

基于邻域向量主成分分析图像增强的旁瓣弱光信号检测方法

王拯洲, 王力, 段亚轩*, 李刚, 魏际同

中国科学院西安光学精密机械研究所先进光学仪器研究室, 陕西 西安 710119

摘要 针对基于旁瓣光束衍射反演的强激光远场焦斑测量无法提取旁瓣图像更外围最小可测信号的问题, 笔者提出了基于邻域向量主成分分析(NVPCA)图像增强的旁瓣弱光信号区域波峰参数检测方法。采取的主要优化措施为: 首先, 将旁瓣图像中的每个像素和它的 8 邻域像素看作一个列向量, 构建一个 9 维数据立方体, 选择主成分分析变换后的第 1 维数据为 NVPCA 图像; 其次, 通过角度变换转化检测对象, 检测所有方向上一维旁瓣曲线的各个波峰参数, 获得旁瓣弱光信号区域能量的量化分布; 然后, 搜索每个旁瓣波峰在所有方向上的极大值位置点, 连接对应位置点生成每个旁瓣波峰的极大值圆环, 计算各极大值圆环的灰度均值; 最后, 选择大于局域对比度方法(LCM)目标分离阈值且最小的极大值圆环的灰度均值作为整个旁瓣光束的最小可测信号。实验结果表明, 采用基于 NVPCA 图像增强的旁瓣弱光信号检测方法能够从旁瓣图像的第 5 波峰环分离和提取最小可测信号, 动态范围比值提升至原来的 1.528 倍, 各旁瓣波峰参数满足精度要求, 为未来大型激光装置强激光远场的精确测量奠定了基础。

关键词 远场测量; 邻域向量主成分分析; 旁瓣光束衍射反演; 角度变换; 旁瓣波峰参数检测

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL231185

1 引言

作为我国开展惯性约束聚变(ICF)研究的某大科学装置分系统之一的激光参数综合诊断系统是一个多功能、高精度的激光参数诊断平台^[1]。设计和建造该系统的目标是未来大型激光装置的相关科学技术问题提供精确的激光参数^[2]。

随着大型激光装置物理实验的逐步深入开展, 人们发现该装置主要存在远场焦斑强信号、弱光信号同时探测的问题, 而且远场焦斑旁瓣区域弱光信号无法精确测量是关键问题之一。针对以上问题, 2022 年, 王拯洲等^[3]提出了基于旁瓣光束衍射反演的纹影法强激光远场测量方法, 该方法基于衍射反演获得了旁瓣光束的强度分布图像, 但未能有效检测旁瓣光束任意点、任意方向上的旁瓣波峰参数, 缺少对远场焦斑各个位置能量分布的具体化度量。2023 年, 王拯洲等^[4]提出了基于旁瓣光束衍射反演的远场测量旁瓣波峰参数的方法, 该方法根据旁瓣弱光信号区域波峰和波谷相间多个圆形环的特征^[5], 通过检测全方向每一个角度一维旁瓣分布曲线的波峰参数, 获得了整个旁瓣图像中旁瓣波峰参数的分布特征, 但是该方法对更外围旁瓣弱光信号的检测能力较弱, 从而影响了大型激光装

置对基于动态范围比值的更高性能参数的诊断能力。

对于图像信号来说, 动态范围是可变化信号最大值和最小值的比值。在强激光远场焦斑测量实验中, 动态范围比值是远场焦斑重构图像最大灰度值与最小可测信号的比值, 是衡量远场焦斑能量分布特征的重要参数。因此, 在旁瓣图像中不仅需要检测任意方向一维旁瓣波峰曲线的波峰参数, 还需要检测整个旁瓣图像中最小可测波峰信号值。为了充分证明强激光远场测量具有获得更高动态范围比值的能力, 从所采集的旁瓣图像中获得更小的最小可测信号是重要手段之一。一般情况下, 对于旁瓣图像来说, 越是靠近外围的波峰信号, 越是提取最小可测信号的潜在目标, 但是波峰信号受噪声影响越大。这就需要在提取最小可测信号和减小噪声影响之间寻找一个平衡。因此, 提出新的旁瓣波峰弱光信号检测方法从而提取更外围最小可测信号成为一个迫切需要解决的问题。

近年来, 国内外学者提出了很多目标识别和检测方法^[6], 例如, 基于信息理论的一维最大熵法^[7]和基于聚类理论的最大最小距离法^[8], 这两种方法都可以实现对平面玻璃元件损伤目标的检测^[9]。

目前已有许多基于信号和图像增强的光学目标检测方法, 如: 2007 年, Fong 课题组^[10]提出了著名的局域

收稿日期: 2023-09-08; 修回日期: 2023-12-21; 录用日期: 2023-12-25; 网络首发日期: 2024-01-11

基金项目: 国家自然科学基金(61705254, U1930118)、陕西省重点研发计划(2022GY-005, 2020GY-114)

通信作者: *duanyaxuan@opt.ac.cn

信噪比(LASNR)图像分割算法;2012年,冯博等^[11]提出了局域信号强度(LASS)算法,并将该算法用于终端光学元件检测(FODOI)系统中检测损伤目标。但是,LASNR和LASS算法都需要对信号和背景的标准差进行标定,很难有效地增强旁瓣图像中的各波峰弱光信号目标,也无法自动检测旁瓣图像中的最小可测信号。2014年,具有里程碑意义的局域对比度方法(LCM)被Chen等^[12]提出。该方法能够增强每个旁瓣波峰的能量信息,实现对较强波峰信号的检测,但是很难检测处于更加外围的旁瓣波峰信号和最小可测目标。2015年,图像块最大对比度测量(IPMCM)算法被王刚等^[13]提出,该方法虽然能够从背景图像中识别出波峰目标,但因使用了较大尺度的膨胀和腐蚀操作,会降低每个波峰上升沿和下降沿参数的检测精度。在海上红外目标识别研究领域,侯义锋等^[14]提出了修正灰度占比的新直方图均衡化并融合边缘信息的增强算法,该算法可以有效提升目标区域的对比度,从而提升海上红外图像的质量。

当今,人工智能迅猛发展,基于深度学习的目标检测算法取得了越来越耀眼的成果。例如:2017年,Ren等^[15]提出了基于候选框的弱小目标检测方法——Faster R-CNN网络,其通过引入 anchor 机制和共享卷积等改进措施,解决了目标形变问题,有效提高了网络的检测性能,从而成为首个真正意义上的端到端的深度学习算法;2020年,张汝榛等^[16]提出了基于多尺度YOLO(You Only Look Once, YOLO)的红外弱小目标检测方法,该方法通过改善FLIR数据集中目标尺度差异过大的问题来提升对弱小目标的表征能力,但红外目标检测训练数据集较少,从而影响了其在红外目标检测研究领域的发展。

设计旁瓣波峰弱光信号检测方法的主要思想是提高旁瓣图像对比度增强效果和弱光信号区域的目标分离正确率。笔者提出了基于邻域向量主成分分析^[17](NVPCA)图像增强的旁瓣弱光信号检测方

法。NVPCA图像增强起初是用来对综合诊断系统弱对比度小孔图像进行增强和检测的,其原理为:将弱对比图像中的每个像素及其8邻域像素看作一个列向量,构建一个9维的数据立方体,选择主成分分析(PCA)变换后的第1维图像作为NVPCA变换图像。经过NVPCA变换后,将各维邻域图像的特征值从大到小依次排列,9维数据立方体的所有旁瓣图像信息全部集中在第1维。第1维图像是中心像素与邻域之间存在强相关的目标信息,其他维图像是中心像素与邻域之间存在弱相关的背景信息。这样不仅提升了旁瓣波峰信号相对于背景信号的对比度,还实现了波峰信号的增强和背景信号的抑制,从而使得从旁瓣图像更外围区域提取波峰最小可测信号成为可能。

所提基于NVPCA图像增强的旁瓣弱光信号检测方法,可以从旁瓣图像更外围分离和提取最小可测信号,该方法可将动态范围比值提升至1.528倍,提升了动态范围比值的计算精度,为将来大科学装置强激光远场的精确测量奠定了基础。

2 基本原理

2.1 邻域向量PCA变换

邻域向量PCA变换的思想是将弱对比图像中的每个像素和它的8邻域像素看作一个列向量从而构建一个9维数据立方体,选择PCA变换后的第1维图像为NVPCA变换图像。

2.1.1 预处理

假设一幅旁瓣原始图像的分布函数为 $f(x_i, y_j)$,其中 (x_i, y_j) 表示坐标位置。图1(a)表示原始图像中任意一点的分布函数 $f(x_i, y_j)$ 生成的9维列向量的次序,任意一点 (x_i, y_j) 的中心位置编号为1,灰度值表示为 a_1 ,周围8个邻域的访问次序为2~9,灰度值依次表示为 $a_2 \sim a_9$ 。任意一点 (x_i, y_j) 及其周围8个邻域像素的灰度值如图1(b)所示。

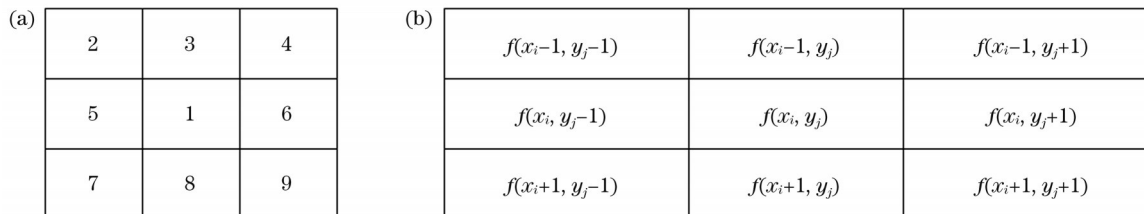


图1 图像中每个像素的邻域信息。(a)访问次序;(b)像素灰度值

Fig. 1 Neighborhood information for each pixel in the image. (a) Access order; (b) the gray for each pixel

原始图像 $f(x_i, y_j)$ 中任意一个点及其8邻域组成的列向量用 p_{x_i, y_j} 表示,其中 p_{x_i, y_j} 为一个9维列向量, $p_{x_i, y_j} = \{a_1, a_2, \dots, a_9\}^T$, x_i 和 y_j 分别为X和Y方向的坐标位置。尺寸为 $m \times n$ 的原始图像 $f(x_i, y_j)$ 一共生成 $m \times n$ 个9维列向量,将所有的列向量构建成一个9维数据立方体,记为 $D = \{p_{x_i, y_j, z_k}, 1 \leq x_i \leq m, 1 \leq y_j \leq n, 1 \leq z_k \leq L\}$,

其中数据立方体的尺寸为 $m \times n \times 9$, m 表示Y方向的行数, n 表示X方向的列数, $L=9$ 表示Z方向的维数, p_{x_i, y_j, z_k} 表示数据立方体D任意位置 (x_i, y_j, z_k) 处的灰度值。数据立方体中的第1维为原始图像 $f(x_i, y_j)$,用 I_1 标识;第2维为图1(a)中第2访问次序获得的邻域图像,用 I_2 标识;第3~9访问次序获得的邻域图像依次标

