

# 基于响应曲面和遗传算法-人工神经网络的 热塑性塑料激光透射连接强度的优化

张成 王霄 王凯 张虎 刘江 蒋涛 刘会霞

(江苏大学机械工程学院, 江苏 镇江 212013)

**摘要** 采用旋转中心复合设计进行了激光透射焊接热塑性塑料聚碳酸酯的实验设计,分别建立了响应曲面法和基于遗传算法的人工神经网络法的数学模型,运用这两种数学模型建立激光透射焊接工艺参数(激光功率、扫描速度、夹紧压力、扫描次数)和连接强度的关系模型,然后使用这两种模型分别预测了连接强度,并优化了焊接工艺参数。系统地比较了两种模型的建模能力、泛化能力和优化能力。实验结果表明,两种优化方法的试验结果较接近,但是基于遗传算法的人工神经网络的建模、泛化和预测的准确性比响应曲面的要好,因此遗传算法-神经网络是优化焊接质量的一种更有效的方法。

**关键词** 激光技术;激光透射焊接;工艺参数优化;响应曲面;人工神经网络;遗传算法

中图分类号 TG456.7 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL201138.1103006

## Optimization of Weld Strength for Laser Transmission Welding of Thermoplastic Based on Response Surface Methodology and Genetic Algorithm-Artificial Neural Network

Zhang Cheng Wang Xiao Wang Kai Zhang Hu Liu Jiang  
Jiang Tao Liu Huixia

(School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China)

**Abstract** A central composite rotatable experimental design (CCRD) is conducted to design experiments of laser transmission welding of thermoplastic-polycarbonate (PC). The genetic algorithm-artificial neural network (GA-ANN) and response surface methodology (RSM) models which establish the relationships of the laser transmission welding process parameter (laser power, scanning speed, clamping pressure, scan times) and joint strength are established, and then the welding strength is predicted and the welding parameters is optimized by using the developed models respectively. The modeling capabilities, generalization and optimization capabilities of the two models are systematically compared. The result shows that GA-ANN and RSM are not significantly different on the maximum experimental joint strength, but the modeling, generalization and optimization abilities of GA-ANN are better than that of RSM, so GA-ANN is a more effective way to optimize the PC joint strength.

**Key words** laser technique; laser transmission weld; process parameters optimization; response surface methodology; genetic algorithm; artificial neural network

**OCIS codes** 140.2020; 140.3460; 140.3510; 350.3390

## 1 引言

激光透射焊接同种或异种生物相容性材料在医学领域有着广泛的应用前景。聚合物中的聚碳酸酯

(PC)材料具有无毒、耐化学腐蚀、绝缘、尺寸稳定、高弹性、高强度-质量比、易于成型复杂形状以及可调整其表面性能来加强其生物相容性,适用于微器

收稿日期: 2011-06-27; 收到修改稿日期: 2011-08-16

作者简介: 张成(1985—),男,硕士研究生,主要从事激光加工和数字化设计与制造等方面的研究。

E-mail: z. pvc@163.com

导师简介: 王霄(1964—),男,教授,主要从事激光加工和数字化设计与制造等方面的研究。E-mail: wx@ujs.edu.cn

件和生物植入体(BioMEMS)的连接(封装)的应用等。激光透射焊接与热粘结、摩擦焊接、电磁焊接相比具有无接触、速度快、精度高、柔性和热影响区域小等优点<sup>[1~3]</sup>。

为了确定焊接输入参数来达到满意的焊接质量,实验设计、演化算法和计算网络被广泛地用来建立焊接工艺参数和输出响应之间的关系模型,基于统计原理实验设计的响应曲面和遗传算法-人工神经网络当前逐渐在被应用于焊接工艺参数优化<sup>[4]</sup>。响应曲面法(RSM)是数学方法和统计方法相结合的产物,通过试验数据来建立多元回归经验模型,分析多变量的关系和寻求最优工艺参数<sup>[5]</sup>。遗传算法(GA)是模拟自然选择和生物进化过程的计算模型,它已成为一种崭新的搜索和优化技术来解决目标函数不连续或可微的全局优化算法<sup>[6]</sup>。神经网络(ANN)模型可以作为优化问题的目标函数,但它本身没有优化能力<sup>[7]</sup>,因此需要结合遗传算法来优化焊接工艺参数。

