

蒋宸哲, 张雷洪, 徐邦联, 等. 基于改进自适应粒子群退火的子孔径拼接干涉算法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 128-135. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240419

## 基于改进自适应粒子群退火的子孔径拼接干涉算法

蒋宸哲<sup>1</sup>, 张雷洪<sup>2</sup>, 徐邦联<sup>1</sup>, 周智轩<sup>2</sup>, 韩森<sup>2</sup>, 张大伟<sup>2</sup>, 徐春风<sup>2</sup>

(1 上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093; 2 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

**摘要:** 本文提出一种基于改进自适应粒子群退火的子孔径拼接干涉算法, 以补偿子孔径拼接时产生的调整及定位误差。通过在粒子群算法中引入自适应权重调整、动态自我认知调整以及退火算法, 弥补了传统粒子群算法容易陷入局部最优解的缺点, 平衡了全局搜索及局部搜索能力。利用 Zernike 多项式仿真真实面形, 结果表明本算法拼接所得面形能够很好地还原原始面形。采用 6 英寸口径平面镜进行测试, 对比全口径干涉面形的测试结果, 两者 PV 值与 RMS 值误差仅有 1.49% 与 0.45%, 远小于传统 PSO 算法误差的 8.13% 与 0.96%。仿真结果表明, 本文算法可以更好地弥补子孔径调整及定位误差, 准确还原原始面形信息。

**关键词:** 粒子群算法; 子孔径拼接; 干涉测量法; Zernike 多项式

中图分类号: TH744

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)04-0128-08

### Sub-aperture splicing interference algorithm based on improved adaptive particle swarm annealing

JIANG Chenzhe<sup>1</sup>, ZHANG Leihong<sup>2</sup>, XU Banglian<sup>1</sup>, ZHOU Zhixuan<sup>2</sup>, HAN Sen<sup>2</sup>, ZHANG Dawei<sup>2</sup>, XU Chunfeng<sup>2</sup>

(1 College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2 School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** In this paper, a sub-aperture splicing interference algorithm based on improved adaptive particle swarm annealing is proposed to compensate for the adjustment and localization errors generated during sub-aperture splicing. By introducing adaptive weight adjustment, dynamic self-cognitive adjustment and annealing algorithm into the particle swarm algorithm, the shortcomings of traditional particle swarm algorithm that is easy to fall into local optimal solution are compensated, and the global search and local search ability are balanced. The Zernike polynomials are used to simulate the real surface shape, and the results show that the surface shape obtained from the splicing of this algorithm can restore the original surface shape very well. Using a 6-inch aperture plane mirror for testing, compared with the full aperture interferometric surface shape test results, the two PV value and RMS value error is only 1.49% and 0.45%, which is much smaller than the traditional PSO algorithm error of 8.13% and 0.96%. The simulation results show that the algorithm in this paper can better compensate for the sub-aperture adjustment and localization errors, and accurately restore the original surface shape information.

**Key words:** particle swarm optimization; sub-aperture splicing; interferometry; Zernike polynomials

## 0 引言

随着光学精密元部件技术的发展, 高精度大口径光学元件已应用于天文观测、光学成像、显示、强激光以及航空航天等多个领域。然而这些领域中的光学系统十分依赖于光学元件的面形精度。干涉检测法<sup>[1]</sup>是一种非接触式的检测技术, 该技术可以利

用光在两个不同表面反射形成的干涉条纹进行分析, 得出被测光学元器件的面形质量信息, 且检测精度以及重复精度均高于聚焦显微镜等其他检测设备, 已被广泛的运用在尺寸测量<sup>[2]</sup>、表面粗糙度表征<sup>[3]</sup>、厚度测量<sup>[4]</sup>等方面。

通常, 利用干涉仪检测大口径光学元件采用的方法为直接检测法, 这就需要干涉仪标准镜的尺寸

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFF0607701)。

作者简介: 蒋宸哲(1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 光学干涉; 张雷洪(1981-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 光学干涉。

通讯作者: 韩森(1961-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 光学精密测量技术。Email: senhanmail@126.com

收稿日期: 2023-10-09

要大于被测物。然而,大口径的标准镜加工难度大、成本高,无疑会大大增加干涉仪的成本。子孔径拼接技术是解决小口径标准镜测量大口径光学元件的低成本方法。该技术首先测得被测物的多个子孔径面形信息,随后通过组合多个部分成像来获得完整面形信息。这样做不仅减少了成本,而且不用单独为被测元件配置相同或更大口径的干涉仪。

