

DOI: 10.3901/JME.2019.17.041

## 基于视觉传感的 GMAW 熔透状态预测\*

黄军芬 薛龙 黄继强 邹勇 马可 焦向东  
(北京石油化工学院机械工程学院 北京 102617)

**摘要:** 熔透信息的实时获取是实现打底焊接自动化的关键环节之一,通过熔池形状特征预测熔透状态可为熔透信息的有效提取提供参考。鉴于焊工通过视觉观察熔池正面形状特征来对熔透状态进行实时判断,建立基于 GMAW 的双目视觉传感焊接试验系统。在不同焊接电流及焊接速度下开展打底焊接试验,在焊接过程中实时同步采集熔池正面与背面图像。基于熔池图像特点结合成熟的图像处理算法,提取熔池正面二维与三维形状特征参数以及背面熔宽信息,作为训练样本,以熔池正面形状特征参数作为输入量,以背面熔宽作为输出量。通过 BP 算法对神经网络进行训练,建立熔透状态预测模型,分析熔池正面形状特征参数与背面熔宽之间的映射关系。采用 Garson 算法计算出每个形状特征参数对于背面熔宽的权重系数。通过 GMAW 打底焊试验对熔透状态预测模型进行了验证,试验结果表明,建立的 BP 神经网络模型可以有效地预测焊缝的熔透状态。

**关键词:** GMAW 打底焊; 熔池视觉传感; 熔透状态; 神经网络模型

**中图分类号:** TG409

## GMAW Penetration State Prediction Based on Visual Sensing

HUANG Junfen XUE Long HUANG Jiqiang ZOU Yong MA Ke JIAO Xiangdong  
(College of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617)

**Abstract:** Real-time acquisition of the penetration information is one of the key links in the automation of backing welding. Predicting the penetration state through the shape feature parameters of weld pool can provide a reference for the effective extraction of penetration information. Since the welder estimates the penetration state in real time by observing the shape features of weld pool, a GMAW test system with binocular vision sensors is established. Backing welding tests are carried out under different welding currents and welding speeds, and the front and back images of weld pool are collected synchronously during the welding process. Based on the characteristics of weld pool images, combined with the mature image processing algorithms, the two-dimensional and three-dimensional shape feature parameters of weld pool surface and the back-bead width information are extracted, which are taken as the training samples. The feature parameters of weld pool surface are taken as the input and the back-bead width is taken as the output. The BP algorithm is used to train the neural network, and the penetration state prediction model is set up to analyse the mapping relationship between the shape feature parameters of weld pool surface and the back-bead width. The weight coefficient of each shape feature parameter to the back-bead width is calculated by the Garson algorithm. The penetration state prediction model is verified by the backing GMAW tests. The test results show that the BP neural network model can predict the penetration state of the weld effectively.

**Key words:** backing GMAW; vision sensor of weld pool; penetration state; neural network model

### 0 前言

随着机器人技术在焊接领域中的发展,各种形式的焊接工艺逐渐由手工焊向自动焊的趋势发展<sup>[1-2]</sup>。为实现打底焊的焊接自动化,需要在焊接过程中对

打底焊熔透状态进行在线控制。熔透是评判焊接质量的重要标准,在焊接中实时监测并快速提取熔透信息是实现熔透控制的前提。

视觉传感法作为熔透提取中应用最广泛的传感方法,能够获取丰富的熔池视觉特征信息<sup>[3]</sup>。目前,国内外学者利用视觉传感法提取出的熔池特征主要包括熔池二维与三维特征<sup>[4-5]</sup>。在熔池二维特征提取方面,上海交通大学陈善本等<sup>[6]</sup>建立了一套基于熔化极气体保护焊(Gas metal arc welding, GMAW)的

\* 国家自然科学基金(51505035)和北京市自然科学基金-北京市教委联合项目(KZ201810017022)资助项目。20180912 收到初稿,20190320 收到修改稿

