

引用格式: GAO Shijie, WANG Zhen, FU Xingxin, et al. An Improved Dung Beetle Optimization Algorithm and Its Application in Wavefront Correction for Sensor-less Adaptive Optics System[J]. Acta Photonica Sinica, 2025, 54(3):0306001
高世杰,王振,傅星鑫,等.改进的蜣螂优化算法及其在无波前自适应系统波前校正中的应用[J].光子学报,2025,54(3):0306001

改进的蜣螂优化算法及其在无波前自适应系统波前校正中的应用

高世杰^{1,2},王振^{1,2},傅星鑫^{1,2},刘维³,毛勇名³,曹景太^{1,2}

(1 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

(2 中国科学院大学, 北京 100049)

(3 吉林大学 通信工程学院, 长春 130012)

摘 要:引入一种改进的蜣螂优化算法,通过替换原有蜣螂算法中的全局搜索策略,确保种群粒子间的有效信息交流,将其应用于无波前传感自适应光学系统,用于校正大气湍流引起的光信号波前畸变。仿真比较了该算法与传统蜣螂优化算法、随机并行梯度下降算法以及模拟退火-随机并行梯度下降算法在无波前传感自适应光学系统中的性能。结果表明,在达到相同校正效果的前提下,基于改进蜣螂优化算法的波前校正系统在各种湍流条件下均表现出显著优势,校正速度最低提高了80%。此外,改进后的算法展现出更强的全局搜索能力,有效抑制了陷入局部最优解的问题,同时表现出更高的收敛稳定性和鲁棒性,进而显著提升了相干自由空间光通信系统的整体通信性能。

关键词:自适应光学;自由空间光通信;控制算法;蜣螂优化算法;波前校正

中图分类号:TP273.2

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20255403.0306001

0 引言

在现代通信领域,随着对数据安全保密性、电磁抗干扰能力、数据传输容量和数据传输速率的迫切需求,相干自由空间光通信(Coherent Free-Space Optical Communication, CFSOC)已成为一种不可或缺的无线通信技术^[1-3]。然而,大气湍流所引起光信号的畸变波前会显著增大CFSOC系统的误码率(Bit Error Rate, BER),并降低系统的混频效率(Mixing Efficiency, ME),进而对CFSOC系统的性能产生显著影响^[4-5]。因此,校正光信号的畸变波前,是CFSOC领域面临的关键技术问题。

CFSOC系统中自适应光学(Adaptive Optics, AO)单元的加入,可有效校正光信号的畸变波前,进而降低大气湍流对CFSOC系统传输特性的影响^[6-7]。然而,由于其工作原理的固有缺陷,在强大气湍流或低光功率下,AO单元的测量精度随之降低,从而直接影响CFSOC系统的性能^[8-9]。因此,无传感器自适应光学(Sensor-less Adaptive Optics, SLAO)系统被提出,近几年得到了深入研究,以应对传统AO单元在特定环境下的局限性^[10]。

优化算法是SLAO系统的关键,其性能决定了SLAO系统能否有效抑制大气湍流的影响^[11]。国内外学者对此展开深入研究,并提出了多种优化算法来校正光信号的畸变波前。用于SLAO系统的优化算法可以分为两大类:第一类是基于数学原理的梯度下降类算法,以随机并行梯度下降(Stochastic Parallel Gradient Descent, SPGD)算法^[12]及其变种算法^[13-14]为主。这类算法模型简单、参数少、易于实现,因此应用最为广泛,然而存在收敛速度缓慢且容易陷入局部极值的问题;第二类是基于种群优化的元启发类算

基金项目:国家重点研发计划(No. 2023YFB3905703),国家自然科学基金(No.U21A20451),吉林省科技发展计划项目(No. 20210203042SF)

第一作者:高世杰,gaoshijie@ciomp.ac.cn

通讯作者:曹景太,jingtai1985@163.com

收稿日期:2024-08-27;录用日期:2024-10-16

<http://www.photon.ac.cn>

法^[15-17],相比于SPGD算法,可以进行高效的并行式全局搜索,无需计算梯度信息,而是利用每个个体的适应度来引导各自的搜索过程。元启发类算法可以为解决SLAO系统的畸变波前校正问题提供新的解决方案。

XUE Jiankai 等于 2022 年提出蜣螂优化器(Dung Beetle Optimizer, DBO)^[18]。DBO 优化算法以蜣螂的滚球、繁殖、觅食和偷窃这 4 种基本行为作为启发灵感,分别设计了 5 种位置更新原则。作为一种有效的元启发类算法,DBO 优化算法及其改进算法具有强大的局部开发能力,已经成功运用到风速预测^[19]、水文学和水资源管理^[20]等工程领域,可用于 SLAO 系统。

1997 年, WOLPERT D H 提出了机器学习领域的一个重要理论——没有免费午餐定理^[21](No Free Lunch Theorems for Optimization, NFL)。该定理指出,在所有可能的优化问题上,任两种优化算法的平均性能是相等的。这意味着没有任何一种优化算法能够在所有性能方面(如计算效率、通用性和全局搜索能力)都表现得非常好,任何优化算法都存在改进空间。DBO 优化算法虽然具有强大的局部开发能力,然而,当搜索空间复杂或高维时,DBO 优化算法可能过早收敛到局部最优^[22]。

因此,在 DBO 优化算法的基础上,本文引入了鱼鹰优化算法^[23](Osprey Optimization Algorithm, OOA)的全局搜索策略来替代 DBO 算法中原有的全局搜索策略,确保种群粒子间的有效交流,以显著提高蜣螂种群的全局搜索能力^[24]。本文提出将改进的蜣螂优化算法(Improved Dung Beetle Optimizer, IDBO)应用于 SLAO 系统的控制中,并详细考察基于 IDBO 优化算法的 SLAO 系统在波前校正方面的性能表现。本文以 32 单元变形镜作为波前校正器件,选取不同湍流强度下的畸变波前作为校正对象,建立基于 IDBO 优化算法的 SLAO 系统模型。通过模拟实验,从 SLAO 系统在不同湍流强度下陷入局部极值的情况和控制算法实时性两个方面进行比较分析,以此来对比 IDBO、DBO、SPGD 和 SA-SPGD^[7]四种优化算法应用于 SLAO 系统中的优劣。

