

[文章编号] 1004-0609(2002)01-0020-05

TIG 焊接熔透信息的提取^①高进强^{1,2}, 武传松^{1,2}, 刘新峰^{1,2}

(1. 山东大学 材料液态结构及其遗传性教育部重点实验室, 济南 250061; 2. 山东大学 连接技术研究所, 济南 250061)

【摘要】提出了建立熔池正面信息与背面熔宽的关系模型的新方法, 由神经网络训练均方根误差确定模型的输入节点及隐层单元个数, 并根据这种方法建立了正面熔池几何形状参数与背面熔宽的关系模型, 非训练样本校验结果表明, 该模型具有较高的精度。

【关键词】焊接熔透; 视觉传感器; 背面熔宽; 神经网络

【中图分类号】 TG 402

【文献标识码】 A

惰性气体保护焊接(TIG)在制造业应用十分广泛。由于焊接过程中存在众多干扰因素(如工件散热条件的变化、接缝加工尺寸的微小变化、工件的热变形等), 为了保证焊接质量, 必须实现 TIG 焊接过程, 特别是焊接熔透的自动控制。而实现焊接熔透自动控制的前提条件是准确可靠地检测出反映焊接熔透的信息。熔池区图像包含有丰富的熔透信息^[1], 利用光学传感器可以直接拍摄到熔池区图像, 并且具有直观、信息量大、不受焊接电磁场的干扰、其信息的检测不影响正常焊接过程等优点^[2], 是目前研究较多的一种传感方法。这种传感方法存在的主要困难是电弧光的强烈干扰, 在这方面, 国内外学者进行了大量的工作, 取得了较大的成绩^[3~6], 目前, 利用光学传感方法可以从试件正面检测出熔池的重要几何形状参数。熔透程度是不容易直接检测的, 一般通过其他参数来间接反映熔透的情况。背面熔宽是反映焊接熔透的重要指标性参数, 因而如何准确地建立焊接熔池正面几何参数与背面熔宽的关系模型(FBW 模型), 对于实现熔透的实时控制具有非常重要的意义。文献[2, 9]采用神经网络建立了 FBW 模型, 但其输入参数均是人为选取的。本文作者通过普通 CCD 摄像机从试件正面拍摄熔池区图像, 利用所设计的图像处理算法提取出熔池的 4 个主要几何形状参数, 采用摄影测量法测量出背面熔宽, 利用神经网络具有逼近任意函数的特性, 根据神经网络技术建立 FBW 模型。

1 实验数据的获取

对于 BP 神经网络, 只要提供覆盖样本空间的足够多的实验数据, 就可以获得所要求的模型, 因此实验数据的获取非常重要。

1.1 系统结构

实验系统主要由主控微机、焊接控制单元、图像采集卡、CCD 摄像机及窄带复合滤光器、TIG 焊机、行走机构及调速器、监视器等部分组成。其总体结构框图如图 1 所示。熔池区图像经过窄带复合滤光镜头及 CCD 摄像机、图像采集卡, 进入计算机, 经过图像处理, 得到熔池正面几何形状参数。

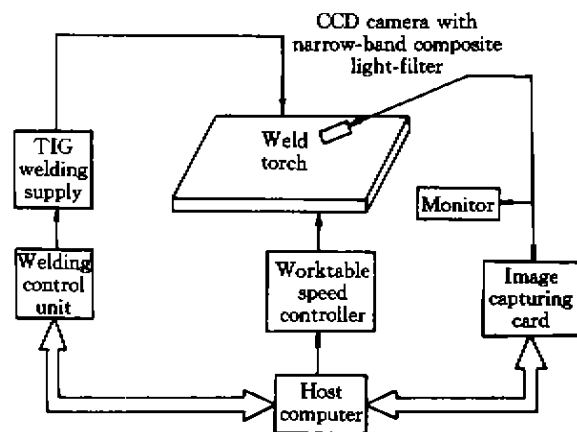


图1 系统框图

Fig.1 Block diagram of system

① [基金项目] 国家自然科学基金资助项目(59875053)

