文章编号 1674-2915(2012)04-0407-09

基于Zernike模式的随机并行梯度下降算法的收敛速率

王卫兵[1,2],赵 帅[1],郭 劲[1*],王挺峰[1]
(1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所
激光与物质相互作用国家重点实验室,吉林 长春 130033;2.中国科学院 研究生院,北京 100049)

摘要:为了加快控制变形镜进行波前整形的随机并行梯度下降(SPGD)算法的收敛速率,提高实时波前整形能力,本文利用由12阶Zernike多项式构成的畸变波前和32单元变形镜建立了仿真模型。基于Zernike多项式的单位正交性,得到了两个常数矩阵,当斯特列尔比(*SR*)达到0.8时,需要算法迭代660次,简化了算法的运算过程,加快了算法运行时间。通过Matlab7.8.0对6种SPGD算法进行仿真对比,结果显示:当*SR*要求不高时,可使用间接固定双边SPGD算法来提高收敛速度;当*SR*要求较高时,则应当使用间接自动双边SPGD算法。提出的算法为实际的激光整形提供了理论指导。

关 键 词:波前整形系统;随机并行梯度下降算法;仿真;Zernike多项式;变形镜
中图分类号:TP301; TN241 **文献标识码**:A doi:10.3788/CO.20120504.0407

Convergence rate of stochastic parallel gradient descent algorithm based on Zernike mode

WANG Wei-bing[1,2,3], ZHAO Shuai[1,2], GUO Jin[1,2*], WANG Ting-feng[1,2]

(1. *State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun* 130033, *China*;
2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *China*)
* *Corresponding author, E-mail: guojin*1964@126.*com*

Abstract: To speed up the convergence rate of Stochastic Parallel Gradient Descent (SPGD) algorithm that was used to control a deformable mirror for wavefront shaping and to enhance the capability of real-time wavefront shaping, a simulation model was established by using wave-front distortion described by 12 Zernike polynomials and a 32-unit deformable mirror. Two constant matrixes were obtained with the orthogonality of Zernike polynomials in a unit circle, which simplizes computations and speeds up the running time of the algorithm. After 660 iterations, the Strehl ratio is 0.8. Comparison results of 6 kinds of SPGD algorithms with Matlab7.

收稿日期:2012-02-13;**修订日期**:2012-05-23

8.0 show that indirect-fixed-bilateral SPGD algorithm can be used in the conditions of low Strehl ratio, and indirect-varied-bilateral SPGD algorithm can be used in the conditions of high Strehl ratio, which will speed up the convergence rate of SPGD algorithm and provide the theoretical guidance for laser shaping.

Key words: wave-front shaping system; stochastic parallel gradient descent algorithm; simulation; Zernike polynomial; deformable mirror

1 引 言

波前畸变降低了激光光束质量,限制了激光的应用范围,但通过优化算法控制变形镜进行波前整形可改善光束质量。优化算法包括爬山算法、遗传算法、模拟退火算法和随机并行梯度下降(SPGD)算法等[1],其中利用SPGD算法进行波前整形是目前研究的热点之一。SPGD算法利用性能指标测量值的变化量和控制参数的变化量进行控制参数的梯度估计,以迭代方式在梯度下降方向上进行优化控制参数搜索[2]。

1997年,M. A. Vorontsov等人将SPGD算法成功应用在波前整形系统中[3],国内成都光电所姜文汉和李新阳课题组与国防科技大学刘泽金和梁永辉课题组在这方面也做了大量研究。在模拟仿真方面,文献[4]提到将Zernike多项式用变形镜面形影响函数表示可得到最大的SPGD算法收敛速率,但并未给出详细的结果;文献[5]对随机并行梯度下降算法进行了较为详细的模拟仿真研究,获得了很好的理论结果,而且文献[5,6]均认为算法收敛速率在很大程度上依赖于参数的选取;文献[7]对基于Zernike模式的SPGD算法从描述波前的Zernike阶数方面来研究算法的收敛速率和整形效果,提出了模式法和区域法结合的组合优化思想,但文献[2]指出仿真过程中性能指标测量模块的计算量是很耗时间的步骤;文献[8]也指出由于采用迭代法导致收敛速率较慢的缺点还未得到解决,这限制了系统在动态环境中的应用。

为了进一步提高随机并行梯度下降算法的收敛速率,本文在SPGD算法基础上进行理论分析,采用斯特列尔比作为系统性能评价函数,将波前和变形镜面形影响函数用同样的Zernike多项式表示,从算法的形式上研究了算法的收敛速率和整形效果。利用Zernike多项式的单位圆正交基性质,得到了两个常数矩阵,简化了算法的运算过程,加快了算法的运行时间;同时对算法的整形效果进行模拟仿真,获得了很好的结果,为实际的激光波前整形应用提供了理论指导。

