

激光与光电子学进展

基于混合粒子群算法的光子器件逆向设计

李映函^{**}, 吕杰, 江琳, 程凌浩^{*}

暨南大学光子技术研究院, 广东 广州 510632

摘要 粒子群优化算法具有良好的全局寻优能力,但也存在容易陷入局部极值、后期收敛速度慢、收敛精度低等问题。为此,首先优化了传统粒子群算法,将其简化并引入随机扰动,赋予粒子跳出局部极值的能力,提高算法的全局寻优性能。然后结合贪心算法并引入梯度下降法作为算法自动切换的判据,从而构造一种针对光子器件逆向设计的混合算法。相较于传统粒子群算法,该混合算法具有更优的全局寻优能力,并且提高了收敛速度和收敛精度,具备更高的设计效率。利用该混合算法逆向设计了一种 1:1 分光器,在 120 nm 带宽内,输出端插入损耗介于 0.125 dB ~ 0.197 dB,并具有可制造的鲁棒性。

关键词 集成光学; 光学器件; 逆向设计; 粒子群算法; 贪心算法; 梯度下降法; 分光器

中图分类号 TN256

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1113001

Reverse Design of Photonic Devices Based on a Hybrid Particle Swarm Algorithm

Li Yinghan^{**}, Lü Jie, Jiang Lin, Cheng Linghao^{*}

Institute of Photonics Technology, Jinan University, Guangzhou 510632, Guangdong, China

Abstract Particle swarm optimization (PSO) algorithm has good global optimization ability. However, PSO has some disadvantages such as the tendency to easily fall into local extremes, slow convergence speed, and low convergence accuracy at the late stage of the algorithm. Therefore, this study optimizes the traditional PSO algorithm, affording a simplified version and introducing random disturbances to facilitate the falling out of local extremes, thus enhancing its performance on global optimization. Moreover, a hybrid algorithm for the inverse design of photonic devices is proposed by combining PSO and the greedy algorithm with the gradient descent method to evaluate automatic switching between algorithms. Compared with the traditional PSO algorithm, the proposed hybrid algorithm shows better performance on global optimization with a faster convergence speed, higher accuracy, and superior design efficiency. A 1:1 optical splitter is inversely designed using the proposed hybrid algorithm. At a bandwidth of 120 nm, the range of insertion loss at the output of the device is 0.125 dB–0.197 dB. Moreover, the device is manufacturable robustness.

Key words integrated optics; optics devices; inverse design; particle swarm optimization algorithm; greedy algorithm; gradient descent; optical splitter

1 引言

1969 年美国学者 Miller^[1]率先提出了集成光学

的概念。随着光通信技术的发展,集成光学取得了飞速的发展。当前集成光子器件设计正朝着简化、智能化、小型化、高速化的方向迈进。集成光子

收稿日期: 2021-06-22; 修回日期: 2021-07-07; 录用日期: 2021-07-13

基金项目: 国家自然科学基金(61875246)、广州市科技计划项目(201904020032)

通信作者: *chenglh@ieee.org; **axx_lxx@qq.com

器件的发展,依赖于设计方法和制作工艺的进步。器件设计方面,传统设计方式通常是根据掌握的理论知识和特定结构设计目标结构,只适用于分析规则结构。不规则结构或亚波长尺寸的结构由于缺少解析理论而无法加入到设计中,使得传统设计方式极大地受限于解析理论的发展^[2-3]。而在工艺方面,电子束光刻技术已经可以制备特征尺寸在 10 nm 量级甚至更小的图形,为纳米级器件的制作提供了有力工具^[4-5]。但是,传统设计方式受限于其设计理念,还难以充分利用当前的工艺能力。为解决这一矛盾,研究者们尝试以逆向优化思想来设计器件。逆向设计只需用户定义所需的性能指标,让计算机去寻求满足要求的器件结构,避免了对解析理论的过多依赖,是一种更直观有效的设计策略。

目前主流的光子器件逆向设计方法有两类。一类是基于神经网络的设计思路^[6-7],优点是能够通过输入目标响应,能够直接输出对应这种光学响应的结构。但是,由于只在最后验证时计算电磁场,所设计的结构可能并不准确,要得到更准确的神经网络则需要大量模型进行训练,耗时较长。另一类是基于像素点的拓扑结构设计法^[8],对器件结构划分像素点,然后运用优化算法寻找最优结构,突破了传统规则器件结构对设计的限制,使得设计过程能够自动化并具有普遍适用性。这类设计方法的核心在于优化算法的设计。在实际应用过程中,由于算法的优化目标函数是由麦克斯韦方程组推导得到,会面临诸如目标函数不连续、多个局部最优解等问题,因此通常采用遗传算法、粒子群算法(PSO)等不要求目标函数或约束条件连续性的优化方法^[9-12],从而降低计算复杂度、提高设计效率。

