

文章编号: 0253-2239(2010)04-1015-05

基于遗传算法的改进相位差法波前误差传感技术研究

梁士通^{1,2} 杨建峰¹ 薛彬¹

(¹ 中国科学院西安光学精密机械研究所, 陕西 西安 710119; ² 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要 阐述了基于相位差法(PD)的波前误差传感技术的基本原理, 针对该方法的优化目标函数非线性度较高等特点, 提出了基于遗传算法(GA)的改进相位差法。对遗传算法的基本特点进行了分析, 遗传算法因其高效、并行和全局搜索等特性, 非常适合对相位差法的全局寻优。建立了由三个子镜组成的稀疏孔径系统, 给各子镜加入不同的活塞光程差, 分析了其优化目标函数的变化情况, 并采用遗传算法对该函数进行了全局寻优。通过实验模拟结果表明, 遗传算法可寻得系统的全局最优值, 其所寻得的活塞误差估计值与真实活塞光程差的均方根(RMS)可以达到 0.04λ , 具有较高的传感精度。

关键词 成像系统; 遗传算法; 相位差法; 稀疏孔径; 波前传感

中图分类号 O436.1 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103004.1015

A New Phase Diversity Wave-front Error Sensing Method Based on Genetic Algorithm

Liang Shitong^{1,2} Yang Jianfeng¹ Xue Bin¹

(¹ Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an, Shaanxi 710119, China)
(² Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract The basic principles of wave-front sensing based on phase diversity (PD) are expatiated. An improved PD based on genetic algorithm (GA) is proposed for the highly nonlinear character of PD's objective function. The parallel and global search features of GA are suitable for the global optimization of PD by analyzing the characters of GA. A sparse-aperture system composed by three sub-apertures with different piston errors is established. The changes of the optimization objective function are analyzed and the new PD based on GA is used to find the global optimal value of the system. The results of many experimental simulations show that: GA can find the global optimum value of the sparse-aperture system, and the root mean square (RMS) between estimated piston error found by GA and the true piston error is 0.04λ . The new PD has a high accuracy.

Key words imaging system; genetic algorithm; phase diversity; sparse-aperture; wave-front sensing

1 引 言

随着技术的发展和人们对光学高分辨率成像系统要求的日益提高, 稀疏孔径成像系统受到了各国学者的重视。稀疏孔径成像系统由多个子望远镜组成, 将各子镜收到的光束在像面进行干涉, 以提高系统的空间分辨率。而这必须保证参与干涉的光束之

间的光程差在 $1/10$ 个波长范围内, 才能达到提高分辨率的目的^[1,2]。除了子镜的加工误差外, 子镜间的活塞误差、倾斜误差等对其光程差影响最大。因此, 必须采用有效的传感方法对子镜间的误差进行估计, 并采用硬件或软件的方法对误差进行校正。

稀疏孔径成像系统的误差传感方法主要是利用

收稿日期: 2009-05-19; 收到修改稿日期: 2009-08-25

基金项目: 国家 863 计划和国家自然科学基金(60808028)资助课题。

作者简介: 梁士通(1984—), 男, 博士研究生, 主要从事光学设计和光学信息处理技术等方面的研究。

E-mail: liangshitong@yahoo.cn

导师简介: 杨建峰(1969—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事光学设计和成像光谱学等方面的研究。

E-mail: yangjf@opt.ac.cn

自适应光学的波前传感方法。常用的波前传感方法,如剪切干涉仪、哈特曼传感器等,大都需要对星观测,造成测量的困难。而相位差法(PD)结构简单,所需硬件较少,一般仅需扩展目标所成的焦面像和离焦像即可对波前进行传感。因此相位差法成为稀疏孔径成像系统波前传感的主要方法之一。但由于相位差法的优化目标函数较为复杂、非线性度较高,一般的优化算法如共轭梯度法、牛顿法等基于目标函数梯度的优化算法,在目标函数非线性度较高时容易陷入函数的局部最小值,而无法对误差进行正确的估计,造成误差传感精度的降低;在函数不连续或函数梯度不易获得时,基于梯度的优化算法是无法进行优化计算的。

遗传算法(GA)因其自身的非线性搜索特性和全局优化特性而被广泛使用。设计了一个由三子镜组成的稀疏孔径系统,采用 PD 建立了系统的目标估计函数,采用 GA 对该目标函数进行全局寻优,对误差的估计可以达到 0.04λ ,以较高的估计精度寻到目标函数的全局最小值。

