на изображении, а следовательно, и на образце. Иерархическая структура, позволяет более низким слоям работать с простыми признаками, в то время как более высокие слои объединяют эти признаки для распознавания более сложных шаблонов. Дообучение и трансферное обучение также является немаловажным плюсом так как позволяет использовать ранее натренированные модели для улучшения качества распознавания или переобучения для контроля качества других видов продукции.

Заключение.

В данной статье был проведён анализ требований к программному средству для контроля качества продукции в соответствии с особенностями производства и характеристиками продукции в конкретной отрасли с учётом действующих ТНПА. Были предложены алгоритмы для решения задачи, а также проведено их предварительное сравнение. Зафиксированы контролируемые параметры. Всё вышеперечисленное является фундаментом для дальнейшей работы в данном направлении и получении конкретных результатов. Следующим этапом будет подготовка датасета, построение архитектуры, настройка гиперпараметров, обучение сети и анализ полученных результатов.

Список использованных источников:

1. Bart De Ketelaere, Niels Wouters, Ioannis Kalfas, Remi Van Belleghem & Wouter Saeys (2022) A fresh look at computer vision for industrial quality control, *Quality Engineering*, 34:1, 152-158, DOI: 10.1080/08982112.2021.2001828 <https://doi.org/10.1080/08982112.2021.2001828>
2. Benbarrad, T.; Salhaoui, M.; Kenitar, S.B.; Arioua, M. Intelligent Machine Vision Model for Defective Product Inspection Based on Machine Learning. *J. Sens. Actuator Netw.* 2021, 10, 7. <https://doi.org/10.3390/jsan10010007>
3. Villalba-Diez J, Schmidt D, Gevers R, Ordieres-Meré J, Buchwitz M, Wellbrock W. Deep Learning for Industrial Computer Vision Quality Control in the Printing Industry 4.0. *Sensors (Basel)*. 2019 Sep 15;19(18):3987. doi: 10.3390/s19183987. PMID: 31540187; PMCID: PMC6767246.
4. СТБ-1160-99 Кирпич и камни керамические. Технические условия

UDC 004

PROBLEMS AND OPTIMAL WAYS TO SOLVE THE PROBLEM OF PRODUCT QUALITY CONTROL USING COMPUTER VISION

*Ptukha V. I.*¹

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics¹, Minsk, Republic of Belarus

Sirotko S. I. – PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor

Annotation. The article discusses the strengths of computer vision application for product quality control. The tasks in which computer vision can be applied and the ways in which these tasks can be solved are highlighted. The process of dataset preparation is described. The variants of types of neural networks most suitable for this task are given. Product characteristics and controlled parameters are defined, in accordance with technical regulations. The tasks for further work in this area are outlined.

Keywords. Quality control, computer vision, machine learning, neural networks.