

引用格式: LIU Hui, ZHU Xiangyu, ZHANG Xiaoxue, et al. Universal and Improved Mutation Strategy for Feedback-based Wavefront Shaping Optimization Algorithm[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(6):0629002

刘卉,朱香渝,张晓雪,等.一种通用的反馈式波前整形优化算法改进策略[J].光子学报,2023,52(6):0629002

# 一种通用的反馈式波前整形优化算法改进策略

刘卉,朱香渝,张晓雪,陈旭东,林志立

(华侨大学信息科学与工程学院 福建省光传输与变换重点实验室,厦门 361021)

**摘 要:**提出一种通用式突变算子用于增强反馈式波前整形系统的调控效率,进而实现激光透过散射介质后的高效聚焦。为验证该突变算子提高聚焦效率的有效性,在经典优化算法,包括遗传算法、粒子种群算法、蚁群算法、模拟退火算法等四种算法的基础上引入突变算子,以优化结束后的增强因子和达到最高增强因子时的迭代周期数来表征聚焦效率。经过数值仿真和实验验证,该突变算子的引入使得四种经典优化算法的聚焦效率均得到大幅提升,增强因子提升了 25% 以上,同时迭代周期数减少了 63% 以上。当增加调控单元数量时,突变算子的高效性将更为显著。为进一步验证该突变算子的通用性,对二元振幅型调制以及多点聚焦进行了数值模拟分析,结果表明该突变算子有效增强了聚焦效率。该研究为反馈式波前整形的多种经典算法与多种调控方式提供了更高效的聚焦策略,实现了散射介质后更快更强的光斑聚焦,在光捕获、光遗传学等领域具有潜在的应用价值。

**关键词:**光场调控;波前整形;优化算法;散射介质

中图分类号:O436.2

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20235206.0629002

## 0 引言

当光在如生物组织、多模光纤等复杂介质中传播时,介质折射率的不均匀性会使光发生多重散射,从而形成紊乱随机的散斑图案。这种散射现象使生物医学成像、大气海洋光学和激光治疗等领域的发展受到了一些挑战。幸运的是,反馈波前整形技术已发展成为一种克服散射效应的有效方法,该技术基于散射介质后的出射光的光强反馈,使用空间光调制器迭代优化补偿入射光波波前,最终在散射介质后的目标平面实现聚焦<sup>[1]</sup>。在反馈式波前整形系统中,迭代优化算法对优化波前起到了关键作用。近年来已有多种优化算法被提出并用于实现散射介质后的单点聚焦,如遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[2-4]</sup>、粒子群优化算法(Particle Swarm Algorithm, PSO)<sup>[5-6]</sup>、模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SA)<sup>[7]</sup>、蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACO)<sup>[8]</sup>等。这类优化算法通过多次的迭代运算获取正反馈或负反馈信息,从解空间中寻找优解,最终利用最优解有效地补偿波前。除此之外,为了提高反馈式波前整形的优化效率,一系列用于改进常规优化算法的混合策略<sup>[9-10]</sup>或增强策略<sup>[11-16]</sup>也相继被报道。这些改进策略中多数都提出通过突变算子来增加解的多样性,其中主要包括单点突变<sup>[11-12]</sup>、衰减突变<sup>[13]</sup>、动态突变<sup>[14-16]</sup>。现有的这些改进策略均是通过预测突变数量,对于突变的预测取值仍然是从可行解范围内随机选取,这种随机性往往会导致冗余或无效的测量,从而降低优化效率。此外现有的改进策略多数仅适用于一种特定的算法,其适用范围存在一定的局限性,一种高效且通用的改进策略目前还尚未报道。

本文提出了一种通用的引导性突变算子(Guided Mutated Operator, GM)用于提高反馈式波前整形系统的优化效率,从而实现更高效的调控。不同于现有的随机突变改进策略,GM可同时预测突变数量和突变值,在极大减少冗余的测量次数的同时可显著增强优化结果。经过数值模拟和实验验证,在引入GM后,常

基金项目:厦门市青年创新基金(No. 3502Z20206013),中央高校基本科研业务费专项(No. ZQN-707)

第一作者:刘卉, hliu.hqu@foxmail.com

通讯作者:陈旭东, chenxd@hqu.edu.cn;林志立, zllin@hqu.edu.cn

收稿日期:2023-02-20;录用日期:2023-04-19

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

规算法的优化效率可提升25%以上。此外GM具有广泛的适用范围,可适用于不同的优化算法、不同调控方式以及不同调控目标。在GM的改进下,常规的迭代优化算法可实现更高效的优化效率,为反馈式波前整形系统带来高效调控。所提方法在一类旨在从复杂模型中寻最优解的研究中具有广阔的应用前景,例如操纵光纤激光器的多维特性<sup>[17-18]</sup>、双光子显微镜<sup>[19]</sup>等。

## 1 基本原理与仿真模拟

在反馈式波前整形系统中,使用空间光调制器对入射光进行调制,由探测器采集透过散射介质后的光场信息并反馈给优化算法。为了克服散射效应实现聚焦,优化算法不断迭代优化寻找最优解,即最优相位型或振幅型掩膜。当最优掩膜加载于空间光调制器时,即可在目标平面观察到聚焦光斑。迭代优化算法通常主要包括初始化、测量、评价、进化、选择与更新等步骤,如图1(a)。在GM增强的优化算法中,GM通常作用于进化步骤完成后,如图1(a)中虚线框标注所示。GM方法示意如图1(b),其算法步骤为:

