

# 强噪声下基于基因梯度粒子群算法的反馈波前调控方法

凌苹江<sup>1</sup>, 张寅瑞<sup>1</sup>, 田博宇<sup>1</sup>, 李恪宇<sup>2</sup>, 孙年春<sup>1</sup>, 张彬<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>四川大学电子信息学院, 四川 成都 610064;

<sup>2</sup>中国工程物理研究院激光聚变研究中心, 四川 绵阳 621900

**摘要** 当激光束经过透明散射介质时,通常会产生散斑光场。利用反馈波前调控技术对入射光束的相位进行主动调控,可将散斑整形成聚焦光斑。当存在强噪声干扰时,已有的反馈控制算法大多存在调控效果不理想的问题,故提出一种适用于强噪声环境的基于基因梯度粒子群算法的反馈波前调控方法。该方法不过分依赖以往的优化信息,而是结合梯度快速搜索和基因交叉突变功能来实现噪声环境下对激光束的调控。通过与传统算法进行比较,分析基因梯度粒子群的初始参数(调整因子、变异率和交叉率等)和搜索能力对调控效果的影响。结果表明,在明亮室内的强背景杂散光噪声下,基因梯度粒子群算法能在较少的迭代次数下实现更好的聚焦效果。

**关键词** 物理光学; 基因梯度粒子群; 反馈波前调控方法; 相位补偿; 散射成像

中图分类号 O436.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0626001

## Feedback Wavefront Manipulation Method Based on Genetic Gradient Particle Swarm Optimization Algorithm Under Strong Noise

Ling Pingjiang<sup>1</sup>, Zhang Yanrui<sup>1</sup>, Tian Boyu<sup>1</sup>, Li Keyu<sup>2</sup>, Sun Nianchun<sup>1</sup>, Zhang Bin<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> School of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610064, China;

<sup>2</sup> Research Center of Laser Fusion, China Academy of Engineering Physics, Mianyang, Sichuan 621900, China

**Abstract** When a laser beam passes through a transparent scattering medium, a speckle field is usually generated. The phase of the incident beam can be adjusted proactively by using feedback wavefront control technique, and the speckle can be formed into focused speckle. When there is strong noise interference, most of the existing feedback control algorithms have the problem of unsatisfactory regulation effect. Therefore, a feedback wavefront regulation method based on genetic gradient particle swarm optimization algorithm is proposed for strong noise environment. This method does not rely too much on the previous optimization information, but combines the function of gradient rapid search and gene cross mutation to realize the laser beam regulation in noisy environment. The effects of initial parameters (adjustment factor, mutation rate, crossover rate, etc.) and search ability of gradient particle swarm optimization on regulation effect are analyzed by comparing with traditional algorithm. The results show that under the strong background stray light noise in the bright room, the genetic gradient particle swarm optimization algorithm can achieve better focusing effect in less iterations.

**Key words** physical optics; genetic gradient particle swarm; feedback wavefront manipulation method; phase compensation; scatter imaging

收稿日期: 2021-07-20; 修回日期: 2021-09-16; 录用日期: 2021-09-28

基金项目: 四川省科技计划(2018JY0553)、中国科学院自适应光学重点实验室基金(LAOF1801)

通信作者: \*zhangbinff@sohu.com

## 1 引言

当相干光透过生物组织、烟尘和云雾等强散射介质时,介质中的随机粒子将使原本有序的入射光波前发生严重畸变,即在接收面上形成随机散斑,这会导致光学聚焦难以实现,使得传统光学成像系统的分辨率急剧下降。在强散射介质的特定区域中实现光聚焦<sup>[1-2]</sup>:一方面可以增强光学系统输出信号的强度并改善信号探测的灵敏度<sup>[3]</sup>;另一方面也可以直接应用于光动力操控和激光消融等需要在生物组织中实现光能会聚的领域<sup>[4]</sup>。为了克服介质散射特性为光会聚带来的不利影响,光学相位共轭<sup>[5-6]</sup>、反馈波前调节<sup>[7-8]</sup>和光学传输矩阵<sup>[9]</sup>等波前调控技术相继被提出,这促进了散射介质光学聚焦技术的发展和应<sup>[10-12]</sup>。在随机散射介质光学聚焦技术中,基于反馈控制调节的波前调控技术具有成本低以及易于实现等优势,而且受到了科研人员的广泛关注。Vellekoop 等<sup>[13]</sup>提出的基于空间光调制器(SLM)的反馈波前调控技术以目标处光强作为优化条件,结合反馈控制算法可以获得最佳相位,进而通过相位补偿的方式来减弱散射光的干扰可以实现激光束经散射介质后的聚焦。

在室内明亮的环境下,当激光束经散射介质聚焦时,探测器读出噪声与杂散光噪声<sup>[14-15]</sup>会导致系统的反馈信号发生明显变化,这严重干扰反馈算法的优化效果。噪声对系统的影响在本质上会导致表征输出光场与输入光场呈线性关系的传输矩阵发生不同程度的变化,进而使最佳补偿相位发生改变<sup>[16]</sup>。目前,已有的反馈控制算法<sup>[17-19]</sup>虽然可以在暗室环境下实现激光束经散射介质后的聚焦,但在明亮室内环境下有强背景杂散光噪声干扰时会存在收敛速度慢和聚焦效果不理想等问题<sup>[20-21]</sup>。因此,亟须发展适用于强噪声环境的反馈波前调控优化方法。

本文提出一种基于基因梯度粒子群(GGPSO)算法的反馈波前调控方法,该方法结合了遗传算法(GA)和粒子群(PSO)算法的优势,通过对群体进行部分变异与交叉来保持群体的多样性,可有效避免搜索陷入局部最优而停滞。在强噪声背景下,当系统受到噪声干扰而导致最佳相位发生改变时,基于GGPSO算法的反馈波前调控方法仍可在噪声干扰下快速找出最佳相位,进而对入射光波进行共轭调制,使激光束通过散射介质后可以良好聚焦。本文结合理论模拟和实验研究,验证了强噪声背景下所提出的波前调控方法的有效性。

## 2 基本原理

当激光束经过生物组织、烟尘和云雾等折射率呈非均匀分布的散射介质时,光在介质中会发生多重散射,而散射光随机干涉会形成一系列光强呈随机分布的散斑。波前调控技术可利用 SLM 对入射光的相位进行补偿,以实现入射光经过散射介质后的聚焦<sup>[22]</sup>,如图 1 所示。

