

基于文化基因算法的透过散射介质聚焦

何泽文, 庄秋实, 曹惠宁, 辛煜*

南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

摘要 人类通过双眼和光学仪器观察世界,但散射会严重扰乱光的传播,使透过散射介质实现聚焦和成像变得异常困难。通过反馈优化的方式对输入光进行相位调制,可以修正散射造成的波前畸变,从而在输出光场特定目标上实现聚焦。因此,提出了一种基于文化基因算法实现透过散射介质聚焦的方法。该方法结合全局搜索和局部搜索,将透过散射介质实现的聚焦抽象化为文化的进化过程。仿真和实验结果表明,相比基于遗传算法和粒子群优化算法的聚焦方法,本方法在聚焦效果和时间消耗上均具有明显优势,在光场调控领域具有良好的应用潜力。

关键词 散射; 聚焦; 相位调制; 波前整形; 文化基因算法

中图分类号 O436.2

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2429001

Focusing Through Scattering Medium Based on Memetic Algorithm

He Zewen, Zhuang Qiushi, Cao Huining, Xin Yu*

School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China

Abstract Humans observe the world through their eyes and optical instruments, but scattering seriously disrupts light propagation, making focusing and imaging extremely difficult through the scattering medium. By modulating the phase of the input light through feedback optimization, the wavefront distortion caused by scattering can be corrected, allowing light to focus on a specific target in the output light field. Therefore, we propose a memetic algorithm-based method for focusing through a scattering medium. The method combines global search and local search, abstracting focusing through scattering medium into the process of cultural evolution. The simulation and experimental results show that, when compared to focusing methods based on genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm, the method has obvious advantages in focusing effect and time consumption, and has good application potential in the field of light field control.

Key words scattering; focusing; phase modulation; wavefront shaping; memetic algorithm

OCIS codes 290.7050; 060.5060; 350.5500

1 引言

人类自古以来就通过双眼观察世界,视觉观察在人类获取外来信息的方式中占据主导地位^[1]。在光学仪器的帮助下,人类看到的世界已经远远超出了人眼所能达到的界限^[2]。但传统的光学研究局限于均匀、各向同性介质或弱散射介质,这些介质中的

光波传输有确定的轨迹^[3]。但光在云朵、肌肉组织、毛玻璃和牛奶等强散射介质中传输时会被扰乱并散射到各个方向,从而失去与原入射光场的关联性,难以实现透过散射介质的聚焦和成像。在透过散射介质的过程中,光的信息并没有真正丢失,而是被重新编排了^[4]。近年来,人们已经逐渐克服了散射介质的干扰作用,成功实现了光在散射介质后或介质中

收稿日期: 2020-12-14; 修回日期: 2021-01-11; 录用日期: 2021-03-05

基金项目: 国家自然科学基金(61675098, 61107011)、博士点基金(20123219110021)

通信作者: *yxin@njjust.edu.cn

的聚焦成像^[5-10]。

Vellekoop 等^[5]使用反馈波前整形技术,成功在散射介质后得到了明亮的焦点,将空间光调制器(SLM)引入无序介质的聚焦领域中^[1,3]。反馈波前整形技术利用 SLM 对输入光进行相位调制,在算法作用下,相机将测得的光强信息反馈给 SLM,以调节输入相位,从而削弱或补偿因散射造成的波前畸变,最终实现输出光场的定点聚焦。反馈波前整形技术的实现算法包括逐步序列优化算法、连续序列优化算法和分区算法^[11]。但这三种算法每次迭代只能对输入光场的一个像素或部分区域进行调制,完成整个输入场的优化需要大量时间,具有一定的局限性。为了解决该问题,人们将一些全局优化算法引入到反馈波前整形聚焦领域中,如 Conkey 等^[12]基于遗传算法(GA)、Peng 等^[13]基于粒子群优化(PSO)算法实现了光波透过散射介质的聚焦。这类方法每一次迭代都能实现对整个输入场的优化,且能灵活控制迭代次数,但其搜索过程具有一定的盲目性,实现的聚焦效果仍存在不足。

针对上述问题,本文提出了一种基于文化基因算法(MA)的散射介质聚焦方法,通过结合全局搜索和局部搜索两种策略,有效克服了基于 GA 和 PSO 算法聚焦的不足。最后,对本方法与基于 GA 和 PSO 算法的聚焦方法进行了对比实验,验证了本方法的优越性。

2 基本原理

2.1 反馈波前整形聚焦的基本原理

散射虽然会扰乱光的传播,但其扰乱过程并不是真正随机的。对于确定的散射介质,将其输入和输出光场分别离散为 N 和 M 个自由模,则光的传输过程可表示为^[5]

$$E_m^{\text{out}} = \sum_{n=1}^N t_{mn} A_n^{\text{in}} \exp(i\phi_n), \quad (1)$$