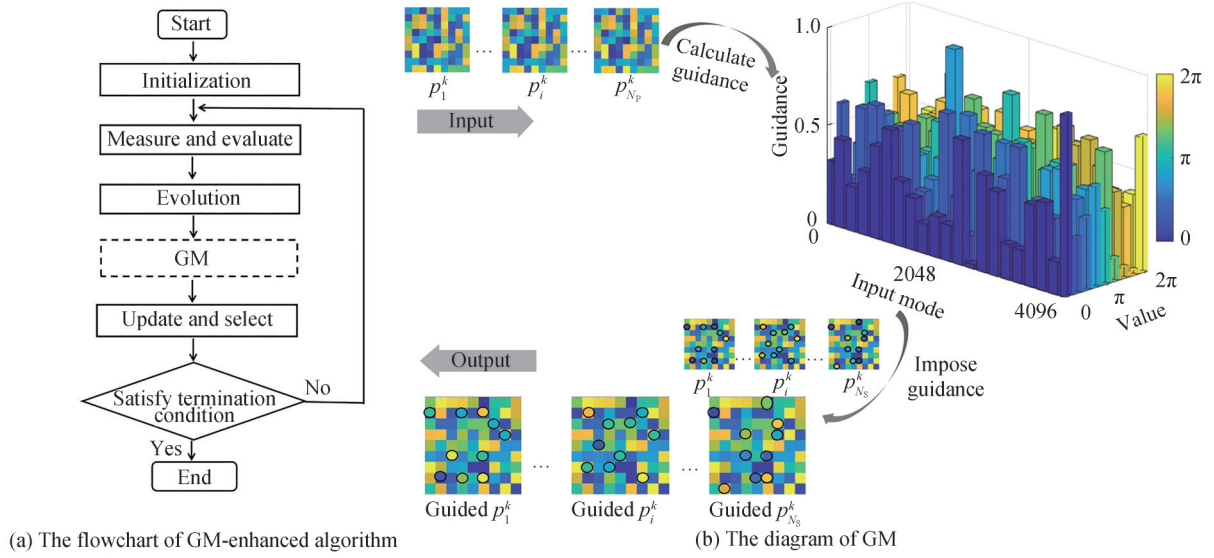


图1 GM增强波前整形优化算法示意

Fig.1 The schematic of GM-enhanced wavefront shaping optimization algorithm

1)根据当前含 $NP$ 个个体的种群计算出引导因子矩阵 $G$ 。该矩阵为一个 $N \times L$ 的二维矩阵,其中 $N$ 为总通道数,也称为总调控单元数量, $L$ 为每个调控单元的相位可取值数量,即矩阵 $G$ 表征的是每个输入通道的每个可能取值的引导因子。在第 $k$ 代第 $n$ 个调控单元取第 $l$ 个可能取值的引导因子 $G_{n,l}$ 的计算表达式为

$$\begin{cases} G_{n,l} = \frac{\sum_{i=1}^{NP} f_i \cdot \delta_{n,l}}{R_i} \\ \delta_{n,l} = \begin{cases} 1 & p_{i,n}^k \in D \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f_i$ 和 $R_i$ 为第 $i$ 个个体的适应度值和排序等级,通常越低的排序等级对应越高的适应度值, $p_{i,n}^k$ 为第 $k$ 代第 $i$ 个个体第 $n$ 个调控单元像素值, $D$ 为每一个调控单元的可能取值范围。需要强调的是,考虑到优化算法的优化结果和优化效率的权衡,在相位型调制中 $D$ 离散化为 $D = \left\{ \frac{1}{L} 2\pi, \frac{2}{L} 2\pi, \dots, 2\pi \right\}$ <sup>[20]</sup>。在二元振幅型调制中为 $D = \{0, 1\}$ 。

2)在第 $k$ 代中从第 $i$ 个个体 $p_i^k$ 中随机挑选 $N_G$ 个引导调控单元,引导调控单元数量遵循 $N_G = N \cdot \left[ (G_0 - G_{\text{end}})^{\frac{k}{\lambda_G}} + G_{\text{end}} \right]$ ,其中 $G_0$ 和 $G_{\text{end}}$ 为初始和终止引导率, $\lambda_G$ 为引导率的衰减因子。

3)向更新的个体施加引导并生成 $NS$ 个更新的引导个体,其中每一个更新的引导个体的 $N_G$ 个引导调控

单元值均为以引导因子为权重下的随机选取。

为了验证 GM 用于增强优化算法的优化效率的有效性,首先对基于 GA、PSO、ACO、SA 实现散射介质后的单点聚焦展开数值模拟,四种算法的详细步骤见附录。表 1 列出了 GA、PSO、ACO、SA 四种常规算法以及相应 GM 增强算法所采用的关键参数。

表 1 四种常规算法以及相应 GM 增强算法所采用的关键参数  
Table 1 The parameters of regular and GM-enhanced algorithms

Method	GA	PSO	ACO	SA
Regular	$N = 4\ 096$	$N = 4\ 096$		$N = 4\ 096$
	$N_p = 36$	$N_p = 36$	$N = 4\ 096$	$L = 20$
	$N_s = 18$	$N_s = 18$	$N_p = 36$	$p_n = N/2$
	$L = 20$	$L = 20$	$N_s = 18$	$p_v = \pi/20$
	$R_0 = 0.1$	$c_1 = 4$	$L = 20$	$T_0 = 1$
	$R_{end} = 0.002\ 5$	$c_2 = 4$	$\alpha = 0.9$	$T_d = 0.99$
	$\lambda_m = 250$	$w = 0.9$		$p_l = 45$
		$w_d = 0.99$		
GM-enhanced	$G_0 = 0.1; G_{end} = 0.002\ 5; \lambda_G = 250$			

$N$ , the number of input modes;  $N_p$ , the number of individuals in population;  $N_s$ , the number of updated individuals;  $L$ , the number of pixel value;  $R_0$ , initial mutation rate;  $R_{end}$ , final mutation rate;  $\lambda_m$ , mutation decay constant;  $c_1$ , individual learning factor;  $c_2$ , social learning factor;  $w$ , weight factor;  $w_d$ , weight decay constant;  $\alpha$ , pheromone decay constant;  $p_n$ , perturbed pixels number;  $p_v$ , perturbation value;  $T_0$ , initial temperature;  $T_d$ , temperature decay constant;  $p_l$ , perturbation loop length

增强因子常被用于透过散射介质后单点聚焦的评价函数,其定义为优化后的聚焦点的光强与优化前散斑平均光强的比值。在经过每种算法的十次重复计算的平均后,绘制了 GA、PSO、ACO、SA 四种算法关于增强因子与测量次数之间的函数曲线,如图 2(a)~(d)中的蓝色曲线;同时绘制了 GA、PSO、ACO、SA 在引入 GM 后,增强因子与测量次数之间的函数曲线,如图 2(a)~(d)中的红色曲线。需要强调的是,文中算法的

