

基于波前梯度平方的自适应光学优化校正算法

文良华^{1*}, 黄琴英², 徐勋前¹

¹宜宾学院物理与电子工程学院, 四川 宜宾 644000;

²宜宾学院中美应用技术学院, 四川 宜宾 644000

摘要 为提高随机并行梯度下降 (SPGD) 算法的波前像差优化校正的收敛速度, 从 SPGD 算法原理出发, 分析算法迭代中制约其收敛速度的因素, 提出一种基于波前像差梯度平方寻优的随机并行梯度下降算法。通过理论公式推导, 分析波前梯度平方和波前随机扰动量的线性关系, 并利用远场光斑的归一化二阶矩, 近似计算波前像差梯度平方, 最终实现波前像差的优化校正。随后采用数值仿真方法对比分析已有的 SPGD 算法和本文算法的收敛速度和校正效果。最后通过菲涅耳波带片波前像差的无波前传感自适应光学校正实验, 进一步验证算法的性能。数值仿真和校正实验结果一致, 表明本文算法具有更快的收敛速度, 适应性更强。

关键词 大气光学; 波前像差; 无波前传感自适应光学; 随机并行梯度下降算法; 收敛速度; 波前梯度平方

中图分类号 O439

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.240103

Optimizing Correction Algorithm for Adaptive Optics Based on Square of Wavefront Gradient

Wen Lianghua^{1*}, Huang Qinying², Xu Xunqian¹

¹ School of Physics and Electronic Engineering, Yibin University, Yibin, Sichuan 644000, China;

² Sino-US Institute of Applied Technology, Yibin University, Yibin, Sichuan 644000, China

Abstract This study presents a stochastic parallel gradient descent (SPGD) algorithm based on the optimization of square of wavefront aberration gradient to improve the convergence speed of the SPGD algorithm for correcting the wavefront aberrations. Based on the principle of the SPGD algorithm, this study analyzes the constrained factors of the convergence speed in the algorithm iteration. Further, the linear relation between the square of wavefront aberration gradient and disturbances from random aberration is analyzed by deriving the theoretical formula; subsequently, the square of wavefront aberration gradient is approximately calculated by using the far-field spot's normalized second moment, and the optical correction of wavefront aberrations is finally realized. The convergence speed and correction effect of the proposed SPGD algorithm are then analyzed using numeric simulations and compared with those of the previous SPGD algorithms. Finally, a wavefront sensorless adaptive optics correction experiment for Fresnel zone plate wavefront aberrations is performed to validate the performance of the proposed SPGD algorithm. The numeric simulation and results of correction experiments consistently denote that the proposed method has a high convergence speed and a robust corresponding adaptability.

Key words atmospheric optics; wavefront aberrations; wavefront sensorless adaptive optics; stochastic parallel gradient descent algorithm; convergence speed; square of wavefront gradient

OCIS codes 010.1080; 140.3295; 220.1000

1 引言

在某些波前像差不便于感知的波前畸变自适应

光学校正应用中, 无波前传感自适应光学不需要探测波前像差, 可直接以光学系统的远场光强或者目标图像为优化对象, 以迭代寻优的方式实现波前畸

收稿日期: 2019-05-27; 修回日期: 2019-05-31; 录用日期: 2019-06-13

基金项目: 宜宾学院计算物理四川省高等学校重点实验室开放课题基金资助项目(JSWL2018KFZ02)

* E-mail: wlh45@126.com

变的有效校正,具有实现结构简单、集成度相对较高的特点。在波前校正器(变形镜)及其相应光学系统确定的情况下,波前畸变校正的效果和收敛速度主要取决于优化校正算法。因此优化校正算法的性能在很大程度上决定了波前像差校正效果。无波前传感自适应光学优化校正算法主要分为 model-free 和 model-based 两大类,其中 model-free 算法亦可称为基于搜索的盲优化校正算法,不依赖于系统数理模型,算法简单,因而被广泛采用。

1974年,盲优化校正算法首次应用于校正大气湍流的无波前传感自适应光学系统^[1]。1977年出现应用于激光光束合成与发射控制的高频振动算法^[2],随后激光应用领域使用爬山法^[3]。1997年,Vorontsov等^[4]提出迄今应用最为广泛的随机并行梯度下降(SPGD)算法,之后SPGD算法应用于光学显微镜^[5]、人眼成像^[6]等,并广泛应用于激光器谐振腔控制、输出模式转换、激光束整形、激光光束净化、相干合成等激光器应用领域^[7-13],及光纤耦合^[14-15]、自由空间光通信^[16]等,成为了最具代表性的优化式自适应光学校正算法。虽然SPGD算法具有实现简单、梯度估计、参数设置少等优点,但其收敛速度严重依赖于优化空间大小、搜索方向、优化步长和搜索起始位置,并会随波前像差强度的增大而迅速变慢。针对这些问题,研究人员对SPGD算

法的优化指标、随机扰动量、优化步长、迭代增益、搜索起始位置进行了大量研究,提出分段扰动^[17]、自适应增益步长^[18-19]、正交扰动^[20]、扰动与增益组合优选^[21]等方法,以改善SPGD算法的收敛性能。

本文提出以波前梯度为寻优指标的SPGD算法,以实现波前像差的快速校正。第2节主要分析SPGD算法的迭代原理,提出基于波前梯度平方的SPGD算法;第3节采用数值仿真方法,验证该SPGD算法的收敛速度与校正效果;第4节主要介绍菲涅耳波带片波前像差的校正实验,进一步验证算法的校正性能;最后给出算法研究的相关结论。