式中, E_m^{out} 为系统第 m 个输出的自由模光场, A_n^{in} 和 ϕ_n 分别为系统第 n 个输入的自由模振幅和相位, t_{mn} 为连接第 n 个输入自由模和第 m 个输出自由模的复系数。 $M \times N$ 个 t_{mn} 组成的矩阵 \mathbf{T} 被称为传输矩阵,理论上该矩阵可以完整描述整个散射系统。对于未经调制的均匀平行入射光, A_n^{in} 和 ϕ_n 都是恒定值,令 $A_n^{\text{in}} = A_0$, $\exp(i\phi_n) = 1$, 则第 m 个输出的自由模光场 E_m^{out} 为 t_{m1} 到 t_{mN} (N 个)的总和与恒定振幅 A_0 的乘积。散射介质的无序性导致了 t_{mn} 系数的随机性,不同 m 的 E_m^{out} 也不同,表现在光场上就是

杂乱无章的输出散斑。令输入的自由模振幅 A_n^{in} 恒定为 $A_0 = 1$, 对其相位 ϕ_n 进行调制, 则第 m 个输出的自由模光强可表示为

$$I_m^{\text{out}} = |E_m^{\text{out}}|^2 = \left| \sum_{n=1}^N t_{mn} \exp(i\phi_n) \right|^2. \quad (2)$$

由于 t_{mn} 为复系数, 可被分解为 $|t_{mn}| \exp(i\phi_{t_{mn}})$, 则

$$I_m^{\text{out}} = \left| \sum_{n=1}^N |t_{mn}| \exp(i\phi_{t_{mn}} + i\phi_n) \right|^2, \quad (3)$$

式中, $|t_{mn}|$ 为 t_{mn} 的幅值, $\phi_{t_{mn}}$ 为 t_{mn} 的相位。要想在第 m 个输出的自由模上实现聚焦, 需令 $\phi_n = -\phi_{t_{mn}}$, 即 I_m^{out} 达到最大值。第 m 个输出的自由模最大光强可表示为

$$I_{\text{max}}^m = \left(\sum_{n=1}^N |t_{mn}| \right)^2. \quad (4)$$

可以发现, 在系统传输矩阵已知的情况下, 只需简单的数学计算就能得到聚焦所需的输入相位。在系统传输矩阵未知的情况下, 如何实现上述操作具有重要研究价值。反馈波前整形聚焦的原理: 将输出场特定点的光强作为反馈信号评判输入相位的优劣, 以增强反馈信号为目标导向, 用某一算法对输入波前进行修正。当所有输入的自由模都处于适当的相位时, 就能得到接近(4)式的结果, 最终在输出光场上实现聚焦。

2.2 MA 的基本原理

通过对生物进化中的自然选择和遗传机制的借鉴模仿, 人们提出了 GA^[14]、进化策略(ES)^[15] 和进化规划(EP)^[16] 等进化算法, 以实现实际问题中的随机搜索。目前, 进化算法已经被引入到数学、科研和工程等诸多领域中。对生物进化的成功借鉴使人们将目光进一步投向了文化的发展。与生物进化类似, 文化的发展也有其不可分割的基本单位, 即模因(Meme)^[17]。模因的概念最早由理查德·道金斯在《自私的基因》^[18] 中提出, 可以是一小节曲调、一个概念、一句流行语, 也可以是房屋的制作步骤或武术的一个招式。类似基因可通过生殖实现复制, 模因也可以通过模仿实现人类个体间的传播。与生物进化不同的是, 文化的发展进化以大量的先验知识为指导, 具有一定的方向性, 其发展速度远快于生物的自然进化^[19]。

MA 最早由 Moscato^[17] 提出, 结合了基于种群的全局搜索和基于个体的局部搜索操作, 能模拟基因和文化的协同进化, 兼具两种搜索策略的优点^[20-21]。MA 的具体实现步骤如下。

1) 生成初始种群

不同的种群初始化方式决定了 MA 的不同起点,最终产生不同的求解速度和最优解^[19]。初始种群可以通过随机方式生成,也可以根据求解问题的先验知识来获取。值得注意的是,初始种群的选取应尽量满足多样性,以避免求解时陷入局部最优解^[22]。

2) 进化操作

进化操作通过交叉或变异操作来实现^[23]。与遗传算法不同,MA 中进化操作的选择具有较高的自由性,交叉和变异两种操作既可以同时使用,也可以单独使用^[20],即对于不同的实际问题,可以选择不同的进化操作。