1 系统模型与基本原理

1.1 CFSOC 系统模型

CFSOC 系统的原理如图 1。激光在传输之前经由光电探测器,在光信号传输过程中,大气湍流会导致光束的幅值和相位发生变化,进而导致光信号的波前发生畸变。为了补偿大气湍流的影响,在接收端引入 SLAO 系统,用于校正畸变波前。SLAO 系统的工作循环分为三个步骤。首先,电荷耦合器件(Charge Couple Device, CCD)获得光信号的畸变信息,然后波前控制器(wavefront controller)基于该畸变信息控制 32 单元变形镜(Deformable Mirror, DM)。校正后的光信号与本振(Local Oscillation, LO)光信号混合之后,通过光电探测器转换为电信号,最后经过解调器和数字信号处理器用于完成后续处理,一次闭环校正完成。然后将残余的畸变波前作为待校正的波前,继续进行闭环校正,直到满足预设的条件为止。

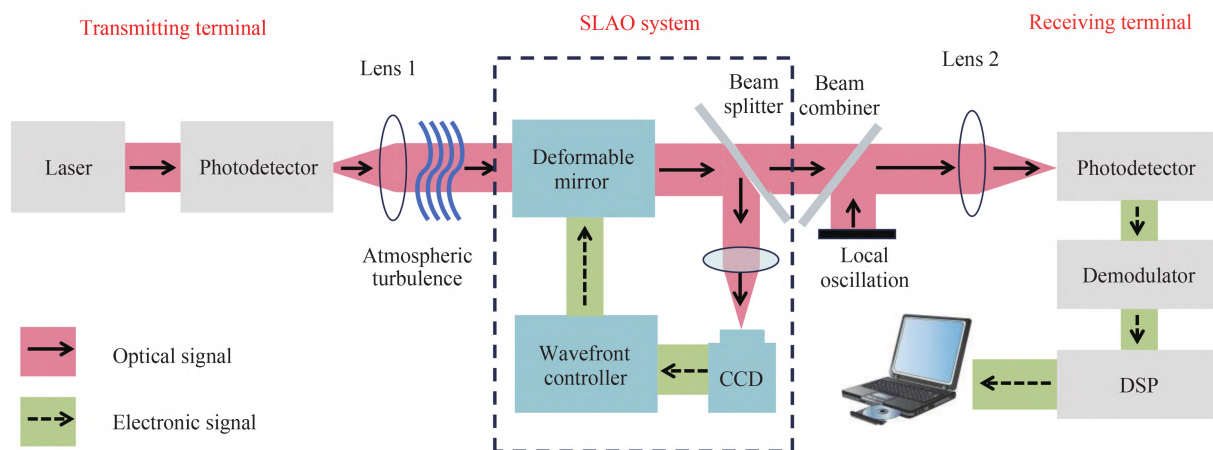


图 1 CFSOC 系统原理

Fig. 1 Principle schematic of CFSOC system

1.2 DM模型

在本文中,使用32单元DM用作波前校正器。DM的影响函数服从高斯分布,32单元DM的影响函数定义为^[16]

$$G_j(x, y) = \exp \left\{ \ln \omega \left[\frac{1}{n} \sqrt{(x - x_j)^2 + (y - y_j)^2} \right]^\beta \right\} \quad (1)$$

式中, $G_j(x, y)$ 表示第 j 个DM驱动器影响函数; ω 表示由DM驱动器的尺寸估计的耦合值; n 表示相邻驱动器之间的归一化距离; (x_j, y_j) 表示第 j 个驱动器的中心坐标; β 表示为高斯指数。实际工程应用中,取 $\omega=0.08$, $n=0.383$, $\beta=2$ 。

在32单元DM驱动器的作用下,变形镜发生相应形变并生成补偿相位表示为

$$u(x, y) = \sum_{j=1}^{32} \nu_j G_j(x, y) \quad (2)$$

式中, ν_j 表示为施加给第 j 个驱动器的电压。相位补偿 $u(x, y)$ 与相位差成线性关系。

1.3 Zernike多项式及畸变相位的产生

在SLAO系统中,采用一系列Zernike多项式线性组合来表示大气湍流所引起的光信号的畸变波前相位,畸变波前相位 $\varphi(r, \theta)$ 可表示为^[25]

$$\varphi(r, \theta) = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i Z_i(r, \theta) \quad (3)$$

式中, (r, θ) 表示为单位圆内的极坐标; $Z_i(r, \theta)$ 和 a_i 分别为第 i 阶Zernike多项式及其系数; M 为Zernike多项式的阶数。

在Zernike多项式中,前三项分别是活塞常数、 x 方向倾斜像差和 y 方向倾斜像差。其中活塞常数不影响像差,而倾斜像差可以通过DM校正,所以选择满足Kolmogorov湍流理论的第4~15阶Zernike多项式生成了两组不同的Zernike系数来拟合不同大气湍流强度下的畸变波前。

1.4 FSOC系统的评价指标

采用混频效率(Mixing Efficiency, ME)、BER(Bit Error Rate, BER)和均方根值(Root Mean Square, RMS)作为评价CFSOC系统有效性的评价指标。由于光信号在与本振光混频之前,会受到大气湍流、空间传输等因素的影响,进而体现于ME这一评价指标上。因此,ME可作为一个客观有效的评价指标。在使用零差检测的CFSOC系统中,ME可以表示为^[4]

$$ME = \frac{\left[\int_U A_s A_{LO} \cos(\Delta\varphi) dU \right]^2}{\int_U A_s^2 dU \int_U A_{LO}^2 dU} \quad (4)$$

式中, A_s 和 A_{LO} 分别代表信号光和本振光的振幅; $\Delta\varphi = \varphi_s - \varphi_{LO}$, φ_s 和 φ_{LO} 分别表示信号光和本振光的相位; U 代表光电检测器的入射场。

在使用零差探测的CFSOC系统中,通常将ME在数值上近似为远场焦平面图像的斯特列尔比(Strehl Ratio, SR)^[26]。通过计算SR来分析畸变补偿前后零差检测的CFSOC系统的ME变化情况。

BER是评估CFSOC系统性能的重要参数之一。对于零差检测系统,BER可以表示为^[4]

$$BER = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\sqrt{\frac{\text{SNR}}{2}} \right) \quad (5)$$

式中,SNR表示CFSOC系统的信噪比,erfc表示互补误差函数。对于受大气湍流干扰的二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK)接收系统,BER可以表示为^[27]

$$BER = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\sqrt{2\delta N_p \eta} \right) \quad (6)$$