2 无波前传感自适应光学校正原理

无波前传感自适应光学系统的主要结构如图1所示,系统主要包括远场电荷耦合器件(CCD)相机、寻优控制器、高压放大器和波前校正器(变形镜)组成。寻优控制器根据CCD探测的远场光斑或者图像,采用优化校正算法,产生多通道控制信号,并经高压放大器后驱动变形镜,实现对变形镜面形的动态控制。通过算法迭代,寻求远场光斑或者图像相关指标的极值,从而实现波前像差的有效校正,即远场光斑或者图像评价指标最优化时,波前残差 $R(x, y)$ 最小。

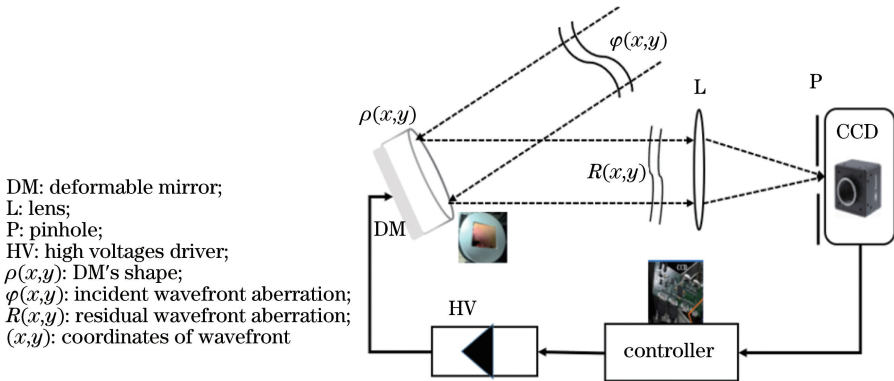


图1 无波前传感自适应光学系统原理

Fig. 1 Schematic of wavefront sensorless adaptive optics system

在光学系统参数确定后,无波前传感自适应光学的波前畸变的校正性能主要取决于优化校正算法。SPGD算法是一种被广泛应用的 mode-free 盲优化校正算法,但其收敛速度受多种因素影响。因此本文从SPGD算法原理出发,根据波前像差梯度平方物理量与随机扰动量的线性关系,利用远场光斑的归一化二阶矩,近似求解波前像差梯度平方,并以波前像差梯度平方作为SPGD算法优化指标,实

现波前像差的迭代校正,提高算法的校正速度。

3 算法理论研究

3.1 SPGD 算法基础

SPGD算法的迭代过程^[4,18,22]为

$$u_j^{(n+1)} = u_j^{(n)} - \gamma^{(n)} \frac{\partial J(u_1^{(n)}, u_2^{(n)}, \dots, u_N^{(n)})}{\partial u_j}, \quad (1)$$

式中: $u_j^{(n+1)}$ 和 $u_j^{(n)}$ 分别为第 $n+1$ 和第 n 时刻第 j

通道优化控制变量, $j=1, 2, \dots, N$, N 为通道数; $\gamma^{(n)}$ 为 n 时刻的增益系数; J 为优化控制变量 (u_1, u_2, \dots, u_N) 的泛函(优化指标)。对系统施加独立同分布的零均值且方差为 σ^2 的波前像差随机扰动, 在统计意义上可得

$$\Delta J \Delta u_j = \sigma^2 \frac{\partial J}{\partial u_j} + O(\sigma^4), \quad (2)$$

式中: ΔJ 和 Δu_j 分别为优化指标 J 和第 j 通道控制量 u_j 的无穷小增量; $O(\sigma^4)$ 为以标准差 σ 的 4 次方趋近于零的概率近似误差。

将(2)式代入(1)式, $\Delta J \Delta u_j / \sigma^2$ 以标准差 σ 的 2 次方趋近于零, $O(\sigma^2)$ 的精度趋近于 $\frac{\partial J}{\partial u_j}$, 即可得 SPGD 算法的迭代公式为

$$u_j^{(n+1)} = u_j^{(n)} - \gamma^{(n)} \Delta J^{(n)} \Delta u_j^{(n)}, \quad (3)$$

式中: $\Delta J^{(n)}$ 为第 n 次迭代时优化指标的增量; $\Delta u_j^{(n)}$ 为 j 通道控制量的第 n 次迭代扰动量。SPGD 算法迭代时采用双边随机加扰, 以获取优化指标 J 的梯度近似估计, 即

$$\begin{aligned} \Delta J^{(n)} = & J[u_1^{(n)} + \Delta u_1^{(n)}, u_2^{(n)} + \Delta u_2^{(n)}, \dots, \\ & u_N^{(n)} + \Delta u_N^{(n)}] - J[u_1^{(n)} - \Delta u_1^{(n)}, u_2^{(n)} - \\ & \Delta u_2^{(n)}, \dots, u_N^{(n)} - \Delta u_N^{(n)}]。 \end{aligned} \quad (4)$$

众多研究者以扰动量 $\mathbf{u} = (\Delta u_1, \Delta u_2, \dots, \Delta u_N)$ 、增益 $\gamma^{(n)}$ 、寻优指标 J 等开展相关研究, 以期提高 SPGD 算法的收敛速度。实际上 SPGD 算法迭代由(1)式向(3)式的演化遵循概率近似关系, 因此随机扰动量和优化指标量 J 之间的概率近似误差 $O(\sigma^2)$ 是 SPGD 算法收敛的一个关键因素, 即梯度估计的精度决定寻优方向, 进而极大影响收敛速度。

