

# 反向传播人造神经网络预测激光微孔表面粗糙度

丁华<sup>1</sup>, 李炎蔚<sup>1\*</sup>, 袁冬青<sup>2</sup>

<sup>1</sup>江苏大学汽车与交通工程学院, 江苏 镇江 212013;

<sup>2</sup>江苏大学江苏省光子制造科学与技术重点实验室, 江苏 镇江 212013

**摘要** 对 304 不锈钢试样进行了激光打孔试验,使用形貌仪测得了孔截面粗糙度参数,并通过反向传播神经网络,建立了基于激光功率、脉冲频率和离焦量三个工艺参数与孔表面粗糙度之间关系的神经网络预测模型。利用大量试验数据对样本进行网络训练,证实了该人工神经网络模型预测精度高,预测误差控制在 6%左右,最大误差不超过 8.08%。该模型可以准确地预测激光打孔表面的粗糙度和有效地缩短激光打孔作业的准备周期。

**关键词** 激光技术;反向传播人造神经网络;激光打孔;粗糙度

**中图分类号** TN249; TG485 **文献标识码** A

**doi**: 10.3788/LOP54.011407

## Roughness Prediction of Laser Drilling Pore Surface Based on Back-Propagation Artificial Neural Networks

Ding Hua<sup>1</sup>, Li Yanwei<sup>1</sup>, Yuan Dongqing<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Automotive and Traffic Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China;

<sup>2</sup>Jiangsu Provincial Key Laboratory for Science and Technology of Photon Manufacturing, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China

**Abstract** The tests of laser drilling of 304 stainless steel specimens is conducted, the surface roughness parameter is obtained by the profilometer, and based on the back-propagation artificial neural network, the neural network prediction model based on the relationship between the three process parameters of laser power, pulse frequency, and defocusing amount, and the microporous surface roughness is established. After lots of network trainings with enough test data, it is confirmed that this artificial neural network model possesses a high prediction precision, the prediction error is controlled around 6%, and the maximum error is less than 8.08%. This model can precisely predict the surface roughness of laser drilling pore surface, and effectively shorten the preparation period for laser drilling operations.

**Key words** laser technique; back-propagation artificial neural network; laser drilling; roughness

**OCIS codes** 140.3390; 140.3538; 160.3900

## 1 引言

激光打孔技术具有精度高、质量好、能量密度高等特点,广泛应用于工业制造中。传统的打孔工艺受钻孔尺寸的限制,很难加工小尺寸的钻孔。激光打孔技术完美地解决了小孔加工的问题,可精确加工直径仅为 10  $\mu\text{m}$  的微型孔,满足了绝大部分精细孔的加工要求。

目前,微孔加工的核心研究方向主要是加工热反应状态研究、孔形几何参数研究以及内孔表面质量研究等。张金琪等<sup>[1]</sup>对激光的热效应进行了研究与探讨。Franco 等<sup>[2-3]</sup>从不同角度对激光打孔时金属熔融状态下的热传递效应进行了研究,得到了打孔状态下的热传递规律,阐明了激光微孔加工时热反应的影响。王智

**收稿日期**: 2016-09-21; **收到修改稿日期**: 2016-10-11; **网络出版日期**: 2016-12-28

**基金项目**: 江苏大学高级人才启动基金(10JDG139)、江苏省博士后基金(1002111C)

**作者简介**: 丁华(1976—),男,博士,主要从事汽车激光制造、轻量化制造方面的研究。E-mail: dh@ujs.edu.cn

\* **通信联系人**。E-mail: lhc202@163.com

勇等<sup>[4]</sup>研究了辅助气体对激光打孔质量与微孔几何参数的影响。Hidai 等<sup>[5]</sup>研究了激光打孔的角度与深度对孔型锥度与表面形状的影响,解决了微孔孔形几何参数方面的问题。Nagesh 等<sup>[6]</sup>对 CO<sub>2</sub> 激光器用于激光打孔所获得的微孔表面质量进行了研究,总结了表面质量的各种影响因素。