1981年, Kim等<sup>[5]</sup>提出子孔径拼接法。此后也有许多学者针对该方法进行了扩展研究。1997年Bray M<sup>[6]</sup>针对当时还未有商用测量高分辨率大型部件的干涉仪的问题,开发了一种可以自动进行孔径拼接的干涉仪。1999年Bray<sup>[7]</sup>针对拼接产生的误差进行了分析,并使用功率谱密度(PSD)对这些误差进行了描述。由于子孔径拼接时单独测量的相位分布存在倾斜或者位移导致无法进行直接拼接, Okada等<sup>[8]</sup>针对该问题利用均化法消除误差。然而,该方法需要使子孔径拼接时重叠区域的误差达到最小,需要减小子孔径之间的误差。通常使用机械定位法、标记点法、立体视觉法<sup>[9-10]</sup>, 该类方法可以较好地消除子孔径的定位误差,但是操作步骤繁琐、费时。通过计算机的迭代算法也可以消除子孔径间的误差,在子孔径拼接中通常使用最小二乘法来消除子孔径的误差<sup>[11-12]</sup>。然而这种算法的效率低下,面对高分辨率图形难以得到一个好的结果。一些算法可以部分的解决这一问题,如闫力松等<sup>[13]</sup>,通过加权算法来提高拼接精度。此外,陈一巍<sup>[14]</sup>分析了遗传算法在子孔径拼接中的应用,在机械定位误差大于一个像素的情况,该方法可以很好地进行补偿,但遗传算法难以满足在多参数情况下的补偿优化。严威<sup>[9]</sup>将粒子群算法引入子孔径拼接中,该算法在可接受的时间内可以获得满意的多参数解。王若言等<sup>[15]</sup>利用粒子群算法结合降采样技术来提高拼接效率。但传统的粒子群算法难以平衡算法的局部搜索以及全局搜索能力,且参数设置依赖先验知识,需要多次调整才能达到最优预设值。为了平衡算法的局部及全局搜索能力,并减少对先验知识的依赖,本文结合粒子群算法以及模拟退火算法提出一种改进的自适应粒子群退火算法,该算法可以同时输入子孔径的定位误差及调整误差,并计算出最优值来进行子孔径拼接。

## 1 子孔径拼接误差

子孔径拼接通常存在调整误差以及定位误差,需要对两种误差的形成机理进行分析,才能在算法

中建立合适的数学模型来补偿误差。

### 1.1 子孔径拼接调整误差

子孔径拼接需要固定一子孔径为参考面,其余子孔径为拼接面,两两进行拼接最终组成一个完整整体。如图1所示,设 $W_1$ 与 $W_2$ 分别为两个相邻子孔径,对 $W_1$ 与 $W_2$ 进行拼接,其中 $W_{12}$ 为两子孔径的重叠部分。若要使用干涉仪测量大口径光学元件的表面面形质量,在检测过程中需要通过对被测元件的导轨进行位移调整,对夹持装置进行倾角旋转调整,来达到精确的面型测量。但在实际操作过程中,对于不同的子孔径的调整难免会造成调整误差,如图2所示。此时在笛卡尔坐标系下, $W_1$ 与 $W_2$ 的位置关系可以表示如下:

$$W_1(x, y, z) = W_2(x + \Delta x, y + \Delta y, z) + ax + by + cz \quad (1)$$

其中, $x, y, z$ 分别为 $W_1$ 与 $W_2$ 在笛卡尔坐标系下的三轴坐标; $\Delta x$ 与 $\Delta y$ 为 $W_1$ 与 $W_2$ 两者之间的相对位移量; $a$ 为 $W_2$ 的 $x$ 轴倾斜斜率; $b$ 为 $y$ 轴倾斜斜率; $c$ 为 $z$ 轴的位移量系数。

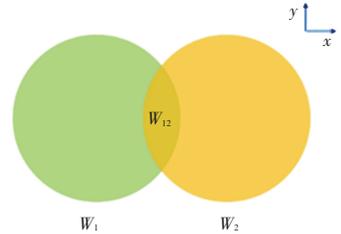


图1 相邻子孔径拼接示意图

Fig. 1 Neighboring sub-aperture splicing

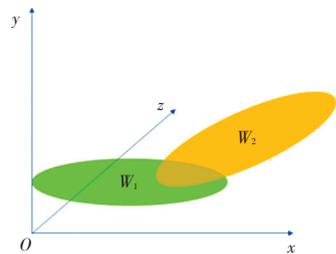


图2 相邻子孔径调整误差示意图

Fig. 2 Adjacent sub-aperture adjustment error

### 1.2 子孔径拼接定位误差

在理想情况下,知道了具体的调节参数便能将不同的子孔径调整到正确的位置。但由于操作人员操作或是电机控制台带来的扰动误差,在导轨及夹持装置上难免会产生平移及旋转角度定位误差,因此在式(1)的基础上子孔径还要引入定位误差参数,如式(2):

$$W_1(x, y, z) = W_2(x + \Delta x, y + \Delta y, z) + ax + by + cz + edx + fdy + \theta(xdx - ydy) \quad (2)$$

其中,  $dx, dy$  分别为  $x$  与  $y$  轴向的梯度;  $e, f$  为  $x$  与  $y$  轴的定位误差;  $\theta$  为  $z$  轴的角度定位误差。

为了实现不同子孔径间的准确拼接, 以确保干涉仪可以测得准确的面型信息, 需要消除不同子孔径间的调整误差以及定位误差。

## 2 改进自适应粒子群退火补偿算法

### 2.1 粒子群算法

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[16]</sup> 于 1995 年由 Eberhart 和 Kennedy 提出, 其算法的基本思想是源于鸟类群体行为, 鸟类群体中的个体之间相互协作和信息共享来寻得最优解。根据环境的适应度, 鸟类群体中的个体会移动到一个较优的区域。