识为 $I_3 \sim I_9$ 。一共有 8 幅尺寸为 $m \times n$ 的邻域图像。

2.1.2 NVPCA 变换

1) 图像向量化。将原始输入图像表示成向量形式, 即 $X = (a_1, a_2, \dots, a_L)^T$, X 中的第 k 个元素 a_k 是一个 $N \times 1$ 的列向量, $N = m \times n$ 。将尺寸为 $m \times n$ 的原始图像按照第 1 行、第 2 行……第 m 行的次序拼接起来, 生成一个列向量, 向量行数为 N , 列数为 1。

2) 向量组中心化处理, 减去向量组均值 $E(X)$, 即

$$Y = X - E(X). \quad (1)$$

3) 计算中心化向量组 Y 的协方差矩阵 Σ , 即

$$\Sigma = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N Y_i Y_i^T \right]. \quad (2)$$

4) 获得中心化向量组 Y 的协方差矩阵 Σ 的特征向量矩阵 A 和特征值矩阵 Λ 。

5) 进行 PCA 变换, 获得尺寸为 $L \times N$ 的 PCA 变换矩阵 Z , 即

$$Z = A^T Y. \quad (3)$$

6) 选择 PCA 变换矩阵 Z 的第 1 维作为 NVPCA 变换图像 D_1 , 即

$$D_1 = \{ p'_{x,y,1}, 1 \leq x_i \leq m, 1 \leq y_j \leq n \}. \quad (4)$$

NVPCA 变换就是以原始图像中每个像素的邻域向量为基础构建 9 维数据立方体, 求解特征向量矩阵 A , 使 9 维数据立方体的所有列向量都满足 $Z = A^T Y$ 。

2.2 一维旁瓣曲线波峰参数检测数学模型

一维旁瓣曲线是以旁瓣图像中心为基准在指定角度方向上对旁瓣图像进行数字化采样获得的, 是一条包含多个波峰和波谷的一维数字化曲线。一维旁瓣曲线波峰参数检测的目的是获得该曲线所包含的各个波峰、波谷的特征参数, 如上升沿区间、上升沿宽度、下降沿区间、下降沿宽度、脉冲宽度区间、脉冲宽度、能量积分等参数。主要步骤为: 1) 各波峰极大值检测^[18]; 2) 各波谷位置检测^[19]; 3) 真实的波峰环位置搜索; 4) 各有效波峰区域分割; 5) 上升沿、下降沿、脉冲宽度等波峰参数计算。

2.2.1 各波峰极大值检测

假设一维旁瓣曲线分布函数为 $f(x)$, 经过量化后待检测旁瓣光束一维数字化曲线为 $f(x_j)$ 。将参考文献[4]中的一维曲线波峰极大值检测方法的推导数学公式(7)~(11)封装为 SearchPeaks 函数, 用公式表示为

$$P_m = \text{SearchPeaks}[f(x_j), T_h, D_{ir}], \quad (5)$$

式中: $f(x_j)$ 为数字化一维旁瓣曲线分布函数; j 表示量化后的坐标编号, 取值范围 $[1, 512]$; T_h 为最小阈值, 默认值选择一维曲线最大值的 1%; D_{ir} 为紧邻两波峰在 X 方向的最小间距, 默认取值 20; P_m 表示搜索到的所有波峰位置, 包含所有的极大值点, m 的取值范围为 $[1, Q]$, Q 的最大值为 25, 默认取值为 17。

2.2.2 各波谷位置检测

为了提高波峰参数检测效率, 使用波峰极大值检测方法检测波谷位置。该方法需要先对数字化一维旁瓣曲线执行反转运算, 用公式表示为

$$T_n = \text{SearchPeaks} \left\{ \max[f(x)] - f(x_j) \right\}, \quad (6)$$

式中: $\max[f(x)] - f(x_j)$ 表示对数字化一维旁瓣曲线执行反转运算; 波峰搜索函数被封装为 SearchPeaks; T_n 表示搜索到的所有反转运算后的波峰位置。 $f(T_n)$ 表示执行反转运算和波峰极大值检测后一维旁瓣曲线的第 n 个波峰灰度值, n 的取值范围为 $[1, Q_1]$, Q_1 的最大值为 25, 默认取值为 17。

由于反转后一维旁瓣曲线 $T(x_j)$ 的每个波峰位置 T_n 与原始一维旁瓣曲线 $f(x_j)$ 的每个波谷位置一一对应, 因此, T_n 表示一维旁瓣曲线 $f(x_j)$ 的波谷位置, 而 $f(T_n)$ 表示波谷位置 T_n 的灰度值。

2.2.3 各有效波峰区域分割

对于一维旁瓣光束曲线上的任意一个波峰来说, 波峰位置 P_m 两边包含的波峰区域由紧邻左波谷位置和紧邻右波谷位置决定。决定一维旁瓣光束曲线 $f(x_j)$ 上各个波峰区域分割的紧邻左右波谷位置用公式表示为

$$S_m = T_n, \text{ while } P_m > T_n \& P_m < T_{n+1}, \quad (7)$$

式中: S_m 为峰值位置 P_m 所对应波峰的紧邻左波谷位置。

2.2.4 真实的波峰位置搜索

在所有的波峰极大值位置 P_m 中搜索真实的波峰位置, 第 1~5 波峰极大值位置分别用 p_i 标识, i 表示真实的波峰编号, 取值范围为 $[1, 5]$, 用公式表示为

$$\begin{cases} p_{i=1} = P_m, \text{ while } P_m = \max[f(x_j)] \\ p_{i=2} = P_m, \text{ while } P_m = \max[f(x_j)] \& P_m > p_1 \\ p_{i=3} = P_m, \text{ while } P_m = \max[f(x_j)] \& P_m > p_2 \\ \dots \\ p_{i=5} = P_m, \text{ while } P_m = \max[f(x_j)] \& P_m > p_4 \end{cases} \quad (8)$$

在一维旁瓣光束曲线中, $f(x_j)$ 灰度值最大位置 P_m 对应真实的波峰 p_1 , $f(x_j)$ 灰度值次大位置 P_m 对应真实的波峰 p_2 , 以此类推。5 个波峰环所对应的真实波峰位置分别为 p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 。

2.2.5 上升沿、下降沿、脉冲宽度等波峰参数计算

对于任意一个真实的波峰来说, 上升沿宽度是波峰位置与紧邻左边波谷位置之间的差值, 下降沿宽度是波峰位置与紧邻右边波谷位置之间的差值, 脉冲宽度是紧邻右边波谷位置与紧邻左边波谷位置之间的差值。

对于第 i 个真实的波峰来说, 波峰区域分割结果如下: 第 i 个真实的波峰对应区间 $[S_m, S_{m+1}]$, 波峰脉冲宽度为 $S_{m+1} - S_m + 1$, 上升沿宽度为 $P_m - S_m + 1$, 上升沿

区间为 $[S_m, P_m]$, 下降沿宽度为 $S_{m+1} - P_m$, 下降沿区间为 $[P_m, S_{m+1}]$ 。

第 i 个真实的波峰灰度积分为一维曲线 $f(x_j)$ 在区间 $[S_m, S_{m+1}]$ 中所有像素灰度值之和, 其物理意义为激光功率密度随位置分布的积分值。第 i 个真实波峰的波峰参数用公式表示为

$$\begin{cases} R_i^{\text{area}} = [S_m, P_m] \\ R_i = P_m - S_m + 1 \\ F_i^{\text{area}} = [P_m, S_{m+1}] \\ F_i = S_{m+1} - P_m \\ W_i^{\text{area}} = [S_m, S_{m+1}] \\ W_i = S_{m+1} - S_m + 1 \\ I_i = \text{sum}[f(x_j)], \text{ while } (S_m \leq x_j < S_{m+1}) \end{cases}, \quad (9)$$

式中: i 表示波峰编号, 取值范围为 $[1, 5]$, R_i^{area} 、 R_i 、 F_i^{area} 、 F_i 、 W_i^{area} 、 W_i 、 I_i 分别为第 i 个真实波峰环上升沿区间、上升沿、下降沿区间、下降沿、脉冲宽度区间、脉冲宽度、能量积分。

3 基于 NVPCA 图像增强的旁瓣弱光信号检测

NVPCA 变换主要是为了对原始图像进行图像增强处理, 提高图像的对比度和信噪比, 并抑制图像的背景信息。旁瓣弱光信号目标检测主要分为 6 个步骤: 1) 构建 9 维数据立方体; 2) NVPCA 变换; 3) 角度变换; 4) 检测任意方向一维光束曲线旁瓣波峰参数^[17-18]; 5) 生成每个波峰的极大值波峰环; 6) 确定最小可测信号。旁瓣弱光信号波峰参数检测流程如图 2 所示。

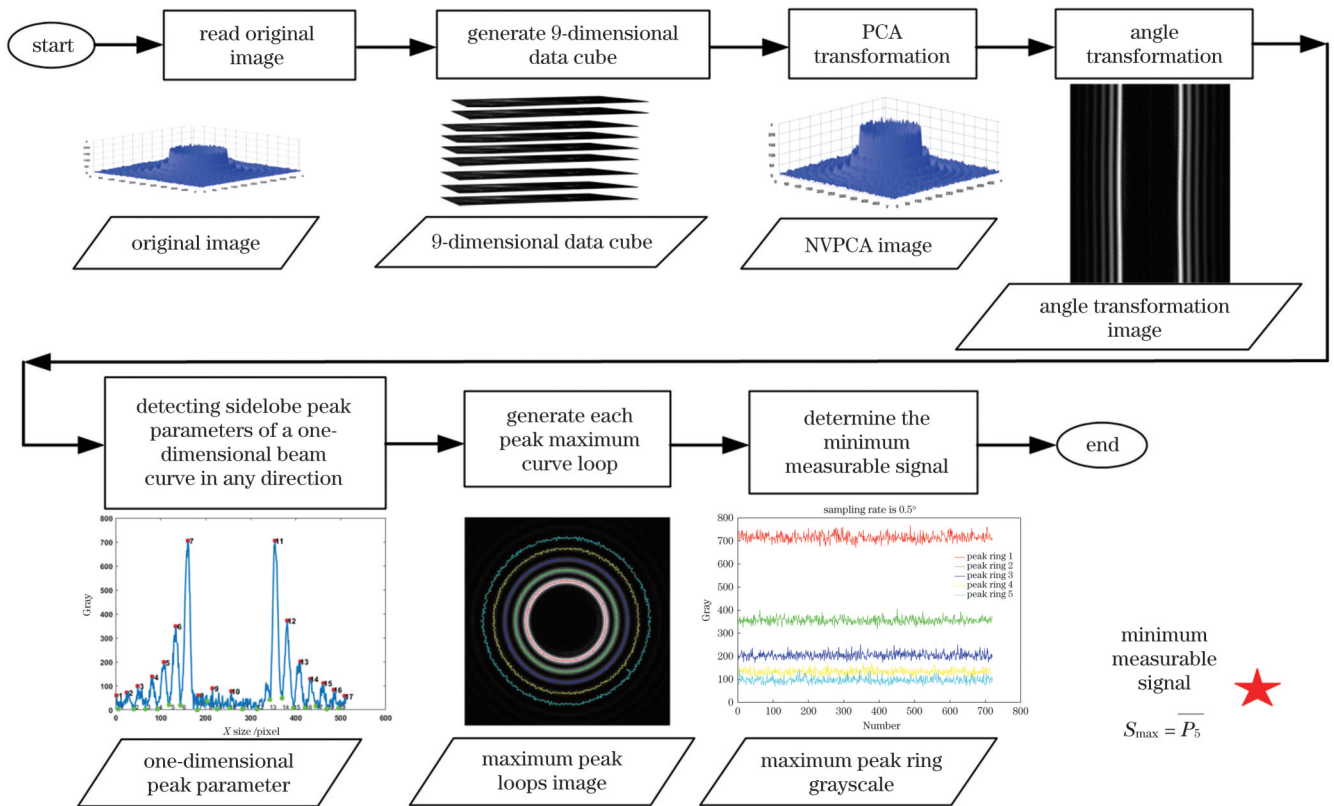


图 2 旁瓣弱光信号波峰参数检测流程图

Fig. 2 Flow chart of sidelobe weak signal peak parameter detection

3.1 构建多维数据立方体

构建数据立方体就是将一幅尺寸为 512×512 的二维旁瓣原始图像构建成尺寸为 $9 \times 512 \times 512$ 的 9 维数据立方体。旁瓣光束的原始图像如图 3(a) 所示。假设原始旁瓣图像为 $f(x, y)$, 则平移量等于 $[-1, -1]$ 的图像为 $f(x-1, y-1)$, 作为第 1 维; 平移量等于 $[-1, 0]$ 的图像为 $f(x-1, y)$, 作为第 2 维; 平移量等于 $[-1, 1]$ 的图像为 $f(x-1, y+1)$, 作为第 3 维; 平移量等于 $[0, -1]$ 的图像为 $f(x, y-1)$, 作为第 4 维; 原始图像 $f(x, y)$ 为第 5 维; 平移量等于 $[0, 1]$ 的图像为