Benyounis 等<sup>[8]</sup>运用响应曲面模型研究了焊接工艺参数对中碳钢拼接焊的冲击强度的影响。Liu 等<sup>[9]</sup>建立了铝金属基复合材料 SiCw/6061 连接强度和焊接参数之间的 ANN 模型,结果表明,预测的结果和试验数据有很好的一致性。Sterjovski 等<sup>[10]</sup>证实了 ANN 模型能成功预测在役管道焊接中特种钢的多种机械性能而且敏感度分析的结果也和实验、相关文献中论述一致。Acherjee 等<sup>[11]</sup>应用人工神经网络模型预测了热塑性塑料激光透射焊接的连接质量,建立了焊接工艺参数对搭接剪切强度和焊缝宽度的影响模型,ANN 预测的结果和试验数据取得了很好的一致性。Acherjee 等<sup>[12]</sup>还运用响应曲面方法分析和讨论了热塑性塑料聚甲基丙烯酸甲酯的焊接参数的交互作用对连接强度和焊缝宽度的影响。通过对比测量和计算结果,表明了建立的响应曲面的模型在使用的焊接参数范围内能有效地预测连接强度和焊缝宽度。

应用响应曲面和遗传算法-人工神经网络(GA-ANN)模型对激光透射焊接薄板材料的连接质量所对应的焊接工艺参数优化还鲜有研究。激光透射焊接质量的评定指标主要是连接强度和焊缝宽度。本文仅选择连接强度作为研究目标来讨论优化方法的对比效果。运用响应曲面分析方法的旋转中心复合设计来规划试验方案。对试验数据进行了方差分析,建立了响应曲面和遗传算法-人工神经网络两种数学模型,分别对两种模型的建模能力、泛化能

力和优化能力进行了比较。通过两种优化方法试验结果的对比来获得更适合焊接 PC 薄板的优化方法。

## 2 试验设计方案

### 2.1 试样准备与试验设备

激光透射焊接一般要求上层材料能够透过激光光束,而下层材料能够吸收激光能量。本文选用的热塑性塑料 PC 为高透明性材料,使用了炭黑涂料作为激光能量的吸收剂,将炭黑涂料均匀涂在两个试样的接触面之间。采用搭接的方式进行激光透射焊接,试样尺寸均为 25 mm×80 mm×1 mm。在激光透射焊接前,试样首先要用超声波清洗机清洗 8 min,然后用乙醇轻微擦拭,最后放在干燥箱内干燥 12 h,以去除聚合物表面的水分、油污等杂质,避免其对连接强度的影响。

试验激光器采用 Dilas 公司 Copmact130/140 型激光器,DL S20P 扫描振镜。激光器最大输出功率 130 W,输出波长为(980±10) nm,光斑直径为 2.8 mm。按照国家技术标准局颁布的 GB/T 1447-83 标准,采用了微机控制电子万能试验机进行拉伸试验。拉伸机的型号为 WDW-10 KN,电源功率为 750 W,试验速度 0~500 mm/min,有效拉伸 650 mm,负荷分辨率 0.01 N;采用成都市三和量具有限公司生产的电子数显游标卡尺进行焊缝长度的测量。连接强度( $\sigma$ )可以通过

$$\sigma = F / (L \times T), \quad (1)$$

来计算,式中  $F$  为拉伸失效载荷; $L$  为焊缝长度; $T$  为材料厚度。

### 2.2 试验方法

旋转中心复合设计(CCRD)是拟合二阶响应模型最常用的设计,它通过在因子空间选择具有不同特点的试验点构成试验规划,还可以通过调整轴向点、角点和中心试验点重复次数等参数,使试验计划获得所有与设计中心距离相同点处预测响应的方差相等<sup>[5]</sup>。本试验采用 4 因素 5 水平旋转中心复合设计法来设计。在单因素试验的基础上确定各因素的工艺参数范围。选择连接强度作为优化目标,激光功率、扫描速度、夹紧压力和扫描次数作为独立的实验参数。表 1,2 分别给出了连接强度的 CCRD 试验设计参数的实际值和对应的编码值,以及连接强度的试验设计矩阵和对应的测量结果<sup>[13]</sup>。

表 1 连接强度的 CCRD 试验设计参数的实际值和对应的编码值

Table 1 Actual and corresponding coded values of CCRD design of experiments parameters of the joint strength