算法中引入了粒子、位置、速度、适应度、个体最佳位置、群体最佳位置、惯性权重及学习因子参数, 参数对应的作用见表 1。

表 1 粒子群算法参数  
Table 1 PSO parameters

PSO 参数	参数效果
粒子	搜寻最优解的参数
位置	粒子参数的位置
速度	粒子搜寻最优解的速度
适应度	评价粒子好坏
个体最佳位置	个体最优解
群体最佳位置	群体最优解
惯性权重	确定粒子速度的因子
C1 因子	个体学习因子
C2 因子	群体学习因子

将鸟类个体当作是粒子群算法中的一个粒子, 该粒子在空间中无质量与体积, 且在空间中以一定速度飞行, 而这个速度是根据该粒子自身的飞行经验以及群体中其余粒子的飞行经验来进行动态调整, 从而达到个体最佳区域, 最终结合整个群体找出最终的群体最佳区域。粒子群算法利用群体效应能够获得较强的全局搜索能力, 且运行速度快, 算法适用性也较强。

### 2.2 模拟退火算法

模拟退火算法 (Simulated Annealing, SA)<sup>[17]</sup> 思想是基于物理中固体的退火过程而产生的。该算法结合概率突跳特性在解空间中随即寻找目标函数的全局最优解, 且能在局部最优解时有概率的跳出并趋于全局最优解。当计算出当前解时, 除正常迭代外, 还经过“计算得到新解→判断是否为更优解→

计算目标函数差→概率接受次优解或舍弃”等步骤, 来决定是否接受新解。

因此模拟退火算法可以有概率跳出该解, 有效避免陷入局部最优解, 并使得算法趋向于全局最优解。

### 2.3 改进自适应粒子群退火补偿算法

由于传统粒子群算法易于陷入局部最优解中, 为了平衡粒子群算法的局部与全局搜索能力在粒子群算法的基础上引入自适应权重调整、动态自我认知以及退火算法, 称为 APSO-SA 算法。该算法可以更好地平衡全局搜索和局部搜索的能力, 其实现过程如下:

(1) 根据式 (2), 子孔径拼接误差参数见表 2。

表 2 子孔径拼接误差参数

Table 2 Sub-aperture splicing error parameters

参数	意义
$a$	X 轴斜率
$b$	Y 轴斜率
$c$	Z 轴斜率
$e$	X 轴定位误差
$f$	Y 轴定位误差
$\theta$	Z 轴定位误差

可以看出, 子孔径拼接共有 6 个误差参数, 因此可以将这些参数设置为 6 列,  $N$  行矩阵  $X$ , 如式 (3):

$$X = [x_a, x_b, x_c, x_e, x_f, x_\theta]_N \quad (3)$$

其中,  $x$  为需进行补偿的误差参数, 将 6 个参数看作一个组, 则  $N$  为组数及粒子数。

同理, 粒子运动速度为一个 6 列  $N$  行矩阵  $V$ ,  $v$  为对应误差粒子的运动速度, 如式 (4):

$$V = [v_a, v_b, v_c, v_e, v_f, v_\theta]_N \quad (4)$$

(2) 矩阵  $X$  与矩阵  $V$  中元素设置随机初值, 并赋予边界条件以防元素值过大。通过迭代计算得到的误差补偿值代入式 (5):

$$W_{\text{comp}} = W + aO + bO + cO + eWdx + fWdy + \theta O(Wdx - Wdy) \quad (5)$$

其中,  $W$  为原始的子孔径;  $W_{\text{comp}}$  为进行误差补偿后的子孔径;  $O$  为与子孔径尺寸相同的元素为 1 的矩阵;  $Wdx$  与  $Wdy$  分别为矩阵  $W$  的  $x$  与  $y$  梯度分量。通过计算得出的补偿矩阵  $W_{\text{comp}}$  同基准矩阵  $W_0$  在坐标系中原本位置的非 0 交集, 记作  $W_{\text{overlap}}$ , 所得新矩阵为两子孔径的重叠部分, 两矩阵  $W_0$  与  $W_{\text{comp}}$  在重叠部分各元素数值之差的均方根则为本文算法的适应度值, 如式 (6):

$$Value = RMS(W_0 \times W_{\text{overlap}} - W_{\text{comp}} \times W_{\text{overlap}}) \quad (6)$$

其中,  $Value$  为评价指标/适应度,  $RMS$  为均方根。 $Value$  值越小,说明两子孔径重合区域的重叠度越高,这时的补偿值  $x$  更接近误差值,使得补偿后两子孔径拼接后的面形信息越接近原始面形信息。

(3)在前 80% 次迭代,算法按标准粒子群算法进行最优解的更新,而在最后 20% 迭代时,计算每个粒子的适应度  $Value$  后,算法会进行一次当前粒子  $Value$  与其最佳适应度  $Value_{pbest}$  对比,当  $Value$  小于  $Value_{pbest}$  时,则会进行概率计算,以判断是否该次优解进行下一次迭代计算,或是使用原始解  $X$  进行下一次迭代,概率判断公式如式(7):

$$prob = \exp(Value_{pbest} - Value_{Tj}) \quad (7)$$

其中,  $prob$  为计算的概率值,  $Value_{pbest}$  为前粒子组的最佳适应度,  $Value_{Tj}$  为  $T$  次迭代下的第  $j$  粒子组的适应度,差值为一个小于 0 的数,这样会保证概率值  $prob$  被限制在 0~1 的范围内。算法随机产生一个 0~1 的数,若该随机数小于  $prob$  则以次优解进行下一次的迭代计算,否则使用原始解进行下一次的迭代。 $Value_{Tj}$  越大则说明当前的解越差,此时算法计算的  $prob$  值越低,算法更易于跳出这一解空间,寻找其余解;若  $Value_{Tj}$  接近  $Value_{pbest}$ ,则该解周边范围有可能迭代到更好的位置,配合后续的自适应惯性权重以搜寻到更优解。

