

基于径向基函数神经网络的脉冲激光薄板 焊接变形预测

张健 杨锐

(天津职业技术师范大学, 天津 300222)

摘要 以轿车用低碳钢薄板为实验样品,分析了脉冲激光焊接产生的主要变形方式。利用径向基函数神经网络对薄板焊接产生的横向收缩变形和纵向弯曲变形进行预测。采用响应面法对实验参数进行优化设计。将脉冲频率、脉宽、聚焦镜焦距、离焦量、工件移动速度、保护气体种类、工件温度波动和光功率波动作为神经网络输入,提高了焊接变形预测的准确度。通过对比 6 种神经网络对薄板焊接变形预测的结果得出了最佳的网络结构。实验证明该神经网络对薄板焊接产生的变形有较高的预测准确度。

关键词 激光技术;激光焊接;径向基函数神经网络;响应面法;变形预测

中图分类号 TG456.7 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201138.1103002

Prediction of Pulsed Laser Welding of Thin Plate Based on Radial Basis Function Neural Network

Zhang Jian Yang Rui

(Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

Abstract A set of mild steel thin plate specimens used for automotive industry are used as laboratory samples. Different types of distortions are analyzed. Radial basis function neural network (RBFN) models have been developed to predict transverse shrinkage and longitudinal bending distortion of welded plates. Response surface method is used to set up the experimental parameters matrix. Pulse frequency, pulse width, focal distance, defocus distance, moving speed of welded plates, shielded gas, workpiece temperature fluctuation and laser power fluctuation are used as input variables of these models to increase the prediction accuracy. Six different types of RBFN models have been developed to predict the distortion of welded plates. The best one is selected from them and resulted in better output prediction.

Key words laser technique; laser welding; radial basis function neural network; response surface method; distortion prediction

OCIS codes 000.4430; 140.3390; 140.3580

1 引言

激光焊接精度高,对工件无污染,已广泛应用于汽车工业领域。然而汽车应用中的板材大多为薄板,焊接时产生的变形较大,采用焊接前预测变形的方法可有效提高焊接质量^[1]。利用 Nd:YAG 脉冲激光器对双面超薄不锈钢复合板进行焊接加工,并研究其焊缝的热影响区已有报道^[2]。钟如涛等^[3]研

究了高功率横流 CO₂ 激光器功率的微观波动对材料加工质量的影响。梅丽芳等^[4]分析了光纤激光焊接车用铝合金的主要影响因素。殷苏民等^[5]建立了激光加工参数与板料最大变形量之间的神经网络模型。马广义等^[6]研究了脉冲激光参数对焊缝形成规律的影响。龚伟怀等^[7]研究了焊接工艺参数对 0.2 mm 的 GH4169 高温合金焊缝形貌的影响。刘

收稿日期: 2011-05-13; 收到修改稿日期: 2011-07-04

基金项目: 天津市高校科技发展基金(20070809)资助课题。

作者简介: 张健(1976—),男,博士,副教授,主要从事固体激光器及其应用等方面的研究。

E-mail: tjuzzjj@sina.com.cn

会震等^[8]利用田口法研究了 Nd:YAG 脉冲激光焊接工艺参数对焊缝宽度及抗拉强度的影响。Dean Deng 等^[9]建立了三维有限元模型描述焊接过程产生的收缩变形。然而上述预测方法并未考虑工件温度波动和激光器输出功率波动,这造成了在相同工艺参数情况下有些变形预测与实验结果偏差较大。

本文利用径向基函数神经网络对低碳钢薄板焊接产生的横向收缩变形和横向弯曲变形进行预测。采用响应面法对实验参数进行优化设计。通过对比

6 种神经网络对薄板焊接变形预测的结果得出了最佳的网络结构。

2 实 验

2.1 实验样品

以宝钢产轿车低碳钢薄板作为焊接实验板材,试件尺寸 200 mm×200 mm×1 mm,板材化学成分见表 1,主要力学性能见表 2。

表 1 化学成分

Table 1 Chemical composition

Composition	C	N	Si	Mn	S	P	Al	Nb	Ti	Fe
mass fraction /%	0.0035	0.0031	0.02	0.14	0.0084	0.009	0.045	0.01	0.054	99.707