视觉传感系统, 提取出熔池正面宽度; 山东大学武传松等<sup>[7]</sup>采用视觉传感法提取出脉冲等离子弧焊的熔池小孔尺寸信息。但是仅从熔池二维特征中很难判断出熔池表面高度、熔深以及熔池的下榻程度等三维特征, 具有较大的局限性。

在熔池三维特征提取方面, 张裕明等<sup>[8-9]</sup>利用结构光三维视觉法获得熔池表面激光点阵的坐标信息, 以确定熔池三维特征信息。MNICH 等<sup>[10]</sup>采用双目立体视觉的方法重建出 GMAW 管道焊接熔池表面的三维形状模型。总体而言, 目前针对熔池三维特征信息提取的研究仍处于探索阶段, 其主要原因在于熔池形状的三维重建对于熔池图像的采集同步性以及清晰度的要求较高, 为熔池三维特征提取带来了一定的困难。

背面熔宽是表征熔透状态最直接的信息, 因而如何准确地建立熔池正面特征参数与背面熔宽的关系模型, 对于实现熔透控制具有重要意义。上海交通大学陈华斌等<sup>[11]</sup>利用神经网络方法建立出以焊接工艺参数与正面二维熔池特征参数为输入的背面熔宽预测模型。广东工业大学高向东等<sup>[12]</sup>建立出以熔池面积、熔池中心位置以及熔池宽度为输入的 ICA-BP 熔透状态预测模型。

基于目前对熔透信息提取的研究进展可以看出, 研究者们利用提取出的多种熔池特征建立出各种熔透状态识别模型, 对打底焊接熔透状态的自动判别提供了有益尝试。由于熔池可提供特征参数较多, 探究与熔透状态强相关的特征参数对于提升熔透状态判别的效率及准确性具有重要意义。因此, 基于双目视觉传感法同步采集 GMAW 熔池正面与背面图像, 提取熔池正面二维与三维特征参数以及背面熔宽, 并建立 BP 神经网络熔透预测模型。分析各熔池特征参数与背面熔宽的关系权重, 从而确定与熔透强相关的特征参数, 为打底焊接熔透控制奠定基础。

## 1 焊接试验平台及方案

### 1.1 焊接试验平台

基于 GMAW 的双目视觉传感焊接试验平台, 主要由 GMAW 自动焊接平台、同步图像采集及处理模块组成, 如图 1 所示。其中焊接平台由电焊机、保护气、焊枪、三维移动平台以及控制箱组成; 同步图像采集及处理模块由三台 Mako G192-B 工业相机、信号发生器、计算机以及高速网卡组成。

采用 GMAW 完成自动化打底焊接, 在焊接过程中保持焊枪不动, 工件固定在三维移动平台上, 匀速移动。通过控制箱手控盒操控三维移动平台与

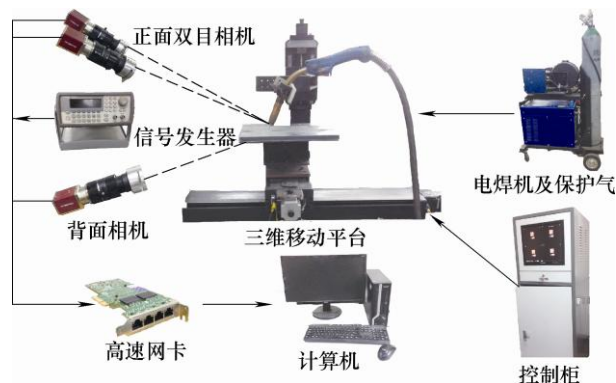


图 1 双目视觉传感焊接试验平台

电焊机完成 GMAW 自动焊接过程。焊机采用奥太 Pulse MIG-500 焊接电源, 焊丝直径为 1.2 mm, 保护气为 80% Ar+20% CO<sub>2</sub>, 试件材料为 Q235 钢, 试件尺寸为 300 mm×100 mm×12 mm。

