

基于末位淘汰 GSGA 算法的平顶光束整形研究

张昱冬, 赵秋焱, 方振, 张祖兴*

南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子(未来技术)学院, 江苏 南京 210023

摘要 激光技术发展迅速,在医疗、生物、军事和材料等领域应用广泛,但激光光强的高斯型分布限制了激光的进一步应用。平顶光束整形技术应运而生并受到广泛关注。针对该问题,提出了基于末位淘汰制(LPE)、Gerchberg-Saxton(GS)算法和遗传算法(GA)的LPE-GSGA算法,优化空间光调制器的相位分布函数,将高斯光束整形为平顶光束。仿真结果表明,LPE-GSGA算法输出光束指标优于GS、广义自适应加性(GAA)、加权GS(GSW)和GSGA算法。与GS算法比较,LPE-GSGA算法的误差平方和(SSE)指标降低10.1%、拟合系数 η 提升0.85%,对相位初值的依赖程度约降低1个数量级,输出光束顶部光强突变点更少、旁瓣减少且幅度更低。LPE-GSGA算法减少了对初值的依赖程度,使高能量利用率、高光束顶部均匀度的平顶光束整形成为可能。

关键词 激光光学; 光束整形; 平顶光束; LPE-GSGA算法

中图分类号 O436.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230840

1 引言

随着激光理论不断发展完善,激光技术日益成熟,激光在许多领域都表现出广阔的应用前景:医学方面,可利用掺铥激光实现较浅的生物组织穿透深度和良好的热凝止血效果^[1];生物学方面,激光可诱变绿针假单胞菌,培育出高效的石油烃降解菌^[2];军事领域,可以用于侦察成像激光雷达、寻的制导激光雷达、直升机避障激光雷达^[3];材料学方面,可以利用激光闪光加热法测量热扩散率^[4]等。但随着激光应用的普及,激光光强呈高斯型分布的缺点也逐步显现出来,非均匀分布的能量会导致局部温度过高而破坏材料特性,因此需要光束整形技术将高斯光束整形为能量分布均匀的平顶光束^[5]。

光束整形实质上是将输入光束经过光学系统变换后,在输出平面上得到所要求的光束分布的过程^[6]。1965年,Frieden^[7]提出利用非球面透镜或一对选择性像差透镜系统对TEM₀₀模光束进行整形;之后,Dickey等^[8]利用微透镜阵列光学聚焦系统实现了对多模光束的整形。此外还有许多方法,如利用达曼光栅^[9]、双折射透镜组^[10]、组合光栅^[11]、全光纤结构^[12]、光纤信号合束器^[13]和液晶空间光调制器等进行光束整形。其中,液晶空间光调制器以其透过率函数可控的特点及良好的灵活性和实时性而广泛地应用于多个光学领域。而利用液晶空间光调制器对激光束进行整形主要是利用液晶分子对入射光束相位的改变特性。本文针对利用

液晶空间光调制器光束整形中的相位分布函数算法进行优化,以实现高效、高均匀度光束整形。

目前主要的相位分布函数算法有 Gerchberg-Saxton(GS)算法^[14]、广义自适应加性(GAA)算法^[15]、Yang-Gu(YG)算法^[16]、混合区振幅自由度(MRAF)算法等。全局优化算法主要有模拟退火(SA)算法^[17]和遗传算法(GA)^[18]。GS算法为局部优化算法,其收敛速度快,但对相位初值较敏感且易陷入局部极值点;GAA算法是GS算法的优化,将其理想振幅视为输入光强与理想光强加权的结果;YG算法提升了衍射效率;MRAF算法利用信号区及噪声区分输出面,以获得极高的顶部均匀度,但牺牲了能量利用率。

本文提出的算法利用GA算法较强的全局搜索能力帮助GS算法跳出局部极值点,并且为保留拥有优良相位点的个体、加速收敛速度,还引入了末位淘汰制(LPE),故称作LPE-GSGA算法。该算法在不牺牲能量利用率甚至提高能量利用率的条件下进一步提升输出光束顶部均匀程度,同时在一定程度上减少传统算法对初值的依赖,在高能量利用率、高光束顶部均匀度的平顶光束整形方面有重要应用。

2 LPE-GSGA 算法

由于GS算法存在较易陷入局部极值点、对初值敏感等缺点,本文提出基于GA、GS算法并引入末位淘汰制的混合算法,期望通过GA算法较强的全局搜索能力帮助GS算法跳出局部极值点,并且利用GS算

