Дормидошина Дарья Андреевна,
Технический директор , АО «ЦКБ «Дейтон»
Dormidoshina Daria A .,
Technical Director , JSC «CDO «Deyton»

Рубцов Юрий Васильевич,
Генеральный директор , АО «ЦКБ «Дейтон»
Rubtsov Yuriy V.,
General Director , JSC «CDO «Deyton»

ОБЗОР И АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ В АВТОМАТИЧЕСКОМ ОПТИЧЕСКОМ КОНТРОЛЕ КАЧЕСТВА ИЗДЕЛИЙ ЭЛЕКТРОННОЙ ТЕХНИКИ
REVIEW AND ANALYSIS OF IMAGE PRE-PROCESSING METHODS IN AUTOMATIC OPTICAL QUALITY CONTROL OF ELECTRONIC PRODUCTS

Аннотация. В данной статье показаны результаты всестороннего обзора различных методов предварительной обработки изображений в автоматизированных оптических системах контроля качества изделий электронной компонентной базы, применяемых в радиоэлектронной аппаратуре. Методы обсуждаются с точки зрения обработки изображений, извлечения информации о дефектах. Также рассматриваются результаты исследований, в которых использованы технологии искусственного интеллекта для обнаружения дефектов. В статье выделены современные тенденции и возможные будущие направления исследований для создания систем автоматизированного оптического контроля качества изделий электронной техники. Статья подчеркивает важность выбора наилучшего подхода в зависимости от специфических требований к качеству изделий, характеристик данных и вычислительных ограничений. Кроме того, в ней обсуждаются будущие исследовательские возможности, такие как разработка методов и алгоритмов с использованием алгоритмов глубокого обучения, улучшение интерпретируемости моделей и периферийных вычислений.

Abstract. This article presents the results of a comprehensive review of various image pre-processing methods in automated optical quality inspection systems for electronic component base products used in electronic equipment. The methods are discussed from the point of view of image processing, defect information extraction. The results of studies that use artificial intelligence technologies for defect detection are also considered. The article highlights current trends and possible future research directions for the creation of automated optical quality inspection systems for electronic products. The article emphasizes the importance of choosing the best approach depending on the specific quality requirements of the products, data characteristics, and computational limitations. In addition, it discusses future research opportunities, such as the development of methods and algorithms using deep learning algorithms, improving model interpretability, and edge computing.

Ключевые слова: Автоматический оптический контроль, алгоритмы обработки изображений, электронная компонентная база, извлечение признаков, машинное обучение, компьютерное зрение.

Keywords: Automatic optical control, image processing algorithms, electronic component base, feature extraction, machine learning, computer vision.

Введение

В быстро развивающемся мире разработки и производства изделий электронной техники (ИЭТ) автоматизированное обнаружение дефектов меняет подход к контролю качества. Сочетая в себе компьютерное зрение (КЗ) с высокими возможностями передачи изображений и искусственный интеллект (ИИ), технологии автоматизированной оптической инспекции (АОИ) позволяют предприятиям автоматизировать проверки, сократить количество ошибок в обнаружении дефектов и точно масштабировать операции. Это не просто технологическое усовершенствование – это кардинальный сдвиг в сторону интеллектуального, адаптивного производства.

Устаревшие методы контроля качества и ручные проверки по-прежнему широко распространены, но становятся все более недостаточными из-за следующих причин:

1) человеческая непоследовательность – усталость и субъективность приводят к негативным результатам;

2) неустойчивость – традиционные системы полагаются на статические наборы правил, что делает их хрупкими в динамичных средах;

3) ограничения масштабируемости – большие объемы производства создают нагрузку на традиционные системы контроля качества, снижая точность.

АОИ для обнаружения дефектов на основе ИИ является адаптивным, масштабируемым и точным, что идеально подходит для требований текущего времени.

АОИ обеспечивает:

1) визуальную проверку качества изделий и обратную связь в режиме реального времени. Дефекты обнаруживаются мгновенно, что позволяет производственным группам немедленно вмешаться, останавливая ошибочные операции или без задержек корректируя настройки оборудования;

2) повышенное качество и стабильность. Каждое ИЭТ оценивается в соответствии с одними и теми же стандартами, снижая вариативность и обеспечивая ожидания заказчиков;

3) экономию средств и сокращение отходов. Сводя к минимуму количество ложных срабатываний и пропущенных дефектов, производители сокращают количество брака, доработок и возвратов, что обеспечивает реальный финансовый эффект;

4) поддержку персонала. Инструменты АОИ не вытесняют сотрудников, а позволяют им сместить фокус на более важные задачи, такие как оптимизация процессов и стратегическое решение проблем;

5) масштабируемость. Объединение АОИ с другими системами автоматизации на производстве обеспечивает бесшовную репликацию между несколькими объектами, поддерживая стандартизацию с минимальными усилиями.