如果能建立一个合适的模型,得到既定内孔表面质量所需的工艺参数,缩短加工周期,将对提高加工效率具有重要意义。目前,王明海等<sup>[7]</sup>通过 Abaqus 建立了加工模型的有限元模型,实现了有限元分析方法对激光打孔的模拟仿真。然而,该方法建立的相关模型受到各方面的限制,难以应用于工业中。因此,需要建立一种新的模型来更好地表征激光打孔表面质量与各加工参数之间的关系。人工神经网络可处理一些较为复杂的非线性问题。该方法可以在未知精确过程的条件下,有效建立数据的输入与输出关系<sup>[8]</sup>。其中反向传播(BP)神经网络是目前应用最为广泛的人工神经网络(ANN)模型之一,具有信号正向传播及误差反向传播的特点,可以有效建立数据之间的非线性关系<sup>[9-10]</sup>。

本文采用毫秒激光脉冲对 304 不锈钢进行打孔,研究了激光的功率、频率以及离焦量等工艺参数与孔表面粗糙度之间的关系,通过形貌仪观测了孔壁的表面质量,获得了粗糙度数值。最后通过 BP 神经网络对试验数据进行了网络训练,建立了工艺参数与粗糙度之间的预测模型。

## 2 试验设计与数据采集

### 2.1 试验条件

为了得到激光打孔技术在不同加工参数下的数据结果,首先对 304 不锈钢进行打孔试验,得到不同加工参数条件下直径为 1 mm 的微孔结构参数,用于后续研究。试验材料选用边长为 30 mm、厚度为 1 mm 的 304 不锈钢。采用的加工仪器为五轴激光精细切割机床(LASERTEC 80 FineCutting,德马吉森精机机床贸易有限公司,中国),其中激光光源为 Nd:YAG 固体激光器,激光功率为 15~300 W;该机床 X 轴和 Y 轴采用直线驱动技术。此外,该激光机床可进行精细薄板(厚度小于 6 mm)的加工,最小切割间隙为 20 μm。

### 2.2 试验方法

采用三变量多水平试验方法<sup>[11]</sup>,选择激光器的功率、脉冲频率以及离焦量为主要研究对象,其中功率分别选用 60, 80, 100, 120 W,脉冲频率分别选用 20, 30, 40 Hz,离焦量分别选用 -2, -1, 0, 1, 2 mm。采用氧气为辅助气体<sup>[12]</sup>,脉冲宽度维持在 1 ms。将 304 不锈钢试样打磨后抛光,然后进行打孔试验。按照上述的三变量多水平工艺参数分别进行 15 组打孔试验,每组 4 个孔,共计 60 个孔,对其依次进行编号,记录试验数据,如表 1 所示。

表 1 304 不锈钢激光打孔试验参数

Table 1 Test parameters in laser drilling of 304 stainless steels

Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm	Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm
1	120	20	0	31	80	30	-1
2	100	20	0	32	60	30	-1
3	80	20	0	33	120	40	-1
4	60	20	0	34	100	40	-1
5	120	40	0	35	80	40	-1
6	100	40	0	36	60	40	-1
7	80	40	0	37	120	20	2
8	60	40	0	38	100	20	2
9	120	30	0	39	80	20	2
10	100	30	0	40	60	20	2
11	80	30	0	41	120	30	2
12	60	30	0	42	100	30	2
13	120	20	1	43	80	30	2
14	100	20	1	44	60	30	2

续表 1

Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm	Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm
15	80	20	1	45	120	40	2
16	60	20	1	46	100	40	2
17	120	30	1	47	80	40	2
18	100	30	1	48	60	40	2
19	80	30	1	49	120	20	-2
20	60	30	1	50	100	20	-2
21	120	40	1	51	80	20	-2
22	100	40	1	52	60	20	-2
23	80	40	1	53	120	30	-2
24	60	40	1	54	100	30	-2
25	120	20	-1	55	80	30	-2
26	100	20	-1	56	60	30	-2
27	80	20	-1	57	120	40	-2
28	60	20	-1	58	100	40	-2
29	120	30	-1	59	80	40	-2
30	100	30	-1	60	60	40	-2

