

# 基于人工神经网络方法的自由曲面光学系统装调

王 钰<sup>1,2</sup> 张 新<sup>1</sup> 王灵杰<sup>1</sup> 王 超<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 光学系统先进制造技术中国科学院重点实验室, 吉林 长春 130033  
<sup>2</sup> 中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 自由曲面光学表面越来越广泛地应用于光学工程领域, 传统的计算机辅助装调方法已难以指导含自由曲面的复杂光学系统装调。提出了一种新型人工神经网络计算方法, 用以辅助光学系统装调。介绍了神经网络方法的数学模型, 并提供了两个模拟装调实例以验证此方法的实用性。模拟装调结果表明, 以系统出瞳波前的光程差分布和泽尼克多项式拟合系数作为像质指示参量, 经由神经网络方法计算得到的失调量均方根误差小于 7.04%; 神经网络方法可用于指导自由曲面光学系统的精确装调。

**关键词** 成像系统; 计算机辅助装调; 人工神经网络; 自由曲面

中图分类号 TH741 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201333.1211001

## Freeform Optical System Alignment Based on Artificial Neural Networks

Wang Yu<sup>1,2</sup> Zhang Xin<sup>1</sup> Wang Lingjie<sup>1</sup> Wang Chao<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Key Laboratory of Optical System Advanced Manufacturing Technology, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China  
<sup>2</sup> University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract** Freeform surfaces freeform optical surfaces are widely utilized in optical engineering domain, while the traditional computer-aided alignment methods fail to guide the alignment of the optical system containing. A novel method using artificial neural networks is proposed to assist the alignment of optical system. The logical model of alignment with neural networks is introduced, and two alignment simulation examples are taken to verify the practicability of this method. The alignment results show that when the optical path difference distribution or the simulated Zernike polynomial coefficients of the system exit pupil wavefront are used as imaging quality parameters, the root-mean-square errors of misalignment parameters computed by the neural network method are less than 7.04%. The neural network method provides a certain reference to alignment of freeform surface systems.

**Key words** imaging systems; computer-aided alignment; artificial neural network; freeform surface

**OCIS codes** 110.6770; 100.4996; 220.1140; 220.1250

## 1 引 言

成像光学系统的计算机辅助装调(CAA)已经被研究了多年。在装调过程中,对于失调参量和系统成像形式之间的复杂的非线性关系,传统算法是使用线性近似来代替<sup>[1]</sup>,然后计算系统灵敏度矩阵的单值解来解决的<sup>[2]</sup>。Lee等<sup>[3]</sup>提供了一种对不同

情况进行随机模拟,然后分别分析失调对相位和振幅项的影响的方法。Cao等<sup>[4]</sup>使用遗传算法对已有的CAA算法进行了改进。

目前,自由曲面光学表面已经被广泛应用于光学领域<sup>[5-7]</sup>,为光学系统设计提供了更多的自由度,但同时,自由曲面本身还给传统的计算机辅助装调

收稿日期: 2013-04-15; 收到修改稿日期: 2013-07-08

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61007009)

作者简介: 王 钰(1987—),男,博士研究生,主要从事光学系统装调方面的研究。E-mail: ygz119bear@163.com

导师简介: 张 新(1968—),男,博士,研究员,主要从事非常规复杂光学系统设计等方面的研究。

E-mail: optlab@ciomp.ac.cn

带来了新的问题。自由曲面的非对称性和非连续性使各个元件的失调影响耦合在一起,而不是独立存在。因此系统失调参数和成像形式之间的关系变得更为复杂,无法用统一公式直接或间接表示。

人工神经网络是一种模拟人类大脑工作方式的强大的数学工具,本文使用这种工具来解决装调中的问题。Yoon 等<sup>[8]</sup>已使用神经网络的模式识别功能实现了近场记录系统的自动装调。神经网络算法还被用于波前重建和液晶显示器(LCD)光导面的优化等方面<sup>[9-11]</sup>。

