

## 星地激光通信无波前传感器优化算法仿真分析

蔡 义<sup>1,2,3</sup>, 汪红熳<sup>1,2</sup>, 齐 波<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;  
2. 中国科学院光束控制重点实验室, 四川 成都 610209; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘 要:** 在星地激光通信中, 大气扰动会降低通信质量, 在通信的接收端对大气扰动进行补偿, 能提高通信质量。通信中的强闪烁等会出现波前探测器不能探测出波前畸变的情况, 需要采用无波前探测器的成像校正技术来实现星地激光通信中大气扰动的补偿。为了实现星地激光通信中大气扰动的实时补偿, 对改进遗传、模拟退火和模式逼近法这三种优化控制算法进行了仿真, 并从算法的收敛速度、校正效果、稳定性和变形镜操作次数等四个方面进行了比较和分析。仿真结果表明: 遗传算法收敛速度慢, 但将归一化光强从 0.0795 提升到 0.99, 适合于对静态像差的校正; 模式逼近法只需要 2 次迭代就能将归一化光强从 0.0795 提升到 0.862, 适合于星地激光通信中大气扰动的实时校正。

**关键词:** 遗传算法; 退火算法; 模式逼近法; 无波前探测器成像校正技术

**中图分类号:** TN292.12 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)04-1063-06

## Simulation of optimum algorithms with wavefront sensorless in satellite-to-ground laser communication

Cai Yi<sup>1,2,3</sup>, Wang Hongman<sup>1,2</sup>, Qi Bo<sup>1,2</sup>

(1. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;  
2. Key Laboratory of Beam Control, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;  
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** In the system of satellite-to-ground laser communication, the atmosphere disturb reduces the quality of communication. Correcting disturb at the sink of the communication can improve the quality of communication. Sometimes, the sensor can't estimate the wave-front, so it needs to use wave-front sensorless to correct the disturb. In order to compensate the disturb real-time, we simulated three improved optimum algorithms to correct the disturb, and compared the differences among Genetic algorithm (GA), sealing annealing algorithm (SA) and model-based approach algorithm in the convergence speed, precision, stability and the number of adding voltage to the deformed mirror. The simulation shows that: GA convergences very slowly, but can improve normalized intensity form 0.0795 up to 0.99, It can be used in correcting the static aberration, the model-based approach algorithm only need two iterations to improve normalized intensity form 0.0795 up to 0.862, It's proper for correcting the atmosphere disturb real-time.

**Key word:** genetic algorithm; simulated annealing algorithm; model-based approach algorithm; wave-front sensor-less image-sharpening

收稿日期: 2012-09-05; 修订日期: 2012-10-09

基金项目: 国家自然科学基金(40905011)

作者简介: 蔡义(1987-), 男, 硕士生, 主要从事最优化控制算法及像清晰化技术方面的研究。Email: yasiac@163.com

## 0 引言

星地激光通信作为一种新的通信技术,和微波通信相比具有极好的保密性、抗电磁干扰能力、信息容量大、功耗小和轻巧方便等优点,在星地通信、地面中短距离宽带通信等领域都有着广泛的应用和发展前景。而在星地激光通信系统中,大气湍流会使得光载波在传输过程中随机的改变其光束特性,致使携带信息的光波的强度和相位在空间和时间上都呈现随机起伏,造成闪烁现象,极大的降低了系统的成像质量和光束质量。因而在激光通信的接收端加入自适应系统,对传输过程中的大气扰动进行补偿,从而达到提升成像质量的目的。

而通信光波强度和相位在空间和时间上的起伏造成的闪烁现象,使得波前探测器不能测量出波前,因而在星地激光通信中需要采用无波前探测器的成像校正技术。无波前探测器的成像校正技术通过光电二极管直接对光强信号进行优化,实现对波前像差的校正。这样不仅减低了系统的复杂度,而且由于光电二极管测量光强的频带很高,从而提高了系统的带宽。

