

# 固着磨料加工高精度碳化硅反射镜粗糙度的 神经网络研究

王 旭 张斌智

(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 中国科学院光学系统先进制造技术重点实验室, 吉林 长春 130033)

**摘要** 固着磨料工艺主要针对某空间相机的高精度平面折反镜而开发, 分别从微观结构的仿真计算和神经网络两个角度对此工艺加工碳化硅反射镜表面粗糙度进行分析。一方面引入了二维粗糙度的在微观结构仿真概念, 在人工神经网络方面使用双隐层神经网络对固着磨料工艺的加工结果进行了分析, 使得网络的性能大幅提高, 收敛结果达到了  $8.4075 \times 10^{-5}$ , 并对网络性能进行了验证, 标准化后的预测集与实验验证集距离偏差为 0.2113。完全满足固着磨料工艺对表面粗糙度的预测需求。

**关键词** 光学制造; 固着磨料; 碳化硅; 表面粗糙度; 神经网络

**中图分类号** TN304.05; TH703 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.s122006

## Study on the Artificial Neural Network of the RB-SiC Mirror Surface Roughness Fabricated with the Fixed Abrasive Technology

Wang Xu Zhang Binzhi

(Key Laboratory of Optical System Advanced Manufacturing Technology, Chinese Academy of Sciences, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China)

**Abstract** Fixed abrasive technique mainly aims at the high precision plane of a space camera to fold the mirror. The microcosmic structure simulation calculation and artificial neural networks analysis of the reaction-bonded sintering (RB) SiC mirror surface roughness fabricated with fixed abrasive technique is analyzed. In the microcosmic structure simulation calculation part, the concept of the two-dimensional (2D) surface roughness is introduced. In the artificial neural networks analysis part, the concept of double hidden layer neural network is introduced to analyze the experimental results. The network performance is improved remarkably through training. The last performance value is  $8.4075 \times 10^{-5}$ . The network performance is validated after training, the error between simulation data and experimental data is 0.2113, which meets the prediction requirement of the fixed abrasive technique surface roughness.

**Key words** optical fabrication; fixed abrasive; SiC; surface roughness; artificial neural network

**OCIS codes** 220.4000; 220.5450

## 1 引 言

光学碳化硅反射镜(RB-SiC)表面粗糙度在光学表面的固着磨料研磨及粗抛光阶段是一个非常重要的参数,与表面面形值具有同等的重要性。在光学碳化硅元件的固着磨料研磨阶段必须对每一道工序完成后对其进行表面粗糙度的测量,以此来判断

这道工序是否加工充分。在每次测量前要对光学元件进行较为彻底的清洗来保证元件表面没有任何金刚石磨料残留,因此每个测量周期要耗费较长时间及磨料成本,有必要对光学反射镜的表面粗糙度与各个光学加工参数的关系进行较为详细的研究<sup>[1-3]</sup>。但由于光学元件表面粗糙度值与加工工艺

**收稿日期**: 2014-02-15; **收到修改稿日期**: 2014-03-15

**基金项目**: 国家 973 计划(2011CB01320005)

**作者简介**: 王 旭(1982—),男,博士,副研究员,主要从事大口径非球面快速光学加工及检测等方面的研究。

E-mail: wangxu-308@163.com

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

参数之间很难建立起明确的解析关系,较多的研究都是从拟合的角度去研究。而人工神经网络的优势恰恰是不需要对输入输出建立解析关系,主要是通过建立一个“黑匣子”的方法把输入与输出联系起来。因此,人工神经网络是一个研究光学元件表面粗糙度较为有力的工具。所以本文主要从神经网络的角度对光学元件表面粗糙度进行研究。

利用人工神经网络(ANN)对表面粗糙度进行研究是在20世纪90年代初兴起的。它是随着人工神经网络理论不断完善而发展起来的。Rumelhart于1986年发展了误差反向传播(BP)算法。同年,Rumelhart出版了《Parallel distribution processing: explorations in the microstructures of cognition》在书中对非线性连续转移函数的多层BP网络进行了讨论。到目前为止,BP算法已被用于解决大量实际问题,而且在广泛应用的BP算法当中,单隐层的BP算法所占的比重为最多<sup>[4-8]</sup>。因此本文主要是用单隐层BP网络对表面粗糙度进行分析。