本文根据自由曲面光学系统的成像特性和计算机辅助装调的数值要求,使用人工神经网络描述失调参量和光学系统成像形式之间的复杂关系,实现了非解析方式的光学系统失调量计算。通过模拟训练使人工神经网络具有经验式的,可以由成像形式直接得到失调量的功能,简化了算法流程。提出的方法可使计算机辅助装调的计算过程更加直观、符合装调人员的工作模式,降低计算机辅助装调方法的实际应用难度。

## 2 理论模型

计算机辅助装调的实质就是寻找数学空间中的一一对应关系。由费马定理可知,对于复杂光学系统或包含自由曲面的光学系统,可以认为系统的成像形式唯一地对应一种装调状态。对于一个两镜系统,如果以主镜作为装调基准,那么次镜的空间位置与系统成像形式之间就是一一对应关系。

在计算机辅助装调过程中,通常利用出瞳波前干涉图确定系统的失调形式。如果次镜的失调参量为  $u$ ,出瞳波前为  $F$ ,那么就有唯一的一种对应模式使  $F = f(u)$ 。这种对应模式  $f$  可以看作一种变换,那么光学装调的数学实质就是得到逆变换  $f^{-1}$ ,也就是由测量量  $F$  得到失调量  $u$ 。在实际系统的装调中,特别是含有自由曲面的系统, $f$  是一种非线性关系,通常过于复杂,难以用解析公式来表述。只有在少量失调时, $f$  才能用线性公式来近似表述。

人工神经网络是一种利用简单转换函数表述复杂数学关系的数学方法。神经网络由层状排布的神经元组成。单个神经元工作方式为:输入  $p$  乘以它的联接强度(权重) $w$ ,然后加上偏置值  $b$  得到转换函数  $f_{\text{tran}}$ 。神经元的输出为  $a = f_{\text{tran}}(wp + b)$ <sup>[9]</sup>,如图 1 所示。

图 2 为一个四层神经网络的层状结构,图中每个圆表示一个神经元。神经网络处理信息的基本原

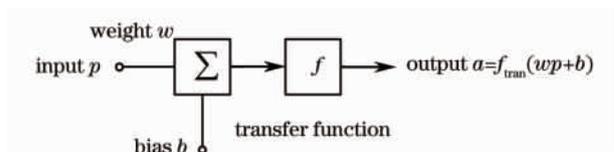


图 1 单个神经元模型

Fig. 1 Model of a single neuron

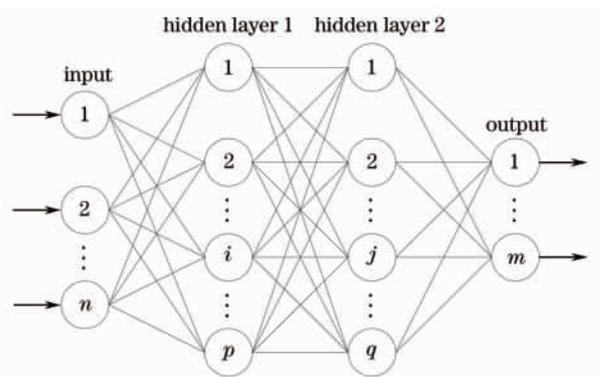


图 2 一个四层神经网络结构

Fig. 2 Architecture of a four-layer neural network

理为,输入信号  $p_i$  通过中间节点(隐含层点)作用于输出节点,经过非线性变换,产生输出信号  $a_i$ 。网络训练的每个样本包括输入向量  $p$  和期望输出量  $t$  以及网络输出值  $a$  与期望输出值  $t$  之间的偏差。通过调整输入节点与隐含层节点的联接强度取值  $w_{hi}$  和隐含层节点与输出节点之间的联接强度  $u_{jk}$  以及阈值,使误差沿梯度方向下降。经过反复学习训练,确定与最小误差相对应的网络参数(权重值和阈值),训练即告停止。此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息自行处理,输出误差最小的经过非线性转换的信息。本文中,训练后的神经网络可以用于精确表示系统成像形式参量(输入量,数量为  $n$ ) 和失调参量(输出量,数量为  $m$ ) 之间的对应关系  $f$ 。