### 2.3 粗糙度测量

与激光切割技术不同,激光打孔技术得到的微孔表面粗糙度无法直接通过粗糙度测量仪进行测量<sup>[13]</sup>。因此,在试验完成后,采用激光切割技术将孔沿孔中心剖开,采用形貌仪对剖开后的孔进行粗糙度测量。采用形貌仪(AxioCSM700,ZEISS公司,德国)对剖面进行光学扫描,得到其三维和二维形貌特征。该仪器具有粗糙度测量模块,根据选取的测试长度,可得出测试部分的粗糙度大小。试验中多次对孔表面中间部分不同位置进行测量,对得到的粗糙度结果求平均值,最终得到该孔剖面的表面粗糙度。

选取孔表面中间处 0.5 mm 长的剖面为粗糙度的测定区间,通过形貌仪得到每个孔的微观结构和粗糙度数值,每个孔的粗糙度取 5 次测量值的平均值<sup>[14]</sup>作为孔壁的表面粗糙度  $R_a$ ,最后将得到的每个孔的粗糙度数值  $R_a$  记录汇总到数据表格中,用于后续神经网络的训练和比较。形貌仪扫描得到的 48 号孔的孔剖面二维平面图如图 1 所示,从图中可以直观地看到 48 号孔的孔剖面表面状态。该孔的切面二维形貌特征如图 2 所示,其中纵轴表示测试位置切面深度,横轴表示切面距离测试起点位置的距离。

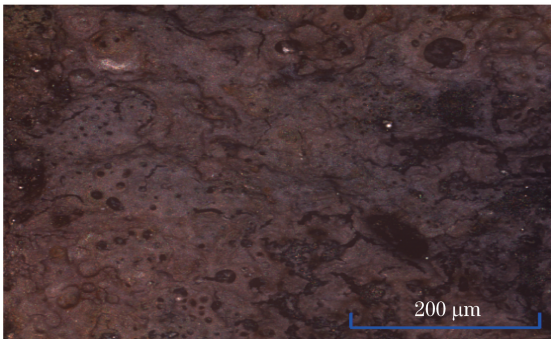


图 1 48 号孔的二维剖面图

Fig. 1 Two-dimensional section view of pore No. 48

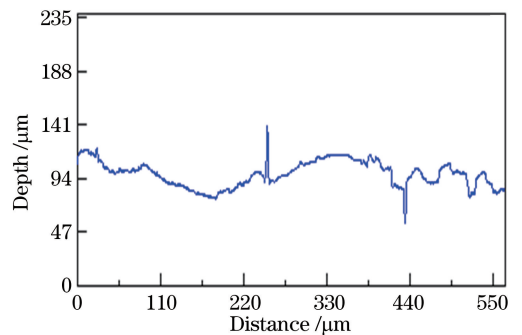


图 2 切面二维形貌特征

Fig. 2 Two-dimensional morphology of cross section

对测量后的数据进行分析,发现在 60 个孔壁粗糙度数据中,编号为 12、19、32、36 的 4 组数据与其他数据偏差较大。试验材料采用的 304 不锈钢材料内部存在晶格缺陷导致的不均匀性,在进行打孔试验后,部分位置会出现细小的凹坑,部分凹坑深度较大,在采用形貌仪进行数据采集时,深度凹坑部分会出现数据空白,从而导致这几组测量数据出现较大的误差,因此在后续处理中将该 4 组数据剔除。对剩余数据进行分析,结果如表 2 所示。在正交状态下,离焦量为 0、频率为 20 Hz 恒定不变,当功率由 120 W 降低至 60 W 时,粗糙

度从  $8.521 \mu\text{m}$  逐渐减小至  $4.982 \mu\text{m}$ ; 当离焦量为  $1 \text{ mm}$ 、频率为  $20 \text{ Hz}$  恒定不变时, 粗糙度变化趋势仍为上述状态。可见在以功率为唯一变量时, 功率下降, 则孔壁的表面质量随之得到提高, 粗糙度随之减小。