Factor	Symbol	Limits				
		-2	-1	0	1	2
Power /W	<i>W</i>	9.2	21	31.5	41.6	51.6
Velocity /(mm/s)	<i>V</i>	2	5	9	13	16
Clamp pressure /MPa	<i>P</i>	0	0.25	0.5	0.75	1
Scanning number	<i>N</i>	1	2	3	4	5

表 2 连接强度的试验设计矩阵和对应的测量结果

Table 2 Design of experiments matrix and corresponding measured results of the joint strength

No.	<i>W</i> /W	<i>V</i> /(mm/s)	<i>P</i> /MPa	<i>N</i>	Weld strength /MPa
1	51.6	9	0.5	3	36.112
2	31.5	9	0.5	3	43.75
3	20.9	5	0.75	2	36.385
4	41.6	5	0.25	4	41.314
5	31.5	9	0.5	3	43.827
6	20.9	13	0.75	2	26.415
7	31.5	9	0.5	3	44.926
8	31.5	9	0.5	3	44.194
9	41.6	13	0.25	2	30.75
10	31.5	9	0.5	3	43.021
11	41.6	13	0.75	2	41.777
12	20.9	13	0.25	2	25.844
13	20.9	13	0.25	4	40.51
14	31.5	9	0.5	5	45.082
15	20.9	5	0.25	4	36.311
16	41.6	5	0.75	2	42.254
17	20.9	13	0.75	4	30.079
18	31.5	9	1	3	44.93
19	9.2	9	0.5	3	25.239
20	20.9	5	0.75	4	36.988
21	31.5	16	0.5	3	29.763
22	31.5	9	0.5	3	45.153
23	31.5	2	0.5	3	40.818
24	41.6	13	0.25	4	43.496
25	41.6	5	0.25	2	39.448
26	41.6	13	0.75	4	43.702
27	31.5	9	0.5	1	27.97
28	31.5	9	0	3	42.4
29	20.9	5	0.25	2	36.073
30	41.6	5	0.75	4	41.915

### 3 结果与讨论

由于绝对平均预测误差 (AME) 和均方根预测误差 (RSME) 与评价 RSM 和 GA-ANN 模型的建模、泛化和优化能力有关, 因此介绍如下:

绝对平均预测误差表达式为

$$\epsilon_{AME} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \left( \frac{|y_{i,e} - y_{i,p}|}{y_{i,e}} \times 100 \right), \quad (2)$$

均方根预测误差表达式为

$$\epsilon_{RSME} = \left[ \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (y_{i,e} - y_{i,p})^2 \right]^{1/2}, \quad (3)$$

式中  $p$  为试验的组数;  $y_{i,e}$  为试验数据;  $y_{i,p}$  为与试验

数据相对应的预测值;  $i$  表示  $0 \sim p$  的变量。

### 3.1 RSM 和 GA-ANN 建模能力的比较

建模能力是指采用试验设计来收集数据,通过某种模型建立响应和多变量之间的内在真实关系的逼近函数,来衡量试验值和建立模型函数输出值之间误差的能力。

在响应曲面法中,对 RSM 模型合适性检查的结果见图 1,可以看出残差的正态概率图呈直线状,

说明模型是合适的。RSM 模型的决定性系数( $R^2$ )表明了模型的拟合度,其值为 0.9189,表明模型有不到 9% 的总变异无法解释<sup>[5]</sup>。响应曲面模型对试验设计数据的预测输出结果见表 3。对表 3 中 RSM 模型预测的连接强度的结果数据,通过(2)、(3)式计算可以得出:响应曲面模型的  $\epsilon_{AME}$  和  $\epsilon_{RSM}$  分别为 3.72% 和 1.82。拉伸强度实际参数的二阶多项式模型可以表达为

$$Y = -7.158 + 1.532x_1 + 0.215x_2 + 2.51x_3 + 12.424x_4 + 0.0265x_1x_2 + 0.569x_1x_3 - 0.0163x_1x_4 - 0.189x_2x_3 + 0.479x_2x_4 - 5.915x_3x_4 - 0.0274x_1^2 - 0.162x_2^2 + 0.923x_3^2 - 1.727x_4^2, \quad (4)$$