3.2 波前像差梯度平方

波前像差梯度平方定义为

$$\begin{aligned} M = & S^{-1} \left\{ \iint_S \left[\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial x} \right]^2 dx dy + \right. \\ & \left. \iint_S \left[\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial y} \right]^2 dx dy \right\}, \end{aligned} \quad (5)$$

式中: (x, y) 为波前坐标; $\varphi(x, y)$ 为波前像差; S 为入瞳面积。对变形镜施加随机波前像差扰动 $\rho(x, y)$ 后, 第 i 次施加扰动后对应的波前梯度平方 M_i 为

$$\begin{aligned} M_i = & S^{-1} \iint_S \left\{ \frac{\partial [\rho(x, y) + \varphi(x, y)]}{\partial x} \right\}^2 dx dy + \\ & S^{-1} \iint_S \left\{ \frac{\partial [\rho(x, y) + \varphi(x, y)]}{\partial y} \right\}^2 dx dy。 \end{aligned} \quad (6)$$

M 的增量为

$$\Delta M = M_i - M_0 = S^{-1} \iint_S 2 \cdot$$

$$\begin{aligned} & \left[\frac{\partial \rho(x, y)}{\partial x} \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial x} + \frac{\partial \rho(x, y)}{\partial y} \frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial y} \right] dx dy + \\ & S^{-1} \iint_S \left\{ \left[\frac{\partial \rho(x, y)}{\partial x} \right]^2 + \left[\frac{\partial \rho(x, y)}{\partial y} \right]^2 \right\} dx dy, \end{aligned} \quad (7)$$

式中: M_0 为系统未施加扰动时的波前像差梯度平方。

$$\begin{aligned} \varphi(x, y) = & \sum_{j=1}^N \beta_j F_j(x, y) = [F_1(x, y), \\ & F_2(x, y), \dots, F_N(x, y)] (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^T, \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \rho(x, y) = & \sum_{j=1}^N \alpha_j F_j(x, y) = [F_1(x, y), \\ & F_2(x, y), \dots, F_N(x, y)] (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)^T, \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $F_j(x, y)$ 为第 j 阶波前像差模式基函数; α_j 和 β_j 为相应的系数; $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)^T$ 和 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^T$ 分别为随机生成的扰动像差 $\rho(x, y)$ 和波前像差 $\varphi(x, y)$ 在任意的像差模式基函数 $\mathbf{F}(x, y) = [F_1(x, y), F_2(x, y), \dots, F_N(x, y)]^T$ 下的多项式展开系数矢量。

将(8)式和(9)式代入(7)式可得

$$\Delta M = 2\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}, \quad (10)$$

式中: \mathbf{K} 为像差模式基函数间的斜率相关矩阵。

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} & \cdots & k_{1N-1} & k_{1N} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} & \cdots & k_{2N-1} & k_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ k_{N1} & k_{N2} & k_{N3} & \cdots & k_{NN-1} & k_{NN} \end{pmatrix}, \quad (11)$$

其中 \mathbf{K} 矩阵的元素定义为

$$\begin{aligned} k_{j,q} = & S^{-1} \iint_S \frac{\partial F_q(x, y)}{\partial x} \frac{\partial F_j(x, y)}{\partial x} dx dy + \\ & S^{-1} \iint_S \frac{\partial F_q(x, y)}{\partial y} \frac{\partial F_j(x, y)}{\partial y} dx dy, \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $F_q(x, y)$ 为第 q 阶波前像差模式基函数, 其中 $j \neq q$ 。

施加随机像差扰动 $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)^T$ 后, (10)式中的 $\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}$ 为常量, 而 $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)^T$ 是由波前像差的模式系数常量构成的矢量, 由此可知 ΔM 与扰动 $\boldsymbol{\alpha}$ 是线性关系, 故将 M 作为 SPGD 算法寻优指标时, 不存在(3)式所示的由近似线性引入的随机误差, 从而得到准确的梯度信息, SPGD 算法可获得更快的收敛速度。

3.3 基于波前像差梯度平方的 SPGD 算法

由上述分析可知, M 作为优化指标应获得更快

的收敛速度,但无波前传感自适应光学系统中无波前传感器,故波前像差 $\varphi(x, y)$ 未知,因此需要通过远场信息间接获取 M 。幸运的是已有文献^[23-24]研究表明:小孔遮拦的焦平面远场光强的归一化二阶矩 D 与 M 呈近似线性关系。

$$D = \frac{\iint I(x_1, y_1) \left[1 - \frac{(x_1^2 + y_1^2)}{R_0^2} \right] dx_1 dy_1}{\iint I(x_1, y_1) dx_1 dy_1} = \frac{\iint I(x_1, y_1) \left(1 - \frac{r^2}{R_0^2} \right) dx_1 dy_1}{\iint I(x_1, y_1) dx_1 dy_1}, \quad (13)$$

式中: (x_1, y_1) 为焦平面坐标; $I(x_1, y_1)$ 为焦平面小孔遮拦的远场光强分布; R_0 为远场分布提取的区域半径,以衍射极限的倍数为单位, $r = \sqrt{x_1^2 + y_1^2}$, 如果 $r > R_0$, $r = 0$ 。