表 2 力学性能

Table 2 Mechanical properties

Yield strength /MPa	Tensile strength /MPa	Strain hardening index	Plastic strain ratio	Extensibility /%
130	0.0035	0.0296	2.6	55.9

2.2 变形评价

实验采用两块薄板搭边焊接的方式,搭边宽度 20 mm,并在 A、B 两点用夹具将两薄板固定,如图 1 所示。在试件上选取 4 个测试点 $Q_i (i=1, \dots, 4)$,利用与工件直接接触的热电偶测试温度,定义焊接过程中试件的温度波动为

$$\Delta t = \max(t_1, \dots, t_4) - \min(t_1, \dots, t_4). \quad (1)$$

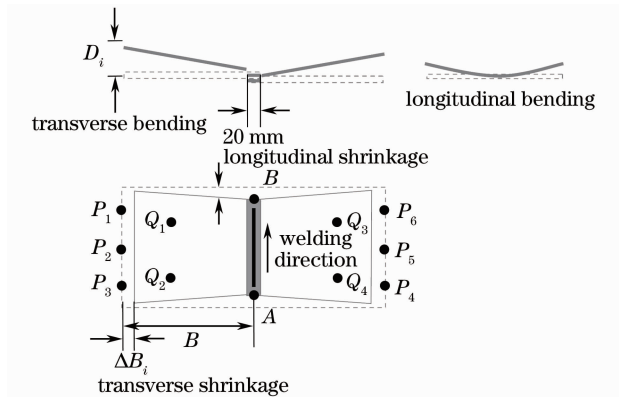


图 1 各种变形形式

Fig. 1 Different types of distortions

实验发现,焊接过程可使试件产生 4 种变形:横向收缩、纵向收缩、横向弯曲和纵向弯曲。横向弯曲变形照片如图 2 所示。其中,纵向收缩和纵向弯曲变形量远小于其余两种。选取试件上 6 个测试点 $P_i (i=1, \dots, 6)$,横向收缩和横向弯曲变形量 ρ 和 θ 分别为

$$\rho = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 \left(\frac{\Delta B_i}{B} \right), \quad (2)$$

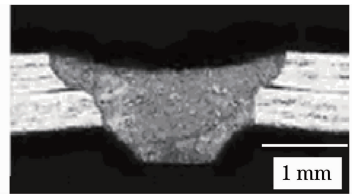


图 2 横向弯曲变形

Fig. 2 Transverse bending distortion

$$\theta = \frac{1}{6} \left(\sum_{i=1}^6 \arctan \frac{D_i}{B} \right), \quad (3)$$

式中 ΔB_i 为焊接后冷却至环境温度,第 i 个测试点的横向收缩变形量; $B=190$ mm,为焊缝至边缘的距离。 D_i 为焊接后第 i 个测试点的横向弯曲变形量。

2.3 实验设备

实验采用 Nd:YAG 脉冲激光器,输出波长 1064 nm,最大平均功率 400 W。在不同参数条件下,实测激光功率范围 155~200 W;保护气体流量在不同实验参数下均保持 4.5 L/min。将试件通过专用夹具固定于一维电动平移台,如图 3 所示。利

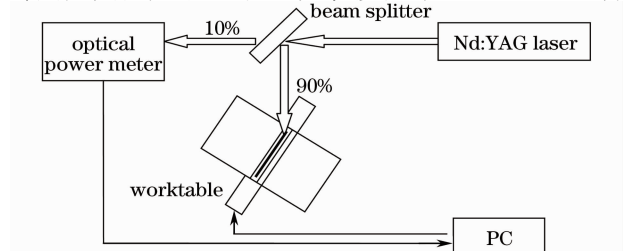


图 3 实验装置示意图

Fig. 3 Experimental setup

用功率计监控焊接过程中的功率波动：

$$\Delta P = P_{\max} - P_{\min}. \quad (4)$$

3 神经网络的建立

径向基函数神经(RBF)网络是一类常用的三层前馈网络(包括输入层、隐含层和输出层)。RBF网络不仅有生理学基础,而且结构简洁,学习速度快。RBF网络特别适合于多变量非线性函数的逼近、模式识别、自适应滤波等领域。