(4)设粒子群算法的惯性权重为  $\omega$ ,若  $\omega$  值较大,则粒子的移动速度加快,算法的全局搜索能力会较强,但算法容易跳过局部最优解,使得局部寻优能力减弱;而如果  $\omega$  值过小,则算法的局部寻优能力较强,更易于达到布局最优解,但全局寻优能力较弱。以往  $\omega$  值通常是根据经验设置,这样需要多次实验才能找到一个合适的  $\omega$  值,增加了时间成本。若采用动态  $\omega$  值便能够获得更好的寻优结果。本文算法通过粒子适应度来改变  $\omega$  值,如式(8):

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \frac{Value_{ij}}{Value_{\text{avg}}} \quad (8)$$

其中,  $\omega$  为当前惯性权重,  $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$  分别为预设好的最大及最小惯性权重。若当前的适应度小于平均适应度时,则说明该粒子附近可能会出现更好解情况,因此算法自动调整惯性权重;当适应度越小更倾向于局部搜索,此时的惯性权重较小,反之会使得惯性权重加大,进行全局搜索。

(5)速度迭代公式如式(9):

$$\begin{cases} v = w + v + c1 \times rand \times (pbest - x) + c2 \times rand \times (gbest - x) \\ c1 = ac1 \times \exp\left(\frac{-t_{\text{star}}}{t_{\text{cur}}}\right) \times rand, prob > rand \\ c1 = 2.0, prob < rand \\ t_{\text{cur}} = t_{\text{cur}} \times sa_k \times T \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $c1$  为自我认知度,  $ac1$  为自我认知度初值,本算法中设为 2.0;  $c2$  为社会认知度,决定个体在群体中的影响,本算法设置为 1.5;  $pbest$  为当前粒子的个体最优解,  $gbest$  为整体最优解,  $t_{\text{cur}}$  为当前的退火温度初值设置为 100,  $sa_k$  为退火速率,决定当前退火温度,设置为 0.98;  $T$  为当前的迭代次数,即每次迭代都会让当前的退火温度减少至 0.98 倍。当概率  $prob$  大于随机数时,  $c1$  随迭代次数的增大而逐渐减小,这样在迭代后期,粒子的个体认知度逐渐减小,而粒子的社会意识占比逐渐增大,从而动态的调整粒子的局部搜索及全局搜索能力。

根据本文算法,可以更好地平衡全局搜索与局部搜索的关系,并缓解陷入局部最优解的问题。

### 3 仿真结果分析

本节中使用泽尼克多项式 (Zernike - Polynomials) 来完成对拼接算法的仿真测试。泽尼克多项式可以用幂级数展开的形式来描述光学系统的像差。泽尼克多项式同光学检测系统中观察像差的多项式相同,因此可以用来描述波前的性质。由于在实验中难以获取大量干涉检测的面形信息,而在计算机系统中通过手工或随机获取泽尼克多项式,可以轻易获取大量仿真面形信息。因此本文使用该方法来验证算法的可行性。

Zernike 多项式的表达形式如式(10):

$$Zernike = \sum_i^n a_i z_i \quad (10)$$

其中,  $z_i$  为第  $i$  项 Zernike 多项式;  $\rho$  为径向坐标;  $\theta$  为角度坐标;  $a_i$  为第  $i$  项多项式的系数。多项式  $z_i$  可以具体表示为式(11):

$$\begin{cases} z_n^m(\rho, \varphi) = R_n^m(\rho) \cos(m\varphi) \\ z_n^{-m}(\rho, \varphi) = R_n^m(\rho) \sin(m\varphi) \\ R_n^m(\rho) = \sum_{k=0}^{\frac{n-m}{2}} \frac{(-1)^k (n-k)!}{k! \left(\frac{n+m}{2} - k\right)! \left(\frac{n-m}{2} - k\right)!} \rho^{n-2k} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $\varphi$  为方位角,  $\rho$  为半径,范围在 0-1 内。

$m, n$  为非负整数,且  $n > m$ 。

本文使用 Matlab 程序中的“pcolor”函数来模拟平面镜面形,采用前 15 项 Zernike 多项式来拟合平面镜。模拟面形尺寸为 150 mm 口径平面镜,像素点与口径比例为 2 : 1,即 2pixel/mm 采用 Zernike 多项式拟合面形如图 3 所示。