工件上方同一高度安装两个工业相机, 实现双目视觉正面熔池图像采集, 背面安装一个相机, 采集熔池背面图像。由信号发生器向三台相机发出同步触发信号实现熔池正面与背面图像的同步采集功能, 最后通过高速网卡将相机内部 A/D 转换后的图像存储在计算机中。其中工业相机采用 Mako G-192 CMOS 型相机; 高速网卡为具有四个 PCI-E 总线接口的 Intel PCI-E 4x 千兆以太网卡, 可满足图像采集以及储存的要求; 信号发生器型号为 Agilent 33220A。由于电弧燃烧对熔池图像采集过程中造成强烈的弧光干扰, 所以根据电弧光的光谱分布特点, 在相机前端安装 10% 通过率的减光片以及中心波长 650 nm、带宽±10 nm 的窄带滤光片。

### 1.2 试验方案

焊接电流与焊接速度是影响熔透状态的两个主要焊接参数, 因此研究焊接电流及焊接速度变化时与熔透状态强相关的熔池形状特征参数。焊接电流控制在 120~180 A 范围内, 步长为 20 A; 将焊接速度控制在 10~40 cm/min 范围内, 步长为 10 cm/min; 坡口间隙为 2.0 mm, 坡口角度为 60°, 如表 1 所示。在焊接过程中实时采集不同熔透状态下的熔池正面与背面图像, 提取出正面熔池特征参数以及背面熔宽, 为建立熔透模型提供训练数据。

表 1 打底焊接参数

序号	焊接电流 I/A	焊接速度 v/(cm/min)	坡口间隙 l/mm	坡口角度 θ/(°)
A <sub>1</sub>	120	20	2	60
A <sub>2</sub>	140	20	2	60
A <sub>3</sub>	160	20	2	60
A <sub>4</sub>	180	20	2	60
A <sub>5</sub>	140	10	2	60
A <sub>6</sub>	140	30	2	60
A <sub>7</sub>	140	40	2	60

图 2 为焊接电流为 140 A、焊接速度为 20 cm/min、坡口间隙为 2.0 mm 以及坡口角度为 60° 时,同步采集的正面熔池双目图像与背面焊缝图像。

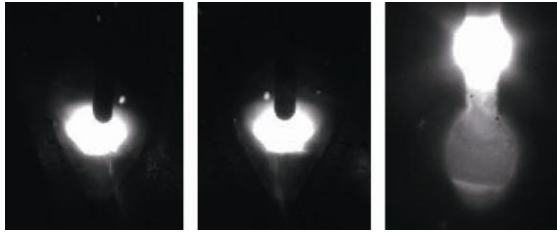


图 2 熔池正面与背面图像采集

通过观察发现,正面熔池双目图像比较清晰,可以观察到整个熔池形状近似于水滴状。另外,由于电弧光的光强对焊缝背面的影响较小,可以观察到背面熔池的边缘轮廓,有利于背面熔宽的提取。

## 2 试验数据提取

### 2.1 正面熔池特征参数提取

熔池本身具有丰富的视觉信息,借鉴焊工的观察方法,提取出大量的正面熔池形状特征是实现熔透状态预测的必要条件。

#### 2.1.1 熔池二维特征定义及提取

根据实际采集到的熔池图像,开发熔池二维图像处理算法,提取出熔池边缘轮廓,计算出熔池二维特征参数,包括熔池面积  $A_w$ 、熔池最大长度  $L_{\max}$ 、熔池最大宽度  $W_{\max}$ 、熔池半长  $L_{\text{half}}$ 、熔池最大长宽比  $R$  以及熔池前进角  $\alpha$ 。图 3 为正面熔池二维特征参数示意图,图中  $r$  轴为图像的行坐标轴, $c$  轴为图像的列坐标轴,焊接方向与  $r$  轴方向相同。