收稿日期: 2023-05-16; 修回日期: 2023-05-26; 录用日期: 2023-07-11; 网络首发日期: 2023-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(62175116)、南京邮电大学1311人才计划、大学生创新创业训练计划(202210293016Z)

通信作者: *zxzhang@njupt.edu.cn

法收敛速度快、末位淘汰制保留优良相位个体等优点实现对高斯光束的高效整形。提出的称为 LPE-GSGA 算法。

设输入光束振幅分布为 $U_{in}(x, y)$, 参考光束振幅分布为 $U_{ref}(x, y)$, 初始相位 $\varphi_{in,m}(x, y)$, 下标 m 表示第 $m(m=1, 2, \dots, n_{num})$ 项相位, n_{num} 表示每一后代种群中的总个体数。这里初始相位共生成 N 项, 每一项中的二维(2D)相位点在 $[-\pi, \pi]$ 随机生成。算法流程可描述如下。

流程一: 利用 GS 算法求解局部极值。对所有 n_{num} 项相位分别进行以下 5 个步骤。

1) 将输入光束振幅与初始相位结合:

$$G_m(x, y) = U_{in}(x, y) \cdot \exp[i\varphi_{in,m}(x, y)], \quad (1)$$

式中: $G_m(x, y)$ 表示第 m 项相位个体的复振幅。

2) 将复振幅 $G_m(x, y)$ 进行傅里叶变换并提取相位:

$$\varphi_{1,m}(x, y) = \text{angle}\{\mathcal{F}_2[G_m(x, y)]\}, \quad (2)$$

式中: $\text{angle}()$ 表示提取相位函数; $\mathcal{F}_2()$ 表示二维傅里叶变换。

3) 将 $\varphi_{1,m}(x, y)$ 与参考振幅分布结合:

$$G_{1,m}(x, y) = U_{ref}(x, y) \cdot \exp[i\varphi_{1,m}(x, y)]. \quad (3)$$

4) 将复振幅 $G_{1,m}(x, y)$ 进行傅里叶逆变换并提取相位:

$$\varphi_{2,m}(x, y) = \text{angle}\{\mathcal{F}_2^{-1}[G_{1,m}(x, y)]\}, \quad (4)$$

式中: $\mathcal{F}_2^{-1}()$ 表示二维傅里叶逆变换。

5) 将 $\varphi_{2,m}(x, y)$ 与输入光束振幅结合, 进行傅里叶变换后提取振幅:

$$U_{1,m}(x, y) = \text{amp}\{\mathcal{F}_2\{U_{in}(x, y) \cdot \exp[i\varphi_{2,m}(x, y)]\}\}, \quad (5)$$

式中: $\text{amp}()$ 表示提取振幅。

6) 对振幅 $U_{1,m}(x, y)$ 计算误差平方和 (SSE) e_{ss} 和拟合系数 η , 同时计算 Q_1 指标。 Q 指标表述为

$$Q = \eta - e_{ss}. \quad (6)$$

Q 指标越大, 整形得到的光束质量越高, 其目的在于将评价平顶光束的两项指标化为一项, 便于利用 GS 和 GA 算法进行单目标优化。

对于第 k 代相位群体, 迭代次数 R 为

$$R = 100 + 50(k - 1). \quad (7)$$

若已迭代了 R 次, 则跳出流程一; 否则, 将 $\varphi_{2,m}(x, y)$ 赋给 $\varphi_{in,m}(x, y)$ 继续迭代。

流程二: 利用改进的 GA 算法进行全局搜索并进行末位淘汰。

1) 对上述得到的所有 Q_1 指标进行由大到小排列, 选择其中排列前 25% 的 Q_1 值对应的相位 $\varphi_{2,m}(x, y)$ 直接进入下一代相位群体, 即直接进行步骤 5, 后 75% 的相位进行步骤 2。

2) 进行 GA 算法中的选择、交叉、变异。其中选择方法采用轮盘赌选择, 每个个体的被选择概率为

$$P(m) = \frac{Q_{2,m}}{\sum_{l=1}^{n_{num}} Q_{2,l}}, \quad (8)$$

式中: $P(m)$ 表示第 m 项相位被选中的概率; $Q_{2,m}$ 表示第 m 项相位的 Q_2 参数值。

交叉概率为 0.6, 相位是二维数据, 交叉方法对两个维度均采用多点交叉; 变异概率为 0.2, 变异针对每一个二维相位点进行变异。

3) 对进行 GA 算法后的相位群体与输入光束振幅分布结合, 并进行傅里叶变换及提取振幅。

4) 对步骤 3 得到的振幅计算 e_{ss} 及 η , 并按式 (6) 计算 Q_2 值。根据 Q_2 值由大到小排序, 取前 50% 的 Q_2 值对应的相位进入下一代相位群体。