约束条件:  $9.2 \text{ W} \leq x_1 \leq 51.6 \text{ W}$ ;  $2 \text{ mm/s} \leq x_2 \leq 16 \text{ mm/s}$ ;  $0 \leq x_3 \leq 1 \text{ MPa}$ ;  $1 \leq x_4 \leq 5$ 。

表 3 响应曲面模型的试验数据预测结果  
Table 3 Experimental predicted data of RSM model

Items	Data									
No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Predicted /MPa	38.628	44.045	36.456	41.072	44.045	25.75	44.025	44.045	30.917	44.045
No.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Predicted /MPa	37.319	25.234	38.162	42.931	40.453	43.637	32.762	45.226	24.173	35.81
No.	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Predicted /MPa	32.368	44.045	39.809	43.168	36.480	43.654	31.343	43.326	35.184	42.314

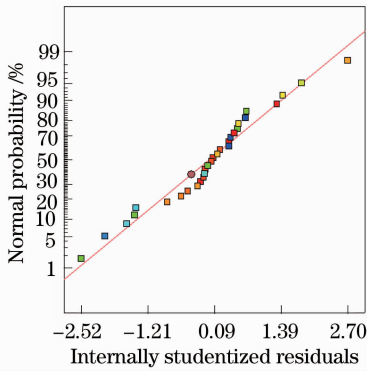


图 1 RSM 模型拉伸强度的残差正态概率图  
Fig.1 Normal probability plot of residuals for tensile strength of the RSM model

在遗传算法-人工神经网络方法中采用广泛使用的有监督学习算法的误差反向传播(BP)神经网络来建立预测模型<sup>[7]</sup>。试验数据(表 2)用于训练 BP 神经网络。根据图 2 神经网络的隐层神经元数目对误差平方和的影响曲线可以得出,随着隐层神经元数目的增加,网络的训练误差在不断地减小;隐层单元数在 5~7 之间训练误差变化很小,当隐层单元数为 6 时,神经网络的可重复性较好,因此网络的拓扑结构选择为 3-6-1。隐层传递函数为 logsig,输出层的传递函数为 purelin,训练算法选

择为 trainbr。Trainbr 是神经网络的训练函数,根据 Levenberg-Marquardt 算法优化网络的权值和阈值。它最大限度地减小误差平方和权值个数,从而产生预测能力和可重复性好的神经网络。BP 神经网络的训练误差曲线如图 3 所示。

GA-ANN 模型的决定性系数  $R^2 = 0.996$ ,表明模型可以解释 99.6% 的变异。GA-ANN 模型对连接强

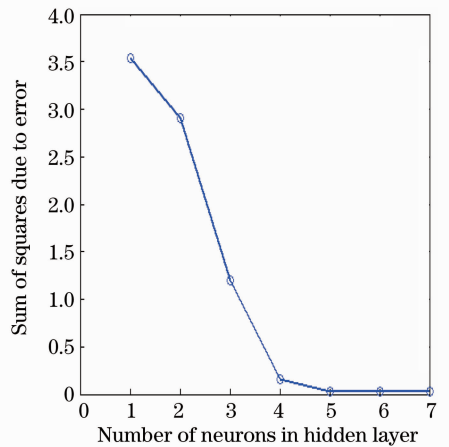


图 2 隐层神经元数目对误差平方和的影响  
Fig.2 Effect of number of hidden layer on the sum of squares due to error

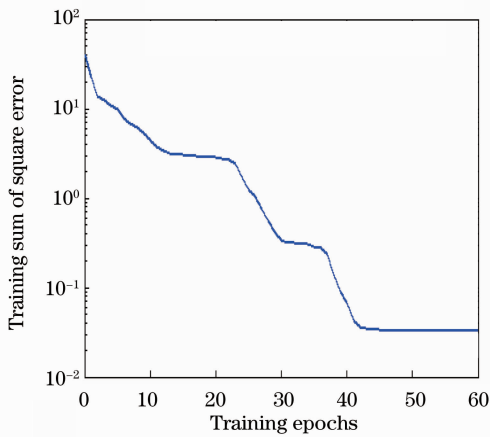


图 3 BP 神经网络训练误差

Fig. 3 BP neural network trained error

表 4 GA-ANN 模型的试验数据预测结果

Table 4 Experimental predicted data of GA-ANN model

Items	Data									
No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Predicted /MPa	36.314	44.382	36.139	41.453	44.382	26.297	44.382	44.382	31.057	44.382
No.	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Predicted /MPa	41.127	25.855	39.706	45.079	36.445	41.426	30.300	44.862	25.411	37.124
No.	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Predicted /MPa	30.335	44.382	40.672	43.286	40.200	43.629	28.027	41.304	36.455	41.962