2 仿真模型

如图1所示[2,5,7],波前整形系统工作原理

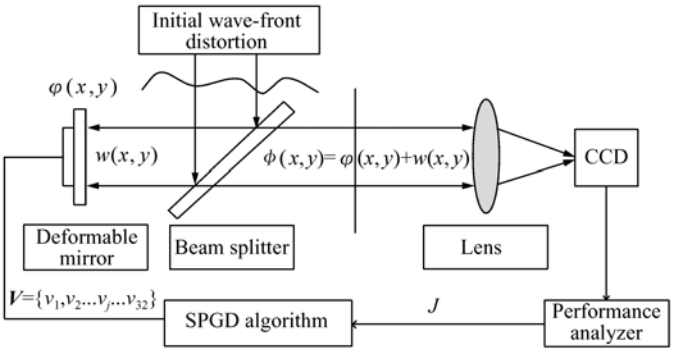


图1 波前整形系统

Fig. 1 Wave-front shaping system

为:性能指标分析器根据 CCD 采集到的数据计算性能指标 J 及其变化量 ΔJ,随机并行优化算法根据变化量 ΔJ 得出 32 单元变形镜控制电压矩阵 $\boldsymbol{V}=\{v_1,v_2,\cdots\cdots v_{32}\}$,并控制变形镜各驱动器来改变变形镜面形分布,然后由性能指标分析器计算校正相位后残余波前的性能指标 J 及其变化量 ΔJ,以此循环迭代进行,直到满足算法停止条件为止。迭代过程的本质是:在参数空间中寻找最佳变形镜控制电压矩阵 $\boldsymbol{V}_{\text{best}}=\{v_1,v_2,\cdots\cdots v_{32}\}$,使得变形镜面形 $w(x,y)$ 生成一个趋于原始波前 $-\varphi(x,y)$,从而使残余波前 $\phi(x,y)$ 最小,系统性能指标 J 趋于最优。

32 单元连续面型变形镜如图 2 所示[5],面形函数为:

$$w(x,y)=\sum_{j=1}^{32}v_jS_j(x,y)+\varepsilon',\tag{1}$$

$$S_j(x,y)=\exp\left\{\ln\overline{\omega}\cdot\left[\frac{\sqrt{(x-x_j)^2+(y-y_j)^2}}{d}\right]^{\alpha}\right\},\tag{2}$$

式中:$\overline{\omega}=0.08$,$\alpha=2$,$d=0.383$,$\overline{\omega}$ 为驱动器交联值,d 为归一化驱动器间距,α 为高斯指数,$S_j(x,y)$ 为变形镜面形影响函数,j 表示单个变形镜驱动单元,(x_j,y_j) 表示相应的单元坐标位置,v_j 表示相应的驱动单元控制电压,ε' 为可以忽略的拟合残差量。

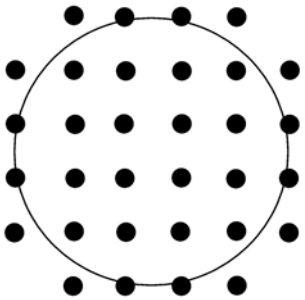


图 2　32 单元变形镜

Fig. 2　32-unit deformable mirror

3　波前整形原理

3.1　性能指标

斯特列尔比(SR)是一个通用的评价指标,是指实际畸变波远场光斑中心光强与理想平面波远场光强之比。根据物理光学,针对残余波前,可得到性能指标:

$$J=SR=\exp(-\sigma_\phi^2)\approx 1-\sigma_\phi^2,\tag{3}$$

$$\sigma_\phi^2=\frac{1}{S}\iint_S[\phi(x,y)-\overline{\phi(x,y)}]^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y=\overline{\phi^2(x,y)}-(\overline{\phi(x,y)})^2.\tag{4}$$

式(4)中 $\overline{\phi(x,y)}=\frac{1}{S}\iint_S\phi(x,y)\mathrm{d}x\mathrm{d}y$,$\overline{\phi^2(x,y)}=\frac{1}{S}\iint_S\phi^2(x,y)\mathrm{d}x\mathrm{d}y$,$S$ 为光束横截面积。

从式(3)中可看出,波前相位方差 σ_ϕ^2 越大,或是波面起伏程度越大,SR 越小,光束质量越差。所以,如果想得到接近理想的光波,那么就要减小波前相位方差 σ_ϕ^2。

