

Ковтонюк Михаил Андреевич, магистрант
Дальневосточный федеральный университет
Kovtonyuk Mikhail Andreevich
Far Eastern Federal University

**МАШИННОЕ ЗРЕНИЕ: ТЕХНОЛОГИИ, ОБЛАСТИ ПРИМЕНЕНИЯ И
ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ**
**MACHINE VISION: TECHNOLOGIES, APPLICATIONS AND DEVELOPMENT
PROSPECTS**

Аннотация. В статье представлен обзор технологий машинного зрения, проведено разграничение с компьютерным зрением, описана архитектура систем, проанализированы ключевые компоненты (освещение, смарт-камеры, 3D- и гиперспектральная визуализация, глубокое обучение) и области применения в промышленности, микроэлектронике, робототехнике, пищевой и фармацевтической отраслях, ADAS. Выделены тренды: мультисенсорное слияние, цифровые двойники, замкнутые системы управления

Abstract. The paper reviews machine vision technologies and their distinction from computer vision, system architecture, key components (lighting, smart cameras, 3D/hyperspectral imaging, deep learning), and applications in manufacturing, microelectronics, robotics, food, pharmaceuticals, and ADAS. Trends include multi-sensor fusion, digital twins, and closed-loop control

Ключевые слова: Машинное зрение, глубокое обучение, 3D-зрение, гиперспектральная визуализация, промышленная автоматизация, цифровые двойники

Keywords: Machine vision, deep learning, 3D vision, hyperspectral imaging, industrial automation, digital twins

В условиях перехода к индустрии 4.0 и цифровизации производственных контуров машинное зрение (Machine Vision, MV) закрепилось в качестве критически важной технологической основы автоматизации контроля качества, навигации и управления технологическими процессами. Несмотря на частое смешение терминов в научно-популярной и отраслевой литературе, между машинным и компьютерным зрением (Computer Vision, CV) существует принципиальное концептуальное и инженерное различие. Компьютерное зрение представляет собой преимущественно алгоритмическую дисциплину, ориентированную на извлечение семантической информации из изображений в условиях высокой вариативности входных данных, с допущением вероятностных выводов и открытой архитектурой обратной связи. Машинное зрение, напротив, является прикладной инженерной дисциплиной, нацеленной на детерминированное, высоконадёжное и реальное выполнение конкретных технологических задач (контроль геометрии, поиск дефектов, позиционирование) в строго регламентированных условиях промышленной среды, с обязательной интеграцией в замкнутые контуры управления и соответствием нормативным требованиям к безопасности и отказоустойчивости.

Цель настоящей работы заключается в систематизации современных технологических решений машинного зрения, анализе их внедрения в ключевых отраслях экономики и выявлении перспективных направлений развития. В статье рассмотрены аппаратно-программная архитектура систем, специализированные методы визуализации, роль интеллектуальных алгоритмов, а также интеграционные тренды, определяющие облик следующего поколения промышленных систем восприятия.

1. Архитектура и структура систем машинного зрения

Классическая система машинного зрения представляет собой интегрированный аппаратно-программный комплекс, обеспечивающий цикл «захват – обработка – анализ – исполнение». Структурно система подразделяется на четыре функциональных уровня. Первый уровень – оптико-механический и осветительный, включающий объективы, фильтры, источники освещения и средства позиционирования. Второй уровень – сенсорный, где



происходит преобразование оптического излучения в электрический сигнал (ПЗС/КМОП-матрицы, события-ориентированные сенсоры, специализированные детекторы). Третий уровень – вычислительный, реализующий алгоритмы предобработки, сегментации, измерения и классификации. Четвёртый уровень – интерфейсно-управляющий, обеспечивающий взаимодействие с программируемыми логическими контроллерами (ПЛК), промышленными роботами и SCADA-системами через стандарты GigE Vision, USB3 Vision, Profinet, EtherCAT.

