



## ЭФФЕКТИВНОСТЬ МЕТОДОВ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ОТПЕЧАТКОВ ЭЛЕКТРОДА ПРИ ТОЧЕЧНОЙ СВАРКЕ ТРЕХСЛОЙНЫХ СОТОВЫХ КОНСТРУКЦИЙ

Я. П. ЛАЗОРЕНКО, инж., Е. В. ШАПОВАЛОВ, канд. техн. наук, Е. С. МЕЛЬНИК, Н. Ф. ЛУЦЕНКО, инженеры,  
В. В. ДОЛИНЕНКО, канд. техн. наук (Ин-т электросварки им. Е. О. Патона НАН Украины)

Исследованы методы автоматического распознавания отпечатков электрода на цифровых изображениях при точечной сварке трехслойных сотовых конструкций: корреляционный метод, статистический и нейросетевой. Разработаны алгоритмы для распознавания отпечатков электрода на поверхности трехслойной конструкции с помощью оптической сенсорной системы. Показана высокая эффективность разработанных алгоритмов.

*Ключевые слова:* точечная сварка, дуговая сварка, трехслойные конструкции, техническое зрение, распознавание образцов, статистическое распознавание, геометрическая адаптация, сварочный инструмент, нейронная сеть, обработка изображений

Трехслойные сотовые сварные конструкции, имеющие обычно цилиндрическую форму, широко используются в различных отраслях промышленности. Основу этих конструкций составляют объемные металлические элементы сотового типа, к которым с внешней и внутренней сторон привариваются листы металла. Такие трехслойные сварные конструкции отличаются значительной прочностью при относительно небольшой массе. Приваривание внешнего слоя указанных конструкций выполняется с помощью контактной точечной сварки и не вызывает особых трудностей. Проблема возникает при приваривании последнего слоя, поскольку в данном случае позиционирование сварочной головки осуществляется относительно положений центров отпечатков электрода на внешнем слое конструкции. В настоящее время такое позиционирование выполняют вручную с помощью специальных шаблонов. Оператор производит совмещение шаблона, жестко связанного со сварочной головкой и отпечатками электрода на внешней стороне цилиндра. При этом сварочная головка с внутренней стороны цилиндра устанавливается в позицию, необходимую для выполнения сварки. Указанный способ позиционирования сварочной головки занимает значительное время, в связи с чем сварка крупногабаритных трехслойных конструкций может продолжаться в течение десятка рабочих смен. Кроме того, точность позиционирования сварочной головки в значительной мере зависит от оператора. Повышения количественных и качествен-

ных показателей данного сварочного процесса можно достичь лишь за счет средств автоматизации. При разработке автоматизированных сварочных систем перспективным является использование технического зрения.

Целью данной статьи является исследование эффективности методов автоматического распознавания отпечатков электрода на цифровых изображениях поверхности внешнего слоя трехслойных сотовых конструкций.

**Предварительная обработка исходных изображений.** Отпечатки электрода на исходных полутоновых цифровых изображениях поверхности внешнего слоя конструкции, полученных с помощью телевизионного видеосенсора, имеют круглую форму и яркость, меньшую, чем область основного металла (рис. 1, а). При изменении условий съемки на исходных цифровых изображениях изменяются такие их характеристики, как общий уровень яркости и его диапазон, контрастность контуров отпечатков электродов, наличие световых бликов. В связи с этим для корректного распознавания отпечатков электрода в разработанных алгоритмах сначала осуществляется предварительная обработка исходных цифровых изображений, которая включает три процедуры: выделение контуров объектов; линейное контрастирование; бинаризацию.

Выделение контуров объектов реализуется с помощью фильтра «лапласиан от гауссиана» [1, 2]. После обработки этим фильтром область фона имеет значение яркости, близкое к нулю, а отпечатки электрода характеризуются высоким уровнем яркости. Линейное контрастирование нормализует полученное изображение по яркости посредством линейного расширения его динами-



ческого диапазона до полного динамического диапазона.

Процедура бинаризации представляет собой разметку точек (пикселей) цифрового изображения на две группы: отпечатки электродов и область основного металла. Точкам цифрового изображения, которым соответствуют отпечатки электродов, присваивается метка 1, а точкам, которым соответствует область основного металла, — метка 0. Результатом такой разметки является бинарное (двухуровневое) изображение. В настоящей работе процедура бинаризации осуществлялась с помощью пороговой обработки, которая состоит в сравнении яркости заданной точки с некоторым пороговым значением. Если значения яркости точки изображения выше его, то ей присваивается метка 1, а если ниже, то — 0. Значение порога яркости  $T$  для заданного цифрового изображения вычисляли по формуле

$$T = M + k\sigma, \tag{1}$$

где  $M$  — среднее арифметическое значение яркости цифрового изображения;  $k$  — регулировочный параметр;  $\sigma$  — среднеквадратическое отклонение яркости изображения. Пример бинарного изображения приведен на рис. 1, б, где отпечатки электродов выделены белым цветом, а область основного металла — черным. Последующее распознавание искомых объектов осуществляется по бинарному изображению.