式中, δ 表示探测器的量子效率, N_p 表示单个比特内接收到的光子数, η 表示ME。

2 基于IDBO的SLAO系统控制方法

DBO算法控制单元的工作过程可以分为三个阶段:初始化阶段、位置更新阶段和波前校正阶段。

在SLAO系统中,当优化算法以波前校正器的驱动电压作为控制信号时,粒子的位置代表校正器的驱动电压。因此,在初始化阶段,蛭螂的初始位置对应32单元DM的初始驱动电压,可以表示为

$$x_i(0) = L + \text{rand}(D) \times (U_B - L_B) \quad (7)$$

式中, $x_i(0)$ 表示第*i*只蛭螂的初始位置信息; U_B 和 L_B 分别表示搜索空间的上下边界; $\text{rand}(D)$ 表示 $[0,1]$ 范围内的维数为*D*的随机数,*D*表示波前校正器的驱动器单元数,取32。在初始化结束后,蛭螂的初始位置作为控制参数被施加到波前校正器,再通过图像采集卡将图像传感器信息读入控制模块。将ME、BER和RMS作为优化算法的目标函数,计算目标函数值。

位置更新阶段,DBO优化算法以优化算法的全局搜索与局部搜索进行划分,可以分为两个阶段。全局搜索阶段对应蛭螂的滚球行为。滚球蛭螂在滚动粪球时会使用太阳、月亮等天体特性作为移动路线的引导。蛭螂的位置对应波前校正器的驱动电压,可以表示为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha k x_i(t-1) + b \Delta x \quad (8)$$

式中, Δx 用于模拟光强度的变化, $\Delta x = |x_i(t) - X^w|$, $x_i(t)$ 表示第*i*只蛭螂在*t*次迭代时位置信息,*t*表示DBO优化算法的迭代次数, X^w 表示当前种群中的最差位置; α 表示自然系数,赋值为1或-1,当 $\alpha = 1$ 时,表示没有偏离方向,当 $\alpha = -1$ 时,表示偏离方向; k 表示偏转系数且 $k \in (0, 0.2]$; b 表示常数且 $k \in (0, 1]$ 。

蛭螂在滚动粪球时, Δx 对蛭螂前进路线选择具有正相关性,且 Δx 只与蛭螂当前位置与最差位置的差值有关,无法及时与其他位置蛭螂交流。对此,引入OOA算法的全局搜索策略替换DBO算法的全局搜索策略,从而增强了蛭螂种群的全局搜索能力,避免陷入局部极值。OOA算法的全局搜索策略可分为两个阶段,第一阶段模拟的数学模型为鱼鹰定位鱼的水下位置的过程,搜索空间中具有更好目标函数值的其他鱼鹰的位置被认为是水下鱼类,命名为 FP_i ,可以表示为

$$FP_i = \{X_k | k \in \{1, 2, \dots, N\} \wedge F_k < F_i\} \cup \{X_{\text{best}}\} \quad (9)$$

式中, X_k 表示第*k*只鱼鹰的位置向量;*N*表示鱼鹰种群数量; F_k 表示第*k*只鱼鹰的适应度值; F_i 表示第*i*只鱼鹰的适应度值; X_{best} 表示最佳鱼鹰个体的位置向量。在算法迭代过程中, FP_i 是一个索引列表,用来标识所有适应度值比当前搜索代理位置更好的鱼的位置。第二阶段模拟的数学模型为鱼鹰通过潜入水下来捕鱼的过程,在第一阶段 FP_i 确定后,从 FP_i 中选定的位置,作为鱼鹰捕鱼的目标位置,可以表示为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + r_{i,j} \cdot (SF_{i,j} - I_{i,j} \cdot x_i(t)) \quad (10)$$

式中, $x_i(t)$ 表示第*i*只鱼鹰在*t*次迭代时位置信息; $r_{i,j}$ 表示区间 $[0,1]$ 中的随机数,*j*表示为鱼鹰个体在第一阶段的维数,即波前校正器的驱动器单元数,取32; $I_{i,j}$ 表示集合 $[1,2]$ 中的随机数; $SF_{i,j}$ 为第*i*只鱼鹰在第一阶段第*j*维的目标位置。与DBO算法的全局搜索策略相比较,OOA算法的全局搜索策略与粒子个体的当前全局最优位置有关,且可以及时与其他位置的粒子个体进行交流,进而弥补了DBO算法在全局搜索策略上的不足。

局部搜索阶段对应蛭螂的繁殖、觅食和偷窃行为。

波前校正阶段,在位置更新阶段结束后更新当前最优位置,并计算当前最优目标函数值。当算法不满足预先设置的迭代次数或目标函数值时,继续执行优化算法,进行下一次迭代,直到满足终止条件。基于IDBO的SLAO系统控制方法的流程如图2。

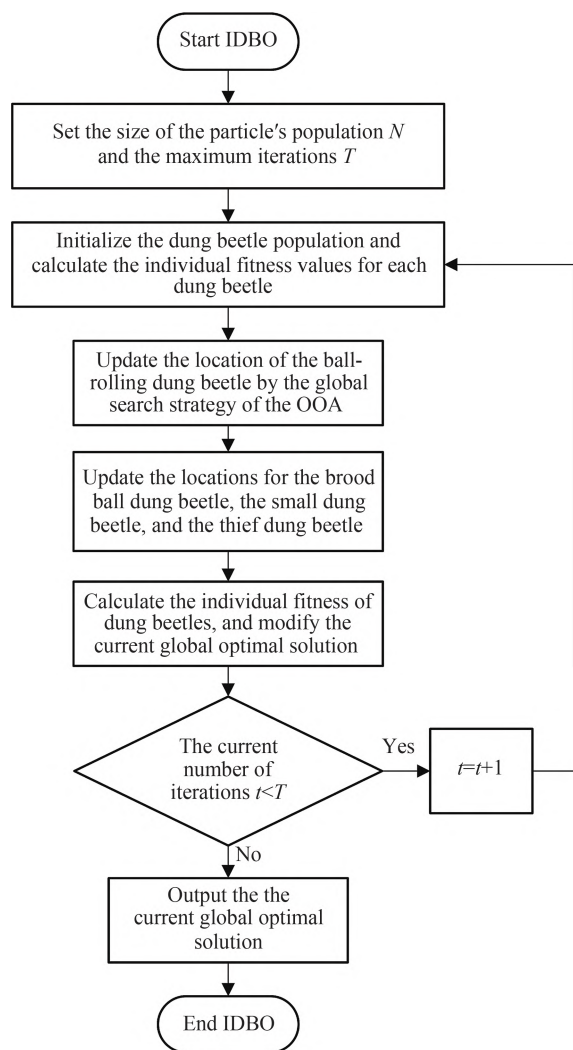


图2 IDBO 算法流程

Fig. 2 The flow chart of IDBO algorithm

3 仿真结果与分析

为了验证算法性能,选择两组不同的 Zernike 系数来拟合不同大气湍流强度下的畸变波前,引入的 Zernike 系数如图 3:第一组系数对应的初始 RMS 为 1.772 1;第二组系数对应的初始 RMS 为 0.825 4。分别