В отличие от исследовательских CV-систем, архитектура MV характеризуется жёсткой детерминированностью временных задержек, калиброванной геометрической точностью, промышленным исполнением компонентов (защита IP65/67, вибро- и температурная устойчивость) и обязательным наличием процедур валидации и сертификации. Переход от распределённых ПК-решений к интегрированным смарт-камерам и встроенным вычислительным модулям существенно сократил латентность контура «захват–решение», что позволило внедрять MV в высокоскоростные производственные линии с тактами до нескольких миллисекунд.

2. Ключевые технологические компоненты

Функциональная эффективность систем машинного зрения определяется не столько вычислительной мощностью, сколько качеством исходных данных и специализацией методов их получения. Освещение выступает фундаментальным элементом: структурированный свет позволяет выделять рельеф и перепады высот, поляризованное освещение подавляет блики от глянцевых поверхностей, тёмнополюсное и коаксиальное освещение акцентируют микротрещины и дефекты кромок, а многоспектральные LED-матрицы обеспечивают адаптивную подсветку под конкретный материал.

Смарт-камеры интегрируют сенсор, процессор (часто на базе FPGA или специализированных AI-ускорителей) и ПО в единый промышленный корпус. Архитектура edge computing минимизирует передачу сырых данных, снижает нагрузку на сетевую инфраструктуру и обеспечивает локальную обработку в реальном времени. Современные смарт-камеры поддерживают потоковую передачу метаданных, самодиагностику и удалённое обновление алгоритмических конвейеров.

Трёхмерное зрение (3D-зрение) реализуется методами лазерной триангуляции, структурированного света, времяпролётной технологии (ToF) и стереозрения. 3D-профилометрия обеспечивает прецизионное измерение объёмных объектов, контроль сборки и навигацию в неструктурированной среде. Гиперспектральная визуализация, оперирующая десятками–сотнями узкополосных спектральных каналов, позволяет идентифицировать материалы по их химическому составу, выявлять скрытые загрязнения, контролировать влажность и однородность смесей без контактного взаимодействия.

Интеграция глубокого обучения (свёрточные нейронные сети, архитектуры Transformer, модели сегментации и детекции) радикально расширила возможности MV в задачах распознавания сложных, нестереотипных дефектов и адаптивной классификации. Однако промышленное внедрение сталкивается с ограничениями: необходимостью репрезентативных размеченных датасетов, вычислительной сложностью inference-процессов, требованиями к интерпретируемости решений и сертификационной совместимостью с функциональной безопасностью (IEC 61508, ISO 13849). В результате формируется гибридный подход, сочетающий детерминированные геометрические алгоритмы с нейросетевой классификацией в условиях контролируемого освещения и стабильной геометрии съёмки.

3. Прикладные области внедрения

В промышленности машинное зрение обеспечивает автоматизированный контроль геометрии, поиск поверхностных дефектов, чтение маркировки и контроль сборки. В микроэлектронике системы MV критичны на этапах инспекции кремниевых пластин, контроля нанесения фоторезиста, позиционирования компонентов при SMT-монтаже и верификации паяных соединений, где требования к разрешению и точности достигают субмикронного уровня.



В робототехнике MV реализует функции визуального сервоуправления (visual servoing), 3D-бин-пиккинга, навигации в динамичных средах и безопасного взаимодействия с оператором (cobots). В пищевой промышленности системы обеспечивают контроль целостности упаковки, обнаружение инородных включений, сортировку по цвету/форме и мониторинг свежести. В фармацевтике MV применяется для инспекции ампул и блистеров, контроля маркировки (в т.ч. DataMatrix), верификации дозировки и соблюдения GMP-требований к прослеживаемости.

В автомобильной отрасли системы машинного зрения составляют аппаратную основу ADAS (Advanced Driver Assistance Systems): распознавание дорожной разметки, детекция пешеходов и транспортных средств, мониторинг слепых зон и контроль усталости водителя. В отличие от полностью автономных систем, ADAS-компоненты проектируются с избыточностью, жёсткими требованиями к отказоустойчивости и сертификации по стандартам ISO 26262, что подчёркивает их принадлежность к инженерной парадигме машинного зрения, а не к исследовательскому компьютерному зрению.