$f(x, y+1)$, 作为第 6 维; 平移量等于 $[1, -1]$ 的图像为 $f(x+1, y-1)$, 作为第 7 维; 平移量等于 $[1, 0]$ 的图像为 $f(x+1, y)$, 作为第 8 维; 平移量等于 $[1, 1]$ 的图像为 $f(x+1, y+1)$, 作为第 9 维。则构建的 9 维数据立方体如图 3(b) 所示。

3.2 NVPCA 变换

9 维数据立方体经过 PCA 变换后每一维的图像如图 4 所示。PCA 变换后的第 1 维数据如图 4(a) 所示, 可见, 旁瓣图像的波峰信号增强效果非常明显。PCA 变换后第 2~4 维数据如图 4(b)~(d) 所示, 可以看出, 旁瓣图

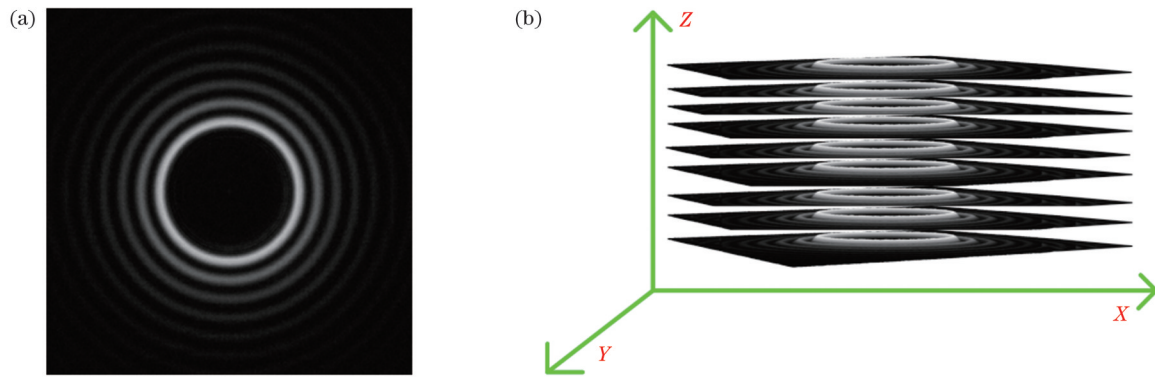


图3 构建多维数据立方体。(a)旁瓣光束原始图像;(b)多维数据立方体

Fig.3 Building a multi-dimensional data cube. (a) Original sidelobe laser image; (b) multi-dimensional data cube

像的波峰信号增强效果较低,波峰信号得到抑制,波峰信号基本上淹没在本底噪声中。经过PCA变换后,9维数据立方体的所有旁瓣图像信息全部集中在第1维,而且消除了各维数据之间的相关性。如果将每一维数据表示成向量形式,则每两个向量之间相互正交,相关系

数等于0。因此,选择PCA变换后的第1维数据作为NVPCA图像,如图4(a)所示。PCA变换过程中的特征值如图4(e)所示,第1维对应的特征值最大,其值为7348.48,其他维对应的特征值全部等于0,这说明第1维数据能够体现9维数据立方体的分布特征。

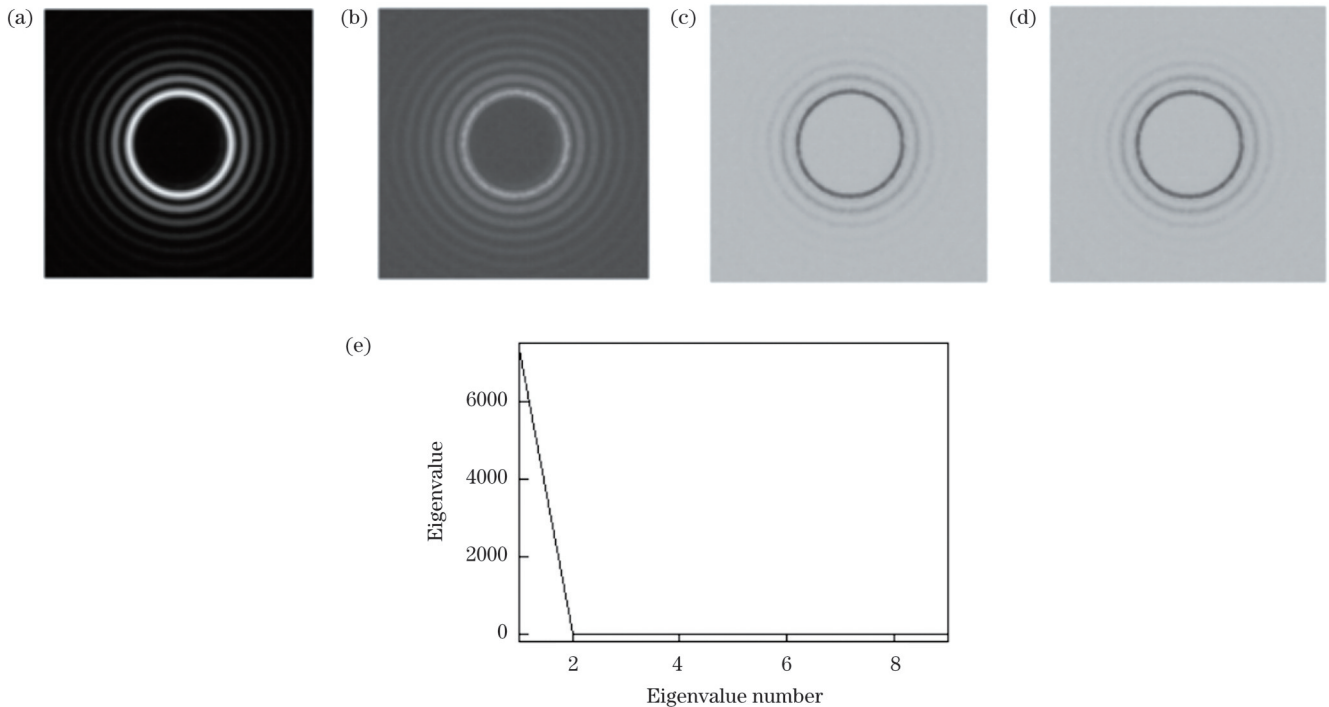


图4 NVPCA变换结果。(a)第1维图像;(b)第2维图像;(c)第3维图像;(d)第4维图像;(e)NVPCA变换特征值

Fig.4 NVPCA transformation results. (a) The first dimension image; (b) the second dimension image; (c) the third dimension image; (d) the fourth dimension image; (e) NVPCA transform eigenvalues

3.3 角度变换

角度变换就是对二维NVPCA变换旁瓣图像使用一定的角度间隔(0.5°)在全方向上进行一维曲线形式的采样操作。若每 0.5° 可以采样得到一条一维旁瓣光束曲线,则全方向 360° 可以采样得到720条一维旁瓣光束曲线。所有的一维旁瓣光束曲线使用矩阵 G 保存,矩阵尺寸为 720×512 ,矩阵 G 的数据为角度变换结果图像,如图5所示。

3.4 检测任意方向一维光束曲线旁瓣波峰参数

NVPCA变换一维旁瓣曲线的波峰参数检测结果($Y=256$ pixel)如图6和表1所示。从图6中可以看出,共检测出17个波峰,左半边波峰编号为1~7,右半边波峰编号为11~17所示。在主瓣区间 $[177, 340]$,共检测出3个极大值点,将其舍弃。此外,共检测出19个波谷位置。

对于左半边一维旁瓣曲线来说,第一波峰的左边波

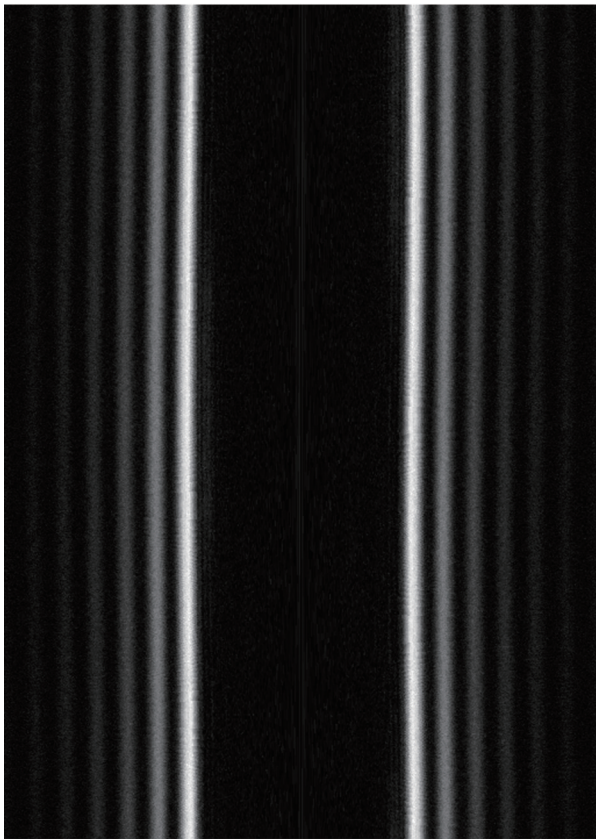


图5 角度变换结果图像

Fig. 5 Image of angle transformation result

谷和右边波谷位置编号分别为6和7,位置分别为146和177,上升沿和下降沿分别为13和19,脉冲宽度为32,极大值位置为159,极大值为556.51,灰度积分为7523.9。对于右半边一维旁瓣曲线来说,第一波峰的左边波谷和右边波谷编号分别为13和14,位置为342和370,上升沿和下降沿分别为14和17,脉冲宽度为31,极大值位置为354,极大值为543.42,灰度积分为7515.5。