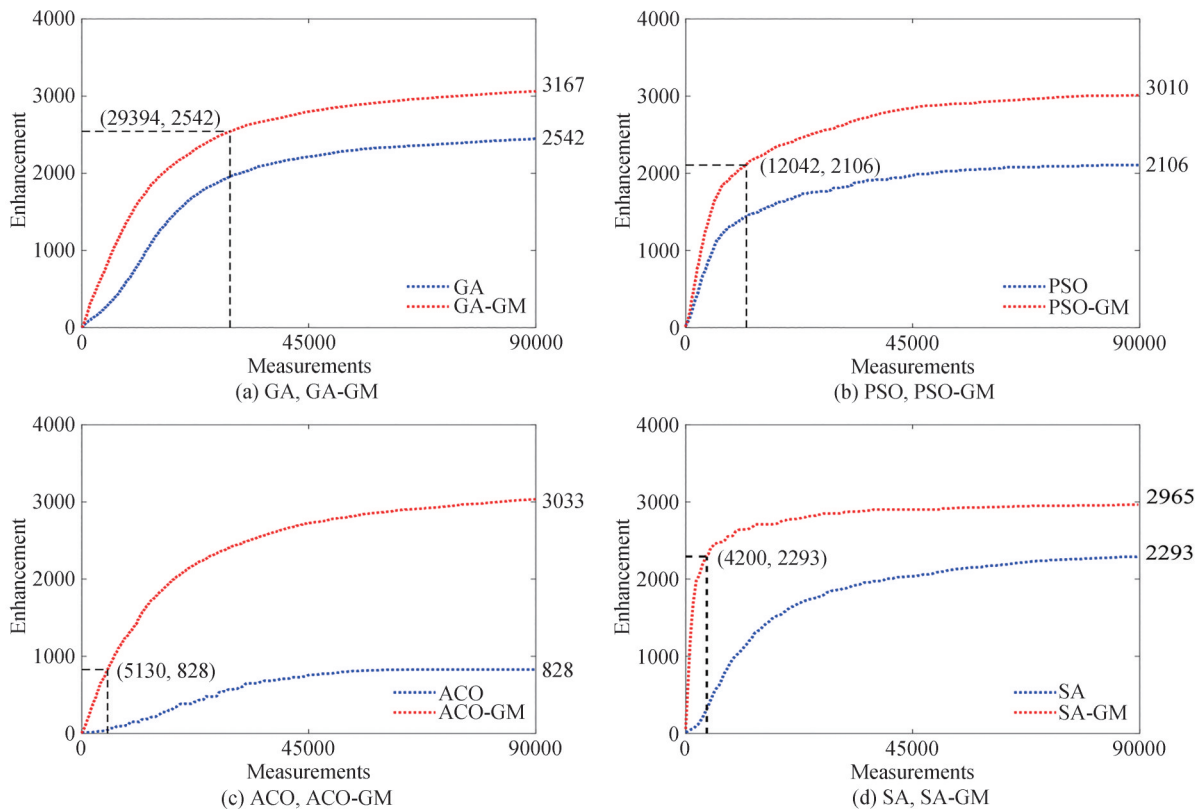


图 2 仿真增强因子随测量次数的演化

Fig.2 The evolution of simulated enhancement factor as a function of the number of measurements

优化效率是优化后的增强因子以及增强速率的综合评价。从图2中的函数曲线可知,引入GM后的四种增强算法比相应的常规算法达到了更高的增强因子。GA-GM、PSO-GM、ACO-GM和SA-GM增强因子最终达到3 167、3 010、3 033和2 965,分别比相应的常规方法提高了25%、43%、266%和29%。此外通过选取GM增强方法达到常规方法最大增强因子时的测量次数可以来度量实验中的增强速率,如每条函数曲线中标注的坐标所示。从图中所示的坐标可得,GM增强方法分别只需要29 394、12 042、5 130和4 200次测量即可达到常规方法的最大增强因子,GA-GM、PSO-GM、ACO-GM和SA-GM相比常规方法减少了67%、87%、94%和95%的测量次数,由此可见GM可显著提高常规方法的增强速率。由综合增强因子和增强速率的评价可得,GM可显著提高常规优化算法实现散射介质后单点聚焦的增强因子和增强速率,GM的引入可有效增强常规优化算法的优化效率,使散射介质后的单点聚焦获得更高的调控效率。

## 2 实验与分析

为进一步验证GM的有效性,建立了基于反馈式波前整形系统实现散射介质后单点聚焦的实验装置,如图3。入射激光(Laser,1 064 nm)经由透镜1(L1)、光阑(Pinhole)、透镜2(L2)组成的4f系统扩束,扩束光在经过水平偏振片(P)入射到反射型液晶空间光调制器(SLM,Hamamatsu X13138-03WR),SLM的分辨率为 $1\,272\times 1\,024$ ,像素大小为 $12.5\ \mu\text{m}$ ,在SLM中选取了 $64\times 64$ 个调制单元,每个调制单元由 $8\times 8$ 的像素区域构成一个超像素单元。经SLM调制的光由分束镜(BS)反射,通过显微物镜1(Obj1,40 $\times$ ,NA=0.65)聚焦到散射介质上,实验中选用毛玻璃(GG,Thorlabs DG10-220 m,220 grit,2 mm)作为散射介质,散射光再通过显微物镜2(Obj2,25 $\times$ ,NA=0.4)入射到相机(Camera,Thorlabs CS2100M)平面,由相机采集散斑光场的光强信息。根据该光强信息,计算机(PC)运行优化算法并将优化信息反馈给SLM,从而完成闭环的反馈式调控系统。