## 3 模拟装调实验

### 3.1 方法介绍

人工神经网络方法由两部分组成。首先是设定失调参量可能的变化范围并且在此范围内随机模拟失调光学系统来得到失调样本。第二部分是利用这些样本,建立并训练神经网络,然后就可以使用它辅助装调。

图 3 为人工神经网络方法的流程图。首先,设定模拟范围,模拟光学系统状态。然后,以成像形式参量(指示参量)作为输入,失调参量作为输出,建立神经网络并且训练它。最后,将实际系统的成像形式参量代入神经网络来得到实际的失调参量,并依

此调整系统。调整后,测量系统成像质量,判断其是否达到公差要求。如果未达到,则缩小模拟范围然

后重复上述过程直至符合要求。

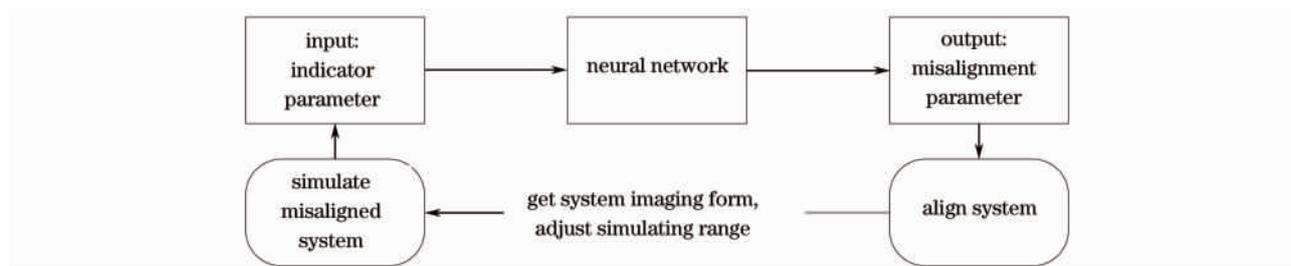


图 3 神经网络方法流程图

Fig. 3 Flow diagram of artificial neural networks

举例来说,一个卡塞格林系统,其主镜通常作为装调基准,所以系统的装调状态只与次镜的空间位置有关。经过粗装调后,次镜已经接近其设计位置。可以认为次镜的失调属于在其设计位置的微小扰动,那么系统的装调状态就可以仅用次镜的失调量表示。对于轴对称系统,围绕 Z 轴的旋转不影响像质,但是对于非轴对称系统,此参量也应作为失调参量之一。

对于系统成像质量的评价参量有几种选择,例如每个视场(FOV)的出瞳波前泽尼克多项式拟合系数或光程差(OPD)的分布等。

### 3.2 模拟结果

#### 3.2.1 简单两镜系统

利用光学设计软件,对一个两镜系统的装调过程进行了模拟。系统的两个镜面均为由泽尼克多项式表述的自由曲面,视场为  $0^\circ \sim 0.3^\circ$ 。每个视场的设计残余均方根(RMS)波像差均小于  $0.015\lambda$  ( $\lambda = 632.8 \text{ nm}$ )。其光学结构如图 4 所示。

对于图 4 所示系统,将次镜失调参量作为系统的失调参量。使用实际光线追迹分析工具计算  $0^\circ$  视场的光程差分布矩阵( $7 \times 7$ ),并以其作为像质指示参量。对于模拟失调范围,偏心范围设置为  $\pm 0.25 \text{ mm}$ ,倾斜范围设置为  $\pm 0.25^\circ$ ,使用 500 组样本建立一个三层逆传播(BP)神经网络,其隐含层神经元个数为 10。

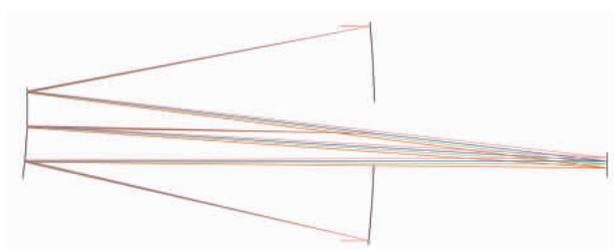


图 4 简单两镜系统的光学结构

Fig. 4 Optical layout of a simple two-mirror system

训练后,此 500 组六个失调参量的 RMS 误差如图 5 所示,其中 g500 表示 500 组样本,1~6 项分别表示六个失调参量,在光学设计软件中,分别为次镜的 X 偏心, Y 偏心, Z 偏心,  $\alpha$  偏斜,  $\beta$  偏斜,  $\gamma$  偏斜参数。

