

文章编号:1001-5078(2023)12-1908-08

· 光学技术 ·

# AO 算法改善波前整形技术

张峻玮, 张艳珠, 陈勇, 刘义杰  
(沈阳理工大学 自动化电气与工程学院, 辽宁 沈阳 110159)

**摘要:**光场调控中的波前整形技术解决了相干光透过无序散射介质聚焦问题,以迭代优化方法简化实验装置,以达到加强对漫射光的控制目的。引入 AO 算法对入射波前进行处理,实现对波前整形技术的改善。实验中进行了与标准粒子群算法(PSO)、灰狼算法(GWO)这类群体智能优化算法的比较,AO 算法改善后的波前整形技术具备更佳光学聚焦能力。研究表明,与标准粒子群算法和灰狼算法相比,经过 AO 算法改善后波前整形技术可得到更高的目标光强值,取得更好的散斑聚焦效果。

**关键词:**AO 算法;波前整形;散斑聚焦;优化算法

中图分类号:TN253;O436 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2023.12.017

## Improvement of wavefront shaping based on AO algorithm

ZHANG Jun-wei, ZHANG Yan-zhu, CHEN Yong, LIU Yi-jie

(School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

**Abstract:**The wavefront shaping technology in the light field control solves the problem of coherent light focusing through the disordered scattering medium and simplifies the experimental device with iterative optimization method to achieve the purpose of strengthening the control of diffuse light. AO algorithm is introduced to process the incident wavefront to improve the wavefront shaping technology. In the experiment, compared with swarm intelligent optimization algorithms such as standard particle swarm optimization (PSO) and grey wolf algorithm (GWO), the improved wavefront shaping technology of AO algorithm has better optical focusing ability. The research shows that compared with PSO and GWO, the wavefront shaping technology improved by AO algorithm can obtain higher target light intensity and better speckle focusing effect.

**Keywords:**AO algorithm; wavefront shaping; speckle focusing; optimization algorithm

### 1 引言

由于散射介质会干扰光场,光在随机散射介质中经多次散射后的传播会变为漫反射,这使物场发出的同源光束无法重新汇聚,干扰成像过程,降低图像信噪比,因此在大多数情况下散射介质的存在被认为是图像产生噪声的主要原因之一。在大多数场景中均存在散射介质,为克服散射介质对图像恢复

的影响,研究人员引入了可充分利用获取信息并进行处理的计算成像技术<sup>[1]</sup>,从全局观点描述整个光学成像过程<sup>[2]</sup>。

2012年,J. Bertolotti 等人利用激光器在散射介质前扫描采集散射图像,以迭代算法进行恢复,实现了非接触式成像恢复<sup>[3]</sup>;2016年,Ori Katz 团队利用非相干光照明,从散斑图重建物体强度图<sup>[4]</sup>;同年,Y.

**基金项目:**辽宁省教育厅高等学校基本科研项目(No. LJKZ0245);装备预研重点实验室项目(No. 2021JCJQLB055006)资助。

**作者简介:**张峻玮(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向为光学计算成像技术。

**通讯作者:**张艳珠(1971-),女,教授,硕士生导师,研究方向为自动控制、深度学习等。E-mail:648421707@qq.com

**收稿日期:**2023-02-27; **修订日期:**2023-04-11

Park 等人实现无参考光的全息成像<sup>[5]</sup>;2018 年,E. Valent 等人发现不同散射介质有其特定散斑谱<sup>[6]</sup>;之后在 2019 年,V. Goyal 团队结合遮挡物评估算法实现视线外成像<sup>[7]</sup>。同时,清华大学戴琼海、金欣团队利用三班相关技术实现了散斑评估<sup>[8]</sup>和超过光学记忆效应范围的物体自动恢复<sup>[9]</sup>;深圳大学彭翔团队采用改良的相位迭代算法实现散斑相关成像恢复质量的提升<sup>[10]</sup>。随着研究深入,近年来基于光学相位共轭原理,提出了通过操纵入射波前控制光的传播,也就是所谓波前整形技术<sup>[11]</sup>,而散斑图像的噪声消除与物体图像重建是波前整形技术的最终目的。

要实现通过散斑图像重建物体图像这一目的,就要提升波前整形技术的散斑聚焦效果。近年来引入各种智能优化算法对波前整形技术加以优化,如遗传算法、鲸鱼算法、蚁群算法等。本文研究基于天鹰优化(Aquila Optimization,简称 AO)算法对波前整形技术进行优化,实现相干光通过随机介质的聚焦。AO 算法作最新的群体智能优化算法,用于改善波前整形技术,具有先进性与实际意义。实验中与粒子群算法与灰狼算法相比,经过 AO 算法改善后的波前整形技术实现更高增强效果。