2 相位差法的基本原理

相位差法最早由 Gonsalves^[3]提出,用于校正由于大气抖动给单口径光学系统所带来的相位误差。后被 Paxman^[4,5]和 Fienup 等^[6,7]用于提高稀疏孔径成像质量、提取系统相位差信息,并应用于自适应光学调整等。

相位差法的基本原理如图 1 所示。目标物经过远距离传输或进入一有像差的系统后,系统传递函数降低,成像质量下降。一般的成像系统直接采集位于理想成像面上的图像,然后进行图像处理。相位差法不同之处在于,在第一成像面之前加入一分光镜,分光镜后再加一图像采集单元,该单元不位于理想成像面处,而是位于离理想成像面有一微小离焦量 δ 处, δ 以波长为单位。较哈特曼传感器等传统波前传感方法,相位差法不直接测量系统的波前误差。由于焦面和离焦面上的图像包含了系统的

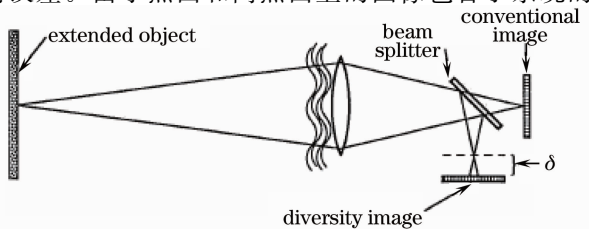


图 1 相位差法的基本原理

Fig. 1 Basic principle of the PD

波前误差信息,该波前误差可以用泽尼克多项式来拟合,对该系统采用适当的优化算法便可提取出泽尼克多项式的系数,然后对误差波前进行拟合,从而得到系统的波前信息。相位差法结构简单,较传统的波前传感技术容易实现。

为便于讨论,假设成像系统的目标物由非相干准单色光照明,成像系统为线性平移不变系统。系统成像面处的成像方程可简化为

$$f(x, y) = o(x, y) * s(x, y), \quad (1)$$

式中 $o(x, y)$, $f(x, y)$ 分别为物函数和像函数, $s(x, y)$ 为系统点扩散函数, $*$ 表示卷积。

对(1)式进行傅里叶变换得到

$$F(\epsilon, \eta) = O(\epsilon, \eta)S(\epsilon, \eta), \quad (2)$$

式中 $S(\epsilon, \eta)$ 为系统点扩散函数的傅里叶变换,也就是系统的光学传递函数(OTF)。对于理想成像面处的 OTF 为

$$S(\epsilon, \eta) = |S(\epsilon, \eta)| \exp[i\varphi(\epsilon, \eta)], \quad (3)$$

式中 $\varphi(\epsilon, \eta)$ 为未知的系统相位差,一般可用泽尼克系数来进行拟合

$$\varphi(\epsilon, \eta) = \sum_{j=1}^J \alpha_j \varphi_j, \quad (4)$$

系统的相位差用 J 阶泽尼克系数表示, α_j 为泽尼克系数。且记

$$\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_J], \quad (5)$$

则系统的光学传递函数 $S(\epsilon, \eta)$ 可以表示为频率和泽尼克系数 α 的函数 $S(\epsilon, \eta; \alpha)$ 。对于离焦通道的 OTF 为

$$S_d(\epsilon, \eta; \alpha) = |S_d(\epsilon, \eta)| \exp\{i[\varphi(\epsilon, \eta; \alpha) + \Delta\varphi]\}, \quad (6)$$

式中 $\Delta\varphi$ 为系统离焦相位差,可以表示为

$$\Delta\varphi = \frac{\pi\delta r^2}{4f^2}, \quad (7)$$

式中 δ 为系统离焦量, r 为系统归一化半径。 $\delta, \Delta\varphi$ 以波长为单位 f 为系统 F 数。则离焦面处像的频谱为

$$F_d(\epsilon, \eta) = O(\epsilon, \eta)S_d(\epsilon, \eta), \quad (8)$$

假定 $O(\epsilon, \eta)$ 为物函数,图像恢复的目的在于使复原的图像尽可能接近物函数。采用最优化方法使目标函数最小化。根据最大似然估计理论(MLE)^[8,9],系统的目标函数可记为

$$L(\alpha) = - \sum_{\epsilon}^{N_1} \sum_{\eta}^{N_2} [|F(\epsilon, \eta) - O(\epsilon, \eta)S(\epsilon, \eta; \alpha)|^2 + |F_d(\epsilon, \eta) - O(\epsilon, \eta)S_d(\epsilon, \eta; \alpha)|^2], \quad (9)$$