M 与 D 的近似线性关系为

$$M \approx C_0(1 - D), \quad (14)$$

式中: C_0 为线性常数,其值可通过离线仿真计算获得。

通过相机探测远场光斑并计算 D , 进而获得波前像差梯度平方 M 的增量,从而实现基于 M 优化指标的 SPGD 算法。

$$\boldsymbol{\beta}^{(k+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(k)} + \gamma \Delta \boldsymbol{\beta}^{(k)} \Delta M^{(k)}, \quad (15)$$

$$\Delta M^{(k)} = M[\boldsymbol{\beta}^{(k)} + \Delta \boldsymbol{\beta}^{(k)}] - M[\boldsymbol{\beta}^{(k)} - \Delta \boldsymbol{\beta}^{(k)}], \quad (16)$$

$$\mathbf{V} = C_{ZV} \boldsymbol{\beta}^{(k)}, \quad (17)$$

式中: $\boldsymbol{\beta}^{(k)}$ 和 $\boldsymbol{\beta}^{(k+1)}$ 分别为 k 和 $k+1$ 时刻的像差系数矢量; $\Delta \boldsymbol{\beta}^{(k)}$ 为 k 时刻服从伯努利分布的波前模式像差随机系数矢量; γ 为增益步长; $\Delta M^{(k)}$ 为向 D 和

M 施加 $[\boldsymbol{\beta}^{(k)} + \Delta \boldsymbol{\beta}^{(k)}]$ 和 $[\boldsymbol{\beta}^{(k)} - \Delta \boldsymbol{\beta}^{(k)}]$ 波前像差系数矢量对应的多通道控制电压后的系统优化指标量之差,即 M 的梯度估计; $\mathbf{V} = (v_1, v_2, \dots, v_N)^T$ 为变形镜驱动电压矢量; C_{ZV} 为像差模式函数到变形镜驱动电压的映射矩阵。由(15)式可实现基于波前像差梯度平方的 SPGD 算法的无波前传感自适应光学波前像差校正。

4 数值仿真及分析

采用 Noll^[25]的方法随机生成由 18 阶泽尼克像差构成的像差强度 (D_0/r_0 , 其中 D_0 为望远镜口径, r_0 为大气相干长度) 分别为 2.5 和 5 的波前像差各 100 组, 分别以(5)式的像差梯度 M 和 J 为 SPGD 算法的寻优指标。 J 可表示为

$$J = \frac{\sum I^2(x_1, y_1)}{[\sum I(x_1, y_1)]^2}. \quad (18)$$

SPGD 算法实现波前像差迭代校正中的斯特列尔比(SR)如图 2 和 3 所示,其统计平均值如图 4 所示。

在 100 组随机波前像差输入且当像差强度 $D_0/r_0 = 2.5$ 时,采用常用的优化指标 J 的 SPGD 算法收敛次数为 28(斯特列尔比终值大于 0.9 视为算法收敛),其收敛率为 28%; 迭代 600 次后其最大斯特列尔比为 0.81, 统计均值为 0.15, 即迭代 600 次时未收敛。而基于 M 寻优指标的 SPGD 算法收敛数为 100, 其收敛率为 100%; 当其迭代 600 次后, 100 组波前全部收敛; 迭代 400 次数时, 收敛次数为 52, 收敛率为 52%。当入射波前像差强度 $D_0/r_0 = 5$ 时,采用 J 寻优指标的 SPGD 算法的斯特列尔比终

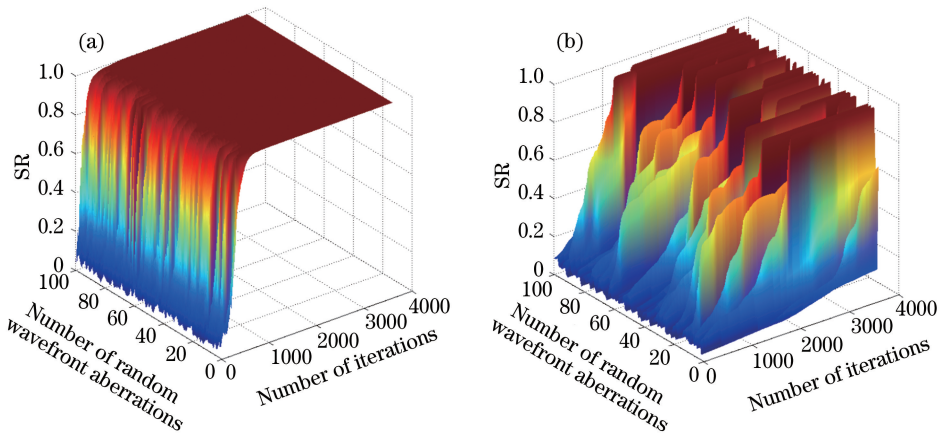


图 2 相扰 $D_0/r_0 = 2.5$ 的 100 组随机波前像差下 SPGD 算法的收敛仿真。(a) 基于 M 的 SPGD 算法结果; (b) 基于 J 的 SPGD 算法结果

Fig. 2 Convergence simulations of SPGD algorithm under 100 groups of random wavefront aberrations with $D_0/r_0 = 2.5$.