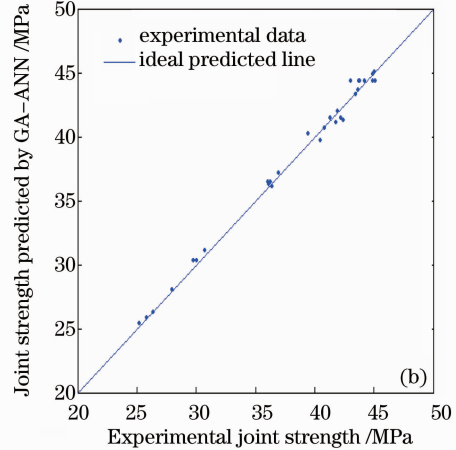
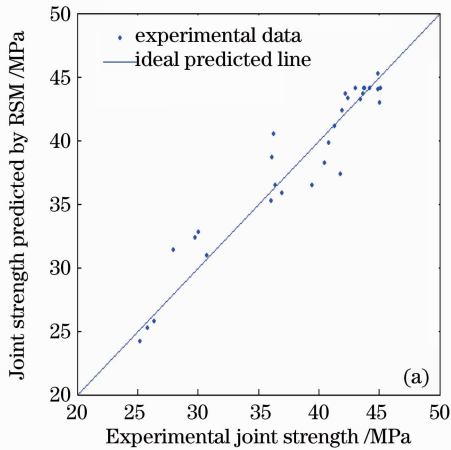


图 4 RSM 和 GA-ANN 模型连接强度的预测值和试验值的对比

Fig. 4 Joint strength predicted by GA-ANN and RSM models against experimental data

### 3.2 RSM 和 GA-ANN 泛化能力的比较

泛化能力是指 RSM 和 GA-ANN 算法根据试验数据来建立内在隐含规律的数学模型,用于衡量从未见过的样本(试验数据)的试验值和建立模型预测输出值之间误差的能力。泛化能力是衡量模型性能的重要指标之一。

另外做了 5 组实验(表 5),用来比较 RSM 和 GA-ANN 模型的泛化能力。通过(2)、(3)式分别计算了两个模型的绝对平均预测误差和均方根误差。

度试验数据的预测输出结果如表 4 所示。对表 4 中 GA-ANN 模型预测的连接强度结果数据,通过(2)、(3)式计算可以得出,GA-ANN 模型的绝对平均预测误差和均方根预测误差分别为 0.96%和 0.513。

图 4 给出了 RSM 模型和 GA-ANN 模型的试验结果和预测结果对比。可见,GA-ANN 模型对试验数据的拟合精度要比 RSM 模型高。RSM 模型与 GA-ANN 模型相比对试验结果的预测有较大的离散性。

通过比较 GA-ANN 模型和 RSM 模型的绝对平均预测误差和均方根预测误差以及两种模型试验结果和预测结果的对比。可以得出,GA-ANN 模型的建模能力要比 RSM 模型好。

RSM 模型的绝对平均预测误差为 6.35%,均方根误差为 3.103,要比 GA-ANN 模型(绝对平均预测误差 3.74%和均方根误差 1.765)大。图 5 显示了 RSM 和 GA-ANN 模型试验结果和预测结果的对比。可见,GA-ANN 模型对未知试验数据的预测精度要比 RSM 模型高。RSM 模型试验结果的预测值和试验值之间存在着较大的离散性,而 GA-ANN 模型的离散性要比 RSM 模型小。因此可以得出,GA-ANN 模型的泛化能力要比 RSM 模型好。

表 5 RSM 和 GA-ANN 模型泛化能力的比较

Table 5 Comparison between the generalization abilities of RSM and GA-ANN models

No.	W/W	V/(mm/s)	P/MPa	N	Experimental $\sigma$ /MPa	Predicted $\sigma$ by RSM /MPa	Predicted $\sigma$ by GA-ANN /MPa
1	17.25	5.5	0.25	2	35.446	32.462	33.591
2	26.5	9	0.5	3	41.162	41.957	41.558
3	35.75	12.5	0.75	4	39.443	43.695	42.474
4	37.2	7	1	2	47.25	47.24	47.767
5	41.6	8	1	2	42.78	47.31	44.369