**Методы распознавания отпечатков электрода.** Кроме отпечатков электрода на бинарных изображениях, часто ошибочно выделяют различные помехи, возникающие в связи с тем, что на поверхности трехслойной сотовой конструкции присутствуют царапины, темные пятна и световые блики. Задача распознавания отпечатков электрода сводится к разделению выделенных на бинарном изображении объектов на два класса — отпечаток электрода и помеха. Алгоритм распознавания должен также определять центр найденного отпечатка электрода.

В настоящей работе исследовали три метода распознавания отпечатков электрода на поверхности трехслойной сотовой конструкции: корреляционный, статистический и нейросетевой.

*Корреляционный метод распознавания образов* [1–3] основан на сопоставлении распознаваемого объекта с эталонными объектами с помощью анализа функции взаимной корреляции. В разработанном корреляционном алгоритме распознавание искомых

объектов выполняется путем сравнения обнаруженного объекта с эталонным изображением отпечатка электрода. В качестве эталона использовали одно из изображений отпечатка электрода, приведенное посредством предварительной обработки к бинарному виду. В данном алгоритме применяли нормированную функцию корреляции, которая вычислялась для эталонного изображения отпечатка электрода и заданного прямоугольного фрагмента бинарного изображения, содержащего распознаваемый объект. Нормированная функция корреляции  $R$  вычисляется по формуле

$$R = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} I(i, j)E(i, j)}{\left[ \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} I^2(i, j) \right]^{1/2} \left[ \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} E^2(i, j) \right]^{1/2}}, \tag{2}$$

где  $M$  и  $N$  — соответственно ширина и высота анализируемого фрагмента изображения  $I$  и эталонного изображения зоны точечной сварки  $E$ ;  $i, j$  — соответственно индексы строк и столбца.

Решение относительно того, является ли распознаваемый объект отпечатком электрода, принимается на основе значения функции взаимной корреляции в точке ее локального максимума. Если это значение превышает некоторое заданное пороговое значение, объект классифицируется алгоритмом распознавания как отпечаток электрода, в противном случае — как помеха. Согласно разработанному алгоритму, центр отпечатка электрода расположен в точке локального максимума функции взаимной корреляции.

*При статистическом методе распознавания* классификация выделенных на этапе бинаризации объектов (отпечаток электрода и помеха) выполняется на основе анализа значений информативных признаков, вычисляемых для бинарных изображений. Классификация представляет собой задачу разбиения пространства признаков на две области, соответствующие двум указанным классам объектов. Для решения этой задачи был при-

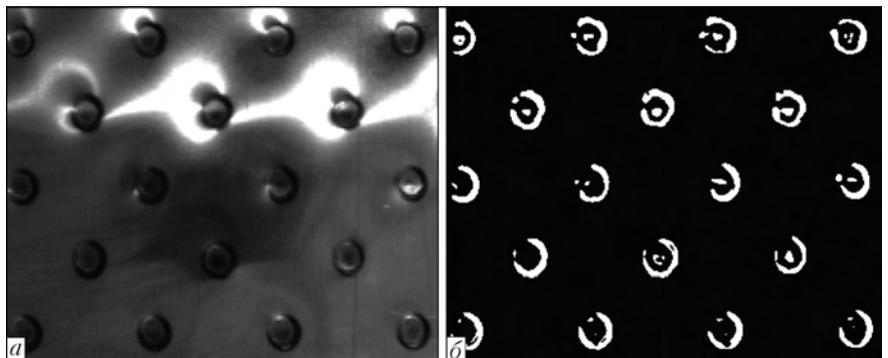


Рис. 1. Предварительная обработка цифровых изображений поверхности внешнего слоя конструкций с отпечатками электрода исходного (а) и бинарного, полученного в результате предварительной обработки (б)