## 2 群体智能优化算法

元启发式算法使用“适应度函数”概念将问题的解表达为数据,不再关注问题本身,使问题具有通用性,回归到优化行为本身,这对于解决实际工程问题具有重大意义。众所周知元启发式算法可分为三类:进化算法、群体智能优化算法、基于物理的优化算法。群体智能优化算法<sup>[12]</sup>是目前的研究热点领域,已成为交叉学科中非常活跃的前沿性研究方向,所以引入群体智能优化算法对波前整形技术的改善具有实际应用意义。

### 2.1 AO 算法

AO 算法由 Abualigah、Yousri 等研究人员发表于 2021 年,其灵感来源于天鹰在捕捉猎物过程中自然界中行为<sup>[13]</sup>。作为一种新兴优化算法,能够提升搜索效率对于其使用范围目前没有明确界定,现浅试用于各行业中如油浸式变压器故障诊断<sup>[14]</sup>、电机轴承故障诊断<sup>[15]</sup>、节能混合流水车间调度<sup>[16]</sup>、癌症分类中基因选择<sup>[17]</sup>、对超声图像进行乳腺癌检测<sup>[18]</sup>等。

为实现 AO 搜索策略即优化中勘探与开发之间

的平衡,AO 算法提供了四种不同的勘探与开发搜索策略。当满足结束标准时,将会终止 AO 的搜索过程。图 1 为 AO 的算法流程图。

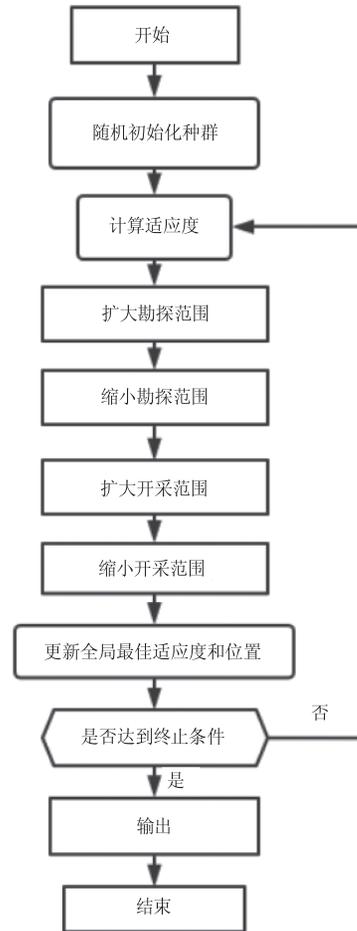


图 1 AO 算法流程图

Fig. 1 AO algorithm flow chart

对 AO 算法的优化过程进行描述如下:

步骤 1:扩展勘探范围的过程,在这一阶段,天鹰通过高空翱翔选择最佳狩猎区域,即确定搜索空间的区域。

扩大勘探范围公式如下:

$$X_1(t+1) = X_{\text{best}}(t) \times (1 - \frac{t}{T}) + (X_M(t) - X_{\text{best}}(t) \times \text{rand}) \quad (1)$$

以  $X_1(t+1)$  为由第一搜索方法生成的  $t$  的下一代迭代的解,  $X_{\text{best}}(t)$  为第  $t$  次迭代之前所得最佳解,也作为猎物所在近似位置。这一步过程中,  $1 - t/T$  旨在利用迭代数量控制勘探范围。  $X_M(t)$  表示第  $t$  次迭代时猎物所在位置(最优解)的平均值,  $\text{rand}$  取 0~1 之间的随机值,  $t$  与  $T$  分别表示当前迭代与设定最大迭代次数。

步骤 2: 缩小勘探范围的过程, 在这一阶段, 天鹰将会在目标猎物上空盘旋飞行, 做好滑翔攻击准备。

缩小勘探范围公式如下:

$$X_2(t+1) = X_{\text{best}}(t) \times Levy(D) + X_R(t) + (y-x) \times rand \quad (2)$$

$$Levy(D) = s \times \frac{u \times \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (3)$$

其中,  $X_2(t+1)$  为由第二搜索方法生成的  $t$  的下一代迭代的解;  $D$  为维度空间;  $Levy(D)$  为  $Levy$  飞行分布函数; 其中  $s$  固定取 0.01 的常数;  $u$  和  $v$  是介于 0 ~ 1 之间的随机数;  $\sigma$  取 190;  $\beta$  为固定取 1.5 的常数。  $X_R(t)$  为在每次迭代时在  $1 \sim N$  中所获得的随机解。

$$\begin{cases} y = r \times \cos(\theta) \\ x = r \times \sin(\theta) \end{cases} \quad (4)$$

$$r = r_1 + U \times D_1 \quad (5)$$

$$\theta = -\omega \times D_1 + \theta_1 \quad (6)$$

利用  $y$  与  $x$  表示搜索过程中的螺旋形态; 作为固定的搜索周期数,  $r_1$  取 1 到 20 之间的值即可 (研究中取 10);  $U$  固定取 0.00565 的小值;  $D_1$  是从 1 到搜索空间长度  $Dim$  的整数;  $\omega$  是固定取 0.005 的小值;  $\theta$  取  $1.5\pi$ 。