3.2　基于 Zernike 模式的波前整形原理

文献[9]中前两项 Zernike 像差分别为倾斜像差,可利用倾斜镜单独校正,所以选择第 3 - 14 阶 Zernike 多项式来表示初始静态畸变波前:

$$\varphi(x,y)=\sum_{i=3}^{14}a_{0i}Z_i(x,y)+\varepsilon,\tag{5}$$

式中 $Z_j(x,y)$ 表示第 i 项 Zernike 多项式,a_{0i} 为相应项的系数,ε 为拟合残差,可忽略不计。

为了具有代表性并进行推广,将残余波前 $\phi(x,y)$ 表示为:

$$\phi(x,y)=\sum_{i=1}^{M}a_iZ_i(x,y)+\sum_{j=1}^{N}v_jS_j(x,y),\tag{6}$$

式中:M 表示 Zernike 多项式项数目,N 表示变形镜驱动单元数目,$\sum_{i=1}^{M}a_iZ_i(x,y)$ 表示前一次整形过程中的残余波前(为后面处理方便,此处也用 Zernike 多项式表示),此处的角标 i 从 1 开始,只是形式上的需要,不影响表达意义。

对变形镜面形影响函数而言,可使用相同项数的 Zernike 多项式进行拟合:

$$S_j(x,y)=\sum_{i=1}^{M}b_{ij}Z_i(x,y)+\varepsilon',\tag{7}$$

$$b_{ij}=\iint_S Z_i(x,y)S_j(x,y)\mathrm{d}x\mathrm{d}y,\tag{8}$$

式中:ε' 为拟合残差,可忽略不计,b_{ij} 是变形镜面形影响函数 $S_j(x,y)$ 和 Zernike 多项式 $Z_i(x,y)$ 的

常耦合系数,这是由于 $S_j(x,y)$ 和 $Z_i(x,y)$ 都是提前确定的,所以可以构成一个常数耦合矩阵 $\boldsymbol{B}_{M\times N}$。

利用 Zernike 多项式的单位正交性,采用矩阵形式,则式(3)可进一步化简为:

$$J = \exp[-\boldsymbol{C}_{1\times M}(\boldsymbol{A}_{M\times 1} + \boldsymbol{B}_{M\times N}\boldsymbol{V}_{N\times 1}]^2, \quad (9)$$

式(9)中各矩阵表示为:

$$\boldsymbol{V}_{N\times 1} = \{v_1, v_2 \cdots V_j \cdots V_N\}^{\mathrm{T}}_{1\times N},$$

$$\boldsymbol{A}_{M\times 1} = \{a_1, a_2 \cdots a_i \cdots a_M\}^{\mathrm{T}}_{1\times M},$$

$$\boldsymbol{C}_{1\times M} = \left[\frac{1}{S}\iint_S Z^2_{1\times M}\mathrm{d}x\mathrm{d}y\right],$$

$$\boldsymbol{Z}^2_{1\times M} = \{Z_1^2, Z_2^2 \cdots Z_i^2 \cdots Z_M^2\}_{1\times M},$$

$$\boldsymbol{B}_{M\times N} = \begin{Bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1j} & \cdots & b_{1N} \\ b_{21} & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_{i1} & \cdots & \cdots & b_{ij} & \cdots & b_{1N} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_{M1} & \cdots & \cdots & b_{Mj} & \cdots & b_{MN} \end{Bmatrix}_{M\times N}.$$

对静态畸变波前而言,式(9)中只有电压 $\boldsymbol{V}$ 变化,$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$ 都是常数矩阵,因此积分计算便转化成了关于 N 个点的代数计算,从而迅速提升了算法的模拟运行时间。在上述模型中 $M=12$,$N=32$。

3.3 随机并行梯度下降算法

SPGD 算法利用性能指标测量值的变化量和控制参数的变化量进行控制参数的梯度估计,以迭代方式在梯度下降方向上进行优化控制参数搜索[2]。双边 SPGD 算法步骤[1]为:

(1)设定变形镜初始控制电压 $V^{(0)} = \{v_1^{(0)}, v_2^{(0)} \cdots v_j^{(0)} \cdots v_{32}^{(0)}\}$,获得评价函数的初始值 $J^{(0)} = J(V^{(0)})$;

(2)第 k 次序列电压值为 $V^{(k)} = \{v_1^{(k)}, v_2^{(k)} \cdots v_j^{(k)} \cdots v_{32}^{(k)}\}$,得到 $J^{(k)} = J(V^{(k)})$;其中 N 为变形镜驱动单元数;

(3)产生服从二项分布的微小扰动电压 $\delta V^{(k)} = \{\delta v_1^{(k)}, \delta v_2^{(k)} \cdots \delta v_j^{(k)} \cdots \delta v_{32}^{(k)}\}$,$|\delta v_j^{(k)}|_{\max} = \delta$ 为扰动电压幅度;