粒子群算法由于概念简单、容易实现且性能良好等优点受到众多研究者的关注。粒子群优化算法(PSO)由 Kennedy 和 Eberhart^[13]于 1995 年提出,可用于解决非线性、不可微和多峰值等复杂问题的优化,比如集成光子器件的优化设计^[14-15]。集成光子器件逆向设计的目标在于寻找一种最优器件结构使其符合设计性能要求,而优化算法的作用是提供一种搜索结构的算法,以尽快得到最优解。在搜索过程中,需要反复通过有限时域差分法(FDTD)求解器件的电磁场,以评判结构的优劣,进而为算法的下次迭代提供决策依据。显然这个过程中,达到同样设计性能的迭代次数越少,算法的效率就越高。由于结构的不规则性,描述结构性能的将是

一个多参量的函数,意味着搜索算法需要在一个高维度、多峰值的空间中寻找最优解。但传统粒子群算法存在后期收敛速度慢、精度低、易陷入局部极值的不足。因此学者们对粒子群算法做了大量改进研究,主要分为三个方向:1)对迭代策略的改进,将原本固定不变的学习因子和惯性权重系数改为动态变化策略^[16-18],提高算法的灵活性。2)融合其他优化算法,如模拟退火算法、遗传算法、杂交变异算法等来弥补粒子群算法的不足^[19-20]。3)针对粒子种群的拓扑结构改进^[21-24],以增加搜索空间的复杂度为代价提升算法的性能。

针对集成光子器件自动化设计的需求,本文提出了一种基于混合粒子群算法的逆向设计方法。首先将传统粒子群算法进行改进,对其简化,并引入随机参量,赋予粒子跳出局部极值的能力,提高算法的全局寻优性能。其次采用粒子群算法和贪心算法相结合的方法,并引入梯度下降法作为两个算法间进行算法切换的判断依据,减少对算法的人为干预,使得整体的优化算法更为智能,并且提升算法收敛速度和准确性。为了使设计结果对制备工艺水平更加友好,本文采用了基于轮廓优化的逆向设计方法。该方法通过提取器件轮廓结构求解电磁场并利用优化算法在参数空间搜索最优结构。基于所提出的设计方法,本文设计了一种 Y-branch 型分光器,实现 1:1 分光,插入损耗介于 0.125 dB 到 0.197 dB 之间,结构轮廓平滑,满足电子束曝光精度,具有可制造的鲁棒性。

2 随机扰动简化粒子群算法

本文提出的逆向设计方法是利用算法优化器件模型的边缘轮廓结构,调整轮廓形状以满足目标性能。光子器件的边缘轮廓与性能息息相关,因此,我们在器件轮廓上选取一定数量的采样点,如图 1 所示,在器件边缘的曲线 PQ 段内选取 i 个离散采样点,并建立坐标系记录点的位置。采样点的坐标即作为优化参数,对应粒子群算法中粒子的维度,而通过对采样点插值即可还原器件结构。如此,粒子群算法的粒子与器件结构建立关联,粒子位置的变化对应器件结构的变化。算法每次迭代需要通过 FDTD 算法求解电磁场作为粒子群算法的适应度函数,与目标性能比对并做出判断,使粒子朝最优方向移动。器件向目标性能不断调整结构的过程便抽象为粒子群算法中粒子在搜索空间

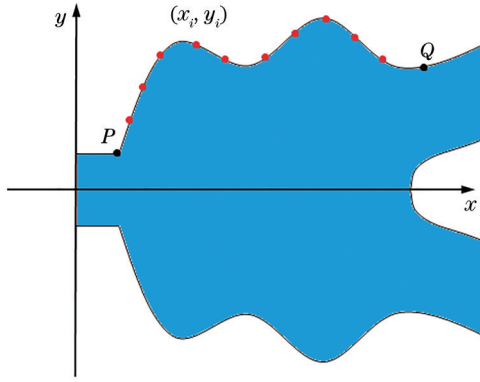


图1 器件结构曲线采样提取示意图

Fig. 1 Schematic of device structure curve sampling and extraction

向目标位置移动的数学模型。

光子器件设计无法避免结构参数与仿真结果之间复杂的解析关系,为得到性能更好的器件,也需选取模型更多结构特征,即在边缘轮廓选取更多的采样点。更多的特征提高了粒子维度,使适应度函数更为复杂,搜索空间出现更多局部峰值,从而提高了算法寻优难度,降低了搜索效率,减慢了收敛速度。因此,本文对标准粒子群算法进行改进,以应对高维、多峰的搜索空间进行寻优,达到耗费更少时间获取更精确的器件结构的目的。