5) 将下一代相位群体赋给初始相位 $\varphi_{in}(x, y)$, 之后在流程一的步骤 1 重新开始, 当初始相位群体中相位个体数为 1 时结束算法。

上述的流程一和流程二是 LPE-GSGA 算法的基本流程。下面对两个流程中的细节做出说明, 以完善算法的阐释。

说明 1: 进行 GS 算法 (流程一) 的次数。

LPE-GSGA 算法中执行 GS 算法的次数与迭代次数有关, 且随迭代次数的增加而增加。进行流程一的次数 R 按式 (7) 计算。式 (7) 表示在第 1 代相位群体 (初始相位群体) 时, 执行 GS 算法次数为 100 次, 之后每迭代一次执行次数就增加 50 次。这样设置执行 GS 算法次数的好处在于随着迭代次数的增加, 相位群体可以更逼近局部极值点, 从而为执行 GA 算法及末位淘汰提供更优的相位群体。

说明 2: GA 算法。

所有相位值都采用浮点数编码。选择算法采用轮盘赌选择 [式 (8)]。

在使用交叉算法时, 因为相位在二维面上分布, 所以本文推广了 GA 算法交叉中的多点交叉。先将所有相位个体两两配对形成相位交叉对, 再在每一对相位个体中同时对 x, y 轴随机取交叉起点及终点, 这样就组成了一块“交叉面”。一对相位个体通过交换交叉面中的二维相位点的数据完成交叉算法。交叉算法示意图如图 1 所示。

说明 3: 末位淘汰制及后代数量。

在每一轮迭代中, 采取末位淘汰制, 首先会根据 GS 算法结果取前 25% 直接进入下一代, 其次还会再对后 75% 的个体利用 GA 算法后取前 50% 进入下一代。如在第一轮迭代开始前共生成了 N 项初始相位, 则第 k 代的相位群体数量为

$$n_{num}(k) = \text{floor}\left[\left(0.25 + \frac{0.75}{2}\right)^{k-1} \cdot N\right], \quad (9)$$

式中: $\text{floor}()$ 表示向下取整。

按照式 (9), 若初始相位为 3000 项, 则第 2 代相位群

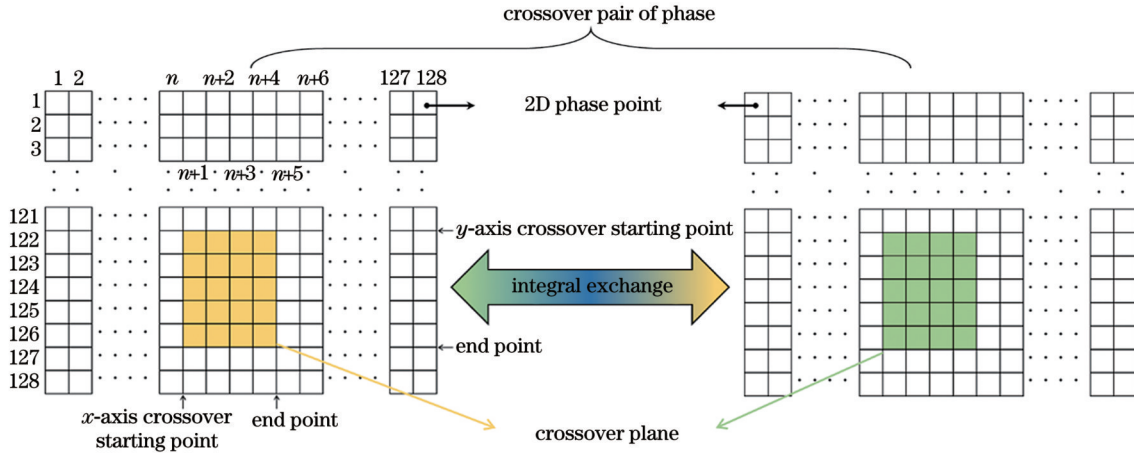


图 1 交叉算法示意图

Fig. 1 Diagram of crossover algorithm

体数量为 1875, 第 3 代相位群体数量为 1171, 以此类推。末位淘汰制的引入有利于加快迭代速度, 并且去掉了相位分布较差的个体, 保留了优良个体, 避免了迭代过程

