

空间光波前畸变校正中SPGD方法的自适应优化

赵辉 邝凯达 吕典楷 余孟洁 安静 张天骐

Adaptive optimization of SPGD method in wavefront distortion correction of space light

Zhao Hui, Kuang Kaida, Lv Diankai, Yu Mengjie, An Jing, Zhang Tianqi

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/IRLA20210697>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

涡旋光束的自适应光学波前校正技术研究进展 (特邀)

Progress in adaptive optics wavefront correction technology of vortex beam (*Invited*)

红外与激光工程. 2021, 50(9): 20210428 <https://doi.org/10.3788/IRLA20210428>

涡旋光束的自适应光学波前校正技术

Adaptive optics wavefront correction techniques of vortex beams

红外与激光工程. 2017, 46(2): 201001 <https://doi.org/10.3788/IRLA201746.0201001>

自适应增益的SPGD算法

SPGD algorithm with adaptive gain

红外与激光工程. 2020, 49(10): 20200274 <https://doi.org/10.3788/IRLA20200274>

综合斜程传输和光束扩展影响下的大气湍流相位屏组设计

Design of atmospheric turbulence phase screen set under the influence of combined oblique propagation and beam propagation

红外与激光工程. 2019, 48(4): 404003 <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0404003>

基于阵列激光导星的自适应光学波前探测数值仿真

Numerical simulation of array laser guide star based adaptive optics wavefront sensing

红外与激光工程. 2018, 47(11): 1111003 <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.1111003>

基于波前相位单纯形样条函数建模的空间目标波前解卷积方法

Space object deconvolution from wavefront sensing by wavefront phase modelling based on simplex splines function

红外与激光工程. 2019, 48(1): 117004 <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0117004>

空间光波前畸变校正中 SPGD 方法的自适应优化

赵 辉^{1,2}, 邝凯达^{1,2}, 吕典楷^{1,2}, 余孟洁^{1,2}, 安 静^{1,2}, 张天骥^{1,2}

- (1. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065;
2. 信号与信息处理重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘 要: 为了提高传统随机并行梯度下降 (Stochastic Parallel Gradient Descent, SPGD) 算法校正波前畸变的性能, 提出了一种基于 AdaBelief 优化器的新型 SPGD 优化算法。该算法将深度学习中 AdaBelief 优化器的一阶动量和二阶动量集成到 SPGD 算法中以提高算法的收敛速度, 并使得算法能够自适应地调整增益系数。此外, 对实际增益系数进行自适应动态裁剪以避免因实际增益系数出现极端值而造成的震荡。仿真结果表明: 在 37 单元变形镜 (Deformable Mirror, DM) 下, 新型 SPGD 优化算法能够对不同湍流强度下的波前畸变实现有效校正, 不同波前畸变经过校正后的斯特列尔比 (Strehl ratio, SR) 分别提升至 0.83、0.47 和 0.31。此外, 该算法在不同湍流强度下的 SR 仅仅需要 149、229 和 230 次迭代达到阈值, 与传统 SPGD 算法及其他优化算法相比有更快的收敛速度, 且在稳定性和参数调节方面也具有一定的优越性。

关键词: 自适应光学; 大气湍流; 波前畸变; 随机并行梯度下降算法

中图分类号: TN929.12 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20210697

Adaptive optimization of SPGD method in wavefront distortion correction of space light

Zhao Hui^{1,2}, Kuang Kaida^{1,2}, Lv Diankai^{1,2}, Yu Mengjie^{1,2}, An Jing^{1,2}, Zhang Tianqi^{1,2}

- (1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing, Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to improve the performance of traditional stochastic parallel gradient descent (SPGD) algorithm for wavefront distortion correction, a novel SPGD optimization algorithm based on AdaBelief optimizer was proposed. The algorithm integrated the first-order momentum and second-order momentum of the AdaBelief optimizer in deep learning into the SPGD algorithm to improve the convergence speed of the algorithm and enable the algorithm to adaptively adjust the gain coefficient adaptively. In addition, adaptive dynamic clipping of the actual gain coefficient was carried out to avoid the oscillation caused by the extreme value of the actual gain coefficient. Simulation results show that under the 37-element deformable mirror (DM), the novel SPGD optimization algorithm can effectively correct wavefront distortion under different turbulence intensities, and the Strehl ratio (SR) of different wavefront distortions after correction is improved to 0.83, 0.47 and 0.31, respectively. In addition, the SR of the proposed algorithm only needs 149, 229 and 230 iterations to reach the threshold under different turbulence intensities. Compared with the traditional SPGD algorithm and other optimization algorithms, the proposed algorithm has a faster convergence speed, and has certain advantages in stability and parameter adjustment.