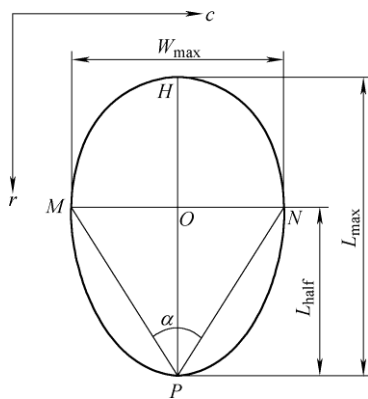


图 3 正面熔池二维特征参数示意图

对正面熔池进行二维特征提取的主要方法是进行图像预处理与图像边缘轮廓提取。首先对原始熔池图像进行图像滤波、增强以及阈值分割等预处理,消除熔池图像中的噪声影响。然后利用形态学处理中的膨胀与腐蚀算法可以获得清晰的熔池边缘轮廓。

最后采用最小外接矩形的方法,确定熔池最左端特征点  $M$ 、熔池最右端特征点  $N$  以及熔池最前端特征点  $P$  和最后端特征点  $H$  坐标,计算出熔池二维特征参数,图像处理过程如图 4 所示。

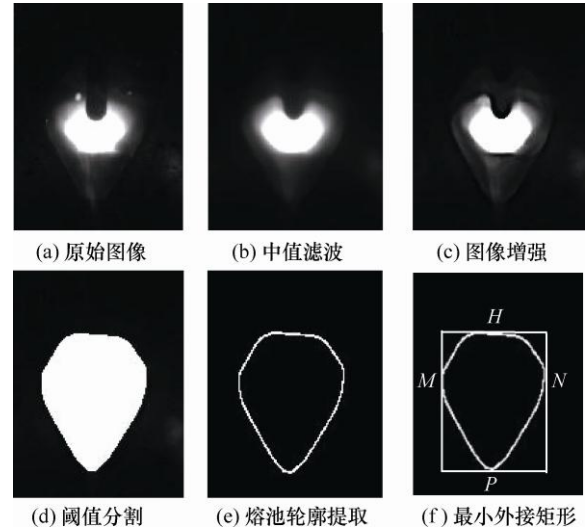


图 4 正面熔池二维图像处理过程

#### 2.1.2 熔池三维特征定义及提取

焊工在实际焊接过程中,除了观察熔池的二维特征,往往还通过熔池下塌程度、熔池高度以及熔池与坡口根部的熔合情况等熔池三维特征判断熔透状态。本节对正面熔池三维形状特征进行了定义,包括熔池空间高度参数以及熔池空间角度参数。

图 5 所示为熔池边缘在世界坐标系  $Oxyz$  中的空间位置情况,图中  $M$  和  $N$  分别为熔池最左端与最右端的两个特征点, $P$  为熔池边缘最前部特征点,并且  $P$  点位于平面  $Oxy$  上。熔池空间高度由特征点  $M$  和  $N$  分别与平面  $Oxy$  之间的垂直高度  $MM'$  与  $NN'$  的平均值表示。

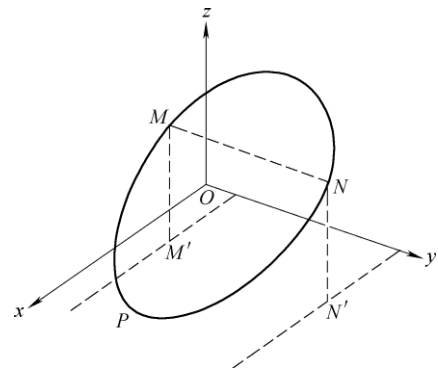


图 5 熔池空间高度参数示意图

熔池空间角度由熔池特征点  $M$ 、 $N$  和  $P$  所形成空间三角形平面的法向量  $\mathbf{n}$  与工件平面法向量  $\mathbf{m}$  之间的夹角  $\gamma$  表示。由于在焊接过程中工件始终保持水平状态,所以工件平面法向量即为  $Oz$  坐标轴矢量。图 6 为熔池空间角度参数的示意图。