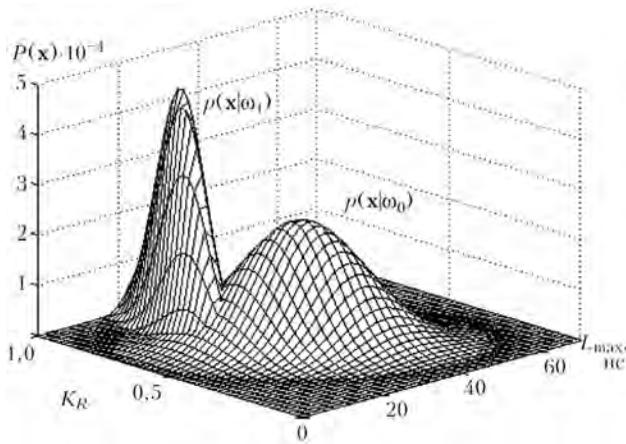


Рис. 2. Условные плотности распределения вероятности  $p(\mathbf{x} | \omega_0)$  и  $p(\mathbf{x} | \omega_1)$

менен байесовский классификатор [4, 5], обеспечивающий наименьшую ошибку распознавания, в котором исходными данными для принятия решения являются условные плотности распределения вероятности информативных признаков, вычисляемые для каждого класса объекта. В случае, когда классификация выполняется для двух классов  $\omega_0$  (помеха) и  $\omega_1$  (отпечаток электрода), объект, описанный вектором признаков  $\mathbf{x}$ , классифицируется как принадлежащий к классу  $\omega_1$ , если выполняется условие

$$p(\mathbf{x} | \omega_1)P(\omega_1) > p(\mathbf{x} | \omega_0)P(\omega_0), \quad (3)$$

где  $p(\mathbf{x}, \omega_i)$  — условная плотность распределения вероятности вектора признаков  $\mathbf{x}$  для класса  $\omega_i$ ;  $P(\omega_i)$  — априорная вероятность того, что обнаруженный объект принадлежит классу  $\omega_i$ . Если условие (3) не выполняется, то принимается решение, что объект принадлежит классу  $\omega_0$ . В данном исследовании сделано допущение, что плотности вероятности имеют нормальное распределение.

В разработанном статистическом алгоритме распознавания использованы следующие три признака: площадь объекта  $S$  (количество пикселей, из которых состоит объект на бинарном изображении), наибольшая длина объекта  $L_{\max}$ , коэффициент сходства с окружностью  $K_R$ , который вычисляется по формуле

$$K_R = \frac{N_{R_{\max}}}{S}, \quad (4)$$

где  $N_{R_{\max}} = \max N_R(x, y)$ ;  $N_R(x, y)$  — количество точек (пикселей) объекта, находящихся на расстоянии  $R \pm K_1 R$  от точки с координатами  $(x, y \in W_R)$ , коэффициент  $K_1 \ll 1$ ;  $R$  — радиус окружности, с которой сравнивается объект;  $W_R$  — квадратная область изображения размером  $R_0 \times R_0$ , центр ко-

торой находится в геометрическом центре тяжести объекта;  $R_0$  — средний радиус отпечатка электрода, значение которого определяется как среднее арифметическое радиусов отпечатков из обучающего множества;  $N_R(x, y)$  вычисляется для всех значений  $R$ , лежащих в диапазоне  $R_0 \pm K_2 R_0$ , где коэффициент  $K_2 \ll 1$ . Центр найденного отпечатка электрода определялся алгоритмом как лежащий в точке  $(x, y)$  с максимальным значением  $N_R(x, y)$  в области изображения  $W_R$ , для которой рассчитан коэффициент  $K_R$  (4). Соответственно для вектора признаков  $\mathbf{x}$  выбрана следующая структура:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} S \\ L_{\max} \\ K_R \end{bmatrix}.$$

Для построения условных плотностей распределения вероятности использовали набор бинарных изображений отпечатков электродов и помех. Условные плотности распределения вероятности  $p(\mathbf{x} | \omega_0)$  и  $p(\mathbf{x} | \omega_1)$  для объектов (отпечатков электрода и помех) с площадью  $S = 120$  точек приведены на рис. 2.

В *нейросетевом методе* распознавания отпечатков электрода используется многослойная искусственная нейронная сеть [5–8] с прямым распространением сигнала. На вход нейронной сети подается изображение распознаваемого объекта, на выходе она выдает оценку вероятности того, что распознаваемый объект является отпечатком электрода. Если эта вероятность больше некоторого порогового значения, принимается решение, что данный объект является отпечатком электрода.

Входной вектор нейронной сети формируется на основе бинарного изображения объекта. Изображения, подаваемые на вход сети, имеют фиксированный размер  $17 \times 17$  пс. Средний размер зон точечной сварки для разных исходных изображений может существенно изменяться, поэтому перед распознаванием объекта выполняется масштабирование его бинарного изображения до размера  $17 \times 17$  пс.