Чтобы оценить влияние АОИ на производство, отслеживаются:

1) коэффициент обнаружения дефектов – повышенная точность идентификации;

2) частота ложных срабатываний – меньше ошибок в обнаружении дефектов;

3) выход годных ИЭТ;

4) эффективность пропускной способности – увеличение объема контроля качества без существенных дополнительных трудозатрат;

5) жалобы (рекламации) потребителей: уменьшение за счет улучшения качества ИЭТ.

Эти показатели не только подтверждают инвестиции в АОИ, но и стимулируют постоянное совершенствование АОИ с течением времени.

АОИ могут выявлять даже самые неуловимые дефекты, снижая риск человеческой ошибки и субъективности. Они могут обрабатывать и анализировать изображения значительно быстрее, чем при ручной проверке, что обеспечивает бо́льшую производительность и сокращает узкие места в производстве. Изображения и записи о

выявленных дефектах могут храниться в цифровом виде и анализироваться для целей контроля качества, обеспечивая лучшую отслеживаемость и анализ коренных причин. Алгоритмы АОИ настраиваются для обнаружения новых типов дефектов по мере изменения производственных процессов, что предлагает бо́льшую гибкость.

Однако внедрение АОИ должны решать немало задач, включая необходимость в качественных изображениях, надежных и точных алгоритмах, вычислительных ресурсах и бесшовной интеграции с существующими производственными процессами. Чтобы решить эти задачи, исследователи и специалисты разработали различные подходы, начиная от традиционных методов обработки изображений и заканчивая современными методами машинного и глубокого обучения (МО). Выбор наиболее подходящего подхода зависит от таких факторов, как тип дефектов, конструкции, функциональности и области применения ИЭТ, доступности необходимых данных, вычислительных ресурсов и специфически требований радиоэлектронной отрасли.

В общем, АОИ является критически важным компонентом современных производственных процессов, позволяя предприятиям поддерживать высокие стандарты качества, снижать затраты и повышать удовлетворенность заказчиков. По мере того как технологии продолжают развиваться, разработка и внедрение продвинутых алгоритмов обнаружения дефектов будут становиться все более важными для поддержания конкурентоспособности в производственной радиоэлектронике.

Проблемы автоматизированной оптической инспекции в части предварительной обработки изображений изделий электронной техники

Разработка и внедрение эффективных методов предварительной обработки изображений ИЭТ представляет несколько вызовов, включая:

1) получение высококачественных изображений, представляющих различные типы дефектов различных типономиналов ИЭТ;

2) разработка надежных и точных методов, способных обнаруживать и классифицировать дефекты в разных сценариях;

3) работа КЗ в различных условиях окружающей среды, таких как изменения освещения, вибрации в производственных помещениях, загрязненный воздух;

4) адаптация к развивающимся технологиям разработки ИЭТ и производственным процессам, которые создают новые типономиналы и образуют новые дефекты;

5) обеспечение работы в реальном времени и бесшовная интеграция с существующими производственными системами и рабочими процессами;

6) устранение ограничений вычислительных ресурсов, особенно для ресурсоемких моделей обработки изображений;

7) поддержание конфиденциальности и безопасности данных, особенно для ИЭТ новейших технологий разработки и изготовления.

Преодоление этих вызовов требует мультидисциплинарного подхода, сочетая знания в области КЗ и МО, формирования и применения специфичных для отрасли знаний о производственных процессах и характеристиках ИЭТ. Эффективные АОИ на основе изображений должны находить баланс между точностью, надежностью, вычислительной эффективностью и простотой развертывания, оставаясь при этом адаптируемыми к изменяющимся требованиям и технологическим новшествам.

Особенные проблемы возникают и нуждаются в решении на этапах морфологических операций. Они включают методы предварительной обработки изображений, которые позволяют анализировать форму и структуру объектов в изображении. И использоваться для решения задач удаления шума, обнаружения краев и сегментации объектов.

Основные морфологические методы включают эрозию и дилатацию, которые применяются для обнаружения и анализа дефектов на основе их характеристик формы и размера.

При этом должны использоваться и традиционные методы предварительной обработки изображений, которые:

1) разработаны и широко применяются;

2) вычислительно эффективны и подходят для приложений в реальном времени;

3) показывают высокие результаты в определенных ситуациях или для определенных типов дефектов.

При применении традиционных методов обработки изображений должны учитываться имеющиеся ограничения:

- требования ручной инженерии признаков и настройки параметров;
- трудности с комплексными или изменяющимися паттернами дефектов;
- чувствительности к условиям окружающей среды, таким как изменения освещения, вибрации от работы оборудования производства ИЭТ, загрязнения воздуха и пр.

Большинство традиционных АОИ используют метод сопоставления проверяемого компонента с эталонным изображением шаблона. Применение наиболее приемлемого метода предварительной обработки изображений АОИ может улучшить процесс классификации и избежать случаев пропуска и ложных срабатываний. В АОИ собранные изображения проходят некоторые этапы улучшения изображения (предобработка). Затем используются методы извлечения и выбора признаков для сегментации дефектных областей и обнаружения важных дефектных характеристик. Завершающий этап заключается в предоставлении обработанной информации алгоритму классификации.