(4)得到

$$\delta J^{(k)} = \delta J_+^{(k)} - \delta J_-^{(k)}, \quad (10)$$

$$\delta J_\pm^{(k)} = J(V_\pm^{(k)}) - J(_\pm^{(k)}), \quad (11)$$

$$V_\pm^{(k)} = V^{(k)} \pm \delta V^{(k)}. \quad (12)$$

(5)得到第 $k+1$ 次序列电压值为:

$$V^{(k+1)} = V^{(k)} + \gamma\delta V^{(k)}\delta J^{(k)}, \quad (13)$$

式中 γ 为增益系数,可选择固定值,也可选择自动变化值,如[10]:

$$\gamma^{(k)} = \gamma_0/(c + J^{(k)}). \quad (14)$$

(6)连续执行(2)~(5)步骤,直到满足算法停止条件为止,可以选择迭代次数或性能指标值作为停止条件,以下选择性能指标值作为停止条件。

4 仿真结果

随机产生的初始畸变波前分布如 4.2 节的图 3(a)所示,性能指标为 $J=0.024\ 8$,归一化衍射光强分布如图 4(a)和(e)所示。利用图 1 的波前系统,在处理器“Pentium(R) Dual-Core CPU E5300@2.60GHz 2.62 GHz”和操作系统为 32 位的计算机中通过 Matlab7.8.0 对上述模型进行模拟,分别对 6 种 SPGD 算法的收敛速率做了对比,并对间接固定双边 SPGD 算法的整形效果进行了模拟仿真。

4.1 6 种 SPGD 算法比较

选择固定增益 $\gamma=0.15$,算法停止条件 $J\leqslant 0.3$,连续运行 20 次,n 代表运行试验次数,i、J、t 分别代表校正到一定程度时的迭代次数、性能评价指标、算法运行时间和迭代频率,$\bar{i}$,$\bar{j}$,$\bar{t}$ 代表相应的平均值,$\bar{f}$ 表示平均迭代频率。下面 6 种 SPGD 算法中(可以组合出 8 种 SPGD 算法)间接算法指式(9)中简化的代数点运算,直接算法指未简化的积分运算;固定增益算法指采用固定增益系数,自动增益算法指采用自动变化增益系数;双边算法指同时采用 $V_+^{(k)}$ 和 $V_-^{(k)}$,单边算法指只采用 $V_+^{(k)}$ 或 $V_-^{(k)}$。

4.1.1 固定增益双边 SPGD 直接与间接算法比较

(1)间接算法

连续运行 20 次结果如表 1 所示,相应的平均值为:

$\bar{i}=56.350\ 0$,$\bar{J}=0.304\ 6$,$\bar{t}=0.001\ 8$ s,$\bar{f}=31\ 306$ Hz。

(2)直接算法

连续运行 20 次结果如表 2 所示,相应的平均值为:

$\bar{i}$ = 993.100 0, $\bar{J}$ = 0.300 0, $\bar{t}$ = 9.913 1 s, $\bar{f}$ = 100.180 6。

表 1　连续运行 20 次间接算法得到的结果

Tab. 1　Results of running indirect algorithm 20 times continuously

	运行次数 n									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
i	67	61	52	39	42	77	70	64	32	49
J	0.304 5	0.302 1	0.300 0	0.312 2	0.306 3	0.302 1	0.302 1	0.303 1	0.300 0	0.301 3
t/s	0.001 891	0.001 940	0.001 700	0.001 210	0.001 280	0.002 506	0.002 697	0.001 809	0.001 047	0.001 445
	运行次数 n									
	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
i	56	68	64	70	65	52	56	42	49	52
J	0.300 7	0.305 2	0.312 7	0.304 3	0.308 3	0.308 7	0.304 8	0.305 4	0.301 1	0.306 9
t/s	0.001 654	0.001 914	0.001 821	0.001 995	0.002 415	0.001 561	0.001 720	0.001 549	0.001 436	0.001 506

表 2　连续运行 20 次直接算法得到的结果

Tab. 2　Results of running direct algorithm 20 times continuously

	运行次数 n									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
i	944	976	1 026	947	1 001	1 163	1 102	970	947	881
J	0.300 1	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0
t/s	9.410 276	9.701 701	10.197 715	9.407 293	9.936 660	11.561 368	11.762 514	9.665 090	9.413 936	8.751 899
	运行次数 n									
	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
i	1 033	1 166	933	1 171	1 020	835	835	1 004	984	924
J	0.300 1	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0	0.300 0
t/s	10.295 261	11.597 511	9.266 343	11.657 484	10.135 313	8.286 057	8.301 444	9.966 321	9.771 982	9.175 796