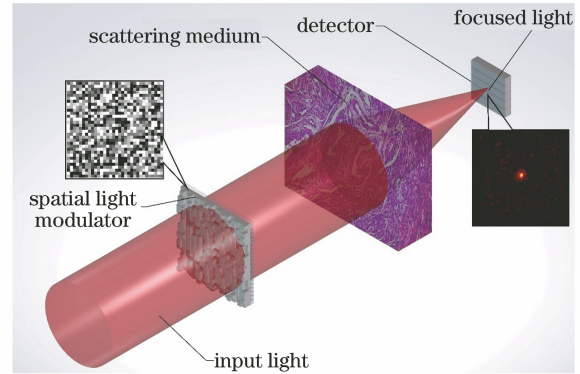


图 1 入射光经过散射介质后的聚焦过程

Fig. 1 Focusing process of incident light passing through scattering medium

由于强散射介质中各个通道独立无关,可将包含随机散射介质在内的光学系统看成一个线性系统。于是,经散射介质出射的光场可表示为

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

式中: $E_m^{\text{out}}$ 表示出射场中第  $m$  个通道的值; $E_n^{\text{in}}$ 表示入射场中第  $n$  个通道的值; $A_n$ 和 $\phi_n$ 分别表示 $E_n^{\text{in}}$ 的幅值和相位; $t_{mn} = A_{mn} \exp(i\phi_{mn})$ 表示光学传输矩阵  $T$  中的元素,其中 $A_{mn}$ 和 $\phi_{mn}$ 分别表示散射介质对入射光的幅值和相位的调制。

利用 SLM 对(1)式中的 $E_n^{\text{in}}$ 进行相位调制,使出射光场的相位在第  $m$  个通道处趋于一致,即将相位聚焦到第  $m$  个通道处。聚焦点之外的其他位置,即 $p \neq m$ 处的光场分布可表示为

$$E_{p \neq m}^{\text{out}} = \sum_{n=1}^N t_{pn} E_n^{\text{in}} = \sum_{n=1}^N A_n A_{pn} \exp[i(\phi_{pn} - \phi_{mn})]. \quad (2)$$

(2)式中 $t_{mn}$ 的相位 $\phi_{mn}$ 都是独立无关的。当 $p \neq m$ 时, $\phi_{pn} - \phi_{mn}$ 是无规律变化的,靶面光强随着位置的不同而随机相干加强或减弱,进而形成散斑图样。因此,经过相位调制后的出射光束在指定位置实现聚焦,而在其他位置则形成散斑图样,且散斑

光强远小于聚焦光强。

反馈波前调控方法以指定位置的聚焦光强作为优化条件,结合反馈控制算法可以获得最佳补偿相位。当系统受噪声干扰且最佳相位发生变动时,本文提出的 GGPSO 算法结合 GA 和 GPSO 算法的优

势可以快速找出补偿相位,并对群体进行部分变异与交叉以保持群体的多样性,避免搜索陷入局部最优而停滞,算法的处理流程如图 2 所示,其中  $p_{best}$  为个体最佳位置,  $g_{best}$  为群体最佳位置,  $\nabla x^{(k)}$  为第  $k$  次迭代的随机搜索梯度,  $N_i$  为种群数目。

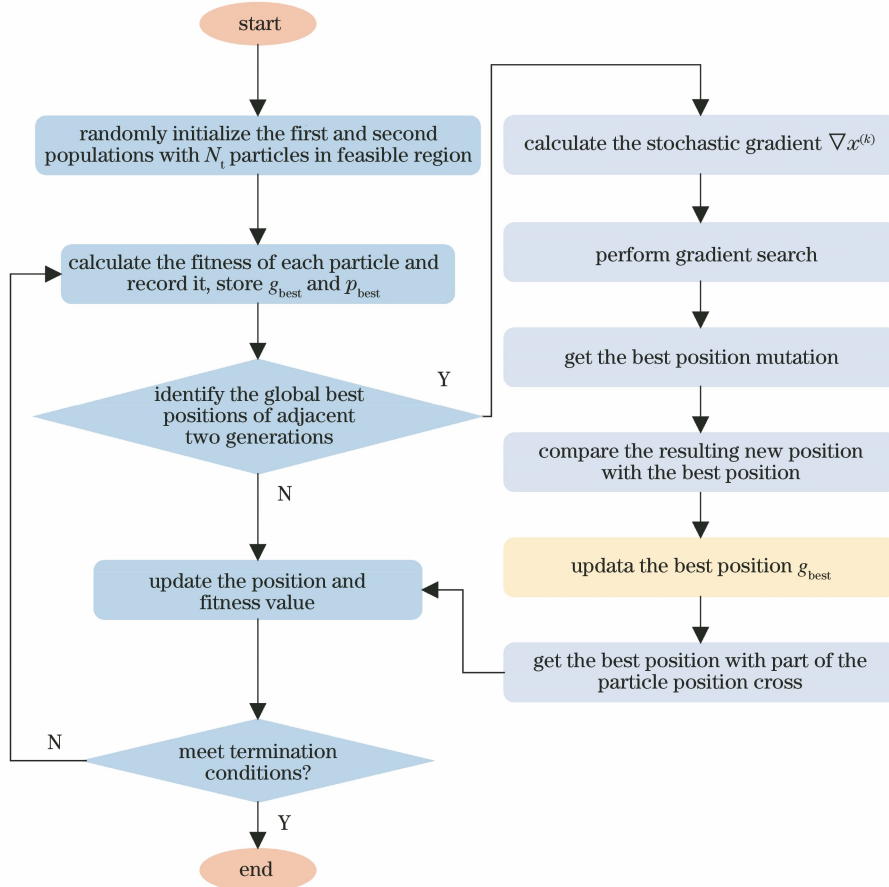


图 2 GGPSO 算法的处理流程

Fig. 2 Processing flow of GGPSO algorithm

PSO 算法的核心流程包括记录  $p_{best}$  和  $g_{best}$ , 以及执行速度与位置改变公式对粒子位置进行更新。第  $k$  次迭代中第  $i$  个粒子的速度  $v_i^{(k)}$  和位置  $p_i^{(k)}$  可分别表示为

$$v_i^{(k)} = \omega v_i^{(k-1)} + c_1 r_1 (p_{best,i} - p_i^{(k-1)}) + c_2 r_2 (g_{best}^{(k-1)} - p_i^{(k-1)}), \quad (3)$$

$$p_i^{(k)} = p_i^{(k-1)} + v_i^{(k)}, \quad (4)$$

$$\omega = \omega_{max} - \frac{k \cdot (\omega_{max} - \omega_{min})}{M}, \quad (5)$$