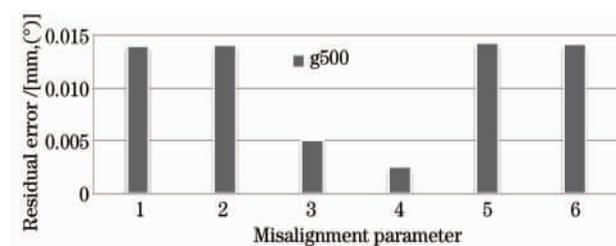


图 5 两镜系统的残余 RMS 误差

Fig. 5 Residual RMS error of the two-mirror system

对比模拟失调范围,这六个参量的平均均方根误差为 4.25%。随机选择一组预设失调量代入光学系统中,由光学设计软件得到其  $0^\circ$  视场的光程差分布,并将其输入训练后的神经网络,计算后输出结果如表 1 所示。

表 1 简单两镜系统输出结果与预设值对比

Table 1 Contrast between set reference and output of simple two-mirror system

	X-decenter	Y-decenter	Z-decenter	$\alpha$ -tilt	$\beta$ -tilt	$\gamma$ -tilt
Reference	+0.2456	-0.2239	-0.0029	-0.1361	+0.0987	-0.2004
Output	+0.2399	-0.2209	+0.0011	-0.1317	+0.1002	-0.2087
Error	+0.0057	-0.0030	-0.0040	-0.0044	-0.0015	+0.0083

由表 1 可知,计算得到的结果与预设值非常接近,即可以利用计算值相应地调整光学系统,从而实现精确装调。将输出结果与预设值的差值作为最终调整后的残余失调量,代入光学系统进行模拟,得到其各视场的残余 RMS 波像差均小于  $0.055\lambda$  ( $\lambda = 632.8 \text{ nm}$ ),达到了装调目标。

### 3.2.2 复杂三镜系统

为了进一步验证人工神经网络方法用于指导装调的有效性,将其应用于复杂三镜系统,如图 6 所示。这是一个离轴的三镜四反光学系统,其次镜和四镜为同一个表面,统称为二四镜,它与三镜为两个自由曲面反射镜。这两个自由曲面均由泽尼克多项式表示,但每个曲面的多项式系数不同。主镜为凸球面。此系统的视场为  $X$  方向  $\pm 38^\circ$  (垂直纸面),中心视场的设计波像差为  $0.067\lambda \text{ RMS}$  ( $\lambda = 632.8 \text{ nm}$ )。

在图 6 所示系统中,二四镜为装调基准。分别使用  $0^\circ$  视场的光程差分布矩阵 ( $7 \times 7$ ) 和  $0^\circ, \pm 38^\circ$  视场的波前泽尼克多项式拟合系数前 9 项作为指示参量。只使用泽尼克多项式前 9 项是因为这几项对失调较为敏感。主镜和三镜的失调参量作为系统的失调参量。