Нейронная сеть, используемая в разработанном алгоритме распознавания зон точечной сварки, состоит из трех слоев нейронов: входного  $I$ , скрытого  $H$  и выходного  $O$  (рис. 3). Входной слой, имеющий  $17 \times 17 = 289$  нейронов ( $I_1 \dots I_{289}$ ), выполняет функцию связи входных сигналов с нейронами скрытого слоя и передает входные сигналы без преобразования. Скрытый слой, состоящий из 10 нейронов  $H_1 \dots H_{10}$ , выполняет нелинейное преобразование входных сигналов согласно функции активации. В качестве функции активации использована сигмоидная функция. Выходной слой нейронной сети, состоящий из одного нейрона  $O_1$ , формирует выходной сигнал сети.

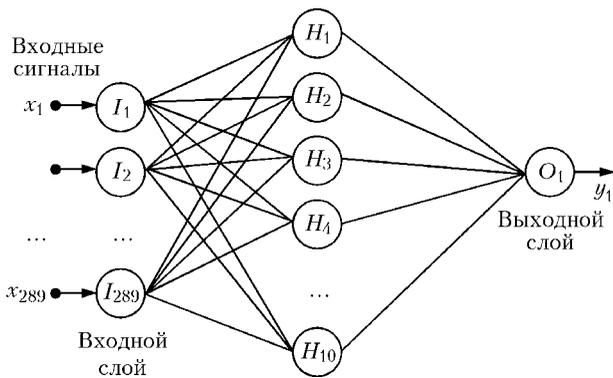


Рис. 3. Многослойная искусственная нейронная сеть с прямым распространением сигнала

Для обеспечения корректной работы нейронной сети необходимо правильно установить значения весов нейронов, для чего методом обратного распространения ошибок [7] было проведено обучение на выборке, представляющей собой набор бинарных изображений отпечатков электрода.

**Исследование эффективности методов распознавания.** Эффективность исследуемых методов распознавания отпечатков электрода оценивали экспериментально посредством проверки их испытания на тестовых изображениях. В качестве тестовых образцов использовали набор из девяти цифровых изображений, которые существенно отличались друг от друга общим уровнем и диапазоном яркости. Для них характерно наличие искажений яркости, из-за световых бликов, а также низкая контрастность контуров искомого объектов. Исследуемые алгоритмы реализованы в виде программного модуля на языке программирования C++. В качестве критерия эффективности распознавания использовали процент ошибок, равный отношению числа ошибок распознавания к общему числу объектов на тестовых изображениях.

В результате проверки разработанных алгоритмов распознавания на тестовых изображениях установлено, что они характеризуются достаточно высокой эффективностью. Пространственные положения искомого объектов все предложенные алгоритмы определяют довольно точно. При распознавании тестовых изображений разработанными алгоритмами было сделано 4...9 % ошибок. Наиболее эффективным оказался алгоритм распознавания с помощью искусственной нейронной сети (4 % ошибок). Несколько меньшую эффективность продемонстрировал алгоритм статистического распознавания (6 % ошибок). Наименее эффективным оказался корреляционный алгоритм (9 % ошибок). Как правило, ошибки возникали при распознавании мало контрастных объектов, контуры которых плохо выделяются на фоне основного металла. Причиной ошибок является несовершенство аппаратуры для получения исход-

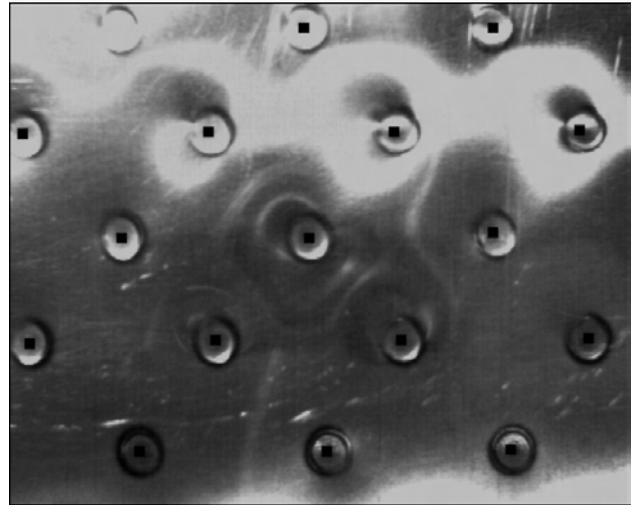


Рис. 4. Результат распознавания отпечатков электрода с помощью статистического метода (черные квадраты — центры отпечатков электрода)

ных изображений. На рис. 4 приведено цифровое изображение, на котором отпечатки электрода распознавали с помощью статистического метода.