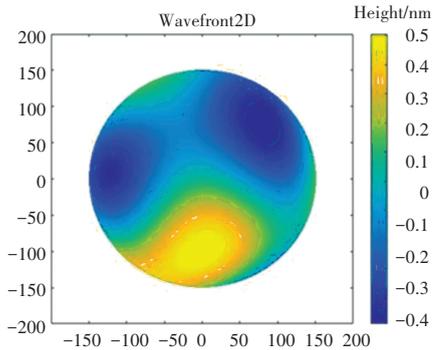


图3 Zernike 多项式拟合 150 mm 口径平面镜面形

Fig. 3 Zernike polynomial fit to 150 mm caliber planar mirror surface shape

模拟面形为圆形平面,因此采用圆形拼接方法,将拟合面形划分为 7 个子孔径,模拟的干涉仪口径为 75 mm,中心子孔径与待拼接子孔径中心距为 60 mm,各个待拼接子孔径间夹角为  $60^\circ$ ,如图 4 所示。

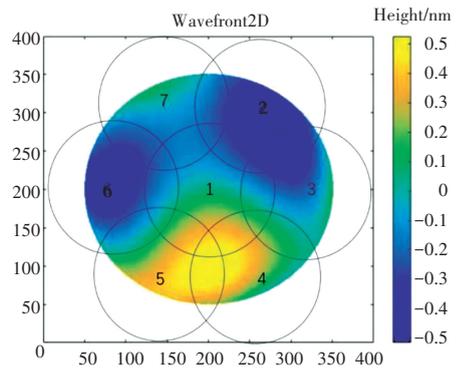


图4 子孔径的圆形拼接

Fig. 4 Circular splicing of sub-apertures

其中,标号 1 为中心子孔径,子孔径 2、3、4、5、6、7 以 1 为基准面进行拼接。仿真所得面形最高、最低点高度差,即 PV 值为 0.994 0 nm。

为了模拟真实情况下的误差,依据式(2)添加手动误差;根据经验对  $x, y, z$  轴调整误差,将误差系数的范围限制在  $(-1, 1)$  内;对于  $x, y$  轴向的定位误差,将系数限制在  $(-2, 2)$  的范围内,而对于  $z$  轴定位转角误差系数则限制在  $(-3, 3)$  的范围内。通过软件产生每个参数在对应范围内的随机数。具体误差参数见表 3。

表3 仿真面形误差参数

Table 3 Simulation surface shape error parameters

各子孔径序号	$a$	$b$	$c$	$e$	$f$	$\theta$
2	0.983 8	0.017 3	0.625 6	-0.859 2	-1.493 9	-0.043 1
3	0.146 7	-0.549 9	-0.223 3	-0.831 2	-0.969 2	-0.075 5
4	-0.197 5	-0.672 3	0.249 4	-0.399 5	0.251 1	2.502 7
5	-0.240 1	0.416 3	-0.831 9	0.904 5	1.581 4	-2.624 6
6	-0.912 0	-0.441 1	-0.173 9	-0.997 6	0.869 6	-2.430 6
7	-0.274 7	-0.169 7	0.498 8	-0.357 4	0.408 6	-1.794 2

APSO-SA 算法的参数设置见表 4。

表4 APSO-SA 预设参数

Table 4 APSO-SA parameters

参数	参数值
粒子数量 /N	50
迭代次数 /T	50
C1 学习因子	1.50
ac1 学习因子	2.00
C2 学习因子	1.50
$W_{\max}$	1.20
$W_{\min}$	0.60
t_star	10
Sa_k	0.98
ac1	2.00

对于粒子速度的范围设定在  $[-10, 10]$  的范围内。对于粒子位置的边界范围按照  $a, b, c, e, f, \theta$  参数分别设置为  $[-10, 10]$ 、 $[-10, 10]$ 、 $[-10, 10]$ 、 $[-5, 5]$ 、 $[-5, 5]$ 、 $[-5, 5]$ 。算法根据式(6)作为评价指标,即计算所得的适应度越接近 0 则说明两个子孔径拼接时重叠区域的重合度越高,待拼接子孔径位置越接近其原始位置。

其中,面形拼接采用均化法,如式(12):

$$W_{\text{pin}}(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n W_n(x, y) \quad (12)$$

