

焊道形貌特征的 BP 神经网络建模与预测

黄无云¹, 刘益剑¹, 刘宗熙¹, 杨继全¹, 朱钊伟¹, 谢 非¹, 史建军²

(1. 南京师范大学南瑞电气与自动化学院, 江苏 南京 210023)

(2. 南京中科煜宸激光技术有限公司, 江苏 南京 210038)

[摘要] 良好的焊道是成功进行电弧增材制造的保障, 其受到焊接电流、电压、扫描速度、送丝速度等多种参数影响. 提出了以焊道高度、宽度为形貌特征的 4 输入 2 输出 BP 神经网络模型, 并利用 PSO 进行了神经网络权值的优化求解. 实验结果表明, 设计的 BP 神经网络实现了对焊道形貌的预测, 为后续电弧增材制造的实时预测与控制提供了模型基础.

[关键词] 焊道形貌, BP 神经网络, 优化求解, 粒子群算法

[中图分类号] TP183 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2021)01-0001-07

Welded Surface Morphology Modeling and Prediction Based on BP Neural Network

Huang Wuyun¹, Liu Yijian¹, Liu Zongxi¹, Yang Jiquan¹, Zhu ZhaoWei¹, Xie Fei¹, Shi Jianjun²

(1. NARI School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. Nanjing Zhongke Yuchen Laser Technology Co., Ltd., Nanjing 210038, China)

Abstract: A good weld bead provides a guarantee for successful wire arc additive manufacturing, which is affected by various parameters such as welding current, voltage, scanning speed, and wire feed speed. A four-input and two-output BP neural network model is proposed, which is applied to the surface morphology characteristic identification of the weld bead height and width. The particle swarm optimization(PSO) algorithm is used to optimize the neural network weight. Experimental results show that the BP neural network designed in this paper realizes the prediction of the weld bead morphology and that it provides a model basis for the real-time prediction and control of subsequent arc additive manufacturing.

Key words: weld bead morphology, BP neural network, optimization solution, PSO algorithm

电弧增材制造(wire arc additive manufacture, WAAM)是目前学术界与工业界研究的热点之一, 通过焊丝材料熔化, 逐层堆积成型的一种先进制造办法^[1]. 增材制造过程中, 首先建立零件模型, 然后将零件三维模型分层处理, 规划逐层的焊接路径, 最后选用适当工艺参数, 利用焊接设备沿规划路径熔积成型^[2]. 由于电弧增材制造采用了电弧作为热源, 制作成本较低, 相对于激光熔覆等工艺有更高的生产效率. 采用金属丝材作为焊接材料, 成型件的致密度高, 整体的质量好, 在制造大型金属零件时有极高的优势^[3-5]. 但由于电弧增材中热影响区较大, 会对打印基板及下层焊道的形貌产生不利影响^[6], 所以需要对接焊道的基本形貌特征影响原因及控制方法进行深入研究.

熔覆层尺寸是弧焊增材模型建立的基本参数, 影响了零件的成型效果^[7-8]. 但是仅研究参数间的影响还不能满足提高成型效果的要求, 应该对基本成型单元, 如线、弧等进行参数之间规律的辨识研究, 以建立相应模型, 得到不同工艺参数下的模型特征, 来降低零件建模及路径规划的复杂性. 近年来, 神经网络的出现为解决非线性、不确定性、复杂性系统的建模问题提供了新的途径. 它能够逼近任意复杂非线性函数, 建立关于系统输入输出关系的数学模型^[9]. Suga 等^[10]将 BP 神经网络用于气体保护钨极电弧焊和气体保护金属电弧焊焊接过程的建模, 输出量为焊缝的特性, 如熔深、熔宽. 控制量为焊接电压、焊接电流、

收稿日期: 2020-09-12.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFB11032002)、江苏省科技成果转化专项资金项目(BA2020004)、2020 年江苏省省级工业和信息化产业转型升级专项资金项目(智能化金属增材制造装备).