式中:  $\omega$  表示惯性权重;  $\omega_{max}$  表示惯性权重的最大值;  $\omega_{min}$  表示惯性权重的最小值;  $c_1$  和  $c_2$  表示学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  表示在  $0 \sim 1$  之间的随机数;  $M$  表示最大迭代次数。

PSO 算法具有搜索速度快、结构简单以及需调整的参数较少等特点,比 GA 具有更快的收敛速

度<sup>[20]</sup>。然而,PSO 算法的随机搜索机制具有早期全局搜索能力差、后期局部搜索能力弱的缺点,因此发展了诸多改进算法,如骨干粒子群(BBPSO)算法<sup>[23]</sup>等。需要指出的是,BBPSO 算法简化了算法流程,减少了初始化所需的参数,但存在求解精度难以提高的缺点。

本文所采用的 GGPSO 算法通过引入相邻两代最佳群体位置之间的梯度信息来加快探索,同时引入 GA 的基因交叉与突变功能可以避免搜索陷入局部最优,进而提高 GGPSO 算法在后期迭代的全局搜索能力。当最佳补偿相位变动时,GGPSO 算法可有效避免其对先前迭代优化信息的严重依赖,从而快速而充分地探索解空间。与 PSO 算法不同,GGPSO 算法可以随机产生两代粒子的位置与速度,并比较相邻两代群体最佳位置的适应度值  $f$ 。

若  $f(g_{\text{best}}^{(k)})$  优于  $f(g_{\text{best}}^{(k-1)})$  (其中  $k > 1$ ), 则分别计算梯度搜索和群体最佳位置突变的适应度值, 即  $f(g_{\text{best}}^{(k)} + \nabla x)$ 、 $f(g_{\text{best}}^{(k)} - \nabla x)$  与  $f(g_{\text{best,mutation}}^{(k)})$ 。若位置改变后的适应度值优于  $f(g_{\text{best}}^{(k)})$ , 则说明位置改变有效, 并将新位置更新为群体最佳位置。此后继续执行上述更新改变过程, 直到改变的最佳位置适应度值不再增大, 再将群体最佳位置与部分粒子进行交叉。其中, 随机搜索梯度  $\nabla x^{(k)}$  是根据相邻两代群体最佳位置之间的差异计算得出的, 表达式为

$$\nabla x^{(k)} = \beta(g_{\text{best}}^{(k)} - g_{\text{best}}^{(k-1)}), \quad (6)$$

式中:  $\beta$  表示调整因子,

$$\beta(k) = \beta_{\text{max}} - \frac{\beta_{\text{max}} - \beta_{\text{min}}}{M} \times k, \quad (7)$$

式中:  $\beta_{\text{max}}$  表示调整因子的最大值;  $\beta_{\text{min}}$  表示调整因子的最小值。调整因子  $\beta$  的大小可以改变粒子群算法的梯度搜索能力, 调整因子越小, 局部搜索能力越

强, 反之全局搜索能力越强。

### 3 分析与讨论

本节计算模拟了入射光经过散射介质聚焦后的反馈波前调控优化过程(图 3), 并分析了初始参数对 GGPSO 算法的影响, 进而比较了 GA、PSO 算法、BBPSO 算法与 GGPSO 算法之间的优化性能差异。仿真光传输的过程使用了衍射理论与角谱分析法, 散射介质的传输矩阵  $T$  服从圆对称复高斯分布, 故对其进行奇异值分解<sup>[24]</sup>, 其中  $H_j(f_x, f_y)$  为系统的传递函数,  $j=1, 2, 3$ ,  $f_x$  和  $f_y$  为空间频域中的坐标,  $t(x, y)$  为透镜的空间复振幅透过率。同时, 为了分析噪声对优化过程的影响<sup>[25]</sup>, 在探测器所接收的强度图像上分别添加不同强度的噪声, 以模拟室内明亮环境下探测器读出噪声与背景杂散光噪声对系统的影响。

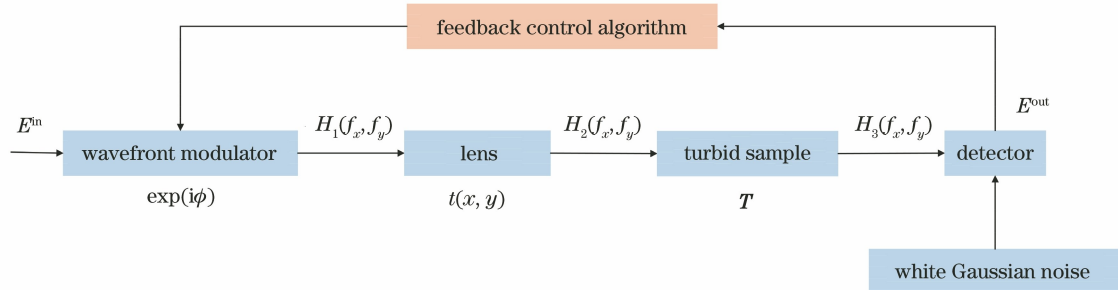


图 3 反馈波前整形技术的优化过程

Fig. 3 Optimization process of feedback wavefront shaping technology

#### 3.1 初始参数对整形效果的影响

基于 GGPSO 算法的波前调控技术会受到初始参数的影响, 例如调整因子  $\beta$ 、变异率(MR)和交叉率(CR)。一般情况下,  $\beta$  影响粒子算法的梯度搜索能力, 调节粒子群算法的梯度搜索精细度; MR 和 CR 可以保持种群的多样性, 能够避免搜索陷入局部最优。为了研究这些参数对 GGPSO 算法的收敛速度和增强效果的影响, 采用  $\beta$  对目标区域的聚焦效果进行表征, 其定义为优化后焦点区域光强与接收面平均光强的比值。图 4(a)为 GGPSO 算法中不同  $\beta$  下的增强因子曲线, 其中  $\beta$  分别为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 和 0.6, 其他参数保持不变。此外, 算法中 MR 和 CR 也将影响种群的随机探索能力。在保持其他参数不变的前提下, 分别改变 MR 值(0.2、0.3、0.4、0.5、0.6 和 0.7)和 CR 值(0.2、0.3、0.4、0.5、0.6 和 0.7), 相应的增强因子曲线分别如图 4(b)和图 4(c)所示。