3) 局部搜索

MA 通过局部搜索模拟先验知识对文化发展的影响。局部搜索操作在进化操作得到的当前解领域内进行搜索,不仅可以提升求解效果,还可以避免算法陷入局部最优解。MA 中常见的局部搜索算法有随机局部搜索(SLS)^[24]、随机迭代改进(RII)^[25]、模拟退火算法(SAA)^[26]和禁忌搜索(TS)^[27]等。局部搜索可以在完整进化操作后执行,也可以在交叉和变异操作后均执行一次^[22]。与进化操作类似,对于不同的实际问题,可以采取不同的局部搜索策略。

综上所述,MA 是一个大框架,可通过不同的种群初始化方式、进化操作和局部搜索策略得到不同的 MA。MA 的一般流程如图 1 所示^[23]。

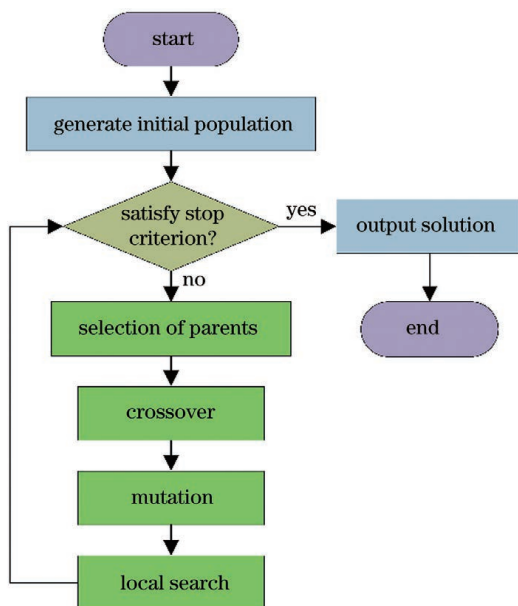


图 1 MA 的流程

Fig. 1 Flow chart of the MA

3 基于 MA 的透过散射介质聚焦

为了基于 MA 的反馈波前整形技术实现光波透过散射介质聚焦,需要考虑相机能记录的光强上限。为避免光强过曝,可使用焦点平均光强和焦点外背景平均光强的比值,即信背比(SBR)评价实验的效果,SBR 可表示为

$$R_{SB} = \frac{\frac{1}{M_{\text{focus}}} \sum_{i=c_{\text{focus}}} I(c_{\text{focus}})}{\frac{1}{M - M_{\text{focus}}} \sum_{i \neq c_{\text{focus}}} I(i)}, \quad (5)$$

式中, c_{focus} 为焦点坐标, $I(c_{\text{focus}})$ 为焦点处的光强, M 为输出光场的像素数量, M_{focus} 为焦点所占的像素数量。实验以 SBR 的倒数作为 MA 的适应度,其值越低,表明实验效果越好。

为了实现 MA 与实验目的的结合,需对算法进行具体设置。对于同一个参数,在不同数值下进行实验,并根据聚焦效果选择合适的数值。

1) 种群初始化。通过随机方式生成初始种群,随机性决定了初始种群的多样性。种群规模 $N_{\text{pop}} = 50$, 种群中的个体是由 $N = 4096$ 个相位组成的输入光场。此外,还需计算初始种群的适应度。

2) 进化操作。选用交叉操作执行进化操作,个体执行交叉操作的概率 $p_{\text{cross}} = 0.8$, 即有 $N_{\text{cross}} = 40$ 个个体执行交叉操作。首先,用随机方式选出执行交叉操作的亲代。然后,按顺序对这些亲代执行交叉操作,并计算所得子代的适应度。最后,将原种群和新产生的子代共 $N_{\text{pop}} + N_{\text{cross}}$ 个个体按适应度从小到大的顺序排列,由适应度最小的 N_{pop} 个个体组成新的种群,从而实现种群的更新。

3) 局部搜索。选用随机游走(RW)执行局部搜索操作,在进化操作得到的新种群中,从适应度最小的 $N_{\text{local}0} = 13$ 个个体中随机选取 $N_{\text{local}} = 10$ 个个体作为局部搜索的作用对象。局部搜索的半径 $r = 0.05\pi$, 对于单个个体,在以其为中心、半径为 r 的 N 维立方体中随机游走得到一个新的个体。与进化操作类似,将进化操作更新的种群和随机游走产生的子代共 $N_{\text{pop}} + N_{\text{local}}$ 个个体按适应度选出最小的 N_{pop} 个个体,从而实现种群的更新。

4) 终止条件。实验运行时间越长,散射介质的变化对实验效果的影响就越大。为了达到最优的效果,应合理控制实验的各个步骤。设置算法的总迭代次数为 150 次,考虑到算法执行前期,交叉操作能给种群提供足够的多样性,避免算法陷入局部最优,