式中:  $W_{\text{pin}}(x, y)$  为拼接后的相位值,  $n$  为拼接面形数。

将分割后的面形输入 APSO-SA 算法中进行误差补偿,同时为了验证本文算法的改进优势,将

APSO-SA 算法与传统 PSO 算法的补偿进行对比,对比数据如图 5 所示。

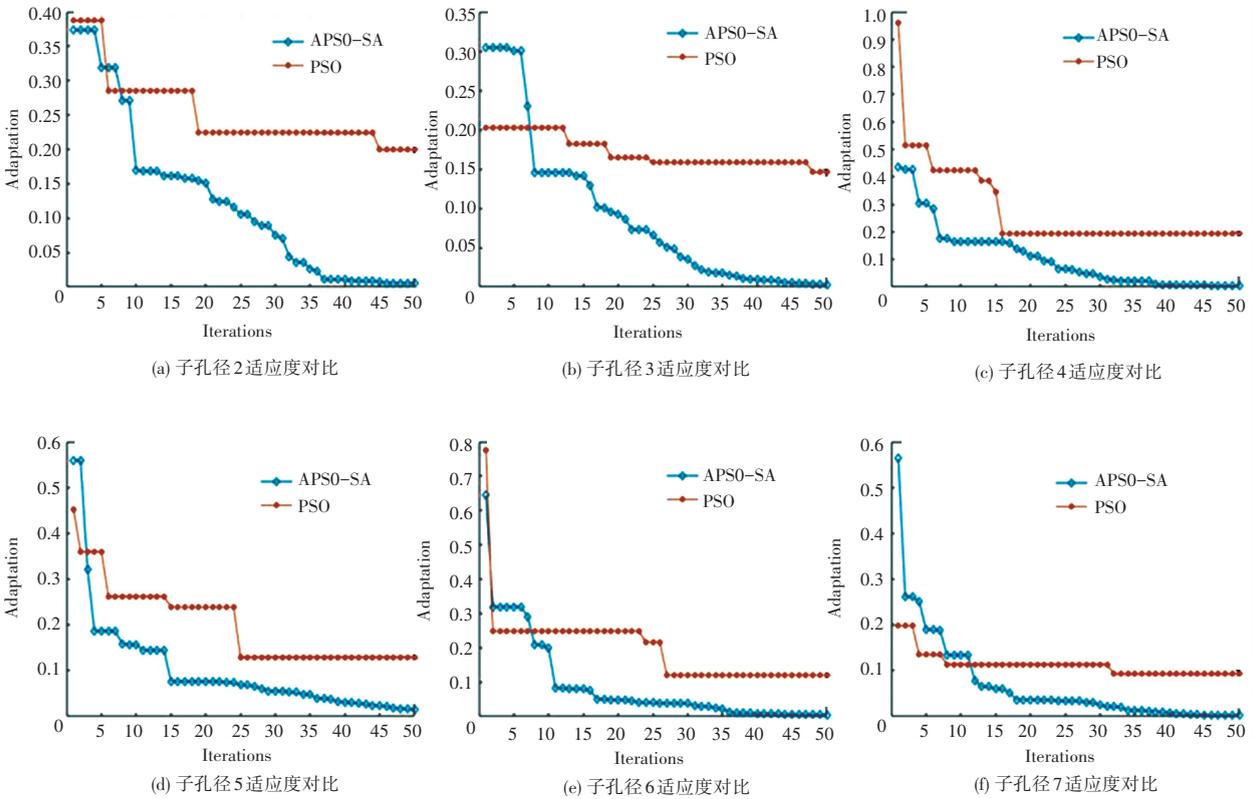


图 5 本文算法及传统 PSO 算法在各子孔径适应度对比

Fig. 5 Comparison of our algorithm and conventional PSO algorithm for each sub-aperture adaptation

在传统 PSO 算法中,粒子数为 50,迭代次数为 40,C1 学习因子为 1.5,C2 学习因子为 1.5,权重  $W$  为 1.2。

从图 5 中可以看出,针对图 6 中的子孔径 2 至 7,本文算法相较于传统的 PSO 算法更容易将适应度收敛至更低值,由于 APSO-SA 算法与 PSO 算法的随机初值选的不同,在计算开始时的表现则不相同,但从第十次迭代开始,本文算法的适应度均低于 PSO 算法。在 40 次迭代时两算法适应度对比见表 5,可以清晰看出本文算法的适应度大幅优于传统 PSO 算法。

表 5 APSO-SA、PSO 算法第 50 次迭代适应度对比

Table 5 Comparison of APSO-SA, PSO algorithm 50th iteration adaptation

各子孔径序号	APSO-SA 适应度	PSO 适应度
2	0.005 1	0.199 6
3	0.003 0	0.146 0
4	0.004 5	0.193 4
5	0.014 4	0.129 4
6	0.004 6	0.120 5
7	0.002 1	0.093 9

Valley,  $PV$ ) 作为评价指标,其指代在取样方位内,去除基准面后最高点与最低点间的高度差。本文采用  $PV$  值判断经过算法拼接效果。各子孔径重叠区域  $PV$  值见表 6。

表 6 各子孔径重叠区域 PV 值

Table 6 PV of overlapping regions for each sub-aperture

各子孔径序号	APSO-SA PV nm	PSO PV nm
2	0.043 8	0.965 7
3	0.015 7	1.469 8
4	0.030 9	1.180 4
5	0.150 4	0.407 4
6	0.049 7	1.875 2
7	0.030 5	0.750 4

从表 6 可以看出,子孔径 2 至子孔径 7 的重叠区域  $PV$  值均小于 0.2 nm,而子孔相较于传统 PSO 算法,本文算法子孔径 2 至 7 的  $PV$  值分别仅有传统 PSO 算法的 4.54%、1.07%、2.62%、36.92%、2.65%、4.06%,经算法补偿拼接后的面形,以及与原始面形进行相减所得到的残差图像如图 6 所示。残差图像的  $PV$  值为 0.150 4 nm。残差结果表明,该算法可以很好地复原原始的面形信息。