收稿日期: 2021-12-08; 修订日期: 2022-02-10

基金项目: 国家自然科学基金 (61671095)

作者简介: 赵辉, 女, 教授, 博士, 主要从事信号与信息处理、光通信方面的研究。

Key words: adaptive optics; atmospheric turbulence; wavefront distortion; stochastic parallel gradient descent algorithm

0 引言

近年来,自由空间光通信(Free Space Optical Communication, FSOC)以其高带宽、低成本和良好的保密性受到广泛关注^[1]。然而,FSOC系统容易受到大气湍流的影响,使得接收到的光束产生波前畸变,从而导致通信性能下降^[2]。无波前传感器自适应光学(Wavefront Sensor-less Adaptive Optics, WFS-less AO)系统以波前校正器所需的控制信号为优化参数,以图像清晰度或接收光强等性能指标为控制算法的目标函数,通过迭代实现了波前畸变的校正^[3]。在WFS-less AO系统中,常用的优化控制算法有随机并行梯度下降(Stochastic Parallel Gradient Descent, SPGD)算法^[4]、模拟退火算法^[5]和遗传算法^[6],其中SPGD算法由于易于实现而成为最常用的算法^[7]。但是,固定的增益系数使得SPGD算法的收敛速度缓慢^[8]。此外,当参数设置不当或系统扰动较大时,SPGD算法也容易陷入局部极值^[9]。

为了提高SPGD算法的性能,研究人员做了很多尝试。2015年,Wu等^[10]提出了一种收敛速度更快的多扰动SPGD算法,但是该算法的快速下降模式和模式基更新模式大大增加了系统的复杂度。2017年,Yang等^[9]将模式识别与SPGD算法相结合以避免算法陷入局部极值点。遗憾的是,该算法的收敛速度没有得到有效提高。2018年,Huang等^[11]提出采用带精确时延的SPGD方法提高收敛速度,通过设置干扰电压与性能测量之间的精确时延来补偿被控系统固有的响应时延。然而该方法需要不断手动调整增益系数来保证系统在湍流强度变化时的校正能力,这极大地影

响了系统的实时性。2020年,Hu等^[12]利用深度学习中的Adam优化器对原有SPGD算法进行改进,实现了光纤的有效耦合。但是作者仅仅对该方法在弱湍流下的性能进行了分析,没有在更强湍流下分析该方法的性能。此外,该方法虽然提高了SPGD算法的收敛速度,但是其性能指标曲线在迭代过程中会产生震荡,导致算法的收敛精度降低。而且,该算法的收敛速度仍有提升的空间。

为此,文中提出了一种改进型SPGD算法,即亚当信仰随机并行梯度下降(AdaBelief Stochastic Parallel Gradient Descent, ABSPGD)算法。该算法采用了AdaBelief优化器^[13]的一阶动量和二阶动量的思想,以一阶动量代替梯度减少算法的迭代次数,通过二阶动量不仅使算法能够自适应地调整增益系数,又能进一步提高算法的收敛速度。最后,以性能评价指标作为参数,对算法的实际增益系数进行自适应动态裁剪,保证算法迭代过程的稳定。文中以37单元变形镜为校正器,建立了WFS-less AO系统模型,并使用前65阶Zernike多项式拟合波前畸变,通过仿真分析了ABSPGD算法对不同湍流强度下波前畸变的校正效果,并对ABSPGD算法、传统SPGD算法以及其它优化算法的收敛速度及稳定性进行了对比分析。最后,以69单元变形镜为例分析了变形镜单元数的增加对各个算法校正波前畸变性能的影响。

1 基本原理

1.1 WFS-less AO 系统模型

如图1所示,WFS-less AO系统主要由可变形镜

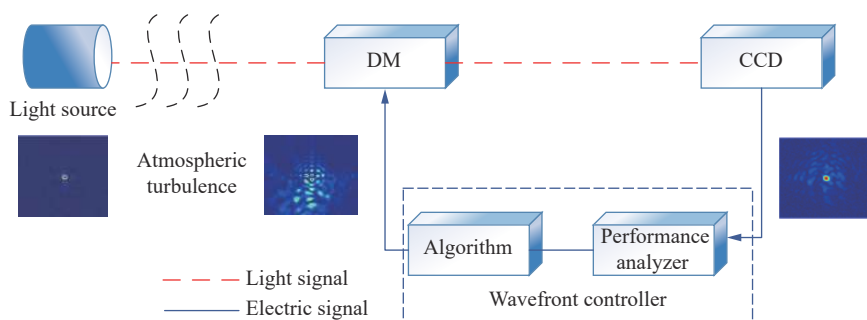


图1 WFS-less AO系统原理图

Fig.1 Schematic diagram of WFS-less AO system

(Deformable Mirror, DM)、电荷耦合器件 (Charge-coupled Device, CCD) 和波前控制器组成。首先,光源发出的光束经过大气湍流后产生波前畸变,畸变光束入射到 DM 中,DM 在初始电压的控制下对畸变光束进行初始校正,并将残余波前反射到 CCD 相机中。然后,性能分析器根据采集到的数据计算出性能指标。最后,算法根据性能指标值计算出下次校正时 DM 驱动器的控制电压矩阵,并根据得到的电压矩阵控制 DM 对波前畸变进行校正。如此循环迭代直到算法满足停止条件。