步骤 3: 扩大开采范围的过程, 天鹰将会垂直下降以进行初步攻击, 但存在高空下落与猎物位置错误的情况, 所以在这一阶段, 天鹰将会以慢速下降攻击并进行一个低空飞行, 谨慎以准确捕获猎物。

扩大开采范围公式如下:

$$X_3(t+1) = (X_{\text{best}}(t) - X_M(t)) \times \alpha - rand + ((UB - LB) \times rand + LB) \times \delta \quad (7)$$

以  $X_3(t+1)$  为由第三搜索方法生成的  $t$  的下一代迭代的解;  $\alpha$  和  $\beta$  是固定为 0.1 小值的开采调整参数;  $LB$  为给定问题的下限;  $UB$  为给定问题的上限。

步骤 4: 缩小开采范围的过程, 天鹰根据猎物的随机运动, 在低空或地面捕获猎物, 也就是得到了问题的最优解。

缩小开采范围公式如下:

$$X_4(t+1) = QF \times X_{\text{best}}(t) - (G_1 \times X(t) \times rand) - G_2 \times Levy(D) + rand \times G_1 \quad (8)$$

$$QF(t) = t^{\frac{2 \times rand() - 1}{(1-r)^2}} \quad (9)$$

$$G_1 = 2 \times rand() - 1 \quad (10)$$

$$G_2 = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (11)$$

以  $X_4(t+1)$  为第四搜索方法生成的  $t$  的下一代迭代的解;  $QF$  为平衡搜索策略的质量函数;  $G_1$  为用于表示在整个过程中追踪猎物的天鹰的各种运动;  $G_2$  则为从 2 到 0 的递减值用于表示天鹰的飞行斜率, 象征从初始位置到最后位置。

## 2.2 粒子群算法

粒子群算法, 也称粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO), 是一种并行算法; 将动物间的集群活动作为行为观察基础, 动物种群中, 个体对信息的共享促使整个群体运动, 在问题求解过程中体现为一个从无序到有序的过程, 从而获得最优解。

Kennedy 与 Eberhart 在粒子群的最初版本中, 希望通过利用种群间的社会互动性来达到智能效果, 而不是利用纯粹的个体认知能力, 受鸟类捕食行为的影响, 提出当下流行的强大优化方法——粒子群优化<sup>[19]</sup>。

相比较于遗传算法, 尽管粒子群算法也从随机解出发, 通过迭代寻找最优解, 但粒子群算法不存在交叉、选择等操作, 其规则更为简单。对粒子群算法进行步骤描述: 在某个问题的搜索空间中放置随机粒子, 每个粒子将在其当前位置对目标函数进行评估, 之后与种群中其他个体的历史相结合对比, 此后, 结合历史信息确定下一步的在搜索空间中的移动速度与方向, 通过迭代最终得到接近适应度函数的最佳值。

## 2.3 灰狼算法

灰狼算法 (Gray Wolf Optimization, GWO) 模拟自然界灰狼的领导层级与狩猎机制<sup>[20-21]</sup>。灰狼以其群体性捕猎行为而闻名, 具备严格的社会等级制度, 在这一算法中, 将狼群分为四个等级, 分为  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$  和  $\omega$ 。头狼即其领导者为  $\alpha$ , 负责决定狼群的活动但也受狼群影响;  $\beta$  作为第二阶级为从属狼, 对  $\alpha$  提供反馈与向下属狼强化  $\alpha$  的命令;  $\delta$  作为第三阶级为更普遍的群属, 执行各项任务;  $\omega$  则位于最底层, 有助于满足整个群体需求使其保持优势结构。

灰狼的狩猎机制步骤如下: 首先是在所确定的搜

索空间中,追踪、追逐并接近猎物;而后,狼群会追逐、包围并在此期间不断骚扰猎物,直到猎物停止移动;最后攻击猎物,也就是解决问题意义上的找到最优解。

### 3 波前整形技术

#### 3.1 波前整形原理

波前整形技术是通过不透明的强散射介质聚焦相干光的技术,用于补偿散射所造成的影响<sup>[22]</sup>。研究中应用的波前整形技术属于基于反馈的波前整形技术<sup>[23]</sup>。

光散射是由于光在介质中传播路径的复杂性和时空不均匀性所导致的,为达到对散射光的控制目的,提出波前整形技术,利用空间光调制器结合遗传算法,选取经过散射介质后某一区域光强作为目标函数,通过迭代提升该区域光强,实现光束透过散射介质后的重新聚焦<sup>[24]</sup>。

详细描述本实验中波前整形原理为:用平面波照射散射介质,使散射光形成称为激光散斑的无序干涉图案,此时可以对散斑图案进行强度测量;之后,通过空间光调制器对入射波前进行整形<sup>[25-26]</sup>,使用来自放置在物体后面的检测器的反馈对空间光调制器进行编程,藉由 AO 算法找到通过样本聚焦光的最佳的解决方案;从而控制散射介质后的光场分布,在特定位置实现光学聚焦。