从图 4(a)可以看出, 随着  $\beta$  值的增加, 增强因

子不断增加, 当  $\beta$  值在 0.3~0.4 之间时最大, 但随着  $\beta$  值的继续增大, GGPSO 算法将无法搜索到全局最优值, 致使增强因子减小。由此可见, 搜索梯度过小会导致 GGPSO 算法的搜索范围小, 故全局搜索能力弱, 但当搜索梯度过大时, 其容易错失对精细范围的探索, 需设置适当数值来兼顾全局搜索与局部搜索。

分析图 4(b)可知, 当 MR 值较小时, 随着 MR 值的增大, 增强因子逐渐增加, 主要是因为 MR 控制基因突变比率, 而 MR 值增大会导致种群多样性的增强。如果 MR 值超过 0.5, 那么会引入较多的无效突变, 使搜索效率降低。从图 4(c)观察到, 当 CR 值增加时, 收敛速度有所提升, 由此表明可以逐渐增加 CR 值来加快聚焦过程。当 CR 值介于 0.4~0.5 时, 增强效果最好。与 MR 相似, CR 值过大也会导致聚焦过程过早收敛。过多的基因交叉使得种群基因多样性降低, 从而使搜索陷入局部最优。为了在应用中实现最佳优化, 需要对  $\beta$ 、MR 和 CR

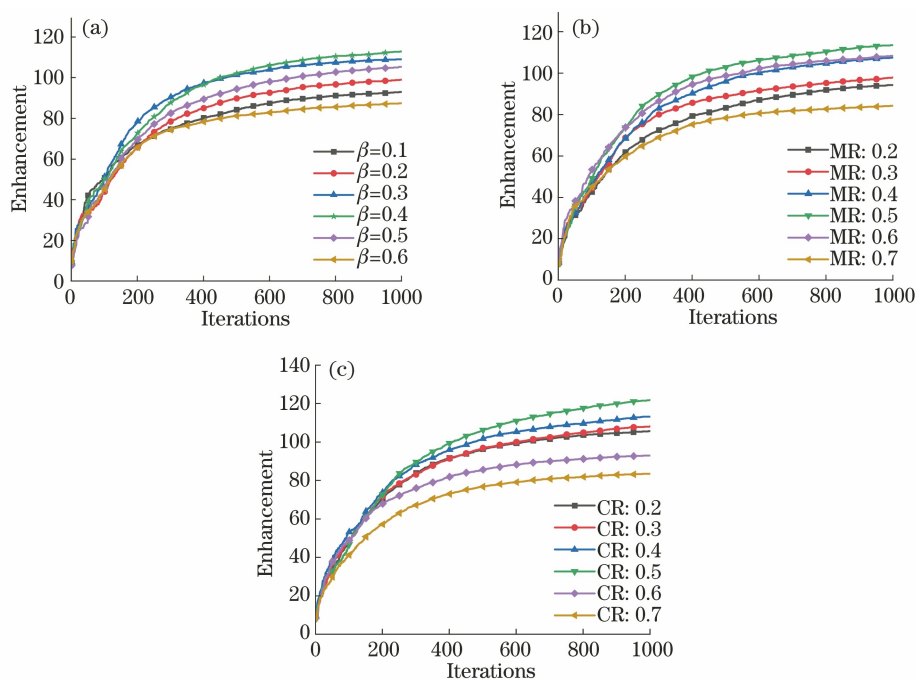


图 4 不同参数对 GGPSO 算法的影响。(a)  $\beta$ ; (b) MR; (c) CR

Fig. 4 Influence of different parameters on GGPSO algorithm. (a)  $\beta$ ; (b) MR; (c) CR

进行合理设置,这样可避免因聚焦过程过早收敛而导致优化效果不理想。

### 3.2 算法比较分析

本节重点比较分析了 GA、PSO 算法、BBPSO 算法和 GGPSO 算法在不同噪声下的优化效果差异。在反馈迭代优化的过程中,系统会受到外界噪声的影响,激光束经散射介质后的聚焦效果会受到显著影响。探测器读出噪声对聚焦效果有较大的影响,其分布服从均值为 0 的高斯分布,且随着噪声水平的提高,光斑的可分辨率降低。太阳和明亮室内的各种环境杂散光构成了主要的背景噪声<sup>[26]</sup>,考虑到背景亮度较强的特性,背景噪声通常是均值为非零的加性噪声。其中,对靶面光强添加不同强度且均值为非零的高斯噪声,以模拟探测器读出噪声与杂散光噪声对系统的影响,噪声强度使用信噪比 ( $R_{SN}$ ) 来表示。当  $R_{SN} < 10$  dB 时为强噪声水平,随着  $R_{SN}$  值的增大,噪声强度降低,噪声对系统的影响减弱。图 5(a)和图 5(b)分别为实验条件下有噪声与无噪声情况下像面上的光斑图像,图 5(c)和图 5(d)分别为数值模拟中有噪声与无噪声情况下像面上的光斑图像。通过假设的信噪比并结合靶面信号光功率,可得到含 CCD 读出噪声和背景杂散光噪声的光斑分布。

