

电弧焊熔透 ICA-BP 神经网络识别模型

高向东¹, 林俊¹, 萧振林², 陈晓辉²

(1. 广东工业大学 机电工程学院 广东省计算机集成制造重点实验室, 广州 510006;
2. 广州番禺高勋染整设备制造有限公司, 广州 511400)

摘要: 以氩弧焊熔透状态识别为研究对象, 研究一种基于 ICA (Imperialist Competitive Algorithm) 的 BP (Back Propagation) 神经网络识别模型方法。首先利用 ICA 全局搜索不易陷入局部极值及搜索速度快的特点对神经网络权值和阈值初始化, 再用 BP 算法对神经网络进行训练。通过摄取焊接过程中的熔池图像, 提取熔池面积、熔宽以及熔池质心位置作为神经网络预测模型的输入量, 分析熔池图像三个特征与焊缝熔透状态的映射关系, 最终建立熔透状态预测模型。结果表明, 采用 ICA-BP 神经网络能够有效地预测焊缝的熔透状态。

关键词: 熔透; 识别; ICA; BP 神经网络

中图分类号: TG 409 文献标识码: A 文章编号: 0253-360X(2016)05-0033-04

0 序言

熔透是衡量焊缝成形的重要指标, 应当避免未熔透和过熔透的发生^[1]。因此, 一个能准确预测熔透状态的数学模型对于焊接过程的质量控制具有重要意义。由于熔透量难以直接测量, 多数情况是通过焊件正面的熔池来预测背面的熔透状态。焊缝熔透的识别可采用人工神经网络建模法, 由传感器采集多特征信号(音频、紫外、红外等), 并利用多传感信息融合技术构建 BP 神经网络识别模型^[2-4]。

神经网络方法的不足是容易陷入局部极值以及熔透识别的可靠性问题。为此, 提出一种基于 ICA 的 BP 神经网络来提高熔透识别的准确度和可靠性。ICA 是全局优化搜索算法, 通过 ICA 来初始化神经网络的权值和阈值, 建立更准确的熔透状态分类模型。

1 试验装置及熔透状态

1.1 试验装置

试验装置包括 GTAW (gas tungsten arc welding) 焊接设备、步进电动机驱动的 X-Y 工作台、图像采集、计算机控制系统等。焊接试验装置结构如图 1 所示。

收稿日期: 2014-10-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51175095); 广东省协同创新与平台环境建设专项资助项目(2015B090901013); 广东省重大科技专项资助项目(2014B090921008); 广州市科学研究专项资助项目(1563000554); 佛山市科技创新专项资助项目(2014AG10015)

所示。选用低碳钢板作为焊件材料, 焊件尺寸(长×宽×厚)为 200 mm×150 mm×1.5 mm, 试验采用 25 组不同的焊接条件: 在不同的焊接电流中(40, 50, 60, 70, 80 A), 对应每个电流再选取不同的焊接速度(2.5, 3.1, 3.7, 4.3, 5.0 mm/s)。试验条件如表 1 所示。

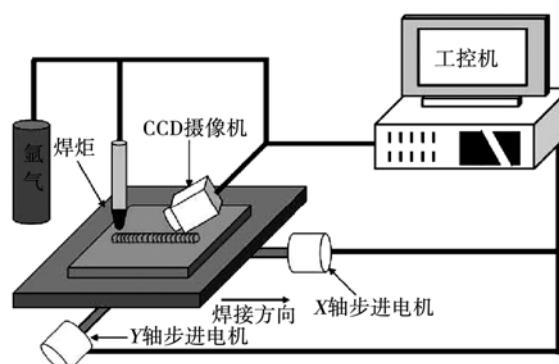


图 1 电弧焊熔透试验装置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of arc welding penetration experimental setup

