



## Цифровой взгляд на текстиль: Технологии компьютерного зрения

Джураев Азизбек

Ташкентский университет информационных

технологий имени Мухаммада

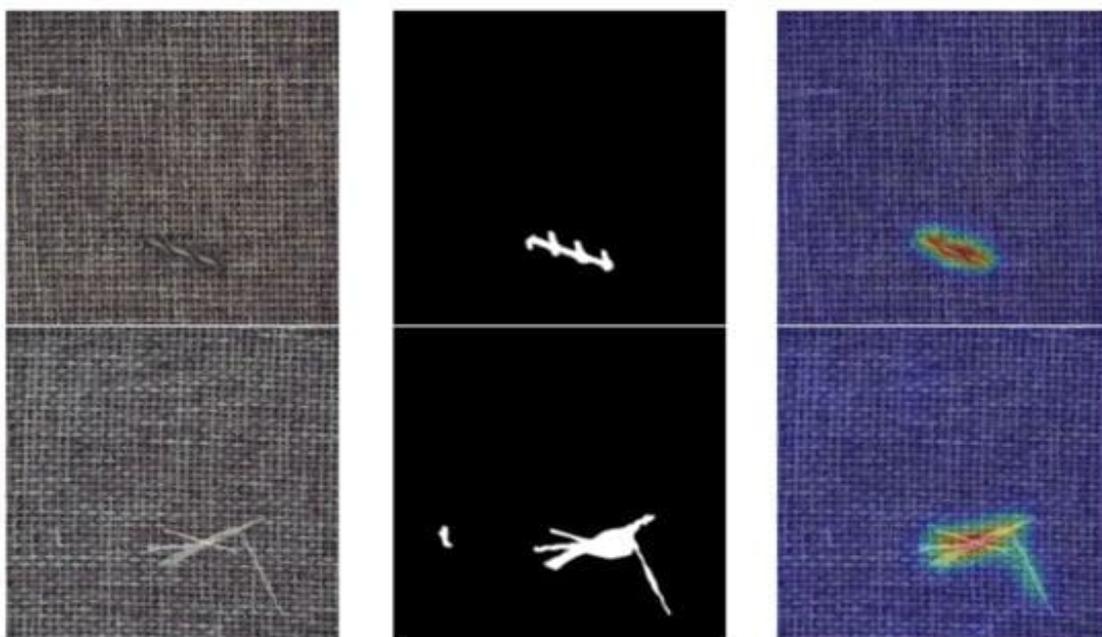
аль-Хорезми, стажёр преподавател.

email: [azizbek21714group@gmail.com](mailto:azizbek21714group@gmail.com)

**Введение:** Текстильная промышленность занимает важное место в мировой экономике, охватывая процессы от обработки сырья до производства тканей и готовой одежды. С ростом спроса на высококачественные текстильные изделия производители сталкиваются с необходимостью оптимизации процессов, минимизации дефектов и снижения затрат. В этом контексте компьютерное зрение (CV) стало ключевой технологией, обеспечивающей автоматизацию и интеллектуальные решения для контроля качества, распознавания узоров и классификации продукции. Компьютерное зрение использует алгоритмы и системы для интерпретации визуальных данных, позволяя проводить мониторинг в реальном времени, выявлять дефекты и поддерживать предиктивное обслуживание. Данная статья рассматривает применение компьютерного зрения в текстильной промышленности, включая технические основы, ключевые сценарии использования, вызовы и перспективы развития в создании "умных" фабрик и устойчивого производства.



**Обзор литературы и методология.** Применение компьютерного зрения в текстильной промышленности началось в конце XX века, когда основное внимание уделялось выявлению дефектов ткани, таких как пятна, дыры, обрывы нитей и неровные переплетения. Ранние системы использовали статистические модели и пороговые алгоритмы, такие как матрицы совместного появления уровней серого (*Gray-Level Co-occurrence Matrices, GLCM*) и анализ гистограмм [3]. Однако эти методы имели ограничения: низкая адаптивность к сложным узорам, чувствительность к изменениям освещения и текстуры, а также медленная обработка из-за ограниченной вычислительной мощности. С развитием машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL) возможности компьютерного зрения значительно расширились. Современные системы используют *Convolutional Neural Networks (CNN)* для автоматического извлечения признаков, таких как текстура, цвет и геометрические узоры, что позволяет выявлять сложные дефекты с высокой точностью[1]. Например, на изображениях тканей (см. Рисунок 1) системы могут обнаруживать обрывы нитей или пятна, которые ранее оставались незамеченными.