## 2 固着磨料工艺加工碳化硅工件的表面粗糙度的人工神经网络研究

BP算法的基本思想是:输入信号通过隐层结点作用在输出节点上,经过转移函数变换,将会产生对应的输出信号,所提供的每个网络训练样本都包括输入的向量和期望的输出向量。人工神经网络输出值与期望值的偏差,通过不断调整输入结点与隐层结点的权值和隐层结点与输出结点之间的网络权值和阈值,使误差收敛,通过反复的学习训练,在确定了与最小误差所对应的网络权值和阈值后训练即可停止。理论上此时经过训练的人工神经网络便能够对其他样本的输入信息,自动处理输出误差最小的经过转移函数变换后的信息。

其计算的一般过程总结如下:

1) 初始化;

2) 按顺序输入样本,输入到神经网络中,计算  $y_i = f(W_j X_p)$ ;

3) 修改权值。对单极性转移函数使用:  $W_j = W_j + \eta(t_j - y_j) y_j (1 - y_j) X^T$ ,对双极性转移函数使用:  $W_j = W_j + \frac{1}{2} \eta(t_j - y_j) y_j (1 - y_j^2) X^T, j = 1, 2, \dots, m$ ;

4) 计算输出全局误差:  $E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^m (t_{j,p} -$

$$y_{j,p})^2 = \sum_{p=1}^P E_p;$$

5) 返回第2步,向网络添加下一个模式对,直到P个模式对均循环一遍,再进行第6步;

6) 若  $E < E_{\max}$  (预先选定的某值),则停止训练;否则,令  $E = 0$ ,返回第2步。

### 2.1 实验过程及结果描述

在实验中,使用W40固着磨料丸片对口径为200 mm的碳化硅平面镜坯进行了加工实验。整个实验在单轴机上完成:把碳化硅镜坯固定在单轴机主转轴上面,将其转速调节到最大  $\omega = 40$  r/min。把5个固着磨料丸片排成一线粘接到具有一定刚度的模具上面,其丸片中心间隔为10 mm。之后把模具压到碳化硅镜坯上面,保证模具中心线与镜坯任意半径方向重合,最靠近镜坯中心的丸片,其中心到镜坯中心点距离为45 mm。开启单轴机加工30 min,保证对碳化硅镜坯加工表面充分研磨,使得表面粗糙度保持稳定。接下来台阶仪对碳化硅镜坯进行表面粗糙度测量。测量点选取方式如下:测量时选取夹角为  $120^\circ$  的三条沿工件径向方向的直线,并在每条直线上选取5个不同的测量点,其与工件圆心的距离分别为45、55、65、75、85 mm。测量点位置示意图如图1所示。

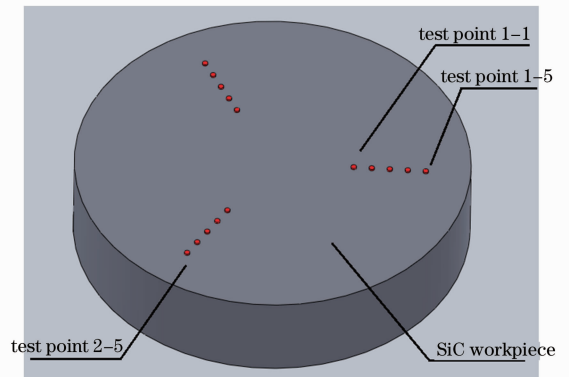


图1 测量点位置示意图

Fig. 1 Sketch map of measuring points' position

在模具上装配不同负重,并进行多次表面粗糙度测量。模具本身自重1.95 kg,负重分别为2、4、5.98 kg不等。实验中所加工的碳化硅工件及所使用的丸片如图2所示。

最终获得实际测量结果如表1所示(编号解释:第一位数字表示直线的编号;第二位数字表示相应直线上的测量点编号,编号越小离工件圆心的距离也就越小)。

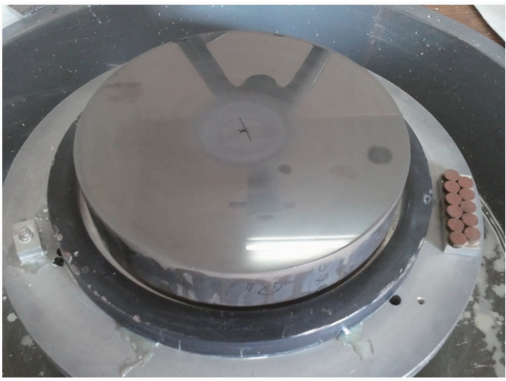


图 2 实验所用碳化硅工件及丸片

Fig.2 SiC workpiece and pellets for experiment

表 1 不同负载时各测量点的粗糙度值(单位:  $\mu\text{m}$ )