表 2 激光功率对粗糙度的影响

Table 2 Influence of laser power on roughness

Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm	Roughness / $\mu\text{m}$
1	120	20	0	8.521
2	100	20	0	6.611
3	80	20	0	5.512
4	60	20	0	4.982
13	120	20	1	13.681
14	100	20	1	11.972
15	80	20	1	9.876
16	60	20	1	8.954

当以激光脉冲频率为变量时, 随着频率的增加, 表面质量呈降低趋势, 如表 3 所示。在正交状态下, 功率为  $100 \text{ W}$  恒定不变, 当激光频率由  $20 \text{ Hz}$  增加至  $40 \text{ Hz}$  时, 表面粗糙度由  $6.102 \mu\text{m}$  增大至  $7.521 \mu\text{m}$ , 表面质量降低。在离焦量为  $1 \text{ mm}$ 、功率为  $60 \text{ W}$  和离焦量为  $-1 \text{ mm}$ 、功率为  $120 \text{ W}$  两种情况下, 随着频率的增加, 表面粗糙度均呈增大趋势, 表面质量降低。

表 3 激光频率对粗糙度的影响

Table 3 Influence of laser frequency on roughness

Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm	Roughness / $\mu\text{m}$
2	100	20	0	6.102
10	100	30	0	6.661
6	100	40	0	7.521
16	60	20	1	8.954
20	60	30	1	9.384
24	60	40	1	9.854
25	120	20	-1	15.102
29	120	30	-1	15.436
33	120	40	-1	15.873

### 3 BP 神经网络预测模型

#### 3.1 BP 神经网络

BP 神经网络的概念是由 Rumelhart 和 Mc-Celland 提出的, 具有信号正向传播、误差反向传播的特点<sup>[15]</sup>, 是目前应用最为广泛的 ANN 模型之一。

考虑到试验样本的局限性和影响因素的复杂性, 试验选取激光打孔工艺中的激光功率、脉冲频率、离焦量作为 BP 神经网络的输入层<sup>[16]</sup>, 将孔的表面粗糙度作为网络的输出层, 建立结构为  $3 \times q \times 1$  的三层 BP 神经网络。该 BP 神经网络的输入层节点有 3 个, 分别为激光功率、脉冲频率、离焦量; 输出层节点有 1 个, 为孔的表面粗糙度;  $q$  为隐含层中的神经单元节点个数。在 BP 神经网络模型的建立过程中, 隐含层的节点个数对网络的适应性和预测精确度有极大影响。三层 BP 神经网络如图 3 所示。

一般来说, 隐含层的神经元数量过大会增加网络的训练时间, 并使网络的预测误差增大; 反之, 隐含层的神经元数量过小时, 同样会使网络的训练过程变得困难, 预测误差增大。因此, 基于经验公式和反复对比分析, 通过比较输出误差的大小来确定隐含层神经元的数量, 最终该 BP 神经网络最佳隐含层神经元数目确定为 8。预测结果通过均方根误差来描述, 以给出实际值与输出值的偏差。均方根误差计算公式为

$$f_{\text{RMSE}} = \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (1)$$

式中  $X_i$  为实测值,  $Y_i$  为输出层的输出值,  $n$  为训练样本的总个数。

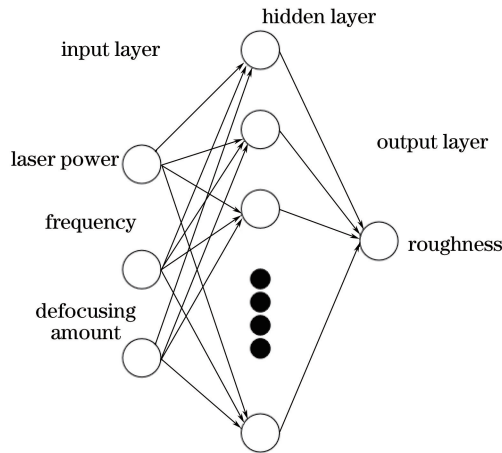


图3 激光打孔表面粗糙度 BP 神经网络结构

Fig. 3 BP neural network of surface roughness by laser drilling

采用的训练函数为 Levenberg-Marquardt 算法函数,隐含层的传递函数采用对数 Sigmoid 函数<sup>[17]</sup>。对数 Sigmoid 函数可以实现输入和输出的平滑转变,其公式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