#### 3.2 空间光调制器

空间光调制器(SLM)作为对光波空间分布进行调制的器件在波前整形技术中心具有重要意义,其可以实时的在空间上调制光束,达到实时光学信息处理目的<sup>[27]</sup>。

空间光调制器中含有众多在空间上排列为一维、二维阵列的独立单元,这些单元均可独立接收光、电信号控制,改变自身光学特性以进行光波调制,故而一般可以将其视为一块透射率或其他光学参数分布能够按需快速调节的透明片。

在本研究中,空间光调制器作为系统与外界信息交换的借口,实现光-电的信息转换,执行光放大以及矩阵计算功能。

### 4 研究内容

#### 4.1 实验流程

有关实验过程,图 2 为实验装置图,HeNe 激光器(25-LHP-928-230, MELLESGRIOT)经过透镜 L1 与 L2,采用 10× 扩展后,经过偏振片(P)发送到基于数字微镜器件(DMD)的空间光调制器(SLM, Ho-

loeye PHOTONICS HED6000-L),由 SLM 反射的光再通过分光器(BS)以及反射镜(M),通过物镜 O1 (20×, NA = 0.5)入射散射介质 GG(毛玻璃, 220MG-SORLAB),再通过物镜 O<sub>2</sub> 收集出射光束,最后通过 CCD(PROSILICA GT1910, AVT)记录出射光强传输至电脑,由电脑调用编译在 MATLAB 程序的 AO 算法对 SLM 上的相位图进行调控,经过反复迭代优化得到 SLM 上的理想相位图,将散斑场优化为设计好的光场分布,实现散斑聚焦<sup>[28-29]</sup>。

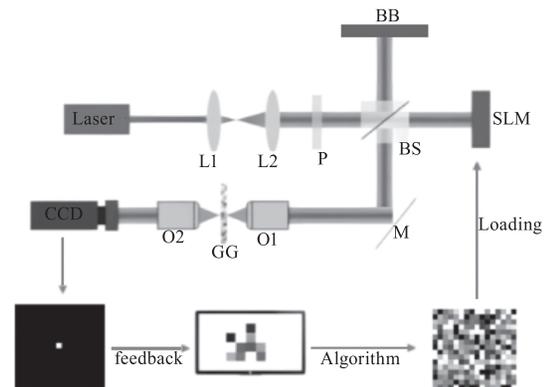


图 2 实验装置图

Fig. 2 Experimental device diagram

涉及具体的算法,根据实验装置图,选择适当的输入参数与输入光场,建立模拟光场。有关输入参数,激光入射波长为 632.8 nm,两个透镜(焦距为 250 mm)之间距离为 55 cm,CCD 位置距离散射介质设置为 7 cm;输入光场则规定了圆孔半径为 1 mm,利用透镜复振幅透过率函数计算透镜后表面场分布,利用角谱衍射公式、傅里叶变换与反变换实现光场的幅频信息转换,最终得到调制前光场强度,最后将其与平均光强相除所得的增强因子值  $\eta$ ,作为 AO 算法的适应度函数,如下式所示:

$$\eta = \frac{\langle I_{obj} \rangle}{\langle I_{average} \rangle} \quad (12)$$

其中,  $I_{obj}$  表示聚焦区域处的平均光强;  $I_{average}$  表示波前整形前的出射散斑场的平均光强。

#### 4.2 研究结果

在未进行波前整形时,CCD 所得到的散斑图像如图 3 所示。

实现 AO 算法,并利用其对波前整形技术进行改善后,根据实验流程进行 100 次、1000 次、10000 次迭代得到如下的最佳适应度变化图与散斑聚焦效果图。100 次迭代如图 4 所示,最佳值为 85.91;