因此,在前 90 次迭代中只执行进化操作,不执行局部搜索;在后 60 次迭代中,两种操作均被执行。迭代结束后,最后一次迭代更新的种群中适应度最小的个体即为实验的最优解。

4 数值仿真

为验证本方法的可行性,进行了数值仿真实验。仿真运行平台为台式计算机,其 CPU 为 Intel Core i5-7400,GPU 为 NVIDIA GeForce GTS 450。由于传输矩阵可描述散射介质的性质^[3-4,8],因此,用预先测得的传输矩阵模拟光波透过散射介质的过程。同时对基于 GA 和 PSO 的反馈波前整形聚焦进行了数值仿真。GA 和 PSO 算法中的参数设置如下。

1) GA 的种群规模为 50,种群中个体由包含 $N=4096$ 个变量的向量表示,通过随机方式生成初始种群;单次迭代中直接保留到下一代的精英数量为 4;通过轮盘赌的方式选出 46 个亲代并进行交叉操作,对产生的子代进行变异操作,种群变异概率随迭代次数的变化而变化,初始变异概率和最终变异概率分别为 0.05 和 0.2,被选中变异个体的单个变量变异概率为 0.1;迭代的总次数为 150。

2) PSO 算法的种群规模为 50,粒子的位置和速度均由 $N=4096$ 元向量表示,通过随机方式生成粒子群;更新粒子群所需的自我学习因子和社会学习因子均为 1.49;算法的总迭代次数设置为 150。

三种算法的初始化方式大体相同,即种群规模为 50,个体的变量数 $N=4096$,均通过随机方式生成初始种群,因此,可认为三种算法有着等效的起点。数值仿真中,分别用三种算法进行单点聚焦,运行时间 T 如表 1 所示。可以发现,对于相同的迭代次数,MA 的运行时间低于其他两种算法,在时间消耗方面同时优于 GA 和 PSO 算法。

表 1 三种算法的运行时间(仿真实验)

Table 1 Running time of three algorithms (simulation experiment) unit: s

Algorithm	Time
GA	180.0084
PSO	184.9610
MA	158.4955

为方便对比,对输出图像中的光强值进行了归一化处理,其聚焦效果如图 2 所示。在程序运行过程中,记录每次迭代得到的聚焦图 SBR,三种算法的 SBR 随迭代次数的变化曲线如图 3 所示。可以发现,在迭代次数为 150 时,MA 得到的聚焦图 SBR 为 350.8748,噪声水平远小于 GA 和 PSO 算法,未出现明显的散斑图样。在前十几次迭代中,MA 得到的聚焦图 SBR 低于 GA,原因是 GA 中轮盘赌式的交叉操作提升了其迭代初期的收敛速度,但随着迭代次数的增加,MA 得到的聚焦图 SBR 持续稳步增长并逐渐与其他两种算法拉开距离,最终实现了大幅领先。

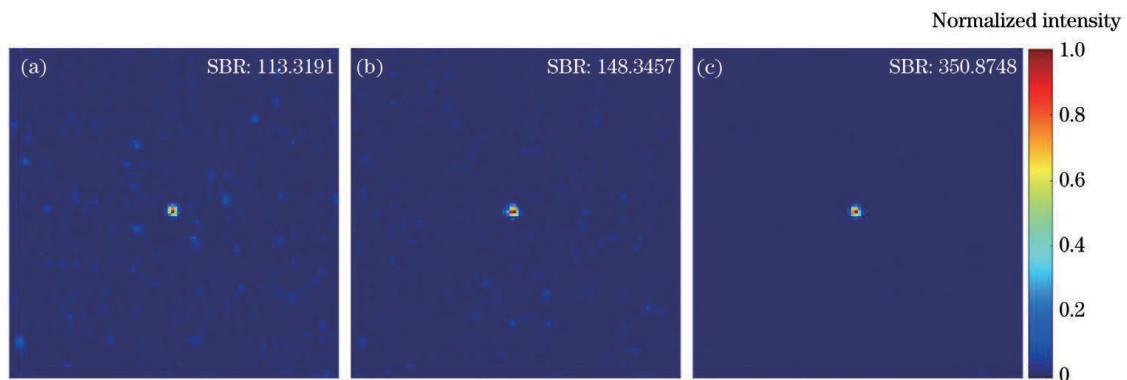


图 2 三种算法的单点聚焦效果(仿真实验)。(a)GA;(b)PSO;(c)MA

Fig. 2 Single-point focusing effect of three algorithms (simulation experiment). (a) GA; (b) PSO; (c) MA