对目标函数 $L(\alpha)$ 求导数,并令其导数为零

$$\frac{\partial L(\alpha)}{\partial \alpha} = 0, \quad (10)$$

整理后可得物函数的估计为

$$O_M(\epsilon, \eta) = \frac{F(\epsilon, \eta)S^*(\epsilon, \eta) + F_d(\epsilon, \eta)S_d^*(\epsilon, \eta)}{|S(\epsilon, \eta)|^2 + |S_d(\epsilon, \eta)|^2}, \quad (11)$$

式中 $F(\epsilon, \eta)$ 和 $F_d(\epsilon, \eta)$ 分别为焦面和离焦面采集到的图像的频谱, $S(\epsilon, \eta)$ 和 $S_d^*(\epsilon, \eta)$ 为采用估计误

差参数 α 所得到的焦面和离焦的光学传递函数。因此若能得到 α 的准确估计, 就能得到对物函数频谱 $O_M(\epsilon, \eta)$ 的最大似然估计。对其进行维纳滤波即可对物函数进行复原。将(11)式代入(9)式并整理, 即可得到优化目标函数

$$L(\alpha) = \sum_{\epsilon}^{N_1} \sum_{\eta}^{N_2} \frac{|F(\epsilon, \eta)S_d^*(\epsilon, \eta; \alpha) - F_d(\epsilon, \eta)S^*(\epsilon, \eta; \alpha)|^2}{|S(\epsilon, \eta; \alpha)|^2 + |S_d(\epsilon, \eta; \alpha)|^2}, \quad (12)$$

上式为以 α 为变量的优化目标函数, 对 $L(\alpha)$ 进行优化, 求得函数的全局最小值点, 即可得到 α 的准确估计。但 $L(\alpha)$ 具有较高的非线性且为多目标优化函数, 普通的基于函数梯度的优化函数如共轭梯度法、牛顿法等优化函数对此高度非线性函数的优化容易陷入函数的局部最小值^[10, 11], 而对 α 做出错误估计。在函数梯度信息无法获得时, 该类优化函数甚至无法寻到目标函数最小值。遗传算法作为一种非线性优化算法, 因其可同时对搜索空间中的多个解进行评估, 使得该算法具有较好的全局搜索能力, 算法本身也易于并行化而得到了广泛的应用。

3 遗传算法的基本原理

遗传算法是模仿自然界生物进化机制发展起来的随机全局搜索的优化方法, 其本质是一种高效、并行和全局搜索方法^[12]。它对搜索空间进行编码, 通过模拟自然进化过程来进行搜索, 并能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识, 并自适应地控制搜索过程以求得最优解。

基本遗传算法是一种群体操作, 只使用基本遗传算子、选择算子、交叉算子和变异算子, 它是其他遗传算法的基础。其流程图如图 2 所示。

算法先对解空间以一定的精度进行编码, 生成整个种群。然后随机产生 N 个串结构数据, 生成初始种群, 遗传算法也以此 N 个串结构数据为初始点进行迭代。对 N 个初始点进行个体适应度评估, 得到各点的评估值, 如果有合适的个体, 就结束循环, 保存个体; 如果没有合适个体, 就对 N 个点按选择规则进行选择、变异和交叉操作。这模拟了自然界中的进化规律。交叉操作后对新产生的个体进行个体适应度评估, 回到循环开始点, 直至选出最优结果。