2.1 标准粒子群算法

粒子群算法是一种基于群体的搜索过程,其中每一个个体被称为粒子,在 D 维空间中搜索优化问题的潜在解,粒子可以记录种群及其自身的最佳位置与速度。每次迭代,粒子信息被组合在一起以调整速度,该速度用于计算粒子的新位置。粒子在多维搜索空间中不断地改变其位置,直到达到最佳状态或超出计算极限为止。标准 PSO 算法的更新公式为

$$v_i(k+1) = \omega v_i(k) + c_1 r_1 [p_i(k) - x_i(k)] + c_2 r_2 [g_b(k) - x_i(k)], \quad (1)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1), \quad (2)$$

式中: $v_i(k)$ 表示第 i 个粒子的第 k 次迭代的速度; $x_i(k)$ 表示第 i 个粒子的第 k 次迭代的位置; $p_i(k)$ 和 $g_b(k)$ 分别表示个体最佳位置和群体最佳位置; ω 为惯性权重系数; c_1 和 c_2 分别是自身认知因子和社会认知因子; r_1 和 r_2 是两个 0 到 1 之间的随机数。

粒子的迭代过程如图 2 所示。由图可知,标准 PSO 粒子位置的变化受三个部分影响。第一部分是粒子先前速度,意味着粒子对其当前的运动状态

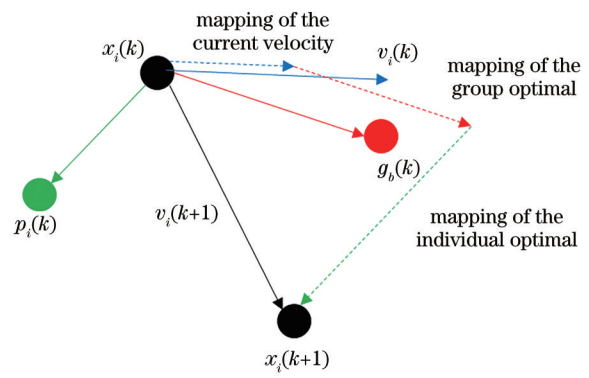


图2 粒子的迭代方案

Fig. 2 Iteration scheme of the particles

有信心,并根据自己的速度进行惯性运动,受惯性权重系数影响;第二部分为粒子当前位置与个体最佳位置之间的距离;第三部分为粒子当前位置与种群最佳位置之间的距离。后两者称为“认知”项,指的是粒子自身的思维,即粒子的运动是其自身经验的结果,受自身认知因子和社会认知因子影响。

每个粒子对应一种器件结构,粒子位置的移动即器件结构的改变,速度大小影响器件结构尺寸调整的大小。整个寻优过程就是通过粒子位置的更新,调整器件结构并仿真电磁场使之不断趋近目标性能的过程。

2.2 随机扰动简化粒子群算法

传统粒子群算法的粒子拥有“速度”和“位置”两个属性,范围设置依赖主观选择,不当的选取可能降低收敛速度和精确度。由于片上光子器件结构数十纳米的变化也很大程度影响其性能,结构优化过程中随着迭代的进行,尺寸变化应越来越精细,而粒子的速度映射器件结构调整的尺寸。粒子速度大则增加跨过最优的概率,粒子速度小则会使收敛速度变慢。由粒子群迭代原理可知粒子位置是寻优关键,粒子位置的更新即为最优解的搜索的过程,而速度仅规定粒子移动的快慢,不影响粒子是否朝向最优方向移动,不当的速度设置反而可能造成粒子往不当方向运动,降低算法效率。如图 2 所示,忽略速度项粒子仍然可以进行正常迭代更新位置。由此可知,速度为冗余项^[25],可以省略,故提出一种不含速度项的简化粒子群算法更新法则:

$$x_i(k+1) = \omega x_i(k) + c_1 r_1 [p_i(k) - x_i(k)] + c_2 r_2 [g_b(k) - x_i(k)]. \quad (3)$$

令 $a_1 = r_1 c_1$, $a_2 = r_2 c_2$, $A = a_1 + a_2$, $B = a_1 p_i + a_2 g_b / a_1 + a_2$, 代入式(1)和(2)可得:

$$v(k+1) = \omega v(k) + A[B - x(k)], \quad (4)$$

$$x(k+1) = x(k) + v(k+1)。 \quad (5)$$

合并式(4)和式(5)可得:

$$x(k+2) + (A - \omega - 1)x(k+1) + \omega x(k) = AB。 \quad (6)$$

同理,代入 A、B 到式(3)得:

$$x(k+1) = (A - \omega)x(k) = AB。 \quad (7)$$

式(6)、式(7)可分别抽象为一阶、二阶微分方程,对比可知,省略速度项后的更新规则更简单,不仅可以避免在器件设计过程中速度选择不当造成负面影响,还可以提升算法性能。