中将较差与较优的相位分布基因进行交叉重组。

以上两个流程及相关说明已经对算法进行了详细的阐释。图 2 给出了本算法的流程图。

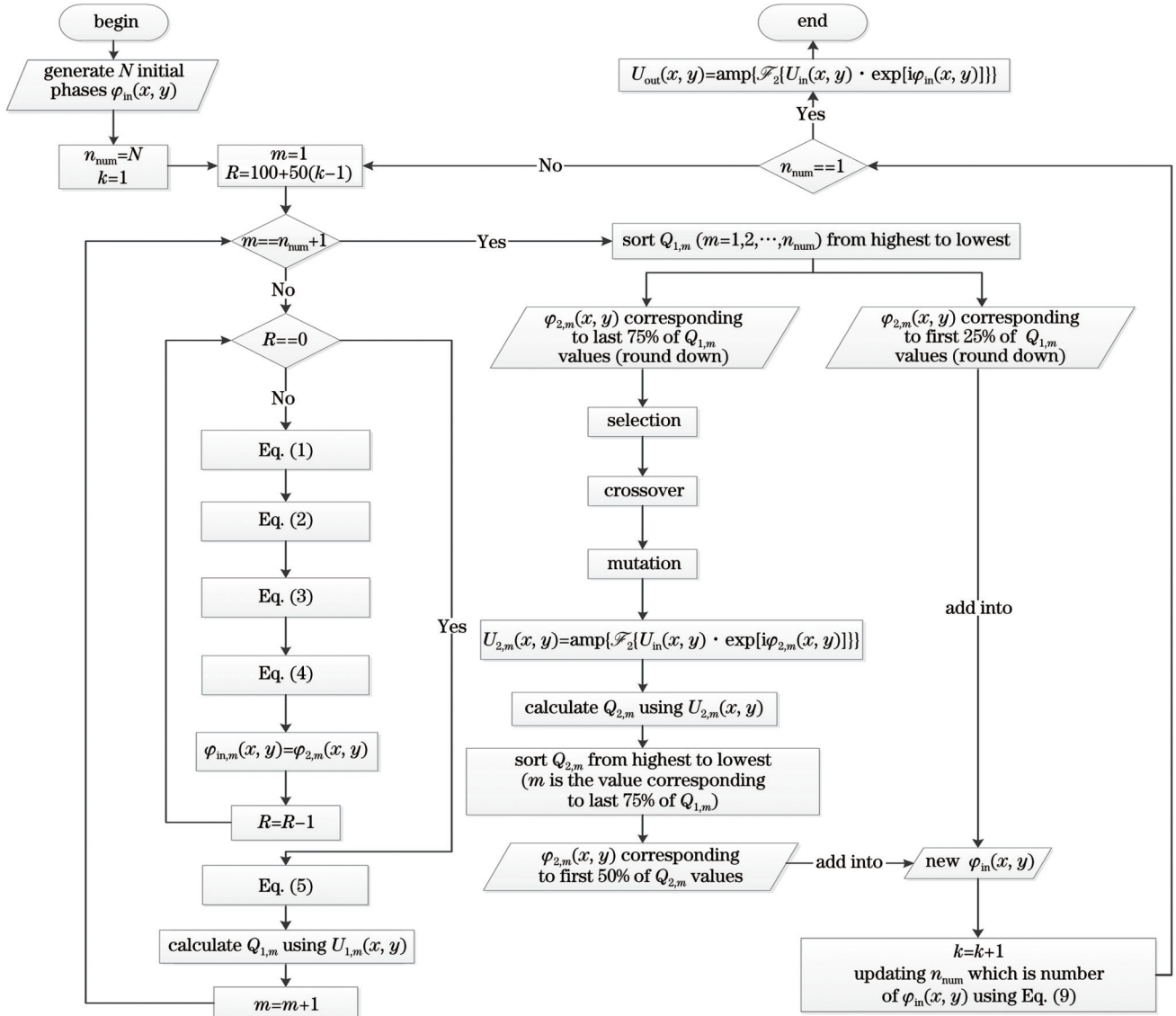


图 2 LPE-GSGA 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of LPE-GSGA algorithm

图 2 所示流程图给出了算法流程一及流程二的基本过程。可以看出, LPE-GSGA 算法先通过 GS 算法快速收敛并到达局部极值点, 再通过 GA 算法跳出局部极值点, 进行全局极值点搜索, 最后, 利用末位淘汰方式剔除评价指标较差的相位个体, 重新对初始相位群体赋值、迭代, 直到筛选出指标最优的相位个体。

3 算法结果

本文利用 MATLAB 对 GS 算法及 LPE-GSGA 算法进行编程, 仿真对 x, y 轴取样点为 128 个, 输入光束模型为高斯光束模型, 其归一化振幅表达式为

$$U_{in}(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{w_0^2}\right), \quad (10)$$