遗传算法不需要函数的导数信息, 仅用适应度函数来评估基因个体; 具有群体搜索特性, 使其具有较好的全局搜索性能; 其本身还具有固有的并行性

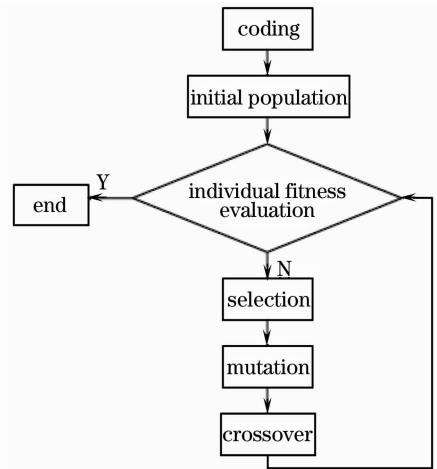


图 2 遗传算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the GA method

和并行运算能力, 这些特点使其对稀疏孔径成像系统的高度非线性多变量目标优化函数 $L(\alpha)$ 有较好的寻优能力。

4 仿真实验

4.1 活塞误差传感

使用 ZEMAX 光学设计软件构造由三子镜组成的稀疏孔径成像系统, 系统焦距 1 m, 相对孔径 1/5, 工作波长 $0.55 \mu\text{m}$, 系统填充因子为 33.3%。其在 ZEMAX 中的外形图如图 3 所示。

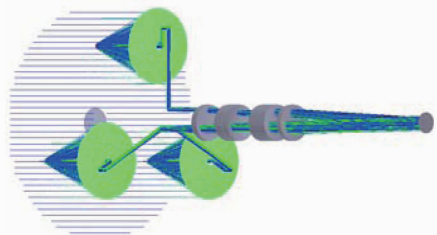


图 3 光学系统外形图

Fig. 3 Layout of the system

分别给三个子镜加入不同的活塞误差, 如图 4 所示, 活塞误差为各子镜之间的光程差, 以波长为单

位。假定孔径 1 无活塞误差,孔径 2 和 3 相对孔径 1 的活塞光程差分别 0.25λ 和 0.66λ 。离焦量选择 0.5λ 。在 ZEMAX 中对系统进行了模拟成像。焦面像和离焦面处的像如图 5 所示。

由于稀疏孔径成像系统孔径的稀疏化和误差的影响,系统调制传递函数下降,造成成像质量的降低,焦面图像比较模糊,对比度大幅度下降。对图 5(b)和(c)进行傅里叶变换,即可得到(12)式中的 $F(\epsilon, \eta)$ 和 $F_d(\epsilon, \eta)$ 。以优化目标函数 $L(\alpha)$ 为 GA 的种群中个体适应度评估函数。 α 有两个变量

$[\alpha_2, \alpha_3], \alpha_2$ 和 α_3 的取值范围为 $0 \sim 1$ 。分别用长度为 10 的二进制编码符号对参数空间 $[\alpha_2, \alpha_3]$ 进行编码,用 20 bit 二进制码即可表示整个参数空间。

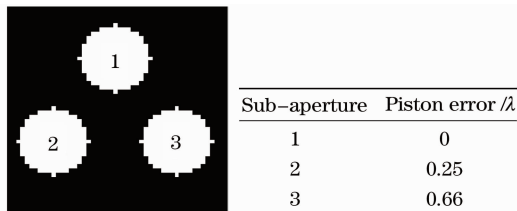


图 4 各子镜的活塞误差分布

Fig. 4 Error distribution of the system

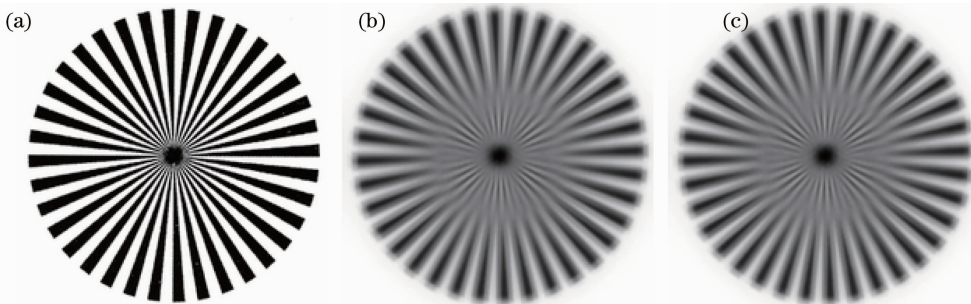


图 5 目标物及其在像面和离焦面上的图像。(a) 原始图像; (b) 焦面图像; (c) 离焦图像

Fig. 5 Original object and its in-focus image and out-focus image. (a); original object; (b) in-focus image; (c) out-focus image

选择操作是在群体中选择生命力强的个体产生新的群体的过程,根据个体的适应度的大小进行选择。在此选择常用的轮盘赌选择算子进行选择操作。该算子使每个个体进入下一代的概率等于它的适应度与整个种群适应度和的比值。交叉算子可以对相互配对的染色体按某种方式相互交换其部分基因,选择单点交叉即可满足要求。变异算子可以用来产生新的个体。变异算子的存在可以改善 GA 的局部搜索能力,维持群体的多样性,防止早熟现象。在此选用基因位突变算子,每次改变基因的一位。表 1 为采用上述算子时的 GA 所得到的各子镜的活塞误差值。