由于在无波前探测器的成像校正技术中,采用不同的控制算法,得到的像差校正带宽、相差校正精度等方面也有不同。现阶段常用的随即并行梯度下降算法(SPGD)一次闭环中迭代次数较高、对高阶校正效果有限、带宽较低等确定,所以文中主要对遗传算法(GA)、模拟退火算法(SA)以及模式逼近算法这三种优化算法进行了仿真,比较这此算法的优缺点,得到可能适合在星地激光通信中应用的优化算法。

## 1 算法仿真的系统模型

在仿真中,采用无波前探测器的波前校正方法,光电探测器探测到的光强,并用理想光强归一化来作为系统成像质量的评价函数,通过对归一化光强的优化从而提高系统的成像质量。仿真中的像清晰化系统包括波前校正器、算法控制器、像质传感器等几个部分。系统的框图如图 1 所示。

系统工作原理:由光电二极管测量(Photo detector)出光强,通过优化控制算法得到变形镜(DM)的控制

电压,使变形镜产生一个补偿波前,对入射的畸变波前进行补偿;如此迭代,直到满足系统对光强指标的要求。

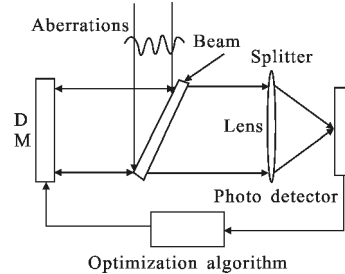


图 1 成像校正技术模型

Fig.1 Model of image sharpening

仿真中采用的是 32 单元变形镜,各驱动器成正方形排布,如图 2 所示。仿真中按照同光口径和驱动

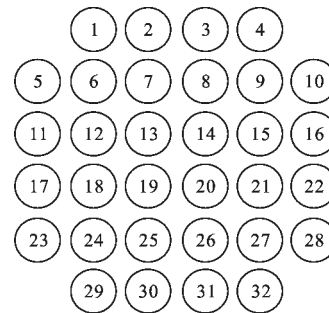


图 2 32 单元变形镜布局图

Fig.2 Configuration of 32-element DM

器间距对各驱动器坐标在单位圆内进行归一化,驱动器归一化间距为 0.4。变形镜驱动器的光学影响函数一般近似为高斯或超高斯函数形式为:

$$S_j(x, y) = \exp\{\ln w [\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} / d]^\alpha\} \quad (1)$$

式中:  $S_j(x, y)$  为第  $j$  个驱动器的影响函数;  $(x_i, y_i)$  为第  $j$  个驱动器的位置;  $w$  为驱动器交连值,通常为 5~20%之间;  $d$  为驱动器间距;  $\alpha$  为高斯指数。仿真中取  $w=0.08, \alpha=2$ 。变形镜面型变化  $u(x, y)$  可用各个驱动器影响函数  $S_j(x, y)$  的线性组合,可表示为:

$$u(x, y) = \sum_{i=1}^{32} u_j S_j(x, y) \quad (2)$$

式中:  $u_j$  为第  $j$  个驱动器所加电压。

## 2 优化算法的原理

### 2.1 遗传算法的基本原理

遗传算法<sup>[1-3]</sup>是一类借鉴生物界的进化规律(适者生存,优胜劣汰遗传机制)演化而来的自适应概率

性随机化迭代搜索算法。它是将个体的集合(群体)作为处理对象,利用遗传操作(选择、交叉、变异),是群体不断“进化”,直到寻找到满足要求的最优解。其算法的流程图如图 3 所示。