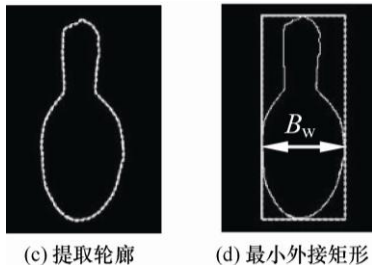


图 10 背面熔池图像处理过程

### 3 熔透模型建立及熔池特征权重系数

#### 3.1 打底焊熔透定义

打底焊熔透是决定焊接质量的重要因素, 熔透状态可分为未熔透、熔透以及过熔透。图 11 为不同熔透状态下采集到的背面熔池图像以及焊缝实际宏观图像。从图中可以看出, 随着焊缝由“未熔透”逐渐过渡到“过熔透”的过程中, 背面熔宽逐渐增大。

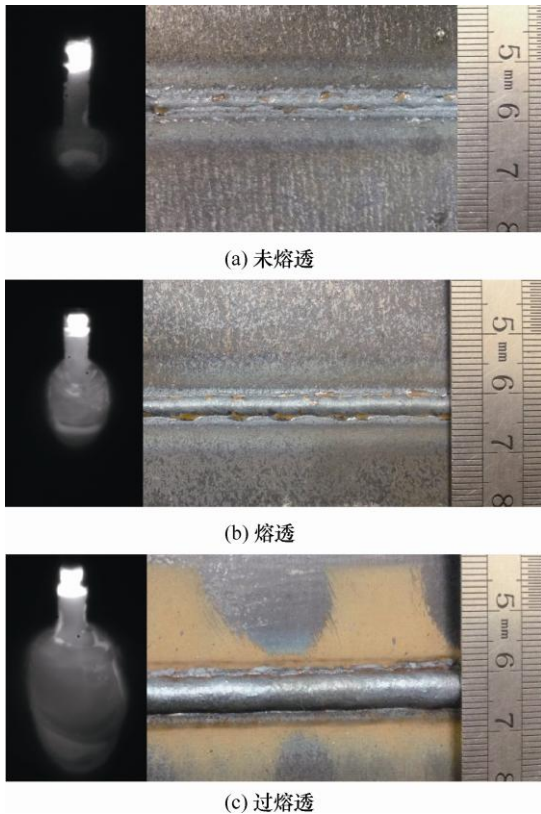


图 11 不同熔透状态下背面熔池图像以及焊缝宏观图像

通过提取出每道焊缝在不同时刻下的背面熔宽数据并计算平均值。根据平均值分布得出熔透状态分类情况如表 2 所示。

表 2 不同熔透状态下的背面熔宽分布范围(mm)

参数	未熔透	熔透	过熔透
背面熔宽	<3	3~4	>4

#### 3.2 BP 神经网络熔透模型建立

为了获得足够覆盖样本空间的试验数据, 根据表 1 中的试验方案, 同步采集不同焊接参数下的熔池正面与背面图像, 并提取出 520 组正面熔池特征参数与背面熔宽数据。其中 500 组作为 BP 神经网络熔透模型的训练数据, 随机抽取 20 组数据作为神经网络测试数据, 模型结构如图 12 所示。