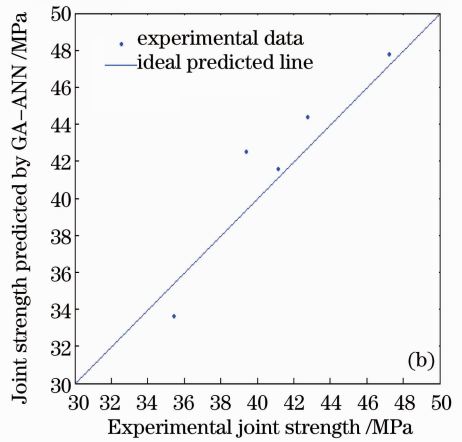
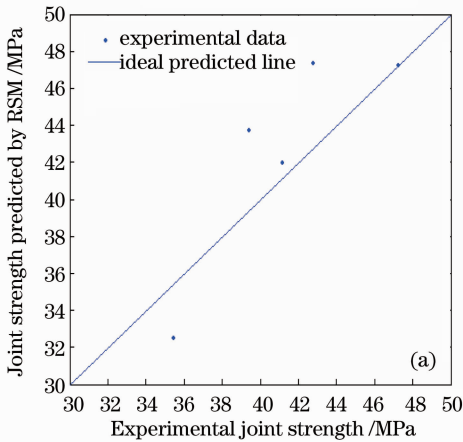


图 5 RSM 和 GA-ANN 模型泛化能力的比较

Fig. 5 Comparison between the generalization abilities of RSM and GA-ANN models

### 3.3 RSM 和 GA-ANN 优化能力的比较

优化能力是指通过某种寻优方法(如遗传算法-人工神经网络、响应曲面)来找到所建立试验数据数学模型的局部最优值或全局最优值的能力。

响应曲面优化方法预测的 PC 薄板焊接的最大连接强度为 48.45 MPa,对应的激光功率、扫描速度、夹紧压力和扫描次数分别为 41.5 W,7 mm/s,1 MPa和 3。

本文采用训练好的 BP 神经网络模型作为遗传算法的适应度函数,来评价各个个体的优劣。选择初始种群的数量为 60,终止函数为 maxGenTerm,最大迭代次数为 100,其他选择默认设置。基于遗传算法的人工神经网络优化方法的最终迭代优化结果

为:PC 薄板焊接的最大连接强度为 50.14 MPa,激光功率、扫描速度、夹紧压力和扫描次数分别为 41.5 W,8 mm/s,1 MPa 和 3。

为了验证 RSM 和 GA-ANN 优化的 PC 薄板连接强度的结果,根据优化的结果参数进行了试验,试验结果如表 6 所示。根据试验结果和(2)式计算可得:RSM 和 GA-ANN 优化方法对连接强度的预测误差分别为 6.01%和 3.52%。从优化连接强度的结果可以得出:人工神经网络和遗传算法的结合是一种优化 PC 薄板连接强度的有效方法。从表 6 可以看出 GA-ANN 和 RSM 方法优化的试验结果很接近,但是 GA-ANN 优化方法对试验结果预测的准确性要比 RSM 优化方法高。

表 6 验证 GA-ANN 和 RSM 方法的优化结果

Table 6 Validate the optimized results of the GA-ANN and RSM methods

No.	W /W	V/(mm/s)	P/MPa	N	Experimental $\sigma$ /MPa	Predicted $\sigma$ /MPa
RSM	41.5	7	1	3	51.55	48.45
GA-ANN	41.5	8	1	3	51.97	50.14

## 4 结 论

采用旋转中心复合设计的试验规划方法来研究激光功率、扫描速度、夹紧压力、扫描次数对 PC 薄

板连接强度的影响。根据试验结果建立了 RSM 模型和 GA-ANN 模型。分别比较了 RSM,GA-ANN 的建模、泛化和优化的能力,可以得出以下结论:

GA-ANN 模型和 RSM 模型的的决定性系数分别为 99.6% 和 91.89%。GA-ANN 模型对试验结果数据预测的绝对平均误差和均方根误差比 RSM 模型要小。RSM 模型的绝对平均误差和均方根误差要比 GA-ANN 模型大。试验结果说明了 GA-ANN 模型的建模和泛化能力要比 RSM 模型好。