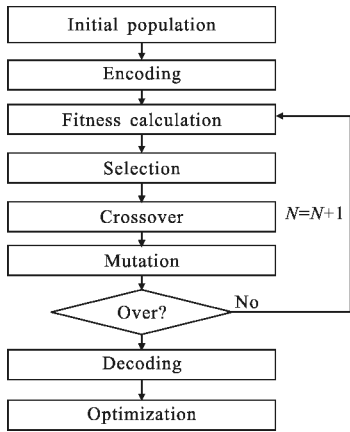


图 3 遗传算法流程图

Fig.3 Flow chart of this GA

由图可见,算法主要分为以下几个步骤:(1) 初始种群用于产生一定数目可能解的一个集合。在算法的迭代过程中,要保证种群中的个体数目不变;(2) 通过编码对种群中的可行解进行编码。编码的长度主要是由编码准则和最终要求的精度来共同决定的;(3) 对种群中的解计算适应度。一般在计算完种群中的各个个体的适应度后,一般都要进行适应度标定;(4) 在种群中选择适应度较高的个体进入下一代,为后面的交叉和变异做准备;(5) 在选择个体中,进行交叉操作。交叉运算是进化过程中产生新个体的重要手段,交叉概率通常取 0.2~0.6;(6) 对交叉后的种群进行变异操作,生成新的种群。变异是遗传算法产生新个体的另一种方法,变异概率一般控制在 0.005~0.01 范围内。然后看种群中的最优个体是否满足迭代终止条件(补偿精度达到要求或者达到一定的迭代步数),不满足则转入(3)中继续迭代;满足则对种群中的最优个体进行解码,实现对畸变的补偿。

### 2.2 模拟退火算法的基本原理

模拟退火算法<sup>[4-6]</sup>是根据热力学系统中先将固体加热至熔化,再徐徐冷却使之凝固成规整晶体的热力学过程而提出一种解大规模组合优化问题的理论方法。

模拟退火算法主要有:状态生成函数  $g$ ;接受准则函数  $h$ ;退温进度表  $T(k)$ 。算法的具体流程如图 4 所示。

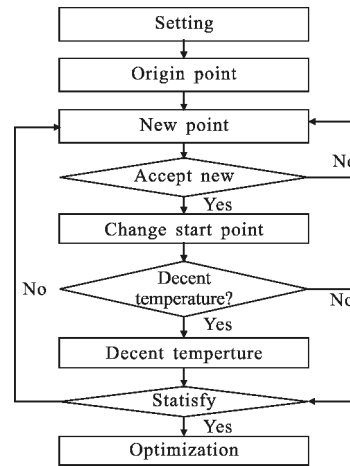


图 4 模拟退火算法的流程图

Fig.4 Flow chart of this SA

其中,(1) 初始设置主要是设置初始状态向量、初始温度和初始目标函数值;(2) 通过状态生成函数  $g$  得到当前向量  $x$  的一个邻向量  $x_1$ ;(3) 对邻向量  $x_1$  计算目标函数值,及目标函数的变化量,根据接受准则函数  $h$  判断是否接受新解,若接受则把  $x_1$  作为当前解,不接受则重新产生新解。接受准则函数一般为 Metropolis 准则,即以概率  $p$  接受新解。其中  $p$  为:

$$p = \begin{cases} 1 & \Delta J > 0 \\ \exp(\Delta J/T^{(k)}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\Delta J$  为新向量的目标函数值与当前目标函数值之差, $T^{(k)}$  为当前的温度;(4)接受新解后,看是否达到降温要求,满足则降温,不满足则看是否满足迭代中止,若不满足则继续产生当前解的邻域解,即转入(2)继续迭代;满足迭代中止条件则中止迭代,补偿畸变波前。

### 2.3 模式逼近法的基本原理

对于大气扰动,其造成的波前畸变在一定的特定范围内,对于补偿大气扰动,简单的方法就是对这个特定的范围内的所有点进行一次扫描,找出跟畸变波前最相近的一个点,然后通过波前校正器加入相反的波前,实现对畸变波前的补偿。但是对范围内的所有点都搜索一次的代价太大,所以通过启发式理论,对大气扰动空间分解成满足一定精度的区域包,通过空间覆盖来求解波前畸变<sup>[7]</sup>。

