



ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ВАЛИКА УСИЛЕНИЯ СВАРНОГО ШВА НА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Я. П. ЛАЗОРЕНКО, В. О. КОЛЯДА, инженеры, Е. В. ШАПОВАЛОВ, канд. техн. наук,
Н. Ф. ЛУЦЕНКО, Т. Г. СКУБА, инженеры (Ин-т электросварки им. Е. О. Патона НАН Украины)

Рассмотрены два алгоритма распознавания валика усиления сварного шва на цифровых изображениях, полученных с помощью оптического триангуляционного сенсора — нейросетевой и вероятностный. Эффективность их использования подтверждена экспериментальной проверкой.

Ключевые слова: сварной шов, валик усиления, кромка, распознавание образов, алгоритм распознавания, определение положения, триангуляционный сенсор, автоматизация, цифровое изображение, искусственная нейронная сеть, нейросетевой алгоритм

Существует ряд задач, для решения которых необходим инструментарий, позволяющий автоматически определять положение валика усиления сварного шва. Например, в процессе автоматизированного ультразвукового контроля продольных швов крупногабаритных конструкций необходимо выполнять автоматическую коррекцию положения ультразвуковых датчиков относительно валика усиления сварного шва или для реализации роботизированной шлифовки сварного шва необходимо автоматическое центрирование шлифовального круга относительно шва. Эти и подобные задачи могут быть решены путем включения в систему позиционирования рабочего инструмента обратной связи по положению сварного шва.

В настоящее время для автоматического определения координат валика усиления сварного шва чаще всего применяют бесконтактные оптические сенсоры, работающие по принципу светового сечения, что подробно рассмотрено в [1, 2]. Согласно принципу светового сечения, световая плоскость пересекает объект (в данном случае сварной шов), формируя на его поверхности световую полосу. Телевизионная камера, расположенная под некоторым триангуляционным углом к световой плоскости, регистрирует световую полосу и формирует цифровое изображение, на котором световая полоса представляется пикселями с более высокой интенсивностью, чем основной фон (рис. 1). Алгоритмы распознавания линии световой полосы на цифровых изображениях не отличаются особой сложностью и широко известны [3]. Более сложной задачей является анализ и обработка найденной линии световой полосы

для определения координат кромок валика усиления сварного шва. Данная задача усложняется наличием ряда факторов: высокой вероятностью возникновения помех в зоне шва в виде неровностей и брызг расплавленного металла; изменчивостью формы и нечеткостью кромок валика усиления сварного шва. Простые алгоритмы обработки линии световой полосы, которые предлагают, например, авторы работы [1], не всегда позволяют находить с необходимой точностью координаты шва. Отсюда необходимы алгоритмы, позволяющие повысить достоверность распознавания кромок валика усиления сварного шва. В настоящей работе предложены вероятностный и нейросетевой алгоритмы обработки линии световой полосы.

Линию световой полосы на цифровом изображении можно представить в виде дискретной функции $K(x)$ (рис. 2). Значение функции определяет номер строки, в которой находится пиксель линии световой полосы, принадлежащий столбцу x изображения. Задача определения координат кромок валика усиления сварного шва состоит в нахождении номеров столбцов x_l и x_r , соответствующих точкам левой и правой кромок валика (рис. 2).

В нейросетевом алгоритме распознавания валика усиления последовательно сканируются точки дискретной функции $K(x)$ световой полосы.