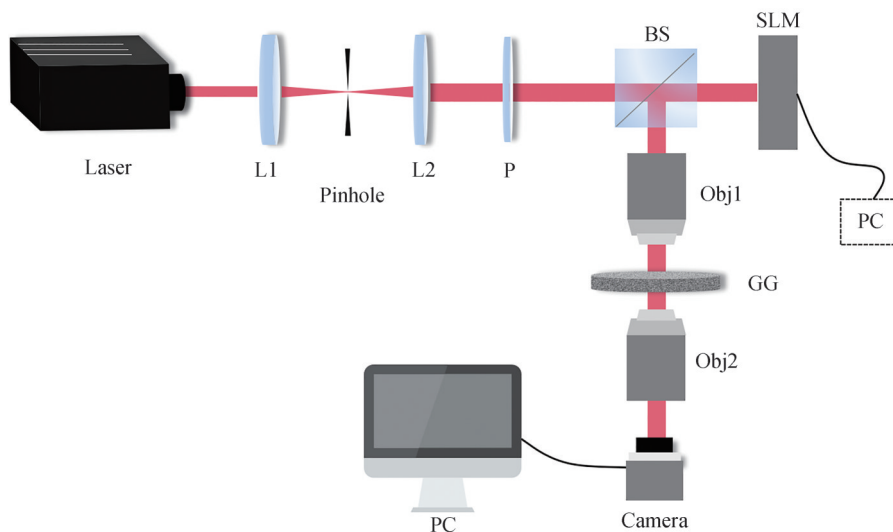


图3 反馈式波前整形系统实验装置

Fig.3 The experimental setup for iterative wavefront shaping system

基于图3所示的实验装置,对GA、PSO、ACO、SA四种常规优化算法以及相应的GM增强的算法进行实验。实验参数如表1。实验结果如图4,图4(a)~(d)中蓝色曲线绘制了四种常规算法关于增强因子与实验测量次数之间的函数曲线,图4(a)~(d)中红色曲线绘制了四种GM增强算法关于增强因子与实验测量次数之间的函数曲线。由于激光器的不稳定性和实验背景噪声的影响,实验结果和仿真结果存在一定差距,然而其优化趋势基本吻合。实验中,GA-GM、PSO-GM、ACO-GM和SA-GM增强因子最终达到427、399、408和405,分别比相应的常规方法提高了23%、49%、216%和28%。实验中同样选取了GM增强方法达到常规方法最大增强因子时的实验测量次数来度量实验中的增强速率,如每条函数曲线中标注的坐标所示。从图4所示的坐标可得,GM增强方法分别在19 728、14 400、1 422和14 382次测量达到常规方法的最大增强因子,这表明GA-GM、PSO-GM、ACO-GM和SA-GM相比常规方法减少了63%、73%、97和74%的测



量次数。图5展示了四种常规算法与相应GM增强算法优化后的归一化目标平面的光强图,图中红色曲线绘制了沿聚焦光斑水平方向的强度。从图中可以观察到,在GM增强的优化结果中,GM增强方法可获得更强的聚焦光斑和背景抑制。对比GM对四种算法的增强效果可以发现,无论是仿真还是实验,GM对ACO的提升效果更为明显,其次是PSO。实际上GM对不同算法的增强效果的差异性来源于算法自身的随机性差异。由附录中ACO与PSO的算法流程可得,ACO与PSO的更新规则均由一种确定性的计算规则决定,相对于GA中的突变和SA中的扰动更新规则,ACO和PSO具有更低的随机性。当GM作用于这类随机性较低的优化算法时,由于GM为原算法增加的随机性,所以增强效果更加显著。

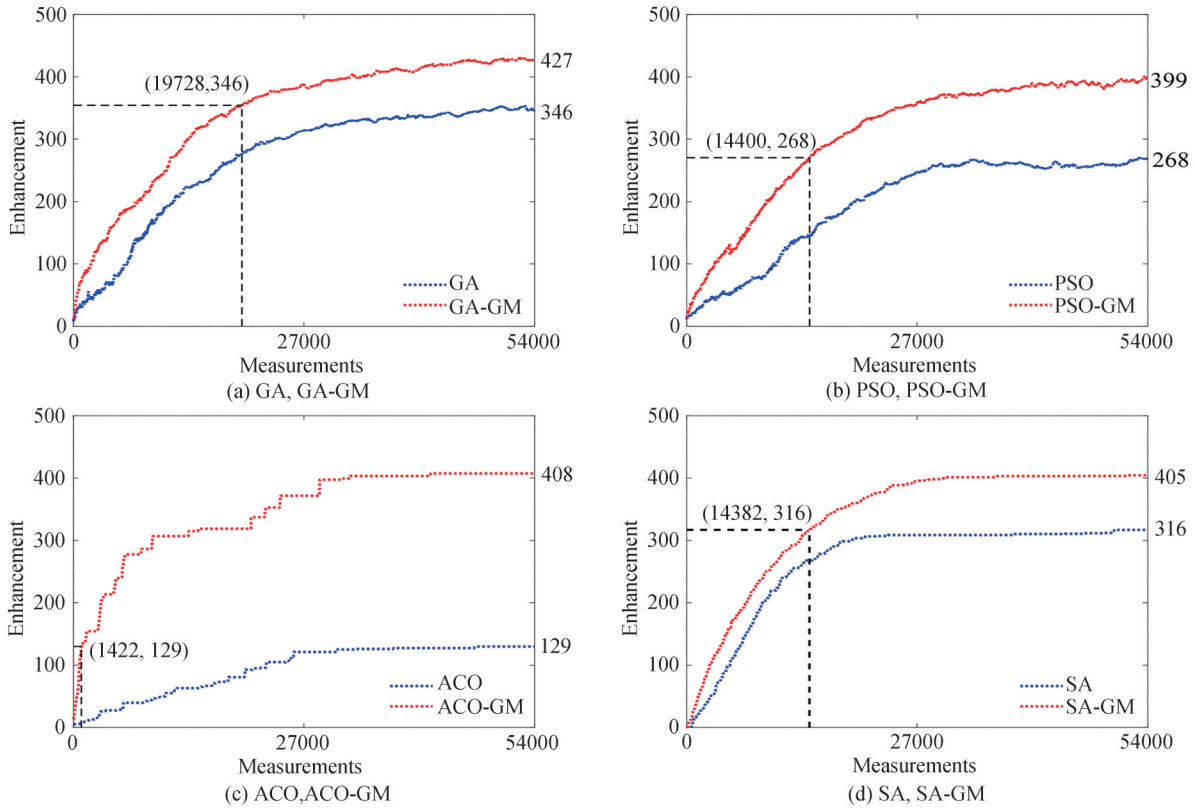


图4 实验增强因子随测量次数的演化

Fig.4 The evolution of experimental enhancement factor as a function of the number of measurements