(a) Results of SPGD algorithm based on M ; (b) results of SPGD algorithm based on J

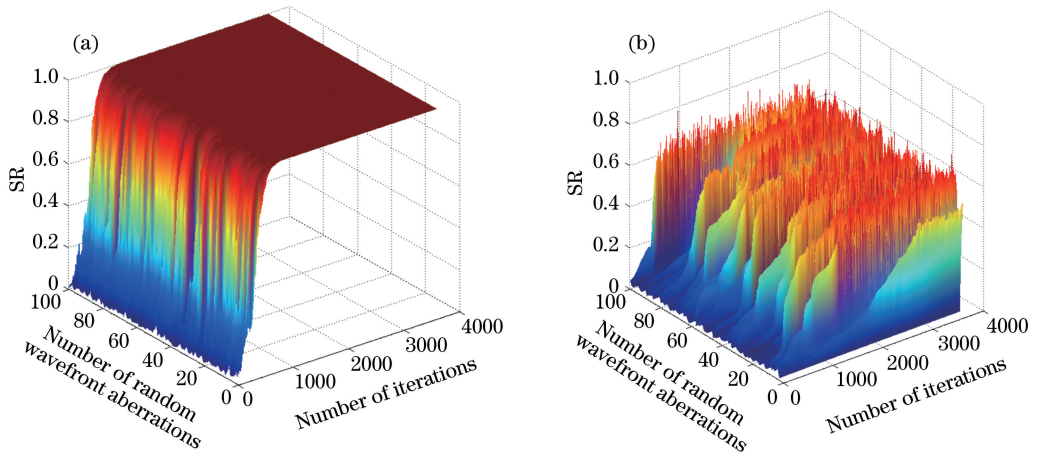


图3 相扰 $D_0/r_0=5$ 的 100 组随机波前像差下 SPGD 算法的收敛仿真。(a)基于 M 的 SPGD 算法结果；(b)基于 J 的 SPGD 算法结果

Fig. 3 Convergence simulations of SPGD algorithm under 100 groups of random wavefront aberrations with $D_0/r_0=5$.

(a) Results of SPGD algorithm based on M ; (b) results of SPGD algorithm based on J

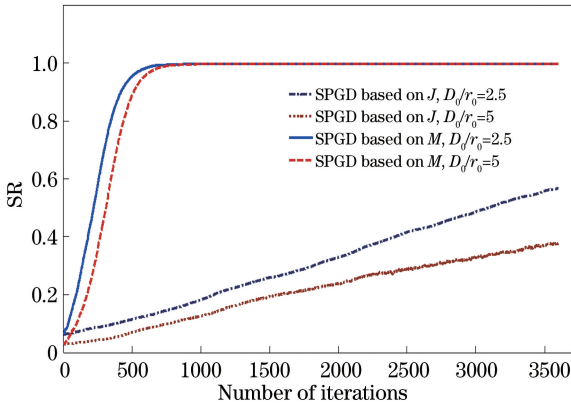


图4 在 100 组随机波前像差下 SPGD 算法的统计平均 SR 曲线

Fig. 4 Statistic average SR curves of SPGD algorithms under 100 groups of random wavefront aberrations

值最大为 0.79,收敛次数为 0,收敛率 0%。而基于 M 优化指标的 SPGD 算法的收敛次数为 100,收敛率为 100%;迭代 600 次时 100 组波前校正全部收敛;迭代 400 次时收敛次数为 39,收敛率为 39%。可知基于 M 寻优指标的 SPGD 算法受像差强度影响较小。

综合图 2~4 的结果可知,采用常见的 J 寻优指标的 SPGD 算法的收敛速度随波前相扰强度和搜索起始位置不同而出现明显差异,且算法的随机量、增益设置等参数的适应性差,甚至出现大量局部最优;基于 M 寻优指标的 SPGD 算法收敛速度快,受波前像差强度变化的影响小,且其参数适应性强。仿真结果表明本文基于 M 寻优指标的 SPGD 算法具有快速收敛性和全局最优特性。

5 实验及分析

为验证算法在实际系统中的性能,搭建了图 5 所示的菲涅耳波带片(FZP)的波前像差校正实验系统。实验系统主要由平行光源、圆形光阑、FZP、缩放束系统、倾斜镜(TM)、变形镜(DM)、远场相机(集成在复合传感器中)和控制计算机组成。FZP 自身波前像差校正采用图 1 所示模型的无波前传感自适应光学模型,并采用 SPGD 算法为快速波前像差校正迭代优化算法。SPGD 算法的寻优指标分别为波前斜率梯度平方 M 、优化指标 J 、桶中功率 P (一定圆域内光强的和)。

控制计算机采用实时 Linux 内核技术实现 SPGD 算法,以实施 FZP 自身波前像差的优化校正,并实时采集 FZP 的远场光斑以对不同优化校正算法的性能进行数值分析。FZP 波前像差校正前后的远场光斑如图 6 所示。

经过迭代校正后,基于不同优化指标的 SPGD 算法均可得到近衍射极限的远场光斑,其远场光斑的形态几近相同,峰值光强可由 985 个灰度值(ADU)提高到 1800 多个 ADU,但其收敛时间大不相同。采集闭环前后 3000 frame 远场光强图像,采用远场光强、光斑等效半径和迭代电压分析其收敛速度,相应物理量在迭代过程中的值如图 7~9 所示。

由图 7 的峰值光强可知,基于 M 寻优指标的 SPGD 算法在闭环 500 frame 时收敛,采用优化指标 J 的 SPGD 算法在 2800 frame 时收敛,而以 P 为优化指标的 SPGD 算法收敛帧数超过 3000 frame。