此外,高维度、多峰值的搜索空间导致标准 PSO 算法陷入局部极值时粒子趋向聚集,全局寻优能力不断被弱化直至算法停滞。而在粒子陷入局部极值时随机打散粒子便能解决此问题。于是基于简化粒子群算法,设计一种具有随机扰动能力的简化粒子群算法,简称 srPSO 算法。迭代表达式为

$$x_i(k+1) = \omega x_i(k) + c_1 r_1 [r_p p_i(k) - x_i(k)] + c_2 r_2 [r_g g_b(k) - x_i(k)], \quad (8)$$

式中: r_p 和 r_g 是两个 (0, 1) 之间服从均匀随机分布的随机数,分别对个体最佳和群体最佳位置进行扰动。设置 T_1 、 T_2 分别表示个体极值和全局极值需要扰动的停滞步数阈值,更新规则为:若 t_1 、 t_2 分别表示个体极值和全局极值的停滞步数,当 $t_1 > T_1$ 时, r_p 为 (0, 1) 之间均匀分布的随机数,否则 $r_p = 1$; 同理,当 $t_2 > T_2$ 时, r_g 为 (0, 1) 之间均匀分布的随机数,否则 $r_g = 1$ 。

2.3 随机扰动简化粒子群算法结果分析

为验证本文 srPSO 算法效果,选用 5 种多峰函数 ($f_1 \sim f_5$, 依次为 Ackley、Griewank、Rastrigin、Rosenbrock、Schaffer 函数) 对算法进行测试,并加入标准 PSO 算法以及遗传算法作为参考对比。适应度函数信息如表 1 所示,其中前 4 个函数的全局最优值均为 0,最后一个函数的全局最优值为 1。通过比较算法最终逼近最优值的程度以及迭代次数即可评判算法的性能。

表 1 适应度函数
Table 1 Fitness functions

Function	Formula	Optimal	Range
Ackley	$f_1 = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i^2)\right] + 20 + e$	0	[-30, 30]
Griewank	$f_2 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0	[-600, 600]
Rastrigin	$f_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	0	[-100, 100]
Rosenbrock	$f_4 = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	0	[-100, 100]
Schaffer	$f_5 = 0.5 - \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2}) - 0.5}{[1 + 0.001(x^2 + y^2)]^2}$	1	[-5, 5]

测试过程设置最大迭代次数 100;种群粒子数 30; ω 设为 [1.2, 0.6] 的线性递减惯性权重,保证前期搜索空间足够大且后期收敛精确; c_1 和 c_2 分别为 [0.6, 1.2] 和 [1, 0.4] 的动态系数,使算法前期 $c_1 < c_2$, 粒子侧重于社会认知寻优,收敛速度快,且有能力达到新的搜索空间,后期 $c_1 > c_2$ 粒子更依靠个体认知,提升了跳出局部的能力;扰动阈值为 $T_1 = 3$ 和 $T_2 = 3$ 。

测试结果的迭代曲线如图 3 所示, X 轴表示迭代次数, Y 轴表示当前搜索到的最优函数值 [图 3(a)~(e) 分别对应函数 $f_1 \sim f_5$]。由于函数值域范

围小,每次迭代函数值变化不大,为方便观察,对 Y 坐标轴进行调整,取以 10 为底的对数(Schaffer 函数因函数值范围在 0 到 1,为作图统一,取对数后再求负值)。

观察图 3 可知,以上 5 种函数 100 次迭代的寻优过程中,随机扰动简化 srPSO 算法相较于标准 PSO 算法和遗传算法,寻优结果均为更优解,更接近函数的最优值。由此可知,在收敛速度和精确度上随机扰动简化 srPSO 算法都明显优于传统的 PSO 算法和遗传算法。更重要的是,图中 srPSO 算法的曲线有更多的拐点,说明具有很强的跳出局部极值的能力,可以弥补粒子群算法的缺点。