1000 次迭代如图 5 所示,最佳值为 479.27;10000 次迭代如图 6 所示,最佳值为 828.40。

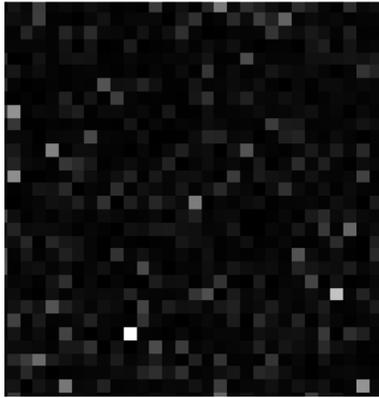


图 3 散斑图像  
Fig.3 Speckle image

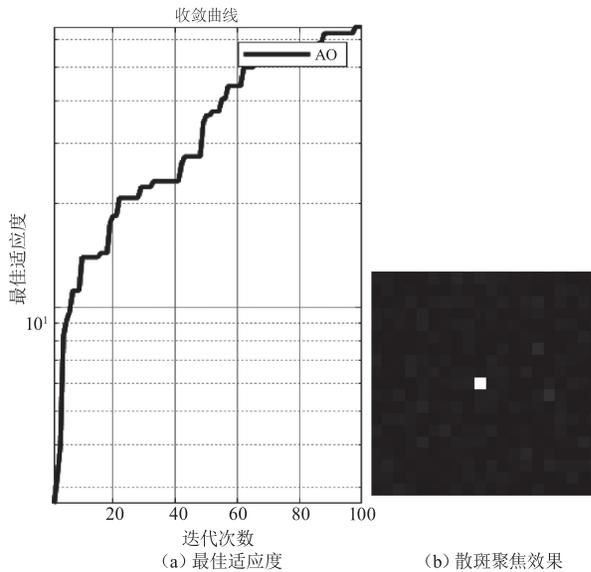


图 4 进行 100 次迭代  
Fig.4 Perform 100 iterations

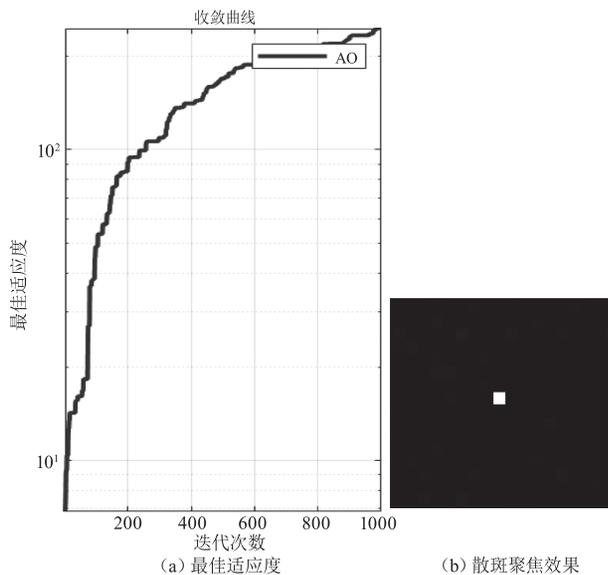


图 5 进行 1000 次迭代  
Fig.5 Perform 1000 iterations

通过多次迭代进行比较,经过 AO 算法改善的波前整形技术确实得到更好散斑图像聚焦效果。就光强增长因子  $\eta$  值而言,根据其计算公式,32 × 32 图像通常情况下理论实际值应为 804.055,但由于为模拟光场中,其增强效果应当越强越好,故而 AO 算法实际上是满足约束条件的,验证了 AO 算法改善波前整形技术的可行性。

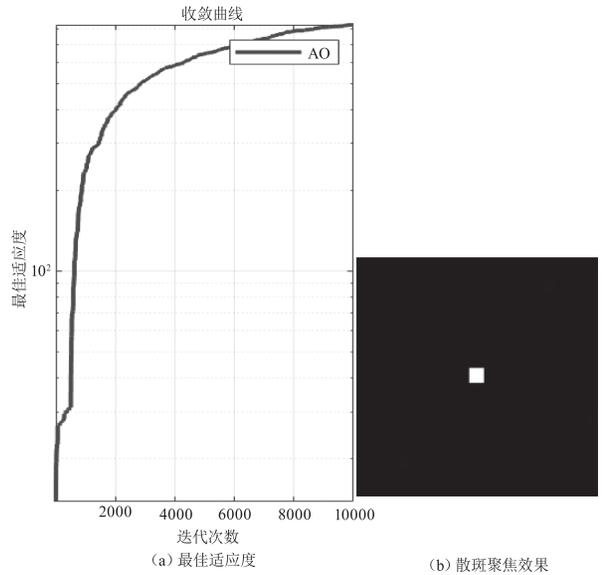


图 6 进行 10000 次迭代  
Fig.6 Perform 10000 iterations

### 5 实验对比

对自适应光学系统而言,波前调制中算法的选取对其工作效率具有重要影响<sup>[30]</sup>。AO 算法作为群体智能优化算法中的一员,为证明 AO 算法改善波前整形技术的优秀性能,研究中使用 PSO 算法、GWO 算法改善波前整形技术<sup>[31]</sup>。

粒子数量 10 个时进行了 100 次、1000 次以及 5000 次的迭代,取其数据制作如图 7、图 8、图 9;粒子数量 30 个时进行了 100 次、1000 次以及 5000 次的迭代,取其数据制作如图 10、图 11、图 12。

当粒子数量为 10 时,根据算法最佳适应度曲线图,如图 7 所示,进行 100 次迭代,PSO 算法能获得更好的图像聚焦效果,即在短时间内 PSO 算法改善的波前整形技术效果会更好;如图 8 所示,进行 1000 次迭代,可观察到 PSO 算法的适应度曲线以达到饱和状态,而 GWO 算法与本文所研究的 AO 算法先后取得更佳的图像聚焦效果,且还未达到算法上限;如图 9 所示,进行 5000 次迭代,GWO 算法也已于中期迭代时进入饱和状态,AO 算法的算法适应

度还处于上升趋势,说明其在对图像聚焦效果改善方面仍具有上升空间。结合粒子数量为 10 时的算法最佳适应度曲线图,认为 PSO 算法在少量迭代时可以实现较好散斑聚焦效果,但 GWO 算法与 AO 算法则可以通过大量迭代实现更好的散斑聚焦效果,而根据实验所示,相较于 GWO 算法,AO 算法更胜一筹。