1.2 Zernike 多项式和性能评价指标

Zernike 多项式是定义在单位圆上的一组多项式。在 WFS-less AO 系统中,通常用 Zernike 多项式来拟合大气湍流引起的波前畸变 $\varphi(r, \theta)$,其表达式为:

$$\varphi(r, \theta) = \sum_{j=1}^q a_j Z_j(r, \theta) \quad (1)$$

式中: (r, θ) 为单位圆的极坐标; a_j 为第 j 阶 Zernike 多项式系数; $Z_j(r, \theta)$ 为第 j 阶 Zernike 多项式,其表达式为:

$$\begin{cases} Z_{\text{even } j} = \sqrt{n+1} R_n^m(r) \sqrt{2} \cos m\theta & m \neq 0 \\ Z_{\text{odd } j} = \sqrt{n+1} R_n^m(r) \sqrt{2} \sin m\theta & m \neq 0 \\ Z_j = \sqrt{n+1} R_n^0(r) & m = 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中

$$R_n^m(r) = \sum_{s=0}^{(n-m)/2} \frac{(-1)^s (n-s)!}{s! [(n+m)/2-s]! [(n-m)/2-s]!} r^{n-2s} \quad (3)$$

这里, n 和 m 是整数且满足 $m \leq n, n-|m| = \text{even}$ 。 j 是 Zernike 模式阶数,且是 n 和 m 的函数。

文中采用斯特列尔比 (Strehl Ratio, SR) 作为性能评价指标,其定义为实际峰值强度与衍射极限峰值强度之比。用 Zernike 多项式拟合波前畸变后,SR 可表示为^[14]:

$$SR = \exp(-RMS^2) \quad (4)$$

式中: $RMS = \sqrt{\langle \varphi^2(r, \theta) \rangle - \langle \varphi(r, \theta) \rangle^2}$ 为均方根; $\langle \cdot \rangle$ 为平均值。SR 值在 0~1 之间,且 SR 值越大,光束质量越高。

1.3 DM 模型

WFS-less AO 系统通过对 DM 驱动器施加控制信号来改变 DM 的镜面分布,进而对波前畸变进行校正。文中采用 37 单元的 DM(如图 2 所示),其产生的相位补偿 $u(x, y)$ 为:

$$u(x, y) = \sum_{i=1}^{37} v_i S_i(x, y) \quad (5)$$

式中: v_i 为第 i 个驱动器的控制电压; $S_i(x, y)$ 为第 i 个单元的镜面影响函数且表达式为^[15]:

$$S_i(x, y) = \exp \left\{ \ln \omega \left[\frac{1}{d} \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} \right]^\alpha \right\} \quad (6)$$

式中: (x_i, y_i) 是第 i 个驱动器的位置坐标; α 为高斯指数; d 为 DM 中各驱动器之间的归一化距离; ω 为交联值。

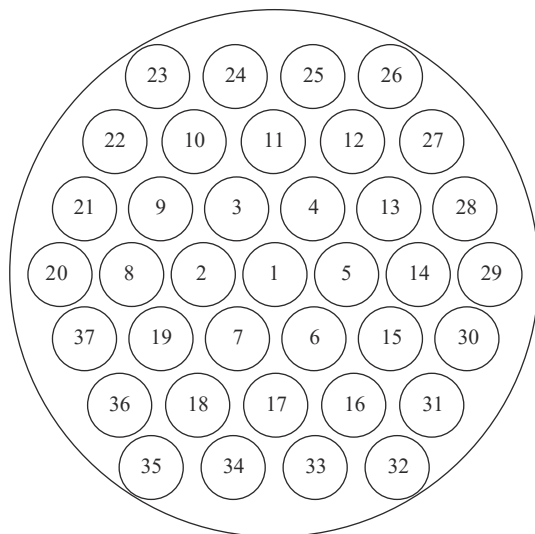


图 2 37 单元 DM 驱动器布局

Fig.2 Layout of 37-element DM actuators

1.4 SPGD 算法原理

SPGD 算法校正波前畸变的步骤如下:

- (1) 设置初始控制电压 $u = (u_1, u_2, \dots, u_N)$, N 代表 DM 驱动器个数;
- (2) 生成随机扰动电压 $\delta u = (\delta u_1, \delta u_2, \dots, \delta u_N)$;
- (3) 将正向扰动电压 $u^+ = u + \delta u = (u_1 + \delta u_1, u_2 + \delta u_2, \dots, u_N + \delta u_N)$ 施加于 DM, 计算正向扰动性能指标 J^+ ;
- (4) 将负向扰动电压 $u^- = u - \delta u = (u_1 - \delta u_1, u_2 - \delta u_2, \dots, u_N - \delta u_N)$ 施加于 DM, 计算负向扰动性能指标 J^- ;
- (5) 计算性能指标的变化量 $\delta J = J^+ - J^-$;
- (6) 通过公式 $u_k^{(n+1)} = u_k^{(n)} + \lambda \delta J_k^{(n)} \delta u_k^{(n)}$ 计算下次迭代的控制电压, 其中 λ 为增益系数, n 为迭代次数, $k \in \{1, 2, \dots, N\}$;
- (7) 将步骤(6)得到的控制电压施加于 DM, 并判断性能指标函数是否达到预设条件, 若未满足条件则重复步骤(2)~(7), 直至满足预设条件。