[收稿日期] 2001-04-20; [修订日期] 2001-07-30

[作者简介] 高进强(1971-), 男, 讲师, 博士。

基于检测出的熔池几何形状参数及作者建立的FBW模型,作出控制决策,通过焊接控制单元控制焊机和行走机构,实现对焊接熔透的控制。

1.2 实验数据的提取

建立神经网络所需要的数据主要包括熔池正面几何参数和背面熔宽。

本文中所用的熔池正面几何参数主要包括熔池半长(L)、熔池最大宽度($W_{\max}$)、熔池后拖角(α)、熔池后部面积(S)等。熔池几何参数的定义及其计算见文献[10]。背面熔宽的测量是离线进行的。对于每个试件,焊接工艺参数如何变化是已知的,起焊前在试件上作出一定的标记,就可以根据焊接速度算出任一时刻熔池正面图像对应的背面熔宽的位置。为了提高背面熔宽的测量精度,作者开发了“摄影测量法”,即采用CCD摄像机,将试件背面拍摄成多幅图像,然后对这些图像进行拼接及测量。该方法能够得到足够高的测量精度。

为了获得足够覆盖样本空间的实验数据,进行10组实验,实验条件如表1和图2所示。试件尺寸为 $200\text{ mm} \times 60\text{ mm} \times 3\text{ mm}$,材料为Q235。每隔1s采样一次,去除每一试件前10幅图像及后10幅图像,共获得了852组样本。获得的背面熔宽的范围为 $1.5 \sim 8.2\text{ mm}$,基本涵盖了3mm板厚全熔透的情况。

表1 试验条件

Table 1 Experimental condition

Serial No.	Welding current/A	Welding speed/(mm·min ⁻¹)	Arc length/mm	Ar gas flow rate/(L·min ⁻¹)
1	95	69	4.1	15
2	95	69	5.2	15
3	95	69	6.2	15
4	See Fig. 2(a)	61	5.2	15
5	See Fig. 2(a)	69	5.2	15
6	See Fig. 2(a)	77	5.2	15
7	90	See Fig. 2(b)	5.2	15
8	100	See Fig. 2(b)	5.2	15
9	110	See Fig. 2(b)	5.2	15
10	See Fig. 2(c)	See Fig. 2(c)	5.2	15

2 网络模型的建立

由于焊接过程存在热积累和热滞后现象,因而熔池正面几何形状参数的当前值并不能准确地反映背面熔宽,必须考虑熔池正面几何形状参数的历

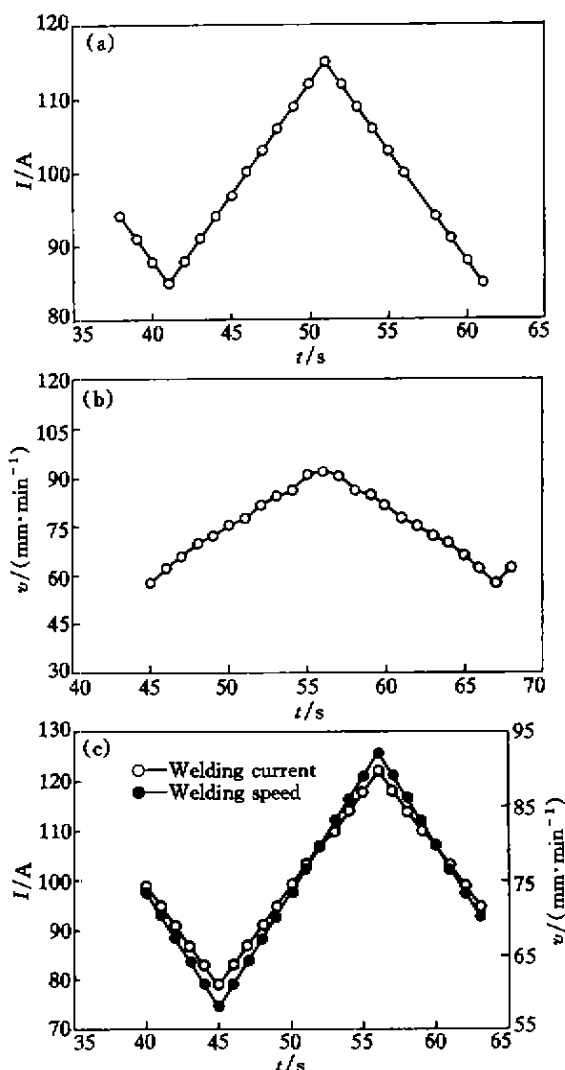


图2 焊接工艺参数随时间的变化

Fig. 2 Welding parameters vs time

(a)—Welding current for experiment No. 4~6;