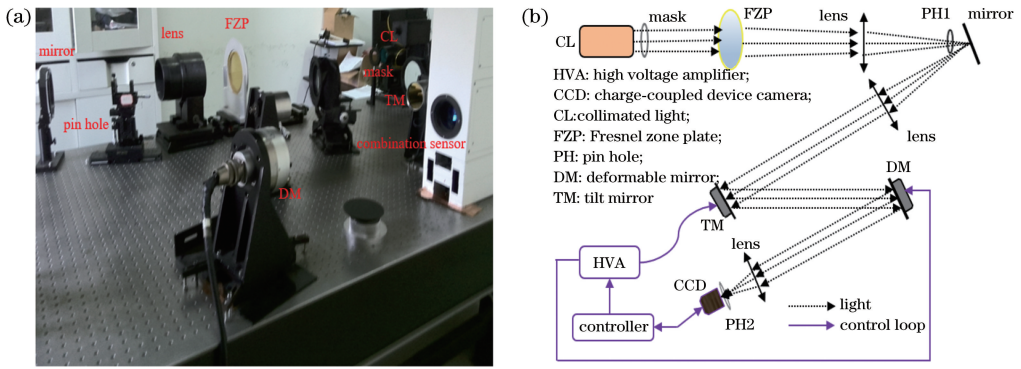


图 5 FZP 波前像差校正实验系统。(a) 实验系统；(b) 实验原理图

Fig. 5 Experimental system for correcting wavefront aberrations of FZP. (a) Experimental system; (b) principle of experiment

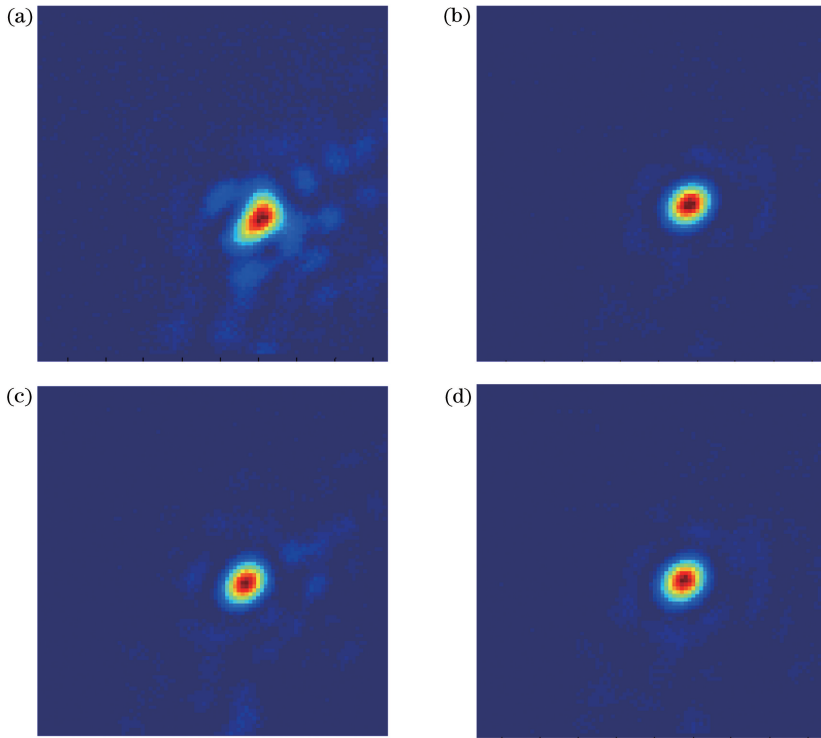


图 6 FZP 像差校正前后的远场光斑。(a) 校正前光斑；(b) 以 M 为优化指标的校正光斑；(c) 以 J 为优化指标的校正光斑；(d) 以 P 为寻优指标的校正光斑

Fig. 6 Far-field spots of FZP with and without wavefront aberration correction. (a) Spot before correction; (b) corrected spot with optimization index of M ; (c) corrected spot with optimization index of J ; (d) corrected spot with optimization index of P

为使每次加扰电压稳定后采集远场光斑,使用每 4 帧完成一次 SPGD 算法的迭代,故基于 M 优化指标的 SPGD 算法迭代 125 次收敛,采用 J 寻优指标的 SPGD 算法需迭代 700 次,而以 P 为优化指标的 SPGD 算法迭代超过 1000 次。

从图 8 的远场光斑的等效半径曲线情况可知,基于 M 的 SPGD 算法收敛时的迭代次数为 125,而采用 J 优化指标的 SPGD 算法的迭代次数超过 700,而以 P 为优化指标的 SPGD 算法迭代次数超

过 1000。另外,从图 9 的 59 个驱动器的变形镜和 2 个驱动器的倾斜镜共计 61 个通道的电压信号曲线收敛情况上看,也得到了相同结果。

在 FZP 像差校正实验中,虽然基于三种不同优化指标的 SPGD 算法均可实现波前像差的有效校正,获得几近相同的远场光斑,但基于 M 寻优的 SPGD 算法收敛速度最快(迭代 125 次),以 J 为指标的 SPGD 算法次之(迭代 700 次),以 P 为优化指标的 SPGD 算法最慢,因此以 M 为优化指标的