两种优化方法的试验结果很接近,但是 GA-ANN 方法对优化连接强度的试验结果的预测误差要比 RSM 方法小,也就是说 GA-ANN 优化方法对试验结果预测的准确性比 RSM 方法要高。因此可以知道 GA-ANN 方法是优化 PC 薄板连接强度的一种更有效的方法,本文依据焊接质量评定指标为优化焊接工艺参数提供了一种有效方法。

### 参 考 文 献

- 1 Xiao Wang, Pin Li, Zhenkai Xu *et al.*. Laser transmission joint between PET and titanium for biomedical application [J]. *J. Mat. Proc. Technol.*, 2010, **210**(13): 1767~1771
- 2 Wang Xiao, Zhang Huizhong, Ding Guoming *et al.*. Laser transmission welding polypropylene plastics [J]. *Chinese J. Lasers*, 2008, **35**(3): 466~471  
王 霄, 张惠中, 丁国明等. 聚丙烯塑料激光透射焊接工艺[J]. *中国激光*, 2008, **35**(3): 466~471
- 3 Li Pin, Liu Huixia, Xu Zhenkai *et al.*. Laser transmission joining process of PET films and titanium[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(7): 1914~1920  
李 品, 刘会霞, 许贞凯等. 医用 PET 薄膜与薄钛板激光透射连接工艺研究[J]. *中国激光*, 2010, **37**(7): 1914~1920
- 4 K. Y. Benyounis, A. G. Olabi. Optimization of different welding processes using statistical and numerical approaches-a reference guide [J]. *Advances in Engineering Software*, 2008, **39**(6): 483~496
- 5 Douglas C. Montgomery. Design and Analysis of Experiments [M]. Fu Juesheng, Zhang Jian, Xie Yan Transl.. Beijing: The People's Posts and Telecommunications Press, 2009. 347~398  
蒙哥马利. 实验设计与分析[M]. 傅珏生, 张 健, 王振羽等译. 北京: 人民邮电出版社, 2009. 347~398
- 6 Zhou Ming, Sun Shudong. Genetic Algorithms: Theory and Application [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999. 32~64  
周 明, 孙树栋. 遗传算法原理和应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999. 32~64
- 7 Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mar H. Beale. Neural Network Design [M]. Dai Kui *et al.* Transl.. Beijing: China Machine Press, 2002. 197~255  
马丁哈根, 霍华德戴蒙, 马比尔. 神经网络设计[M]. 戴 葵等译. 北京: 机械工业出版社, 2002. 197~255
- 8 K. Y. Benyounis, A. G. Olabi, M. S. J. Hashmi. Estimation of mechanical properties of laser welded joints using RSM [C]. John Vickery ed. Int. Manuf. Conf.-22, Dublin, Ireland, 2005, 565~572
- 9 L. Liu, M. Zhu, J. Niu *et al.*. Predicting effects of diffusion welding parameters on welded joint properties by artificial neural network [J]. *Trans. Nonferrous Metal. Soc. China*, 2001, **11**(4): 475~478
- 10 Z. Sterjovski, D. Nolan, K. R. Carpenter *et al.*. Artificial neural network for modelling the mechanical properties of steels in various applications [J]. *Mater Process Technol.*, 2005, **170**(3): 536~544
- 11 B. Acherjee, S. Mondal, B. Tuduc *et al.*. Application of artificial neural network for predicting weld quality in laser transmission welding of thermoplastics [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, **11**(2): 2548~2555
- 12 B. Acherjee, D. Misra, D. Bose *et al.*. Prediction of weld strength and seam width for laser transmission welding of thermoplastic using response surface methodology [J]. *Applied Soft Computing. Optics & Laser Technology*, 2009, **41**(8): 956~967
- 13 Jiang Minfeng, Xu Zhenkai, Liu Huixia *et al.*. Optimization of laser transmission joining process parameters for thermoplastic using response surface methodology [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, **48**(7): 071408  
姜敏凤, 许贞凯, 刘会霞等. 基于响应曲面法的激光透射连接聚合物工艺参数优化 [J]. *激光与光电子学进展*, 2011, **48**(7): 071408

栏目编辑: 宋梅梅