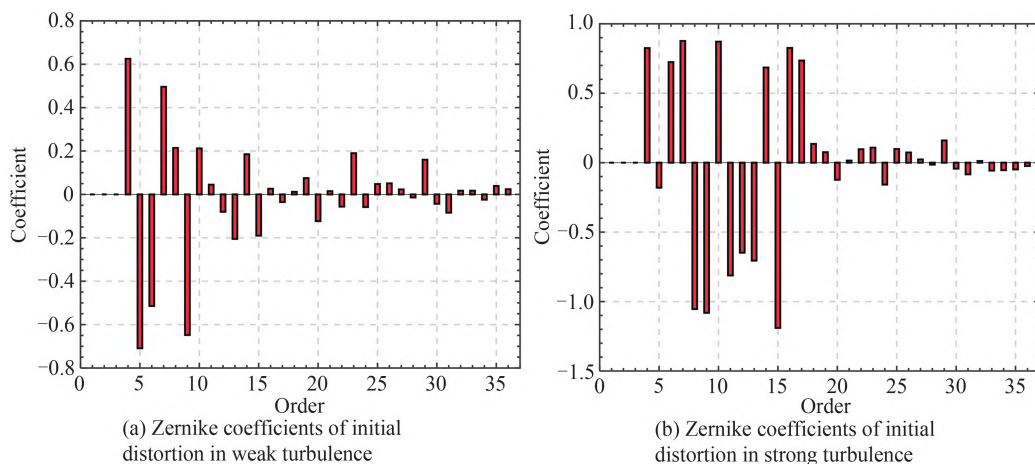


图3 波前像差的初始 Zernike 系数

Fig. 3 Initial Zernike coefficients of the wavefront aberration

设置IDBO、DBO、SPGD和SA-SPGD四种算法的种群数 N 为30,在每个湍流强度下设置相同的搜索空间,并将最大迭代次数设置为500。

3.1 陷入局部极值情况分析

为了确保仿真结果的可靠性,取强湍流下的一帧波前像差作为校正对象,四种算法各运行了20次,并根据20次的仿真曲线数据进行均值曲线数据的求解,对应的RMS变化曲线分别如图4所示。图中,黑线表示单次实验曲线,红线表示均值实验曲线。

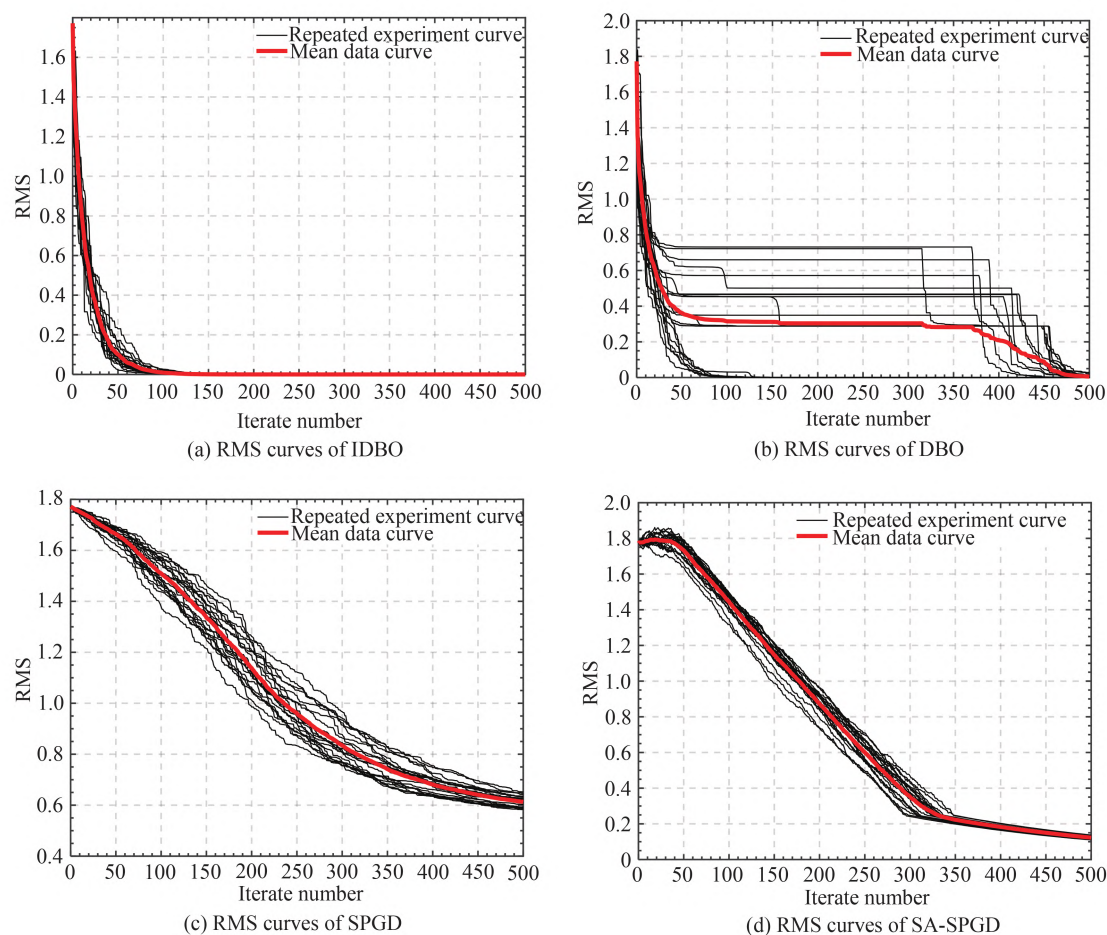


图4 同一帧像差随机运行20次,四种算法的RMS收敛曲线

Fig. 4 RMS curves of four control algorithms when stochastic correction is performed on the same aberration for 20 times

从图4中可以看出,在DBO算法的迭代过程中,有13条单次实验曲线陷入了局部极值,这主要是因为DBO算法的全局搜索策略未能确保种群粒子间的有效交流,从而导致该算法在避免陷入局部极值方面不足,也表明DBO算法的全局搜索策略有待改进。相比之下,在IDBO算法的迭代过程中,20条单次实验曲线均成功收敛至全局最优解,未出现陷入局部极值的现象,说明在DBO算法的基础上改进全局搜索策略,能够有效避免陷入局部极值的问题。在考察陷入局部极值的情况方面,IDBO算法的表现均优于SPGD算法和SA-SPGD算法。