(3)结果分析

同样条件下,从迭代次数上看,间接算法要比直接算法快近乎 17 倍,从运行时间上看,间接算法要比直接算法快近乎 5 507 倍,从迭代频率上看,间接算法要比直接算法快 300 倍。所以不论用什么来评价,间接算法都要优于直接算法。

4.1.2　间接双边 SPGD 固定增益与自动增益算法比较

固定增益系数选择 $\gamma = 0.15$,自动增益系数[10]选择:

$$\gamma^{(k)} = \gamma_0/(c + J^{(k)}). \tag{14}$$

还有其它表达式[5],可看出这是个随 J 变大而减小的减函数,令 $c = 0.001$, $J^{(0)} = 0.024\ 8$ 为初始畸变波前的 SR,则 $\gamma_0 = \gamma^{(0)}(c + J^{(k)}) = 0.003\ 9$。

与上面类似,选择算法停止条件 $J \leqslant 0.3$,连续运行 20 次求平均值。

(1)固定增益算法

同表 1 结果相同,为:

$\bar{i}$ = 56.350 0, $\bar{J}$ = 0.304 6, $\bar{t}$ = 0.001 8 s, $\bar{f}$ = 31 306 Hz。

(2)自动增益算法

连续运行 20 次结果如表 3 所示,相应的平均值为:

$\bar{i}$ = 416.100 0, $\bar{J}$ = 0.300 3, $\bar{t}$ = 0.011 0 s, $\bar{f}$ = 37 827 Hz。

(3)结果分析

同样条件下,虽然从迭代频率上看,自动增益算法要比固定增益算法快 1.2 倍,但是从迭代次数上看,固定增益算法要比自动增益算法快近乎

7倍,从运行时间上看,固定增益算法也要比自动增益算法快近乎6倍。采用迭代次数来衡量,固定增益算法也要好于自动增益算法。另外,由式(13)可看出,对增益系数的改变将影响到扰动电压幅度值,所以可不考虑扰动电压幅度的影响。

4.1.3 间接固定增益SPGD双边与单边算法比较

选择固定增益 $\gamma = 0.15$,算法停止条件 $J \leqslant 0.3$,连续运行20次求平均值。

(1)双边算法

同表1情况相同,为:

$\bar{i} = 56.350\ 0$, $\bar{J} = 0.304\ 6$, $\bar{t} = 0.001\ 8$ s, $\bar{f} = 31\ 306$ Hz。

(2)单边算法

连续运行20次结果如表4所示,相应的平均值为:

$\bar{i} = 111.350\ 0$, $\bar{J} = 0.301\ 7$, $\bar{t} = 0.002\ 3$ s, $\bar{f} = 48\ 413$ Hz。

表3 连续运行20次自动增益算法得到的结果

Tab. 3 Results of running automatic gain algorithm 20 times continuously

	运行次数 n									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
i	457	440	401	395	406	385	311	423	458	477
J	0.300 0	0.300 0	0.301 1	0.300 7	0.300 0	0.300 8	0.300 0	0.300 6	0.300 1	0.300 0
t/s	0.012 423	0.011 251	0.010 546	0.010 540	0.010 060	0.010 298	0.008 433	0.012 048	0.011 850	0.011 692
	运行次数 n									
	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
i	408	429	400	381	417	362	466	391	442	473
J	0.300 1	0.300 3	0.300 2	0.300 3	0.300 5	0.301 4	0.300 0	0.300 0	0.300 1	0.300 1
t/s	0.010 017	0.011 236	0.012 555	0.011 008	0.011 004	0.009 023	0.011 795	0.009 943	0.011 497	0.012 129

表4 连续运行20次单边算法得到的结果

Tab. 4 Results of running unilateral algorithm 20 times continuously

	运行次数 n									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
i	97	126	126	90	157	122	111	102	147	104
J	0.300 2	0.300 1	0.301 1	0.301 8	0.300 9	0.300 0	0.300 4	0.300 1	0.302 7	0.302 6
t/s	0.001 911	0.002 436	0.002 720	0.002 057	0.003 858	0.002 363	0.002 151	0.001 969	0.002 916	0.002 057
	运行次数 n									
	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
i	120	88	90	123	133	87	105	90	101	108
J	0.307 4	0.300 9	0.303 3	0.300 1	0.300 8	0.303 8	0.304 0	0.302 2	0.301 0	0.301 0
t/s	0.002 347	0.001 775	0.001 864	0.002 445	0.002 866	0.001 763	0.002 112	0.001 788	0.001 970	0.002 373