式中  $x$  为输入层输出值,  $f(x)$  为隐含层输入值。隐含层和输出层之间采用 Purelin 函数作为传递函数,该网络设定的目标误差为 0.002。为了提高该网络收敛效率和预期粗糙度精度,对该网络的数据进行归一化处理。在该网络训练结束后,再通过输出数据的反归一化处理将数据还原成实际值的大小<sup>[18]</sup>。归一化公式为

$$X'_i = (X_i - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}), \quad (3)$$

式中  $X'_i$  为归一化之后的数值,  $X_i$  为实测值,  $X_{\max}$  和  $X_{\min}$  分别为样本数据中的最大值和最小值。

### 3.2 神经网络训练样本采集

根据打孔试验中不同工艺参变量的数据组合,共产生了 60 个样本。其中 4 个样本的数据误差过大,被剔除;选取剩余 56 个样本中的 51 个样本作为该网络的训练样本,其余 5 个样本作为后续检验样本。试验样本的各项工艺参数以及孔表面的粗糙度如表 4 所示(仅选取样本中具有代表性的 20 个样本列出,其中最后 5 个为检验样本)。

表4 试验样品参数及孔表面粗糙度数据

Table 4 Sample parameters and pore surface roughness data

Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm	Roughness / $\mu\text{m}$
1	120	20	0	8.521
3	80	20	0	5.512
5	120	40	0	14.213
6	100	40	0	7.521
10	100	30	0	6.661
13	120	20	1	13.681
23	80	40	1	16.052
28	60	20	-1	6.216
29	120	30	-1	15.436
33	120	40	-1	15.873
43	80	30	2	11.231
48	60	40	2	9.378
49	120	20	-2	13.489
53	120	30	-2	9.232
59	80	40	-2	6.672

Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm	Roughness / $\mu\text{m}$
2	100	20	0	6.611
8	60	40	0	5.464
18	100	30	1	15.417
35	80	40	-1	13.084
38	100	20	2	26.078

### 3.3 神经网络训练及误差分析

将训练样本导入 Matlab 中,通过 Matlab 的神经网络模块对其进行神经网络的训练。经过 6405 次训练后,该网络的误差值 0.0019997 小于预设目标 0.002,实现了训练目标。网络训练完成,得到 BP 神经网络收敛曲线,即均方差(MSE)曲线,如图 4 所示。由图可知,训练次数为 6405 时,达到最佳训练网络,误差为 0.019997。

将训练完成后的网络输出值与试验数据的实际值进行对比发现,试验数据基本在预测模型数值附近,不存在偏离很大的数据。因此可以认为两者具有很好的吻合度,该模型可以用于检验测试。网络输出值与试验数据实际值的对比曲线如图 5 所示。