光学元件的面形平整度采用峰谷值 (Peak to

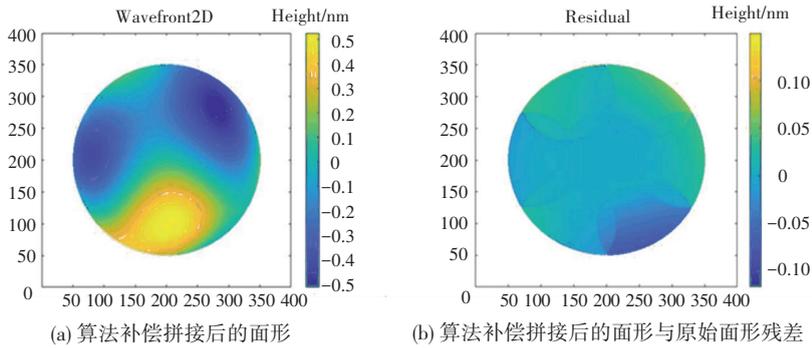


图6 补偿后拼接面形及残差

Fig. 6 Compensated spliced faces and residuals

## 4 实验分析

为验证本文算法的可行性,采用 HOOL L6400A 数字化菲索相移干涉仪对 6 英寸平面镜进行测试。该干涉仪测量口径为 4 英寸、光源波长 632.8 nm、

CCD 像素数为  $1\ 280 \times 960$  p, 测试精度  $\lambda/600$  PV。为显示方便,将面形图在 Matlab 中插入 0 矩阵,差值为  $1\ 280 \times 1\ 280$  p。通过导轨及位移台将平面镜拍摄为 7 个子孔径,分布方式同图 6 中规划,测量结果如图 7 所示。

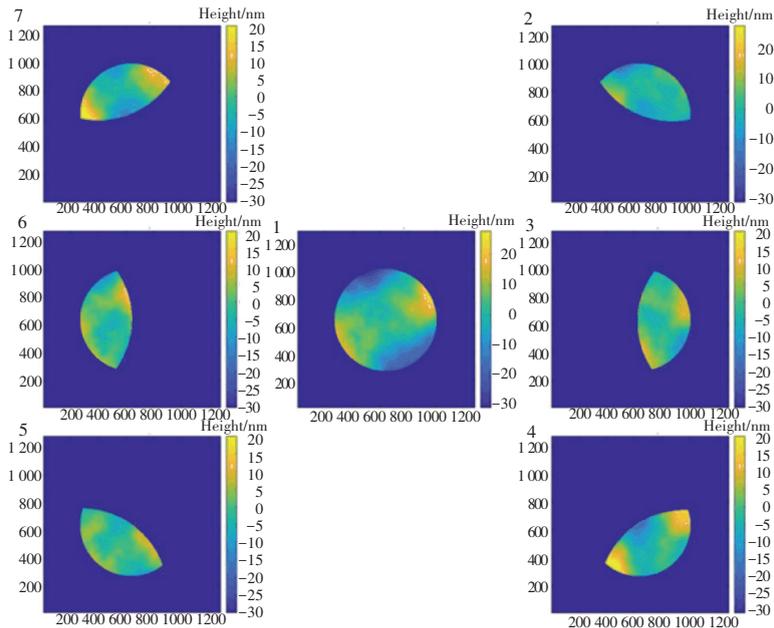


图7 子孔径测量结果

Fig. 7 Sub-aperture measurement results

将子孔径输入本文算法补偿调整及定位误差,并进行拼接,且算法所设参数与仿真相同,具体参数设置见表 3,所得完整 6 英寸平面镜面形如图 8 所示。

经 APSO-SA 算法拼接后测得该平面镜的 PV 值为 54.490 9 nm, RMS 值为 9.464 6 nm,其中的有效像素数为 427 709 pixels,其中最高相位值为 24.462 9 nm,最低相位值为 -30.027 9 nm。

为了验证算法的准确性,采用 24 寸口径干涉仪对该平面镜进行直接检测。所测得面形如图 9 所示。

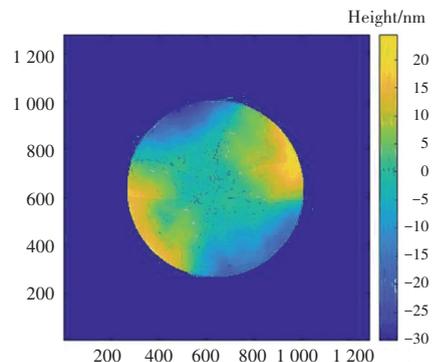


图8 经算法拼接的平面镜面形

Fig. 8 Algorithmically spliced flat mirror shape

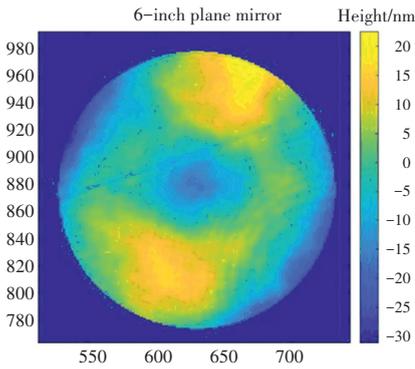


图 9 24 英寸干涉仪测试 6 英寸平面镜全口径面形

Fig. 9 24 - inch interferometer tests 6 - inch plane mirror full aperture face shape

使用 24 寸大口径干涉仪测得该平面镜面形的  $PV$  值为 53.691 4 nm,  $RMS$  值为 9.507 2 nm, 有效像素数为 32 793 pixels, 该面形的最高相位值为 22.554 8 nm, 最低相位值为 -31.136 6 nm。

