

УДК 658.012.2

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ДЕФЕКТОВ ШВА, ВЫПОЛНЕННОГО СВАРОЧНЫМ РОБОТОМ

Порываев М. А., студент гр. МРа-241, I курс

Научный руководитель: Чичерин И. В., к.т.н., доцент

Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачёва
г. Кемерово

Любой процесс сварки сопровождается фактор появления дефектов сварного шва, которые могут образовываться вследствие различных причин, будь то неправильная техника сварки и подобранные режимы работы, низкая квалификация персонала, недостатки функциональных возможностей оборудования и др.

Использование современных технологий, таких как роботизация, может свести некоторые из этих факторы к минимуму, однако ожидания предприятий часто не соответствуют действительности. Роботы в первую очередь обеспечивают скорость и повторяемость. Они работают с большой скоростью, не совершают ошибок, не устают и не травмируются, но даже они могут невольно допустить брак — по вине человека. Даже после того как программисты напишут идеальную программу, а специалист выберет наиболее подходящий метод сварки, ждать от робота 100% качественного соединения лучше не стоит. В момент возникновения сбоя в рабочей программе или вследствие некачественной подготовки рабочего места робот продолжит движение по изделию, что неминуемо приведет к образованию дефекта, ведь робот не видит, как формируется сварочный шов[1].

Для решения данной проблем существует две основные стратегии. Первая стратегия направлена на предотвращение появления дефекта, она достаточно хорошо реализуется в современных сварочных РТК при помощи дополнительного оборудования, например, специальных датчиков или камер машинного зрения, которые формируют систему машинного зрения. Однако данные системы позволяют роботу лишь анализировать заготовку и определять стратегию сварки, а пределом функционала является формирование траектории и отслеживание сварного шва. В отличие от человека, компьютер не может в зависимости от полученной визуальной информации принять решение: изменить угол горелки, замедлить или ускорить сварку, увеличить или уменьшить колебания и т. д.

Все эти ограничения, в конечном счете, неспособны полностью исключить вероятность образования дефектов, отсюда вытекает вторая стратегия борьбы с ними - своевременное определение появившегося дефекта и его устранение, а также устранение причин его появления. И если внутренние дефекты выявляются при помощи специализированного оборудования, то внешние почти всегда посредством визуального осмотра человеком.

С целью автоматизации данного процесса, а также своевременного обнаружения и предотвращения повторного образования дефектов была разработана концепция системы отслеживания и регистрации дефектов сварного шва. Концепция заключается в оснащении робота системой компьютерного зрения (КЗ) и программой, способной в режиме реального времени по получаемым графическим данным от КЗ отслеживать появление дефектов и информировать об этом оператора.

Работа КЗ состоит из трёх этапов: захват изображения, обработка и ответная реакция в виде действия. Захват изображения происходит за счет использования фотоэлектронных преобразователей, цифровых камер, электромагнитных камер. Они обеспечивают захват изображения для его дальнейшего преобразования в числовой код, передаваемый для дальнейшей обработки на вычислительную технику. Более подробно о технической части КЗ я рассказывал в своей прошлой статье [2].

Далее происходит анализ данных при помощи заложенного алгоритма работы с изображениями. С точки зрения данных, графические данные считаются неструктурированными, в отличие от структурированных данных, которые хранятся, например, в электронных таблицах и реляционных базах данных и могут быть непосредственно автоматически обработаны. Для работы с таким типом данных современные модели КЗ используют технологию глубокого обучения, подраздела машинного обучения, которая опирается на глубокие нейронные сети. В более широком смысле машинное и глубокое обучение - это области искусственного интеллекта (ИИ) [3]. В частности, для задач КЗ используются сверточные нейронные сети (СНС). Они хорошо подходят для данных с пространственными связями, таких как изображения.

На данном этапе происходит классификация изображений, обнаружение объектов или семантическая сегментация (рис. 1). СНС для классификации изображений выдает только одну или несколько меток классов для всего изображения в качестве выходных данных, в то время как СНС для обнаружения объектов определяет местонахождение объектов, представляющих ин-

интерес, на изображении — его выходные данные представляют собой ограничивающие рамки вокруг объектов рядом с метками классов. СНС для семантической сегментации дают еще более подробные результаты, присваивая каждому отдельному пикселю метку класса [4].



Рис. 1 Результаты работы СНС для изображения сварочного шва

Исходя из результатов классификации, ответная реакция может быть различной. Система может оставаться в состоянии покоя, если дефекты не были обнаружены, или в противном случае проинформировать оператора, а уже он, исходя из характеристики дефекта, будет принимать решение о возможности или невозможности дальнейшей работы.

Попытка реализации схожей концепции была предпринята учеными ЮУрГУ, они смогли выявить основные причины дефектов и в данный момент работают над системой их распознавания. Главной же проблемой, с которой сталкиваются ученые, становится полная закрытость современных автоматизированных сварочных систем [5].

Рассматриваемое с более абстрактной точки зрения, КЗ само по себе часто является лишь промежуточным этапом. Данная система может быть использована в качестве базы для накопления информации и статистических данных с целью дальнейшей разработки полноценной системы поддержки принятия решений, способной вырабатывать советы (инструкции) по дальнейшей оптимизации рабочего процесса[6].

Список литературы:

1. Журнал «Промышленные страницы №5», 2022г.
2. Порываев М.А. (2024) Использование машинного зрения в роботизированных технологиях. 16-я Всероссийская научно-практическая конференция молодых ученых «РОССИЯ МОЛОДАЯ»
3. Кюль Н., Готье М., Харт Р. и Сатцгер Г. (2019). Машинное обучение в области искусственного интеллекта: на пути к общему пониманию. 52-я Гаванская международная конференция по системным наукам.
4. Грибель М., Д-р А., и Штейн Н. (2019). Прикладное распознавание изображений: рекомендации по использованию моделей глубокого обучения на практике. 14-я международная конференция по Wirtschaftsinformatik.
5. Официальный сайт «Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет)», режим доступа <https://www.susu.ru/ru> . (дата обращения 25.03.2025г.).
6. Яннис У., (2023). Системы поддержки принятия решений на основе изображений: Технические концепции, знания в области проектирования и приложения для обеспечения устойчивого развития.