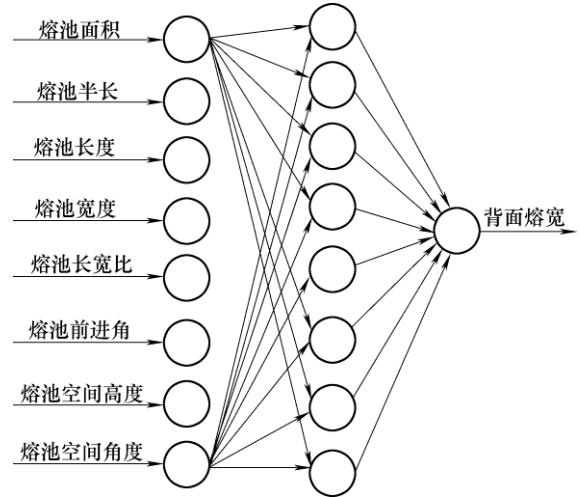


图 12 BP 神经网络熔透预测模型结构

从图 12 中可以看出, 所建立神经网络熔透模型的输入层设置为 8 个神经元, 对应正面熔池二维与三维特征, 输出层为背面熔宽。通过设置不同的隐含层神经元个数分别对 BP 神经网络进行训练, 如图 13 所示, 当神经元个数  $S=19$  时, 均方误差值  $R$  处于最低点, 网络的训练结果最佳。

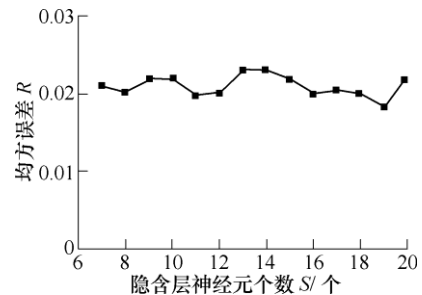


图 13 不同隐含层神经元个数误差分析

因此, 网络的结构为 8-19-1, 利用 500 组样本数据进行神经网络的训练。图 14 为网络在训练过程中均方误差的收敛情况, 通过 9 次的训练使得均方误差在 0.018 时处于最小值。将 20 组测试数据进行 BP 神经网络的验证, 图 15 所示为背面熔宽预测值与试验值的对比情况, 可以看出神经网络熔透预测模型的多数输出值与试验所得数值较为吻合, 所建立的 BP 神经网络预测模型可靠性较高。图 15 中有 6 组熔透预测模型输出值与试验所得数值相差较大, 主要是由于 GMAW 焊接过程是一个高度非线性

性、多变量作用的过程, 存在一些随机不确定因素, 如焊接过程中焊接电流值会围绕着设定值上下波动, 导致部分试验所得数值偏离预测模型计算结果。

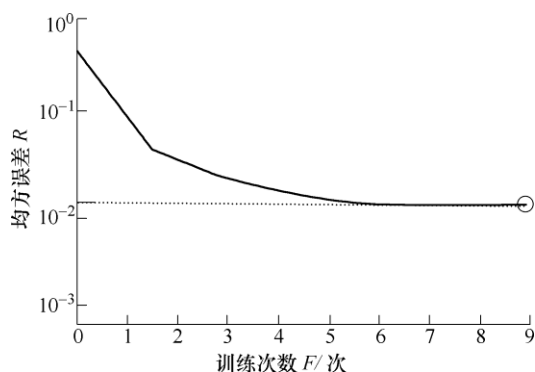


图 14 BP 神经网络训练情况

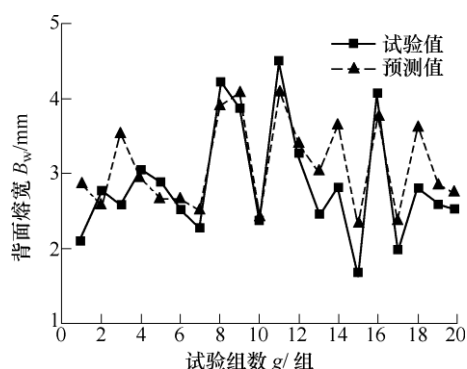


图 15 BP 神经网络实验值与预测值对比

### 3.3 熔池形状特征参数权重分析

由于每一个正面熔池特征参数与背面熔宽的相关程度均不相同, 在焊接过程中, 确定出与背面熔宽强相关的正面熔池特征参数, 有利于实时判断出焊缝的熔透状态。鉴于 BP 神经网络中的 Garson 算法能够计算出模型中的输入因素对输出因素所占权重大小, 利用 Garson 算法分析每一个正面熔池特征参数对于背面熔宽的权重系数, 确定与背面熔宽强相关的正面熔池特征参数。