对于波前的光强可以表示为:

$$F(c) = I_0 \left| \frac{1}{\pi} \int_{\theta=0}^{2\pi} \int_{r=0}^1 \exp \left\{ j \sum_{n=1}^N c_n Z_n(r, \theta) \right\} r dr d\theta \right|^2 \quad (4)$$

式中： $c_n = a_n - b_n$  为校正后波前的系数； $a_n$  为畸变波前的系数； $b_n$  为给定分布的系数， $Z_n(r, \theta)$  对应第  $n$  项 zernike。对于小的  $|c|$ ，发现公式(4)约为：

$$F(c) \approx I_0(1 - |c|^2) \quad (5)$$

可以看出，公式(5)中通过  $n+1$  个  $b_n$ 、 $F(c)$  值求出  $a_n$ 。

### 3 三种算法的具体仿真和结果比较

对三种算法的仿真都是对一个特定的畸变波前进行校正，这个畸变波前由一组特定的 Zernike 系数来构建出来。其中： $zernike = [0, 0, 0, 0.9, -0.7, -0.4, 0.3, -0.2, 0.15, 0.1, 0.05]$  产生的畸变波前如图 5 所示。

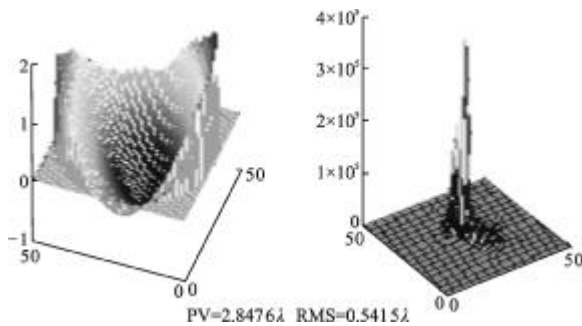


图 5 畸变波前与远场光斑

Fig.5 Aberration wave-front and irradiance distribution

#### 3.1 遗传算法的仿真

该遗传算法中，种群包括了 20 个个体，每个个体都表示最优解的可行解；每个个体都采用十进制编码，每位 Zernike 系数的精度到 0.000 1；遗传算法的选择操作是对适应度进行排序后，选取不同的最优个体 10 个直接进入下一代，另外的 10 个个体在随机产生，这样在每次迭代中都随机加入了 10 个新的个体，保证了种群中个体的多样性；交叉操作是对最优个体进行相对充分的交叉，其他的按概率 0.6 进行交叉；当适应度较小的时候，有较小的变异概率，当适应度较高时，取一个较大的变异概率，这样使得算法有一定跳出局部极值的能力。

另外，针对遗传算法早熟的情况，在种群中加入了保证种群多样性的机制，即让种群中归一化光强近似的只取其中较好的一个，其余通过重新产生新个体来是种群中的个体数目不变，从而使得遗传算法的早熟情况得到明显降低。

#### 3.2 模拟退火算法的仿真

模拟退火算法中，状态生成函数是由当前解的

一个给定的领域内随机产生一个新解，接受准则为 Metropolis 准则；温度退火表为指数退火，即：

$$T_{1k} = T_0 \cdot \exp(-0.99 \cdot ((k-1.9) \cdot 0.8)^{1/2}) \quad (6)$$

$$T_{2k} = T_0 \cdot \exp(-0.99 \cdot ((k-k1-0.9) \cdot 0.4)^{1/2}) \quad (7)$$

$$T_{3k} = T_0 \cdot (0.99)^k \quad (8)$$

式中： $T_0$  为初始温度； $T_{nk}$  为第  $n$  段  $k$  次迭代时的温度。

在模拟退火算法中，采用对温度退火表分三段来进行退火，使得在一次小迭代中退火算法的效率变高，减少了模拟退火算法的迭代次数。

#### 3.3 模式逼近法的仿真

在模式逼近法进行校正的仿真中，通过 Martin J.Booth 的研究，特定的  $n$  阶校正基底  $b_n$  中的第  $m$  个元素  $(b_n)_m$  满足：

$$(b_n)_m = \begin{cases} -\frac{(b_n)_m}{N-m+1} & m < n \\ \sqrt{1 - \sum_{p=1}^m (b_n)_p^2} & m = n \\ 0 & m > n \end{cases} \quad (9)$$