通过对比图 5 可知,模拟中使用高斯噪声的方法来增加噪声,可以得到与室内场景使用白炽灯照

明类似的效果,可较好地模拟 CCD 读出噪声与背景杂散光噪声对系统的影响。图 6 为无噪声情况与分别添加 10 dB、4 dB 和 1 dB 的噪声,增强因子随迭代次数的变化曲线。在模拟过程中,光传输路径上的自由空间和透镜聚焦效果分别用瑞利-索末菲衍射模型和透镜的相位调制函数来描述,散射介质的传输矩阵  $T$  服从圆对称复高斯分布,对其进行奇异值分解。采用束腰半径为 0.24 mm、波长为 632.8 nm 的高斯光束作为入射光束,利用 SLM(尺寸为 7.68 mm $\times$ 7.68 mm)对入射光束进行相位调制,再通过透镜聚焦在散射介质的表面,最后在靶面上获得散斑图样,其中目标区域尺寸为 92  $\mu$ m $\times$ 92  $\mu$ m。4 种算法均执行 1000 次迭代。GA 的种群大小为 50,交叉概率为 0.9,初始突变率为 0.9,终止突变率为 0.1,衰减因子为 100;其他三种粒子群算法的初始种群大小均为 20, $c_1$  和  $c_2$  均为 4,惯性权重的最大值均为 0.9,惯性权重的最小值均为 0.4,其中 GGPSO 算法的调制因子的最大值为 0.4,调制因子的最小值为 0.1,突变率为 0.4,交叉率为 0.4。

从图 6 可以看出:在不同噪声水平下,GA 通过选择、交叉和变异进行全局搜索具有一定的随机性,其增强因子提升缓慢,且最终增强因子随着噪声水平的增强而逐渐减小;PSO 算法与 BBPSO 算法的增强因子曲线表现出初期快速提升、中后期缓慢提升的特点;随着噪声水平的增强,BBPSO 算法的增

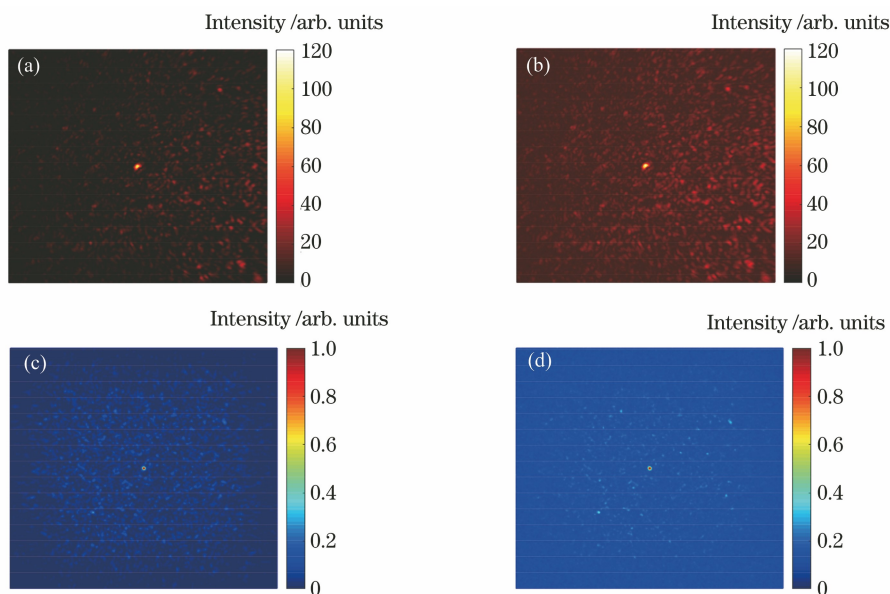


图 5 在数值仿真与实验条件下的光斑信号。(a)实验无背景噪声;(b)实验有背景噪声;(c)数值模拟无噪声;(d)数值模拟有噪声  
Fig. 5 Light spot signals under numerical simulation and experimental conditions. (a) Experiment without background noise; (b) experiment with background noise; (c) numerical simulation without noise; (d) numerical simulation with noise

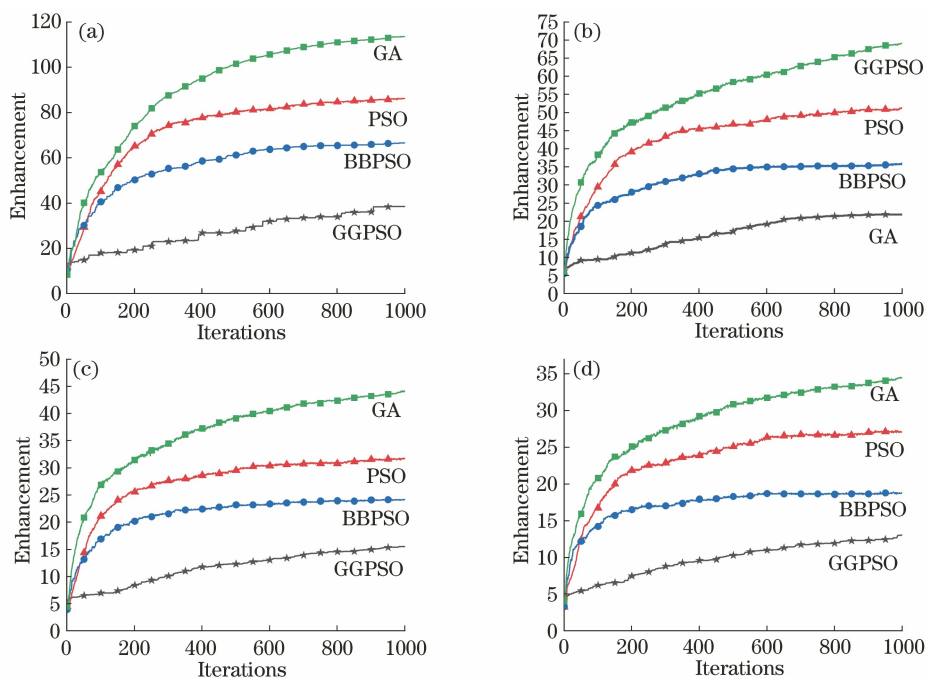


图 6 各种噪声水平下不同算法的模拟曲线。(a)无噪声;(b) 10 dB;(c) 4 dB;(d) 1 dB  
Fig. 6 Simulation curves of different algorithms at different noise levels. (a) Without noise; (b) 10 dB; (c) 4 dB; (d) 1 dB

强因子在前期提升很快,但最终均小于 PSO 算法,表明 BBPSO 算法在前期具有一定的抗噪声能力,但也更容易陷入局部最优,并且很难再进行全局搜索。综合分析图 6 可知,在不同的噪声强度下,GGPSO 算法的增强因子相对于其他算法均具有较快的提升,分析其原因在于 GGPSO 算法前期在梯