(3)结果分析

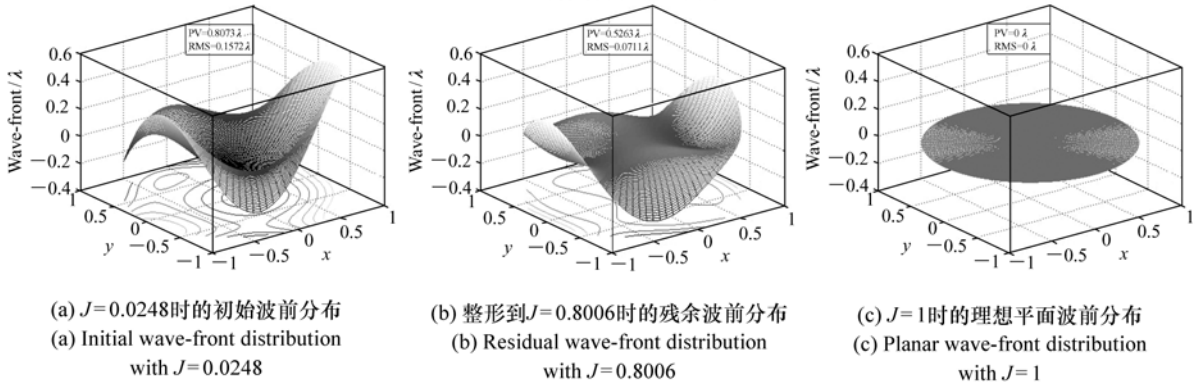
同样条件下,虽然从迭代频率上看,自动增益算法要比固定增益算法快1.5倍,但是从迭代次数上看,双边算法要比单边算法快近乎20倍,而且从运行时间上看,双边算法也要比单边算法快1.2倍。采用迭代次数来衡量,双边算法要优于单边算法。这与文献[2]中的结论一致。但在实际波前整形系统中,一次迭代单边和双边SPGD算法分别需2次和3次测量性能指标[2],由于数据采集系统的时间消耗,双边SPGD算法可能不及单边SPGD算法实时性好。

综合上面3对模拟结果,为了加快SPGD算法收敛速率,在性能指标要求不高时,最佳算法为间接固定双边SPGD算法;在性能指标要求较高时,最佳算法为间接自动双边算法,这与文献[5]得到的结果相符。此外,上述的每组对比的运行

条件只选择 $J\leqslant 0.3$,若选择 $J\leqslant 0.8$,那么对比效果就更明显了。近年来,为了进一步加快 SPGD 算法的收敛速率,文献[11-13]研制了基于硬件处理器的 SPGD 控制器,并取得了良好的效果。

4.2　间接固定双边 SPGD 算法的整形效果

上面只是将 SPGD 算法进行到了 $J=0.3$,为了进一步研究间接固定双边 SPGD 算法的整体效果,选择运行条件为 $J\leqslant 0.8$,同时为了加快收敛速率,此时取固定增益系数 $\gamma=6$,其他条件不变,连续仿真 50 次后结果为:平均完成一次静态波前畸变校正后,需要迭代次数 $\bar{i}=660$,校正时间 $\bar{t}=0.015\ 4$ s,性能评价指标 J 从 0.024 8 提高到 0.800 6,同时可求得迭代频率 $\bar{i}=42\ 825$ Hz。此时得到的波前分布和归一化衍射光强分布分别如