## Рисунок 1. Примеры обнаружения дефектов тканей с использованием компьютерного зрения

С развитием технологий интеграция высокопроизводительного оборудования, такого как графические процессоры (*Graphics Processing Units, GPUs*), обеспечила обработку изображений в реальном времени, что критически важно для высокоскоростных производственных линий [2]. Облачные и периферийные вычисления (*Cloud and Edge Computing*) повысили масштабируемость и доступность систем, позволяя централизованно анализировать данные с нескольких производственных объектов или принимать локальные решения на месте.

**Методология. Сбор данных.** Качество входных данных определяет эффективность систем компьютерного зрения. Для захвата изображений используются камеры высокого разрешения (4К–12К пикселей), оснащенные специализированными объективами и регулируемым освещением [2]. Оптические датчики, использующие лазерную триангуляцию или структурированный свет, создают 3D-профили поверхности ткани для выявления дефектов, таких как морщины или неровности [1]. Инфракрасные камеры применяются для контроля термических процессов, таких как крашение, обнаруживая аномалии температуры.

**Обработка изображений.** Процесс обработки включает несколько этапов:

- 1. Предобработка:** Используются фильтры (например, гауссовский или медианный) для устранения шума, а также методы улучшения контрастности (гистограммное выравнивание) для выделения дефектов.
- 2. Извлечение признаков:** Техники, такие как *GLCM* или *Local Binary Patterns (LBP)*, выявляют текстурные аномалии, а алгоритмы обнаружения краев (*Sobel*, *Canny*) определяют структурные дефекты.
- 3. Сегментация:** Методы пороговой обработки или кластеризации (*k-means*, гауссовы смеси) разделяют изображение на области для анализа. Современные



подходы, такие как *U-Net* или *Mask R-CNN*, обеспечивают высокоточную сегментацию сложных текстур.

**4. Классификация:** Глубокие нейронные сети (*CNN*, *YOLO*, *Faster R-CNN*) классифицируют дефекты в реальном времени с высокой точностью.

**Архитектура системы.** Система состоит из трех уровней:

**Входной уровень:** Камеры и датчики для захвата данных. **Уровень обработки:** Промышленные компьютеры или облачные серверы с GPU для анализа изображений. **Выходной уровень:** Интерфейсы для обратной связи, включая дисплеи, сигнализацию и актуаторы для автоматической корректировки.

**Обсуждение.** Компьютерное зрение радикально изменило подходы к контролю качества, распознаванию узоров и классификации в текстильной промышленности. Основные области применения включают: **Контроль качества и инспекция.** Автоматизированные системы выявляют дефекты, такие как пятна, обрывы нитей или неровности плетения, с точностью свыше 95%, в сравнении с 70–80% при ручной инспекции. Реальное время обработки изображений позволяет проводить непрерывный мониторинг, минимизируя отходы и снижая затраты.