通讯作者: 刘益剑, 博士, 副教授, 研究方向: 金属增材制造、机器人技术. E-mail: 63055@njjnu.edu.cn

送丝速度和焊接速度,用神经网络建立模型来预测焊缝的特性. Madhiarasan 等^[11]采用神经网络优化 GMAW 焊接参数,并在线监控焊接质量. 本文在实验采集焊接电流、焊接电压、扫描速度、送丝速度、焊道高度及宽度等数据的基础上,提出了一种焊道形貌特征的 BP 神经网络模型,将神经网络用作弧焊增材基本线形单元模型结构,并通过粒子群(particle swarm optimization,PSO)算法进行网络模型权值的优化求解. 验证样本的预测结果表明了焊道形貌 BP 神经网络是有效的.

1 弧焊增材基本线型形貌 BP 神经网络结构设计

设计的焊道形貌 BP 神经网络的结构如图 1 所示,采用 3 层结构,输入层有 4 个神经元,输入 X_1-X_4 分别表示焊接电流、焊接电压、扫描速度、送丝速度;输出层有 2 个神经元,输出 $Y_1、Y_2$ 分别焊道高度、焊道宽度.

隐藏层的神经元个数根据以下经验公式计算^[9]:

$$l = \sqrt{n_1 + n_2} + a. \quad (1)$$

式中, n_1 为神经网络输入层神经元的个数; n_2 为神经网络输出层神经元的个数; a 为 0~10 间的常数. 根据式(1),计算出隐藏层的个数为 3~12,本文选为 12. 神经网络的结构为 4×12×2.

神经元采用的激励函数如图 2 所示,输入层采用 $\text{tansig}(s)$ 函数,输入值 s 可取任意值,输出值在-1 到+1 之间,输出层采用 $\text{purelin}(s)$ 函数,它的输入输出可取任意值^[12].

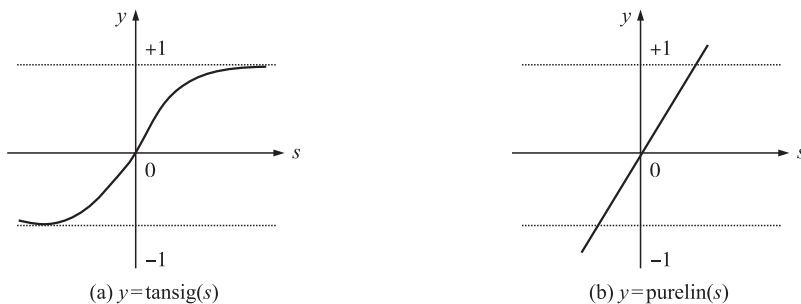


图 2 神经网络传递函数

Fig. 2 Transfer function of neural network

BP 神经网络传统的学习算法是通过训练样本,使用反向传播算法对网络权值偏差进行反复调整训练,使输出结果与期望值尽可能的接近. 近些年来,随机进化方法因其优良的优化能力,在各类优化问题求解中得到了广泛应用,因此本文选用 PSO 优化算法对设计的 BP 神经网络权值进行优化求解,以提高焊道 BP 神经网络模型的精度^[13-14].

2 PSO 的网络权值优化求解

PSO 优化算法的基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解. PSO 优化算法后 BP 神经网络预测流程如图 3 所示^[15-16].

PSO 优化算法是通过初始化为一群随机粒子(随机解),然后通过迭代找到最优解. PSO 优化算法应用中适应度评价函数选择是重要的,本文采用 BP 网络的输出大小与期望输出大小值之间的差的绝对值来构成适应度函数,

$$E(t) = \text{abs}(V_i(t) - w_i(t)). \quad (2)$$

式中, $V_i(t)$ 为第 t 次迭代第 i 个训练样本输入的网络实际输出; $w_i(t)$ 为期望输出值.