3.2 控制算法实时性对比

仿真过程中,分别取强湍流下和弱湍流下对应的各一帧波前像差作为校正对象,分析IDBO、DBO、SPGD和SA-SPGD四种控制算法的实时性,对应四种算法的校正速度。四种算法各运行了20次,每次运行各迭代500次,并根据20次的实验曲线数据求解对应的均值曲线数据作为实验结果。平均RMS曲线如图5所示。

从图5可以看出,随着大气湍流强度的增加,不同算法收敛所需要的迭代次数均有所增加。但是,对比

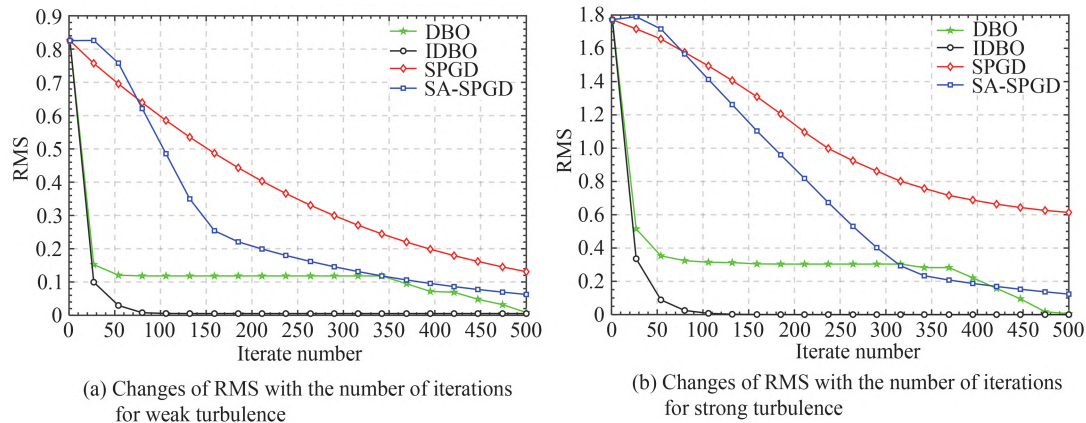


图5 不同湍流情况下RMS随迭代次数的变化

Fig. 5 Changes of RMS with the number of iterations for different turbulence

同一湍流条件下不同算法的收敛曲线可以发现,与其他三种算法对比,在弱湍流的情况下,IDBO算法在经历50次迭代之后收敛到全局最优,而在强湍流的情况下,IDBO算法在经历75次迭代之后收敛到全局最优,说明基于IDBO的SLAO系统收敛所需要的迭代次数明显少于基于其他三种控制算法的SLAO系统。根据仿真结果,定量分析不同湍流条件下不同控制算法的实时性优劣。

控制算法的实时性是判断该算法能否实际应用于SLAO系统的重要指标。将四种算法达到同一校正效果时所需要的时间作为判断实时性优劣的评价标准。在设定的强弱湍流条件下,初始的RMS大小分别为0.825 4和1.772 1,设定校正后的RMS大小为0.1作为评判指标,分析四种算法达到同一校正效果时所需要的时间,并将最大迭代次数设置为800,结果如表1。

表1 四种算法的实时性对比

Table 1 The real-time performance comparison of the four algorithms

Algorithm	RMS=0.825 4		RMS=1.772 1	
	Iterations	Time consumption (scaled)	Iterations	Time consumption (scaled)
IDBO	27	1	52	1
DBO	365	15.0	445	8.4
SPGD	800	4.5	800	2.1
SA-SPGD	585	2.3	725	1.8

需要说明的是,由于SPGD算法收敛缓慢,在规定的最大迭代次数内RMS值未收敛至0.1,所以表1记录的是SPGD算法运行800次所需的迭代次数与时间。由表1可以看出,当初始RMS值为0.825 4时,IDBO算法相较于DBO、SPGD和SA-SPGD算法,在波前校正速度上分别为其它三种算法的15.0倍、4.5倍和2.3倍;当初始RMS值为1.772 1时,IDBO算法相较于DBO、SPGD和SA-SPGD算法,在波前校正速度上分别为其它三种算法的8.4倍、2.1倍和1.8倍。

说明与其它三种算法相比,在取得相同校正效果时,基于IDBO算法的波前校正系统在不同湍流条件下的校正速度均提高80%以上。

3.3 SLAO系统性能与CFSOC系统性能分析

为了确保仿真结果的可靠性,分别取强湍流下和弱湍流下对应的各一帧波前像差作为校正对象,IDBO算法运行20次,并根据20次的仿真曲线数据进行了均值曲线数据的求解,对应的ME和BER变化曲线分别如图6所示。

如图6(a)、(b)所示,当初始RMS值为0.825 4时,迭代500次后,IDBO算法的ME为0.814 4,SPGD算法的ME为0.800 7,SASPGD算法的ME为0.81,DBO算法的ME为0.814 4;而初始RMS值为1.772 1时,迭代500次后,IDBO算法的ME为0.814 5,SPGD算法的ME为0.558 7,SA-SPGD算法的ME为0.802 2,DBO算法的ME为0.814 4。说明与其它三种算法相比,在迭代次数相同时,IDBO算法对于SLAO系统性能的提升优于其他三种算法。