Подготовка изображений для извлечения и выбора признаков

Цель этого этапа – подготовка исходного изображения для следующего этапа извлечения и выбора признаков [1]. Он включает в себя множество операций, таких как создание масок изображения, пространственную фильтрацию и геометрическое преобразование.

Создание масок изображения (операция маскирования) могут быть применены к полученному изображению для определения области интереса (ROI – short for region of interest). Этот шаг очень важен для сокращения времени инспекции, так как извлечение признаков применяется только к определенной области, а не к всему изображению. После определения ROI полученные изображения могут подвергаться геометрическим преобразованиям и фильтрации для дальнейшего улучшения.

Геометрическое преобразование включает в себя расчет проекции каждого пикселя в ROI на другое пространство. Этот метод может помочь в восстановлении изображения и исправлении в случае наличия геометрических искажений. Геометрическое преобразование включает в себя масштабирование, поворот и сдвиг изображения.

Устранение шумов и фильтрация изображений являются общепринятыми практиками при предварительной обработке полученных изображений перед использованием алгоритмов извлечения признаков. Процесс фильтрации данных изображения и устранения шумов улучшает данные и снижает шум для подчеркивания важных признаков. Они могут сглаживать, усиливать, трансформировать и удалять шум из изображения, чтобы алгоритм АОИ мог легко выполнять задачу извлечения признаков. Например, методы фильтрации и удаления шумов очень полезны для удаления случайных дефектов из смешанных паттернов дефектов, так что алгоритмы классификации могут определить тип дефекта в соответствии с систематическим паттерном дефектов [2].

Могут применяться линейные или нелинейные фильтры. В случае линейных фильтров используется свертка, которая может быть квадратной (например, 3x3) или прямоугольной (например, 3x5).

Примеры линейных фильтров – это лапласовский и гауссовский фильтры. Нелинейные фильтры используют нелинейные функции для параметров ядра, процесс перерасчета пикселя аналогичен тому, что осуществляется в линейных фильтрах.

Некоторые примеры нелинейных фильтров – это медианные фильтры и фильтр Превитта. Медианные фильтры являются популярным методом предварительной обработки для обнаружения аномалий на поверхностях изделий ИЭТ [3]. Более продвинутые техники устранения шумов, такие как модели МО [4], приближение низкого ранга [5] и минимизация взвешенной ядерной нормы [6], также отмечаются в результатах исследований. Парк и Квон [7] предложили новую технику фильтрации, называемую фильтром соседнего различия (NDF – Neighboring Difference Filter) из фона образцов изображений. NDF используется для сравнения интенсивности соседних областей пикселей со стратегически размещенным промежутком, чтобы различать похожие паттерны дефектов от других (т.е. обнаружение аномалий).

Извлечение и выбор особенностей

Процесс извлечения особенностей включает применение одной или нескольких техник обработки изображений (например, частотный анализ и сегментация) с целью описания характеристик изучаемых областей (например, дефектов и аномалий).

Эти характеристики обычно описываются с использованием набора значений, называемых значениями особенностей, которые могут быть представлены в виде вектора или матрицы.

Цель этапа выбора особенностей заключается в том, чтобы рассмотреть только важные значения особенностей, которые могут способствовать процессу классификации, и отбросить избыточные. Этот этап очень важен для сокращения времени вычислений в АОИ. Анализ главных компонент является очень популярной техникой, используемой в выборе признаков. Другие методы, такие как генетические алгоритмы (GA), оптимизация роя частиц (PSO – article Swarm Optimization), оптимизация муравьиных колоний (ACO – Ant Colony Optimization), AdaBoost и нейронные сети, также используются для этой цели.

ACO – метод оптимизации, который строится на основании той стратегии, которой придерживаются муравьи, прокладывая путь в поисках пищи. Кроме того, ACO – это частный случай роевого интеллекта. Роевой интеллект – это разновидность ИИ, где для решения задач применяется децентрализованное коллективное поведение.

AdaBoost (адаптивный бустинг) относится к ансамблевым методам. Он строит последовательность «слабых» результатов и объединяет их для получения более точного итогового результата.

Анализ в частотной области

Анализ в частотной области используется для преобразования изображений из пространственной области в частотную область. Это результативно для захвата глобальной структуры изображения и минимизации ошибок восстановления. В частотном анализе могут использоваться фильтры высокой и низкой частоты для ослабления ненужного шума на изображении.

После ослабления изображение может быть преобразовано обратно в пространственную область для дальнейшей обработки. Анализ частот предпочтительно используется для исследования дефектов, которые имеют низкий контраст и высокий уровень шумов освещения, так что пространственная область не может захватить особенности дефекта.

Частотное представление может быть получено с помощью различных функций преобразования, таких как быстрое преобразование Фурье (FFT – Fast Fourier Transform), дискретное вейвлет-преобразование (DWT – Discrete Wavelet Transform) и дискретное косинусное преобразование (DCT – Discreet Cosine Transform).