5 实验结果与分析

在真实环境下的实验装置如图 4 所示。激光器发出的激光被扩束成平行光,经 SLM 调制后透过散射介质并被相机捕获。实验中 SLM 调制部分是

像素数为 1024×1024 的中心区域,该区域被划分为像素数为 64×64 的区域作为系统的输入。系统的输出是相机中心像素数为 100×100 的区域。与仿真实验一致,分别用 GA、PSO 算法和 MA 进行单点聚焦,运行时间 T_r 如表 2 所示,其单点聚焦效果

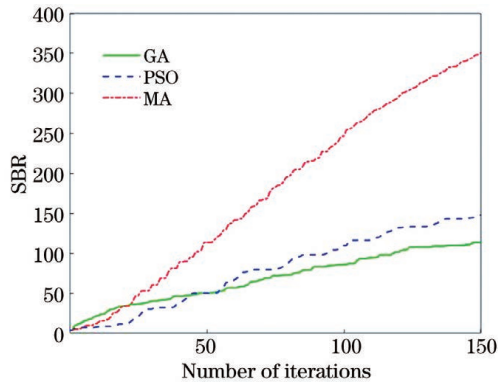


图 3 三种算法单点聚焦 SBR 随迭代次数的变化曲线 (仿真实验)

Fig. 3 Variation curve of the single-point focus SBR of three algorithms with the number of iterations (simulation experiment)

和 SBR 随迭代次数的变化曲线分别如图 5 和图 6 所示。可以发现,MA 在真实环境中的运行时间明显低于 GA 和 PSO 算法,且其得到的聚焦图 SBR 随迭代次数增长的速度明显优于其他两种算法。这表明实验中 MA 的表现依然优于其他两种算法。但真实环境中的聚焦效果与仿真结果存在明显差距,原因是仿真时未考虑环境噪声和激光涨落等因素的影响。

表 2 三种算法的运行时间(真实环境)

Table 2 Running time of three algorithms

(real environment)		unit: s
Algorithm	Time	
GA	1414.6023	
PSO	1483.3303	
MA	1289.8741	

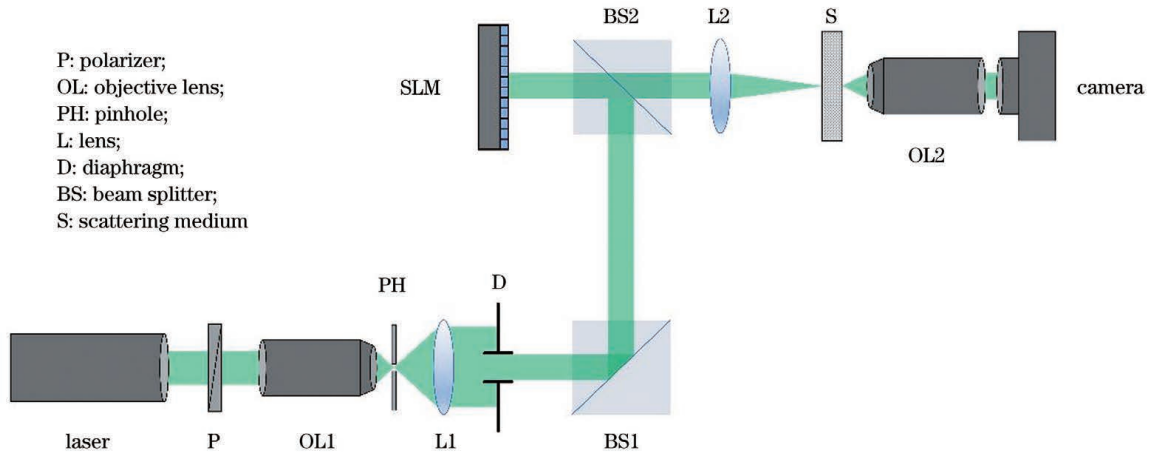


图 4 实验装置示意图

Fig. 4 Schematic of the experimental setup

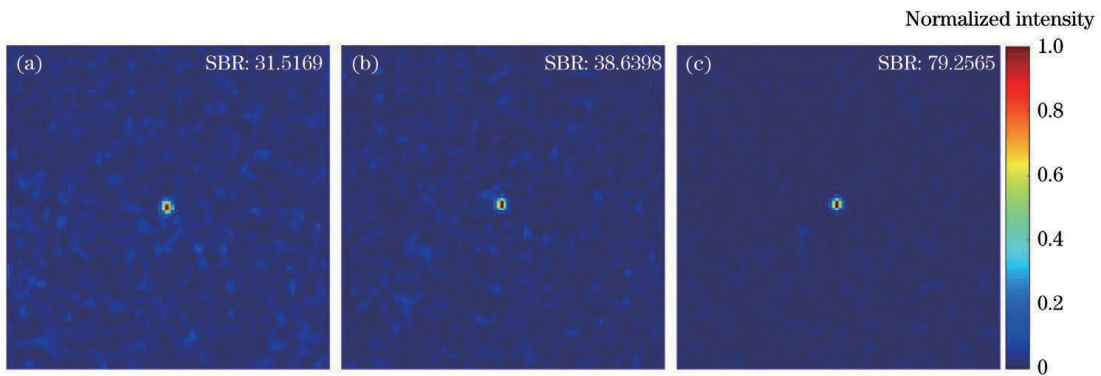


图 5 三种算法的单点聚焦结果(真实环境)。(a)GA;(b)PSO;(c)MA

Fig. 5 Single-point focusing results of three algorithms (real environment). (a) GA; (b) PSO; (c) MA