(b)—Welding speed for experiment No. 7~9;

(c)—Welding current and welding speed for experiment No. 10

史值。

2.1 网络结构的确定

三层神经网络具有对任意函数的逼近能力,作者选择了3层神经网络,用网络学习算法将引入动量项法和变步长法结合起来:

$$\Delta w(k) = \eta(k) \cdot d(k) + \alpha \cdot \Delta w(k-1) \quad (1)$$

式中 $\Delta w(k)$ 为 k 时刻网络权值的改变量, $d(k)$ 为常规算法应得校正量, $\Delta w(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻网络权值的改变量, α 为惯性系数 ($0 \leq \alpha < 1$), $\eta(k) = \eta(0) \cdot 0.999\,999^k$

整个神经网络的训练过程是通过商用软件

DATA ENGINE 进行的。当 $\eta(0) = 0.1$, $\alpha = 0.1$ 时, 收敛速度比较快, 训练的均方根误差也较小。

为了比较准确地确定熔池正面几何参数及其历史值与背面熔宽的关系, 采用不同的输入建立了 8 类神经网络, 见表 2。神经网络隐层节点个数目前尚无一个较好的方法来确定, 因此, 对于每类神经网络均建立了 10 个网络模型, 其隐层节点数为 2~20。对于每类神经网络, 建立的 10 个网络模型中, 训练均方根误差最小者的隐层单元个数, 为该神经网络的最佳隐层单元个数。各类神经网络的最佳隐层单元数目见表 2。在每类神经网络中, 取最佳隐层单元个数的网络模型为最佳网络模型, 8 个最佳网络模型的训练均方根误差见表 2。

表 2 8 类神经网络的输入、
最佳隐层单元数及训练均方根误差

Table 2 Input parameters, best node number in hidden layer and smallest training error of neural network

No.	Input parameters	Best number of nodes in hidden layer	Smallest training error /mm
1	$W_{\max}, L$	6	0.310
2	$W_{\max}, S$	8	0.310
3	L, S	12	0.399
4	$W_{\max}, L, S$	8	0.286
5	$W_{\max}, L, S, \alpha$	6	0.278
6	$W_{\max}(t), L(t), S(t), W_{\max}(t-1), L(t-1), S(t-1)$	10	0.249
7	$W_{\max}(t), L(t), S(t), \alpha(t), W_{\max}(t-1), L(t-1), S(t-1), \alpha(t-1)$	6	0.23
8	$W_{\max}(t), L(t), S(t), \alpha(t), W_{\max}(t-1), L(t-1), S(t-1), \alpha(t-1), W_{\max}(t-2), L(t-2), S(t-2), \alpha(t-2)$	10	0.225

从表中可以看出, 采用 $W_{\max}, L, S, \alpha$ 及它们前两个的历史值得到的误差最小, 但采用 $W_{\max}, L, S, \alpha$ 及它们的前一个历史值得到的误差与之相差很小。综合考虑计算量及精度, 建立了 FBW 网络, 其输入节点为 8 个, 即输入为 $W_{\max}, L, S, \alpha$ 及它们的前一时刻历史值。图 3 是该网络模型的输出值与样本值曲线图。

2.2 网络结构的验证

为了验证网络的准确性, 采用 200 组非训练样本对其进行验证, 验证结果示于图 4, 最大误差为 1.138 mm, RMS 误差为 0.241 mm, 这说明该网络对非训练样本同样具有良好的准确性。