Вейвлет-преобразование (англ. wavelet transform) – интегральное преобразование, которое представляет собой свертку вейвлет-функции с сигналом. Оно переводит сигнал из временного представления в частотно-временное.

Функции преобразования позволяют осуществить необратимое преобразование из пространственной области в пространство признаков с уменьшенной размерностью. Таким образом, это облегчает классификацию с существенно меньшим количеством признаков и управляемой ошибкой классификации.

DCT в основном применяется для выполнения восстановления изображений и уменьшения размерности, переводя изображение в спектр частот и ослабляя определенные коэффициенты, которые располагаются в двух основных диапазонах, а именно, низкой и высокой частоты [8]. В большинстве АОИ, поскольку варьирование освещения в основном находится в диапазоне низкой частоты (в верхнем левом углу спектра частот), определенное количество коэффициентов DCT в диапазоне низкой частоты отсекается, чтобы минимизировать вариации при различных условиях освещения [9].

Чен и Куо [10] в исследованиях применили DCT и стратегию фильтрации фонового изображения для выявления дефектов Мура в устройствах отображения TFT-LCD (Thin Film Transistor – Liquid Crystal Display). Дефект Мура – это неравномерность яркости или цвета, которая проявляется в виде пятен или полос на изображении TFT-LCD. В процессе исследований фон образцов изображений сначала был определен и восстановлен с помощью метода DCT с использованием низкочастотной фильтрации для устранения нежелательного шума. Затем выбираются коэффициенты DCT и изображение может быть преобразовано обратно в пространственную область с использованием обратного DCT. Затем дефекты Мура можно вычесть из фона с помощью метода вычитания изображений. Несмотря на небольшие различия в яркости и неравномерности между дефектами Мура и фоном, предлагаемый подход очень эффективен в обнаружении дефектов Мура.

Однако из-за этапа низкочастотной фильтрации дефекты малого размера (микродефекты) могут быть устранены вместе с шумом. Поэтому предложенный подход не может справляться с обнаружением микродефектов в TFT-LCD. Даже если его модифицировать для обнаружения микродефектов, время вычислений процесса будет значительным.

Пернг и Чен в [11] использовали DCT для выделения дефектных характеристик направленных текстурных поверхностей в FPD (Flat Panel Display), таких как PLED (Polymer Light-Emitting Diode) и OLED (Organic Light-Emitting Diode). Пример изображения был преобразован в частотную область с использованием DCT, так что доминирующие направления текстур компактны с коэффициентами низкочастотной полосы частотного спектра изображения.

Линейные примитивы, связанные с высокой энергией в области DCT, затем устраняются путем сокращения их до нуля. После этого изображение преобразуется обратно в пространственную область с использованием обратного DCT, что делает дефектные особенности видимыми. Затем были использованы пороговая обработка и диаграмма контроля статистических процессов SPC (Statistical Process Control) для классификации дефектов. При использовании этого подхода было замечено несколько преимуществ, таких как нечувствительность к горизонтальному и вертикальному сдвигу, изменениям в освещении и

вращению изображения. Однако это исследование не предоставило никаких деталей о точности предложенного подхода и о времени вычислений.

Аналогично, Лин в [12] использовал DCT для исследования микродефектов в слое барьера на поверхности, найденном в пассивных изделиях электронной компонентной базы (ЭКБ), не имеющих повторяющийся паттерн дефектов. Поэтому подход DCT подходит для решения этой проблемы, так как не требует никакой информации о текстурных характеристиках. Предложенный метод достиг относительно высокой общей точности – 94,74%. Однако он подходит только для обнаружения дефектов в диапазоне от двух до четырнадцати пикселей. Более того, этот метод считается затратным во времени, поскольку он занимает всего четыре секунды для применения прямого и обратного DCT без классификации.

Лин и Чиу в [13, 14] использовали блочный дискретный косинусный преобразователь BDCT (Block Discrete Cosine Tansform) для выделения микродефектов на эпоксидных куполах светодиодов и дефектов изогнутых светодиодных линз. Метод BDCT похож на DCT, однако в BDCT изображение делится на непересекающиеся блоки изображения одинакового размера, в каждом из которых может применяться DCT отдельно вместо применения DCT ко всему изображению. В обоих исследованиях было установлено, что темный фон изображения может повлиять на BDCT и может быть спутан с дефектными признаками.

Следовательно, после определения ROI используется маска изображения для его обозначения. Поскольку BDCT может обрабатывать только прямоугольные области, а ROI является круговой, темный фон, который был удален, может быть заменен фоном, имеющим дублированный средний уровень серого цвета ROI. Неровное самоподсвечивание привело к постепенному изменению оттенков, что вызывает высокочастотные пики после выполнения BDCT. Поэтому используется серый относительный анализ для ослабления высокочастотные значения, а затем после затухания, изображение преобразовывается в пространственную область. Затем был использован метод пороговой обработки Оцу для преобразования полученного изображения в цифровое изображение с выделенными выявленными недостатками.