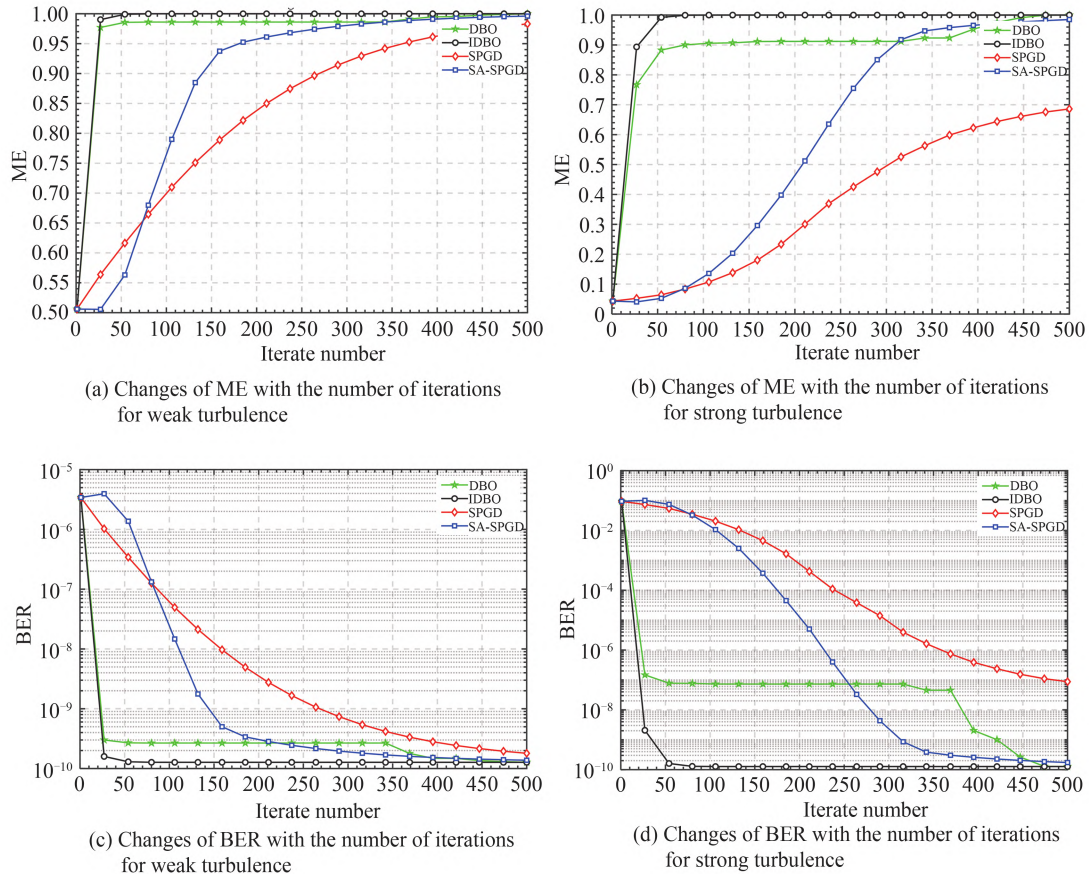


图6 不同湍流情况下ME和BER随迭代次数的变化

Fig. 6 The variation of ME and BER with the number of iterations under different turbulence conditions

如图6(c)、(d)所示,当初始RMS值为0.825 4时,IDBO算法的BER在30次迭代内降低到 10^{-9} 。而初始RMS值为1.772 1时,IDBO算法的BER在50次迭代内降低到 10^{-9} 。说明与其它三种算法相比,IDBO算法能够显著降低CFSOC系统中的BER,从而提高CFSOC系统的整体通信性能。

大气湍流通常是复杂且不一致的,需要考虑选取的大气湍流强度是否具有代表性,后续对比分析结果是否为特例。为了评估IDBO算法在不同强度大气湍流下的校正效果,进行了20次IDBO算法对大气湍流校正的仿真,每次仿真都引入了不同强度的初始大气湍流,IDBO算法的最大迭代次数为50。图7展示了

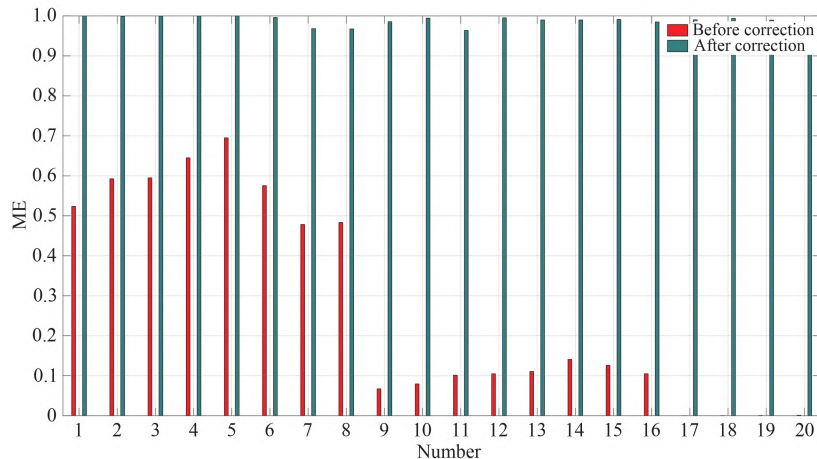


图7 远场光斑校正前后ME的比较

Fig. 7 Comparison of ME before and after far-field spot correction

20组IDBO算法校正前后ME的变化。其中第17组代表湍流强度的最高水平,初始ME值为 3.42×10^{-5} ,而第5组代表湍流强度的最低水平,初始ME值为0.695 1。在20次仿真中,对应的校正后的ME均提高到约0.96。大大提高了CFSOC系统的通信性能,表明IDBO控制算法可以成功地校正不同程度的大气湍流。因此,IDBO算法适用于经历连续波动的实时大气湍流。

IDBO算法在弱湍流和强湍流的情况下都表现优异。该混合算法具有快速校正不同强度湍流所引起的像差的优点,从而具有更好的自适应校正能力。图8展示了弱湍流和强湍流条件下校正前后的相位分布。