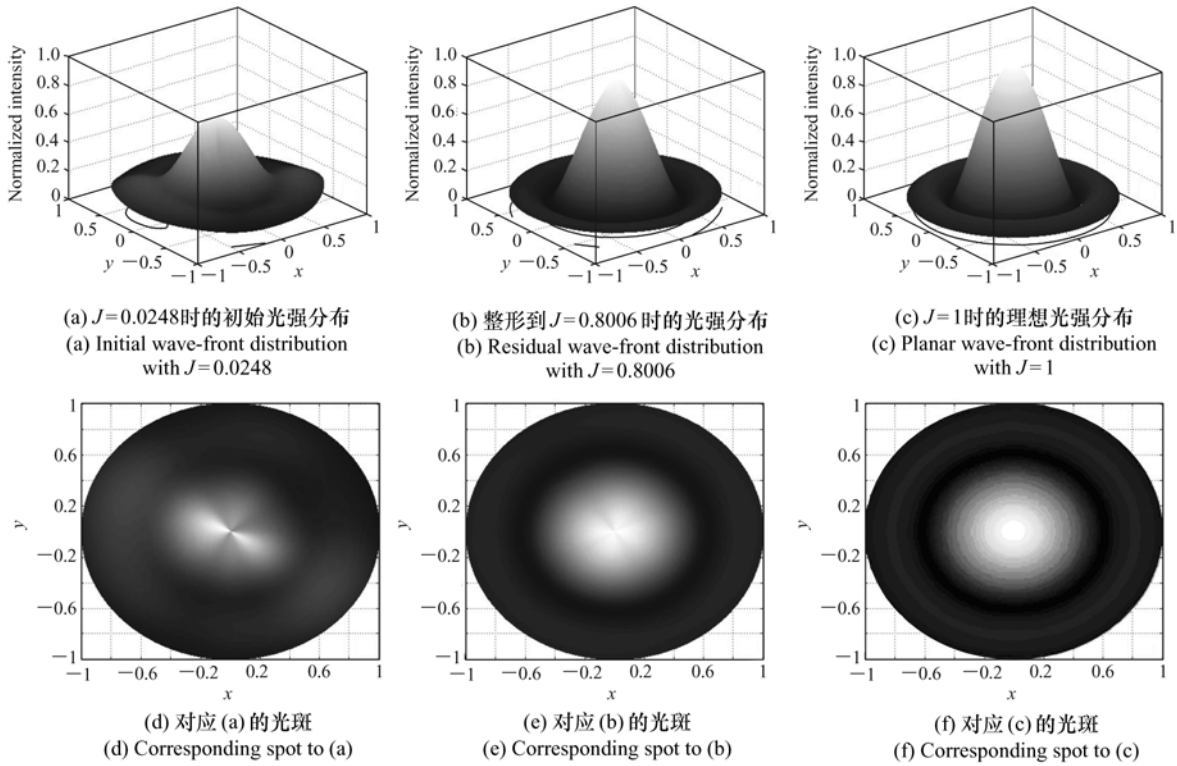
(a) $J=0.0248$时的初始波前分布
(a) Initial wave-front distribution with $J=0.0248$

(b) 整形到$J=0.8006$时的残余波前分布
(b) Residual wave-front distribution with $J=0.8006$

(c) $J=1$时的理想平面波前分布
(c) Planar wave-front distribution with $J=1$

图 3　利用间接固定双边 SPGD 算法仿真的波前分布图

Fig. 3　Simulation of wave-front distribution using indirect-fixed-bilateral SPGD algorithm



(a) $J=0.0248$时的初始光强分布
(a) Initial wave-front distribution with $J=0.0248$

(b) 整形到$J=0.8006$时的光强分布
(b) Residual wave-front distribution with $J=0.8006$

(c) $J=1$时的理想光强分布
(c) Planar wave-front distribution with $J=1$

(d) 对应 (a) 的光斑
(d) Corresponding spot to (a)

(e) 对应 (b) 的光斑
(e) Corresponding spot to (b)

(f) 对应 (c) 的光斑
(f) Corresponding spot to (c)

图 4　利用间接固定双边 SPGD 算法仿真的归一化衍射光强分布图

Fig. 4　Simulation of normalized diffraction intensity distribution using indirect-fixed-bilateral SPGD algorithm

图3、图4所示。从图3可看出,算法将初始畸变波前的 PV = 0.807 3λ, RMS = 0.157 2λ 整形到 PV = 0.625 3λ, RMS = 0.071 1λ,接近理想平面波前;从图4可看出,整形后的光强分布向平面波前的光强分布(服从贝塞尔函数分布形式)逼近。以上结果表明间接固定双边 SPGD 算法达到了波前整形的目的。

5 结 论

本文对 SPGD 算法进行波前整形的原理做了理论分析,基于 Zernike 多项式的单位正交性质,利用同样的 Zernike 多项式来拟合表示波前和变形镜面形影响函数,得到了两种常数矩阵 $\boldsymbol{B}$ 和 $\boldsymbol{C}$,这种间接算法大大简化了算法的运算过程。这种处理过程也可应用在模拟退火算法和遗传算法中。对间接、直接、双边、单边、固定增益和自动增益组合的6种 SPGD 算法进行了3组对比,结果发现,当性能指标要求不高时,可使用间接固定双边 SPGD 算法来提高算法的收敛速率;当性能指标要求较高时,应当使用间接自动双边 SPGD 算法。对间接固定双边 SPGD 算法的收敛速率和整形效果进行了仿真,收敛速率结果为:迭代660次后可使波前的性能评价指标 J 从 0.024 8 达到 0.800 6;整形结果表明 SPGD 算法可以达到波前整形目的,这些为激光整形提供了理论指导。

由于基于硬件处理器的 SPGD 控制器[12-13]可实现高速波前相位控制,下一步的工作将重点围绕这种 SPGD 控制器进行研究,并进行相应的实验验证。

参考文献:

[1] 王三宏. 机并行梯度下降自适应光学技术在光束净化中的应用[D]. 长沙:国防科学技术大学,2009.
WANG S H. Application of stochastic-parallel-gradient-descent adaptive optics techniques in beam cleanup[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009. (in Chinese)

[2] 杨慧珍,李新阳,姜文汉. 自适应光学系统几种随机并行优化控制算法比较[J]. 强激光与粒子束,2008,20(1):11-16.
YANG H ZH, LI X Y, JIANG W H. Comparison of several stochastic parallel optimization control algorithms for adaptive optics system[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2008, 20(1): 11-16. (in Chinese)

[3] VORONTSOV M A, CARHART G W, RICKLIN J C. Adaptive phase-distortion correction based on parallel gradient-descent optimization[J]. *Opt. Lett.*, 1997, 22(12): 907-909.