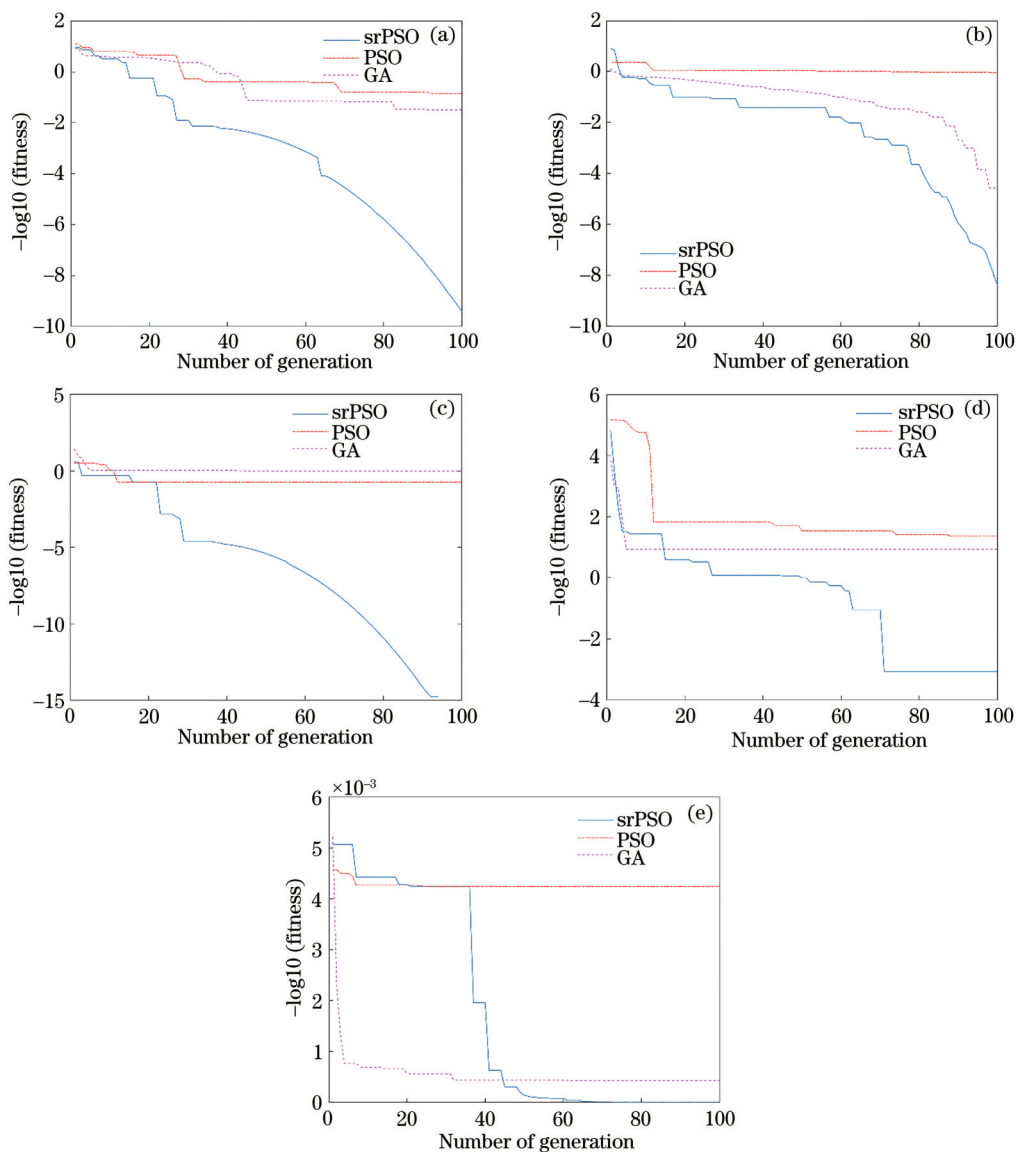


图3 srPSO、PSO和遗传算法适应度函数对比曲线图。(a) Ackley;(b) Griewank;(c) Rastrigin;(d) Rosenbrock;(e) Schaffer
 Fig. 3 Comparison curves of fitness function on srPSO, PSO, and genetic algorithm. (a) Ackley; (b) Griewank; (c) Rastrigin; (d) Rosenbrock; (e) Schaffer

3 混合粒子群算法

随着优化算法进入后期,光子器件结构调整逐渐精细、尺寸逐渐微小,粒子需要在更小空间范围内进行搜索,即算法每次迭代中器件结构的变化更加微小。而粒子群算法作为倾向于全局搜索的优化算法,后期搜索精度低的缺点被暴露。在这一阶段,为提高算法的整体寻优精确度,减少时间消耗,非常有必要将算法从粒子群算法切换至局部寻优类型的算法。