对畸变波前，通过变形镜叠加基底对应的电压，来测出  $n+1$  个光强值，通过非线性拟合的方法求出最初的畸变波前的 Zernike 系数，然后通过变形镜叠加相反的 Zernike 系数对应的电压，达到补偿畸变波前的目的。

#### 3.4 三种算法的比较

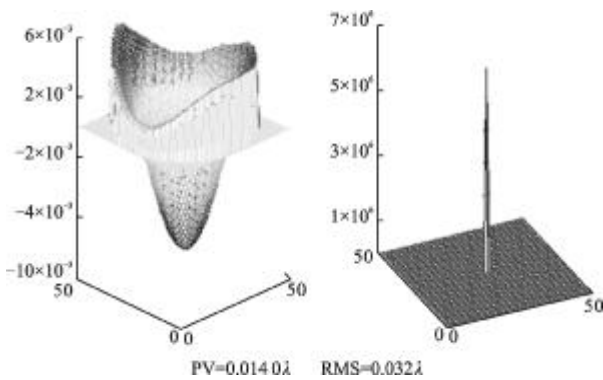
##### 3.4.1 三种算法的收敛效果比较

算法的收敛效果，是采用不同的控制算法进行波前补偿的重要评价标准。在三种算法中，都是以归一化光强作为补偿的适应度函数。初始归一化光强为 0.079 5。

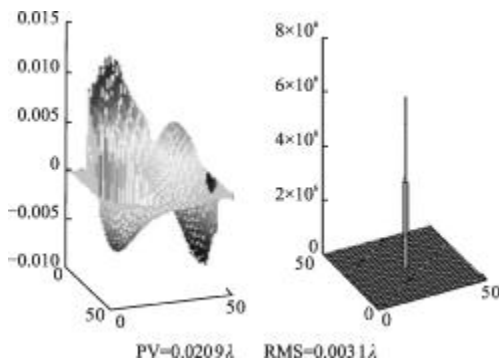
这三种波前补偿算法，在充分迭代的情况下，遗传算法能补偿绝大部分波前畸变。归一化光强接近 1，补偿后对应的 zernike = [0, 0, 0, 0.006, -0.001, -0.001, 0.0005, 0, -0.002, 0.0008, 0.4496]。

模拟退火算法能绝大部分补偿波前畸变，归一化光强大于 0.99，补偿后对应的 Zernike = [0, 0, 0, 0.0001, 0.004, 0, -0.0012, 0.0011, -0.0005, -0.7703]

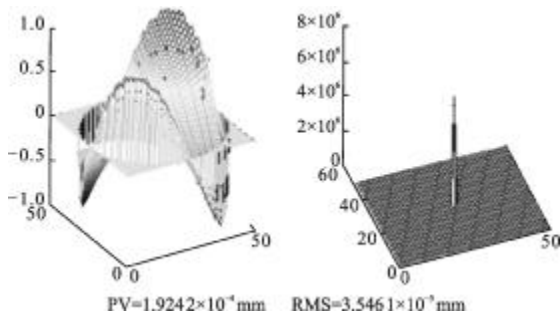
而模式逼近法能补偿畸变波前后，归一化光强达到 1.00 左右，补偿对应的 Zernike = [0, 0, 0, 0, 0, 0.0001, 0, 0, 0, 0, 0.05]。三种算法的补偿后的波面图像如图 6 所示。