网络的数值会不断迭代,每次迭代粒子都会更新数据

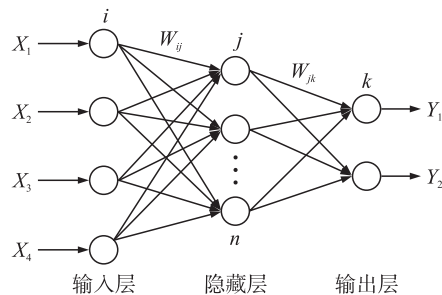


图 1 焊道形貌特征神经网络预测模型

Fig. 1 Neural network prediction model of weld bead morphology

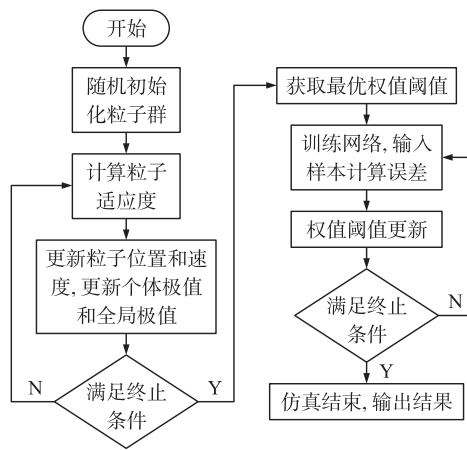


图 3 PSO 优化 BP 神经网络流程图

Fig. 3 Flow chart of BP neural network optimized by PSO

覆盖原来的初始值. 每一次迭代中,粒子通过跟踪($p_{\text{best}}, g_{\text{best}}$)两个极值来更新.

$$V_i = V_i \times w + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{\text{best}i} - x_i) + c_2 \times \text{rand}() \times (g_{\text{best}i} - x_i). \quad (3)$$

$$x_i = x_i + V_i. \quad (4)$$

在找到最优解后粒子通过式(3)、式(4)来更新位置和速度^[17]. 式中, $i=1,2,\dots,N$, N 为粒子群规模; V_i 为粒子的速度; c_1 、 c_2 为学习因子; $\text{rand}()$ 会随机产生0到1之间的数; p_{best} 为个体的极值; g_{best} 为全局的极值; w 为惯性因子; x_i 为第*i*个粒子当前位置.

若达到设定迭代次数或数值间的差值满足最小界限,则求解结束. 将找到的最优权值赋值给 BP 神经网络中进行计算,输出结果. 否则重新计算适应度值.

通过粒子群算法计算出最优粒子,将所有粒子保存在一个数组内,调用神经网络权值阈值对应的位置就可以获得优化的权值阈值,程序如下:

```
w1=x(1:inputnum * hiddennum);
B1=x(inputnum * hiddennum+1:inputnum * hiddenmm+hiddennum);
w2=x(inputnum * hiddennum + hiddennum + 1:inputnum * hiddennum + hiddennum + hiddennum * output-
num);
B2=x(inputnum * hiddennum+hiddennum+hiddennum * outputnum+1:inputnum * hiddennum+hiddennum
+hiddennum * outputnum+outputnum);
net.iw{1,1}=reshape(w1,hiddennum,inputnum);%输入层到隐藏层的权值
net.lw{2,1}=reshape(w2,outputnum,hiddennum);%隐藏层到输出层的权值
net.b{1}=reshape(B1,hiddennum,1);%隐藏层阈值
net.b{2}=reshape(B2,outputnum,1);%输出层阈值.
```

根据神经网络结构,网络的权值有 4×12 个,网络的阈值有 12×2 个. 本文通过 PSO 优化 BP 神经网络得出的优化权值如下表,表1为输入层到隐藏层的权值,表2为隐藏层到输出层的权值.

表1 输入层到隐藏层的权值

Table 1 Weight from input layer to hidden layer

权值(W_{ik})	输入层 1	输入层 2	输入层 3	输入层 4
隐藏层 1	-0.507 42	-0.952 27	-1.510 990	-1.610 980
隐藏层 2	-1.494 80	-2.449 06	-0.764 540	-1.885 190
隐藏层 3	-0.378 12	-0.286 66	0.586 504	-0.249 320
隐藏层 4	-0.961 00	-0.757 77	0.073 287	-0.576 780
隐藏层 5	-0.034 55	-0.019 03	-1.987 650	0.128 877
隐藏层 6	-0.213 27	-0.295 13	-1.012 970	0.049 963
隐藏层 7	-0.034 55	-0.019 03	-1.987 650	0.128 877
隐藏层 8	-0.465 47	-0.661 60	-2.198 680	-0.184 540
隐藏层 9	-1.295 56	-0.745 72	-0.217 430	-1.558 610
隐藏层 10	-0.340 73	-1.128 75	-2.096 500	-1.064 550
隐藏层 11	-1.146 83	-0.249 63	-1.447 590	-1.041 990
隐藏层 12	-1.525 85	-0.969 76	-1.959 370	-1.143 090