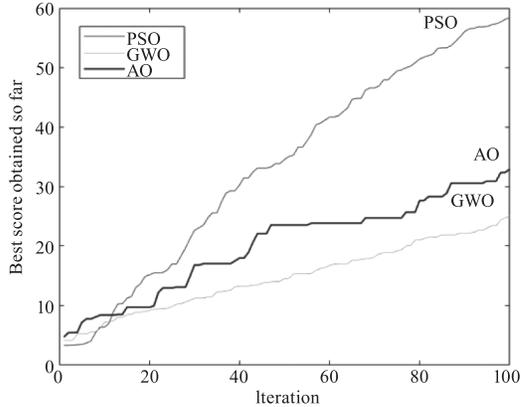


图 7 算法最佳适应度(10 粒子,迭代 100 次)

Fig. 7 Optimal fitness of the algorithm(10 particles,100 iterations)

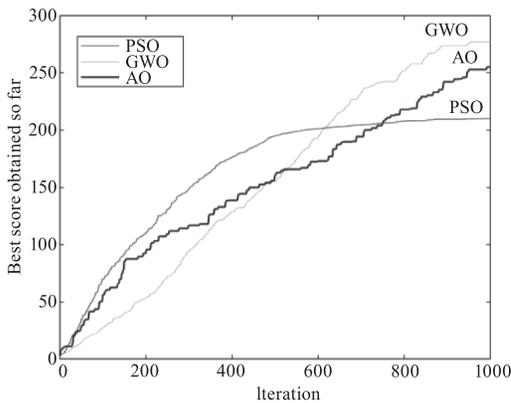


图 8 算法最佳适应度(10 粒子,迭代 1000 次)

Fig. 8 Optimal fitness of the algorithm(10 particles,1000 iterations)

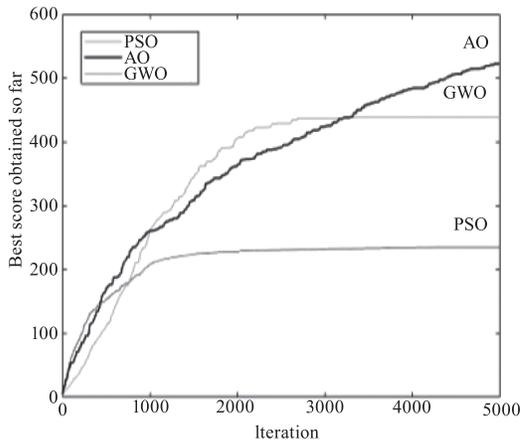


图 9 算法最佳适应度(10 粒子,迭代 5000 次)

Fig. 9 Optimal fitness of the algorithm(10 particles,5000 iterations)

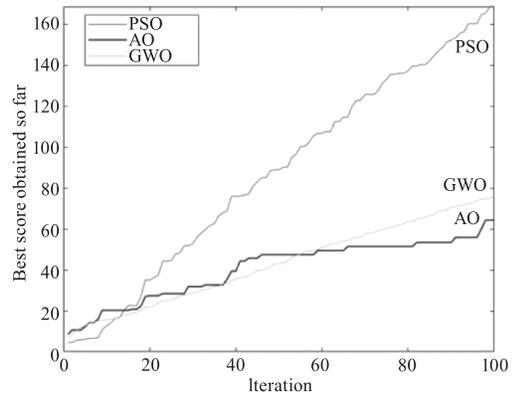


图 10 算法最佳适应度(30 粒子,迭代 100 次)

Fig. 10 Optimal fitness of the algorithm(30 particles,100 iterations)

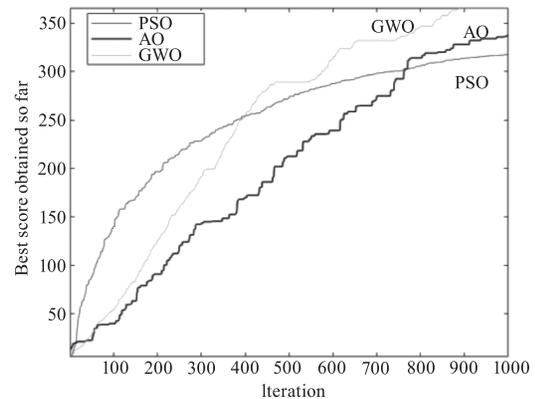


图 11 算法最佳适应度(30 粒子,迭代 1000 次)

Fig. 11 Optimal fitness of the algorithm(30 particles,1000 iterations)