贪心算法是一种常用的局部寻优算法,适合在寻优后期对器件结构进行微调时使用,提高算法收敛速度和精度。贪心算法把求解问题分成若干子

问题,求解每个子问题的局部最优解,再把局部解合成原问题的一个解。引入贪心算法,器件能以更细小的尺寸进行结构调整,即在算法后期,对粒子每个维度进行微小调整,从而改变每个采样点的位置来更新器件模型,使之在局部极值范围内搜索最优解。相较于粒子群算法,贪心算法每次迭代FDTD次数更少,由此也减少了运算所消耗时间,弥补了粒子群算法后期的不足,有利于精确度和收敛速度的提高。

但是在器件优化过程中,需要判断何时停止粒子群算法转而采用贪心算法,即何时从全局寻优切换为局部寻优。本文在粒子群算法和贪心算法中引入梯度下降法来构成混合粒子群算法。将梯度

下降法作为算法前后阶段的判据,衔接粒子群和贪心算法。提高算法的寻优效率的同时,也减少了对算法的人为干预,使算法智能化。梯度下降法虽然并不太适合应对复杂的多峰、高维度函数,但具有寻优简单直接的特点。梯度下降法求解粒子每个维度的梯度,找出当前下降速度最快的方向,为搜索提供最佳方向,有效提高寻优效率。对于器件优化设计而言,通过设置寻优目标阈值引入梯度下降,阈值设置为搜索目标的临近值,以便寻优过程临近目标响应时,器件不再进行大规模的结构调整。如果当前寻优结果到达所设定的阈值,则使用梯度下降法判断当前位置是否存在更优解,若存在,则转换为贪心算法开始局部寻优,对器件结构进行微调;若梯度下降后结果更差,则说明粒子陷入不理想的局部极值处,该区域搜索空间大概率无更优解,应初始化器件

结构重启算法进行优化设计。

4 光子器件逆向设计实验及结果

光学分光器是拆分和组合光信号的片上光子器件的重要模块之一。Y-branch作为分光器中最常使用的一种,常用于实现 1:1 分光功能,也被称为 3 dB Y-branch,在许多场景下都有所应用。目前较小尺寸的 3 dB Y-branch 插入损耗一般在 0.3 dB 左右^[26],因此本文使用混合粒子群算法设计一种插入损耗更小,工作带宽也相对得到保障的 3 dB Y-branch 分光器。

在器件逆向设计中,为比较算法性能,选择标准 PSO 算法和混合粒子群算法同时寻优,搜索收敛目标设置为器件插入损耗小于 0.2 dB,具体参数设置如表 2 所示。

表 2 算法参数

Table 2 Algorithm parameters

Name of algorithm	Inertia weight ω	Self-cognition factor C_1	Social-cognition factor C_2	Disturbance threshold T_1	Disturbance threshold T_2
PSO algorithm	1	2	2	—	—
Hybrid algorithm	[1.2, 0.6]	[0.6, 1.2]	[1, 0.4]	3	3

图 4 为光子器件逆向设计收敛过程,混合算法运行过程为: srPSO 迭代 6 次,得到插入损耗 0.267 dB,小于阈值 0.3 dB,则进行 1 次梯度下降法;插入损耗为 0.233 dB,判断可以使用贪心算法进行局部寻优;最后算法寻优结束,插入损耗降低为 0.188 dB,小于 0.2 dB 则算法结束,整个混合算法共进行 245 次 FDTD 计算。标准 PSO 算法共迭代 30 次即 900 次 FDTD 计算,在第 15 次迭代即 450 次 FDTD 计算后,算法停滞陷入局部极值,最终寻优结果的插入损耗为 0.426 dB。对比两种算法

可知,混合算法的设计效率提升了约 1 倍,并且有着更好的跳出局部极值能力,且在后期局部寻优阶段进行对空间更精细的搜索,提高算法收敛速度和精确度,设计得到性能更优的器件。

利用混合粒子群算法逆向设计出的 Y-branch 分光器材料为折射率 3.48 的硅,多模波导区域尺寸约 $2 \mu\text{m} \times 2 \mu\text{m}$,单模波导宽度为 500 nm,每个输出端由两个最小弯曲半径为 $2 \mu\text{m}$ 的 30° 弯曲波导反向拼接组成。图 5 表明器件具有较好的性能,由于器件结构的对称性,仿真结果上下输出端口在波长