由于 SPGD 算法的增益系数是固定值, 所以其收敛速度缓慢。而且, 如果增益系数设置得不合理, 算法便会陷入局部极值。

2 基于 AdaBelief 优化器的改进型 SPGD 算法

2020 年, Hu 等^[12] 基于 Adam 优化器对 SPGD 算法进行了改进, 提出了亚当随机并行梯度下降 (Adam Stochastic Parallel Gradient Descent, ASPGD) 算法, 该算法使用一阶动量:

$$m_k^{(n)} = \alpha_1 m_k^{(n-1)} + (1 - \alpha_1) g_k^{(n)} = (1 - \alpha_1) \sum_{i=1}^n \alpha_1^{n-i} g_k^{(i)} \quad (7)$$

和二阶动量

$$v_k^{(n)} = \alpha_2 v_k^{(n-1)} + (1 - \alpha_2) (g_k^{(n)})^2 = (1 - \alpha_2) \sum_{i=1}^n \alpha_2^{n-i} (g_k^{(i)})^2 \quad (8)$$

提高收敛速度且自适应地调整增益系数。式中 $g_k^{(n)} = \delta J_k^{(n)} \delta u_k^{(n)}$ 为当前迭代的梯度, $m_k^{(n)}$ 为当前迭代的一阶动量, α_1 是一个标量参数, 控制上次迭代过程中一阶动量的衰减率; $v_k^{(n)}$ 表示当前迭代的二阶动量; α_2 是控制上次迭代过程中二阶动量衰减率的标量参数。算法的控制电压更新公式为:

$$u_k^{(n)} = u_k^{(n-1)} + \frac{\lambda}{\sqrt{v_k^{(n)} + \varepsilon}} m_k^{(n)} \quad (9)$$

式中: ε 用于避免数值问题, 其通常被设置为 10^{-8} 。从公式 (9) 可以看出, $m_k^{(n)}$ 和 $v_k^{(n)}$ 在迭代开始时偏向于它们的初始值, 导致初始化偏差, 特别是当 α_1 和 α_2 接近 1 时。因此, 需要对初始化偏差进行修正, 修正公式为:

$$\begin{aligned} \hat{m}_k^{(n)} &= m_k^{(n)} / [1 - (\alpha_1)^n] \\ \hat{v}_k^{(n)} &= v_k^{(n)} / [1 - (\alpha_2)^n] \end{aligned} \quad (10)$$

因此, 公式 (9) 可改写为:

$$u_k^{(n)} = u_k^{(n-1)} + \frac{\lambda}{\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon}} \hat{m}_k^{(n)} \quad (11)$$

虽然 ASPGD 算法的收敛速度相对于传统 SPGD 算法有所提高, 但仍有很大的提升空间。此外, ASPGD 算法的实际增益系数 $\lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon})$ 在迭代后期会不断出现一些极大和极小值, 导致算法产生震荡, 使得算法的性能指标下降。最后, Hu 等仅在弱湍流下对

ASPGD 算法的性能进行了分析, 并没有分析 ASPGD 算法在更强湍流下的性能。

为了解决上述问题, 文中首先对 ASPGD 算法的二阶动量进行改进, 即使用 $g_k^{(n)} - m_k^{(n)}$ 取代 $g_k^{(n)}$, 改进后的二阶动量表达式为:

$$\begin{aligned} \tilde{v}_k^{(n)} &= \alpha_2 v_k^{(n-1)} + (1 - \alpha_2) (g_k^{(n)} - m_k^{(n)})^2 = \\ &= (1 - \alpha_2) \sum_{i=1}^n \alpha_2^{n-i} (g_k^{(i)} - m_k^{(i)})^2 \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $m_k^{(n)}$ 作为梯度预测。根据公式 (11) 和 (12) 可以看出, 如果 $g_k^{(n)}$ 和 $m_k^{(n)}$ 的值相差较大, 则当前迭代不信任本次的 $g_k^{(n)}$, 进而采取一个较小的迭代步长。当 $g_k^{(n)}$ 接近 $m_k^{(n)}$ 时, 则当前迭代信任此次的 $g_k^{(n)}$, 进而采取一个较大的迭代步长。这种方式既能使算法可以自适应地调整增益系数, 又进一步提高了算法的收敛速度。

此外, 为了解决 ASPGD 算法的震荡问题, 对实际增益系数 $\lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon})$ 进行动态裁剪, 即令:

$$\begin{aligned} \hat{\lambda} &= \text{clip} \left(\lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon}), n_l, n_u \right), n_l \leq n_u = \\ &= \begin{cases} \lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon}), \lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon}) \in [n_l, n_u] \\ \text{rand}(n_l, n_u), \lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon}) \notin [n_l, n_u] \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$n_l = 1 - \frac{1}{s+1} \quad (14)$$

$$n_u = 1 + \frac{1}{s} \quad (15)$$

式中: $\hat{\lambda}$ 为动态裁剪后的实际增益系数; s 为 SR 的值, 它会随着迭代的进行逐渐增大, 直到收敛平稳。这种方法为实际增益系数设置了下界 n_l 和上界 n_u 。在迭代初期, n_l 相对于 $\lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon})$ 是个较小的数, n_u 相对于 $\lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon})$ 是个较大的数。随着迭代的进行, n_l 根据 SR 的增大而自适应增大, n_u 根据 SR 的减小而自适应减小, 最终 $[n_l, n_u]$ 将收敛到一个数值稳定的范围。因此, 在迭代初期 n_l 和 n_u 对 $\lambda / (\sqrt{\hat{v}_k^{(n)} + \varepsilon})$ 几乎没有影响, 这意味着算法的收敛速度不受影响。在迭代的后期, 实际增益系数在一个小而稳定的区间内随机选取, 这样可以解决因实际增益系数出现极端值而造成的震荡。