Лин и Хо в [15] обнаружили, что после преобразования цифрового изображения кристалла на пластине в область DCT частоты дефектов распределяются вокруг средних и высоких частот.

Для подчеркивания признаков дефектов в виде отверстий использовалась фильтрация высоких частот, чтобы ослабить частотные компоненты участков не имеющих дефектов, установив их значения в ноль.

Подобно методам, применявшимся в [13, 14] для адаптации фона к реализации DCT, предлагаемый метод оказался нечувствительным к изменениям света, поскольку низкочастотный диапазон был устранен. Однако этот метод имеет некоторые ограничения, такие как размер дефекта, свойства фона и время обработки. Дефекты больших размеров могут быть утеряны после ослабления низкочастотного диапазона. Кроме того, дефекты, встроенные в текстуры структуры, не могут быть обнаружены, поскольку этот метод подходит для идентификации дефектов в случайных текстурах.

Предлагаемый метод требует четыре секунды на обработку прямого и обратного DCT-преобразования, что не соответствует требованиям АОИ.

Как уже упоминалось ранее, DWT является одним из методов анализа в частотной области для извлечения признаков. DWT имеет преимущество, предоставляя простой способ многоуровневого представления, из которого легко извлекаются текстурные признаки дефектов. Преимущества использования DWT включают локальную обработку изображений, простые вычисления, высокую скорость обработки и множество информация об изображении.

Лин в [16] рассмотрел один тип вейвлет-преобразования, называемый преобразованием Хаара, чтобы выделить дефекты в виде капель воды на поверхности кристалла светодиода. Преобразование Хаара считается самым простым подходом среди вейвлет-преобразований. Преобразование выполняется для каждой строки значений пикселей, а затем выполняется еще одно вейвлет-преобразование для каждого столбца. Использовались четыре вейвлет-преобразования, которые генерируют четыре части изображения; один уровень вейвлет-преобразование генерирует одну гладкую часть изображения и три детализированных части, содержащих детали с горизонтальной, вертикальной и диагональной ориентациями. Каждая часть изображения представляет определенную характеристику, размер которой составляет половину количества столбцов и строк оригинального изображения. Применение вейвлет-преобразования Хаара также использовалось для устранения влияния неравномерного освещения.

У. и др. в [17] использовали преобразование Фурье для выделения микродефектов TFT-LCD путем удаления фоновых текстур.

Феррейра и др. в [18] использовали периодичность и технику фильтрации Фурье с помощью пороговой обработки для выделения дефектов точек в TFT-LCD. Фактор, который был в центре внимания в этом исследовании, – это световая интенсивность точек, так что дефектные точки могут быть определены по изменениям в ожидаемом световом функциональном ответе на их цифровое адресное значение. Основное преимущество этого исследования заключается в том, что оно смогло построить систему АОИ с использованием камеры, которая может иметь более низкое разрешение, чем это необходимо. Однако есть ограничения в обнаружении дефектов с использованием преобразования Фурье, когда частотный компонент дефекта может не иметь повторяющийся паттерн дефектов [19].

Цай и Хун в [20] предложили систему на основе восстановления по Фурье и вейвлет-преобразования для инспекции микродефектов, таких как минимальные отверстия, царапины и частицы в TFT-LCD. Это исследование работает с 1D линейными изображениями вместо традиционных 2D изображений. Нежелательные частотные компоненты, представляющие периодический структурный паттерн дефектов в изображениях в частотном спектре, могут быть устранены. Используя обратное преобразование Фурье изображение может быть преобразовано обратно в пространственную область. Наконец, дополнительное вейвлет-преобразование применяется для удаления неравномерной подсветки в отфильтрованном изображении, чтобы дефекты могли быть легко сегментированы для процесса классификации.

Контрольные пределы рассматривались для процесса классификации с использованием определенного порога для различения аномалий и однородного фона. В аналогичном исследовании [21] Цай и др. использовали немного другой подход, при котором сегментированное 1D изображение профиля делится на небольшие сегменты, каждый из которых равен длине повторяющегося периода для TFT-LCD. Разделенные 1D сегменты затем объединяются в 2D изображение. Затем та же процедура применяется к 2D изображению, как это было в предыдущем исследовании с 1D изображением. Еще одно отличие в этом исследовании заключается в том, что не использовалось вейвлет-преобразование.

Предложенные методы имеют основное преимущество в том, что они не зависят от разработки количественных характеристик для описания различных типов дефектов и не требуют эталонного изображения для сравнения. Таким образом, они устраняют все ограничения методов извлечения признаков и сопоставления шаблонов. Однако в [21] были замечены несколько недостатков, таких как периодичность бездефектной линии сканирования, которую нельзя эффективно устранить, поскольку количество разделенных сегментов обычно невелико по сравнению с длиной периода в линии сканирования. Более того, предложенный метод существенно зависит от вычислительной интенсивности [22]. В

ходе изучения предыдущих двух исследований, проведенных тем же автором, было найдено противоречивое утверждение.