表2 隐藏层到输出层的权值

Table 2 Weight from hidden layer to output layer

权值(W_{ik})	隐藏层 1	隐藏层 2	隐藏层 3	隐藏层 4	隐藏层 5	隐藏层 6
输出层 1	-0.422 590	0.589 569	-0.150 78	0.339 626	0.423 402	0.598 892
输出层 2	-0.016 890	0.091 527	-0.334 96	0.372 625	0.349 479	0.149 889
输出层 3	0.423 402	-0.293 510	-0.888 95	0.409 430	0.108 776	-0.091 880
输出层 4	0.349 479	0.142 092	-0.501 29	-0.143 580	-0.179 730	0.230 380

3 实验及仿真结果

3.1 工艺实验

利用6自由度工业机器人、焊机搭建焊接平台,如图4所示. 实验选用焊材为碳钢,直径为1 mm. 采用

气体保护焊的方式进行增材实验,保护气为 98%的氩气混合 2%的二氧化碳. 以焊接电流、焊接电压、扫描速度、送丝速度作为变量,选择焊接电流范围为 60~128 A,扫描速度分别为 2 mm/s、4 mm/s、6 mm/s、8 mm/s、10 mm/s、12 mm/s,实验中焊枪与工作台保持垂直,出丝长保持 2 mm. 每组多次测量取平均值,保留小数点后 3 位. 图 5 为在不同焊接参数下,工艺实验焊道焊接成型效果.

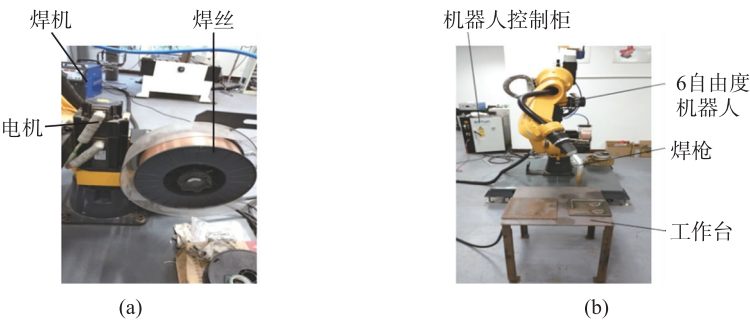


图 4 弧焊增材制造平台

Fig. 4 Arc welding additive manufacturing platform

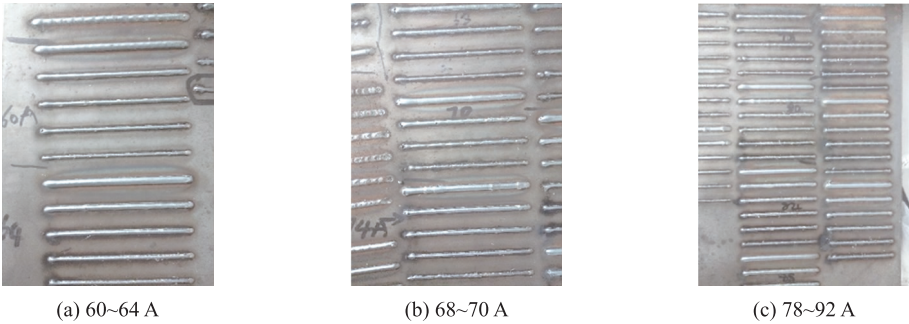


图 5 不同参数下的焊道效果

Fig. 5 Weld bead under different parameters

实验后,对焊道进行测量,记录下不同的焊接电压、焊接电流、扫描速度、送丝速度变化时焊道高度与宽度的数值. 通过各参数相互组合列出最简明的实验数据表,得到 300 组参数,作为神经网络的训练样本,部分数据如表 3 所示. 其余数据作为测试样本,如表 4 所示.