综上,文中提出的 ABSPGD 算法的控制电压更新公式为:

$$u_k^{(n)} = u_k^{(n-1)} + \hat{\lambda} \hat{m}_k^{(n)} = [3pt] u_k^{(n-1)} + clip\left(\lambda / \left(\sqrt{\hat{v}_k^{(n)}} + \varepsilon\right), n_l, n_u\right) \hat{m}_k^{(n)} = u_k^{(n-1)} + clip\left(\lambda / \left(\sqrt{\hat{v}_k^{(n)}} + \varepsilon\right), 1 - \frac{1}{s+1}, 1 + \frac{1}{s}\right) \hat{m}_k^{(n)} \quad (16)$$

算法的流程如下:

Algorithm 1 The procedure of the proposed ABSPGD algorithm

Parameter settings: $\lambda = 0.065, \alpha_1 = 0.9, \alpha_2 = 0.999$

Goal: The optimal parameters u_1, u_2, \dots, u_N

1: $m_0 \leftarrow 0, v_0 \leftarrow 0, \varepsilon = 10^{-8}$

2: Initialize the parameters $u_k^0 = [u_1^0, u_2^0, \dots, u_N^0] = [0, 0, \dots, 0]$

3: for $n = 1, \dots, T$ do

4: Randomly generate the values of $\delta u_1, \delta u_2, \dots, \delta u_N$ based on $|\delta u| = 1$

5: $\delta J^{(n)} \leftarrow J(u_1^{(n-1)} + \delta u_1, u_2^{(n-1)} + \delta u_2, \dots, u_N^{(n-1)} + \delta u_N) - J(u_1^{(n-1)}, u_2^{(n-1)}, \dots, u_N^{(n-1)}) - \delta u_1 - \delta u_2 - \dots - \delta u_N$

6: for $k = 1, 2, \dots, N$ do

7: $g_k^{(n)} = \delta J^{(n)} \delta u_k^{(n)}$

8: $m_k^{(n)} = \alpha_1 m_k^{(n-1)} + (1 - \alpha_1) g_k^{(n)}$

9: $\hat{v}_k^{(n)} = \alpha_2 v_k^{(n-1)} + (1 - \alpha_2) (g_k^{(n)} - m_k^{(n)})^2$

10: $\hat{m}_k^{(n)} = m_k^{(n)} / [1 - (\alpha_1)]$

11: $\hat{v}_k^{(n)} = \hat{v}_k^{(n)} / [1 - (\alpha_2)]$

12: $\hat{\lambda} = clip\left(\lambda / \left(\sqrt{\hat{v}_k^{(n)}} + \varepsilon\right), 1 - \frac{1}{s+1}, 1 + \frac{1}{s}\right)$

13: $u_k^{(n)} = u_k^{(n-1)} + \hat{\lambda} \hat{m}_k^{(n)}$

14: end for

15: end for

3 仿真结果和分析

首先,在 37 单元 DM 下仿真分析了所提 ABSPGD 算法对波前畸变的校正效果,并比较了 ABSPGD、ASPGD 和 SPGD 算法在不同湍流强度下的收敛速度和稳定性。然后在 69 单元 DM 下分析了 DM 单元数的增加对算法性能的影响。这里使用 $D/r_0 = 5, 10, 15$ 表示不同强度的大气湍流,其中 r_0 是大气相干长度, D 是接收端望远镜的直径。采用前 65 阶 Zernike 多项式拟合不同湍流强度的波前畸变,并将 SR 作为性能评价指标。37 单元 DM 中的参数 α, d, ω 分别设置为 2、0.3、0.36、69 单元 DM 中相应参数分别设置为 2、0.22、0.36。

3.1 校正效果及分析

不同湍流强度下的波前畸变以及经过 ABSPGD 算法校正后的残余波前如图 3 所示。图 3 也给出了相应的峰谷值 (Peak-to-Valley, PV) 和均方根 (Root Mean Square, RMS), PV 和 RMS 的值越小,证明波前畸变程度越弱,光束质量越好。在不同湍流强度下,校正前