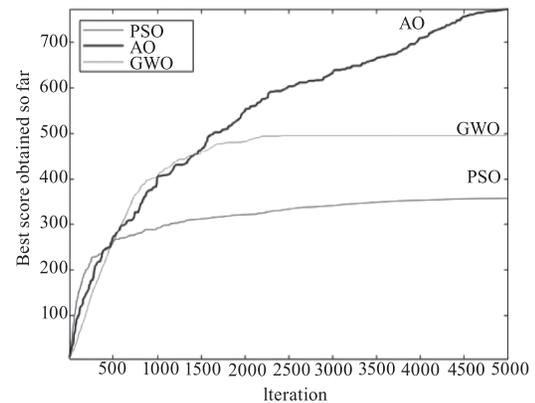


图 12 算法最佳适应度(30 粒子,迭代 5000 次)

Fig. 12 Optimal fitness of the algorithm(30 particles,5000 iterations)

改变粒子数量为 30 时,得到如图 10、图 11、图 12 所示的算法最佳适应度曲线图。根据算法最佳适应度,如图 10 所示,进行 100 次迭代,PSO 算法相比 GWO 算法与本研究中 AO 算法,在少量迭代时依旧可以得到更好的一个图像聚焦效果;而如图 11 所示,当迭代次数达到 1000 代时,PSO 算法已达到收敛状态,其最佳适应度值达到饱和值,而 AO 算法与 GWO 算法的最佳适应度曲线仍旧保持上升趋势;当

迭代次数达到 5000 次时,如图 9,可以看出,GWO 算法步 PSO 算法之后也早已进入收敛状态,并在 2000 代左右到达饱和值,而 AO 算法随着迭代次数增加,其还具有上升空间。

为了验证实验结果的准确性与科学性,对粒子数量为 30 时的三类方法的迭代都分别进行了 100 次测试,结果取适应度平均值进行对比,如表 1 所示。

表 1 算法适应度值对比

Tab. 1 Comparison of fitness values of algorithms

迭代次数	算法		
	AO	PSO	GWO
100	62.45	173.45	57.16
500	164.16	288.40	271.42
1000	373.30	302.47	441.82
5000	686.58	323.56	580.24

通过观察改变粒子数量、提升迭代次数所得到的对应算法最佳适应度曲线图,在少量迭代时,AO 算法应用的图像聚焦速度不如 PSO 算法,但当迭代次数增加后,AO 算法的算法最佳适应度值逐渐超越 PSO 算法与 GWO 算法的适应度值。结合算法适应度值对比表,如表 1 所示,认为基于 AO 算法优化的波前整形技术具备更佳的光学聚焦能力。

## 6 结 论

在相同的实验条件下,相较于使用 PSO 算法以及 GWO 算法同类别的群体智能优化算法,利用 AO 算法改善的波前整形技术实现了最高增强,且在实验中能稳定取得更好的散斑聚焦效果。研究过程中对 AO 算法进行细致思考,认为其优于标准 PSO 算法与 GWO 算法的原因可能与寻至近似最优解后的扩大开采范围与缩小开采范围有关,后续研究工作将围绕这一想法加以开展。

## 参考文献:

[1] SHAO X P, LIU F, LI W, et al. Recent advances in computational imaging techniques and applications[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 11 - 55. (in Chinese)  
邵晓鹏, 刘飞, 李伟, 杨力铭, 杨思原, 刘佳维. 计算成像技术及应用最新进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 11 - 55.

[2] XIE X S, LIU Y K, LIANG H W, et al. Speckle correlation imaging: from point spread functions to light field

plenoptics[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 71 - 82. (in Chinese)  
谢向生, 刘忆琨, 梁浩文, 等. 散斑相关成像: 从点扩展函数到光场全要素[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 71 - 82.

[3] BERTOLOTI J, VAN PUTEEN E G, BLUM C, et al. Noninvasive imaging through opaque scattering layers[J]. *Nature*, 2012, 491(7423): 232 - 234.

[4] KATZ O, HEIDMANN P, FINK M, et al. Noninvasive single-shot imaging through scattering layers and around corners via speckle correlations[J]. *Nature Photonics*, 2014, 8(10): 784 - 790.

[5] LEE K R, PARK Y K. Exploiting the speckle-correlation scattering matrix for a compact reference-free holographic image sensor[J]. *Nature Communications*, 2016, 7(1): 1 - 7.

[6] VALENT E, SILBERBERG Y. Scatterer recognition via analysis of speckle patterns[J]. *Optica*, 2018, 5(2): 204 - 207.

[7] SAUNDERS C, MURRAYBRUCE J, GOYAL V K. Computational periscopy with an ordinary digital camera[J]. *Nature*, 2019, 565(7740): 472 - 475.

[8] WANG Z, JIN X, DAI Q. Noninvasive imaging through strongly scattering media based on speckle pattern estimation and deconvolution[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 1 - 11.

[9] Wang X, JIN X, LI J, et al. Prior-information-free single-shot scattering imaging beyond the memory effect[J]. *Optics Letters*, 2019, 44(6): 1423 - 1426.

[10] LIAO M, LU D, HE W, et al. Improving reconstruction of speckle correlation imaging by using a modified phase retrieval algorithm with the number of nonzero-pixels constraint[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(2): 473 - 478.