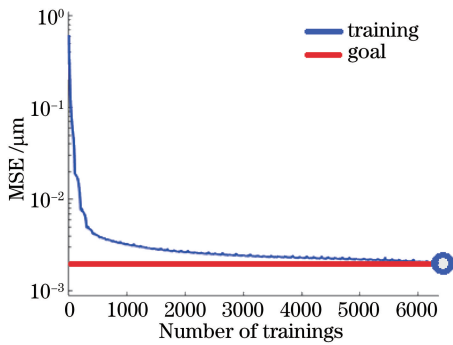


图 4 神经网络训练后的均方差曲线

Fig. 4 MSE curve after neutral network training

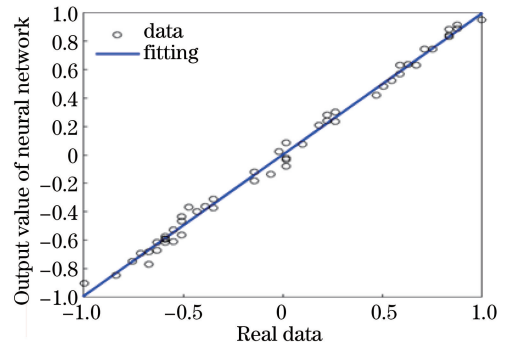


图 5 神经网络输出值与试验实际值对比

Fig. 5 Comparison between output of neural network and real data

## 4 预测结果分析

将训练后的神经网络模型通过未经训练的 5 组样本进行模型验证,通过两者之间的对比可以看出,粗糙度的试验值与预测值的相对误差保持在 6% 左右,最大误差控制在 8.08% 以内,模型具有较高的预测精度。由此可见,在输入量为功率、频率、离焦量的条件下,神经网络模型输出的粗糙度数值与实际粗糙度数值非常接近,相差值最大为 1.053  $\mu\text{m}$ ,此时相对误差为 8.08%,预测精度超过了 90%。当粗糙度较大时,如 38 号样本,虽然误差值超过 1  $\mu\text{m}$ ,但相对误差仅为 4.76%,说明该模型对于粗糙度较大的试验条件也具有很好的适应性。因此,可以认为该 BP 神经网络模型可以用来对激光打孔的孔表面粗糙度进行预测,预测结果与误差分析如表 5 所示。

表 5 BP 神经网络预测结果与误差分析

Table 5 Predicted results and error analysis of BP artificial neural network

Sample No.	Power /W	Frequency /Hz	Defocusing amount /mm	Experimental value / $\mu\text{m}$	Predicted value / $\mu\text{m}$	Relative error /%
2	100	20	0	6.611	6.212	6.10
8	60	40	0	5.464	5.783	5.52
18	100	30	1	15.417	14.413	6.40
35	80	40	-1	13.084	12.029	8.08
38	100	20	2	26.078	24.839	4.76

## 5 结 论

利用毫秒激光器进行激光打孔,通过改变激光功率、脉冲频率和离焦量等工艺参数得到了不同情况下的激光微孔,运用形貌仪对其表面特性进行分析,得到了孔壁的表面粗糙度。运用 BP 神经网络建立了激光打孔表面粗糙度的预测模型,实现了表面粗糙度的准确预测。通过对激光打孔试验数据的分析,发现在试验参数范围内,当其他条件不变时,孔壁表面粗糙度随着激光功率和频率的增大而增大。建立的 BP 神经网络模型可以进行较高精度的预测,尤其是在无法进行大量试验测试的情况下,采用 BP 神经网络模型是一种非常有效的方式,可以节省大量的加工成本。