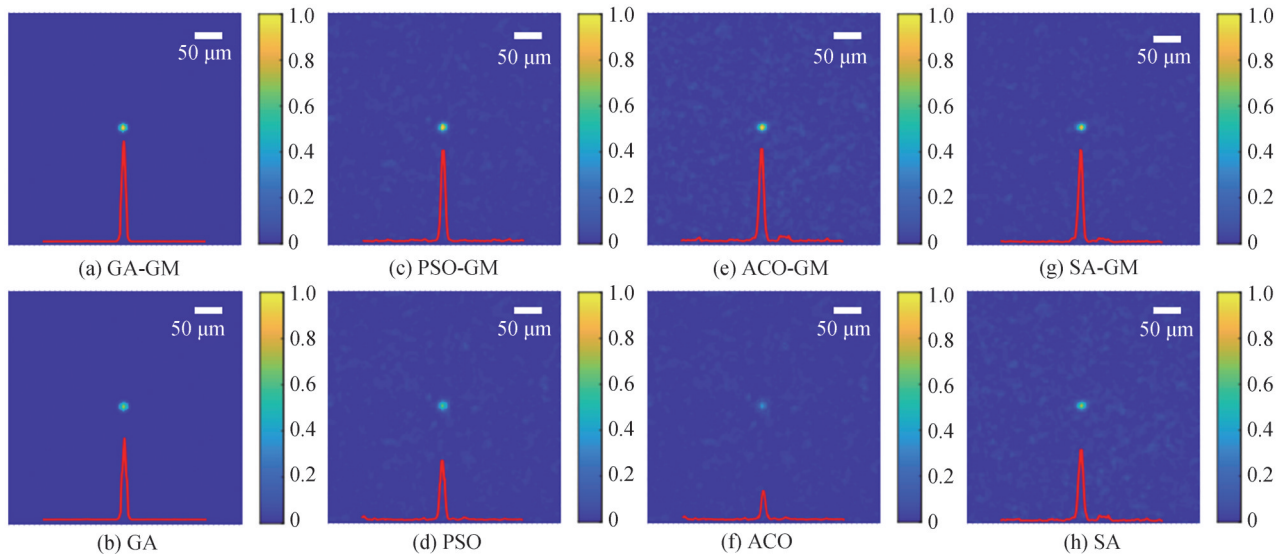


图5 实验优化结果归一化光强

Fig.5 The normalized speckle intensity images after optimization

为了探究SLM模式数量对GM增强效果的影响,分别选取以 $4 \times 4$ 和 $16 \times 16$ 为超像素区域构成 $32 \times 32$ 和 $128 \times 128$ 的模式数量进行相同参数下的仿真和实验。表2列出了四种增强算法GA-GM、PSO-GM、ACO-GM和SA-GM相对于常规算法在不同模式数量下所提升的增强因子百分比。由表中数据可得,GM在 $32 \times 32$ 的模式数量下略有增强,而随着模式数量增多至 $128 \times 128$ 时,GM的增强效果大有提升,此时GM对四种常规算法的增强在模拟仿真中不低于38%,实验中不低于35%。由此可得,随之模式数量的增多,GM的优势将更为显著。

表2 不同模式数量下GM提升的增强因子百分比

	Simulation			Experiment		
	$32 \times 32$	$64 \times 64$	$128 \times 128$	$32 \times 32$	$64 \times 64$	$128 \times 128$
GA-GM	13%	25%	38%	11%	23%	35%
PSO-GM	25%	43%	77%	28%	49%	82%
ACO-GM	203%	266%	342%	189%	216%	317%
SA-GM	17%	29%	46%	16%	28%	42%

为进一步探索GM的通用性优势,对二元振幅型调制和多点聚焦优化进行了数值模拟分析。众所周知,利用DMD的高速工作帧率,二进制振幅型调制已被广泛应用于波前整形系统中<sup>[13,21]</sup>。采用如表1中GA与GA-GM相同的参数,进一步对二元遗传算法(Binary GA)和GM增强二元遗传算法(Binary GA-GM)进行了数值模拟。在二元振幅型调制中评价函数通常设定为聚焦光斑与散斑背景光强的平均值的比值(Peak-to-background Ratio, PBR)。如图6, Binary GA最终在PBR达到175处陷入局部最优,而 Binary GA-GM达到的最高PBR为203,相比 Binary GA提高了16%,这表明GM的引入有效规避了 Binary GA陷入局部最优值。此外,该图中所标记的坐标表明, Binary GA-GM在9324次测量时达到了 Binary GA所达到的最大PBR,减少了83%的冗余测量次数。

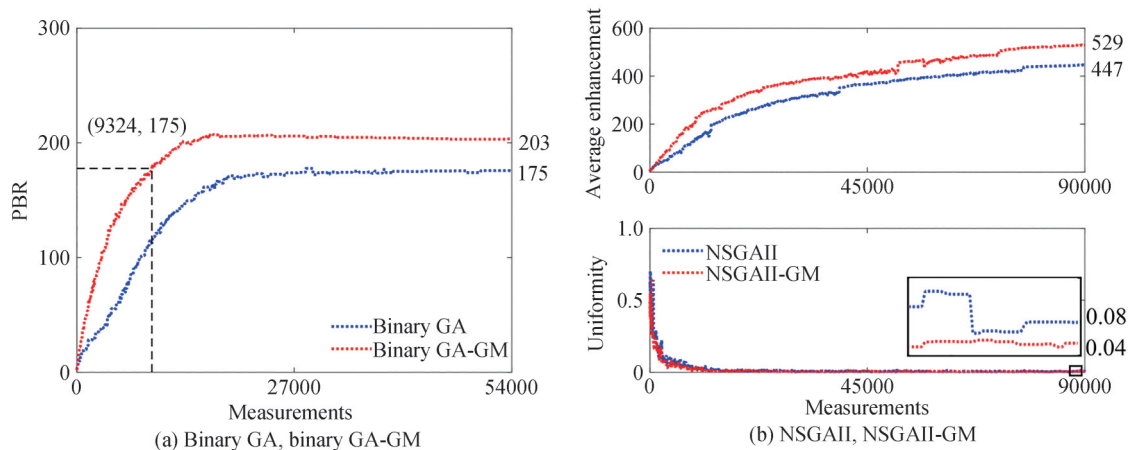


图6 仿真优化结果随测量次数的演化

Fig.6 The evolution of simulated enhancement factor as a function of the number of measurements

另一方面,为了验证GM在多目标优化下的有效性,基于多目标遗传算法(Nondominated Sorted Genetic Algorithms II, NSGAII)实现散射介质后的多点聚焦<sup>[22]</sup>进行了数值模拟分析。NSGAII与NSGAII-GM采用了如表1中与GA和GA-GM相同的参数,对六个点的聚焦进行了数值分析,NSGAII与NSGAII-GM算法流程见附录。在该多目标优化问题中,多个聚焦点之间的平均增强因子和均匀性为两个适应度评价函数,其中平均增强因子定义为多个焦点的平均强度与优化前散斑光场的光强平均值的比值<sup>[4]</sup>,均匀度定义为多个焦点的标准差<sup>[23]</sup>。图6(b)展示了6个聚焦点的平均增强因子和均匀性与测量次数之间的函数曲线图,其中插图为黑色线框内均匀度的收敛结果。从图中可以看出,NSGAII-GM相比NSGA-II的平均增强因子提高了18%,均匀性提高了200%,表明NSGAII-GM达到了相比NSGAII更高的平均增强因子且更均