Garson 算法是利用神经网络获得的连接权值所做的敏感性分析方法, 在此算法中, 输入变量对输出变量的权重系数为

$$Q_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^L \left( \left| w_{ij} v_{jk} \right| / \sum_{r=1}^N \left| w_{rj} v_{jk} \right| \right)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L \left( \left| w_{ij} v_{jk} \right| / \sum_{r=1}^N \left| w_{rj} v_{jk} \right| \right)} \quad (1)$$

式中,  $N$  为输入层神经元的个数;  $L$  为隐含层神经元的个数;  $w_{ij}$  为输入层神经元和隐含层神经元的连接权值;  $v_{jk}$  为隐含层神经元至输出层神经元的连接权值。利用式(1), 得出每个正面熔池特征参数对于背面熔宽的权重系数。如表 3 所示。

表 3 权重系数

正面熔池特征参数	权重系数
熔池面积	13.93
熔池最大长度	13.63
熔池最大宽度	17.11
熔池半长	11.62
熔池最大长宽比	10.99
熔池前进角	10.76
熔池空间高度	11.81
熔池空间角度	10.14

由表 3 可知, 权重系数排在前 3 位的正面熔池特征参数分别为二维形状特征参数中的熔池最大宽度、熔池面积及熔池最大长度, 熔池三维形状特征参数中的熔池空间高度排在第 4 位。

## 4 神经网络模型验证

通过打底焊接试验对所建立的熔透预测模型进行验证。焊接参数如表 4 所示, 在其他焊接参数不变的基础上, 将焊接电流调整为 110~170 A, 步长为 20 A, 焊接速度调整为 15~45 cm/min, 步长为 10 cm/min。

表 4 验证试验焊接参数

焊接参数	焊接电流 $I/A$	焊接速度 $v/(cm/min)$	坡口间隙 $l/mm$	坡口角度 $\theta/(^\circ)$
$B_1$	110	25	2	60
$B_2$	130	25	2	60
$B_3$	150	25	2	60
$B_4$	170	25	2	60
$B_5$	150	15	2	60
$B_6$	150	35	2	60
$B_7$	150	45	2	60

在验证试验中提取每一组焊接参数下得到的正面熔池特征参数与背面熔宽数据, 将相应正面熔池特征参数平均值代入所建立的 BP 神经网络熔透模型中, 得出背面熔宽预测值与实际背面熔宽数据平均值(试验值)进行对比, 并计算出背面熔宽的预测误差, 从而对模型进行验证, 如表 5 所示。从表 5 中可以看出, 通过 BP 神经网络熔透模型计算出的背面熔宽预测值与实际值较为接近, 焊缝熔透状态的预测结果与实际结果相吻合, 满足实际要求, 表明 BP 神经网络具有较强的非线性学习功能。因此, 本文建立的基于 BP 神经网络的熔透预测模型是可靠的, 能够应用于打底焊的熔透控制。

表 5 BP 神经网络熔透模型验证

焊接参数	背面熔宽 试验值 $B_w/\text{mm}$	背面熔宽 预测值 $B_w/\text{mm}$	实际熔透 状态	预测熔透 状态
$B_1$	2.16	2.48	未熔透	未熔透
$B_2$	2.45	2.13	未熔透	未熔透
$B_3$	3.63	3.45	熔透	熔透
$B_4$	4.36	5.20	过熔透	过熔透
$B_5$	4.55	4.41	过熔透	过熔透
$B_3$	3.63	3.45	熔透	熔透
$B_6$	2.38	2.60	未熔透	未熔透
$B_7$	2.02	2.21	未熔透	未熔透

## 5 结论

(1) 开发正面与背面熔池二维图像处理算法，提取出的熔池二维特征参数包括熔池面积、熔池最大长度、熔池最大宽度、熔池半长、熔池最大长宽比、熔池前进角以及背面熔宽。

(2) 对正面熔池中前部轮廓点进行了三维重建，计算出熔池三维特征参数，包括熔池空间高度与熔池空间角度。

(3) 以熔池二维及三维特征参数作为输入、以背面熔宽为输出，建立了 BP 神经网络熔透预测模型。利用 Garson 算法计算出各个正面熔池特征参数对于背面熔宽的权重系数。对所建立的熔透预测模型进行了验证，焊缝熔透状态的预测结果与实际结果相吻合。