实验所采用的 RBF 网络有脉冲频率、脉宽、聚焦镜焦距、离焦量、工件移动速度、保护气体种类、工件温度波动和光功率波动 8 个输入节点,横向收缩变形量和横向弯曲变形量两个输出节点,隐含层节点数选取了 16, 17, 18, 19, 20 五种情况。采用 Matlab 软件进行网络计算。

3.1 隐含层输出函数

隐含层第 j 个节点采用第 i 个输入经过 n 次迭代的输出为

$$R_j^i(n) = \exp\left\{-\left[\frac{\|X_i - C_j(n)\|^2}{2[\sigma_j(n)]^2}\right]\right\}, \quad (5)$$

式中 X_i 为第 i 个输入; $C_j(n)$ 为第 n 次迭代后第 j 个高斯函数中心; $\sigma_j(n)$ 为第 n 次迭代后第 j 个高斯函数宽度; $\|X_i - C_j(n)\|^2$ 表示欧几里得范数。

3.2 激活函数

为评价不同激活函数对预测过程和结果的影响,实验选取了线性、伪线性和 sigmoid 型 3 种激活函数:

$$O_k^i(n) = \begin{cases} S_k^i(n), & \text{Linear} \\ \frac{S_k^i(n)}{\sum_{j=1}^H R_j^i(n)}, & \text{Pseudo linear} \\ \frac{1}{\{1 + \exp[-S_k^i(n)]\}}, & \text{Sigmoid} \end{cases} \quad (6)$$

式中 $S_k^i(n) = \sum_{j=0}^H \omega_{jk} R_j^i(n)$, H 为隐含层节点数, ω_{jk} 为第 j 个与第 k 个节点的连接权重。

3.3 训练过程

训练过程采取将均方误差(MSE)减小到最小的准则,第 n 次迭代的均方误差为

$$\xi(n) = \frac{1}{2NM} \sum_i^N \sum_k^M [T_k^i - O_k^i(n)]^2, \quad (7)$$

式中 N 为输入节点数, M 为输出节点数, T_k^i 为第 i 个输入节点在第 k 个输出节点产生的最终输出, $O_k^i(n)$ 为第 i 个输入节点经 n 次迭代在第 k 个输出节

点产生的输出。

实验选取了两种学习算法:

1) k -均值聚类算法(k -means clustering)。

该方法是经典的 RBF 网络学习算法,过程如下:

$$C_j(n+1) = \begin{cases} C_j(n) + \eta_1 [X_i - C_j(n)], \\ \text{If } C_j \text{ is the winning centre} \\ \text{for the } i\text{th input pattern} \\ C_j(n), \text{ Otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$\sigma_j(n+1) = \frac{d_{\max}(n)}{(2H)^{1/2}}, \quad (j = 1, \dots, H) \quad (9)$$

$$\omega_{jk}(n+1) = \omega_{jk}(n) - \eta_2 \frac{\partial \xi(n)}{\partial \omega_{jk}(n)}, \quad (10)$$

式中 $d_{\max}(n)$ 为第 n 次迭代后各聚类中心间的最大距离,学习率 η_1 和 η_2 取 0 或 1。

2) 选择性训练的反向传播算法(BST)。该方法由 Mohammad Taghi 等^[10]提出,可显著提高 RBF 网络的学习效果,过程如下:

$$C_j(n+1) = C_j(n) - \eta_3 \frac{\partial \xi(n)}{\partial C_j(n)}, \quad (11)$$

$$\sigma_j(n+1) = \sigma_j(n) - \eta_4 \frac{\partial \xi(n)}{\partial \sigma_j(n)}, \quad (12)$$

$$\omega_{jk}(n+1) = \omega_{jk}(n) - \eta_5 \frac{\partial \xi(n)}{\partial \omega_{jk}(n)}, \quad (13)$$