选用字母 D、H、N、T 的聚焦图案,用三种算法进行多点聚焦。原始图像和聚焦效果图如图 7~图 10 所示。对于多点聚焦实验,除了 SBR,还可用皮尔逊相关系数评价其聚焦效果^[28],该参数可表示为

$$c = \frac{\sum_{m=1}^M (X_m - \bar{X})(Y_m - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{m=1}^M (X_m - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{m=1}^M (Y_m - \bar{Y})^2}}, \quad (6)$$

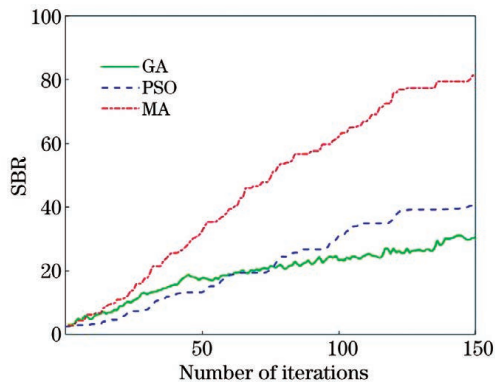


图 6 三种算法单点聚焦 SBR 随迭代次数的变化曲线 (真实环境)

Fig. 6 Variation curve of single-point focus SBR of three algorithms with the number of iterations (real environment)

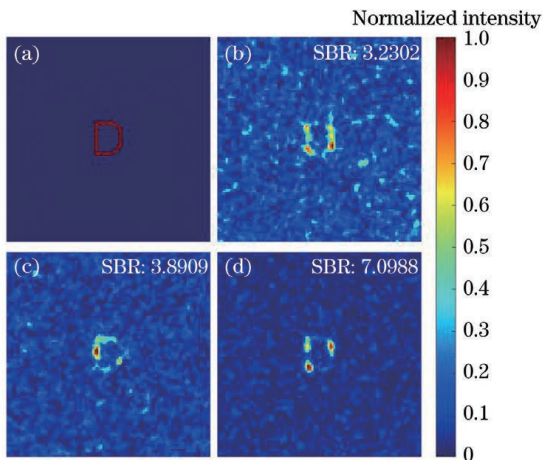


图 7 图案 D 的多点聚焦效果。(a)原始图像;(b)GA;(c)PSO;(d)MA

Fig. 7 Multi-point focusing effect of pattern D. (a) Original image; (b) GA; (c) PSO; (d) MA

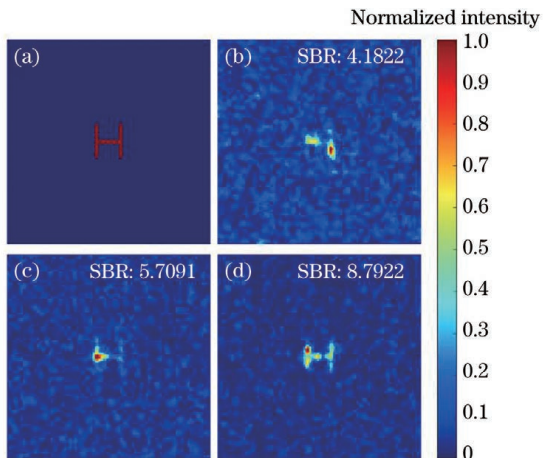


图 8 图案 H 的多点聚焦效果。(a)原始图像;(b)GA;(c)PSO;(d)MA

Fig. 8 Multi-point focusing effect of pattern H. (a) Original image; (b) GA; (c) PSO; (d) MA

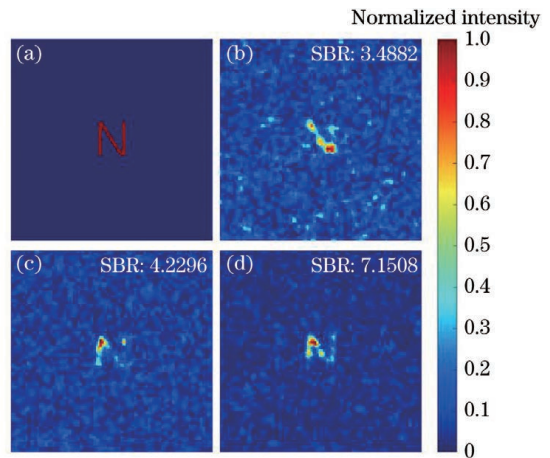


图 9 图案 N 的多点聚焦效果。(a)原始图像;(b)GA;(c)PSO;(d)MA

Fig. 9 Multi-point focusing effect of pattern N. (a) Original image; (b) GA; (c) PSO; (d) MA