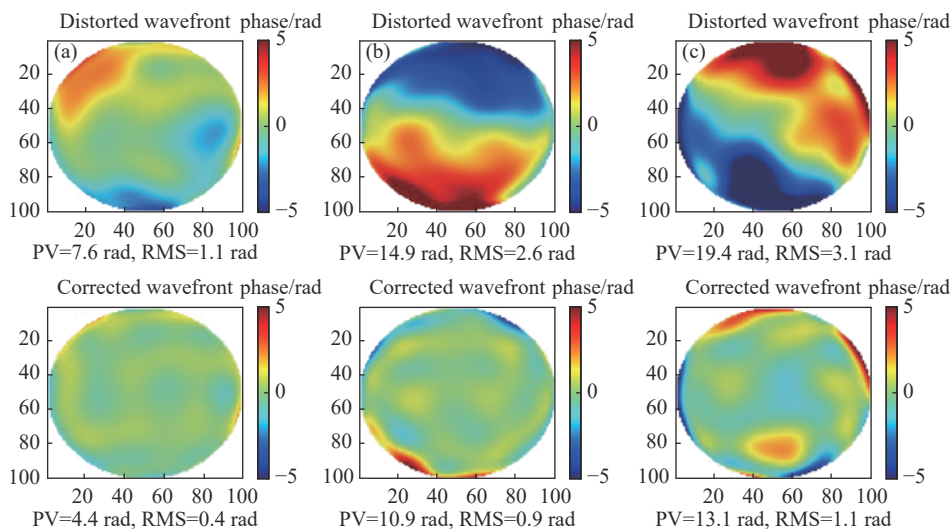


图 3 不同湍流强度下的波前畸变及经过 ABSPGD 算法校正后的残余波前。(a) $D/r_0 = 5$; (b) $D/r_0 = 10$; (c) $D/r_0 = 15$

Fig.3 The wavefront distortion and the residual wavefront corrected by ABSPGD algorithm under different turbulence intensities. (a) $D/r_0 = 5$; (b) $D/r_0 = 10$; (c) $D/r_0 = 15$

后的 SR 值如表 1 所示。

从图 3 可以清楚地看出,对波前畸变校正之前,图中存在严重的像差。随着湍流强度的增加,PV 和 RMS 的值增大,波前畸变越严重。对波前畸变校正后,像差明显变小,PV 和 RMS 的值也相应地减小,这说明所提 ABSPGD 算法可以有效地校正波前畸变。根据表 1 可知,随着波前畸变程度的增加,校正后的 SR 值变小。校正后的 SR 值分别为 0.83、0.47 和 0.31,这说明相同条件下,湍流强度越强,算法的收敛精度越低。

表 1 ABSPGD 算法校正前后的波前畸变 SR 值

Tab.1 SR values of wavefront distortion before and after correction by ABSPGD algorithm

Intensity of turbulence	Before correction	After correction
5	0.33	0.83
10	9.62×10^{-4}	0.47
15	7.48×10^{-5}	0.31

3.2 收敛速度及稳定性分析

在实际应用中,算法的收敛速度和稳定性尤为重要。为了验证所提算法在收敛速度和稳定性方面的有效性,仿真了 ABSPGD、ASPGD 和 SPGD 算法在三种湍流强度下的 SR 曲线。由于算法本身的随机性,在不同湍流强度下,针对每个算法分别进行了 30 次仿真,取数据的平均值进行对比分析,同时分别随机选取每种算法的 10 组数据来对比算法稳定性。仿真结果如图 4 所示,不同湍流强度下各算法的最优增益系数如表 2 所示。

为了方便比较各个算法的收敛性能,文中在不同湍流下分别选取 0.8、0.45、0.3 作为阈值,对各个算法收敛到阈值时的迭代次数进行比较,因为在这几个阈值处,各个算法的收敛精度已经几乎达到了稳定。从图 4 可以看出,在不同湍流强度下,SPGD 算法的收敛速度均低于 ABSPGD 和 ASPGD 算法。当湍流强度增大时,SPGD 算法在收敛速度方面的劣势更加明