设  $\Delta PV$  为拼接法与直接测量法的  $PV$  差值,  $\Delta RMS$  为两者的  $RMS$  差值,  $\Delta P$  为像素值差值, 将本文拼接算法与传统 PSO 算法和直接检测法进行对比, 具体数据见表 7。

表 7 本文算法、传统 PSO 算法及直接检测法  $PV$  及  $RMS$  值对比

Table 7 Comparison of  $PV$  and  $RMS$  values of ours, PSO algorithm and direct detection method

	Ours	PSO	Direct Detection
$PV$ nm	54.490 9	58.054 2	53.691 4
$\Delta PV$ nm	0.799 5	4.362 8	
$RMS$ nm	9.464 6	9.598 4	9.507 2
$\Delta RMS$ nm	-0.042 6	0.091 2	
Pixels	427 709	427 709	32 793
$\Delta P$ nm	394 916	394 916	

从表 7 中可以看出, 本文算法拼接的面形的  $PV$  值以及  $RMS$  值与直接检测法所得到的面形相接近, 两者误差分别在 1.49% 与 0.45%。但使用拼接法所得到的面形有效像素数为使用 24 寸干涉仪直接检测时 1 304.27%, 具有更高的清晰度。而传统 PSO 算法相较于直接检测法所测得的  $PV$  值与  $RMS$  值误差为 8.13%、0.96%。具有较大的差值。因此可以看出, 本文算法可以更好的复原面形信息, 且相较于直接检测法具有更高的空间分辨率, 可以获得更丰富的面型信息。

## 5 结束语

本文算法弥补了传统粒子群算法容易陷入局部最优解的情况, 且平衡了粒子群算法的全局搜索以

及局部搜索能力, 提高了子孔径拼接的精度。利用 4 英寸口径干涉仪测试 6 英寸平面镜的实验, 使用本文算法进行拼接, 结果表明: 本文算法可以很好的还原原始面形信息, 与全口径直接检测法相比,  $PV$  及  $RMS$  误差仅为 1.49% 与 0.45%, 且相比直接检测法面形图像拥有更高的空间分辨率, 同时效果大幅优于传统 PSO 算法。

本文对重叠区域采用均化法处理, 但该方法还有些不足, 在后续的工作中将会对重叠区域的拼接方法进行研究, 使拼接图像具有更平滑的图像过渡。

## 参考文献

- [1] GATZWEILER A, GLATZEL H. Interferometric measurement of near-cylindrical surfaces with high amplitude resolution [J]. Applied Optics, 1995, 34(31): 7207-7212.
- [2] 张红霞, 李姣, 孙金露, 等. 激光干涉法测量不规则粗糙粒子尺寸[J]. 应用激光, 2018, 38(5): 823-828.
- [3] 姚婷, 黎伟, 刘晓珊. 基于光干涉法的砂颗粒表面粗糙度量化表征[J]. 土木工程学报, 2023, 56(S2): 170-178.
- [4] 刘维慧, 梁润泽, 赵泉昕, 等. 双光源干涉法测量液态薄膜厚度[J]. 大学物理实验, 2024, 37(1): 31-36.
- [5] KIM C J. Polynomial fit of interferograms [J]. Applied Optics, 1982, 21(24): 4521-4525.
- [6] BRAY M. Stitching interferometer for large plano optics using a standard interferometer [C]//Proceedings of SPIE - the International Society for Optical Engineering. 1997:3134.DOI:10.1117/12.295153
- [7] BRAY M. Stitching interferometry: How and why it works [C]//Proceedings of SPIE - the International Society for Optical Engineering. 1999: 3739.DOI:10.1117/12.360153
- [8] OTSUBO M, OKADA K, TSUJIUCHI J. Measurement of large plane surface shapes by connecting small-aperture interferograms [J]. Optical Engineering, 1994, 33(2): 608-613.
- [9] 严威. 柱面镜的子孔径拼接检测方法的研究 [D]. 苏州: 苏州大学, 2022.
- [10] 王月珠, 田义, 李洪玉, 等. 基于标记点的子孔径全局优化拼接检测法 [J]. 光电工程, 2009, 36(5): 83-87.
- [11] STUHLINGER T. Subaperture optical testing: Experimental Verification [C]//Proceedings of SPIE - the International Society for Optical Engineering. 1986: 656.
- [12] 苏云, 李博. 子孔径拼接检测方法的目标函数优化 [J]. 航天返回与遥感, 2008 (1): 55-58.
- [13] 闫力松, 张斌智, 王孝坤, 等. 平面镜子孔径加权拼接检测算法 [J]. 红外与激光工程, 2021, 50(10): 18-23.
- [14] 陈一巍. 子孔径拼接检测方法的研究 [D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2015.
- [15] 王若言, 朱丹, 袁群, 等. 基于降采样粒子群优化的子孔径拼接干涉方法 [J]. 光子学报, 2022, 51(6): 76-86.
- [16] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the ICNN 1995 - International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995:1942-1948.
- [17] AARTS E, KORST J. Simulated Annealing and Boltzmann Machines: A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computation [M]. New York: Wiley, 1989.