匀的多点聚焦。由此可得GM同样适用于多目标优化问题,可为基于多目标优化的反馈式波前整形提供更高的优化效率。

### 3 结论

本文提出了一种用于反馈式波前整形系统的引导性突变算子。该方法可有效提升多种算法的优化效率,实现更加高效的散射介质后的单点聚焦。实验结果表明该引导性突变算子可提升常规算法的优化效率达23%以上,当增加反馈式波前整形系统中的模式数量时,引导性突变算子的增强效果将更为显著。此外,通过实验和数值模拟分析,该引导性突变算子可适用于不同算法如遗传算法、粒子群优化算法、模拟退火算法、蚁群算法,不同调制方式如多像素相位型调制或二元振幅型调制,不同的优化目标如单点聚焦或多点均匀聚焦。本文所提出的引导性突变算子具备高效性和通用性两大显著优势,有望在波前整形、光捕获、光遗传学等领域广泛应用。

#### 参考文献

- [1] VELLEKOOP I. Feedback-based wavefront shaping[J]. *Optics Express*, 2015, 23(9): 12189-12206.
- [2] WU Daixuan, LUO Jiawei, LI Zhaohui, et al. A thorough study on genetic algorithms in feedback-based wavefront shaping [J]. *Journal of Innovative Optical Health Sciences*, 2019, 12(4): 1942004.
- [3] ZHANG Xiaolong, PETER K. Binary wavefront optimization using a genetic algorithm [J]. *Journal of Optics*, 2014, 16(12): 125704.
- [4] WAN Lipeng, CHEN Ziyang, HUANG Huiling, et al. Focusing light into desired patterns through turbid media by feedback-based wavefront shaping[J]. *Applied Physics B*, 2016, 122(7): 204.
- [5] FANG Longjie, ZUO Haoyi, YANG Zuogang, et al. Particle swarm optimization to focus coherent light through disordered media[J]. *Applied Physics B*, 2018, 124(8): 155.
- [6] HUANG Huiling, CHEN Ziyang, SUN Cunzhi, et al. Light focusing through scattering media by particle swarm optimization[J]. *Chinese Optics Letters*, 2015(10): 104202.
- [7] ZAHRA F, NAFISEH M, FARANEH S, et al. Simulated annealing optimization in wavefront shaping controlled transmission[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(21): 6233-6242.
- [8] YANG Zuogang, FANG Longjie, ZHANG Xicheng, et al. Controlling a scattered field output of light passing through turbid medium using an improved ant colony optimization algorithm [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 144: 106646.
- [9] FANG Longjie, ZUO Haoyi, XU Yihang, et al. Focusing light through scattering media by combining genetic and Gauss - Newton algorithms[J]. *Applied Physics B*, 2019, 125(6): 94.
- [10] LUO Yunqi, YAN Suxia, LI Huanhao, et al. Focusing light through scattering media by reinforced hybrid algorithms[J]. *APL Photonics*, 2020, 5(1): 016109.
- [11] LI Biqi, ZHANG Bin, FENG Qi, et al. Shaping the wavefront of incident light with a strong robustness particle swarm optimization algorithm[J]. *Chinese Physics Letters*, 2018, 35(12): 124201.
- [12] FENG Qi, ZHANG Bin, LIU Zhipeng, et al. Research on intelligent algorithms for amplitude optimization of wavefront shaping[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(12): 3240-3244.
- [13] WOO C, ZHAO Qi, ZHONG Tianting, et al. Optimal efficiency of focusing diffused light through scattering media with iterative wavefront shaping[J]. *APL Photonics*, 2022, 7(4): 046109.
- [14] WOO C, LI Huanhao, ZHAO Qi, et al. Dynamic mutation enhanced particle swarm optimization for optical wavefront shaping[J]. *Optics Express*, 2021, 29(12): 18420-18426.
- [15] LI Huanhao, WOO C, ZHONG Tianting, et al. Adaptive optical focusing through perturbed scattering media with a dynamic mutation algorithm[J]. *Photonics Research*, 2021, 9(2): 202-212.
- [16] ZHAO Qi, WOO C, LI Huanhao, et al. Parameter-free optimization algorithm for iterative wavefront shaping[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(12): 2880-2883.
- [17] WEI Xiaoming, JOSEPH C, SHEN Yuecheng, et al. Harnessing a multi-dimensional fibre laser using genetic wavefront shaping[J]. *Light: Science & Applications*, 2020, 9(1): 149.
- [18] OMER T, ANTONIO M, KELVIN W, et al. Adaptive wavefront shaping for controlling nonlinear multimode interactions in optical fibres[J]. *Nature Photonics*, 2018, 12(6): 368-374.
- [19] TANG Jianyong, GERMAIN R, CUI Meng. Superpenetration optical microscopy by iterative multiphoton adaptive compensation technique[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2012, 109(22): 8434-8439.
- [20] HUANG Huiling, CHEN Ziyang, SUN Cunzhi, et al. Focusing laser beams through opaque scattering media[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(6): 38-43.

- 黄惠玲, 陈子阳, 孙存志, 等. 激光光束经过不透明散射介质的聚焦[J]. 中国激光, 2015, 42(6): 38-43.
- [21] CHENG Shengfu, ZHONG Tianting, WOO C, et al. Long-distance pattern projection through an unfixed multimode fiber with natural evolution strategy-based wavefront shaping[J]. Optics Express, 2022, 30(18): 32565-32576.
- [22] DEB K, AMRIT P, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [23] FENG Qi, YANG Fan, XU Xinyu, et al. Multi-objective optimization genetic algorithm for multi-point light focusing in wavefront shaping[J]. Optics Express, 2019, 27(25): 36459-36473.

## 附录

### A.1 GA与GA-GM的算法流程

遗传算法启发于生物界的进化规律,其基本思想来源于达尔文的进化论。遗传算法为一种基于种群式的优化算法,需要明确的是,遗传算法中一个个体即对应于文中的一个相位掩膜或振幅掩膜,个体的一个基因即对应于相位掩膜的一个调制单元。基于对该遗传算法的概念理解,利用GA、GA-GM实现散射介质后的单点聚焦的详细步骤为:

步骤1:初始优化参数,包括种群数量 $N_p$ ,基因数量即调制的模式数量 $N$ ,每代更新个体数量 $N_s$ ,相位型调制单元可行域 $D = \left\{0, \frac{1}{20}\pi, \frac{2}{20}\pi, \dots, \frac{19}{20}\pi\right\}$ 或二元振幅型调制单元可行域 $D = \{0, 1\}$ ,初始突变率 $R_0$ ,终止突变率 $R_{end}$ ,突变衰减因子 $\lambda_m$ ,设置当前迭代次数 $k = 1$ ,最大迭代次数 $K$ 。随机初始化种群即 $N_p$ 个相位掩膜。