表 3 神经网络训练样本(部分)

Table 3 Neural network training samples(part)

焊接电压/V	焊接电流/A	扫描速度/(mm·s ⁻¹)	送丝速度/(m·min ⁻¹)	焊道高度/mm	焊道宽度/mm
16.2	60	4	2.2	2.20	3.84
16.2	60	6	2.2	1.90	3.20
16.2	60	8	2.2	1.60	2.77
16.2	60	10	2.2	1.17	2.35
16.6	70	2	2.5	3.20	5.50
16.6	70	4	2.5	2.33	3.91
16.6	70	6	2.5	1.95	3.34
16.6	70	8	2.5	1.80	3.28
16.6	70	10	2.5	1.33	2.63
16.8	80	4	2.8	2.12	4.45
16.8	80	6	2.8	1.75	4.14
16.8	80	8	2.8	1.67	3.32
16.8	80	10	2.8	1.53	3.11
17.0	90	2	3.1	3.27	6.91
17.0	90	3	3.1	2.27	5.03
17.0	90	6	3.1	2.05	4.32
17.0	90	8	3.1	1.70	3.65

表 4 测试样本(部分)
Table 4 Test samples(part)

焊接电压/V	焊接电流/A	扫描速度/(mm·s ⁻¹)	送丝速度/(m·min ⁻¹)	焊道高度/mm	焊道宽度/mm
17.7	120	4	4.3	2.72	6.04
17.7	120	6	4.3	1.98	4.81
17.7	120	8	4.3	1.71	3.92
17.7	120	10	4.3	1.53	3.57
17.9	124	2	4.6	3.08	8.74
17.9	124	4	4.6	2.19	6.38
17.9	124	6	4.6	1.84	4.71
17.9	124	8	4.6	1.73	4.49
17.9	124	10	4.6	1.63	3.73
18.0	128	4	4.7	2.19	6.15
18.0	128	6	4.7	1.89	4.82
18.0	128	8	4.7	1.66	4.13
18.0	128	10	4.7	1.46	3.96

3.2 仿真结果分析

采用 PSO 优化算法对 BP 神经网络进行优化训练,在建模中需要设置相应的参数. 预测焊道形貌的 BP 神经网络为 3 层网络,结构为 $4 \times 12 \times 2$. 设置最大训练次数为 10 000,训练学习率为 0.05,目标精度 0.001. PSO 算法中,粒子数设为 50,每个粒子都有对应的权值,惯性权值初始为 0.6,学习因子为 2. 读取训练样本并进行归一化处理,在 BP 网络中进行训练. 通过样本数据的训练,通过 PSO 优化算法,找出最优权值,使输出结果逼近所期望的输出. 为判断所建立模型的基本性能,文本选择均方误差 f_{MSE} 和相关系数 R 作为评价标准,

$$f_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_1(i) - y_2(i)). \quad (5)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (y_1(i) - \bar{y}_1)(y_2(i) - \bar{y}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_1(i) - \bar{y}_1)^2 \sum_{i=1}^N (y_2(i) - \bar{y}_2)^2}}. \quad (6)$$

式中, $y_1(i)$ 为实验的测量值, $y_2(i)$ 为模型的输出值, $i=1, 2, \dots, N$. N 为样本数目. \bar{y}_1 为实验样本的平均值, \bar{y}_2 为模型输出的平均值.

仿真结果得出,模型的均方误差 f_{MSE} 为 0.016. PSO-BP 神经网络模型输出和期望值的相关性分析图如图 6 所示,包括了训练数据和验证数据. 在回归拟合中, R 值均大于 0.8,越接近 1 表示该模型的精度越高.

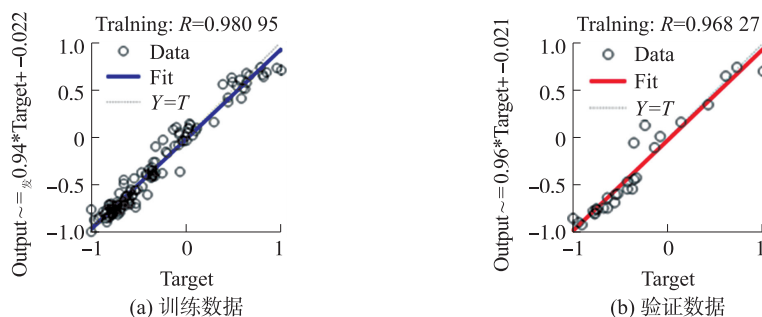


图 6 PSO-BP 神经网络模型输出和期望值的相关性

Fig. 6 Correlation between output and expected value of PSO-BP neural network model

在图 6 中,可以看出训练数据的相关系数 R 为 0.980 5,验证数据的相关系数 R 为 0.968 27,说明模型整体的拟合效果好,符合模型精度要求. 因此,可以将 PSO 优化 BP 神经网络的方法用于预测电弧增材制造焊道形貌特征.