4. Перспективы и тренды развития

Дальнейшее развитие машинного зрения определяется конвергенцией аппаратных платформ, интеллектуальных алгоритмов и цифровых производственных экосистем. Ключевым трендом выступает мультисенсорное слияние (sensor fusion), объединяющее данные RGB, 3D-глубины, гиперспектральных и тепловизионных каналов в единое представление состояния объекта. Это повышает робастность систем к изменениям освещения, текстурным вариациям и частично перекрывающимся объектам.

Интеграция машинного зрения с цифровыми двойниками (digital twins) позволяет осуществлять виртуальное проектирование линий контроля, симуляцию освещения и геометрии съёмки, а также предиктивную аналитику износа оптических компонентов и дрейфа калибровки. В сочетании с замкнутыми системами управления (closed-loop control) MV перестаёт быть исключительно инспекционным инструментом, становясь активным элементом адаптивного производства: данные о дефектах в реальном времени корректируют параметры станков, подают команды на отбраковку или перенастройку роботов, формируя самооптимизирующийся технологический контур.

Вызовами остаются стандартизация метрик качества AI-моделей в условиях ограниченных выборок, обеспечение кибербезопасности edge-устройств, снижение энергопотребления высокопроизводительных вычислительных модулей и интеграция с национальными системами промышленного интернета вещей (IIoT). Перспективным направлением признаётся развитие explainable AI (XAI) для промышленного применения, обеспечивающего прозрачность решений нейросетей в рамках аудитов функциональной безопасности.

Заключение

Машинное зрение представляет собой зрелую инженерную дисциплину, отличительной чертой которой является детерминированность, промышленная надёжность и интеграция в замкнутые контуры управления, что принципиально отделяет её от алгоритмически ориентированного компьютерного зрения. Современные системы базируются на симбиозе специализированного освещения, 3D- и гиперспектральной визуализации, смарт-камер с edge-вычислениями и гибридных AI-алгоритмов. Широкое внедрение в промышленности, микроэлектронике, робототехнике, пищевой и фармацевтической отраслях, а также в ADAS подтверждает технологическую и экономическую эффективность решений. Перспективы развития связаны с мультисенсорным слиянием данных, интеграцией с цифровыми двойниками и переходом к адаптивным замкнутым системам управления. Дальнейший научно-технический прогресс потребует решения задач стандартизации, сертификации AI-компонентов и обеспечения устойчивой киберфизической безопасности промышленных систем восприятия.



Список литературы:

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. 4-е изд. М.: Техносфера, 2020. 1112 с.
2. Davies E. R. Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities. 3rd ed. Amsterdam: Elsevier/Academic Press, 2005. 728 p.
3. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. 2nd ed. Cham: Springer, 2022. 984 p.
4. Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2000. Vol. 22, № 11. P. 1330–1334.
5. Chen X., Wang W., Zhang Y. Deep learning for industrial defect inspection: A review // Journal of Manufacturing Systems. 2023. Vol. 68. P. 1–18.
6. Gao J., Xu X., Li J. Hyperspectral imaging for food quality and safety control: Principles and applications // Critical Reviews in Food Science and Nutrition. 2021. Vol. 61, № 14. P. 2345–2363.
7. ISO 13849-1:2015. Safety of machinery – Safety-related parts of control systems. Part 1: General principles for design. Geneva: ISO, 2015. 108 p.
8. Lu Y. Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues // Journal of Industrial Information Integration. 2017. Vol. 6. P. 1–10.
9. Tao F., Zhang H., Liu A., Nee A. Y. C. Digital twin in industry: State-of-the-art // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2019. Vol. 15, № 4. P. 2405–2415.