步骤2:测量目标平面的光强,并根据适应度函数计算每个掩膜的适应度值。

步骤3:根据适应度值对种群进行排序,保留前 $N_p$ 个个体,并设定前 $N_p/2$ 个个体为父代子种群。

步骤4:随机选取 $N_s$ 对双亲, $m_a$ 和 $p_a$ ,并随机生成 $N_s$ 个二值化交叉模板 $T_c$ 。

步骤5:交叉生成 $N_s$ 个交叉后代,其中每一个交叉后生成规则为 $offspring = ma \cdot T_c + p_a \cdot (1 - T_c)$ 。

步骤6:在GA算法中,确定当前代的突变数量 $P_m = N \cdot \left[ (R_0 - R_{end})^{-\frac{k}{\lambda_m}} + R_{end} \right]$ ,对 $N_s$ 个交叉后代依次进行多点随机突变。在GA-GM算法中,执行GM。

步骤7:整合所有子代到当前种群得到含 $N_p + N_s$ 个体的种群。

步骤8:判断是否满足优化终止条件,若满足则优化结束,否则重复步骤1~8。文中GA、GA-GM的终止条件为模拟仿真中迭代次数小于等于5000,实验中迭代次数小于或等于3000。

需要强调的是以上除步骤3外,其它步骤均同NSGAI、NSGAI-GM算法相同,在NSGAI与NSGAI-GM中,步骤3所采用的排序方法为非支配快速排序法,具体步骤可见文献[23]。

### A.2 PSO与PSO-GM的算法流程

粒子种群算法同为一种生物界启发式优化算法,该算法不同于遗传算法的交叉变异操作,而是通过粒子之间共享信息来更新个体,使所有粒子都能朝向当前最优粒子或个体粒子的历史最优位置移动,从而完成优化。在PSO中,每一个粒子当前所在的位置即对应于波前整形的二维调制单元,基于PSO、PSO-GM实现散射介质后单点聚焦的数值模拟的详细步骤为:

步骤1:初始优化参数,包括种群数量 $NP$ ,调制的模式数量 $N$ ,每代更新个体数量 $N_s$ ,调制单元像素可行域 $D = \left\{0, \frac{1}{20}\pi, \frac{2}{20}\pi, \dots, \frac{19}{20}\pi\right\}$ ,个体学习因子 $c_1$ ,社会学习因子 $c_2$ ,衰减因子 $w$ ,衰减系数常量 $w_d$ ,当前迭代次数 $k = 1$ ,最大迭代次数 $K$ 。随机初始化种群,即 $N_p$ 个粒子的初始位置 $P_i^k$ 和初始速度 $V_i^k$ 。

步骤2:测量目标平面的光强,并根据适应度函数计算每个掩膜的适应度值。

步骤3:根据适应度值对种群进行排序,保留前 $N_p$ 个粒子个体,并根据适应度值确定当前最优粒子位置 $g_{best}$ 和每个粒子的历史最优位置 $p_{best}$ 。

步骤4:根据式(A1)、(A2)更新 $NS$ 个粒子的位置和速度,

$$V_i^{k+1} = wV_i^k + c_1r_1(p_{best}^k - P_i^k) + c_2r_2(g_{best}^k - P_i^k) \quad (A1)$$



$$P_i^{k+1} = P_i^k + V_i^k \quad (\text{A2})$$

式中,  $r_1, r_2$  为 0 到 1 的随机分布, 在这里每个粒子的更新速度都限制在  $\left[-\frac{3}{10}\pi, \frac{3}{10}\pi\right]$  范围内, 且每个粒子的位置的取值范围都离散化处理为  $D$  域内。在 PSO-GM 算法中, 在粒子位置和速度更新后执行 GM。

步骤 5: 整合更新的  $N_s$  个粒子到当前种群中获得  $N_p + N_s$  个粒子种群。

步骤 6: 判断是否满足优化终止条件, 若满足则优化结束, 否则重复步骤 2~6。文中 PSO、PSO-GM 的终止条件为在模拟仿真中迭代次数小于等于 5 000, 实验中迭代次数小于或等于 3 000。

### A.3 ACO 与 ACO-GM 的算法流程

蚁群算法是一种基于概率的启发式优化算法, 常用于路线规划问题。蚁群算法是通过模拟蚂蚁觅食的种群行为来寻找最优解。基于 ACO 实现散射介质后的单点聚焦, 每个相位掩膜的每个像素值可视为每一只蚂蚁所访问的每一个城市, 而一个相位掩膜即对应于一只蚂蚁找到食物的一条路线, 那么蚁群算法中如何寻找最短路线即就是寻找相位掩膜最优解的过程。基于 ACO 实现散射介质后单点聚焦的详细步骤为:

步骤 1: 初始优化参数, 包括  $N_p$  只蚂蚁的路线即  $N_p$  个相位掩膜, 城市数量即调制的模式数量  $N$ , 每代更新个体数量  $N_s$ , 调制单元像素可行域  $D = \left\{0, \frac{1}{20}\pi, \frac{2}{20}\pi, \dots, \frac{19}{20}\pi\right\}$ , 当前迭代次数  $k = 1$ , 最大迭代次数  $K$ , 信息素释放常量  $a$ 。

步骤 2: 测量目标平面的光强, 并根据适应度函数计算每个掩膜的适应度值。

步骤 3: 根据适应度值对种群进行排序, 保留前  $N_p$  个蚂蚁路线即前  $N_p$  个相位掩膜。

步骤 4: 计算信息素和概率, 在第  $k$  次迭代周期中, 信息素  $Z_{n,l}^k$  和概率  $P_{n,l}^k$  的计算式为

$$P_{n,l}^k = \frac{Z_{n,l}^k}{\sum_{l=0}^{2\pi} Z_{n,l}^k} \quad (\text{A3})$$

$$Z_{n,l}^k = \alpha Z_{n,l}^{k-1} + \sum_i^{N_p} \Delta Z_{n,l}^k \quad (\text{A4})$$

$$\Delta Z_{n,l}^k = \begin{cases} f_i \cdot \frac{1}{N} & R_n^k == D \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (\text{A5})$$

式中,  $P_{n,l}^k$  和  $Z_{n,l}^k$  为第  $i$  个掩膜于第  $n$  个像素取第  $l$  个可行解的概率和信息素,  $\Delta Z_{n,l}^k$  表示第  $i$  个掩膜所释放的所有信息素,  $f_i$  为第  $i$  个掩膜所对应的适应度值。由式 (A3)~(A5) 计算可得, 每个掩膜的信息素正比于其适应度值, 而概率同时也反映了每个掩膜累计的信息素。