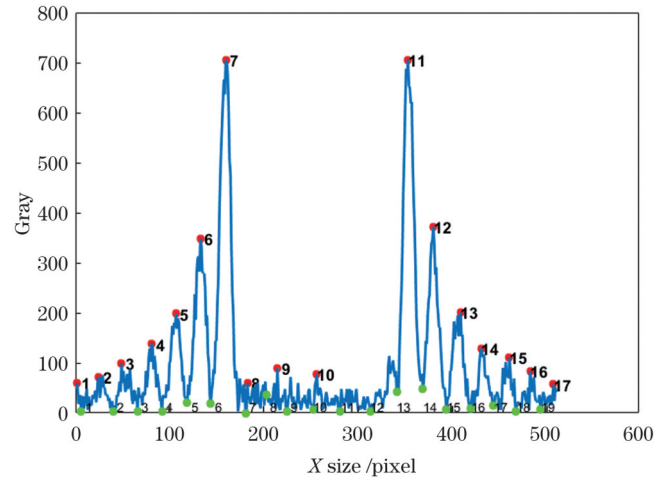


图6 NVPCA 变换一维旁瓣曲线的波峰参数检测结果 (Y=256 pixel)

Fig. 6 Peak parameter detection results of NVPCA transform one-dimensional sidelobe curve (Y=256 pixel)

表1 NVPCA 变换一维旁瓣曲线的波峰参数检测结果 (Y=256 pixel)

Table 1 Peak parameter detection results of NVPCA transform one-dimensional sidelobe curve (Y=256 pixel)

Sidelobe No.	Peak No.	Pos. X	Peak value	Rise/fall	Pulse width	Gray integration	Peak parameter detection results of NVPCA transform one-dimensional sidelobe curve (Y=256 pixel)					
							Peak No.	Pos. X	Peak value	Rise/fall	Pulse width	Gray integration
							Left					
1	7	160	705.46	16/22	38	9993.5	11	354	705.46	12/17	29	9627.3
2	6	133	348.23	14/12	26	4662.0	12	381	372.24	11/15	26	4602.0
3	5	107	198.13	15/13	28	2656.7	13	410	201.13	15/12	27	2647.7
4	4	81	138.09	15/12	27	1705.1	14	432	129.08	11/14	25	1383.9
5	3	49	99.06	9/18	27	1182.8	15	462	111.07	17/8	25	762.5
							Right					

3.5 生成每个波峰的极大值波峰环

按照 0.5° 的采样间隔,角度变换共生成了 720 条一维旁瓣波峰曲线,所有曲线一共获得了 720 个第 1 波峰极大值。将所有极大值位置所对应的坐标用曲线连接起来,便生成了一个第 1 波峰的极大值波峰环,如图 7 红色曲线所示,其平均半径为 97.4181;同理,第 2~5 波峰也可以分别生成对应的极大值波峰环,分别如图 7 中的绿色、蓝色、黄色、浅蓝色曲线所示,其平均半径依次为 124.7125、150.8597、177.3792、203.5417。极大值波峰环的检测结果显示了任意方向上每个波峰位置与旁瓣图像中心的距离。

每个极大值波峰环的形态特征展示了每个波峰在不同方向上极大值位置的分布情况。一条波峰环越接

近于理想的圆形,说明该波峰在不同方向上的极大值位置分布越靠近理想的圆轮廓;一条波峰环越曲折,说明该波峰在不同方向上的极大值位置分布越远离理想的圆轮廓,分布突变越大。第 1、2、3 波峰环更接近于理想的圆形,说明噪声对这 3 个旁瓣波峰的影响较小;第 4、5 波峰环更加曲折,波峰位置越偏离理想的波峰位置,说明噪声对更外围波峰信号的影响较大。

在图 7 中,极大值波峰环检测结果体现了任意方向(0°~360°)每个波峰位置与旁瓣中心位置(256,256)的距离。例如,当角度变换方向为 30° 时,第 1 波峰环的波峰位置为(342.17,304.75),峰值为 714.47,到中心位置的距离为 99,第 2 波峰环的波峰位置为(366.54,318.54),峰值为 363.2376,到中心位置的距离为 127。

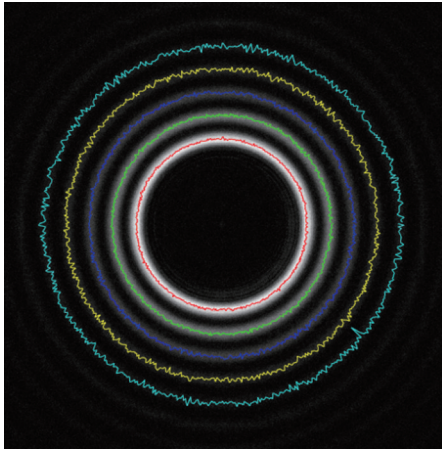


图 7 极大值波峰环检测结果

Fig 7 Maximum wave peak loops detection results

为了展示任意方向($0^\circ \sim 360^\circ$)5个波峰环波峰位置的灰度分布情况,绘制5个极大值波峰环在各个方向上的灰度最大值曲线,如图8所示,其中横坐标为角度编号,取值范围为0~720,纵坐标为波峰灰度值。可以看出:第1波峰环的灰度值比其他波峰环都大,最大值为765.5007,最小值为669.4379,均值为715.3387;第5波峰环的灰度值绝大多数都比其他波峰环小,最大值为147.0962,最小值为69.0452,均值为96.9051。第1~5波峰环的灰度均值分别为715.3387、355.7494、204.6672、133.5457、96.9051。依据文献[4]中公式(21)的表示方式,每个波峰环的灰度均值分别表示为 $\bar{P}_1=715.3387$ 、 $\bar{P}_2=355.7494$ 、 $\bar{P}_3=204.6672$ 、 $\bar{P}_4=133.5457$ 、 $\bar{P}_5=96.9051$ 。此外,依据文献[4]对动态范围比值的计算公式(21),用 S_{\max} 表示旁瓣光束的最小可测旁瓣波峰信号,需要根据本底噪声分布情况从 $\bar{P}_1, \bar{P}_2, \dots, \bar{P}_5$ 中选择一个值作为最小可测信号 S_{\max} 。

3.6 确定最小可测信号

获得多个波峰信号后,需要从多个波峰信号中选择一个值作为最小可测信号 S_{\max} 。此时首先需要解决

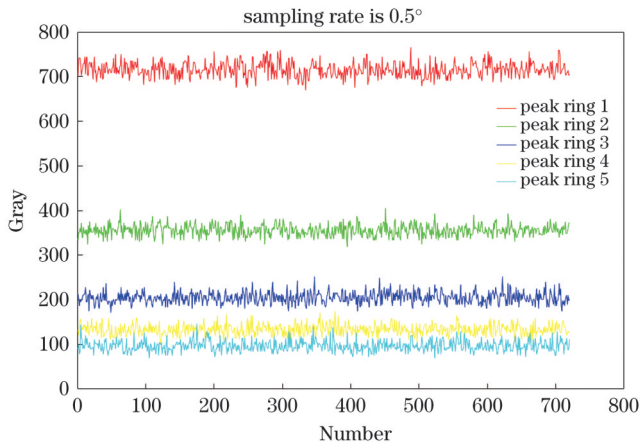


图 8 5个极大值波峰环在各个方向上的灰度最大值曲线 (NVPCA变换后)

Fig. 8 Gray scale maximum curves of 5 maximum wave peak loops in each direction (after NVPCA transformation)

的是最小可测信号的判别标准,而这就需要结合噪声旁瓣图像的背景噪声和多个波峰信号值来选择。笔者提出了新的最小可测旁瓣波峰信号 S_{\max} 的判别标准,以便为最终远场动态范围比值($D=C_{\max}/S_{\max}$)的计算作准备^[3]。具体策略为:统计每个旁瓣波峰极大值圆环的灰度均值,将各个旁瓣波峰极大值圆环的灰度均值与本底噪声进行比较,选择最小且大于LCM目标分离阈值的旁瓣波峰灰度均值作为整个旁瓣光束的最小可测旁瓣波峰信号。其中: D 表示远场的动态范围比值; C_{\max} 表示重构图像的灰度最大值; S_{\max} 表示旁瓣光束的最小可测旁瓣波峰信号;下标max表示所测得的所有波峰灰度极大值的均值,而不是所有波峰周围波谷位置的灰度最小值。

确定最小可测信号需要确定一个分割阈值 T_l ,当旁瓣图像灰度大于或者等于 T_l 时,当前位置为有效的旁瓣目标信号;当旁瓣图像灰度小于 T_l 时,当前位置为本底噪声信号。结合远场焦斑图像的特点,选择具有代表性的LCM目标探测阈值分割公式,能够实现旁瓣图像本底噪声和旁瓣图像有效信号的分离。LCM用于目标探测的阈值计算公式^[10]为

$$T_l = \bar{I} + k \times \sigma_I, \quad (10)$$

式中: \bar{I} 为最终对比图的灰度均值; σ_I 为最终对比图的灰度标准差; k 的取值范围为3~5^[10]。

在文献^[10]给出的LCM公式中,灰度均值和方差值均从对比图中获得。本次实验选择第5波峰环外半径大于213的像素组成的图像作为潜在本底噪声计算图像,其共包含119651个像素,灰度均值为29.369245,灰度标准差为17.005871。目标分割阈值计算结果如表2所示。当 $k=3$ 时, $T_l=80.3869$,所有 \bar{P}_i 大于 T_l ,所以最小可测信号 $S_{\max}=96.9051$;当 $k=4$ 时, $T_l=97.3927$, \bar{P}_4 大于 T_l , \bar{P}_5 小于 T_l ,所以最小可测信号 $S_{\max}=133.5457$;当 $k=5$ 时, $T_l=114.3986$, \bar{P}_4 大于 T_l , \bar{P}_5 小于 T_l ,所以最小可测信号 $S_{\max}=133.5457$ 。由于 $k=3$ 时的阈值 T_l 更小,能够检测出所有波峰的 \bar{P}_i ,所以选择 $k=3$ 为最小可测信号阈值分割参数。

表 2 最小可测信号选择
Table 2 Minimum measurable signal selection

Peak ring		Threshold				
Ring No.	\bar{P}_i	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
		46.3786	63.3824	80.3943	97.3925	114.4023
1	715.3436	OK	OK	OK	OK	OK
2	355.7512	OK	OK	OK	OK	OK
3	204.6734	OK	OK	OK	OK	OK
4	133.5523	OK	OK	OK	OK	OK
5	96.9533	OK	OK	OK	NO	NO
6	76.4709	OK	OK	NO	NO	NO

4 分析与讨论

本次实验所用计算机硬件参数为:3.00 GHz Intel Core i5 CPU,3 GB RAM。软件运行环境为:Win 7 64 位操作系统,MATLAB R2016b。实验数据分析的目的主要是体现该方法在提高图像信噪比和对比度上的优点,以佐证 NVPCA 算法是一个很有用的图像增强算法。

4.1 NVPCA 图像增强效果定性分析

对于图像的增强,主要从空间域和频域两个角度进行处理。空间域图像增强通过设计不同的模板来实现对图像的去噪、细化和锐化等操作。频域图像增强主要通过傅里叶变换将空间域变换到频率域,利用低通滤波器对背景噪声信号进行滤波,对真实信号的影