## 参 考 文 献

- [1] Zhang Jinqi, Li Jianmei, Lu Changhou, *et al.* Progress of numerical simulation of laser thermal effects[J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2014, 31(11): 1317-1324.  
张金琪, 李建美, 路长厚, 等. 激光热效应数值模拟技术研究现状[J]. 机电工程, 2014, 31(11): 1317-1324.
- [2] Franco A, Rashed C A A, Romoli L. Analysis of energy consumption in micro-drilling processes[J]. Journal of Cleaner Production, 2016, 137: 1260-1269.
- [3] Yang Y, Chen Z, Zhang Y. Melt flow and heat transfer in laser drilling[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2016, 107: 141-152.
- [4] Wang Zhiyong, Chen Kai, Zuo Tiechuan, *et al.* Study on the influence of assisted gas on laser drilling[J]. Laser Journal, 2000, 21(6): 44-46.  
王智勇, 陈 凯, 左铁钊, 等. 辅助气体对激光打孔的影响[J]. 激光杂志, 2000, 21(6): 44-46.
- [5] Hidai H, Kuroki Y, Matsusaka S, *et al.* Curved drilling via inner hole laser reflection[J]. Precision Engineering, 2016, 46: 96-103.
- [6] Nagesh S, Murthy H N, Pal R, *et al.* Influence of nanofillers on the quality of CO<sub>2</sub> laser drilling in vinyl ester/glass using orthogonal array experiments and grey relational analysis[J]. Optics & Laser Technology, 2015, 69: 23-33.
- [7] Wang Minghai, Wang Jinggang, Zheng Yaohui, *et al.* Modeling and finite element analysis on surface roughness of milling TC11 titanium alloy[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2014, 42(7): 52-55.  
王明海, 王京刚, 郑耀辉, 等. TC11 钛合金铣削的表面粗糙度建模及有限元分析[J]. 机床与液压, 2014, 42(7): 52-55.
- [8] Wu Dehui. A prediction model for surface roughness in milling based on least square support vector machine[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 18(7): 838-841.  
吴德会. 基于最小二乘支持向量机的铣削加工表面粗糙度预测模型[J]. 中国机械工程, 2007, 18(7): 838-841.
- [9] Xu Zhaomei, Zhou Jianzhong, Huang Shu, *et al.* Quality prediction of laser milling based on optimized back propagation networks by genetic algorithms[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(6): 0603004.  
许兆美, 周建忠, 黄 舒, 等. 基于遗传算法优化反向传播神经网络的激光铣削层质量预测[J]. 中国激光, 2013, 40(6): 0603004.
- [10] Ni Libin, Liu Jichang, Wu Yaoting, *et al.* Optimization of laser cladding process variables based on neural network and particle swarm optimization algorithms[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(2): 0203003.  
倪立斌, 刘继常, 伍耀庭, 等. 基于神经网络和粒子群算法的激光熔覆工艺优化[J]. 中国激光, 2011, 38(2): 0203003.
- [11] Yang Donghui, Ma Liang, Huang Weidong. Component's surface quality predictions by laser rapid forming based on artificial neural networks[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(8): 0803004.  
杨东辉, 马 良, 黄卫东. 基于人工神经网络的激光立体成形件成形表面质量预测[J]. 中国激光, 2011, 38(8): 0803004.
- [12] Chen Guangxia, Wang Zemin, Guan Kai, *et al.* Effects of parameters on surface roughness of samples by selective laser melting[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2009(12): 86-89.  
陈光霞, 王泽敏, 关 凯, 等. 工艺参数对 SLM 激光快速成型件表面粗糙度的影响[J]. 制造技术与机床, 2009(12): 86-89.
- [13] Wu Xuefeng, Wang Yang. The technology and development of laser assisted machining [J]. Journal of Harbin

University of Science and Technology, 2012, 17(4): 34-45.

吴雪峰, 王 扬. 激光加热辅助切削技术及研究进展[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2012, 17(4): 34-45.

- [14] Yan Dongsheng, Cao Zhiqing, Han Ke, *et al.* Roughness measurement of micro-hole processed by laser[J]. Tool Engineering, 2003, 37(10): 52-55.  
闫东升, 曹志清, 韩 可, 等. 激光加工微小孔内表面粗糙度的测量[J]. 工具技术, 2003, 37(10): 52-55.
- [15] Ge Shirong. The fractal behavior and fractal characterization of rough surfaces[J]. Tribology, 1997, 17(1): 73-80.  
葛世荣. 粗糙表面的分形特征与分形表达研究[J]. 摩擦学学报, 1997, 17(1): 73-80.
- [16] Li Xiaomei, Ding Ning, Zhu Xilin. On-line identification model of surface roughness based on fuzzy-neural networks[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(3): 212-217.  
李晓梅, 丁 宁, 朱喜林. 表面粗糙度模糊神经网络在线辨识模型[J]. 机械工程学报, 2007, 43(3): 212-217.
- [17] Guo Huafeng, Li Juli, Sun Tao. Roughness prediction of kerf cut with fiber laser based on BP artificial neural networks[J]. Laser Technology, 2014, 38(6): 798-803.  
郭华锋, 李菊丽, 孙 涛. 基于 BP 神经网络的光纤激光切割切口粗糙度预测[J]. 激光技术, 2014, 38(6): 798-803.
- [18] Cheng Wentao. Research of grinding surface roughness based on artificial neural networks[D]. Changsha: Hunan University, 2006.  
程文涛. 基于神经网络的成形磨削表面粗糙度研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2006.