[11] Shen YC, Liang HP, Zhao JY, et al. Wavefront shaping technology based on digital optical phase conjugation (invited)[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(8): 20220256.

[12] GAO Y L, YANG Q W, WANG X F, et al. A survey of new swarm intelligence optimization algorithms[J]. *Journal of Zhengzhou University: Engineering Science*, 2022, 43(3): 21 - 30. (in Chinese)  
高岳林, 杨钦文, 王晓峰, 等. 新型群体智能优化算法综述[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2022, 43(3): 21 - 30.

[13] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ABD ELAZIZ M, et al. Aquila optimizer: a novel metaheuristic optimization algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 157: 107250.

[14] YI L Z, LONG J, WANG Y H, et al. Fault diagnosis study of oil-immersed transformers of optimized kernel based extreme learning machine based on modified Aquila optimi-

- zer[J]. *Hunan Electric Power*,2022,42(6):7-14. (in Chinese)
- 易灵芝,龙娇,王雅慧,等. 基于改进天鹰算法优化核极限学习机的油浸式变压器故障诊断研究[J]. *湖南电力*,2022,42(6):7-14.
- [15] LIU F K, YANG G Y, WANG L, et al. Fault diagnosis method of motor bearing based on IAO-MCKD[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2022,12(8):71-74. (in Chinese)
- 刘福康,杨光永,王林,等. 基于 IAO-MCKD 的电机轴承故障诊断[J]. *组合机床与自动化加工技术*,2022,12(8):71-74
- [16] Utama D M, Primayesti M D. A novel hybrid Aquila optimizer for energy-efficient hybrid flow shop scheduling[J]. *Results in Control and Optimization*,2022,9:100177.
- [17] Pashaei E. Mutation-based binary Aquila optimizer for gene selection in cancer classification[J]. *Computational Biology and Chemistry*,2022,101:107767.
- [18] Obayya M, Haj Hassine S B, Alazwari S, et al. Aquila optimizer with Bayesian neural network for breast cancer detection on ultrasound images[J]. *Applied Sciences*,2022,12(17):8679.
- [19] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//*Proceedings of ICNN'95-international Conference on Neural Networks*. Washington, USA: IEEE, 1995, 4: 1942-1948.
- [20] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*,2014,69:46-61.
- [21] LI J Y, LI Y N, HUI J L, et al. Application of grey wolf optimization algorithm[J]. *Digital Technology & Application*,2022,40(9):10-13. (in Chinese)
- 李佳园,李耀南,惠继录. 灰狼优化算法的应用综述[J]. *数字技术与应用*,2022,40(9):10-13.
- [22] LIU H L. Some thoughts about the current research situation of imaging through scattering media(invited)[J]. *Infrared and Laser Engineering*,2022,51(8):11-13. (in Chinese)
- 刘红林. 关于散射成像研究现状的一些思考(特邀)[J]. *红外与激光工程*,2022,51(8):11-13.
- [23] VELLEKOOP I M. Feedback-based wavefront shaping [J]. *Optics Express*,2015,23(9):12189-12206.
- [24] VELLEKOOP I M, MOSK A P. Focusing coherent light through opaque strongly scattering media[J]. *Optics letters*,2007,32(16):2309-2311.
- [25] YOON J, LEE K R, PARK J, et al. Measuring optical transmission matrices by wavefront shaping [J]. *Optics Express*,2015,23(8):10158-10167.
- [26] POPOFF SM, LEROSEY G, CARMINATI R, et al. Measuring the transmission matrix in optics: an approach to the study and control of light propagation in disordered media [J]. *Physical Review Letters*,2010,104(10):100601.
- [27] FROSTIG H, SMALL E, DANIEL A, et al. Focusing light by wavefront shaping through disorder and nonlinearity [J]. *Optica*,2017,4(9):1073-1079.
- [28] HUANG HL, CHEN ZY, SUN CZ, et al. Light focusing through scattering media by particle swarm optimization [J]. *Chinese Physics Letters*,2015,32(10):104202.
- [29] XIE X S, WEI J, LIANG H W, et al. The principle and application of scattering lens [J]. *Physics Experimentation*,2021,41(8):1-11. (in Chinese)
- 谢向生,魏洁,梁浩文,等. 散射透镜的成像原理及应用[J]. *物理实验*,2021,41(8):1-11.
- [30] LUO L, TONG S F, ZHANG L, et al. Research on wavefront processing algorithm based on adaptive optical system [J]. *Laser & Infrared*,2019,49(10):1245-1251. (in Chinese)
- 罗琳,佟首峰,张雷,等. 基于自适应光学系统的波前处理算法研究[J]. *激光与红外*,2019,49(10):1245-1251.
- [31] WANG Y. Study on fast and high-quality imaging through scattering medium based on iterative optimized wave-front shaping[D]. Suzhou: Soochow University, 2020. (in Chinese)
- 王颖. 基于迭代优化波前整形实现快速高质量散射成像的研究[D]. 苏州:苏州大学,2020.