响不是很大。传统的空域和频域滤波对旁瓣弱光信号图像的增强效果十分有限。

为了说明 NVPCA 变换对图像增强的效果,首先对原始旁瓣图像的基本信息进行简要说明。原始旁瓣图像如图 9 所示。原始旁瓣图像具有以下特征:1) 从内向外包含了半径依次增大、灰度依次减小的圆环,每个圆环对应一个旁瓣波峰环;2) 从内到外,波峰环和波谷环交替出现;3) 整个旁瓣图像包含的波峰环多于 7 个,更外围的波峰环半径更大,灰度值更弱,相邻两个波峰环之间的间隔大致相等;4) 在纹影小球遮挡区域内,纹影小球区域包含较弱的本底噪声信号。原始旁瓣图像的基本参数如下:图像尺寸为 512 pixel \times 512 pixel,灰度最大值为 600.3927,最小值为 0.0338,均值为 59.3446,均方差为 85.7759。

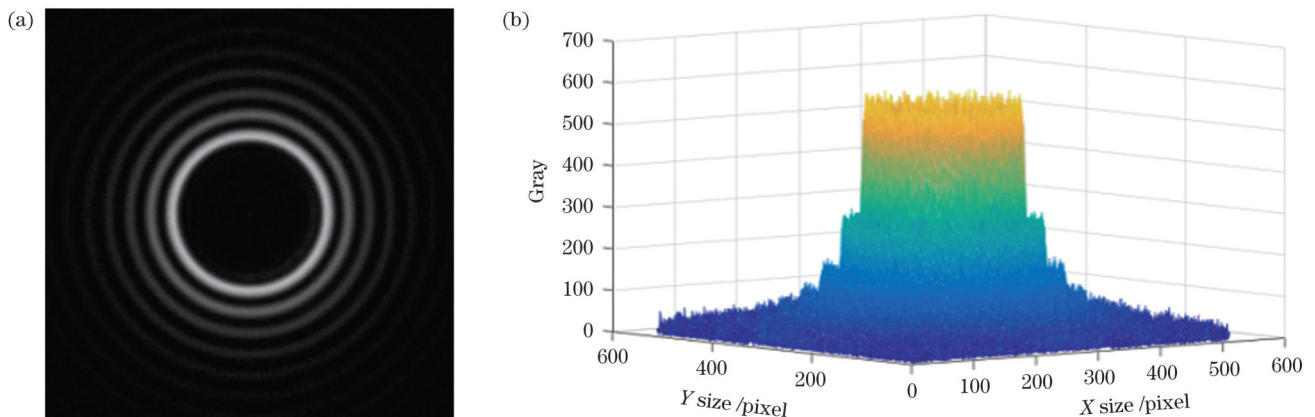


图 9 原始旁瓣图像。(a)二维图像;(b)三维图像

Fig. 9 Original sidelobe images. (a) Two-dimensional image; (b) three-dimensional image

NVPCA 图像增强效果如图 10 所示,其中图 10(a)为二维 NVPCA 变换旁瓣图像,图 10(b)为三维 NVPCA 变换旁瓣图像。对比图 9(a)和图 10(a)可以发现两幅图像的特征基本相同,NVPCA 变换旁瓣图像的每个波峰环的亮度比原始旁瓣图像对应的每个波峰环的亮度更高。这说明经过 NVPCA 变换后,旁瓣图像对比度增强效果比较明显。NVPCA 变换旁瓣图

像的基本参数如下:图像尺寸为 512 pixel \times 512 pixel,灰度最大值为 765.5007,最小值为 0,均值为 74.4126,均方差为 109.7992,三维原始旁瓣图像的灰度最大值大于 700。类似地,为了说明 NVPCA 变换后旁瓣波峰的分布特征,对一维 NVPCA 旁瓣曲线的各个波峰参数进行检测。NVPCA 变换一维旁瓣曲线的波峰参数检测结果($Y=256$ pixel)如图 10 所示。

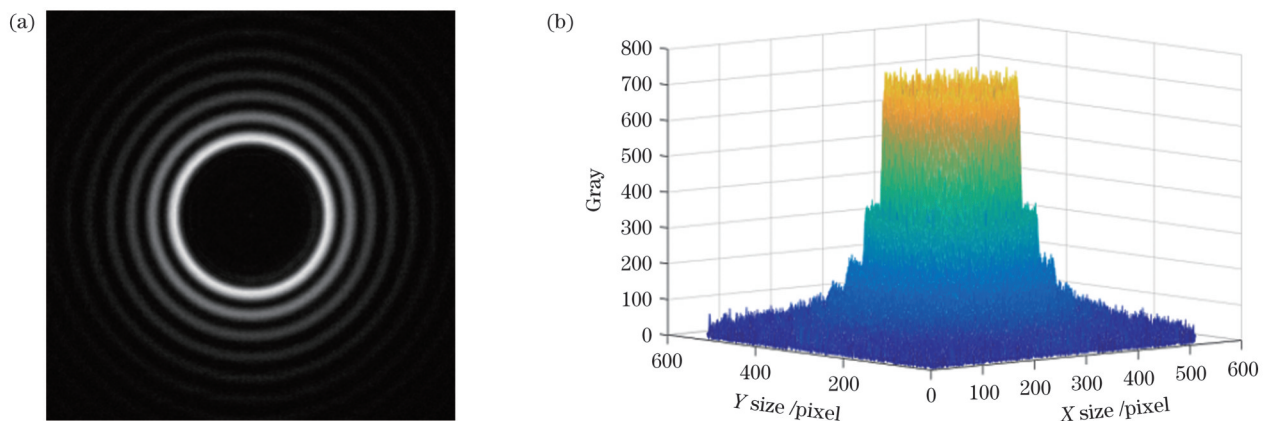


图 10 NVPCA 变换旁瓣图像。(a)二维图像;(b)三维图像

Fig. 10 NVPCA transformation sidelobe images. (a) Two-dimensional image; (b) three-dimensional image

为了定性说明 NVPCA 变换对旁瓣图像各波峰信号的增强效果,将原始一维旁瓣曲线 ($Y=256$ pixel) 与 NVPCA 变换一维旁瓣曲线 ($Y=256$ pixel) 的各波峰参数进行比较,比较结果如图 11 所示。比较两条曲线的波峰检测结果可以看出:1) 两条曲线的波峰编号相同;2) NVPCA 变换一维旁瓣曲线的峰值比原始一维旁瓣曲线峰值高,并且第 1 波峰的峰值增强幅度最大,第 2~6 波峰增强幅度依次减小。两条曲线的波峰编号相同说明 NVPCA 变换没有改变波峰在 X 方向上的位置,改变的只是 Y 方向的波峰灰度值。此外,两条曲线的波谷位置也完全相同。

图 11 主要从宏观上对 NVPCA 变换前后的波峰信号进行了比较。为了定量说明 NVPCA 变换对旁瓣图像各波峰信号的增强效果,计算得到了 NVPCA 变换后波峰信号相对于变换前的增强比例 ($Y=256$ pixel),如表 3 所示。表 3 中,第 5 列为原始一维旁瓣曲线上每个波峰的灰度值,第 6 列为 NVPCA 变换一维旁瓣曲线上每个波峰的灰度值,第 7 列为波峰灰度值的增强比例 (R_{gray})。左边第 1 波峰灰度值从 553.11 增强为 705.46,波峰增强比例为 1.2754;右边第 1 波峰灰度值从 543.42 增强为 705.46,波峰增强比例 1.2982。5 个波峰幅值增强最大的是右边第一波峰,增值为 162.04。5 个波峰的峰值增强比例最大值为 1.3403,最小值为 1.0625,均值为 1.2600。这说明经过 NVPCA 变换后,每个波峰信号

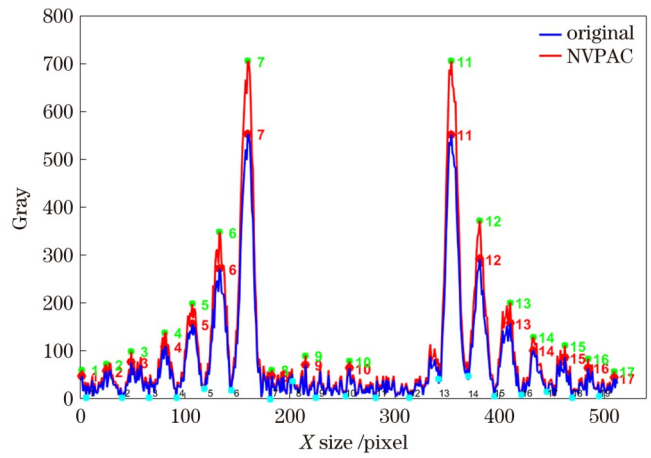


图 11 NVPCA 变换前后波峰信号的比较 ($Y=256$ pixel)
Fig. 11 Comparison of peak signal before and after NVPCA transformation ($Y=256$ pixel)

的灰度值都得到增强。第 1 波峰灰度增强的相对值最大,第 4~6 波峰灰度增强的相对值较小。第 9 列为原始一维旁瓣曲线上每个波峰的灰度积分,第 10 列为 NVPCA 变换一维旁瓣曲线上每个波峰的灰度积分,第 11 列为波峰的灰度积分增强比例 (R_{int})。左边第 1 波峰灰度积分从 7857.4 增强为 9993.5,增强比例 1.2719;右边第 1 波峰灰度积分从 7553.9 增强为 9627.3,波峰增强比例 1.2745。5 个波峰的灰度积分增强比例最大值为 1.2719,最小为 1.1767,均值为 1.2524。

表 3 NVPCA 变换对波峰信号的增强 ($Y=256$ pixel)
Table 3 Enhancement of peak signal by NVPCA transformation ($Y=256$ pixel)

Left or right	Side lobe No.	Peak No.	Pos. X	Peak gray value	NVPCA peak gray value	R_{gray}	Mean R_{gray}	Gray integration	NVPCA gray integration	R_{int}	Mean R_{int}
Left	1	6	160	553.11	705.46	1.2754	1.2600	7857.4	9993.5	1.2719	1.2524
	2	5	133	271.83	348.23	1.2811					
	3	4	107	156.29	198.13	1.2677					
	4	3	82	108.94	138.09	1.2676					
	5	2	49	77.00	99.06	1.2865					
Right	1	11	354	543.42	705.46	1.2982	1.2745	7553.9	9627.3	1.2745	
	2	12	381	290.45	372.24	1.2816					
	3	13	410	162.31	201.13	1.2392					
	4	14	432	121.49	129.08	1.0625					
	5	15	462	82.87	111.07	1.3403					

4.2 NVPCA 变换前后最小可测信号提取结果分析

为了展示 NVPCA 变换对旁瓣图像波峰信号的增强效果,将 NVPCA 变换前后的 5 个波峰环在所有方向 ($0^\circ \sim 360^\circ$) 上的波峰灰度极大值进行比较,如图 12 所示。该图共分为两部分,① 表示第 1 部分,为 NVPCA 变换前 5 个波峰环在所有方向上的灰度峰值,第 1~5 波峰环灰度极大值分别使用不同颜色的离散点进行标

识。② 表示第 2 部分,为 NVPCA 变换后 5 个波峰环在所有方向上的灰度峰值,第 1~5 波峰环灰度极大值分别使用不同颜色的曲线进行标识。可以看出:NVPCA 变换后的 5 个波峰环的灰度极大值都比变换前的大,第 1、第 2、第 3 波峰环灰度的相对增值较大,第 4、第 5 波峰环的相对增值较小。由于待选最小可测信号一般为第 4 和第 5 波峰环,因此接下来要就 NVPCA 变换对最