建立了三种隐含层结构不同的四层 BP 神经网络。

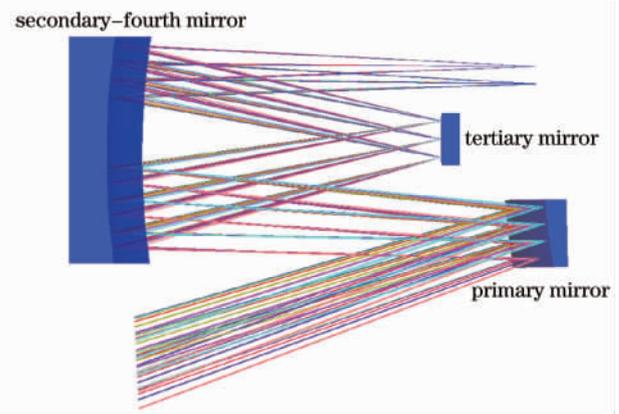


图 6 复杂三镜系统光学结构

Fig. 6 Optical layout of complex three-mirror system  
考虑到不同失调参量的敏感程度,其中长度参量的范围设为  $\pm 2.5 \text{ mm}$ ,而角度参量的范围设为  $\pm 0.25^\circ$ 。分别使用 1000 组和 2000 组样本训练神经网络,输出失调参量的均方根误差分别如图 7 和图 8 所示。其中  $20 \times 20 \text{ g}1000$  表示两个隐含层的神经元个数各为 20,样本数为 1000,其余各项依此类推。图中 1~5 项为主镜的 5 个失调参量,不考虑  $\gamma$  偏斜(绕  $Z$  轴的旋转)。这是由于此系统的主镜为轴对称的球面镜,主镜绕  $Z$  轴的旋转不影响系统成像形式。图中 6~11 项为三镜的 6 个失调参量。

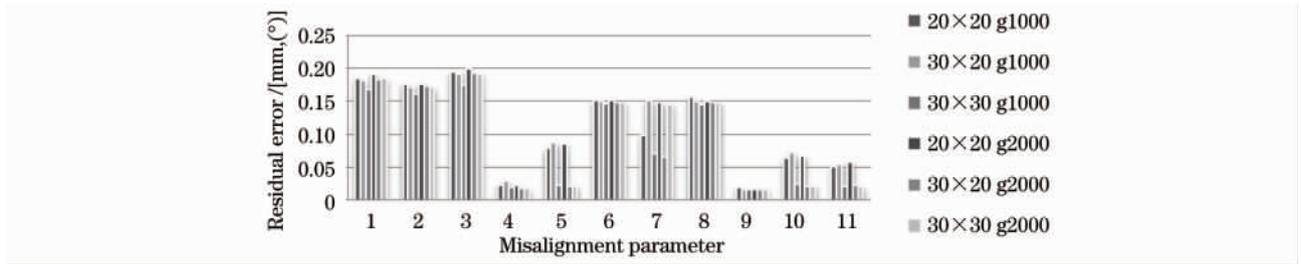


图 7 使用光程差分布计算的残余 RMS 误差

Fig. 7 Residual RMS error calculated by using the OPD distribution

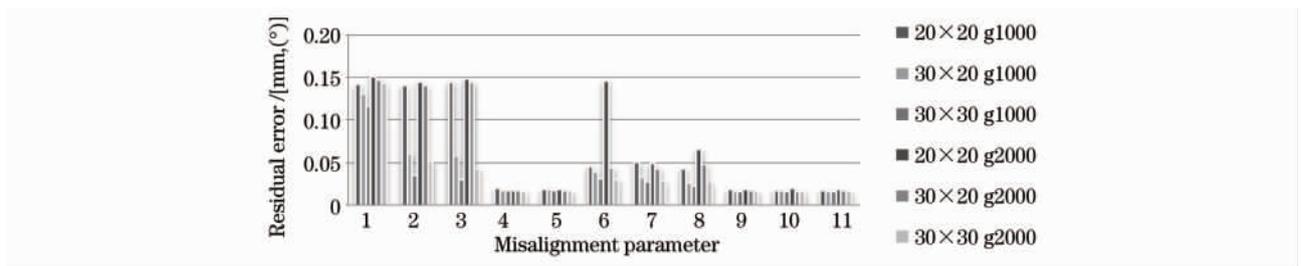


图 8 使用泽尼克多项式计算的残余 RMS 误差

Fig. 8 Residual RMS error calculated by using Zernike polynomials

相对于验证过程中采用的失调范围,使用光程差分布为输入而得到的 11 项失调参量的平均均方根误差为  $7.04\%$ ,而使用泽尼克多项式系数为输入

而得到的 11 项失调参量的平均均方根误差为  $4.13\%$ 。因此,人工神经网络方法同样可以使用在复杂的光学系统中。随机选择一组预设失调量代入

光学系统中,由光学设计软件得到其  $0^\circ$ 、 $\pm 38^\circ$  视场的波前泽尼克多项式拟合系数,并将其输入训练后的神经网络,计算后输出结果如表 2 所示。