度信息的指引下使增强因子快速提升,后期在部分粒子交叉和突变下充分探索解空间以寻找全局最优解。在噪声水平下,该算法能快速充分地获得优化相位,并有效减弱噪声对聚焦效果的影响。采用不同算法优化后的相位分布和加载相位后通过散射介质后的聚焦效果如图 7 所示。

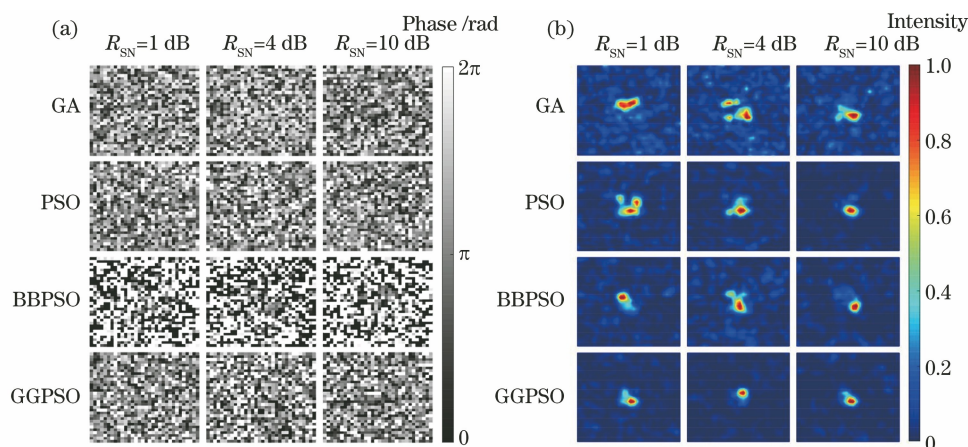


图 7 优化后的相位分布和通过散射样品后的聚焦效果。(a)相位分布;(b)聚焦效果

Fig. 7 Optimized phase distribution and focusing effect after scattering sample. (a) Phase distribution; (b) focusing effect

从图 7 可以看出,随着噪声水平的不断提高,各种算法对聚焦效果的改善都有所减弱,表明噪声对各种波前调控优化算法均存在一定的影响。实际工作中,在优化算法的同时还需要控制使用场景的噪声水平,使优化算法在一定的抗噪声能力下快速获得最大增益值,以提升波前调控方法的适用性。

#### 4 实验结果与分析

本节通过实验验证激光束经过散射介质聚焦后的波前调控优化过程,实验光路如图 8 所示。He-Ne 激光器发出的激光束经过平面镜 M 后传播方向旋转  $90^\circ$ ,经  $8\times$  的扩束(BE)镜后准直与放大并由分光(BS)镜透射至 SLM 上。经 SLM 调制后的激光束反射至分光镜,分光镜反射激光束由透镜 L 聚焦到散射介质 S 的表面,并使用  $40\times$  的物镜 O(数值孔径为 0.65)将散射光成像到 CCD 上。实验中,使用波长为 632.8 nm 的 He-Ne 激光(光束半径为 0.48 mm),反射式纯相位型 SLM。扩束后,光束直径约为 7.68 mm。为了提高 SLM 的像素利用效

率,采用有效像素区域(大小为  $960 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$ )作为调制区域,将其分为  $64 \times 64$  个调制单元。使用像素为  $1280 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$  的 CCD 相机接收靶面光强,计算其中  $20 \text{ pixel} \times 20 \text{ pixel}$ (尺寸为  $92 \mu\text{m} \times 92 \mu\text{m}$ )区域的平均光强并作为目标光强。散射介质使用颗粒粒径小于  $20 \mu\text{m}$ 、直径为 25.4 mm 的磨砂玻璃。同时,为了研究室内光照环境下不同算法在激光束经过散射介质聚焦后的应用效果,在室内多个白炽灯照射下进行实验,以增加背景杂散光噪声强度。实验与仿真中保持算法的初始参数一致,在实验中保持环境的稳定,以减少因外界扰动对实验的干扰,使实验环境能较为完整地符合仿真中的情况。实验中,测得相机处的环境光照度为 524 lx,在此情形下,CCD 所获得的光强信噪比为 3.3 dB~4.1 dB。

图 9(a)和图 9(b)分别为实验和仿真中 PSO 算法、BBPSO 算法和 GGPSO 算法的增强因子随迭代次数的变化曲线。其中,三种粒子群算法的初始种群大小均为 20,  $c_1$  和  $c_2$  均为 4,惯性因子的最大值均为 0.9,惯性因子的最小值均为 0.4。GGPSO 算

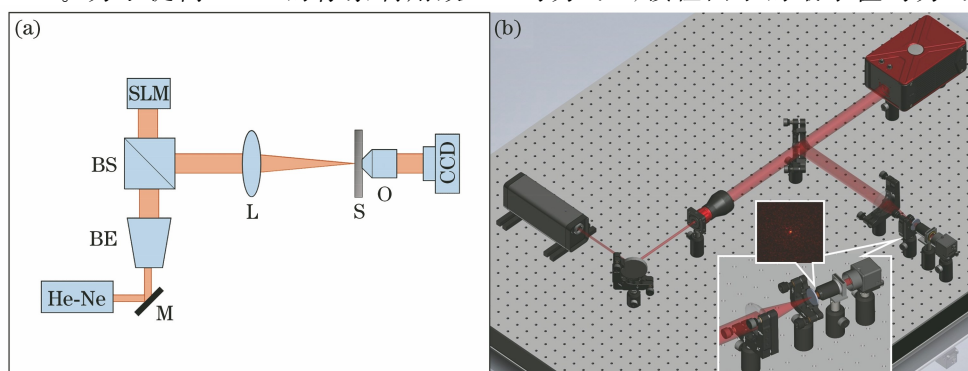


图 8 实验装置及其平面示意图。(a)平面示意图;(b)实验装置

Fig. 8 Experimental device and its plane diagram. (a) Plane diagram; (b) experimental device