表 1 各子镜的遗传算法估计值

Table 1 Estimated piston error of GA

Sub-aperture	Estimated error / λ
2	0.2541
3	0.6632

图 6 为适应度函数在种群代数增加的情况下的变化情况。第一代种群的适应度函数值为 33.2512,且均值也较大,接近 26,随着种群的变异和进化,适应度函数值大幅度下降。但算法在第 70 代左右的地方适应度函数突然增大,但是,由于系统变异的存在,算法还是可以迅速的回到最优解附近,表现为适

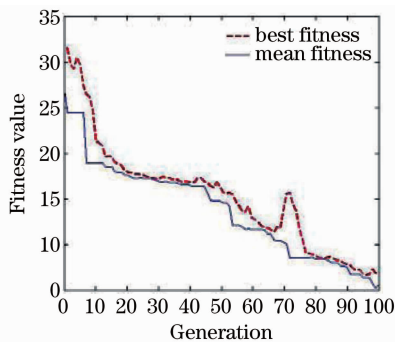


图 6 相位差法适应度函数 ($\alpha_2 = 0.25, \alpha_3 = 0.66$)

Fig. 6 Fitness function of the PD ($\alpha_2 = 0.25, \alpha_3 = 0.66$)

应度函数的下降。系统最终优化解为 3.7115,均值为 4.8156。子镜 2 和 3 的误差估计为 0.2541λ 和 0.6632λ ,相对真实误差的精度平均值为 1.06%,对活塞误差的平均估计可以达到 0.01λ ,该精度可完全满足后续补偿机构或软件恢复精度的要求。

为了进一步分析 GA 对系统误差的估计精度,将子镜 3 产生 0.66λ 的恒定光程差,将子镜 2 的光程差从 0 每次递增 0.05λ ,直至最大光程差 1λ 。每次递增后采用与上述相同的过程对该光程差进行估计。图 7 为真实光程差与采用 GA 对光程差的估计的曲线图。

采用 GA 所得到的误差估计值与误差真值相当

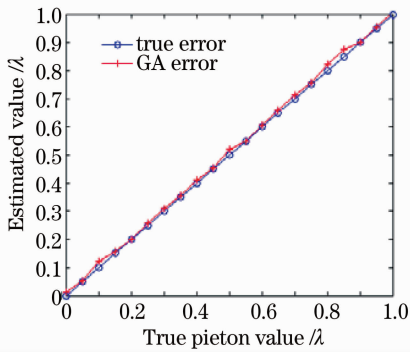


图7 GA 的误差估计值与真值的比较

Fig.7 Comparison between estimated piston of GA and the true piston value

接近, 两者的均方根误差为 0.042λ , 也就是对活塞误差的估计精度可以达到 0.04λ 。因此采用 GA 具有很强的优势。

4.2 采用维纳滤波恢复原始图像

得到对误差参数的估计后, 就可以求得带有误差的点扩散函数。采用该函数即可对采集到的图像进行维纳滤波^[13~15]。维纳滤波是一种线性图像复原方法, 其表达式为

$$F(\epsilon, \eta) = \frac{I(\epsilon, \eta)S^*(\epsilon, \eta)}{|S(\epsilon, \eta)|^2 + n_{\text{PNS}}}, \quad (13)$$

式中 $I(\epsilon, \eta)$ 为采集到的图像频谱, $S(\epsilon, \eta)$ 为带有误差的系统调制传递函数, n_{PNS} 为系统噪声功率比, $S^*(\epsilon, \eta)$ 为 $S(\epsilon, \eta)$ 的复共轭。 $F(\epsilon, \eta)$ 为对物函数的估计。图 8 为采用维纳滤波对焦面图像进行滤波后的图像。