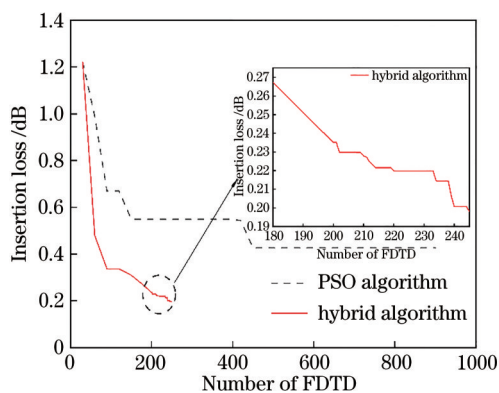


图 4 混合算法和 PSO 算法迭代图

Fig. 4 Hybrid algorithm and PSO algorithm iteration graph

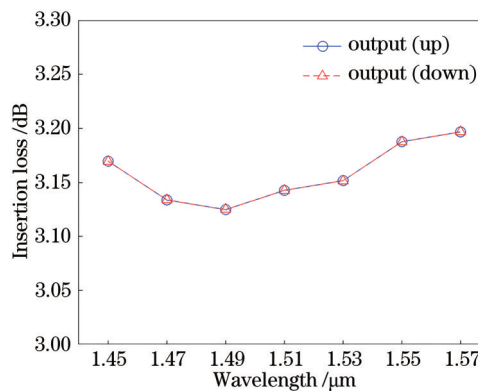


图 5 分光器插入损耗

Fig. 5 Splitter insertion loss

1450~1570 nm 范围内,插入损耗介于 0.125 dB~0.197 dB,分光比一致,两曲线重合。由图 6 可知,器件光功率分布均衡,达到 1:1 分光目的。左上角为分光器模型结构图,弯折处的最小精度在 10 nm 以上,满足电子束曝光刻蚀分辨率。器件具有高性能的同时具有可制造的鲁棒性。

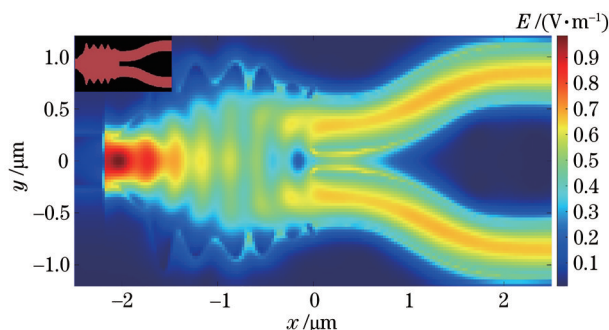


图 6 Y-branch 分光器电场分布及结构模型

Fig. 6 Electric field distribution and structure model of Y-branch

5 结 论

本文针对片上光子器件逆向设计过程中的最优化解算法,通过简化以及引入随机扰动,对粒子群算法进行了改进,并与梯度下降法和贪心算法融合,提出了一种混合粒子群算法。该算法兼顾全局寻优与局部寻优两方面,提高了设计效率、收敛速度和精确度。利用所提混合粒子群算法,设计出一种 1:1 分光器,其尺寸为 $2\ \mu\text{m} \times 2\ \mu\text{m}$,带宽为 120 nm,插入损耗介于 0.125 dB~0.197 dB。整个设计过程进行了 245 次 FDTD 计算,较标准 PSO 算法提升了约 1 倍的设计效率,并得到了更低的插入损耗。

参 考 文 献

- [1] Miller S E. Integrated optics: an introduction[J]. The Bell System Technical Journal, 1969, 48(7): 2059-2069.
- [2] 叶子. 硅光器件的逆向设计基础研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018: 1-2.
Ye Z. Research on inverse design of silicon optical device[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018: 1-2.
- [3] 孟冲. 新型微纳光器件[D]. 北京: 北京邮电大学, 2017: 2-3.
Meng C. Study on micro/nano optical device[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017: 2-3.
- [4] 张琨, 林罡, 刘刚, 等. 电子束光刻技术的原理及其在微纳加工与纳米器件制备中的应用[J]. 电子显微学报, 2006, 25(2): 97-103.
Zhang K, Lin G, Liu G, et al. Principle of electron beam lithography and its application on the nanofabrication and nanodevice[J]. Journal of Chinese Electron Microscopy Society, 2006, 25(2): 97-103.
- [5] 郝晓亮, 赵英伟, 王秀海, 等. 电子束直写曝光机的原理与常见问题分析[J]. 电子工业专用设备, 2020, 49(2): 48-52.
Hao X L, Zhao Y W, Wang X H, et al. The principle of electron beam direct writing lithography and analysis of normal questions[J]. Equipment for Electronic Products Manufacturing, 2020, 49(2): 48-52.
- [6] Liu D J, Tan Y X, Khoram E, et al. Training deep neural networks for the inverse design of nanophotonic structures[J]. ACS Photonics, 2018, 5(4): 1365-1369.
- [7] Kojima K, Tahersima M H, Koike-Akino T, et al. Deep neural networks for inverse design of nanophotonic devices[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(4): 1010-1019.
- [8] Shen B, Wang P, Polson R, et al. An integrated-nanophotonics polarization beamsplitter with $2.4 \times 2.4\ \mu\text{m}^2$ footprint[J]. Nature Photonics, 2015, 9(6): 378-382.
- [9] Lu J, Boyd S, Vučković J. Inverse design of a three-dimensional nanophotonic resonator[J]. Optics Express, 2011, 19(11): 10563-10570.
- [10] Lu J, Vučković J. Nanophotonic computational design [J]. Optics Express, 2013, 21(11): 13351-13367.
- [11] 陈颖, 王文跃, 于娜. 粒子群算法优化异质结构光子晶体环形腔滤波特性[J]. 物理学报, 2014, 63(3): 034205.
Chen Y, Wang W Y, Yu N. Improvement of the filtering performance of a heterostructure photonic crystal ring resonator using PSO algorithm[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(3): 034205.
- [12] Yan R Q, Wang T, Jiang X Y, et al. Design of high-performance plasmonic nanosensors by particle swarm optimization algorithm combined with machine learning[J]. Nanotechnology, 2020, 31(37): 375202.
- [13] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks, November 27-December 1, 1995, Perth, WA, Australia. New York: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