表 2 复杂三镜系统输出结果与预设值对比

Table 2 Contrast between set reference and output of complex three-mirror system

	Reference		Output		Error	
	Primary-mirror	Tertiary-mirror	Primary-mirror	Tertiary-mirror	Primary-mirror	Tertiary-mirror
X-decenter	-2.1360	+1.8440	-2.0135	+1.8729	-0.1225	-0.0289
Y-decenter	-1.1050	+26.6050	+1.0805	+26.5887	+0.0245	+0.0163
Z-decenter	-1.0050	-0.2050	-1.0648	-0.1970	+0.0598	-0.0080
$\alpha$ -tilt	-1.4435	+0.2433	-1.4128	+0.2047	-0.0307	+0.0386
$\beta$ -tilt	0.0032	-0.1032	+0.0099	-0.1144	-0.0067	+0.0112
$\gamma$ -tilt	—	+0.2257	—	+0.1953	—	+0.0304

由于实际工程应用的使用条件等要求,需要考虑复杂系统神经网络的学习训练过程中学习时间、样本数量及人为因素等方面的限制,需对其进行分析。表 3 为图 6 所示的三镜系统的学习训练时间。由表 3 可知,神经网络的学习时间取决于样本数量和神经网络的复杂程度,对于此系统,神经网络的学习时间均少于 1 h,可以达到实际装调时的使用要求,但若实际工程有实时性方面的要求,则此学习时间过长,需要调整样本数量和神经网络结构或提升计算机硬件配置缩短学习时间(实验中的计算机 CPU 主频为 2.70 GHz,内存为 2 GB)。由图 7、图 8 可知,对于相同的神经网络结构,增加样本数量

并未使计算结果更为精确。并且由其他关于神经网络的相关文献可知<sup>[9]</sup>,样本数量和神经网络复杂程度并非越多越复杂就越精确,而是存在一组最优的配置,使得精确度最高,这组配置根据实际工程应用情况而各不相同。对于本文中的复杂三镜系统,使用 1000 组样本进行学习计算,得到的结果比较理想。学习过程中的人为因素取决于模拟样本与实际情况的符合对应程度,装调过程中对实际系统的测量精确程度为控制符合程度的关键因素。在实际装调过程中,需要对系统中各镜面形状、镜间距离和基准点的位置等参数进行精密测定,才能减少学习计算结果的人为误差。

表 3 复杂三镜系统神经网络学习训练时间

Table 3 Training time of neural network of complex three-mirror system

Sample	27 g1000			27 g2000		
	20×20	30×20	30×30	20×20	30×20	30×30
Network mode	20×20	30×20	30×30	20×20	30×20	30×30
Training time	10 min 17 s	17 min 18 s	24 min 25 s	21 min 25 s	35 min 58 s	50 min 40 s

BP 神经网络是一个优化过程,也有一些数学方面的问题,如存在局部极小值和收敛速度慢等。对此,许多相关文献中提供了解决办法,如调整初始连接权值和阈值、调整网络权值修改量和动量项、调整隐含层神经元数目和改进激励函数或寻优算法等<sup>[12-13]</sup>。

在以上模拟实验中,由于实际中不同系统装调的过程和情况差别很大,噪声的来源不尽相同,因此并没有考虑噪声对装调的影响。在已有的文献中,对噪声影响的解决方法已经被讨论过多次,只要对神经网络具体算法进行一定的改动,本文中的方法同样可以规避噪声的影响<sup>[9]</sup>。

## 4 结 论

提出了一种直接由自由曲面光学系统成像形式计算失调参量的方法。分别采用光学系统出瞳波面

的光程差分布和泽尼克多项式拟合系数作为指示参量,对包含自由曲面反射镜的两镜系统和复杂三镜系统进行了模拟装调,对这两种情况,神经网络均可以精确地表述失调量和系统成像形式之间的关系。