式中学习率 η_3 , η_4 和 η_5 取 0 或 1。依据上述两种学习算法和(6)式中 3 种激活函数可构成 6 种 RBF 网络,见表 3。

表 3 RBF 网络结构

Table 3 RBF network structure

No.	RBF network structure (Activation function+Training method)
1	Linear+k-means clustering
2	Pseudo linear+k-means clustering
3	Sigmoid+k-means clustering
4	Linear +BST
5	Pseudo linear +BST
6	Sigmoid +BST

3.4 实验参数设计

响应面法是通过响应面等值线的分析寻求最优工艺参数,采用多元二次回归方程来拟合因素与响应值之间函数关系的一种统计方法。响应面法通过迭代来保证线性响应面的失效概率对真实失效概率有一定的近似精度。根据表 3 中 6 种网络结构,采用 Minitab 软件设计了实验参数矩阵,见表 4。

表 4 依据响应面法设计的实验参数矩阵

Table 4 Experimental parameters matrix with response surface method

No	Shielded gas	Frequency / Hz	Pulse duration /ms	Focal length /mm	Defocusing amount /mm	Speed / (mm/s)	$\Delta t / ^\circ\text{C}$	$\Delta P / \text{W}$	$\theta / (^\circ)$	$\rho / \mu\text{m}$
1	Ar	10.0	3.0	50	7	3.5	13.0	2.55	1.289210	1.781
2	Ar	10.0	3.0	60	9	3.0	11.4	2.74	1.457710	1.798
3	Ar	10.0	3.5	70	11	2.5	12.6	2.68	0.775737	1.727
4	Ar	10.0	3.5	50	11	2.5	12.6	2.68	0.775737	1.727
5	Ar	10.0	4.0	60	9	3.0	11.7	2.36	1.352307	1.523
6	Ar	12.5	3.0	70	7	3.5	11.5	2.05	1.026849	1.974
7	Ar	12.5	3.0	50	7	3.5	11.4	2.67	1.857914	1.900
8	Ar	12.5	3.5	60	9	3.0	10.5	2.34	0.767717	2.268
9	Ar	12.5	3.5	70	11	2.5	11.9	2.13	1.284363	1.459
10	Ar	12.5	4.0	50	11	2.5	11.9	2.64	1.242282	1.399
11	Ar	15.0	3.0	60	9	3.0	11.6	2.08	1.359946	1.628
12	Ar	15.0	3.0	70	7	3.5	11.9	2.01	1.551894	1.395
13	Ar	15.0	3.5	50	7	3.5	11.8	2.68	0.956478	1.822
14	Ar	15.0	3.5	60	9	3.0	11.9	2.22	1.119417	1.563
15	Ar	15.0	4.0	70	11	2.5	11.9	2.28	1.127763	2.417
16	He	10.0	3.0	50	11	2.5	11.9	2.29	1.219345	1.390
17	He	10.0	3.0	60	9	3.0	12.1	2.31	1.093071	1.344
18	He	10.0	3.5	70	7	3.5	15.6	1.55	0.643405	0.163
19	He	10.0	3.5	50	7	3.5	12.5	2.14	1.307208	1.208
20	He	10.0	4.0	60	9	2.5	10.0	2.08	1.377016	2.568
21	He	12.5	3.0	70	11	2.0	11.0	2.61	1.012311	1.827
22	He	12.5	3.0	50	11	2.0	14.3	1.68	0.452054	0.123
23	He	12.5	3.5	60	9	3.0	11.9	2.10	0.85479	0.727
24	He	12.5	3.5	70	7	3.5	7.4	2.36	0.809535	0.082
25	He	12.5	4.0	50	7	3.5	14.9	2.21	1.022621	0.980
26	He	15.0	3.0	60	9	3.0	11.6	2.46	1.817031	1.660
27	He	15.0	3.0	70	11	2.5	09.7	2.19	1.167035	1.953
28	He	15.0	3.5	50	11	2.5	12.1	2.31	1.093071	1.344
29	He	15.0	3.5	60	9	3.0	13.7	3.14	0.964197	2.913
30	He	15.0	4.0	70	7	3.5	12.9	3.15	0.591844	1.216
31	N ₂	10.0	3.0	50	7	3.5	9.9	2.23	1.019757	0.609
32	N ₂	10.0	3.0	60	9	2.5	10.1	2.43	0.354238	2.387
33	N ₂	10.0	3.5	70	11	2.0	12.4	3.28	1.386287	3.242
34	N ₂	10.0	3.5	50	11	3.5	14.6	1.72	1.706364	0.100
35	N ₂	10.0	4.0	60	9	3.0	13.6	3.28	1.350119	2.088
36	N ₂	12.5	3.0	70	7	2.5	9.7	2.25	0.353819	1.010
37	N ₂	12.5	3.0	50	7	2.5	13.8	2.35	0.557470	1.375
38	N ₂	12.5	3.5	60	9	3.0	13.2	2.07	1.814523	1.789
39	N ₂	12.5	3.5	70	11	3.5	11.0	2.27	1.420071	1.911
40	N ₂	12.5	4.0	50	11	3.5	11.7	2.65	1.02033	1.244
41	N ₂	15.0	3.0	60	9	3.0	12.8	2.17	0.541838	1.415
42	N ₂	15.0	3.0	70	7	2.5	13.8	1.96	1.435368	0.681
43	N ₂	15.0	3.5	50	7	2.5	10.0	2.03	0.516794	1.399
44	N ₂	15.0	3.5	60	9	3.0	10.1	2.32	0.861091	0.558
45	N ₂	15.0	4.0	70	11	3.5	12.7	3.26	0.874839	0.240
46	Ar	10.0	3.0	50	7	3.0	12.1	2.13	1.429202	1.655
47	Ar	12.5	3.5	60	9	3.0	11.4	2.50	1.315397	1.316
48	Ar	15.0	4.0	70	11	3.5	13.0	2.48	1.329024	1.655
49	He	10.0	3.0	50	11	3.0	13.2	2.32	0.694964	1.509
50	He	12.5	3.5	60	9	2.5	9.9	2.53	0.721889	1.808
51	He	15.0	4.0	70	7	2.5	14.0	2.36	0.908062	1.928
52	N ₂	10.0	3.0	50	7	3.5	15.4	2.92	1.328410	1.518
53	N ₂	12.5	3.5	60	9	2.5	12.7	3.12	0.927538	1.943