Table 1 Roughness of measuring points with different loads (unit:  $\mu\text{m}$ )

No load	$R_a$	$R_q$	$R_z$
1-1	0.37455	0.48912	2.58609
1-2	0.37140	0.50546	2.90014
1-3	0.29338	0.39409	2.38109
1-4	0.39534	0.54556	3.26479
1-5	0.54056	0.68275	3.13954
2-1	0.37570	0.48708	2.76116
2-2	0.43395	0.56748	2.76059
2-3	0.36357	0.52064	3.34482
2-4	0.38111	0.54653	3.29277
2-5	0.39919	0.52972	3.20118
3-1	0.37882	0.51630	3.30150
3-2	0.29213	0.38008	2.09182
3-3	0.35123	0.46128	2.26380
3-4	0.31659	0.40931	2.35818
3-5	0.53476	0.67396	3.37883

(a)

2 kg load	$R_a$	$R_q$	$R_z$
1-1	0.28428	0.46275	3.09155
1-2	0.21864	0.28492	1.59843
1-3	0.12781	0.19685	1.45410
1-4	0.24028	0.32494	1.76188
1-5	0.23046	0.32137	1.85013
2-1	0.34047	0.43756	2.23314
2-2	0.28960	0.39501	2.13648
2-3	0.29729	0.49043	3.39569
2-4	0.19281	0.29674	1.97332
2-5	0.25043	0.34711	1.94839
3-1	0.21203	0.26890	1.38460
3-2	0.15119	0.22337	1.48571
3-3	0.20740	0.36436	2.52146
3-4	0.18272	0.25920	1.53569
3-5	0.16884	0.23531	1.43719

(b)

4 kg load	$R_a$	$R_q$	$R_z$
1-1	0.14957	0.29599	1.48578
1-2	0.07715	0.12809	0.84165
1-3	0.05059	0.08129	0.49662
1-4	0.06375	0.13989	0.65783
1-5	0.05514	0.08957	0.54418
2-1	0.05317	0.07376	0.43581
2-2	0.07278	0.11892	0.74915
2-3	0.06980	0.11745	0.75425
2-4	0.10569	0.19019	1.09752
2-5	0.08073	0.12733	0.69675
3-1	0.08306	0.13831	0.83910
3-2	0.12338	0.22363	1.27595
3-3	0.06891	0.10424	0.60122
3-4	0.06241	0.09435	0.55081
3-5	0.10481	0.17020	1.05435

(c)

5.98 kg load	$R_a$	$R_q$	$R_z$
1-1	0.08075	0.13284	0.96525
1-2	0.08277	0.18913	1.79665
1-3	0.08556	0.15750	1.05973
1-4	0.03425	0.06804	0.63566
1-5	0.05460	0.13632	1.09197
2-1	0.09394	0.18531	1.66520
2-2	0.07638	0.16004	1.33520
2-3	0.08419	0.15086	1.13755
2-4	0.03837	0.07331	0.73188
2-5	0.06251	0.16061	1.31468
3-1	0.09967	0.23846	1.63659
3-2	0.05522	0.11378	0.96457
3-3	0.06574	0.11953	0.86744
3-4	0.03318	0.07106	0.69950
3-5	0.05045	0.11856	1.10172

(d)

由于篇幅所限,仅把台阶仪所测得部分结果总结于图 3。

根据表 1 中的数据来确定人工神经网络的参数,选取粗糙度  $R_a$  值来计算,  $R_q, R_z$  值仅做参考。那么,就可以获得在不同负载[1.95, (1.95+2), (1.95+4), (1.95+5.98) Kg]、不同速度(根据  $v = \omega r$  求得,其中  $r$  为测量点到工件圆心的距离:0.1885、0.2306、0.2721、0.3142、0.3562 m/s)、不同角度(以直线 1 为基准零度,直线 2 为  $120^\circ$ ,直线 3 为  $240^\circ$ )的条件下各个测量点的表面粗糙度值。

## 2.2 输入层、输出层结点数的确定

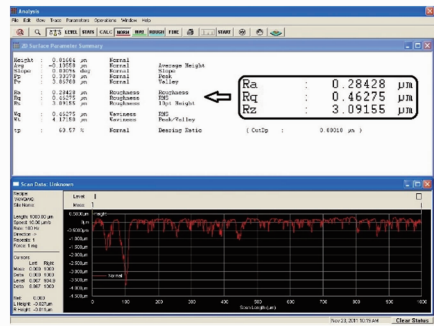
在实验过程中发现,不同的负重、不同的碳化硅镜坯半径位置以及不同粗糙度测量点所在的角度位置均会对碳化硅镜坯表面粗糙度产生不同的影响。