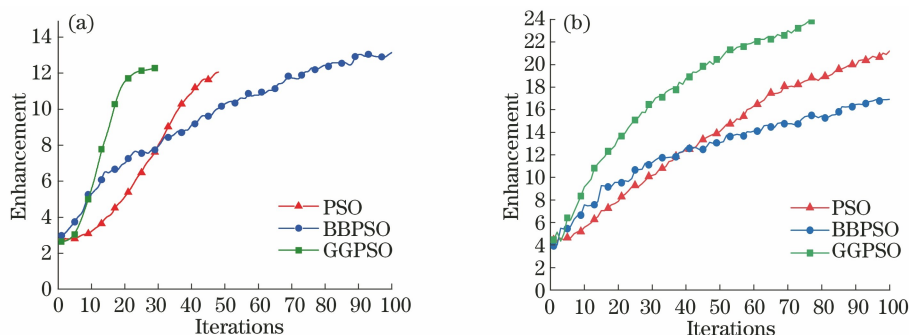


图 9 不同算法的迭代优化结果。(a)测量结果;(b)模拟结果

Fig. 9 Iterative optimization results of different algorithms. (a) Measurement results; (b) simulation results

法的调制因子的最大值为 0.4, 调制因子的最小值为 0.1, 突变率为 0.4, 交叉率为 0.4。

从图 9(a)可以看出:在初始阶段, BBPSO 算法和 GGPSO 算法的增强因子曲线均显示出较大的增长率, 且随着迭代次数的增加, BBPSO 算法的增长率稳步提升; PSO 算法的增强因子曲线在第 10 次迭代之前较为平缓, 在 10~50 次之间逐渐加快, 并在第 30 次左右超过 BBPSO 算法, 且之后保持较快的增速, 在第 48 次达到 12.19 的增益。值得指出的是, GGPSO 算法的增强因子曲线在初始阶段便具有很高的增长率, 在大约第 27 次迭代后即可达到 12.27, 表明 GGPSO 算法能在强噪声下快速优化相位, 获得较强增益。当迭代 27 次时, PSO 算法、BBPSO 算法和 GGPSO 算法的增强因子分别为 7.619、7.735 和 12.270, 由此表明 GGPSO 算法的

优化效率高, 目标区域的光强提升迅速。图 9(b)为数值模拟得到在  $R_{SN}=4$  dB 的条件下不同算法的增强因子变化曲线。从图 9(b)可以看出, 三种算法的增强因子提升趋势与实验结果相似, 但由于实验中的反馈信号存在多种噪声, 且磨砂玻璃对入射光的相位和振幅调制存在随机性, 使得实验中得到的光强增长因子比理论的光强增长因子小<sup>[27]</sup>。

为了更为直观地观察分析, 图 10 给出了不同算法经过 27 次迭代优化后的相位分布及其经过散射样品后的聚焦效果。从图 10 可以看出, 利用三种基于相位调制的算法均可以使激光透过散射介质后在 CCD 上形成聚焦光斑, 但是 GGPSO 算法在相同的迭代次数下获得了更高的增强因子, 聚焦的焦点更亮, 背景也更暗, 证明了 GGPSO 算法在强噪声的环境下具有聚焦收敛速度快的优点。

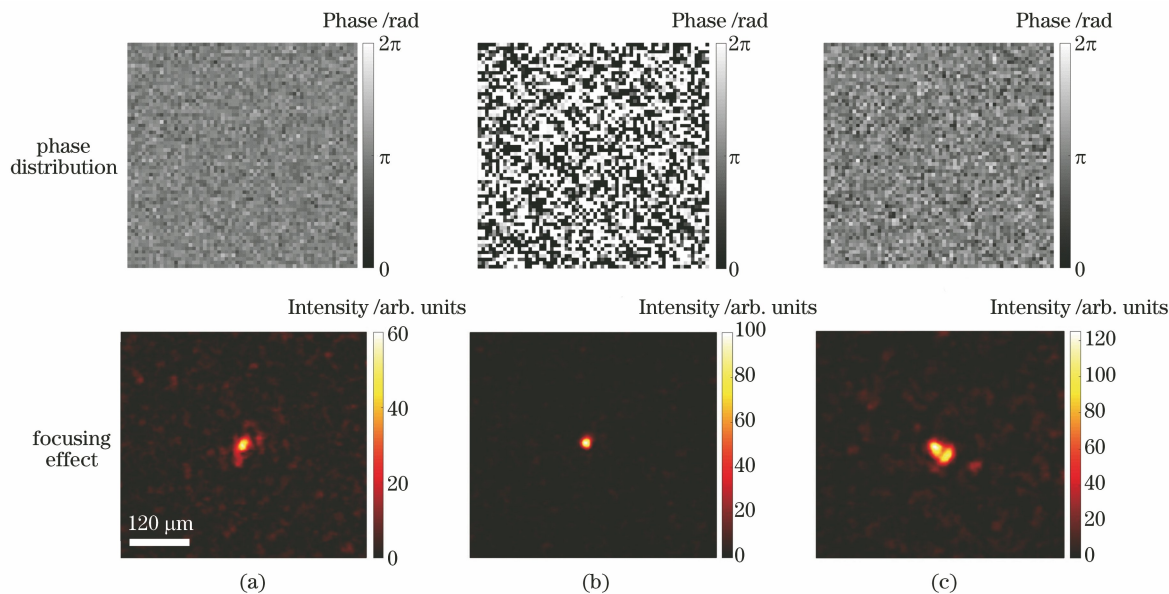


图 10 不同算法下优化后的相位分布和通过散射样品后的聚焦效果。(a) PSO 优化算法; (b) BBPSO 优化算法; (c) GGPSO 优化算法

Fig. 10 Optimized phase distribution and focusing effect after scattering sample under different algorithms. (a) PSO optimization algorithm; (b) BBPSO optimization algorithm; (c) GGPSO optimization algorithm