В работе Цай и Хуан [20] утверждалось, что им удалось успешно выявить микродефекты на высококачественных изображениях. Однако в работе Цай и др [21] они отметили, что предыдущий эксперимент оказался неудачным в обнаружении микродефектов на высококачественных изображениях.

Ещё один похожий подход был предложен Цай и Чуаном, который занимался 1D профилем изображения для идентификации микродефектов панелей TFT-LCD [22]. Они интегрировали метод нормализованной взаимной корреляции (NCC – Normalized Cross Correlation) для выявления аномалий, сравнивая сегмент изображения с двумя соседними сегментами. Этот метод сократил количество сегментов, которые рассматривались по сравнению с предыдущими двумя исследованиями, что, в свою очередь, сократило время вычислений. Однако, как и в предыдущих исследованиях, предложенный метод не смог точно определить положение и форму дефекта.

Ограничения и будущее развитие

Несмотря на преимущества систем АОИ, многие ограничения все еще существуют для методов предварительной обработки изображений. Одним из основных ограничений является точная калибровка и конфигурация, необходимые для того, чтобы система обеспечивала адекватные результаты. Это ограничение может сузить способность систем адаптироваться к различным продуктам, делая их более специфичными для определённых измерений и характеристик продукта.

Вариации в освещении также являются одной из основных проблем для методов предварительной обработки изображений, поскольку настройки освещения должны оставаться постоянными и/или контролируемыми, чтобы избежать нежелательных теней или шумов света, которые могут быть спутаны с дефектами. Поэтому исследование должно быть направлено на разработку устройств реального времени, которые не подвержены влиянию эксплуатационных или экологических условий. Углы обзора систем захвата изображений чаще всего ограничены определённой заранее заданной 2D плоскостью инспектируемого компонента.

Ян и др. в [23] предложили решение для решения этой проблемы путем реализации нескольких систем захвата изображений для получения различных ракурсов исследуемых конденсаторов. Однако это решение считается дорогостоящим и требует специальной настройки.

3D оптические методы инспекции, предложенные Мадригалом и др. в [24], могут быть эффективным инструментом для смягчения этих проблем и предоставления полного описания 3D изображений ИЭТ. Их предложенная АОИ использует проекцию структурированного света, чтобы помочь в получении 3D изображений ИЭТ. Эта система может быть очень полезной для расследования дефектов, таких как пайка и интегральные схемы.

Кроме того, авторы в [25, 26] предложили роботизированные манипуляторы для различных промышленных задач инспекции и распознавания, которые могут обеспечить большую гибкость и подвижность при доступе к различным угловым видам исследуемого продукта.

Системы АОИ в целом являются отличным инструментом для обнаружения внешних дефектов поверхности; однако становится затруднительно исследовать внутренние дефекты или любые другие, на которые АОИ не запрограммирована. Хотя рентгеновские и термографические методы могут частично решить проблему обнаружения внутренних дефектов; однако эти системы эффективны для инспекции определенных типов ИЭТ, таких как микросборки, микрокристальные модули и другие сложноинтегрированные ИЭТ.

При применении МО в АОИ необходимо большое количество образцов для процесса обучения, особенно для алгоритмов глубокого обучения. Это может требовать использования смоделированных данных или математических моделей для предоставления достаточного количества обучающих образцов, что может оказаться недостаточным для адекватного представления характеристик дефектов. Поэтому следует рассмотреть возможность создания соответствующей базы изображений для дефектов, чтобы улучшить производительность будущих алгоритмов оптической инспекции.

Заключение

Мониторинг качества является важным шагом для минимизации дефектов ИЭТ. АОИ считается одним из самых простых и широко используемых подходов к мониторингу качества ИЭТ.

Область АОИ обширна, поскольку охватывает широкий спектр тем, в том числе в совершенствовании методов предварительной обработки изображений. По этой причине исследовательские возможности в этой области широко открыты и имеют потенциал для улучшения в ближайшем будущем.

Многие производители электроники интегрируют системы АОИ в свои производственные процессы, чтобы избежать дополнительных затрат на человеческих инспекторов и возможных ошибок. Большинство из этих производителей расположено в Азии.

В этом исследовании мы рассмотрели и проанализировали более 25 источников, которые использовали методы предварительной обработки изображений для исследования различных дефектов с помощью АОИ.

Аппаратные и программные настройки играют важную роль в качестве получаемого изображения для предварительной обработки изображений. Мы выяснили в этой работе, что эти настройки могут повлиять на точность и уровень ложных срабатываний итоговых результатов классификации. В АОИ избегают изменения освещения и переменных условий, так как это приводит к увеличению шума и ложных срабатываний. В некоторых АОИ используются индивидуальные освещения для лучшего описания дефектов, например, многоуровневое освещение для инспекции монтажа ИЭТ на печатные платы, чтобы уловить 3D-особенности инспектируемого изделия.