4 实验结果

4.1 RBF 网络优选

以表 4 中前 45 组数据对表 3 中 6 种 RBF 网络按照均方误差最小准则进行训练,以表 4 中后 8 组数据作为检验,以 ρ 预测偏差和 θ 预测偏差最小作为选取最优结构的评价标准,得到了 6 种 RBF 网络各自最优的结构(输入 \times 隐含 \times 输出),如表 5 所示。

表 5 不同网络结构性能比较

Table 5 Comparison of different network performances

No.	Best architecture (Input \times Hidden \times Output)	MSE of training	MSE of testing
1	8 \times 19 \times 2	0.02775347	0.01469700
2	8 \times 16 \times 2	0.00138553	0.00621200
3	8 \times 20 \times 2	0.01322712	0.00962100
4	8 \times 18 \times 2	0.00546450	0.00623150
5	8 \times 17 \times 2	0.00241560	0.00848368
6	8 \times 16 \times 2	0.00050538	0.00208832

4.2 变形预测结果

由表 5 可见,RBF 网络采用 sigmoid 型激活函数,BST 训练方法,8 \times 16 \times 2 结构可取得最佳效果。以上述 RBF 网络对表 4 中后 8 组数据进行变形预测,预测结果和实测结果偏差百分比见表 6,可见该 RBF 网络具有较高的预测准确度。