式中: w_0 为光斑半径, 本文取 1.5 mm。

采取的评价指标^[19]包括误差平方和 e_{ss} 和拟合系数

η , 计算式为

$$e_{ss} = \frac{\iint_{\Sigma_z} [U_{out}(x, y) - U_{ref}(x, y)]^2 dx dy}{\iint_{\Sigma_z} U_{ref}(x, y)^2 dx dy}, \quad (11)$$

$$\eta = \frac{\iint_{\Sigma_z} U_{out}(x, y) \cdot U_{ref}(x, y) dx dy}{\sqrt{\iint_{\Sigma_z} U_{out}(x, y)^2 dx dy \cdot \iint_{\Sigma_z} U_{ref}(x, y)^2 dx dy}}, \quad (12)$$

式中: Σ_z 为观察面; $U_{out}(x, y)$ 为输出光束的振幅分布。

设置 LPE-GSGA 算法初始相位群体为 3000 项, 由式(9)可以得到共需迭代 16 次。表 1 给出了 LPE-GSGA 及其他算法的 e_{ss} 和 η 的结果, 并且在初始相位随机的条件下统计了 50 组各种算法结果的方差, 以比较算法受初始相位的影响。

表 1 LPE-GSGA 及其他算法结果
Table 1 Results of LPE-GSGA and other algorithms

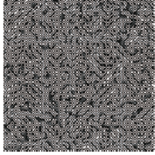
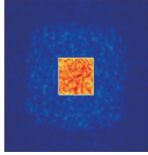
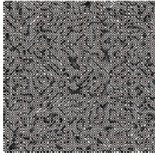
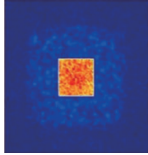
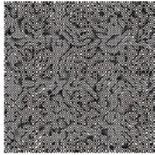
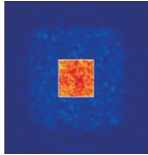
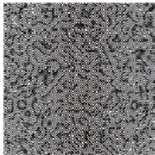
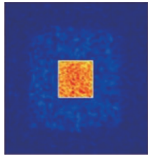
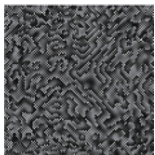
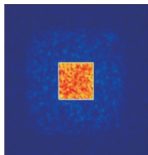
Algorithm	Phase distribution	Amplitude of output beam	Index	Result	Variance of 50 sets of results
GS			e_{ss}	0.23610	7.8514×10^{-6}
			η	0.96900	1.0197×10^{-6}
GAA (optimization factor $\xi = 0.87$)			e_{ss}	0.22984	1.2511×10^{-5}
			η	0.97126	1.6249×10^{-6}
GSW (weight optimization factor $\xi = 0.2$)			e_{ss}	0.22478	8.7225×10^{-6}
			η	0.97308	1.1328×10^{-6}
GSGA			e_{ss}	0.23010	
			η	0.97117	
LPE-GSGA			e_{ss}	0.21229	2.0683×10^{-6}
			η	0.97722	2.6862×10^{-7}

表 1 中 GSGA 算法指的是不利用末位淘汰制的 GSGA 算法, 在输入 3000 项初始相位后, 在第 9 代时 3000 项结果的 e_{ss} 均为 0.23010, η 均为 0.97117。末位淘汰制的引入帮助 LPE-GSGA 算法剔除了指标较差

的相位个体, 保留指标更优的相位个体进入下一次迭代, 有利于在全局中筛选出最优相位。与 GS 算法结果对比, GA 算法的引入帮助 LPE-GSGA 算法降低了对初值的依赖程度。总体来说, LPE-GSGA 算法利

用流程一中GS算法的快速收敛能力,能够快速得到局部极值点,再利用流程二中末位淘汰制的筛选和GA算法的全局搜索能力帮助GS算法获得更优的迭代初值,改善了对初值的依赖,进而获得更优的相位分布。

表 1 中第三列给出了 LPE-GSGA 算法及 GS、GAA、GSW 和 GSGA 算法的输出光束振幅图形。可以看到,LPE-GSGA 较其他算法的结果顶部振幅突变点更少,旁瓣减少幅度降低,一定程度上抑制了旁瓣的产生。

LPE-GSGA 算法 e_{ss} 和 η 的结果均优于其他算法。与 GS 算法比较,LPE-GSGA 算法 e_{ss} 降低 10.1%, η 提升 0.85%。在受初始值影响方面,LPE-GSGA 算法 e_{ss} 和 η 的 50 组结果方差都远小于其他算法,其中, e_{ss} 的结果方差比 GS 算法约降低 74%, η 的结果方差降低近 1 个数量级。图 3 给出了 LPE-GSGA 算法及其他算法中 Q 参数的迭代过程。