基于神经网络的计算机辅助装调方法在内在工作原理上与传统方法有所不同,其使用了一种随机试验的方法来考察各个失调参量对像质的影响,而不是传统算法中计算各个参量的解析灵敏度的方法。使用这种方式,可避免计算失调量和成像形式之间的复杂关系的精确表达式。因此,这种装调方法更适用于日渐复杂的自由曲面光学系统。

## 参 考 文 献

- Huang Yifan, Li Lin. Computer-aided alignment for the segmented mirrors of three-mirror optical system [C]. SPIE, 2008, 6624: 66241V.
- Liu Ke, Li Yanqiu, Liu Jingfeng, *et al.*. Computer aided alignment of a 20× Schwarzschild projection optics [C]. SPIE,

- 2008, 7130: 713042.
- 3 Hanshin Lee, Gavin B Dalton, Ian A J Tosh, *et al.*. Computer-guided alignment I: phase and amplitude modulation of alignment-influenced optical wavefront [J]. *Opt Express*, 2007, 15(6): 3127–3139.
  - 4 Cao Yinhu, Li Lin. Novel computer-aided alignment method of optical systems based on genetic algorithm [C]. *SPIE*, 2006, 6034: 60340L.
  - 5 Raymond G Ohl, Thomas A Dow, Alex Sohn, *et al.*. Highlights of the ASPE 2004 Winter Topical Meeting on Free-Form Optics: design, fabrication, metrology, assembly [C]. *SPIE*, 2004, 5494: 49–56.
  - 6 Liu Zhengquan, Sun Yaojie, Lin Yandan. Freeform reflector design for rectangular illuminance distribution based on differential geometry [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(10): 1022006.  
刘正权, 孙耀杰, 林燕丹. 基于微分几何的矩形照度分布自由曲面反射器设计[J]. *光学学报*, 2012, 32(10): 1022006.
  - 7 Ding Shushu, Yu Guiying, Hao Wenwen. A freeform surface lens for indoor uniform illumination [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(4): 042201.  
丁纾妹, 余桂英, 郝雯雯. 用于室内照明的自由曲面均匀配光透镜设计[J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(4): 042201.
  - 8 Hyoung-Kil Yoon, Jun-Hee Lee, Jae Hwa Jeong, *et al.*. Auto-alignment for the focusing unit of NFR system by pattern recognition of neural network [C]. *International Symposium on Optical Memory and Optical Data Storage (ISOM / ODS)*, 2005, WP23.
  - 9 Hong Guo, Nina Korablinova, Qiushi Ren, *et al.*. Wavefront reconstruction with artificial neural networks [J]. *Opt Express*, 2006, 14(14): 6456–6462.
  - 10 Chen-Jung Li, Yi-Chin Fang, Ming-Chia Cheng. Study of optimization of an LCD light guide plate with neural network and genetic algorithm [J]. *Opt Express*, 2009, 17(2): 10177–10188.
  - 11 Ma Li, Xu Cixiong, Ouyang Hangkong, *et al.*. Detection method of laser gyroscope cavity adjustment based on momentum BP neural network [J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(4): 0402007.  
马 力, 徐次雄, 欧阳航空, 等. 基于动量 BP 神经网络激光陀螺调腔检测方法[J]. *中国激光*, 2012, 39(4): 0402007.
  - 12 Zhang Lei, Hu Chun, Qian Feng. An overview of the improved methods for solving the problem of local minimum in the BP algorithm [J]. *Industrial Control Computer*, 2004, 17(9): 33–34.  
张 磊, 胡 春, 钱 锋. BP 算法局部极小问题改进的研究进展[J]. *工业控制计算机*, 2004, 17(9): 33–34.
  - 13 Wang Yue, Cao Changxiu. Analysis of local minimization for BP algorithm and its avoidance methods [J]. *Computer Engineering*, 2002, 28(6): 35–36.  
王 越, 曹长修. BP 网络局部极小产生的原因分析及避免方法[J]. *计算机工程*, 2002, 28(6): 35–36.

栏目编辑: 张 腾