(a) 遗传算法  
(a) GA



(b) 退火算法  
(b) SA



(c) 模式逼近法  
(c) Model-based approach algorithm

图 6 三种算法迭代后波面、PV、RMS、远场光斑

Fig.6 Wave-front, PV, RMS and irradiance distribution of the three algorithm

通过上面 3 个收敛后的波面、PV、RMS 的比较发现,三种算法都能是波前像差得到校正。

### 3.4.2 三种算法的收敛速度比较

收敛速度快慢是判断算法是否在实时自适应系统上得到实际应用的标准。如果校正后光斑的归一化光强等于或者大于 0.85, 则认为波前校正良好为标准,如表 1 所示。

表 1 算法收敛速度比较

Tab.1 Convergence speed of algorithm			
Algorithm	GA	SA	Model approach
Normalized light intensity	0.856	0.89	0.862
PV/mm	0.63	0.52	0.61
RMS/mm	0.054	0.029	0.035
Time/s	239.4	12.5	53.6
Steps	12	846	2

由表 1 可以看出:用时最少的是模拟退火算法,但是其迭代步数很多;遗传算法的步数较小,但是其在每一步迭代中用时很多;模式逼近法只需要两步迭代就能达到较高的归一化光强,而且一次迭代一般都可以将归一化光强提高到 0.6 左右。

### 3.4.3 三种算法稳定性比较

由于模式逼近法在每次波前校正加入的变化量由事先给定,所以对于特定的波前时,其算法过程中的所有数据都不会发生改变,因而不存在稳定性问题。对与特定的畸变波前,对遗传和退火算法,则每种算法运行 20 次得到归一化光强与迭代步数图,如图 7 所示。

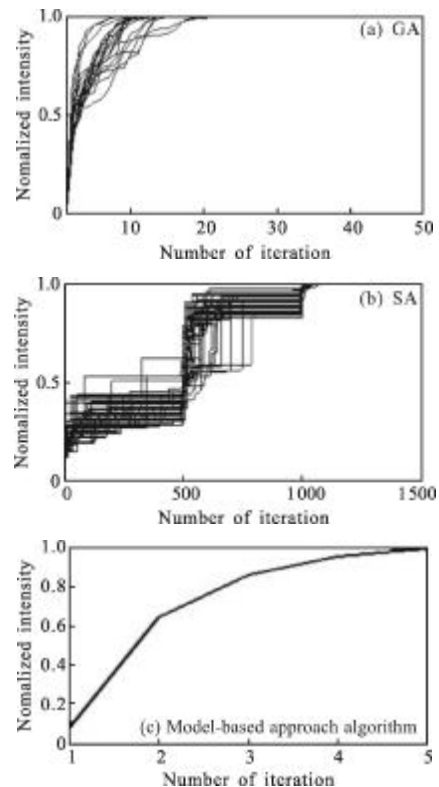


图 7 20 次迭代曲线模式逼近法

Fig.7 Curve of 20 closed-loops

对于图 7 中,遗传算法是采用了保留种群最优个体和保证种群多样性操作后,归一化光强与迭代

步数的关系;模拟退火算法也是通过了三段式退火,提过收敛效率后,归一化光强与迭代步数的关系。结果表明:遗传算法和退火算法在稳定方面都表现比较好,补偿后的波面的远场光强都几乎完全收敛到点光源的理想光强值。

#### 3.4.4 三种算法的变形镜操作次数

在波前畸变的补偿中,主要是通过控制算法控制变形镜上的各个单元加的电压来实现对波前的补偿,对变形镜的操作次数越少,对应的系统带宽越高。

对于遗传算法:一次迭代中,需要对变形镜进行  $20 \cdot (2 \cdot p_c + p_m)$  (其中,20 代表种群中的个体数目; $p_c$  为交叉概率; $p_m$  为变异概率。)次变形镜加电压和测量光强的操作,对于一次波前畸变的较好补偿,一般都少不了 20 代;对于模拟退火算法,一次迭代中需要对变形镜进行一次加电压和测量光强的操作,模拟退火算法补偿一个波前畸变需要上千次的迭代;对于模式逼近法,一次迭代需要对变形镜进行  $n+2$  次加电压和测量光强操作,模式逼近法只需要 3、4 代就能达到很好的校正效果。