[4] VORONTSOV M A, SIVOKON V P. Stochastic parallel-gradient-descent technique for high-resolution[J]. *Opt. Soc. Am. A*, 1998, 15(10): 2745-2758.

[5] 杨慧珍,李新阳,姜文汉. 自适应光学系统随机并行梯度下降控制算法仿真与分析[J]. 光学学报,2007,27(8):1355-1360.
YANG H ZH, LI X Y, JIANG W H. Simulation and analysis of stochastic parallel gradient descent control algorithm for adaptive optics system[J]. *Acta Opt. Sinica*, 2007, 27(28): 1355-1360. (in Chinese)

[6] 马慧敏,张鹏飞,张京会,等. 自适应光学系统随机并行梯度下降算法[J]. 强激光与粒子束,2010,22(6):1206-1210.
MA H M, ZHANG P F, ZHANG J H, *et al.*. Stochastic parallel gradient descent algorithm for adaptive optics system[J]. *High Power Laser and ParticleE Beams*, 2010, 22(6): 1206-1210. (in Chinese)

[7] 杨慧珍,李新阳. 基于 Zernike 模式的自适应光学系统随机并行梯度下降算法[J]. 强激光与粒子束,2009,21(5):645-648.
YANG H ZH, LI X Y. Stochastic parallel gradient descent algorithm for adaptive optics system based on Zernike mode[J]. *High Power Laser and ParticleE Beams*, 2009, 21(5): 645-648. (in Chinese)

[8] YANG H Z, LI X Y, GONG C L, *et al.*. Restoration of turbulence-degraded extended object using the stochastic parallel gradient descent algorithm: numerical simulation[J]. *Opt. Express*, 2009, 19(5): 3052-3062.

[9] 李俊. 传输型详查相机微小自适应光学系统研究[D]. 武汉:华中科技大学,2006.
LI J. Study of the adaptive optic system in transmission type, high-resolution reconnaissance camera[D]. Wuhan: Hua-

zhong University of Science and Technology,2006. (in Chinese)

[10] 王三宏,梁永辉,龙学军,等. 随机并行梯度下降光束净化实验研究[J]. 光学学报,2008,28(4):613-617.
WANG S H,LIANG Y H,LONG X J,*et al*.. Experimental research of laser beam cleanup for dynamic aberrations based on stochastic parallel-gradient-descent method[J]. *Acta Opt. Sinica*,2008,28(4):613-617. (in Chinese)

[11] 王小林,周朴,马阎星,等. 基于随机并行梯度下降算法光纤激光相干合成的高精度相位控制系统[J]. 物理学报,2010,59(2):973-979.
WANG X L,ZHOU P,MA Y X,*et al*.. High precision phase control system in conherent combining of fiber laser based on stochastic parallel gradient descent algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*,2010,59(2):973-979. (in Chinese)

[12] 张金宝,陈波,王彩霞,等. 61 单元自适应光学系统随机并行梯度下降算法动态实验研究[J]. 中国激光,2010,37(3):668-674.
ZHANG J B,CHEN B,WANG C X,*et al*.. Dynamical wave-front distortion correction experiment based on stochastic parallel gradient descent algorithm for 61-element adaptive optics system[J]. *Chinese J. Lasers*,2011,37(3):668-674. (in Chinese)

[13] 王彩霞,李梅,李新阳,等. 基于随机并行梯度下降算法的自适应光学实时并行处理机[J]. 光学学报,2010,30(11):3076-3081.
WANH C X,LI M,LI X Y,*et al*.. Real-time parallel wavefront processor for adaptive optics based on stochastic parallel-gradient-descent algorithm[J]. *Acta Optica Simica*,2010,30(11):3076-3081. (in Chinese)

作者简介:王卫兵(1986—),陕西杨凌人,硕士研究生,主要从事优化控制算法、激光光束控制和整形等方面的研究。
E-mail wangweibing10@126.com

郭　劲(1964—),吉林长春人,研究员,博士生导师,主要从事光电对抗技术与装备研制等方面的研究。
E-mail:guojin1964@126.com