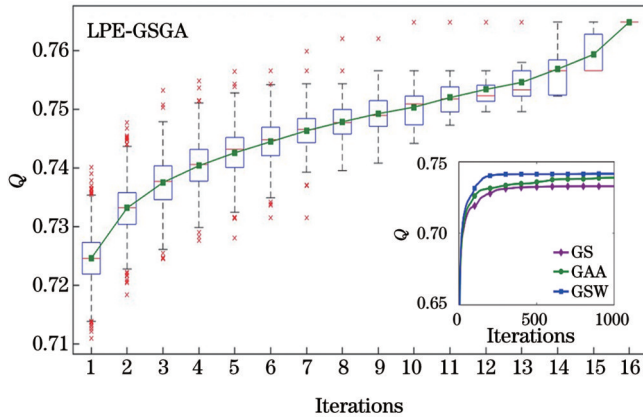


图 3 LPE-GSGA 算法及其他算法的 Q 参数结果

Fig. 3 Q parameter results of LPE-GSGA algorithm and other algorithms

在图 3 中,主图为 LPE-GSGA 算法中 Q 参数随迭代次数的变化。每一代相位群体中所有相位结果均以箱型图的形式表示在图中,每一代 Q 参数均值以折线的方式绘制以显示收敛情况。可以看出,随着 LPE-GSGA 算法的进行,离群值越来越少,所有相位都在向更优的方向进化。在第 10 代时,就已经出现了最优的 Q 参数值,之后逐渐淘汰了较劣的相位个体。由 LPE-GSGA 算法得到最优的 Q 参数为 0.7649。

图 3 中的插图为 GS、GAA 和 GSW 算法中 Q 参数随迭代次数的变化,最优的 Q 参数值均小于 0.75。对比可知,LPE-GSGA 算法输出光束质量明显提升。图 4 给出了相应的 e_{ss} 和 η 随迭代次数的变化。

在图 4 中,每一代 e_{ss} 和 η 的结果均以箱型图的形式绘制,每一代结果的平均值均以折线形式绘制。从图 4 可见, e_{ss} 和 η 的图像对称,即两个评价指标收敛情况相同,每次都能获得同等程度的优化、最优值总能同时取

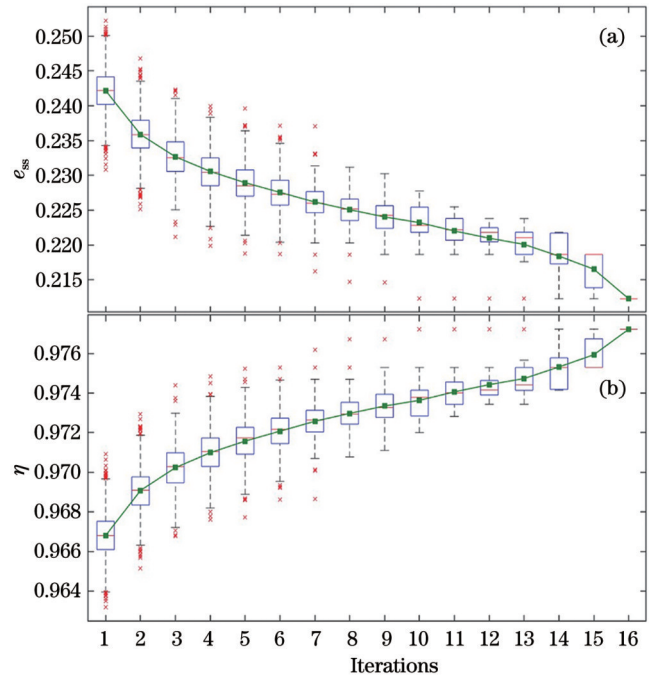


图 4 LPE-GSGA 算法的评价指标。(a) e_{ss} 结果;(b) η 结果

Fig. 4 Evaluation indexes of LPE-GSGA algorithm. (a) Results of e_{ss} ; (b) results of η

得,并且都是随着迭代次数的增加相位结果更集中且更优。

4 结 语

本文提出了基于末位淘汰制、GS 算法和遗传算法的 LPE-GSGA 算法,通过仿真检验了 LPE-GSGA 算法得到的输出光束质量。LPE-GSGA 算法输出光束指标优于 GS、GAA、GSW 和 GSGA 算法。与 GS 算法比较,LPE-GSGA 算法的 e_{ss} 指标降低 10.1%、 η 指标提升 0.85%,并且能够在一定程度上改善对初值的依赖。通过对比输出光束顶部图样可知,LPE-GSGA 算法输出光束顶部光强突变点更少、旁瓣减少且幅度更低。研究结果充分说明提出的 LPE-GSGA 算法能够有效改善输出的平顶光束质量,得到高能量利用率、高光束顶部均匀度的平顶光束。