表 6 ρ 和 θ 的预测值偏差百分比

Table 6 Predictive value percentage error of ρ and θ

No.	Percentage error in prediction of ρ / %	Percentage error in prediction of θ / %
46	3.49	3.19
47	3.88	-9.45
48	-8.76	-3.96
49	5.41	4.47
50	-2.83	5.44
51	5.67	-1.98
52	8.11	2.42
53	6.37	3.13

5 结 论

在预测激光薄板焊接产生的变形时,考虑工件温度及激光器输出功率的波动,可提高预测系统的准确度。训练过程采取 BST 法较经典的 k -均值聚类法更

为有效,但收敛速度有所降低^[10]。通过优选 RBF 网络结构能有效预测激光薄板焊接产生的变形。

参 考 文 献

- 1 Wang Hongfeng, Huang Mingmin, Tian Xin. Numerical simulation on automobile aluminium alloy thin plate laser welding [J]. *Modern Components*, 2009, **6**(12): 30~32
汪洪峰,黄铭敏,田 昕. 汽车铝合金薄板激光焊接数值模拟 [J]. 现代零部件, 2009, **6**(12): 30~32
- 2 Wang Wenxian, Zhang Ya'nan, Cui Zeqin *et al.*. Study on microstructure and properties of double ultra-thin stainless steel clad plate by laser welding[J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(5): 0503002
王文先,张亚楠,崔泽琴等. 双面超薄不锈钢复合板激光焊接接头组织性能研究[J]. 中国激光, 2011, **38**(5): 0503002
- 3 Zhong Rutao, Qin Yingxiong, Tang Xiahui. Influence of micro-fluctuation of laser power to processing quality[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(10): 2638~2641
钟如涛,秦应雄,唐霞辉. 激光功率的微观波动对加工质量的影响[J]. 中国激光, 2010, **37**(10): 2638~2641
- 4 Mei Lifang, Chen Genyu, Jin Xiangzhong *et al.*. Study on fiber laser overlap-welding of automobile aluminum alloy[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(8): 2091~2097
梅丽芳,陈根余,金湘中等. 车用铝合金光纤激光搭接焊的研究 [J]. 中国激光, 2010, **37**(8): 2091~2097
- 5 Yin Sumin, Qi Shandong. Study on sheet metal deformation under laser shock forming based on neural network[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(1): 284~290
殷苏民,齐善东. 基于神经网络的激光冲击金属板料变形量研究 [J]. 中国激光, 2010, **37**(1): 284~290
- 6 Ma Guangyi, Wu Dongjiang, Wang Zhanhong *et al.*. Weld joint forming of thin hastelloy C-276 sheet of pulsed laser welding[J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(6): 0603014
马广义,吴东江,王占宏等. 脉冲激光焊接对超薄 Hastelloy C-276 焊缝成形的影响[J]. 中国激光, 2011, **38**(6): 0603014
- 7 Gong Weihuai, Chen Yuhua, Lü Zhen *et al.*. Microstructure and properties of 0.2 mm thick sheet GH4169 by laser microwelding [J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(6): 0603008
龚伟怀,陈玉华,吕 榛等. 0.2 mm 厚 GH4169 薄片激光微焊接接头的组织性能[J]. 中国激光, 2011, **38**(6): 0603008
- 8 Liu Huixia, Xiang Baozhen, Xu Zhenkai *et al.*. Process parameters optimization of Nd:YAG pulsed laser welding based on taguchi method [J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(s1): 350~357
刘会霞,向宝珍,许贞凯等. 基于田口方法的 Nd:YAG 脉冲激光焊接工艺参数优化[J]. 中国激光, 2010, **37**(s1): 350~357
- 9 Dean Deng, Wei Liang, Hidekazu Murakawa. Determination of welding deformation in fillet-welded joint by means of numerical simulation and comparison with experimental measurements[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007, **23**(3): 219~225
- 10 Mohammad Taghi, Vakil Baghmisheh, Nikola Pavesic. Training RBF networks with selective backpropagation [J]. *Neurocomputing*, 2004, **62**: 39~64

栏目编辑: 宋梅梅