## 5 结 论

为了提升噪声环境下最佳补偿相位的探索能力,提出了一种适用于强噪声环境的基于 GGPSO 算法的反馈波前调控方法,通过 SLM 对入射光的相位进行补偿,以实现激光经过散射介质后的良好聚焦。当存在强噪声干扰时,该反馈方法不过分依赖以往的优化信息,而是结合梯度快速搜索和基因交叉突变功能来找出最优的补偿相位,使噪声环境下的激光束经过散射介质后能在较少的迭代次数下实现良好聚焦。本文结合理论模拟和实验研究,验证了强噪声背景下所提出的波前调控方法的有效性。由 GGPSO 算法的初始参数(调整因子、变异率和交叉率等)对搜索能力影响的理论分析结果表明,为了在应用中实现最佳优化,需要对初始参数进行合理设置。在本文中,调整因子为 0.3~0.4、变异率为 0.4~0.5、交叉率为 0.4~0.5 较为合适。在不同的噪声强度(0 dB、10 dB、4 dB 和 1 dB)下,将 GGPSO 算法与 GA、粒子群算法和骨干粒子群算法的优化能力差异进行比较。结果显示,相比其他算法,在不同的噪声水平下,GGPSO 算法均可实现较快的提升效果,表现出前期在梯度信息指引下快速提升,后期在部分粒子交叉和突变下充分探索解空间以寻找全局最优解。此外,在强噪声的条件下,GGPSO 算法能在较少的迭代次数下实现更好的聚焦效果。本文提出的反馈波前调控优化方法可为散射介质成像等应用提供有效途径。

### 参 考 文 献

- [1] Yang Q, Cao L C, Jin G F. Progress in optical focusing techniques aiming to suppress scattering effect in biomedical tissues [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(9): 0901001.  
杨强,曹良才,金国藩.可抑制生物组织散射效应的光学聚焦技术研究进展[J].中国激光,2015,42(9):0901001.
- [2] Jin X, Wang X Y, Du D Y, et al. Progress and prospect of scattering imaging [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(18): 1811002.  
金欣,王泉宇,杜东宇,等.散射成像研究现状及展望[J].激光与光电子学进展,2021,58(18):1811002.
- [3] Masters B R, So P T C. Confocal microscopy and multi-photon excitation microscopy of human skin *in vivo* [J]. Optics Express, 2001, 8(1): 2-10.
- [4] Dolmans D E J G J, Fukumura D, Jain R K. Photodynamic therapy for cancer [J]. Nature Reviews Cancer, 2003, 3(5): 380-387.
- [5] Yaqoob Z, Psaltis D, Feld M S, et al. Optical phase conjugation for turbidity suppression in biological samples [J]. Nature Photonics, 2008, 2(2): 110-115.
- [6] Zhang P, Li Z, Han L, et al. An automatic optimized method for a digital optical phase conjugation system in focusing through scattering media [J]. Applied Sciences, 2020, 10(23): 8321.
- [7] Vellekoop I M, Mosk A P. Focusing coherent light through opaque strongly scattering media [J]. Optics Letters, 2007, 32(16): 2309-2311.
- [8] Anderson B R, Price P, Gunawidjaja R, et al. Microgenetic optimization algorithm for optimal wavefront shaping [J]. Applied Optics, 2015, 54(6): 1485-1491.
- [9] 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.
- [10] Vellekoop I M, Lagendijk A, Mosk A P. Exploiting disorder for perfect focusing [J]. Nature Photonics, 2010, 4(5): 320-322.
- [11] Horstmeyer R, Ruan H, Yang C. Guidestar-assisted wavefront-shaping methods for focusing light into biological tissue [J]. Nature Photonics, 2015, 9: 563-571.
- [12] Lai P, Wang L, Tay J W, et al. Photoacoustically guided wavefront shaping for enhanced optical focusing in scattering media [J]. Nature Photonics, 2015, 9(2): 126-132.
- [13] Vellekoop I M, Mosk A P. Phase control algorithms for focusing light through turbid media [J]. Optics Communications, 2008, 281(11): 3071-3080.
- [14] He S T. Research on centroid detection of laser illumination beacon [D]. Chengdu: Institute of Optics and Electronics, University of Chinese Academy of Sciences, 2018.  
贺碎婷.激光照明信标的质心提取方法研究[D].成都:中国科学院光电技术研究所,2018.
- [15] Zhang Y Y, Sun Y L, Gong X, et al. Detection of adaptive optics celestial targets under strong skylight background based on over complete dictionary [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(1): 0101006.  
张艳艳,孙原良,龚信,等.强天光背景下基于超完备字典的自适应光学天体目标的检测方法[J].光学学报,2017,37(1):0101006.
- [16] Li H H, Woo C M, Zhong T T, et al. Adaptive optical focusing through perturbed scattering media

- with a dynamic mutation algorithm [J]. *Photonics Research*, 2021, 9(2): 202-212.
- [17] Horisaki R, Takagi R, Tanida J. Learning-based focusing through scattering media [J]. *Applied Optics*, 2017, 56(15): 4358-4362.
- [18] 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.
- [19] Fang L J, Zuo H Y, Yang Z G, et al. Particle swarm optimization to focus coherent light through disordered media [J]. *Applied Physics B*, 2018, 124(8): 1-9.
- [20] Li B Q, Zhang B, Feng Q, et al. Shaping the wavefront of incident light with a strong robustness particle swarm optimization algorithm [J]. *Chinese Physics Letters*, 2018, 35(12): 124201.
- [21] Hua Y Z, Sui X B, Zhou S H, et al. A novel method of global optimisation for wavefront shaping based on the differential evolution algorithm [J]. *Optics Communications*, 2021, 481: 126541.
- [22] Turpin A, Vishniakou I, Seelig J D. Light scattering control in transmission and reflection with neural networks [J]. *Optics Express*, 2018, 26(23): 30911-30929.
- [23] Kennedy J. Bare bones particle swarms [C]// *Proceedings of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium. SIS'03 (Cat. No. 03EX706)*, April 26, 2003, Indianapolis, IN, USA. New York: IEEE Press, 2003: 80-87.
- [24] Shao X P, Wu T F, Gong C M. Simulation on light refocusing through a highly scattering turbid medium using circular Gaussian distribution model [J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(11): 113104.
- [25] Gong C M. Research on focusing and image recovery algorithm for random scattering optical system [D]. Xi'an: Xidian University, 2017.  
龚昌妹. 随机散射光学系统的聚焦与图像恢复算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.
- [26] Wang W G. Research of space object detecting under bright background [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2005.  
王伟国. 空间目标白天光电探测技术研究 [D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2005.
- [27] Huang H L. Study on focusing laser beams through strongly scattering media [D]. Quanzhou: Huaqiao University, 2016.  
黄惠玲. 激光光束经过强散射介质聚焦的研究 [D]. 泉州: 华侨大学, 2016.