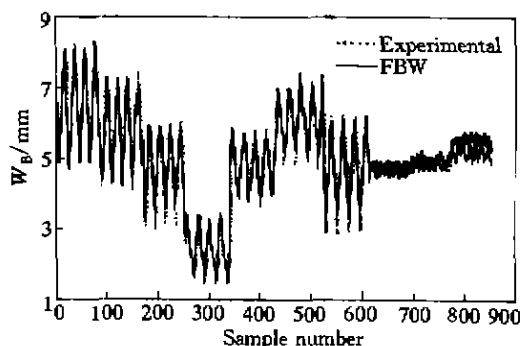


图 3 网络模型的输出值与测量值

Fig.3 Output of neural network and experimental value of weld pool back width

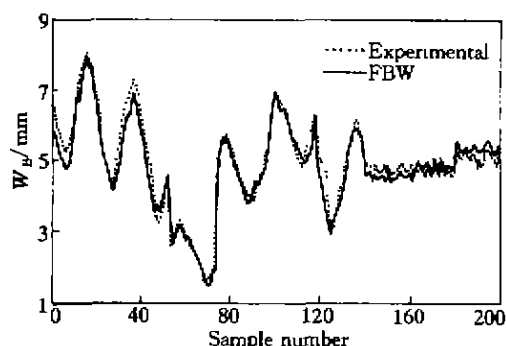


图 4 神经网络模型检验

Fig.4 Testing of validity of neural network

3 讨论

为了进一步认识背面熔宽与熔池正面几何参数间的关系, 进行了焊接速度阶跃实验, 实验结果如图 5 所示。从实验结果看, 熔池正面几何参数与背面熔池几何参数均滞后于焊接速度的变化, 并且它们达到稳态所需要的时间较长。其中, 背面熔宽达到稳态所需要的时间最长。这说明, 背面熔宽的变化滞后于熔池正面几何参数的变化, 因而在建立 FBW 模型时应该考虑熔池正面几何参数变化的历史值。

焊接速度正向(负向)阶跃时, 焊接线能量减小(增加), 单位时间内单位长度上输入工件的热量减小(增加), 因而熔池几何参数减小(增加)。由于热滞后的影响, 在焊接速度变化后焊接过程重新达到准稳态需要一定的时间, 因而熔池几何参数的变化滞后于焊接速度的变化。熔池正面几何参数与焊接电弧直接相关, 而背面熔宽需要经过热传递形成, 是非电弧直接作用形成的, 因而背面熔宽的变化滞

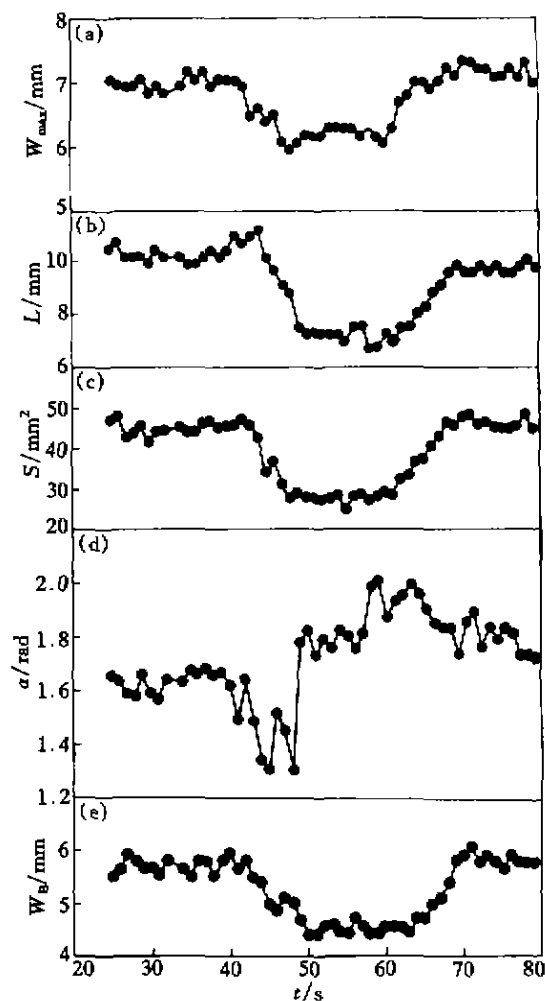


图5 焊接速度阶跃时焊接熔池几何参数的变化

Fig.5 Change of weld pool geometric parameters with step change of welding velocity