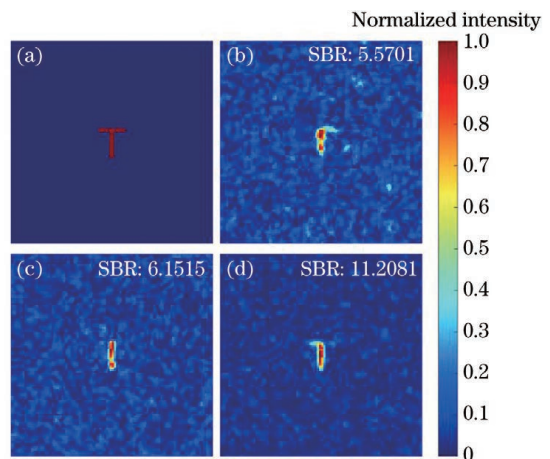


图 10 图案 T 的多点聚焦效果。(a)原始图像;(b)GA;(c)PSO;(d)MA

Fig. 10 Multi-point focusing effect of pattern T. (a) Original image; (b) GA; (c) PSO; (d) MA

式中, X_m 和 Y_m 分别为原始图像和聚焦效果图第 m 个像素的强度值, \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为原始图像和聚焦效果图的平均强度值。不同字母图案原始图像和多点聚焦图的相关系数如表 3 所示。

表 3 三种算法多点聚焦图的相关系数

Table 3 Correlation coefficients of three algorithm multi-point focusing maps

Algorithm	D	H	N	T
GA	0.3937	0.4498	0.4197	0.4933
PSO	0.4529	0.5573	0.4896	0.5451
MA	0.6112	0.7023	0.6249	0.7007

从图 3 可以发现, MA 得到的多点聚焦图的

SBR 明显更高,字母图案附近的噪声已经被抑制到较低水平,而 GA 和 PSO 算法得到的聚焦图中仍存在明显噪声,GA 聚焦的字母图案近乎淹没在噪声中。同时,MA 得到的多点聚焦图像和原始图像的相关系数也达到较高水平,在所有字母图案聚焦实验中均高于 0.6,而 GA 和 PSO 算法的多点聚焦实验未能达到该水平,GA 甚至未能达到 0.5。综上所述,MA 在透过散射介质的单点和多点聚焦两个方面的聚焦效果均明显优于 GA 和 PSO 算法。

6 结 论

为了在散射介质后实现高效聚焦,提出了一种基于 MA 的聚焦方法,以数值仿真和实验验证了该方法在透过散射介质聚焦上的优良表现。实验结果表明,相比基于 GA 和 PSO 的聚焦方法,MA 在单点和多点聚焦方面均具有明显的优势,不仅能提升聚焦效果,也节省了运算时间。但实验中的 MA 在初始种群的产生、进化操作和局部搜索等方面的选取策略都比较简单,未必是最佳选择,后续研究可采用其他策略对算法进行改进,以得到更佳实验结果。