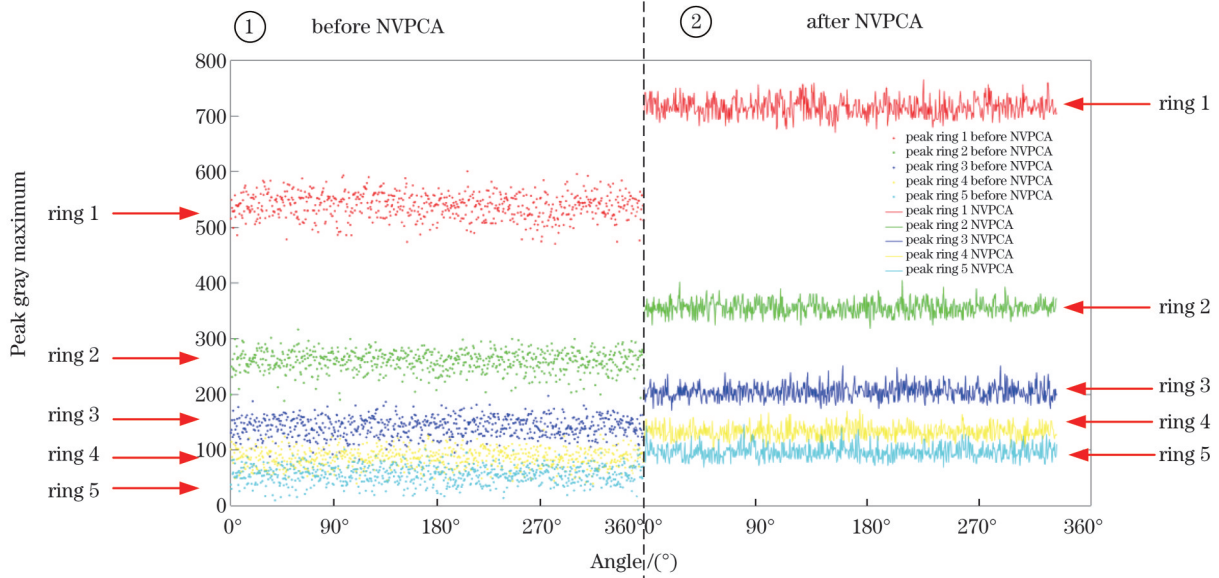


图 12 NVPCA 变换前后 5 个波峰环在所有方向(0°~360°)上的波峰灰度极大值比较

Fig. 12 Comparison of peak gray maximum in all directions (0°~360°) of 5 peak loops before and after NVPCA transformation

小可测信号检测的提升作用作进一步分析。

NVPCA 变换虽然提高了第 1、第 2、第 3 波峰环的灰度均值,但这三个波峰环的灰度均值都很大,是非常明显的可测信号,不属于最小可测信号的待选目标。一般地,外围的第 4、第 5 波峰环的灰度均值介于本底

噪声与实际有效测量信号之间,与本底噪声信号的差值较小,是最小可测信号的待选目标。为了说明 NVPCA 变换对最小可测信号选择的提升作用,将 NVPCA 变换前后最小可测信号的选择结果进行比较,结果如表 4 所示。

表 4 NVPCA 变换前后最小可测信号的选择结果

Table 4 Minimum measurable signal selection results before and after NVPCA transformation

Type	Peak ring		Threshold (T_I)			Select
	Ring No.	\bar{P}_i	$k=3$	$k=4$	$k=5$	
Before NVPCA			63.8376	77.0646	90.2916	
	1	538.9406	OK	OK	OK	
	2	259.9234	OK	OK	OK	$k=3$
	3	142.4719	OK	OK	OK	$T_I=63.8376$
	4	86.3778	OK	OK	NO	Ring No:4
	5	56.5307	NO	NO	NO	$S_{max}=56.5307$
After NVPCA			80.3869	97.392	114.3986	
	1	715.3387	OK	OK	OK	
	2	355.7494	OK	OK	OK	$k=3$
	3	204.6672	OK	OK	OK	$T_I=80.38696$
	4	133.5457	OK	OK	NO	Ring No:5
	5	96.9051	OK	NO	NO	$S_{max}=96.9051$

最小可测信号的选择需要与目标探测阈值 T_I 进行比较。具体地,确定最小可测信号的准则为:1) 确定目标探测阈值 T_I ; 2) 将每个极大值波峰环的灰度均值与 T_I 进行比较,大于阈值 T_I 的极大值波峰环的灰度均值为待选目标; 3) 在所有的待选目标中,选择最小的极大值波峰环的灰度均值为最小可测信号。由表 4 可以看出:当 $k=3$ 时, NVPCA 变换前的目标探测阈值

$T_I=63.8376$, 第 4、第 5 极大值波峰环的灰度均值分别为 $\bar{P}_4=86.3778$, $\bar{P}_5=56.5307$ 。这说明只有待选目标 \bar{P}_4 为最小可测信号,即 NVPCA 变换前的最小可测信号位于第 4 波峰环。当 $k=3$ 时, NVPCA 变换后的目标探测阈值 $T_I=80.3869$, 第 4、第 5 极大值波峰环的灰度均值分别为 $\bar{P}_4=133.5457$, $\bar{P}_5=96.9051$ 。 \bar{P}_4 和 \bar{P}_5 都大于 T_I , 这说明待选可测信号为两个目标, 其值分别为

\bar{P}_4 和 \bar{P}_5 , 又因为 $\bar{P}_5 < \bar{P}_4$, 所以 NVPCA 变换后的最小可测信号位于第 5 波峰环, 其值为 96.9051。相比 NVPCA 变换前, NVPCA 变换后的最小可测信号的位置向旁瓣图像更外围移动, 最小可测信号 $S_{\max} = 96.9051$, 用公式表示为 $S_{\max} = \min(\bar{P}_4, \bar{P}_5)$ 。

经过以上处理过程获得的最小可测信号 S_{\max} 还不能作为计算动态范围比值的最终的最小可测信号, NVPCA 变换增强后的图像只是用来确定最小可测信号位置的, 而最终的最小可测信号的真实幅值需要从图 9(a) 所示原始旁瓣图像中第 5 波峰环所对应的灰度值中获得。这是因为 NVPCA 在图像增强过程中不仅扩大了最小可测信号与周围背景幅值的相对差值, 还可能增大了最小可测信号的绝对幅值。根据动态范围比值的计算公式, 最小可测信号是作为分母参与运算的, 其值变化对于动态范围比值的影响较大。因此, 选择原始旁瓣图像相对应位置处的幅值作为最小可测信号的最终有效值。故而, 最终可测信号为 NVPCA 变换前第 5 极大值波峰环的均值, 即 $\bar{P}_5 = 56.5307$, 亦即最终的最小可测信号 $S_{\max} = 56.5307$ 。

通过从原始旁瓣图像中复原最终的最小可测信号, 达到了以下目的: 1) 通过 NVPCA 变换获得了满足 LCM 阈值分割公式且处于旁瓣图像更外围的最小可测信号; 2) 从 NVPCA 变换图像第 5 波峰环对应的原始旁瓣图像第 5 波峰环位置复原最终的最小可测信号, 得到了比 NVPCA 变换前更加小的最小可测信号, 从而获得了比 NVPCA 变换前更高的动态范围比值。

根据文献 [10], 重构图像的最大灰度值 $C_{\max} = 704855$, 则 NVPCA 变换前的动态范围比值 $D = C_{\max} / S_{\max} = 704855 / 86.3778 \approx 8160.1$, NVPCA 变换后的动态范围比值 $D = C_{\max} / S_{\max} = 704855 / 56.5307 \approx 12469$ 。因此, NVPCA 变换后, 动态范围比值是变换前的 1.528 倍 ($12469 / 8160.1 \approx 1.528$ 倍)。

4.3 任意方向一维曲线波峰参数检测结果分析

4.3.1 二维平面上任意方向一维曲线波峰参数检测

在二维平面中, 任意方向上第 i 个波峰的下降沿是波谷 t_i 与波峰 p_i 之间的距离, 则一维旁瓣曲线在 θ 方向上的第 i 个波峰的上升沿、下降沿、脉冲宽度计算步骤如下。

1) 计算一维旁瓣曲线在 θ 方向上第 i 个波峰的上升沿长度 R_i 。

计算第 i 个波峰上升沿起始位置 (S_i^x, S_i^y) 、结束位置 (E_i^x, E_i^y) 和上升沿长度 R_i , 计算公式为

$$\begin{cases} S_i^x = 256 + (V_i - 256) \cos(\theta) \\ S_i^y = 256 - (V_i - 256) \sin(\theta) \\ E_i^x = 256 + (P_i - 256) \cos(\theta) \\ E_i^y = 256 - (P_i - 256) \sin(\theta) \\ R_i = \sqrt{(S_i^x - E_i^x)^2 + (S_i^y - E_i^y)^2} \end{cases}, \quad (11)$$

式中: i 表示波峰编号, 取值范围为 $[1, 6]$; P_i 为一维旁瓣曲线在 θ 方向上第 i 个波峰的位置; V_i 为一维旁瓣曲线在 θ 方向上第 i 个波峰左边的波谷位置; R_i 为第 i 个波峰的上升沿宽度; θ 为采样角度, 单位为 rad。

2) 计算一维旁瓣曲线在 θ 方向上第 i 个波峰的下降沿长度 F_i 。

计算第 i 个波峰下降起始位置 (S_i^x, S_i^y) 、结束位置 (E_i^x, E_i^y) 和下降沿长度 F_i , 用公式表示为

$$\begin{cases} S_i^x = 256 + (P_i - 256) \cos(\theta) \\ S_i^y = 256 - (P_i - 256) \sin(\theta) \\ E_i^x = 256 + (V_{i+1} - 256) \cos(\theta) \\ E_i^y = 256 - (V_{i+1} - 256) \sin(\theta) \\ F_i = \sqrt{(S_i^x - E_i^x)^2 + (S_i^y - E_i^y)^2} + 1 \end{cases}, \quad (12)$$

式中: V_{i+1} 为一维旁瓣曲线在 θ 方向上第 i 个波峰右边的波谷位置; F_i 为第 i 个波峰下降沿宽度。

3) 计算一维旁瓣曲线在 θ 方向上第 i 个波峰的脉冲宽度 W_i , 计算公式为

$$W_i = F_i + R_i. \quad (13)$$

4.3.2 按照新的采样点个数进行角度变换

在图 7 中, 角度变换是选择 0.5° 的角度间隔进行采样的, 在全方向上只能获得 720 个采样点。第 1 波峰环的半径较小, 相邻两个采样角度的波峰位置分布比较密; 由内向外随着波峰环半径增大, 相邻两个采样角度的波峰位置变得稀疏, 如图 13(a) 所示。为了在外围波峰环获得更加稠密的波峰点, 将采样间隔缩小, 缩小至 0.125° , 此时获得的波峰环在各个方向上的极大值位置如图 13(b) 所示。

为了详细介绍基于角度变换的旁瓣波峰参数检测过程, 分别使用二维平面方式进行说明, 如图 14 所示。原始二维旁瓣图像如图 14(a) 所示。在图 14(b) 中, 扇形区域是 $30^\circ \sim 60^\circ$ 之间对应的角度变换采样区间。经过角度变换后, 获得了如图 14(c) 所示的角度变换图像, 图像尺寸为 $240 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$, 其中第 1 行为 30° 采样曲线, 第 120 行为 45° 采样曲线, 第 240 行为 60° 采样曲线。 $30^\circ \sim 60^\circ$ 变换图像的三维显示如图 14(d) 所示。