参 考 文 献

- [1] 张安军,段嘉霖,邢颖滨,等. 掺铥激光在生物医疗领域的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(1): 0100004.
Zhang A J, Duan J L, Xing Y B, et al. Application of thulium-doped laser in the biomedicine field[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(1): 0100004.
- [2] 张子间,刘勇弟,卢杰,等. He-Ne 激光诱变选育高效石油烃降解菌的研究[J]. 环境工程学报, 2012, 6(2): 677-682.
Zhang Z J, Liu Y D, Lu J, et al. Study on screening of a highly petroleum hydrocarbon-degrading bacteria by He-Ne laser induced mutation[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2012, 6(2): 677-682.
- [3] 樊博璇,陈桂明,常亮,等. 激光雷达技术在军事领域应用现状及发展趋势[J]. 航天制造技术, 2021(3): 66-72.
Fan B X, Chen G M, Chang L, et al. Application status and

- development trend of lidar technology in military field[J]. Aerospace Manufacturing Technology, 2021(3): 66-72.
- [4] 张嘉芮, 张圣梓, 刘晓萌, 等. 激光闪光法测量固体材料热扩散率的研究进展[J]. 计量学报, 2023, 44(2): 203-210.
Zhang J R, Zhang S Z, Liu X M, et al. Research progress in measuring thermal diffusivity of solid materials by laser flash method[J]. Acta Metrologica Sinica, 2023, 44(2): 203-210.
- [5] 高瑀含, 安志勇, 李娜娜, 等. 高斯光束整形系统的光学设计[J]. 光学精密工程, 2011, 19(7): 1464-1471.
Gao Y H, An Z Y, Li N N, et al. Optical design of Gaussian beam shaping[J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(7): 1464-1471.
- [6] Shealy D L, Chao S H. Geometric optics-based design of laser beam shapers[J]. Optical Engineering, 2003, 42(11): 3123-3138.
- [7] Frieden B R. Lossless conversion of a plane laser wave to a plane wave of uniform irradiance[J]. Applied Optics, 1965, 4(11): 1400.
- [8] Dickey F M, Holswade S C. Laser beam shaping: theory and techniques[M]. New York: Marcel Dekker, 2000.
- [9] Dammann H, Görtler K. High-efficiency in-line multiple imaging by means of multiple phase holograms[J]. Optics Communications, 1971, 3(5): 312-315.
- [10] Van Wousterghem B M, Salmon J T, Wilcox R W. Beamlet pulse-generation and wavefront-control system[R]. Livermore: Lawrence Livermore National Laboratory, 1996.
- [11] 翟中生, 张艺, 吕清花, 等. 基于组合光栅的光束整形方法研究[J]. 中国激光, 2022, 49(13): 1305001.
Zhai Z S, Zhang Y, Lü Q H, et al. Beam shaping method based on combined gratings[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(13): 1305001.
- [12] 张栩, 邢颖滨, 褚应波, 等. 基于全光纤结构的光束匀化整形技术研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(15): 1516021.
Zhang X, Xing Y B, Chu Y B, et al. Research progress of beam homogenizing and shaping technology based on all-fiber structure[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(15): 1516021.
- [13] 黄建滨, 初单萍, 张群生, 等. 平顶光输出的全光纤信号合束器[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(11): 1106005.
Huang J B, Chu D P, Zhang Q S, et al. All-fiber signal combiner with flat-top beam output[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(11): 1106005.
- [14] Gerchberg R W. A practical algorithm for the determination of phase from image and diffraction plane pictures[J]. Optik, 1972, 35: 237-246.
- [15] Di Leonardo R, Ianni F, Ruocco G. Computer generation of optimal holograms for optical trap arrays[J]. Optics Express, 2007, 15(4): 1913-1922.
- [16] Yang G Z, Dong B Z, Gu B Y, et al. Gerchberg-Saxton and Yang-Gu algorithms for phase retrieval in a nonunitary transform system: a comparison[J]. Applied Optics, 1994, 33(2): 209-218.
- [17] Kirkpatrick S, Gelatt C D, Jr, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [18] Gendreau M, Jean-Yves P. Handbook of metaheuristics[M]. Cham: Springer, 2010, 146: 109-139.
- [19] 邹杰宇, 卢亚雄, 黄子强, 等. 基于改进GS算法的衍射光学光束整形元件的设计[J]. 红外与激光工程, 2006, 35(S2): 48-52.
Zou J Y, Lu Y X, Huang Z Q, et al. The design of diffraction optical elements for beam shaping with improved GS algorithm[J]. Infrared and Laser Engineering, 2006, 35(S2): 48-52.