因此可以根据这些参数直接确定输入层结点数:负重、半径、角度。把这三个参数分别转化成光学加工

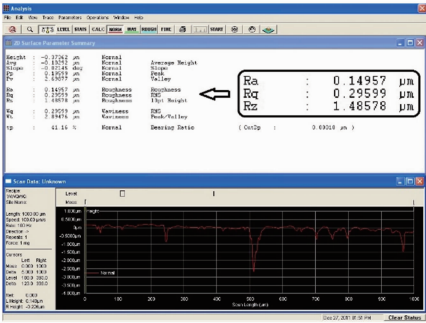
的参数分别是加工压力、加工速度、加工位置(角度值)。



(a) no load



(b) 2 kg load



(c) 4 kg load



(d) 6 kg load

图 3 不同负载时 1-1 测量点粗糙度测量结果

Fig. 3 Roughness result of 1-1 measuring point with different loads

### 2.3 隐层数及隐层结点数的确定

在讨论隐层神经元数之前,简单提及下隐层数的确定:根据以往大量的经验证明,使用双隐层即可解决绝大多数的映射问题,使用单隐层可以映射所有连续函数。为确定所使用的隐层数,需要对单双隐层的神经网络分别进行研究。主要使用 Matlab 软件自带的人工神经网络工具箱来训练网络。在数据处理前要对数据进行归一化、标准化等处理,之后对数据进行贝叶斯归一化的训练函数进行训练。

#### 2.3.1 单隐层神经网络

单隐层神经网络结构如下图 4 所示(此图仅以隐层结点数 8 作为示例)。

收敛结果的数值来判断单隐层神经网络是否收敛。其计算结果如图 5 所示。

通过图 4 中的收敛结果值可以判断出分布区间在  $10^0 \sim 10^{-1}$ , 其网络性能并不是很好。这样就通过改进网络增加隐层数来对网络性能做进一步优化。

#### 2.3.2 双隐层神经网络

虽然理论分析证明,最多只需要 2 个隐层数,但却并没有回答每个隐层具体需要多少结点数,结点数过多与过少都不能有效解决问题,如果结点数过多则会造造成过拟合的现象。结点数的多少只能通过不断的实验来进行最终的优化确定。