参 考 文 献

- [1] Mosk A P, Lagendijk A, Lerosey G, et al. Controlling waves in space and time for imaging and focusing in complex media [J]. *Nature Photonics*, 2012, 6(5): 283-292.
- [2] He H X, Zhou J Y. Optical imaging beyond conventional limits: an introduction to scattering light imaging techniques[J]. *Physics*, 2016, 45(10): 660-666.
和河向, 周建英. 超常规光学透视成像研究进展: 散射光成像技术介绍 [J]. *物理*, 2016, 45(10): 660-666.
- [3] Popoff S M, Lerosey G, Fink M, et al. Controlling light through optical disordered media: transmission matrix approach[J]. *New Journal of Physics*, 2011, 13(12): 123021.
- [4] Popoff S, Lerosey G, Fink M, et al. Image transmission through an opaque material[J]. *Nature Communications*, 2010, 1(6): 81.
- [5] Vellekoop I M, Mosk A P. Focusing coherent light through opaque strongly scattering media[J]. *Optics Letters*, 2007, 32(16): 2309-2311.
- [6] Vellekoop I M, Lagendijk A, Mosk A P. Exploiting disorder for perfect focusing[J]. *Nature Photonics*, 2010, 4(5): 320-322.
- [7] Cui M, McDowell E J, Yang C. An in vivo study of turbidity suppression by optical phase conjugation (TSOPC) on rabbit ear[J]. *Optics Express*, 2010, 18(1): 25-30.
- [8] Popoff S M, 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.
- [9] Li Q Y, Zha X, Chen Z Y, et al. Focusing of laser through strong scattering media with different thicknesses[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111016.
李琼瑶, 扎西巴毛, 陈子阳, 等. 激光通过不同厚度的强散射介质的聚焦 [J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111016.
- [10] Si K, Tang L M, Du J C, et al. Light focusing through scattering medium based on binary transmission matrix[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(2): 0207038.
斯科, 汤黎明, 杜吉超, 等. 基于二值化传输矩阵透过散射介质的光聚焦 [J]. *中国激光*, 2020, 47(2): 0207038.
- [11] Vellekoop I M, Mosk A P. Phase control algorithms for focusing light through turbid media [J]. *Optics Communications*, 2008, 281(11): 3071-3080.
- [12] Conkey D B, Brown A N, Caravaca-Aguirre A M, et al. Genetic algorithm optimization for focusing through turbid media in noisy environments [J]. *Optics Express*, 2012, 20(5): 4840-4849.
- [13] Peng L G, Dai W J, Shao X P. Particle swarm optimization for focusing by phase modulation through scattering media [J]. *Proceedings of SPIE*, 2014, 9124: 341-347.
- [14] Whitley D. A genetic algorithm tutorial[J]. *Statistics and Computing*, 1994, 4(2): 65-85.
- [15] Beyer H G, Schwefel H P. Evolution strategies: a comprehensive introduction [J]. *Natural Computing*, 2002, 1(1): 3-52.
- [16] Fogel D B, Fogel L J. An introduction to evolutionary programming [M]//Alliot J M, Lutton E, Ronald E, et al. *Artificial evolution. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 1996, 1063: 21-33.
- [17] Moscato P. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts-towards memetic algorithms[R]. Pasadena: Caltech Concurrent Computation Program, California Institute of Technology, 1989.
- [18] Dawkins R. The selfish gene[M]. Lu Y Z, Zhang D Y, Wang B, Transl. Changchun: Jilin People's

- Press, 1998: 238-253.
里查德·道金斯. 自私的基因[M]. 卢允中, 张岱云, 王兵, 译. 长春: 吉林人民出版社, 1998: 238-253.
- [19] Wang J, Li B. Memetic algorithm for vehicle routing problem with time windows[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(7): 26-29.
王君, 李波. 带时间窗车辆路径问题的文化基因算法[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(7): 26-29.
- [20] Bi X J, Pan T W. Memetic algorithm based on content-based image retrieval [J]. *Microcomputer Information*, 2010, 26(29): 25-27.
毕晓君, 潘铁文. 基于文化基因算法的图像检索研究[J]. *微计算机信息*, 2010, 26(29): 25-27.
- [21] Krasnogor N, Smith J. A tutorial for competent memetic algorithms: model, taxonomy, and design issues [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2005, 9(5): 474-488.
- [22] Liu M D. The development of the memetic algorithm [J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2007, 26(11): 1-4, 18.
刘漫丹. 文化基因算法(Memetic Algorithm)研究进展[J]. *自动化技术与应用*, 2007, 26(11): 1-4, 18.
- [23] Hart W E, Krasnogor N, Smith J E. Memetic evolutionary algorithms[M]//Hart W E, Smith J E, Krasnogor N. *Recent advances in memetic algorithms. Studies in fuzziness and soft computing.* Heidelberg: Springer-Verlag, 2005, 166: 3-27.
- [24] Boughaci D, Benhamou B, Drias H. A memetic algorithm for the optimal winner determination problem[J]. *Soft Computing*, 2008, 13(8/9): 905-917.
- [25] Nejad F M, Akbari R, Dejam M M. Using memetic algorithms for test case prioritization in model based software testing[C]//2016 1st Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC), March 9-11, 2016, Bam, Iran. New York: IEEE Press, 2016: 142-147.
- [26] Pecháč P, Sága M. Controlling of local search methods' parameters in memetic algorithms using the principles of simulated annealing [J]. *Procedia Engineering*, 2016, 136: 70-76.
- [27] Gallardo J E, Cotta C, Fernandez A J. A memetic algorithm for the low autocorrelation binary sequence problem[C]//Proceedings of the 9th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation-GECCO' 07, July 7-11, 2007. London, England. New York: ACM Press, 2007: 1226-1233.
- [28] Zhang Y, Han W, Xin Y, et al. Iterative focusing method based on optical transmission matrix [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(21): 212901.
张也, 韩伟, 辛煜, 等. 基于光学传输矩阵的迭代聚焦方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(21): 212901.