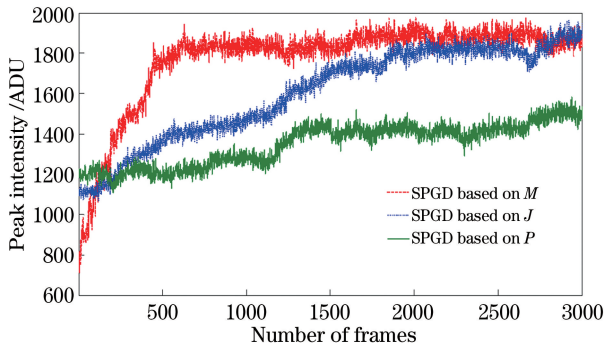


图 7 SPGD 算法迭代中峰值光强

Fig. 7 Peak intensity in iteration of SPGD algorithm

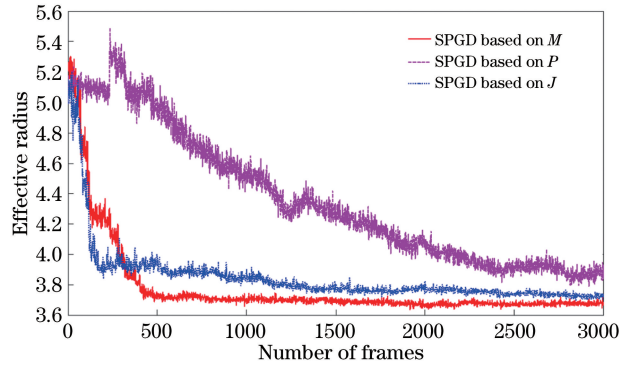


图 8 SPGD 算法迭代中的远场光斑的等效半径

Fig. 8 Effective radius of far-field spot in iteration of SPGD algorithm

SPGD 算法的收敛速度提高了近 5 倍。

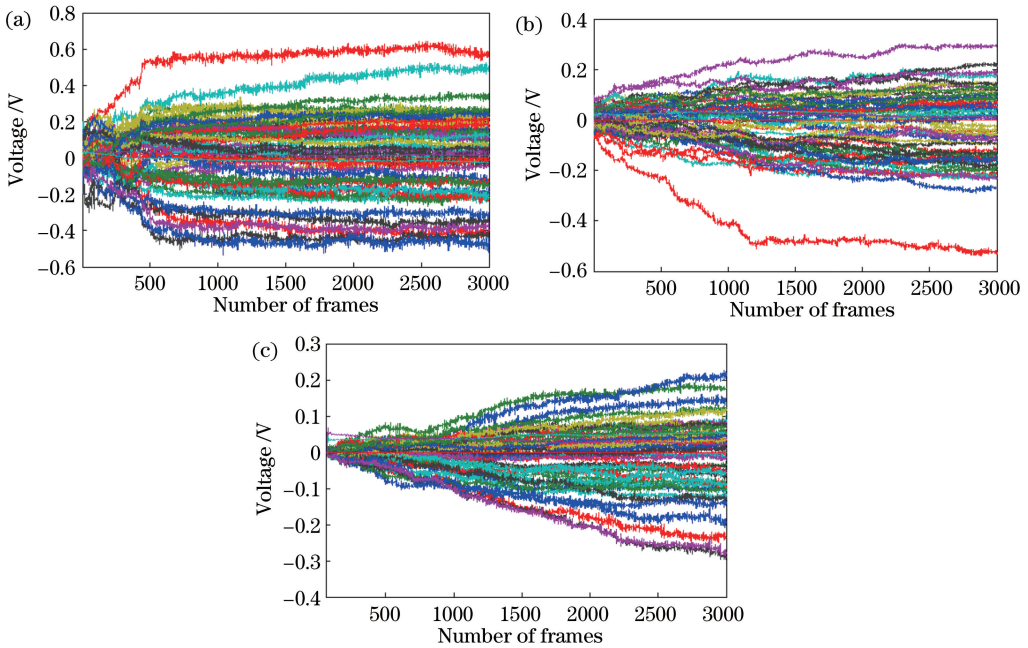


图 9 SPGD 算法的控制电压。(a)以 M 为寻优指标的控制电压;(b)以 J 为寻优指标的控制电压;(c)以 P 为寻优指标的控制电压

Fig. 9 Control voltage of SPGD algorithm. (a) Control voltage based on optimization index of M ; (b) control voltage based on optimization index of J ; (c) control voltage based on optimization index of P

6 结 论

通过对波前像差梯度平方 M 与波前像差线性关系的推导,并利用远场光斑归一化二阶矩 D 与 M 的近似线性关系,提出基于 M 的 SPGD 算法。通过数值仿真与分析验证了该 SPGD 算法具有收敛速度快和全局最优的优点,并且其参数设置简单,具有良好的适应性。FZP 像差校正的实验结果进一步表明该算法的快速收敛特性。其主要原因为波前像差梯度平方 M 的增量与像差存在严格线性关系,而其他指标是以概率近似 $O(\sigma^2)$ 关系逼近 SPGD 算法的梯度估计,故基于 M 寻优指标的 SPGD 算法的梯

度估计更为准确,优化方向指向最陡峭的搜索方向,从而获得更快的收敛速度。

参 考 文 献

- [1] Muller R A, Buffington A. Real-time correction of atmospherically degraded telescope images through image sharpening[J]. Journal of the Optical Society of America, 1974, 64(9): 1200-1210.
- [2] O'Meara T R. The multidither principle in adaptive optics[J]. Journal of the Optical Society of America, 1977, 67(3): 306-315.
- [3] Jiang W H, Huang S F, Wu X B. Hill-climbing adaptive optics wavefront correction system [J].