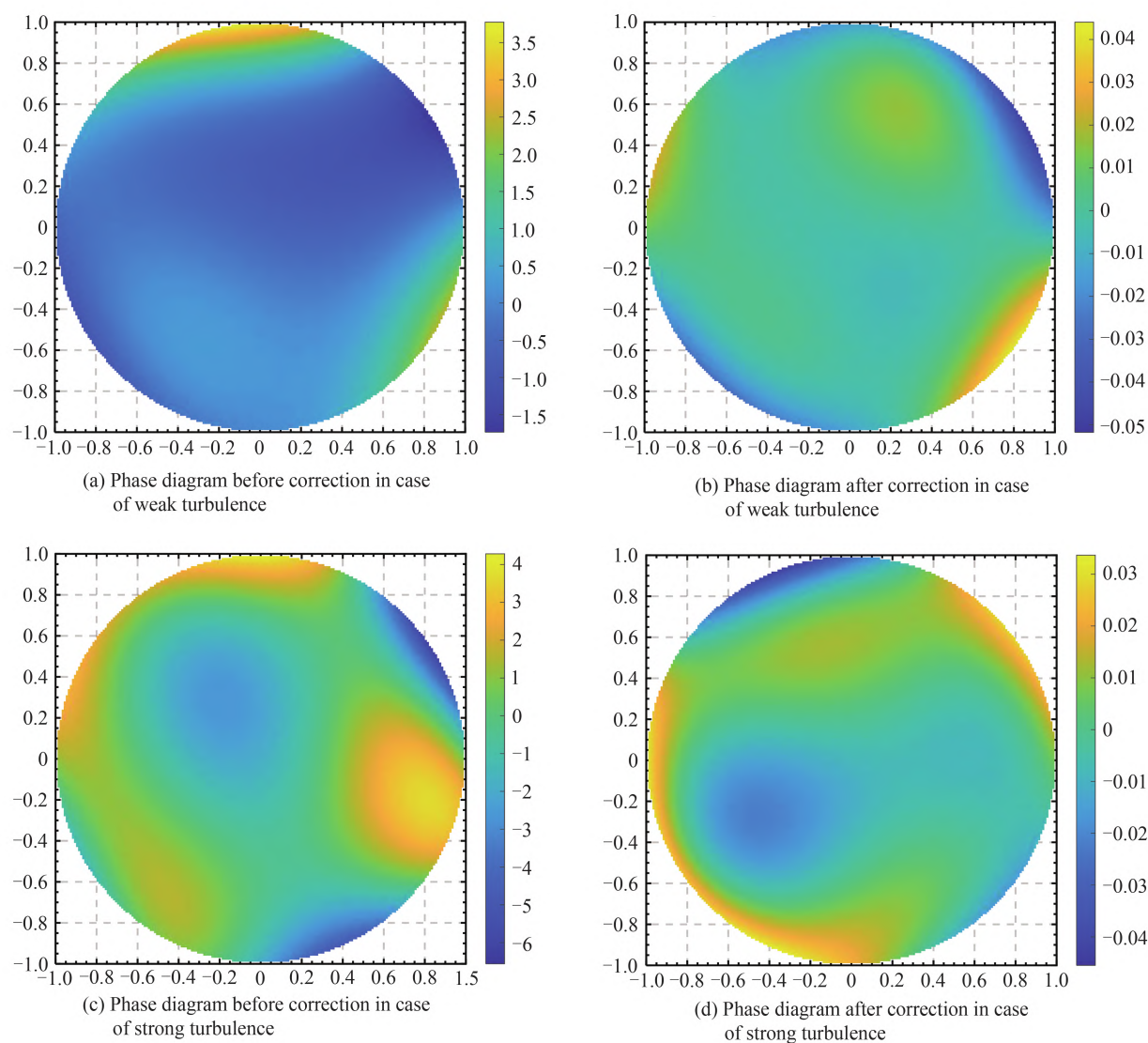


图8 不同湍流条件下校正前后的相位分布

Fig. 8 Phase distributions before and after correction under different turbulence conditions

4 结论

本文将基于种群优化的IDBO算法应用于SLAO系统的控制中,旨在评估基于IDBO算法的SLAO系统在波前校正性能上的表现。IDBO算法通过替换DBO算法中的全局搜索策略,确保了种群粒子间的有效信息交流,从而弥补了DBO算法在收敛稳定性和鲁棒性方面的不足。这一改进使得IDBO算法能更有效地避免陷入局部极值的问题,进而能够更快地找到全局最优解。

本文引入的IDBO算法在多个方面展现出显著的优势。首先,IDBO算法在迭代过程中有效避免了陷入局部极值的问题,这得益于其改进的全局搜索策略,确保了种群粒子间的有效交流,从而显著提高了算法

的收敛稳定性和鲁棒性。其次,在波前校正速度方面,IDBO算法相较于DBO、SPGD和SA-SPGD算法,在不同的初始RMS值条件下,波前校正速度分别是其它三种算法的15.0倍、4.5倍和2.3倍,以及8.4倍、2.1倍和1.8倍。仿真结果一方面说明了IDBO算法在控制算法实时性上优于DBO算法,引入的OOA全局搜索策略显著增强了蛭螂种群的全局搜索能力,有效避免了陷入局部最优解的问题;另一方面,基于IDBO优化算法的SLAO系统在控制算法实时性上优于当前主流的SLAO系统算法,如SPGD和SA-SPGD算法。因此,IDBO算法为SLAO系统中的波前校正提供了新的解决方案。由于波前畸变校正优化算法的实时性与硬件计算平台的性能直接相关,后续会在基于FPGA和GPU的高性能并行运算硬件平台进行实验,并搭建完整的CFSOC通信链路,以进一步探索和应用引入的优化算法。

参考文献

- [1] CHEN M, LIU C, RUI D, et al. Performance verification of adaptive optics for satellite-to-ground coherent optical communications at large zenith angle [J]. *Optics Express*, 2018, 26(4): 4230-4242.
- [2] GARLINSKA M, PREGOWSKA A, MASZTALERZ K, et al. From mirrors to free-space optical communication—historical aspects in data transmission [J]. *Future Internet*, 2020, (11): 179.
- [3] LI Z, ZHAO X. BP artificial neural network based wave front correction for sensor-less free space optics communication [J]. *Optics Communications*, 2017, 385: 219-228.
- [4] CAO J, ZHAO X, LIU W, et al. Performance analysis of a coherent free space optical communication system based on experiment [J]. *Optics Express*, 2017, 25(13): 15299-15312.
- [5] LIU W, YAO K, CHEN L, et al. Performance analysis of coherent free space optical communications with sequential pyramid wavefront sensor [J]. *Optics & Laser Technology*, 2018, 100: 332-341.
- [6] FU X, FANG J, XIAO S, et al. Dual-RNN based polar decoder with tanh-modified LLR over FSO turbulence channel [J]. *Optics Communications*, 2023, 527: 128965.
- [7] LIU W, JIN D, SHI W, et al. Performance analysis of coherent optical communication based on hybrid algorithm [J]. *Optics & Laser Technology*, 2022, 149: 107878.
- [8] ZHANG S, WANG R, WANG Y, et al. Extending the detection and correction abilities of an adaptive optics system for free-space optical communication [J]. *Optics Communications*, 2021, 482: 126571.
- [9] GU H, LIU M, LIU H, et al. An algorithm combining convolutional neural networks with SPGD for SLAO in FSOC [J]. *Optics Communications*, 2020, 475: 126243.
- [10] XU L, WANG J L, YANG L Q, et al. Design and performance analysis of NadamSPGD algorithm for sensor-less adaptive optics in coherent FSOC systems[J]. *Photonics*, 2022, 9(2): 77.
- [11] TIAN Q, LU C, LIU B, et al. DNN-based aberration correction in a wavefront sensorless adaptive optics system [J]. *Optics Express*, 2019, 27(8): 10765-10776.
- [12] SONG J, LI Y, CHE D, 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.
- [13] ZHANG H, XU L, GUO Y, et al. Application of AdamSPGD algorithm to sensor-less adaptive optics in coherent free-space optical communication system [J]. *Optics Express*, 2022, 30(5): 7477-7490.
- [14] ZHANG Z G, LUO Y X, YANG H Z, et al. CoolMomentum-SPGD algorithm for wavefront sensor-less adaptive optics systems[J]. *Photonics*, 2023, 10(2): 102.
- [15] HAN L, DAI Y, QIU Y. Compensation for aberrant wavefront in UOWC based on adaptive optics technique employing genetic algorithm [J]. *Optik*, 2023, 281: 170832.
- [16] CAO J, ZHAO X, LI Z, et al. Modified artificial fish school algorithm for free space optical communication with sensor-less adaptive optics system [J]. *Journal of the Korean Physical Society*, 2017, 71: 636-646.
- [17] HUA Y, SUI X, ZHOU S, et al. A novel method of global optimisation for wavefront shaping based on the differential evolution algorithm [J]. *Optics Communications*, 2021, 481: 126541.
- [18] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [19] LI Y, SUN K, YAO Q, et al. A dual-optimization wind speed forecasting model based on deep learning and improved dung beetle optimization algorithm [J]. *Energy*, 2024, 286: 129604.
- [20] XU D M, LI Z, WANG W C. An ensemble model for monthly runoff prediction using least squares support vector machine based on variational modal decomposition with dung beetle optimization algorithm and error correction strategy [J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 629: 130558.
- [21] WOLPERT D H, MACREARY W G. No free lunch theorems for optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 67-82.
- [22] ZHU F, LI G, TANG H, et al. Dung beetle optimization algorithm based on quantum computing and multi-strategy