表 1 电弧焊熔透试验条件

Table 1 Experimental conditions of arc welding penetration

焊接类型	图像采样速率 $F/(f \cdot s^{-1})$	焊件方式	氩气流量 $Q/(L \cdot min^{-1})$	焊接电流 I/A	焊接速度 $v/(mm \cdot s^{-1})$
GTAW	16	堆焊	9	40~80	2.5~5.0

1.2 熔透状态

焊接电流与焊接速度不同的组合, 使得焊件的

熔透主要呈现三种不同状态:未熔透、全熔透、过熔透。图2为不同熔透状态下焊件实物正面和背面照片,图3为三种状态的示意图。

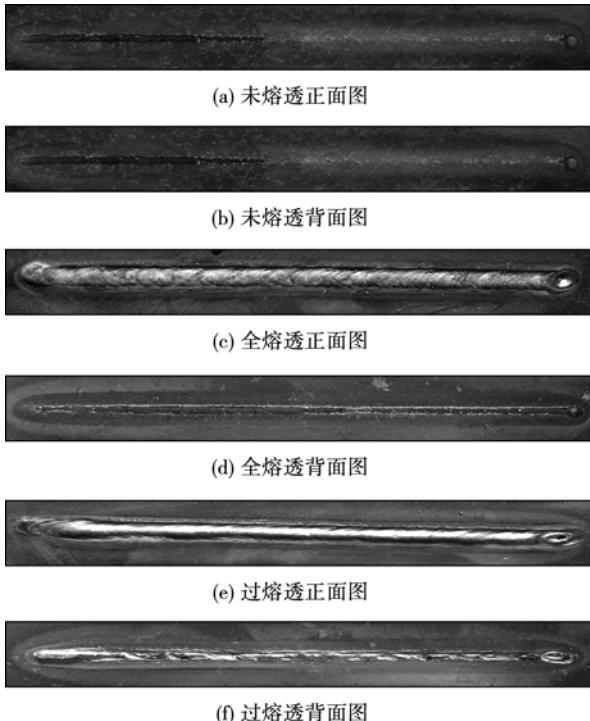


图2 三种熔透状态的焊件实物图

Fig. 2 Top and back view of weldment related to incomplete penetration, full penetration and excessive penetration



图3 焊缝熔透状态剖面示意图

Fig. 3 Cross section of different penetration status

2 ICA 优化神经网络方法

ICA 是受帝国殖民竞争启发的全局优化搜索算法。通过模拟真实的殖民竞争过程,最后产生实力最强的帝国,从而得到优化问题的最优解。ICA 优化神经网络的过程可以概括为四部分^[5,6]。

2.1 ICA 初始化

生成一个 $M \times N$ 矩阵,所有元素均在 $[-1, 1]$ 内随机取值, M 是所有国家的数量(即 M 个神经网络), N 表示神经网络权值和阈值的个数。设网络输出的均方误差为 ICA 的代价函数。设初始代价函数值最小的前 m 个国家为初始帝国国家,剩下 $(M-m)$

个为初始殖民地。帝国国家实力的大小由式(1)和式(2)表述,即

$$C_n = c_n - \max_i \{c_i\} \quad (1)$$

$$p_n = \left| \frac{C_n}{N_{im}} \right| \quad (2)$$

式中: c_n 为第 n 个帝国的代价函数值; C_n 为标准化后第 n 个帝国的代价函数值; N_{im} 是当前的帝国数量; p_n 为第 n 个帝国的实力。

帝国一开始根据各自实力获取相对数量的初始殖民地组成帝国。各个帝国获得的初始殖民地数量由式(3)得到,即

$$NC_n = \text{round} \{p_n \cdot N_{co}\} \quad (3)$$

式中: N_{co} 为殖民地国家的总数量; NC_n 为第 n 个帝国获得的殖民地数量。 round 表示将括号内的数进行四舍五入后取整。

2.2 殖民地的同化与位置互换

殖民地以某种概率改变本身所在的位置向各自的帝国靠近而被同化,即改变调整均方误差较大的神经网络的权值和阈值。此时如果改变了位置的殖民地代价函数值比统治它的帝国低,两个国家就互换各自的地位。