4.3.3 使用二维平面方式展示一维旁瓣曲线波峰检测结果

选择 0.125° 角度采样间隔对二维原始旁瓣图像进行角度变换后, 每 0.125° 可采样得到一条旁瓣光束曲线, 全方向 360° 可采样得到 2880 条旁瓣光束曲线。将所有的旁瓣光束曲线保存在大小为 2880×512 的矩阵 G 中, 对每一行旁瓣光束曲线全部进行旁瓣波峰参数检测, 共获得 5 个极大值波峰环, 如图 15(a) 所示。

为了说明一维旁瓣光束曲线波峰参数检测结果与二维旁瓣图像的对应关系, 对二维旁瓣图像上 $30^\circ \sim 60^\circ$ 扇形区间进行局部放大。选择图 15(b) 中的矩形

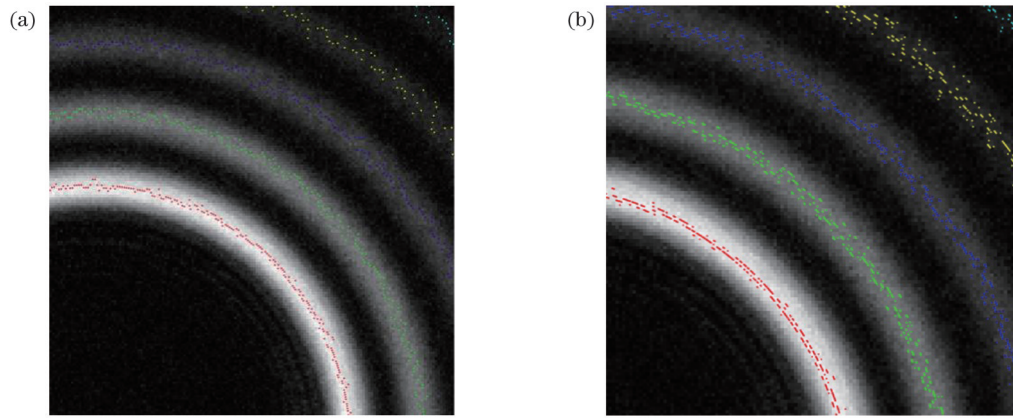


图 13 不同采样角度间隔下极大值波峰环的比较。(a)采样间隔为 0.5° ,采样点数为720;(b)采样间隔为 0.125° ,采样点数为2880
Fig. 13 Comparison of peak loops with different sampling angle intervals. (a) Sampling interval is 0.5° and sampling points is 720; (b) sampling interval is 0.125° and sampling points is 2880

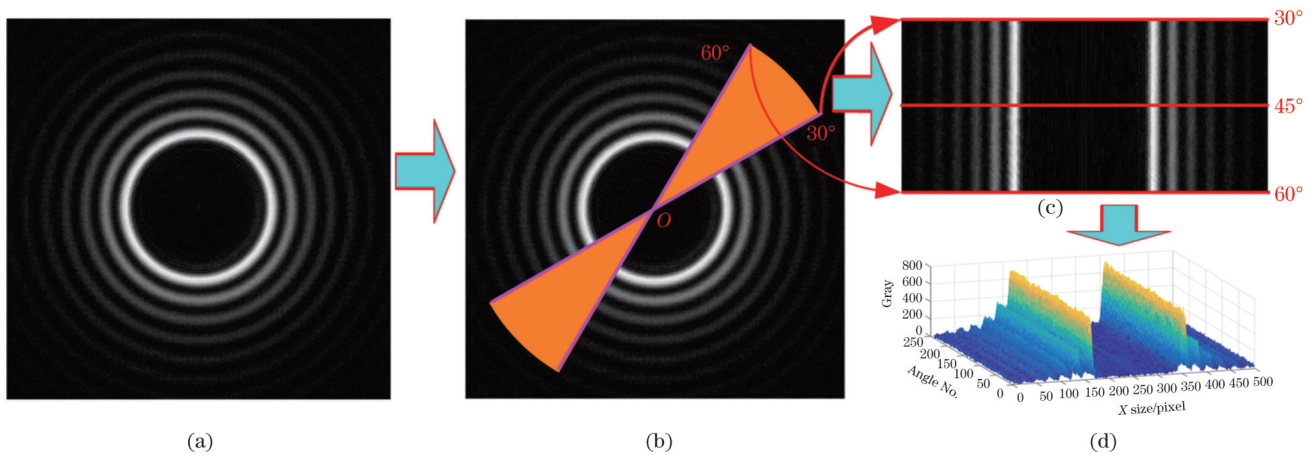


图 14 角度变换示意图($30^\circ \sim 60^\circ$)
Fig. 14 Schematic diagrams of angle transformation (30° to 60°)

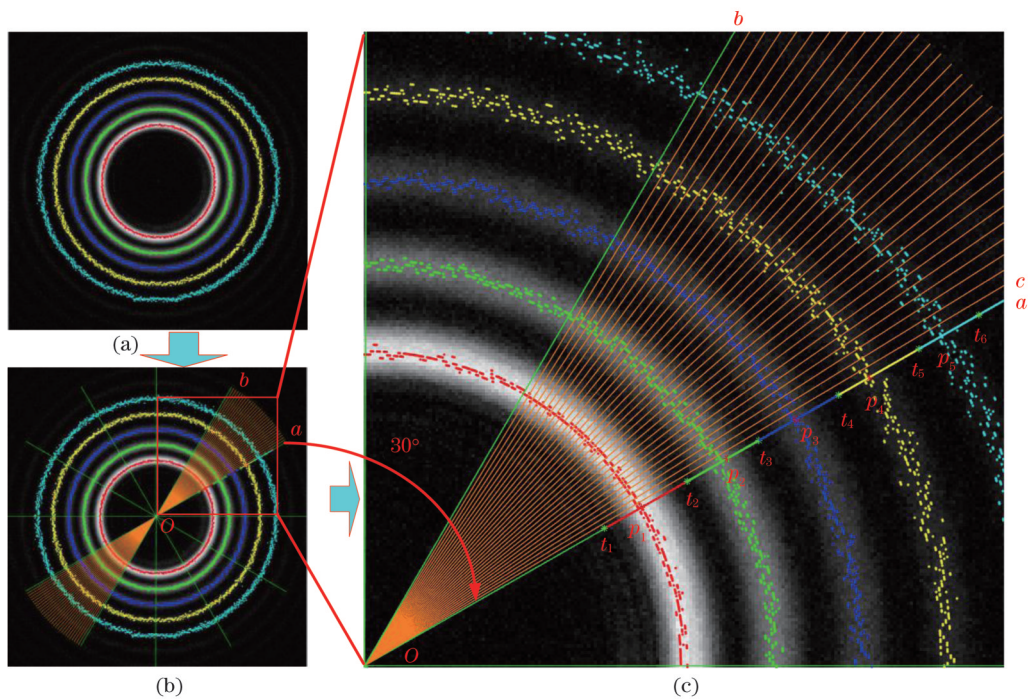


图 15 用二维平面方式展示一维旁瓣曲线波峰参数检测结果(30°)
Fig. 15 Display of one-dimensional sidelobe curve peak parameter detection results in 2D plane mode (30°)

区域,二维旁瓣图像在 $30^\circ\sim 60^\circ$ 扇形区间的局部放大结果如图 15(c) 所示。为了清晰地展示角度变换过程中 $30^\circ\sim 60^\circ$ 扇形区间一维旁瓣曲线与二维原始旁瓣图像上采样点的对应关系,每条从原点出发的直线对应一条旁瓣曲线的右半边。例如:直线 oa 相应坐标的灰度值所构成的曲线生成 30° 一维旁瓣曲线,直线 ob 相应坐标的灰度值所构成的曲线生成 60° 一维旁瓣曲线,每条曲线之间相差 1° ,直线 oa 对应 30° ,直线 oc 对应 31° 。在图 15(c) 中, oa 直线上共标识了 11 个点,其中:5 个点为波峰点,第 1~5 波峰点分别用 p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 标识;6 个点为波谷点,第 1~5 波峰点的左边波谷位置分别用 t_1, t_2, t_3, t_4, t_5 标识,第 1~5 波峰点的右边波谷位置分别用 t_2, t_3, t_4, t_5, t_6 标识,线段 t_1p_1 为第 1 波峰上升沿,线段 p_1t_2 为第 1 波峰下降沿,线段 t_5p_5 为第 5 波峰上升沿,线段 p_5t_6 为第 5 波峰下降沿。第 1 波峰的具体参数如下:位置 $p_1=353$,灰度值为 756.49,上升沿为 $[t_1, p_1]=[340, 353]$,上升沿宽度值为 13,下降沿为 $[p_1, t_2]=[353, 369]$,下降沿宽度值为 17,脉冲宽度为 $t_2-t_1=29$ 。第 5 波峰的具体参数如下:位置 $p_5=485$,灰度值为 117.08,上升沿为 $[t_5, p_5]=[450, 458]$,上升沿宽度值为 8,下降沿为 $[p_5, t_6]=[458, 472]$,下降沿宽度值为 14,脉冲宽度为 $t_6-t_5=21$ 。第 2、第 3、第 4 波峰的具体参数如表 5 所示。

4.4 波峰参数检测结果验证

任意方向上一维旁瓣曲线的波峰参数通常采用一维曲线的方式进行展示^[3],如图 16 所示。为了明确一维曲线展示方式与二维平面展示方式之间的关系,将图 15(c) 中一维旁瓣曲线在 30° 方向上各波峰参数的检测结果(直线 oc 上)进行等价转换,转换为一维曲线展示方式。从图 16 中可以看出,5 个波峰环的波峰位置分别为 p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 ,这 5 个波峰环的波谷位置从左到右依次为 $t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6$ 。图 15 中波谷位置 t_i 与图 16 中的 t_i 相对应,图 15 中的波峰位置 p_i 与图 16 中的 p_i 相对应, i 的取值范围为 $[1, 6]$ 。第 1 波峰的左右波谷位置分别为 t_1 和 t_2 ,上升沿区间为 $[t_1, p_1]$,长度为 $p_1-t_1=13$,下降沿区间为 $[p_1, t_2]$,长度为 $t_2-p_1=17$,上升沿和

下降沿都使用红色曲线标识,灰度值 $P=756.49$ 。第 5 波峰的左右波谷位置分别为 t_5 和 t_6 ,上升沿区间为 $[t_5, p_5]$,长度为 $p_5-t_5=8$,下降沿区间为 $[p_5, t_6]$,长度为 $t_6-p_5=13$,上升沿和下降沿都使用浅蓝色曲线标识,灰度值为 117.08。