为了确定各隐层结点数尝试了多种组合结果,从大量的结果中选取 12 种网络性能较好的组合总结于表 2 中。

从表 2 中的收敛结果值可以看出双隐层神经网络性能比单隐层的性能有了较大幅度的提高。至此,基本上可以判定双隐层神经网络更适合作为训练数据集。

根据表 2 中的收敛结果值可以直接选定第 7 组的网络性能最优:第一隐层结点数为 13,第二隐层结点数为 8。

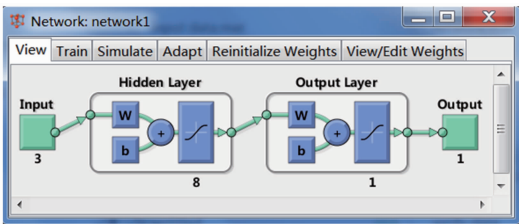


图 4 单隐层神经网络结构示意图

Fig. 4 Structure sketch of single hidden neural network

接下来利用工具箱分别针对隐层结点数为 5, 8, 12, 16 的神经网络进行收敛结果的计算,并根据

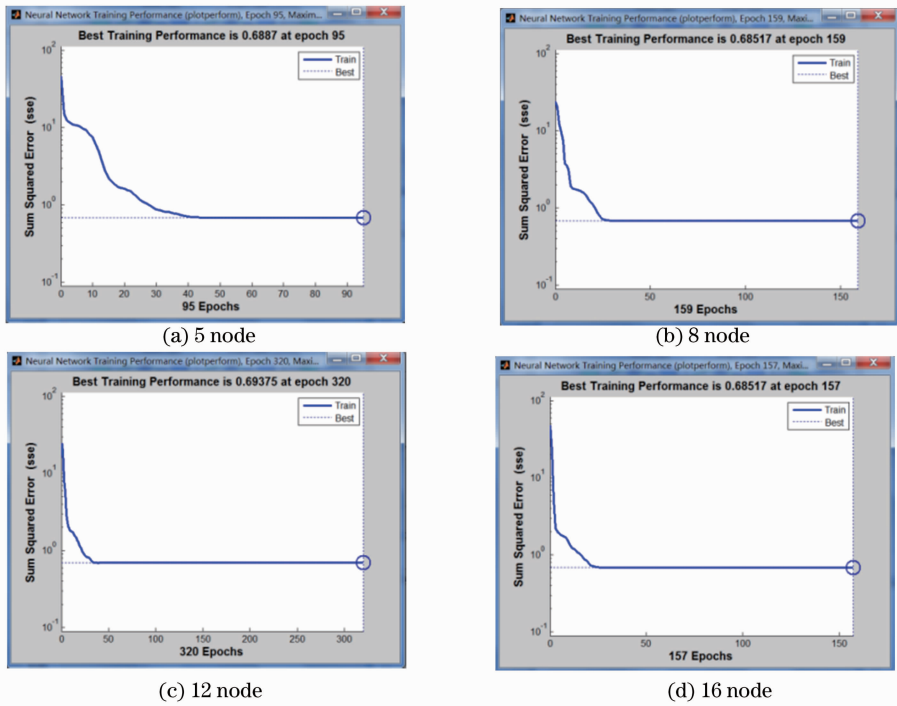


图 5 不同结点数的单隐层神经网络收敛结果

Fig. 5 Performance value of single hidden neural network with different nodes

表 2 不同双隐层结点数神经网络收敛结果

Table 2 Performance value of double hidden neural network with different nodes

No.	Nodes in first layer	Nodes in second layer	Performance	Epoch
1	13	6	$5.25 \times 10^{-4}$	1070
2	14	6	$1.05 \times 10^{-4}$	7700
3	13	7	$2.87 \times 10^{-4}$	714
4	14	7	$8.55 \times 10^{-4}$	1098
5	10	8	$1.12 \times 10^{-4}$	12130
6	12	8	$1.95 \times 10^{-4}$	866
7	13	8	$8.41 \times 10^{-5}$	1265
8	14	8	$9.81 \times 10^{-5}$	4117
9	15	8	$2.12 \times 10^{-5}$	3737
10	16	8	$1.91 \times 10^{-4}$	918
11	13	9	$2.92 \times 10^{-4}$	1516
12	14	9	$4.80 \times 10^{-4}$	1595

## 2.4 双隐层神经网络预测结果与实验结果对比

2.3 节确定了双隐层神经网络的结构,图 6 是其结构示意图。同样的,使用 Matlab 中的神经网络工具箱对数据进行分析。针对上述网络结构进行计算获得的结果如图 7 所示。

从图 7 中可以看到双隐层神经网络的收敛结果已经落到了区间  $10^{-4} \sim 10^{-5}$  内,其性能与单隐层网络有了本质的提高。网络回归的  $R$  值已经等于 1。

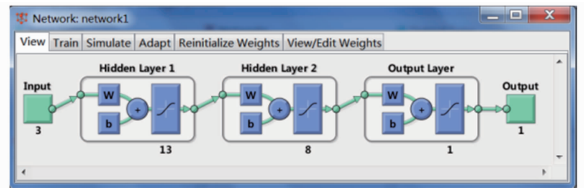


图 6 双隐层神经网络结构示意图

Fig. 6 Sketch of double hidden layer neural network

利用已经训练成熟的神经网络对测试数据集进行测试,来验证网络对未参与训练的数据的预测能力。把之前预留的 16 组测试数据输入到了网络中,最终结果显示在图 8 中。

图 8 中的红线为神经网络预测值与实验值的偏差曲线。从预测的对比结果来看,除前两点误差较大以外,大多数点的预测与实验结果吻合得比较好,均在可接受的范围内。

通过计算两条标准化后的曲线均方根距离可以从数值上量化两条曲线的距离关系:

$$D_{rms} = \|f_1 - f_2\| = 0.2113. \quad (1)$$

经过简单的训练,双隐层神经网络已经基本上满足了关于粗糙度的预测,对现有的固着磨料加工工艺有了一定的指导作用,减少了时间及加工成本,提高了加工效率。

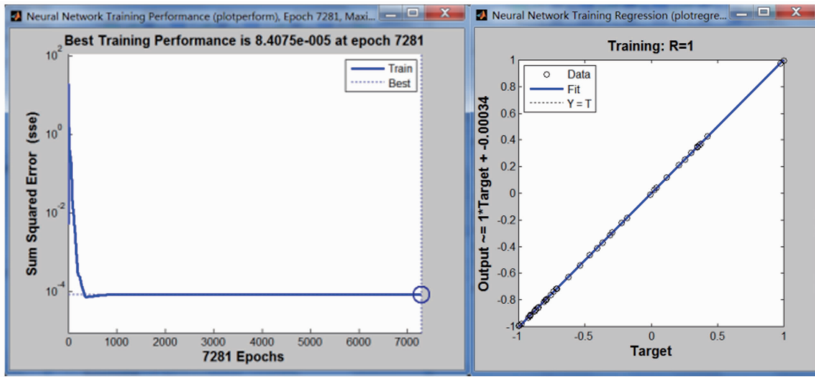


图 7 双隐层神经网络训练结果

Fig. 7 Training results of the double hidden layers neural network

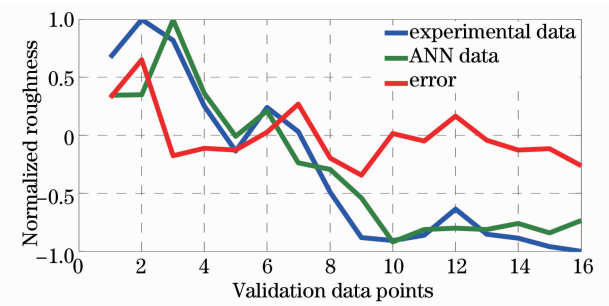


图 8 人工神经网络的预测结果与实验结果对比

Fig. 8 Comparison result between ANN prediction and experiment result

### 3 结 论

光学反射镜的表面粗糙度是光学元件非常重要的参数,它本身与很多过程工艺有着很大的关系,也反应了工艺本身的完善与否,这正是研究的重点。从微观物理机制和神经网络两个不同的角度分别研究表面粗糙度的形成与量化性的预测,给光学工艺提供了确定性的指导。尤其是把神经网络的方法用于粗糙度的研究,避开了复杂的微观物理机制,从纯数学角度进行研究。通过利用双隐层神经网络分析表面粗糙度与各加工参数的关系,不断训练网络,使得网络性能达到了  $8.4075 \times 10^{-5}$ ,使得固着磨料工艺加工碳化硅反射镜的表面粗糙度预测准确度提高了一个台阶。这对固着磨料加工工艺的改进有着较强的指导意义,因此神经网络在光学参数分析方面有着广泛的应用。

### 参 考 文 献

- 1 Wang Xu, Zhang Xuejun. Micro theoretical model for grinding SiC mirror with fixed abrasive [J]. *Opt Precision Eng*, 2009, 17 (3): 513-518.  
王 旭, 张学军. 固着磨料加工碳化硅反射镜的微观理论模型 [J]. *光学 精密工程*, 2009, 17(3): 513-518.
- 2 Xu Wang. Study on the Numerical Controlled SiC Mirror Fabrication with the Fixed Abrasive Technology [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2010.  
王 旭. 固着磨料数控加工碳化硅反射镜工艺研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2010.
- 3 Wang Xu. Evaluation of the RB-SiC mirror surface fabricated with the fixed abrasive technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(9): 2474-2479.  
王 旭. 固着磨料工艺加工碳化硅反射镜表面质量研究[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(9): 2474-2479.
- 4 Minyou Chen, Yongtao Feng, Yongjian Wan, et al.. Neural network based surface shape modeling of stressed lap optical polishing [J]. *Appl Opt*, 2010, 49(8): 1350-1354.
- 5 Ulas Caydas, Ahmet Hascalik. A study on surface roughness in abrasive waterjet machining process using artificial neural networks and regression analysis method [J]. *Mater Process Tech*, 2008, 202(1): 574-582.
- 6 Byungwhan Kim, Min-geun Park. Prediction of surface roughness using X-ray photoelectron spectroscopy and neural networks [J]. *Appl Spectrosc*, 2006, 60(10): 1192-1197.
- 7 Dennis A Montera, Byron M Welsh, et al.. Prediction of wave-front sensor slope measurements with artificial neural networks [J]. *Appl Opt*, 1997, 36(3): 675-681.
- 8 Liu Tao, Li Yongfeng, Huang Wei. Application of BP neural network to quantitative identification in thermal wave NDT [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(9): 2304-2310.  
刘 涛, 李永峰, 黄 威. BP 神经网络在红外热波无损检测定量识别中的应用[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(9): 2304-2310.

栏目编辑: 韩 峰