## 参 考 文 献

- [1] XUE Long, ZOU Yong, HUANG Jiqiang, et al. Constant speed control for complex cross-section welding using robot based on angle[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 27(2): 260-268.
- [2] XUE Long, WU Jinming, HUANG Junfen, et al. Welding polarity effects on weld spatters and bead geometry of hyperbaric dry GMAW[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 29(2): 351-356.
- [3] ZOU Yong, JIANG Lipai, LI Yunhua, et al. Welding deviation detection algorithm based on extremum of molten pool image[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 29(1): 74-83.
- [4] Comas T F, DIAO Chenglei, DING Jialuo, et al. A passive imaging system for geometry measurement for the plasma arc welding process[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(9): 7201-7209.
- [5] 张刚, 石珏, 李春凯, 等. 钨极惰性气体保护焊熔池三维自由表面特征参数的激光视觉测量. 上海交通大学学报, 2015, 49(3): 301-305.
- [6] ZHANG Gang, SHI Yu, LI Chunkai, et al. Measurement of characteristic parameters of three dimensional weld pool surface in Tungsten Inert Gas arc welding based on laser-vision[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49(3): 301-305.
- [6] 陈善本, 曹建明, 徐晨明, 等. 脉冲熔化极气体保护焊熔池的视觉传感与实时控制[J]. 焊接学报, 2002, 23(4): 17-20.
- [7] CHEN Shanben, CAO Jianming, XU Chenming, et al. Visual sensing and real-time control of weld pool dynamics in pulsed GMAW[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2002, 23(4): 17-20.
- [7] 武传松, 刘祖明, 陈姬. 受控脉冲穿孔等离子弧焊接小孔动态行为的检测[J]. 机械工程学报, 2013, 49(18): 114-118.
- [8] WU Chuansong, LIU Zuming, CHEN Ji. Measurement of dynamic keyhole behaviors in controlled-pulse plasma arc welding[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(18): 114-118.
- [8] ZHANG Weijie, WANG Xuewu, ZHANG Yuming. Analytical real-time measurement of a three-dimensional weld pool surface[J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(11): 5011-5028.
- [9] LIU, Yukang, ZHANG, Yuming. Model-based predictive control of weld penetration in Gas Tungsten Arc Welding[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(3): 955-966.
- [10] MNICH C, AL-BAYAT F, DEBRUNNER C, et al. In situ weld pool measurement using stereovision[C]// 2004 Japan - USA Symposium on Flexible Automation, July 19-21, 2004, Denver, Colorado, USA. New York: ASME, 2004: 19-21.
- [11] 陈华斌, 樊重建, 林涛, 等. 基于前馈补偿的五通连接器机器人 GTAW 熔透控制[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(1): 71-74.
- [11] CHEN Huabin, FAN Chongjian, LIN Tao, et al. Penetration control of robotic gtaw for five-port connector based on feedforward compensation[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2009, 43(1): 71-74.
- [12] 高向东, 林俊, 萧振林, 等. 电弧焊熔透 ICA-BP 神经网络识别模型[J]. 焊接学报, 2016, 37(5): 33-36.
- [12] GAO Xiangdong, LIN Jun, XIAO Zhenlin, et al. Recognition model of arc welding penetration using ICA-BP neural network[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2016, 37(5): 33-36.

作者简介：黄军芬，女，1975 年出生，博士，讲师。主要研究方向为焊接技术及自动化。

E-mail: huangjunfen@bipt.edu.cn

黄继强(通信作者)，男，1971 年出生，博士，副教授。主要研究方向为焊接技术及自动化。

E-mail: huangjiqiang@bipt.edu.cn