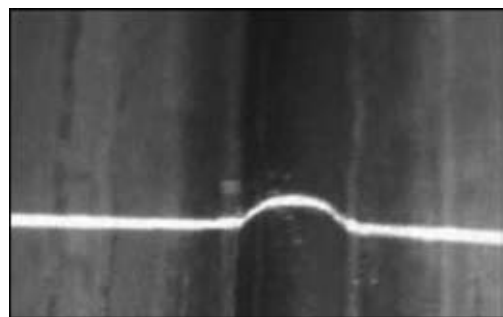


Рис. 1. Световая полоса на цифровом изображении сварного шва

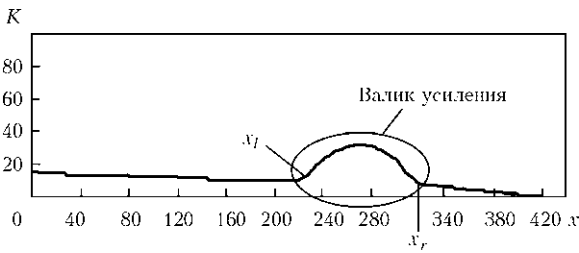


Рис. 2. Дискретная функция $K(x)$, задающая линию световой полосы

Для каждой точки оценивается вероятность ее соответствия кромке валика. Оценка вероятности выполняется с помощью искусственной нейронной сети (ИНС) прямого распространения [4]. На вход ИНС подаются информативные признаки кромки валика усиления, которые вычисляются для каждой точки функции $K(x)$ на основе свойств локальной окрестности этой точки. На основе анализа входных значений признаков на выходе ИНС формируются значения выхода нейронной сети $P(x)$, представляющие собой оценки вероятности соответствия каждой из точек x кромке валика. Величина $P(x)$ принимает значения от 0 до 1. Чем больше значение $P(x)$, тем больше вероятность того, что кромка валика находится в точке x . Точки, соответствующие двум локальным максимумам функции $P(x)$, выбираются в качестве найденных кромок валика x_l (левая кромка) и x_r (правая кромка).

Используются три информативных признака кромок валика: модуль второй производной $K''(x)$; отклонение $\sigma(x)$; угол наклона $\alpha(x)$. Для каждой точки вычисляются два набора признаков: $K''_l(x)$, $\sigma_l(x)$, $\alpha_l(x)$ и $K''_r(x)$, $\sigma_r(x)$, $\alpha_r(x)$. Первый набор включает признаки левой, а второй — правой кромки. Признак $\sigma_l(x)$ представляет собой среднеквадратическое отклонение точек функции $K(x)$ в локальной окрестности $[x; x + R]$ точки x от прямой, аппроксимирующей функцию $K(x)$ в области $[x - R; x]$, где R — размер локальной окрестности. Угол наклона $\alpha_l(x)$ представляет собой угол между прямой, аппроксимирующей $K(x)$ в области $[x;$

$x + R]$, и прямой, аппроксимирующей $K(x)$ в области $[x - R; x]$. Признаки правой кромки $K''_r(x)$, $\sigma_r(x)$, $\alpha_r(x)$ рассчитываются так же, как и признаки левой кромки, но все интервалы выбираются зеркально отраженными относительно точки x , для которой вычисляются признаки.

ИНС состоит из двух слоев нейронов (рис. 3): первый слой — из пяти нейронов; второй — из одного нейрона. В качестве нелинейной функции нейронов используется сигмоидальная функция активации. На нейроны первого слоя передаются входные сигналы — значения информативных признаков. Выходные сигналы нейронов первого слоя поступают на входы нейрона второго слоя. На выходе нейрона второго слоя формируется выходной сигнал ИНС $P(x)$.

Для корректной работы ИНС требуется ее обучение, которое состоит в настройке весовых коэффициентов сети. Обучение ИНС осуществляется с помощью специального алгоритма на основе набора так называемых обучающих примеров, представляющих собой примеры правильной реакции ИНС, т. е. значение выхода $P(x)$, адекватное заданному набору значений входов $K''(x)$, $\sigma(x)$, $\alpha(x)$. Обучающие примеры формируются на основе признаков, вычисленных для определенных точек линий световых полос, полученных после обработки набора изображений сварных швов. В качестве алгоритма обучения ИНС используется алгоритм обратного распространения ошибки [4].

В вероятностном алгоритме распознавания валика усиления так же, как и в нейросетевом, последовательно сканируются точки дискретной функции $K(x)$ световой полосы. Оценки вероятности соответствия каждой точки кромке валика вычисляются на основе гистограмм распределения плотности вероятности информативных признаков кромок валика. В качестве признаков используется тот же набор признаков ($K''(x)$, $\sigma(x)$, $\alpha(x)$), что и в нейросетевом алгоритме. Гистограммы распределения плотности вероятности вычисляются для набора значений признаков, вы-