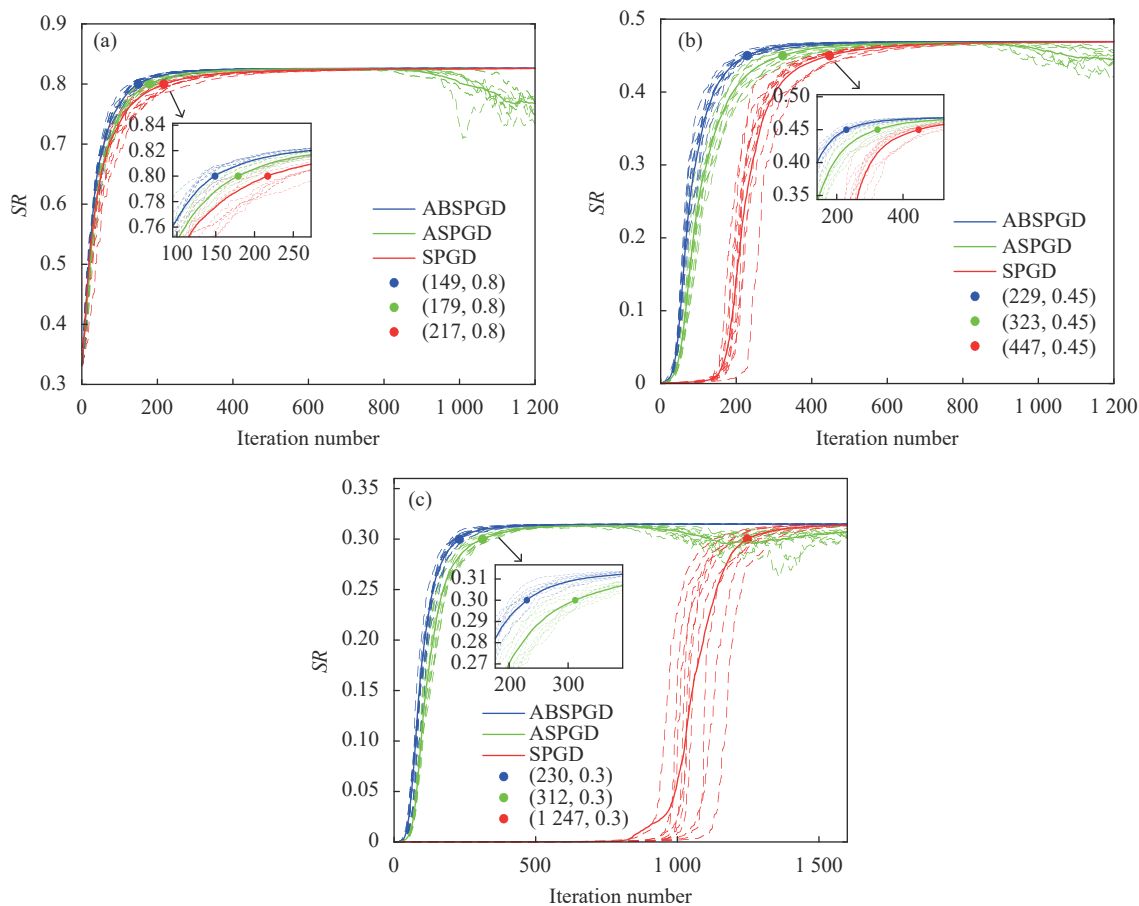


图 4 不同湍流强度下 SPGD、ASPGD 和 ABSPGD 算法的 SR 变化曲线。(a) $D/r_0 = 5$; (b) $D/r_0 = 10$; (c) $D/r_0 = 15$

Fig.4 SR variation curves of SPGD, ASPGD and ABSPGD algorithms under different turbulence intensities. (a) $D/r_0 = 5$; (b) $D/r_0 = 10$; (c) $D/r_0 = 15$

表 2 不同湍流强度下 SPGD、ASPGD 和 ABSPGD 算法的最优增益系数

Tab.2 Optimal gain coefficients of SPGD, ASPGD and ABSPGD algorithms under different turbulence intensities

Intensity of turbulence	SPGD	ASPGD	ABSPGD
5	0.7	0.065	0.065
10	2.8	0.065	0.065
15	4	0.065	0.065

显。在这三个算法当中, ABSPGD 算法的收敛速度最快。对各组数据的平均值进行分析后可以得出, 当湍流强度为 5 时, ABSPGD、ASPGD 和 SPGD 算法的 SR 分别经过 149 次, 179 次和 217 次迭代后达到阈值 0.8。当湍流强度为 10 和 15 时, SPGD 算法的 SR 曲线在迭代 100 次和 800 次后开始上升, 在 447 次和 1247 次时分别达到阈值 0.45 和 0.3。ABSPGD 算法和 ASPGD 算法的 SR 曲线在迭代开始时快速上升, 其中 ASPGD 算法分别在 323 次迭代和 312 次迭代后达到阈值, 而 ABSPGD 算法只需要 229 次迭代和 230 次迭代就可以达到阈值。此外, 从图 4 中也可明显看出, 虽然 ASPGD 算法在不同湍流强度下的收敛速度比传统 SPGD 算法有优势, 但在迭代后期会出现震荡, 导致算法收敛精度降低。相比之下, 文中提出的 ABSPGD 算法不仅在收敛速度上优于 ASPGD 和 SPGD 算法, 而且在迭代过程中不会产生震荡。

由表 2 可知, 随着湍流强度的增加, 传统 SPGD 算法的增益系数需要不断调整, 以保证算法的校正能力。但在实际应用中, 这种调整一般是根据经验进行的, 难以保证系统的及时性和准确性。相比之下, 所提出的 ABSPGD 算法可以在不同湍流强度下自适应调整增益系数, 大大提高了系统的实时性。

3.3 DM 单元数对算法性能的影响

从图 4 中可以明显看出, 算法的收敛精度随着湍流强度的增加而下降。为了研究 DM 单元数对算法性能的影响, 本节采用 69 单元 DM 校正湍流强度为 15 的波前畸变, 并对 ABSPGD、ASPGD、SPGD 算法在 69 单元 DM 和 37 单元 DM 下的 SR 曲线进行了对比分析。

如图 5 所示, 在 69 单元 DM 下, SPGD 算法的收敛速度相对于 37 单元 DM 有了明显的下降, 且收敛

精度也从 0.31 降为 0.29。而 ABSPGD 算法的收敛精度从 0.31 提高到 0.38, 并且不会像 ASPGD 算法那样因为震荡而有所下降。除此之外, ABSPGD 算法的收敛速度也要优于 ASPGD 算法。因此, 当湍流强度增大时, 可以通过增加 DM 单元数提高 ABSPGD 算法的收敛精度, 进一步提升算法校正波前畸变的性能。