2.3 帝国之间的殖民竞争

各个帝国根据自身的综合实力(每个帝国包含的所有神经网络的均方误差之和)抢夺其它帝国的殖民地。帝国的综合实力包括帝国和被殖民国家实力的总和,由式(4)~式(6)得出。ICA 将综合实力最小帝国中最弱的殖民地纳入其它帝国的统治。

$$t_n = c_n + \xi \times c_{co.n} \quad (4)$$

$$T_n = t_n - \max_i \{t_i\} \quad (5)$$

$$p_{nw} = \left| \frac{T_n}{\sum_{i=1}^{N_{im}} T_i} \right| \quad (6)$$

式中: ξ 为小于 1 的数,表示殖民地对帝国综合实力影响的大小; $c_{co.n}$ 为第 n 个帝国中所有殖民地的代价函数值之和的平均值; t_n 为第 n 个帝国综合的代价函数值; T_n 为标准化之后第 n 个帝国综合的代价函数值; p_{nw} 为第 n 个帝国的综合实力。

2.4 ICA 终止条件

当帝国失去了所有殖民地则灭亡。此时该帝国将沦为余下的帝国中综合实力最高帝国的殖民地。此时只有一个帝国统治剩余所有国家,且所有国家的实力(即所有神经网络的输出)相等时,ICA 优化神经网络的过程终止。此时,仅存的帝国即为一组最符合所构建的神经网络的权值和阈值,即最优解。

3 模型建立及试验

3.1 ICA 优化 BP 神经网络模型

神经网络采用的 BP 算法是按照误差最小的梯度方向进行搜索, 虽然搜索速度快, 但易陷入局部极值^[6]; 另一方面, BP 神经网络训练的效果过度依赖初始随机权值和阈值。为了克服 BP 神经网络的不足, 将 ICA 引入并优化 BP 神经网络, 构建 ICA-BP 神经网络的熔透识别模型。神经网络分为两步进行训练: 首先利用 ICA 对神经网络的初始权值和阈值进行全局寻优, 用 ICA 获得的最优权值和阈值初始化神经网络, 接着用 BP 算法训练网络的权值和阈值, 最终得到最优的网络连接权值和阈值, 建立精度较高的熔透识别模型。

输入层包含 3 个特征变量, 分别为由焊接过程拍摄的熔池图像中提取出熔池的三个特征: 熔池面积, 熔宽, 熔池质心到底部的距离, 如图 4 所示。隐含层含有 5 个神经元, 并以切线 S 型函数为传递函数。输出层有 1 个神经元, 同时以线性函数为传递函数。神经网络的结构如图 5 所示。