Research on Flat Top Beam Shaping Based on Lowest Place Elimination GSGA Algorithm

Zhang Yudong, Zhao Qiuye, Fang Zhen, Zhang Zuxing*

College of Electronic and Optical Engineering & College of Flexible Electronics (Future Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, Jiangsu, China

Abstract

Objective With the rapid development of laser technology, it has been widely applied in important fields such as medicine, biology, materials and national defense. The amplitude of a laser beam generally has a Gaussian distribution, and such an uneven energy limits its further application. Thus, beam shaping techniques have been proposed to transform Gaussian beams into flat top beams with a uniform energy distribution. Researchers have proposed various beam shaping methods, among which shaping using liquid crystal spatial light modulators has been widely investigated for its controllable transmittance function, good flexibility and real-time performance. Traditional phase distribution algorithms suffer from the problems of being easily trapped in local extrema, being sensitive to the initial value of the phase, and not being able to obtain high utilization of energy and high beam top uniformity at the same time. In this paper, the phase distribution function algorithm where beam is shaped using liquid crystal spatial light modulators is optimized by using the combination of lowest place elimination (LPE), genetic algorithm (GA) and Gerchberg-Saxton (GS) algorithm. The hybrid method is called LPE-GSGA algorithm, which further improves the output beam top uniformity without sacrificing the utilization of energy, or even improving it. Meanwhile, it reduces the dependence of conventional algorithms on initial values to a certain extent and has important applications in flat top beam shaping with high utilization of energy and high beam top uniformity.

Methods The LPE-GSGA algorithm designed in this paper uses the strong global search capability of the GA algorithm to help the GS algorithm to jump out of local extrema. Also, LPE is introduced to retain individuals with good phase points and accelerate convergence. Sum of squares for error e_{ss} and fitting coefficient η are used as evaluating indicators to describe the quality of output

beams. The algorithm can be divided into two processes: the first is the iterations of all initial phase groups using GS algorithm, and the second is the calculation of the comprehensive evaluation index where some phase individuals with good indexes are selected to enter the next generation phase group directly and the remaining phase individuals experience selection, crossover (Fig. 1), mutation and LPE to enter the next generation phase population until the number of individuals in the phase population is 1. The flow chart of the process is shown in Fig. 2.

Results and Discussions We calculate the output beam's information use LPE-GSGA algorithm through simulation, show its iterative process (Figs. 3 and 4) and further compare it with those of the GS, generalized adaptive additive (GAA), weighted Gerchberg-Saxton (GSW) and GSGA algorithms under the same input and evaluation metrics (Table 1). The e_{ss} and η calculated by LPE-GSGA algorithm are superior to those obtained with other algorithms. Compared with GS algorithm, the LPE-GSGA algorithm shows great advantages with 10.1% reduction in e_{ss} and 0.85% improvement in fitting coefficient η . From the point of initial value dependence, the variances of e_{ss} and η of 50 sets of results figured by LPE-GSGA algorithm are much lower than those of the other algorithms, with the variance of e_{ss} being about 74% lower than that of the GS algorithm, and a nearly one order of magnitude reduction of variance of η . The role of each process is also discussed: process 1 makes use of the fast convergence ability of the GS algorithm to obtain the local extrema quickly, and process 2 uses the screening of the LPE and the global search ability of the GA algorithm to help the GS algorithm obtain better iterative initial phase values, reduce its dependence on the initial values, and thus obtain better phase distributions.

Conclusions The LPE-GSGA phase distribution algorithm based on the LPE, GS algorithm and genetic algorithm is proposed in this paper. Based on the algorithm, we get the quality of the output beam by simulation which is superior to those of the GS, GAA, GSW and GSGA algorithms, and solve the problem of initial values dependence. Additionally, the improved algorithm diminishes the number of intensity abrupt change points on the top of output beam, the number of sidelobes, and the sidelobe amplitude. In a word, we demonstrate the effectiveness of the LPE-GSGA algorithm in improving the quality of the output flat top beam and getting a flat top beam with high utilization of energy and high beam top uniformity.

Key words laser optics; beam shaping; flat top beam; LPE-GSGA algorithm