В этой статье подчеркиваются преимущества и ограничения различных настроек освещения. Также важен выбор правильного положения объектива для предварительной обработки изображений. В процессе выбора учитывается множество факторов, таких как размер инспектируемого ИЭТ, угол обзора, частота кадров и разрешение. Хотя большинство образцов изображения получают с помощью камер изображения, вспомогательные устройства также могут оказать помощь в этом процессе.

На стадии предварительной обработки к полученному изображению применяются различные фильтры, шумоподавление и геометрические операции. Это очень полезно для удаления нежелательного шума, который влияет на решение о классификации. Шумоподавление – это важный шаг для обнаружения дефектов на образцах полупроводниковых пластин, чтобы проверенные образцы могли быть классифицированы в соответствии с систематическим дефектом. На стадии извлечения и отбора признаков алгоритм пытается изолировать и локализовать дефективные признаки в изображении.

Во многих результатах исследований использованы алгоритмы МО для изучения дефектов. Недавнее развитие сверточных нейронных сетей, таких как AlexNet, открыло возможности для использования этих моделей в задачах АОИ. Модели МО могут выполнять предварительную обработку, извлечение и выбор признаков, а также классификацию одновременно в скрытых слоях. В слоях глубокого обучения можно захватывать множество сложных признаков, которые традиционные методы извлечения признаков могут не

распознать. Точность обнаружения также может быть улучшена с использованием глубокого обучения из-за большого количества параметров, используемых при обучении моделей. Несмотря на упомянутые ранее преимущества, модели глубокого обучения считаются требовательными к данным.

Кроме того, это требует больших возможностей обработки для графических процессоров. Большие данные, необходимые для обучения, играют важную роль в обеспечении высокой точности и предотвращении переобучения. Для решения этой проблемы используются несколько методов увеличения данных. Для предотвращения большого использования памяти используется трансферное обучение, реализуя предварительно обученные модели глубокого обучения.

АОИ по-прежнему сталкиваются с некоторыми ограничениями, требующими дальнейших улучшений. Углы обзора для проверяемых ИЭТ обычно фиксированы на определенных углах, что может привести к пропуску некоторых частей. Роботизированные манипуляторы и трехмерные подходы к инспекции могут быть использованы для уменьшения этих проблем. Текущие технологии и алгоритмы, используемые в этом обзоре, в настоящее время проходят испытания.

В ходе нашего поиска соответствующих результатов исследований для обзора и анализа определено, что системы АОИ широко используются для четырех классов ИЭТ: кристаллов на полупроводниковых пластинах, TFT-LCD, печатных плат и светодиодов. Для каждого проверяемого ИЭТ рассматривались различные типы дефектов. Дефекты полупроводниковых пластин обычно проверяются в соответствии с их отличительными паттернами дефектов. Дефекты пайки обычно являются проверяемыми для печатных плат. Дефекты TFT-LCD широко исследуются с использованием AOI для проверки на наличие дефектов Мура. В отличие от ранее упомянутых ИЭТ, мы заметили, что в индустрии светодиодов с помощью АОИ исследуется большее разнообразия дефектов. Также исследуются другие ИЭТ, такие как пассивные электронные компоненты.

Среди исследуемых ИЭТ нет корпусов, которые играют существенную роль в защите элементов ИЭТ от внешних воздействий, связи с внешними цепями, монтаже ЭКБ на основания. Корпус для ЭКБ является сложным изделием и обеспечение его качества играет важную роль в функционировании ИЭТ. Данные изделия являются предметом исследований авторов статьи и создания соответствующих АОИ.

Список литературы:

1. S. Shirmohammadi and A. Ferrero, «Camera as the instrument: The rising trend of vision based measurement» IEEE Instrum. Meas. Mag., vol. 17, no. 3, pp. 41–47, Jun. 2014.

2. R. Wang and N. Chen, «Wafer map defect pattern recognition using rotation-invariant features» IEEE Trans. Semicond. Manuf., vol. 32, no. 4, pp. 596–604, Nov. 2019.

3. C.-J. Huang, «Clustered defect detection of high quality chips using self- supervised multilayer perceptron» Expert Syst. Appl., vol. 33, no. 4, pp. 996–1003, Nov. 2007.

4. K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, and L. Zhang, «Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising» IEEE Trans. Image Process., vol. 26, no. 7, pp. 3142–3155, Jul. 2017.

5. D.-G. Kim and Z. H. Shamsi, «Enhanced residual noise estimation of low rank approximation for image denoising» Neurocomputing, vol. 293, pp. 1–11, Jun. 2018.

6. S. Gu, L. Zhang, W. Zuo, and X. Feng, «Weighted nuclear norm min- imization with application to image denoising» in Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., Jun. 2014, pp. 2862–2869.

7. Y. Park and I. S. Kweon, «Ambiguous surface defect image classification of AMOLED displays in smartphones» IEEE Trans. Ind. Informat., vol. 12, no. 2, pp. 597–607, Apr. 2016.