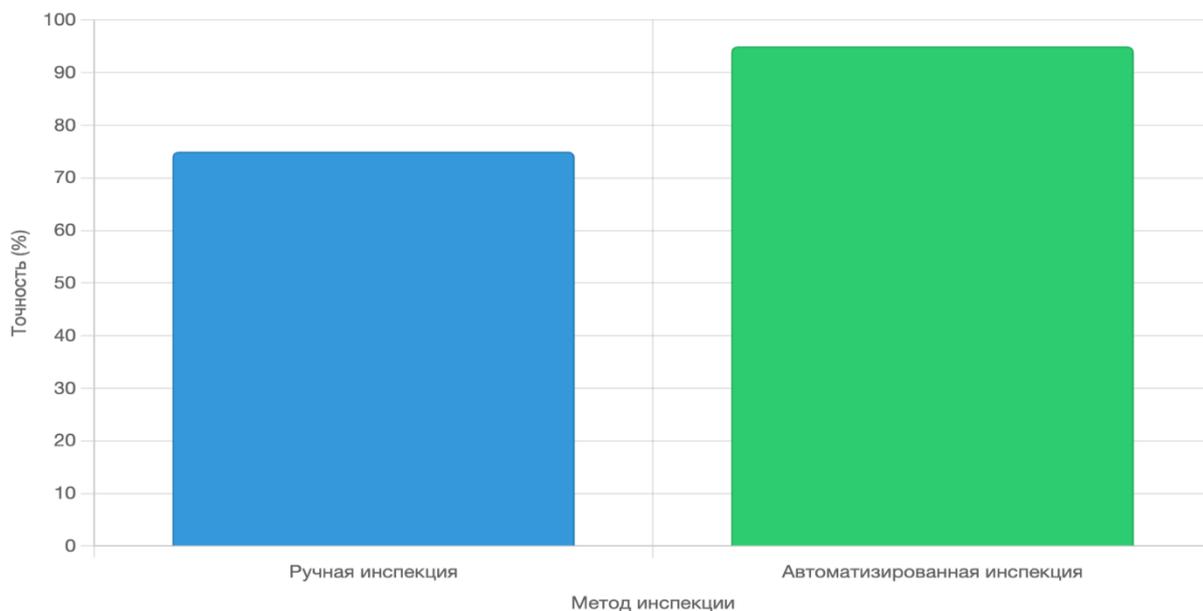
**Распознавание узоров и автоматизация дизайна.** Компьютерное зрение обеспечивает точное соответствие узоров, проверяя геометрические формы и цвета. В цифровой печати системы калибруют принтеры, корректируя выравнивание и нанесение краски, что особенно важно для массовой кастомизации.

**Сортировка и классификация.** Алгоритмы классифицируют ткани по текстуре, цвету и составу, автоматизируя сортировку продукции. Например, международный бренд одежды внедрил AI-систему, достигнув 95% точности классификации, что ускорило выполнение заказов. Однако внедрение технологий сталкивается с вызовами: высокая сложность разработки моделей, потребность в больших наборах данных, высокие затраты на оборудование



и влияние внешних факторов, таких как освещение или скорость движения ткани. Эти проблемы требуют дальнейших исследований в области упрощения алгоритмов, создания доступных аппаратных решений и адаптации к переменным условиям.

**Результаты.** Применение компьютерного зрения демонстрирует значительные улучшения в текстильной промышленности. Автоматизированные системы обеспечивают точность обнаружения дефектов свыше 95%, сокращают производственные отходы и повышают эффективность на 40%. Реальное время обработки позволяет мгновенно корректировать производственные процессы, минимизируя простои. Сравнительный анализ показывает превосходство автоматизированных систем над ручными методами по точности, скорости и масштабируемости.



**Диаграмма 1. Сравнение точности ручной и автоматизированной инспекции**

Аспект	Ручная инспекция	Автоматизированная инспекция
Точность	70–80%	>95%
Скорость	Медленная,	Быстрая, в реальном времени



	ручная	
Стоимость	Высокие трудозатраты	Высокие начальные, низкие долгосрочные
Масштабируемость	Ограничена персоналом	Высокая, минимальный персонал

**Таблица 1. Сравнение характеристик инспекции**

Эти результаты подчеркивают потенциал компьютерного зрения для повышения конкурентоспособности текстильной промышленности, поддерживая устойчивое производство за счет сокращения отходов.

**Заключение.** Компьютерное зрение трансформирует текстильную промышленность, автоматизируя контроль качества, распознавание узоров и сортировку продукции. Технология обеспечивает высокую точность, снижает затраты и минимизирует отходы, способствуя устойчивому производству. Несмотря на вызовы, такие как сложность разработки и высокие начальные затраты, дальнейшие исследования и технологические инновации сделают компьютерное зрение еще более доступным и эффективным.

**Библиография:**

1. Fang, Y., & Wang, X. (2022). *Computer Vision in Textile Defect Detection: A Review of Current Techniques*. Journal of Textile Engineering, 15(2), 45-68.
2. Kumar, S., & Gupta, M. (2021). *AI and Machine Learning Applications in Smart Textile Manufacturing*. Smart Materials Research, 12(1), 123-140.
3. Chen, L., & Zhang, Y. (2020). *Deep Learning for Textile Pattern Recognition: A Comparative Study*. IEEE Transactions on Automation Science, 18(3), 567-578.