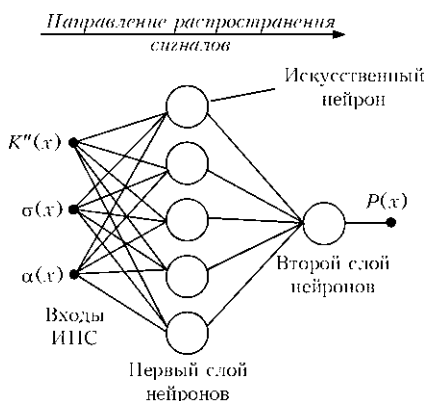


Рис. 3. Структура ИНС



Рис. 4. Результат определения координат кромок валика усиления сварного шва с помощью нейросетевого алгоритма



численных для множества изображений световых полос в точках, соответствующих кромкам валика усиления сварного шва.

Оценка вероятности соответствия заданной точки кромке валика рассчитывается следующим образом. Сначала для данной точки вычисляются значения признаков $K''(x)$, $\sigma(x)$, $\alpha(x)$. Затем по гистограммам каждого из этих признаков определяются соответствующие значения плотности вероятности. Искомая оценка вычисляется как среднее арифметическое этих плотностей вероятности.

Решение о том, какие точки функции $K(x)$ соответствуют кромкам валика усиления, принимается на основе вычисленных по гистограммам оценок по той же схеме, что и для нейросетевого алгоритма.

При исследовании эффективности алгоритмов распознавания валика усиления сварного шва выполняли экспериментальную проверку алгоритмов на тестовых изображениях сварных швов со световой полосой. В данном исследовании использовали тестовый набор, состоящий из 650 изображений. Обучение нейросетевого алгоритма и вычисление гистограмм для вероятностного алгоритма проводили на наборе, состоящем из 110 изображений. В результате исследований установ-

лено, что с помощью разработанных алгоритмов правильно определены координаты кромок валика усиления сварного шва для 98 % тестовых изображений. Основной причиной ошибок при определении координат являлись относительно большие (по размерам сравнимые с валиком) брызги металла, которые ошибочно принимались за валик усиления шва. При отсутствии больших брызг металла в области световой полосы координаты кромок валика определялись правильно.

Таким образом, на основании полученных результатов экспериментальных исследований можно сделать вывод об эффективности разработанных алгоритмов распознавания валика усиления сварного шва и возможном практическом применении предложенных алгоритмов.

1. *Development and control of an automated robotic weld bead grinding system / D. E. Whitney, A. C. Edsall, A. B. Todtenkopf et al. // J. Dynamic Systems Measurement Control. — 1990. — № 2. — P. 166–176.*
2. *Schilf M., Horber H. Sensoren zum schweissen mit offenem lichtbogen // Schweissen und Schneiden. — 2001. — № 53. — S. 455–458.*
3. *Haug K., Pritschow G. Robust laser-stripe sensor for automated weld-seam-tracking in the shipbuilding industry // Proc. of the 24th Annual conf. of the industrial electronics society. — 1998. — 2. — P. 1236–1241.*
4. *Калан Р. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. — 288 с.*

The paper deals with two algorithms of identification of weld bead reinforcement in digital images obtained with an optical triangulation sensor — neuronet and probabilistic. Effectiveness of their application is confirmed experimentally.

Поступила в редакцию 19.02.2009



ПО СТРАНИЦАМ ЖУРНАЛА «WELDING JOURNAL», 2009, № 2

J.-H. Cho and S.-J. Na (Корея). ТРЕХМЕРНЫЙ АНАЛИЗ РАСПЛАВЛЕННОЙ ВАННЫ ПРИ ГИБРИДНОЙ МАГ-ЛАЗЕРНОЙ СВАРКЕ

В работе предложена имитационная модель для анализа расплавленной ванны при процессе лазерно-дуговой гибридной сварки с использованием коммерческого пакета Флюэ-3Д. Эта модель состоит из трех основных управляющих уравнений неразрывности, количества движения и энергии. Для осуществления слежения за свободной поверхностью ванны принимается метод объема течения. Такие физические явле-

ния дуговой сварки в расплавленной ванне, как электромагнитная сила, поверхностное натяжение и давление дуги применяются в качестве граничных условий или массовой силы жидкости. Дополнительно используется модель отражения Френеля в качестве механизма поглощения энергии для лазерного луча на металлических поверхностях.