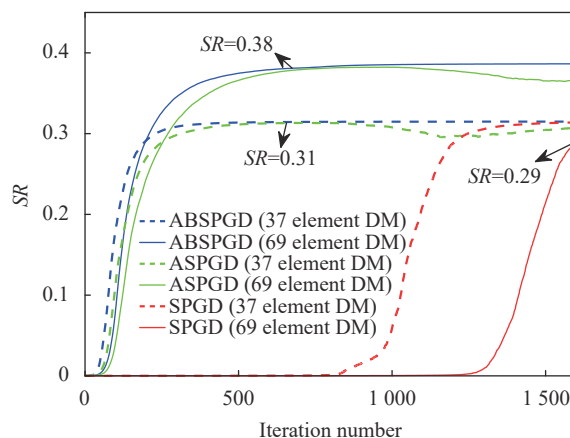


图 5 不同 DM 单元数下 ABSPGD、ASPGD 和 SPGD 算法的 SR 变化曲线

Fig.5 SR variation curves of ABSPGD, ASPGD and SPGD algorithms under different number of DM units

4 结 论

SPGD 算法能够有效地对波前畸变进行校正, 但是其收敛速度缓慢。相关研究人员对 SPGD 算法进行了改进, 虽然收敛速度有了很大的提升, 但是改进后的算法会产生严重的振荡。文中基于深度学习中 AdaBelief 优化器对传统 SPGD 算法进行了自适应优化, 仿真分析了所提算法在不同湍流强度下对波前畸变的校正效果, 且对所提算法和其它算法在收敛速度和稳定性方面的性能也进行了对比分析。仿真结果表明, 在 37 单元 DM 下, 不同波前畸变经所提算法校正后的 SR 分别提升至 0.83、0.47 和 0.31, 且所提算法在收敛速度和稳定性方面也优于其它算法。除此之外, 当湍流强度变化时, 该算法能够自适应调整增益系数, 极大提高了系统的实时性。需要指出的是, 文中仅在静态像差条件下验证了所提算法的可行性, 但真实的大气湍流是动态变化的, 所提算法在动态湍流下的性能表现需要进一步研究验证。

参考文献:

- [1] Wang X Y, Xu G K. Design of optical system of high isolation laser communication terminal [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(7): 20200521. (in Chinese)
- [2] Li B, Wang T F, Wang D N, et al. Simulation of laser beam propagation through turbulence [J]. *Chinese Optics*, 2012, 5(3): 289-295. (in Chinese)
- [3] Ma S Q, Yang P, Lai B, et al. Slab laser beam cleanup based on efficient stochastic parallel gradient descent algorithm [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(8): 0805001. (in Chinese)
- [4] Fang Z, Xu X X, Li X, et al. SPGD algorithm with adaptive gain [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(10): 20200274. (in Chinese)
- [5] Long B J, Ou L, Xiang R J, et al. Optimization of control strategy for FSM system by using simulated annealing algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(9): 2232-2239. (in Chinese)
- [6] Chen H, Ye D, Chen G, et al. Digital image correlation search method based on genetic algorithm [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(10): 1633-1637. (in Chinese)
- [7] Song J K, Li Y Y, Che D B, et al. Numerical and experimental study on coherent beam combining using an improved stochastic parallel gradient descent algorithm [J]. *Laser Physics*, 2020, 30(8): 085102.
- [8] Che D B, Li Y Y, Wu Y H, et al. Theory of AdmSPGD algorithm in fiber laser coherent synthesis [J]. *Optics Communications*, 2021, 492: 126953.
- [9] Yang G Q, Liu L S, Jiang Z H, et al. Improved SPGD algorithm to avoid local extremum for incoherent beam combining [J]. *Optics Communications*, 2017, 382: 547-555.
- [10] Wu K N, Sun Y, Huai Y, et al. Multi-perturbation stochastic parallel gradient descent method for wavefront correction [J]. *Optics Express*, 2015, 23(3): 2933-2944.
- [11] Huang G, Geng C, Li F, et al. Adaptive SMF coupling based on precise-delayed SPGD algorithm and its application in free space [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(3): 1-12.
- [12] Hu Q T, Zhen L L, Yao M, et al. Adaptive stochastic parallel gradient descent approach for efficient fiber coupling [J]. *Optics Express*, 2020, 28(9): 13141-13154.
- [13] Zhuang J T, Tang T, Ding Y F, et al. AdaBelief optimizer: Adapting stepsizes by the belief in observed gradients [J]. *arXiv preprint arXiv*, 2020: 2010.07468.
- [14] Gu H J, Liu M Q, Liu H Y, et al. An algorithm combining convolutional neural networks with SPGD for SLAO in FSOC [J]. *Optics Communications*, 2020, 475: 126243.
- [15] Wang W B, Zhao S, Guo J, et al. Convergence rate of stochastic parallel gradient descent algorithm based on Zernike mode [J]. *Chinese Optics*, 2012, 5(4): 407-415. (in Chinese)