- fusion for solving engineering problems [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 236: 121219.
- [23] DEHGHANI M, TROJOVSKÝ P. Osprey optimization algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering optimization problems [J]. *Frontiers in Mechanical Engineering*, 2023, 8: 1126450.
- [24] GUO Z, YIN Z, LYU Y, et al. Research on indoor environment prediction of pig house based on OTDBO-TCN-GRU algorithm [J]. *Animals*, 2024, 14(6): 863.
- [25] NOLL R J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1976, 66(3): 207-211.
- [26] LIU C, CHEN M, CHEN S, et al. Adaptive optics for the free-space coherent optical communications [J]. *Optics Communications*, 2016, 361: 21-24.
- [27] WANG Z, CAO J, MAO Y, et al. Performance analysis of optimized equilibrium optimizer algorithm in coherent free-space optical communication system [J]. *Optics Communications*, 2024: 131115.

An Improved Dung Beetle Optimization Algorithm and Its Application in Wavefront Correction for Sensor-less Adaptive Optics System

GAO Shijie^{1,2}, WANG Zhen^{1,2}, FU Xingxin^{1,2}, LIU Wei³, MAO Yongming³, CAO Jingtai^{1,2}

(1 *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China*)

(2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

(3 *College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China*)

Abstract: To address the limitations of conventional optimization algorithms in Sensor-less Adaptive Optics (SLAO) systems, particularly the slow convergence and limited global search efficiency of Stochastic Parallel Gradient Descent (SPGD) algorithm and meta heuristic optimization algorithms, an Improved Dung Beetle Optimizer (IDBO) algorithm proposed by combining the Dung Beetle Optimizer (DBO) algorithm and the Osprey Optimization Algorithm (OOA) to significantly enhance wavefront correction in SLAO systems, achieving effective atmospheric turbulence suppression without the need for wavefront sensors. While the DBO algorithm is known for its strong optimization ability and fast convergence speed, it suffers from an imbalance between global exploration and local exploitation. To address this issue, we incorporate the Osprey optimization algorithm strategy to improve global exploration and enhance the local exploitation ability.

The proposed methodology involves a model of an adaptive optics system using a 32-element deformable mirror for wavefront correction. The IDBO algorithm integrates the OOA to enhance the traditional Dung Beetle Optimizer (DBO), increasing population diversity and global search capabilities. Performance evaluations were conducted under various turbulence levels, utilizing wavefront aberrations as correction targets. We performed comprehensive comparisons of DBO, SPGD, and SA-SPGD algorithms, focusing on convergence speed, correction efficiency, and local extrema resistance. To evaluate the dynamic correction performance of the IDBO algorithm under different intensities of atmospheric turbulence, we conducted 20 simulations of the IDBO algorithm for atmospheric turbulence correction, with each numerical simulation introducing initial atmospheric turbulence of varying intensities.

Numerical simulations results show notable improvements at an initial RMS value of 0.825 4, the IDBO algorithm achieves wavefront correction speeds that are approximately 14.0, 3.5, and 1.3 times faster than DBO, SPGD, and SA-SPGD, respectively. Under higher turbulence (initial RMS of 1.772 1), IDBO maintains superior performance with speeds 7.4, 1.1, and 0.8 times faster than the same algorithms. The system consistently delivers an 80% improvement in correction speed across different turbulence conditions while ensuring equivalent correction efficacy. IDBO also demonstrates enhanced convergence stability and robustness, significantly reducing the likelihood of entrapment in local extrema. The IDBO algorithm performs excellently under both weak and strong turbulence conditions. This hybrid algorithm has the advantage of rapidly correcting aberrations caused by turbulence of different intensities, resulting in better adaptive correction capability. The qualitative simulation results show the phase distribution before and after correction under weak and strong turbulence conditions.

The integration of the OOA algorithm crucially improves algorithm performance by preserving diversity in the dung beetle population, averting premature convergence to local optimum solutions. The numerical simulations validate that the IDBO-based SLAO system outperforms mainstream algorithms in real-time control applications. With convergence speed, robustness, and dynamic correction performance amidst evolving turbulent conditions, IDBO algorithm presents a viable solution for wavefront correction in SLAO systems. This advancement offers a new approach to overcoming challenges in sensor-less adaptive optics, highlighting potential applications where traditional systems may falter. In the future, we intend to develop a high-performance processing platform based on FPGA and GPU, and apply the IDBO algorithm to dynamic aberration correction experiments.

Key words: Adaptive optics; Free-space optical communication; Control algorithm; Dung beetle optimization algorithm; Wavefront correction

OCIS Codes: 060.2605; 110.1080; 010.7060; 220.1000

CSTR: 32255.14.gzxb20255403.0306001

Foundation item: National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFB3905703), National Natural Science Foundation of China (No. U21A20451), Jilin Provincial Scientific Technological Development Program (No. 20210203042SF)