**Алгоритм коррекции ошибок распознавания.** Для коррекции ошибок распознавания отпечатков электрода разработан алгоритм, который выявляет помехи, ошибочно принятые за отпечатки электрода, и определяет координаты центров отпечатков, не обнаруженных при распознавании. Принцип работы данного алгоритма основывается на априорных данных о характере взаимного расположения отпечатков электрода на поверхности трехслойной конструкции (рис. 5).

Таким образом, рассмотренные методы автоматического распознавания отпечатков электрода являются достаточно эффективными. С помощью средств геометрической адаптации, реализованных на основе предложенных методов распозна-

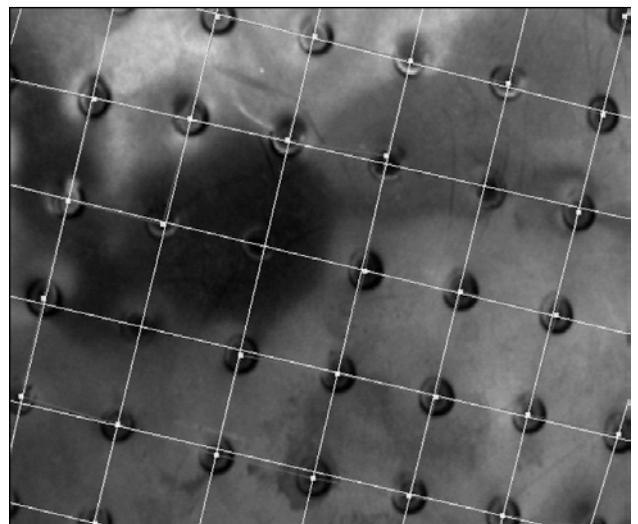


Рис. 5. Определение координат центров отпечатков электрода с помощью алгоритма коррекции ошибок распознавания (в узлах сетки, состоящей из белых линий, находятся центры искомого отпечатков электрода)



вания отпечатков электрода, можно значительно повысить скорость и точность позиционирования сварочной головки при сварке трехслойных сотовых конструкций. Результаты настоящей работы могут быть использованы для разработки автоматизированных систем точечной сварки трехслойных конструкций.

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2006. — 1072 с.
2. Прэнтт У. Цифровая обработка изображений / Пер. с англ. — М.: Мир, 1982. — 312 с.
3. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. пособие / И. С. Грузман, В. С. Киричук,

В. П. Косых и др. — Новосибирск: Изд-во Новосиб. гос. техн. ун-та, 2000. — 168 с.

4. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / Пер. с англ. — М.: Наука, 1979. — 368 с.
5. Michie D., Spiegelhalter D., Taylor C. Machine learning, neural and statistical classification. — New York: Ellis Horwood, 1994. — 289 p.
6. *Нейрокомпьютеры* в системах обработки изображений / Под ред. А. И. Галушкина. — Кн. 7. — М.: Радиотехника, 2003. — 192 с. — (Нейрокомпьютеры и их применение. Науч. сер.).
7. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. — 288 с.
8. Форсайт Д. А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход / Пер. с англ. — М.: «Вильямс», 2004. — 987 с.

Methods for automatic recognition of electrode prints in digital images during spot welding of three-layer honeycomb structures, i.e. of the correlation, statistical and neuron network types, have been investigated. Algorithms have been developed for recognition of electrode prints on the surface of a three-layer structure using an optical sensor-based system. The high efficiency of the developed algorithms is shown.

Поступила в редакцию 07.10.2008

## Вышел в свет очередной (№ 21) выпуск журнала фирмы «Fronius» *Weld+Vision* на русском языке

### От редактора 3-6

Связь человек-машина с точки зрения философии и научных исследований

### Научно-исследовательские и опытно-конструкторские работы 7-11

Новое поколение сварочных роботов  
Сферы применения СМТ расширятся

### Компания 12-13

35-летний опыт в области автоматизированных сварочных систем

### Кратко и по существу 14-15

Новости от «Fronius»

### Практические примеры 16-19

Полная автоматизация на фирме KTM  
Сварочная фирма-подрядчик HABS для создания сложных соединений использует СМТ

### Компания 20-21

Учимся сварке виртуально

### Информация для путешественников 22-23

Волшебный Стамбул: плавильный котел культур



По вопросам заказа просьба обращаться в редакцию журнала «Автоматическая сварка»  
Тел./факс: (38044) 528-34-84, 529-26-23, 528-04-86; E-mail: journal@paton.kiev.ua