- Chinese Journal of Lasers, 1988, 15(1): 17-21.
- 姜文汉, 黄树辅, 吴旭斌. 爬山法自适应光学波前校正系统[J]. 中国激光, 1988, 15(1): 17-21.
- [4] Vorontsov M A, Carhart G W, Ricklin J C. Adaptive phase-distortion correction based on parallel gradient-descent optimization [J]. Optics Letters, 1997, 22(12): 907-909.
- [5] Wang Z B, Wei D, Wei L, *et al.* Aberration correction during real time *in vivo* imaging of bone marrow with sensorless adaptive optics confocal microscope[J]. Journal of Biomedical Optics, 2014, 19(8): 086009.
- [6] Hofer H, Sredar N, Queener H, *et al.* Wavefront sensorless adaptive optics ophthalmoscopy in the human eye [J]. Optics Express, 2011, 19(15): 14160-14171.
- [7] Lei X, Wang S, Yan H, *et al.* Double-deformable-mirror adaptive optics system for laser beam cleanup using blind optimization[J]. Optics Express, 2012, 20(20): 22143-22157.
- [8] Yang P, Ning Y, Lei X, *et al.* Enhancement of the beam quality of non-uniform output slab laser amplifier with a 39-actuator rectangular piezoelectric deformable mirror [J]. Optics Express, 2010, 18(7): 7121-7130.
- [9] Yang P, Lei X, Yang R, *et al.* Fast and stable enhancement of the far-field peak power by use of an intracavity deformable mirror[J]. Applied Physics B, 2010, 100(3): 591-595.
- [10] Dong L, Yang P, Xu B, *et al.* High-order mode Laguerre-Gaussian beam transformation using a 127-actuator deformable mirror: numerical simulations [J]. Applied Physics B, 2011, 104(3): 725-733.
- [11] Liang Y H, Wang S H, Long X J, *et al.* Experimental explorations of the laser beam cleanup system based on stochastic parallel-gradient-descent algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 613-618.
- 梁永辉, 王三宏, 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): 613-618.
- [12] Liu L, Guo J, Zhao S, *et al.* Application of stochastic parallel gradient descent algorithm in laser beam shaping [J]. Chinese Optics, 2014, 7(2): 260-266.
- 刘磊, 郭劲, 赵帅, 等. 随机并行梯度下降算法在激光束整形中的应用[J]. 中国光学, 2014, 7(2): 260-266.
- [13] Mu J, Jing F, Wang X, *et al.* Error control of piston and tilt based on SPGD in coherent beam combination [J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(6): 0602002.
- 母杰, 景峰, 王逍, 等. 相干合成中基于 SPGD 算法的平移误差和倾斜误差控制 [J]. 中国激光, 2014, 41(6): 0602002.
- [14] Huang G, Geng C, Li F, *et al.* Single-mode fiber adaptive coupling technology based on a FPGA hardware control platform [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(4): 0406001.
- 黄冠, 耿超, 李枫, 等. 基于 FPGA 硬件控制平台的单模光纤自适应耦合技术 [J]. 中国激光, 2017, 44(4): 0406001.
- [15] Wu Z K, Chen M, Liu C, *et al.* Single-mode fiber coupling based on raster spiral scanning and SPGD algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(6): 060602.
- 吴子开, 陈莫, 刘超, 等. 基于光栅螺旋扫描和 SPGD 算法的单模光纤耦合方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(6): 060602.
- [16] Weyrauch T, Vorontsov M A. Free-space laser communications with adaptive optics: atmospheric compensation experiments[J]. Journal of Optical and Fiber Communications Reports, 2004, 1(4): 355-379.
- [17] Wu J, Yang H Z, Gong C L. Research of stochastic parallel gradient descent algorithm based on segmentation random disturbance amplitude [J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(7): 0712001.
- 吴健, 杨慧珍, 龚成龙. 基于分段随机扰动幅值的随机并行梯度下降算法研究 [J]. 中国激光, 2014, 41(7): 0712001.
- [18] Huang Z M, Tang X, Liu C L, *et al.* Stochastic parallel gradient descent algorithm with a variable gain coefficient and its application in coherent beam combining[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(4): 0402004.
- 黄智蒙, 唐选, 刘仓理, 等. 变增益随机并行梯度下降算法及其在相干合成中的应用 [J]. 中国激光, 2015, 42(4): 0402004.
- [19] Luo C, Su R T, Wang X L, *et al.* Adaptive stochastic parallel gradient descent algorithm and its application in coherent beam combining [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(s1): s101006.
- 罗成, 粟荣涛, 王小林, 等. 自适应并行梯度随机下降算法及其在相干合成中的应用 [J]. 光学学报, 2014, 34(s1): s101006.
- [20] Chen B, Yang J, Li X Y, *et al.* Adaptive optics

- control technique based on orthogonal mode perturbation gradient descent algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(8): 0801004.
- 陈波, 杨靖, 李新阳, 等. 基于正交模式扰动梯度下降算法的自适应光学控制技术[J]. *光学学报*, 2015, 35(8): 0801004.
- [21] Hu D T, Shen W, Ma W C, *et al.* Fast convergence stochastic parallel gradient descent algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(12): 122201.
- 胡栋挺, 申文, 马文超, 等. 一种快速收敛的随机并行梯度下降算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(12): 122201.
- [22] Vorontsov M A, Sivokon V P. Stochastic parallel-gradient-descent technique for high-resolution wavefront phase-distortion correction [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1998, 15(10): 2745-2758.
- [23] Huang L H, Rao C H. Wavefront sensorless adaptive optics: a general model-based approach [J]. *Optics Express*, 2011, 19(1): 371-379.
- [24] Yang H Z, Soloviev O, Verhaegen M. Model-based wavefront sensorless adaptive optics system for large aberrations and extended objects [J]. *Optics Express*, 2015, 23(19): 24587-24601.
- [25] Noll R J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1976, 66(3): 207-211.