图 7 为预测值与实际值间的相对误差曲线. 横轴为比较的次数,纵轴为相对误差数值. 通过验证预测的输出结果与期望输出间的差值、相对误差来判断网络的泛化能力. 对相对误差的定义如下:

$$e = \frac{Y_m - T_m}{T_m} \times 100\% \quad (7)$$

式中, Y_m 为焊道尺寸的预测值(包含焊道的宽度和高度); T_m 为焊道尺寸实测值(包含焊道的宽度和高度); m 为实验序号.

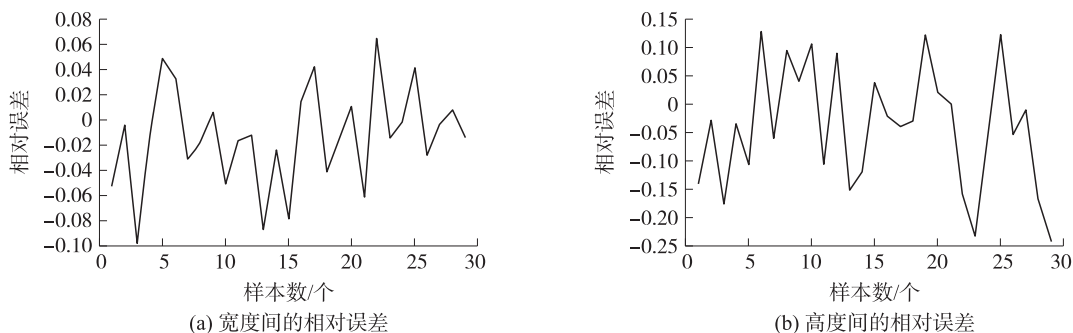


图 7 预测值与实际值间的相对误差曲线

Fig. 7 Relative error curve between predicted value and actual value

图 7 中,宽度的相对误差为 $\pm 0.06\%$,焊接高度的相对误差为 $\pm 0.15\%$. 由于金属增材制造后的零件还需要进行打磨、抛光等后续处理,故误差在 2~3 mm 间均符合工业中电弧增材制造的要求.

图 8 为神经网络预测输出结果与实际值的比较. 其中,横轴为比较的次数,纵轴为焊道的尺寸. 图 8(a)为输出高度与实际高度的比较,图 8(b)为输出宽度与实际宽度的比较,可见输出值与实际间的符合程度较好,误差较小,由图 8 可以进一步看出基于 PSO 优化算法的 BP 神经网络精度较高,能够满足模型的预测要求.

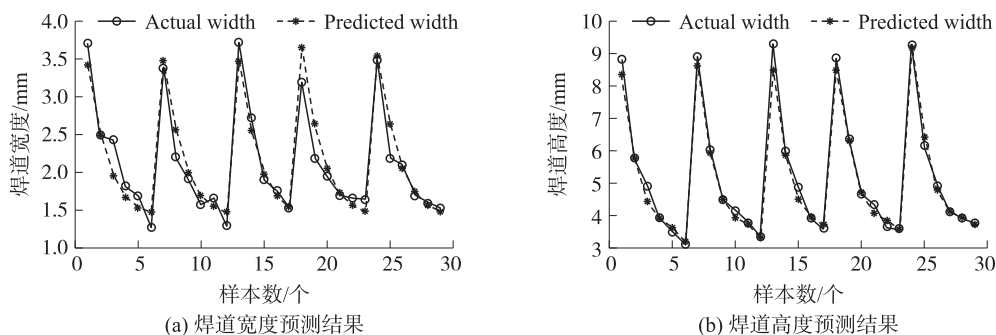


图 8 神经网络预测输出

Fig. 8 Output of neural network prediction

4 结论

在增材制造时,不同的工艺参数对焊道形貌影响很大,本文利用 BP 神经网络建立工艺参数与焊道高度宽度之间的结构模型,可以有效预测焊道特征. 采用 PSO 优化算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,通过 MATLAB 仿真,验证了基于 PSO 优化算法的 BP 神经网络预测焊道形貌模型的可行性和有效性. 通过研究得到以下结论:

- (1)通过工艺参数实验研究了不同工艺参数对焊道形貌的影响,研究发现对焊道影响较大的 4 种参数为焊接电流、焊接电压、扫描速度、送丝速度. 得到了金属增材制造焊接过程中,焊接的工艺参数对焊道高度和宽度的影响规律.
- (2)搭建了精度较高且符合工业生产要求的 BP 神经网络预测模型,可以预测在不同的焊接工艺参数下焊道的形貌特征.

[参考文献] (References)

- [1] CUNNINGHAM C R, FLYNN J M, SHOKRANI A, et al. Invited review article: strategies and processes for high quality wire

- arc additive manufacturing manufacturing[J]. Additive Manufacturing, 2018, 22: 672-686.
- [2] XIANG D F, WANG Y B, LIU J, et al. Research status of welding rapid prototyping technology[J]. Welding Technology, 2012, 41(7): 1-6.
- [3] 何冠宇. 电弧增材成形过程电弧及溶滴过渡行为研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2016.
- [4] 余淑荣, 程能弟, 黄健康, 等. 旁路耦合微束等离子弧焊增材制造的热过程[J]. 材料导报, 2019, 33(1): 162-166.
- [5] LI P, ZENG S Q, HU X Y. Direct laser fabrication of thin-walled metal parts under open-loop control[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007, 47(6): 996-1002.
- [6] JANDRIC Z, LABUDOVIC M, KOVACEVIC R. Effect of heat sink on microstructure of three-dimensional parts built by welding-based deposition[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2004, 44(7/8): 785-796.
- [7] BOLARINWA J K, SALIU O S, GODWIN I E, et al. Review of GTAW welding parameters[J]. Journal of Minerals and Materials Characterization and Engineering, 2018, 6(5): 541-554.
- [8] SEN M, MUKHERJEE M, PAL T K. Evaluation of correlations between DP-GMAW process parameters and bead geometry[J]. Welding Journal, 2015, 94(8): 265-279.
- [9] MOHAMMED A, TOMÁS M. A review of modularization techniques in artificial neural networks[J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52(1): 527-561.
- [10] SUGA Y, NARUS M, TOKIWA T. Application of neural network to visual sensing of weld line and automatic tracking in robot welding[J]. Welding in the World, 1994, 34: 275-282.
- [11] MADHIARASAN M, DEEPA S N. Comparative analysis on hidden neurons estimation in multi layer perceptron neural networks for wind speed forecasting[J]. Artificial Intelligence Review, 2017, 48(4): 449-471.
- [12] YANG S M, WANG Y L, WANG M Y, et al. Excitation function learnable neural network[J]. Journal of Jiangnan University (Natural Science Edition), 2015, 14(6): 689-694.
- [13] 杨亚超, 全惠敏, 邓林峰, 等. 基于神经网络的焊机参数预测方法[J]. 焊接学报, 2018, 39(1): 32-36, 130.
- [14] 张淑珍, 冯振民, 于子然. 一种弧焊机器人轨迹跟踪控制方法的研究[J]. 机械制造与自动化, 2016, 45(6): 159-163.
- [15] 岳中彤. 基于 PSO 与 BP 神经网络的脱机手写体汉字识别算法[J]. 信息化研究, 2018, 44(2): 68-70.
- [16] YIN H X, WANG K, ZHANG T Z, et al. Wheelset axle box failure prediction of urban rail bogie based on PSO-BP neural network[J]. Complex Systems and Complexity Science, 2015, 12(4): 97-103.
- [17] JOSEPH A Y, DOUW G B B. Combining BP with PSO algorithms in weights optimization and ANNs training for mass appraisal of properties[J]. International Journal of Housing Markets and Analysis, 2018, 11(2): 290-314.

[责任编辑: 陈 庆]