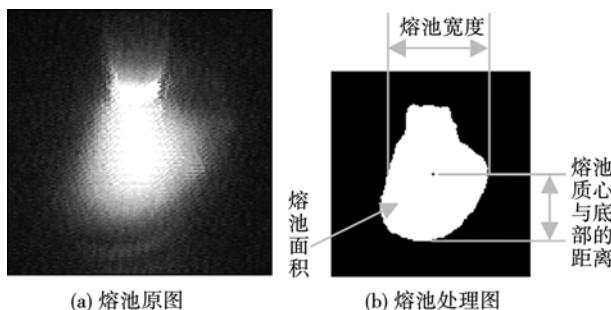


图 4 熔池特征示意图

Fig. 4 Schematic diagram of molten pool characteristics

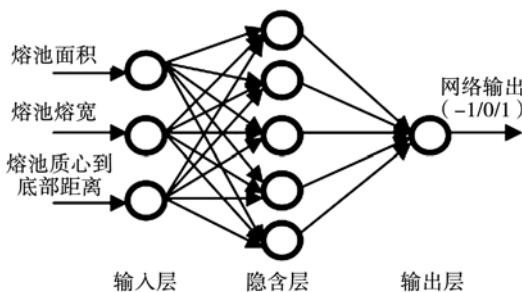


图 5 神经网络结构图

Fig. 5 Structure diagram of BP neural network

3.2 试验结果与分析

神经网络用输出表示表示三种不同的熔透状

态: 未熔透, 全熔透, 过熔透。三种状态与网络输出的对应关系如表 2 所示。试验中以焊缝背面宽度的不同作为判断三种熔透状态的依据。在采集到的所有样本中随机取 400 组作为训练样本, 100 组作为测试样本。用 ICA 优化 BP 神经网络初始权值和阈值的过程中, 将网络实际输出与期望输出的均方误差设为代价函数, 帝国和殖民地数量为 15 和 100, 殖民地被同化概率设为 0.3, 训练误差目标为 0.4, 迭代次数为 1 000。算法结束后用 ICA 得出最优解作为神经网络的初始权值和阈值, 再用 BP 算法训练初始化后的神经网络, 把最终训练好的网络作为熔透状态识别模型。经 ICA 与 BP 训练后的网络各层最终权值和阈值如式(7)所示。

表 2 三种熔透状态与网络输出之间的对应关系

Table 2 Relationship of neural network outputs with three kinds of penetration status

焊缝熔透状态	对应网络输出	
未熔透	-1	
全熔透	0	
过熔透	1	

$$\begin{aligned}
 net. IW = & \begin{bmatrix} -31.5130 & -21.6650 & -5.7941 \\ -6.4030 & 80.2515 & -77.5491 \\ -34.8385 & 106.2660 & -53.6215 \\ -9211.3135 & 3474.9865 & 2939.4322 \\ -31.9111 & -21.8227 & -6.0360 \end{bmatrix} \\
 net. LW = & [-379.3030, -2.9416, 3.9140, -0.6965, 377.9936] \\
 net. b1 = & [23.6074, 7.1892, -2.1372, 1646.1259, 23.9634]^T \\
 net. b2 = & 0.0358
 \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $net. IW$ 是输入层到隐含层的连接权值; $net. LW$ 是隐含层到输出层的连接权值; $net. b1$, $net. b2$ 分别是隐含层和输出层神经元的阈值。

用 BP 神经网络和 ICA-BP 神经网络对数据进行训练并预测, 以此评价分类模型的性能。由于 BP 神经网络对初始权值和阈值的依赖, 试验对 BP 神经网络共进行 10 次训练, 并把训练后的 10 组结果的平均值作为最终结果。表 3 和表 4 分别表明了两种神经网络在不同迭代次数的情况下对三种熔透类型的识别效果。

由表 3 和表 4 可知, 对于未熔透的预测, BP 神经网络和 ICA-BP 神经网络的预测效果相差不大; 对于过熔透的预测, ICA-BP 神经网络的效果稍优于 BP 神经网络; 对于全熔透的预测准确率, ICA-BP 神

经网络比BP神经网络要高出不少。总体上来说,ICA-BP识别准确率更高。

表3 不同迭代次数下BP神经网络对熔透的识别率

Table 3 Recognition accuracy rate of penetration status of BP neural network at different iterations

迭代次数	第一类(未熔透)	第二类(全熔透)	第三类(过熔透)
100	0.860 7	0.380 0	0.880 8
200	0.867 9	0.455 0	0.830 8
300	0.878 5	0.600 0	0.753 8
400	0.875 0	0.535 0	0.842 3
500	0.889 2	0.575 0	0.844 2
600	0.857 1	0.550 0	0.828 8
700	0.825 0	0.570 0	0.824 9
800	0.853 5	0.495 0	0.796 1

表4 不同迭代次数下ICA-BP神经网络对熔透的识别率

Table 4 Recognition accuracy rate of penetration status of ICA-BP neural network at different iterations