- [14] 侯康. 基于 SOI 波导结构的偏振控制器的设计优化研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
Hou K. Designing and optimization of silicon based polarization controller[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.
- [15] 赵昊. 基于混沌粒子群算法优化硅基波导光栅耦合器的研究[D]. 济南: 山东大学, 2018.
Zhao H. Research on optimizing silicon-based waveguide grating coupler based on chaos particle swarm optimization[D]. Jinan: Shandong University, 2018.
- [16] Yan C M, Lu G Y, Liu Y T, et al. A modified PSO algorithm with exponential decay weight[C]//2017 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD), July 29-31, 2017, Guilin, China. New York: IEEE Press, 2017: 239-242.
- [17] 滕志军, 吕金玲, 郭力文, 等. 基于动态加速因子的粒子群优化算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(12): 125-129.
Teng Z J, Lü J L, Guo L W, et al. Research on particle swarm optimization based on dynamic acceleration coefficients[J]. Microelectronics & Computer, 2017, 34(12): 125-129.
- [18] 徐浩天, 季伟东, 孙小晴, 等. 基于正态分布衰减惯性权重的粒子群优化算法[J]. 深圳大学学报(理工版), 2020, 37(2): 208-213.
Xu H T, Ji W D, Sun X Q, et al. A PSO algorithm with inertia weight decay by normal distribution[J]. Journal of Shenzhen University (Science and Engineering), 2020, 37(2): 208-213.
- [19] 马超, 邓超, 熊尧, 等. 一种基于混合遗传和粒子群的智能优化算法[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(11): 2278-2286.
Ma C, Deng C, Xiong Y, et al. An intelligent optimization algorithm based on hybrid of GA and PSO [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(11): 2278-2286.
- [20] 闫群民, 马瑞卿, 马永翔, 等. 一种自适应模拟退火粒子群优化算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(4): 120-127.
Yan Q M, Ma R Q, Ma Y X, et al. Adaptive simulated annealing particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Xidian University, 2021, 48(4): 120-127.
- [21] Chen W N, Zhang J, Lin Y, et al. Particle swarm optimization with an aging leader and challengers[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(2): 241-258.
- [22] Xia X W, Xie C W, Wei B, et al. Particle swarm optimization using multi-level adaptation and purposeful detection operators[J]. Information Sciences, 2017, 385/386: 174-195.
- [23] 刘道华, 原思聪, 兰洋, 等. 混沌映射的粒子群优化方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2010, 37(4): 764-769.
Liu D H, Yuan S C, Lan Y, et al. Method of particle swarm optimization based on the chaos map[J]. Journal of Xidian University, 2010, 37(4): 764-769.
- [24] 邓先礼, 魏波, 曾辉, 等. 基于多种群的自适应迁移 PSO 算法[J]. 电子学报, 2018, 46(8): 1858-1865.
Deng X L, Wei B, Zeng H, et al. A multi-population based self-adaptive migration PSO[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(8): 1858-1865.
- [25] Gandomi A H, Yun G J, Yang X S, et al. Chaos-enhanced accelerated particle swarm optimization[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2013, 18(2): 327-340.
- [26] Zhang Y G, Hu X, Chen D G, et al. Ultra-broadband, low loss and ultra-compact 3dB power splitter based on Y-branch with step waveguide[C]//2019 24th OptoElectronics and Communications Conference (OECC) and 2019 International Conference on Photonics in Switching and Computing (PSC), July 7-11, 2019, Fukuoka, Japan. New York: IEEE Press, 2019: 19009888.