8. H.-D. Lin and D.-C. Ho, «Detection of pinhole defects on chips and wafers using DCT enhancement in computer vision systems» Int. J. Adv. Manuf. Technol., vol. 34, nos. 5–6, pp. 567–583, Aug. 2007.

9. N. S. S. Mar, P. K. D. V. Yarlagadda, and C. Fookes, «Design and development of automatic visual inspection system for PCB manufacturing» Robot. Comput.-Integr. Manuf., vol. 27, no. 5, pp. 949–962, Oct. 2011.

10. L.-C. Chen and C.-C. Kuo, «Automatic TFT-LCD mura defect inspection using discrete cosine transform-based background filtering and 'just noticeable difference' quantification strategies» Meas. Sci. Technol., vol. 19, no. 1, 2008, Art. no. 015507.

11. D.-B. Perng and S.-H. Chen, «Directional textures auto-inspection using discrete cosine transform» Int. J. Prod. Res., vol. 49, no. 23, pp. 7171–7187, Dec. 2011.

12. H.-D. Lin, «Tiny surface defect inspection of electronic passive components using discrete cosine transform decomposition and cumulative sum techniques» Image Vis. Comput., vol. 26, no. 5, pp. 603–621, May 2008.

13. Y.-S. Chiu and H.-D. Lin, «An innovative blemish detection system for curved LED lenses» Expert Syst. Appl., vol. 40, no. 2, pp. 471–479, Feb. 2013.

14. H.-D. Lin and S. W. Chiu, «Flaw detection of domed surfaces in LED packages by machine vision system» Expert Syst. Appl., vol. 38, no. 12, pp. 15208–15216, Nov. 2011.

15. H.-D. Lin and D.-C. Ho, «Detection of pinhole defects on chips and wafers using DCT enhancement in computer vision systems» Int. J. Adv. Manuf. Technol., vol. 34, nos. 5–6, pp. 567–583, Aug. 2007.

16. H.-D. Lin, «Automated defect inspection of light-emitting diode chips using neural network and statistical approaches» Expert Syst. Appl., vol. 36, no. 1, pp. 219–226, Jan. 2009. - 36

17. A. Wu, J. Zhu, Z. Tao, and C. Mao, «Automatic inspection and classification for thin-film transistor liquid crystal display surface defects based on particle swarm optimization and one-class support vector machine» Adv. Mech. Eng., vol. 8, no. 11, pp. 1–11, 2016.

18. F. P. Ferreira, P. M. F. Forte, P. E. R. Felgueiras, B. P. J. Bret, M. S. Belsley, and E. J. Nunes-Pereira, «Evaluating sub-pixel functional defects of a display using an arbitrary resolution camera» Displays, vol. 49, pp. 40–50, Sep. 2017.

19. C.-H. Noh, S.-L. Lee, D.-H. Kim, C.-W. Chung, and S.-H. Kim, «An effective and efficient defect inspection system for TFT-LCD polarised films using adaptive thresholds and shape-based image anal- yses» Int. J. Prod. Res., vol. 48, no. 17, pp. 5115–5135, Sep. 2010.

20. D.-M. Tsai and C.-Y. Hung, «Automatic defect inspection of patterned thin film transistor-liquid crystal display (TFT-LCD) panels using one- dimensional Fourier reconstruction and wavelet decomposition» Int. J. Prod. Res., vol. 43, no. 21, pp. 4589–4607, Nov. 2005.

21. D.-M. Tsai, S.-T. Chuang, and Y.-H. Tseng, «One-dimensional-based automatic defect inspection of multiple patterned TFT-LCD panels using Fourier image reconstruction» Int. J. Prod. Res., vol. 45, no. 6, pp. 1297–1321, Mar. 2007.

22. D.-M. Tsai and S.-T. Chuang, «1D-based defect detection in patterned TFT-LCD panels using characteristic fractal dimension and correlations» Mach. Vis. Appl., vol. 20, no. 6, pp. 423–434, Oct. 2009.

23. Y. Yang, Z.-J. Zha, M. Gao, and Z. He, «A robust vision inspection system for detecting surface defects of film capacitors» Signal Process., vol. 124, pp. 54–62, Jul. 2016.

24. C. Madrigal, J. Branch, A. Restrepo, and D. Mery, «A method for automatic surface inspection using a model-based 3D descriptor» Sensors, vol. 17, no. 10, p. 2262, Oct. 2017.

25. L. Pérez, Ì. Rodríguez, N. Rodríguez, R. Usamentiaga, and D. García, «Robot guidance using machine vision techniques in industrial environments: A comparative review» Sensors, vol. 16, no. 3, p. 335, Mar. 2016.

26. J.-G. Juang, Y.-J. Tsai, and Y.-W. Fan, «Visual recognition and its application to robot arm control» Appl. Sci., vol. 5, no. 4, pp. 851–880, Oct. 2015.