- (a)—Maximum width of weld pool vs time;
 (b)—Half length of weld pool vs time;
 (c)—Rear area of weld pool vs time;
 (d)—Rear angle of weld pool vs time;
 (e)—Back width of weld pool vs time

后于熔池正面几何参数的变化。

4 结论

1) 背面熔宽在一定程度能够反映熔透情况。针对焊接过程滞后较大的特点, 提出了建立熔池正面几何参数与背面熔宽关系模型的新方法, 为利用正面信息控制熔透打下坚实的基础。

2) 根据神经网络的训练均方根误差确定了网络输入层节点及中间隐层节点的数目, 建立了FBW模型, 避免了输入层节点选择的盲目性。

3) 采用未训练样本对FBW模型进行验证, 结果表明, 该模型具有较高的精度和鲁棒性。

[REFERENCES]

- [1] Kovacevic R, Zhang Y M, Li L. Monitoring of weld joint penetration based on weld pool geometrical appearance [J]. *Welding Journal*, 1996, 75: 317s-329s.
- [2] 姜亚军. 基于熔池图像传感的脉冲GTAW动态过程智能控制[D]. 哈尔滨工业大学, 1998.
LOU Ya-jun. Intelligent control for pulsed GTAW dynamic process based on image sensing of weld pool [J]. Harbin University of Technology, 1998.
- [3] 宋永伦, 李俊岳, 吴仁育. 弧焊区图像信息的光谱传感技术[J]. *焊接学报*, 1994, 13(2): 127-132.
SONG Yong-lun, LI Jun-yue, WU Ren-yu. Sensing technology of spectral image of welding zone in arc welding [J]. *Transaction of the China Welding Institution*, 1994, 13(2): 127-132.
- [4] Richardson R W, Gutow D A. Coaxial arc weld pool viewing for process Monitoring and control [J]. *Welding Journal*, 1984, 63(3): 43-50.
- [5] 李鹤岐, Oshima K. 用微机图像法对脉冲MAG焊接熔池进行观察和控制的研究[J]. *焊接学报*, 1988, 9(1): 37-43.
LI He-qi, Oshima K. Observing and controlling MAG welding pool by digital image technique [J]. *Transaction of the China Welding Institution*, 1988, 9(1): 37-43.
- [6] Banerjee P, Govardhan S, et al. Infrared sensing for on-line weld geometry monitoring and control [J]. *Journal of Engineering for Industry*. 1995, 117: 323-333.
- [7] Kovacevic R, Zhang Y M. Machine vision recognition of weld pool in gas tungsten arc welding [A]. *Proc Instn Mech Engrs Part B: Journal of Engineering Manufacture* [C]. 1995, 209: 141-152.
- [8] Wu C S, Gao J Q, Li K H. Vision-based sensing of weld pool geometry in pulsed TIG welding [J]. *International Journal for the Joining of Materials*, 1999, 11: 18-22.
- [9] 黄石生, 李迪, 宋永伦. 焊接过程的神经网络建模及控制研究[J]. *机械工程学报*, 1994, 30(3): 24-30.
HUANG Shi-sheng, LI Di, SONG Yong-lun. Modeling and controlling of welding process by neural network [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 1994, 30(3): 24-30.
- [10] 高进强, 武传松. TIG焊接熔池形状参数的视觉检测[J]. *金属学报*, 2000, 36(12): 1284-1288.
GAO Jin-qiang, WU Chuan-song. Vision-based measuring of weld pool geometry in TIG welding [J]. *Acta*

Extracting weld penetration information in TIG welding

GAO Jin-qiang^{1, 2}, WU Chuan-song^{1, 2}, LIU Xin-feng^{1, 2}

(1. MOE Key Lab for Liquid Structure and Heredity of Materials,

Shandong University, Jinan 250061, China;

2. Institute of Material Joining, Shandong University, Jinan 250061, China)

[Abstract] A new methods to establish a model describing the relationship of the weld pool geometry and the back width of weld pool with sufficient accuracy has been proposed. The unit-number of hidden layer and input layer can be decided according to the training error. The relationship of the weld pool geometry parameters and the back width of weld pool is established using this method. The test results show that the model has sufficient accuracy.

[Key words] weld penetration; visual sensor; back width of weld pool; neural network

(编辑 杨 兵)