通过上面的比较发现,对于三种算法的收敛效果来说,模式逼近法比遗传算法和模拟退火算法好。因为遗传算法和退火算法会带来高级相差,虽然可以在遗传算法和模拟退火算法中可以增加 zernike 的项数,然后对高级项舍去,来增加算法的精度,但是同时会带来算法复杂度的增加,降低算法的收敛速度;在仿真中各种算法的收敛速率还不是很快,这个主要是由于在仿真中,采用计算机来计算波面对应的光强,降低了算法的效率。仿真中收敛速率最快的为模拟退火算法,但是模式逼近法通过不到 10 次的测量就能达到 0.6 以上的校正效果是退火算法所不具有的,所以只要将逼近算法硬件化就能达到很高的系统带宽;在稳定性方面,经过优化的三种算法的稳定性都较好,而且改进的 GA 没有出现早熟的情况;在变形镜的操作次数和测量光强次数上,模式逼近法比遗传算法和模拟退火算法具有巨大的优势,而模拟退火算法与遗传算法在闭环过程中对变形镜的操作和光强测量的次数都较多。

## 4 结论

文中以激光通信系统中存在大气扰动,严重影响通信质量为背景,介绍遗传算法、模拟退火算法、模式逼近法这三种优化算法的基本原理。基于大气

扰动对波前的影响,以 32 单元变形镜为校正器件,建立了仿真模型。从算法的收敛效果、收敛速度、稳定性、对变形镜的操作次数等 4 个方面进行了比较。仿真结果表明:模式逼近法的收敛速度较快、精度较高、稳定性较好,而且在一次闭环迭代过程中,迭代步数很少,一次迭代步数只需要 8 次变形镜电压和 8 测光强测量,而逼近算法的本身速度是可以通过硬件来提升的,所以模式逼近法可以很大程度上提高系统的带宽,而校正效果没有太大的降低。因此,模式逼近法应该适合于在星地激光通信中对大气扰动的实时校正。为了实现星地激光通信中对大气扰动的实时校正,还需要在实验室搭建激光通信仿真平台,并对模式逼近法进行带宽和实际补偿效果测量,并优化模式逼近算法,满足大气扰动的实时校正。

#### 参考文献:

- [1] Tian Xiaomei, Zheng Jinhua. Adaptive genetic algorithm based on parents' similarity[J]. Computer, 2005, 18: 61. (in Chinese)
- [2] Yang Ping, Ao Mingwu. Adaptive optics genetic algorithm based on zernike mode coefficient [J]. Chinese Journal of Lasers, 2008, 3(35): 3. (in Chinese)
- [3] Wang Yingnian. The research and application of genetic algorithm[D]. , 2009, 8: 4-14. (in Chinese)
- [4] Rao Ruizhong, Huang Honghua, Huang Yinbo, et al. Analysis of the influence of the optical property of atmosphere on target imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2002, 6(31): 3. (in Chinese)
- [5] Tan Zuojun, Chen Haiqing, Kang Jingran, et al, Experiment on correction ability to the static wavefront aberration of MEMS-DMs [J]. Infrared and Laser Engineering, 2008, 12(37): 6. (in Chinese)
- [6] Zhu Haodong, Zhong Yong. A kind of renewed simulated annealing algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2009, 6(19): 6. (in Chinese)
- [7] El-Agmy R, Bulte H. Adaptive beam profile control using a simulated annealing algorithm[J]. Optics Express, 2005, 8(8): 13-16.
- [8] Booth M J. Wave-front sensor-less adaptive optics: a model-based approach using sphere patching [J]. Optics Express, 2006, 2(20): 14-4.
- [9] Song H, Fraanje R. Model-based aberration correction in closed-loop wave-front-sensor-less adaptive optics system[J]. Optics Express, 2010, 12(8): 18-23.