步骤 5: 更新蚂蚁路线即更新掩膜, 其中每一个掩膜的每一个像素的更新方法为根据概率  $P_{n,l}^k$  从  $D$  中取值。在 ACO-GM 算法中, 蚂蚁路线更新后执行 GM。

步骤 6: 整合更新的蚂蚁路线至当前蚁群路线中。

步骤 7: 判断是否满足优化终止条件, 若满足则优化结束, 否则重复步骤 1~7。文中 ACO、ACO-GM 终止条件为模拟仿真中迭代次数小于等于 5 000, 实验中迭代次数小于或等于 3 000。

### A.4 SA 与 SA-GM 的算法流程

模拟退火算法是一种启发式优化算法, 用于在较大的搜索空间中寻找全局最优。该方法模拟的是一种基于热力学原理的数值优化技术, 其模拟了金属在热浴中冷却的过程, 当固定被加热到熔点以上然后冷却时, 固体的结构性质将取决于冷却的速度。当冷却速度足够慢时, 用最小能量即可形成纯晶体。而这种算法就是模拟了这个通过降温使系统至稳定状态的退火过程。利用 SA 实现散射介质后的单点聚焦的详细步骤为:

步骤 1: 初始优化参数, 包括调制模式数量  $N$ , 调制单元像素可行域  $D = \left\{0, \frac{1}{20}\pi, \frac{2}{20}\pi, \dots, \frac{19}{20}\pi\right\}$ , 扰动数量  $p_n$ , 扰动值  $p_v$ , 扰动循环周期数  $p_l$ , 扰动接受阈值  $p_0$ , 初始化温度  $T_0$ , 温度衰减因子  $T_d$ , 当前迭代次数  $k = 1$ , 最大迭代次数  $K$ 。

步骤2:测量目标平面的光强,并根据适应度函数计算每个掩膜的适应度值 $f$ 。

步骤3:向当前相位掩膜添加扰动,扰动添加方式为 $\phi' = T_p \cdot p_v + \phi$ ,其中 $\phi$ 和 $\phi'$ 为当前掩膜和扰动后的掩膜, $T_p$ 为一个随机的二元掩膜,其中元素为1的数量为 $p_n$ 个。在SA-GM算法中,添加扰动后执行GM。

步骤4:测量经扰动后的掩膜调制的目标平面的光强,并计算适应度值 $f'$ 。

步骤5:判断是否接受扰动,若扰动后掩膜的适应度值大于当前掩膜适应度值,即 $f' \geq f$ ,则当前掩膜替换为扰动后的掩膜,即 $\phi = \phi'$ ,否则计算扰动掩膜的接受概率,根据Metropolis法则接受概率为 $\exp\left(\frac{f' - f}{T}\right)$ ,若接受概率小于接受阈值即 $\exp\left(\frac{f' - f}{T}\right) > p_0$ ,则接受扰动掩膜 $\phi = \phi'$ ,其中 $p_0$ 为 $[0, 1]$ 区间内的一个随机数。

步骤6:判断扰动终止条件是否满足,即扰动次数是否达到 $p_l$ ,若是,结束扰动,若否,则重复步骤3~6。

步骤7:判断优化终止条件是否满足,如果满足,优化结束,若不满足,根据降温法则 $T = T_d \cdot T$ 降低温度,执行步骤3~7。本文中SA、SA-GM终止条件为模拟仿真中优化周期数小于等于2000,实验中优化周期数小于或等于1200。

## Universal and Improved Mutation Strategy for Feedback-based Wavefront Shaping Optimization Algorithm

LIU Hui, ZHU Xiangyu, ZHANG Xiaoxue, CHEN Xudong, LIN Zhili

(Fujian Key Laboratory of Light Propagation and Transformation, College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** When light passes through scattering media, such as biological tissues and multimode fibers, the wavefront of the beam is disturbed due to multiple scattering and distortion. This phenomenon is usually seen as an obstacle to biomedical imaging, telecommunications, and photodynamic therapy. As an effective method, iterative wavefront shaping is capable of manipulating the incident wavefront and compensating the wavefront distortion due to multiple scattering. Recent advances in iterative wavefront shaping techniques have made it possible to manipulate the light focusing and transport in scattering media. To improve the optimization performance, various optimization algorithms and improved strategies have been utilized. However, an improved strategy that is suitable for various algorithms has not been demonstrated yet. Here, a novel guided mutation strategy is proposed to improve optimization efficiency for light focusing through scattering medium. Not limited to a specific algorithm, guided mutation strategy is extended to various feedback-based wavefront shaping algorithms. In this study, single point focusing is firstly conducted in a feedback wavefront shaping system based on multiple classical optimization algorithms, including genetic algorithm, particle swarm algorithm, ant colony algorithm and simulated annealing algorithm. To validate the effectiveness of the guided mutation strategy in improving the focusing efficiency, the guided mutation strategy is introduced on the basis of the above four algorithms. The focusing efficiency is characterized by the enhancement factor after optimization and the number of iteration cycles when the maximum enhancement factor is reached as made by regular algorithms. Through numerical simulation and experimental verification, the guided mutation strategy greatly improves the focusing efficiency of the four classical optimization algorithms. The enhancement factor increases by more than 25%, the number of iteration cycles is reduced by more than 63%. When the input modes numbers increases, the benefits of the guided mutation strategy will become more significant. To further verify the universality of the guided mutation strategy, numerical simulation analysis of single point focusing with binary modulation and multi-point focusing with multi-objective genetic algorithm are also carried out. The results show that, similar to the single point focusing with phase modulation, the guided mutation strategy can effectively enhance the focusing efficiency with binary modulation and multi-objective optimization.

This investigation of binary and multi-objective optimization further demonstrate that guided mutation strategy can be applied to widely applications, such as binary amplitude optimization system and multi-point uniform focusing. Overall, this study provides a more efficient focusing strategy for various classical algorithms and regulation methods of feedback wavefront shaping. For both phase modulation and binary amplitude modulation, considerable improvements in optimization effect and rate have been obtained with the introduce of guided mutation strategy. Because of the effectiveness and universality of the guided mutation strategy, it will be beneficial for applications ranging from controlling the transmission of light through disordered media to optical manipulation behind them. And this research will have potential application value in the field of fiber laser, two-photon microscopy and optogenetics.

**Key words:** Optical modulation; Wavefront shaping; Optimization algorithm; Scattering medium

**OCIS Codes:** 290.4210; 140.3300; 150.1135; 230.6120