迭代次数	第一类(未熔透)	第二类(全熔透)	第三类(过熔透)
100	0.857 1	0.600 0	0.980 8
200	0.857 1	0.600 0	1.000 0
300	0.857 1	0.600 0	1.000 0
400	0.857 1	0.600 0	1.000 0
500	0.857 1	0.800 0	0.980 8
600	0.857 1	0.800 0	1.000 0
700	0.857 1	0.800 0	1.000 0
800	0.857 1	0.800 0	1.000 0

将两种神经网络对三类熔透分类准确率的平均值作为模型的识别精度并以此进行比较,结果如图6所示,BP神经网络迭代500次左右的识别效果最好。随着迭代次数的增加,ICA-BP神经网络的识别率逐步上升,在600次左右时达到最优。对焊缝熔透状态的识别而言,采用ICA优化BP神经网络识别模型比采用BP神经网络模型的识别准确率要高。

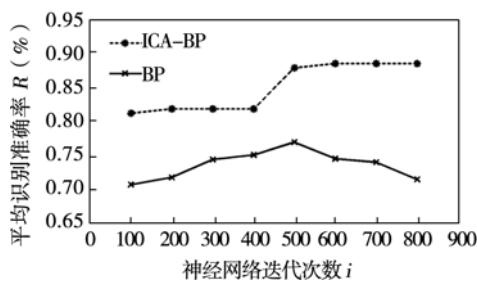


图6 不同迭代次数下两种神经网络的熔透识别准确率

Fig. 6 Recognition accuracy rate of penetration status of two kinds of neural networks at different iterations

4 结 论

(1) ICA 初始化 BP 神经网络可以优化网络全局搜索的能力,避免在训练中陷入局部极值,进而引起样本分类精度的较大幅度波动,最终可以得到更为准确的熔透识别模型。

(2) 改进后的 ICA-BP 神经网络对电弧焊接过程的熔透识别比 BP 神经网络更准确,可有效提高全熔透的识别率。

参考文献:

- [1] 高向东,江良征,龙观富.强弧光反射环境下频域滤波的熔宽特征提取[J].焊接学报,2013,34(8):5-8.
Gao Xiangdong, Jiang Liangzheng, Long Guanfu. Detection of welding pool width with frequency domain filtering in strong arc reflection environment[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2013, 34(8): 5-8.
- [2] 杨友文,田宗军,潘 淦,等.基于遗传神经网络的镍基高温合金激光熔覆层形貌质量预测[J].焊接学报,2013,34(11):78-82.
Yang Youwen, Tian Zongjun, Pan Hu, et al. Geometry quality prediction of Ni-based superalloy coating by laser cladding based on neural network and genetic algorithm[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2013, 34(11): 78-82.
- [3] 吴松坪,王春明,胡伦骥,等.激光焊接典型熔透状态信号特征分析及其识别[J].焊接学报,2006,27(7):69-73.
Wu Songping, Wang Chunming, Hu Lunji, et al. Characteristic signal analysis and its identification of typical weld penetration status in laser welding[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2006, 27(7): 69-73.
- [4] Yu H W, Ye Z, Chen S B. Application of arc plasma spectral information in the monitor of Al-Mg alloy pulsed GTAW penetration status based on fuzzy logic system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 3(3): 2713-2727.
- [5] Duan H B, Huang L Z. Imperialist competitive algorithm optimized artificial neural networks for UCAV global path planning[J]. Neurocomputing, 2014, 125: 166-171.
- [6] Taghavifar H, Mardani A, Taghavifar L. A hybridized artificial neural network and imperialist competitive algorithm optimization approach for prediction of soil compaction in soil bin facility[J]. Measurement, 2013, 46: 2288-2299.

作者简介:高向东,男,1963年出生,教授,博士研究生导师。研究方向为焊接自动化。发表论文200余篇。Email: gaoxd666@126.com