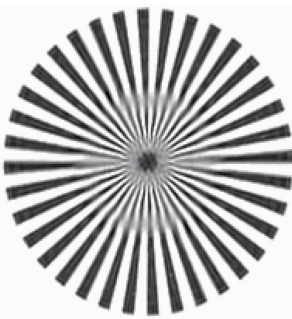


图8 维纳滤波后的图像

Fig.8 Wiener filtered image

维纳滤波后的图像与原始图像已相当接近, 这表明 GA 对误差参数的估计是正确的。但在复原图像中心处仍有部分模糊区, 这是由于填充因子过小, 调制转换函数(MTF)有零值区存在引起的。模拟结果表明, GA 作为一种随机搜索算法, 可以对基于 PD 的优化目标进行优化, 以较高的精度找到其最优解。

5 结 论

PD 结构简单, 对硬件要求较低, 可以采用扩展目标, 已经成为稀疏孔径成像系统误差传感的主要方法之一, 但其自身的高度非线性目标函数使其寻优比较困难。GA 由于其自身的随机搜索特性, 比较适合于对 PD 的高度非线性优化函数的优化, 在对活塞误差的模拟中可以达到平均 0.04λ 的估计精度。PD 与 GA 的结合, 必将进一步提高 PD 的传感精度和适用范围。

参 考 文 献

- 1 W. A. Traub. Combining beams from separated telescopes[J]. *Appl. Opt.*, 1986, **25**(4): 528~532
- 2 Qian Lin, Wu Quanying, Wu Feng *et al.*. Study on imaging of dual three sub-apertures design[J]. *Acta Optics Sinica*, 2005, **25**(8): 1030~1035
- 3 钱霖, 吴泉英, 吴峰等. 复合三子镜的成像研究[J]. *光学学报*, 2005, **25**(8): 1030~1035
- 4 G. A. Gonsalves. Phase retrieval and diversity in adaptive optics [J]. *Opt. Eng.*, 1982, **21**(5): 829~832
- 5 R. G. Paxman, J. R. Fienup. Optical misalignment sensing and image reconstruction using phase diversity[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1988, **5**(6): 914~923
- 6 R. G. Paxman, T. J. Schulz, J. R. Fienup. Joint estimation of object and aberrations by using phase diversity[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1992, **9**(7): 1072~1085
- 7 J. R. Fienup. Phase retrieval for undersampled broadband images[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1999, **16**(7): 1831~1837
- 8 N. K. Baba, Mutoh. Measurement of telescope aberrations through atmospheric turbulence by use of phase diversity[J]. *Appl. Opt.*, 2001, **40**(4): 544~552
- 9 J. R. Fienup. Phase retrieval algorithms: a comparison [J]. *Appl. Opt.*, 1982, **21**(15): 2758~2769
- 10 R. A. Gonsalves. Nonisoplanatic imaging by phase diversity[J]. *Opt. Lett.*, 1994, **19**(7): 493~495
- 11 R. L. Kendrick, D. S. Acton, A. L. Duncan. Phase-diversity wave-front sensor for imaging systems[J]. *Appl. Opt.*, 1994, **33**(27): 6533~6546
- 12 Wang Shengqian, Rao Changhui, Jiang Wenhan *et al.*. Analysis of spatial arrangement for optical synthetic aperture imaging system with four sub-apertures[J]. *Acta Optics Sinica*, 2008, **28**(4): 692~699
- 13 王胜千, 饶长辉, 姜文汉等. 四子孔径光学合成孔径成像系统空间排布性能分析[J]. *光学学报*, 2008, **28**(4): 692~699
- 14 Zhang Wenxiu, Liang Yi. Mathematical Foundation of Genetic Algorithms[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2000
- 15 张文修, 梁怡. 遗传算法的数学基础[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000
- 16 Wang Dayong, Fu Xiyang, Guo Hongfeng *et al.*. Imaging and image reconstruction of optical sparse-aperture system[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(10): 1557~1560
- 17 王大勇, 伏西洋, 郭红峰等. 光学稀疏孔径系统的成像及其图像复原[J]. *光子学报*, 2005, **34**(10): 1557~1560
- 18 Yi Hongwei. Study on the key issues of the optical sparse-aperture imaging systems. [D]. Xi'an: Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS, 2007
- 19 易红伟. 光学稀疏孔径成像系统关键问题研究[D]. 西安: 西安光学精密机械研究所, 2007
- 20 Wang Zhile, Zhang Wei, Long Funian. Image quality evaluation for diffraction limited optical synthetic aperture system[J]. *Acta Optics Sinica*, 2005, **25**(1): 35~39
- 21 王治乐, 张伟, 龙夫年. 衍射受限光学合成孔径成像系统像质评价[J]. *光学学报*, 2005, **25**(1): 35~39