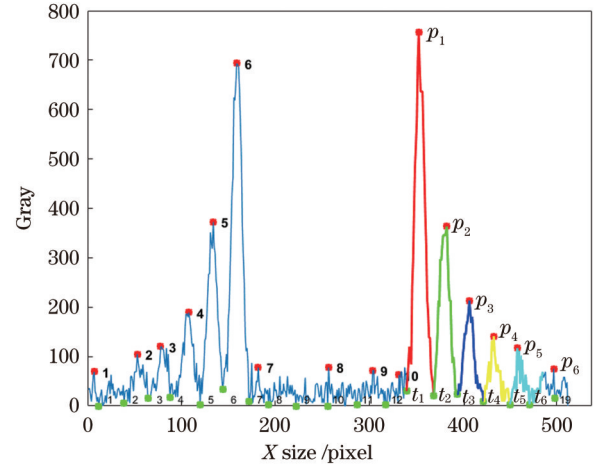


图 16 使用一维曲线方式展示一维旁瓣曲线波峰参数检测结果(30°)

Fig. 16 Display of one-dimensional sidelobe curve peak parameter detection results in 1D curve mode (30°)

在图 15 所示的二维平面中,任意方向上第 i 个波峰的下落沿是波谷 t_i 与波峰 p_i 之间的距离。以波峰 1 为例, $t_1=340, t_2=369, p_1=353, \theta=(30/180)\pi$,依据公式(11),左边波谷位置 $t_1=(S_1^x, S_1^y)=(214.6, 328.8)$,波峰位置 $p_1=(E_1^x, E_1^y)=(340.1, 207.7)$,则上升沿为 (S_1^x, S_1^y) 和 (E_1^x, E_1^y) 之间的距离, $R_i=13$,与表 5 中第 8 列第 2 行中的 Rise(为 13)一致。同理,依据公式(12),波峰位置 $p_1=(S_1^x, S_1^y)=(340.1, 207.7)$,右边波谷位置 $t_2=(E_2^x, E_2^y)=(354, 200)$,则下降沿为 (S_1^x, S_1^y) 和 (E_2^x, E_2^y) 之间的距离, $F_i=17$,与表 5 中第 8 列第 2 行中的 fall(为 17)相一致。脉冲宽度 $t_1=(S_1^x, S_1^y)=(328.8, 214.2)$ 与 $t_2=(E_2^x, E_2^y)=(354, 200)$ 之间的距离为 29,与根据公式(13)所得到的脉冲宽度 $W_i=R_i+F_i=13+17=30$ 基本一致。

表 5 二维平面和一维曲线波峰参数检测结果之间的转换(30°)

Table 5 Conversion between 2D plane and one-dimensional curve peak parameter detection results (30°)

Sidelobe No.	Peak No.	Peak mark	Pos. X	Left trough	Right trough	Peak value	Rise/fall	Pulse width	Gray integral
1	11	p_1	353	340	369	756.49	13/17	30	9657
2	12	p_2	383	369	394	363.24	14/12	26	4911
3	13	p_3	407	394	422	213.14	13/16	29	2690
4	14	p_4	433	422	450	141.09	11/18	29	1597
5	15	p_5	458	450	471	117.08	8/14	22	1032

在二维平面展示方式(图 15)中,任意方向上第 i 个波峰的上升沿宽度是波峰 p_i 与波谷 t_i 之间的

距离 $\|p_i-t_i\|$,亦是平面坐标系中两个坐标点波峰位置 (S_i^x, S_i^y) 和波谷位置 (E_i^x, E_i^y) 之间的距离。在一维曲

线展示方式(图 16 和表 5)中,任意方向上第 i 个波峰的上升沿宽度是任意方向上第 i 个波峰的上升沿波峰 p_i 横坐标与波谷 t_i 横坐标之间的差值。两种展示方式侧重点不同,一维曲线展示方式的特点是:1) 只能展示特定角度下的一维旁瓣曲线参数分布;2) 一维曲线横坐标表示各个旁瓣波峰在水平方向上的距离;3) 纵坐标表示一维旁瓣曲线的能量值。该方法能够清晰地展示各波峰能量的强弱,以及各波峰能量之间的变化规律。二维平面展示方式的特点是:1) 可以展示多个角度下一维旁瓣曲线波峰参数的分布情况;2) 只能展示水平方向上的波峰参数,包括上升沿、下降沿、脉冲宽度,无法展示各个波峰的能量高低;3) 图 15 中所标识的各个波峰、波谷位置,其值为该波峰、波谷坐标与旁瓣中心 O 点之间的距离;4) 平面展示方式能够展示相邻采样角度下各个波峰位置之间的差别,如图 15(c) 所示, p_5 点附近标注了许多离散的浅蓝色点,这说明采样角度对各个波峰位置的影响较大。总之,一维曲线方式重点展示指定角度下各个旁瓣波峰的能量分布,二维平面方式重点展示任意角度下多个旁瓣波峰的上升沿、下降沿、脉冲宽度等参数。两种展示方式互为补充,是密切相关、相辅相成的,是解释说明一维旁瓣波峰参数检测结果的有机组成部分。

5 结 论

主机装置的激光参数综合诊断系统主要用于开展 100000 J 焦耳量级高能量密度物理和惯性约束聚变研究。在进行远场焦斑测量实验时,为了提高从旁瓣图像更外围区域提取最小可测信号的能力,笔者提出了基于 NVPCA 图像增强的旁瓣弱光信号区域波峰参数检测方法。旁瓣弱光信号目标检测一共分为构建 9 维数据立方体、NVPCA 变换、角度变换、检测任意方向一维光束曲线旁瓣波峰参数、生成极大值波峰环、提取最小可测信号这 6 个主要步骤。实验结果表明:所提出的基于 NVPCA 图像增强的旁瓣弱光信号检测方法,能够从旁瓣图像更外围波峰中分离和提取最小可测信号,动态范围比值提升至原来的 1.528 倍,该方法对于解决旁瓣光束弱光信号区域准确测量问题、揭示旁瓣光束弱光信号区域的能量分布规律具有重要意义,为将来大型激光装置强激光远场焦斑的精确测量奠定了基础。

参 考 文 献

- [1] 刘维宝, 郑万国, 朱启华, 等. 神光-III 激光装置的总体集成及探索[J]. 国防科技, 2014, 35(6): 30-36.
Liu W B, Zheng W G, Zhu Q H, et al. The system integration and exploration of SG-III high power lasers facility[J]. National Defense Science & Technology, 2014, 35(6): 30-36.
- [2] 郑万国, 李平, 张锐, 等. 高功率激光装置光束精密调控性能研究进展[J]. 强激光与粒子束, 2020, 32(1): 011003.
Zheng W G, Li P, Zhang R, et al. Progress on laser precise control for high power laser facility[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2020, 32(1): 011003.
- [3] 王拯洲, 王力, 魏际同, 等. 基于旁瓣光束衍射反演的强激光远场焦斑测量方法[J]. 光学精密工程, 2022, 30(4): 380-402.
Wang Z Z, Wang L, Wei J T, et al. Measurement for far-field focal spot of high power laser based on the diffraction inversion of sidelobe beam[J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(4): 380-402.
- [4] 王拯洲, 段亚轩, 王力, 等. 基于旁瓣光束衍射反演的远场测量旁瓣波峰参数检测方法[J]. 红外与激光工程, 2023, 52(1): 20220228.
Wang Z Z, Duan Y X, Wang L, et al. Detection method of sidelobe peaks parameter for far-field measurement based on the diffraction inversion of sidelobe beam[J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(1): 20220228.
- [5] 李丹梦, 金伟其, 李力, 等. 水下运动目标的水面波纹数值模拟及分析[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(11): 1126004.
Li D M, Jin W Q, Li L, et al. Numerical simulation and analysis of free-surface wake generated by moving submerged target[J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(11): 1126004.
- [6] Mallat K, Trillo C, Amin A, et al. Background elimination and interferometric capability in optical coherence tomography by a nonlinear optical gating based on type-II second-harmonic generation[J]. Applied Optics, 2015, 54(4): 650-656.
- [7] 李付明, 李大海, 彭志涛, 等. 光学元件损伤暗场图像中的目标自动提取研究[J]. 激光杂志, 2008, 29(2): 25-27.
Li F M, Li D H, Peng Z T, et al. A study on target extraction automatically from the dark-field image of optics damage[J]. Laser Journal, 2008, 29(2): 25-27.
- [8] Bliss E, Salmon T, Davis D, et al. Laser control systems: UCRL-LR-105821-97-3[R]. California: University of California, Lawrence Livermore National Laboratory.
- [9] 张际, 李大海. 光学元件损伤暗场成像检测的算法[J]. 中国激光, 2006, 33(8): 1109-1112.
Zhang J, Li D H. Algorithm of optics damage inspection from its dark-field image[J]. Chinese Journal of Lasers, 2006, 33(8): 1109-1112.
- [10] Kegelmeyer L M, Fong P W, Glenn S M, et al. Local area signal-to-noise ratio (LASNR) algorithm for image segmentation[J]. Proceedings of SPIE, 2007, 6696: 66962H.
- [11] Feng B, Chen F D, Liu B G, et al. Segmentation of small defects in Final Optics Damage Online Inspection images[C]//2012 International Conference on Image Analysis and Signal Processing, November 9-11, 2012, Huangzhou, China. New York: IEEE Press, 2013.
- [12] Chen C L P, Li H, Wei Y T, et al. A local contrast method for small infrared target detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 574-581.
- [13] 王刚, 陈永光, 杨锁昌, 等. 采用图像块对比特性的红外弱目标检测[J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1424-1433.
Wang G, Chen Y G, Yang S C, et al. Detection of infrared dim small target based on image patch contrast[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(5): 1424-1433.
- [14] 侯义锋, 丁畅, 刘海, 等. 逆光海况下低质量红外目标的增强与识别[J]. 光学学报, 2023, 43(6): 0612003.
Hou Y F, Ding C, Liu H, et al. Enhancement and recognition of infrared target with low quality under backlight maritime condition[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(6): 0612003.
- [15] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [16] 张汝榛, 张建林, 祁小平, 等. 复杂场景下的红外目标检测[J]. 光电工程, 2020, 47(10): 128-137.
Zhang R Z, Zhang J L, Qi X P, et al. Infrared target detection and recognition in complex scene[J]. Opto-Electronic Engineering, 2020, 47(10): 128-137.
- [17] 王拯洲, 李刚, 王伟, 等. 基于邻域向量主成分分析图像增强的

- 王小损伤目标检测方法[J]. 光子学报, 2019, 48(7): 0710001.
Wang Z Z, Li G, Wang W, et al. A method for detecting small and weak defect targets based on neighborhood vector PCA image enhancement[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(7): 0710001.
- [18] 张超翔, 陈璟, 郑晨辉. 基于峰值检测的自适应时间窗口计步算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(4): 195-203.
Zhang C X, Chen J, Zheng C H. Adaptive time window step counting algorithm based on peak detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(4): 195-203.
- [19] 毕京学, 汪云甲, 曹鸿基, 等. 一种波峰波谷检测的智能手机计步算法[J]. 中国惯性技术学报, 2020, 28(3): 287-292.
Bi J X, Wang Y J, Cao H J, et al. A step counting algorithm for smartphone with peak-valley detection[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2020, 28(3): 287-292.

NVPCA Image Enhancement-Based Detection Method for Sidelobe Peak Parameters in Weak Signal Regions

Wang Zhengzhou, Wang Li, Duan Yaxuan*, Li Gang, Wei Jitong

Laboratory Advanced Optical Instrument, Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Science, Xi'an 710119, Shaanxi, China

Abstract

Objective The primary application of the host device involves research in high-energy density physics and inertial confinement fusion, handling energies up to 100000 joules. A significant challenge encountered during these experiments is the simultaneous detection of strong and weak signals in the far-field focal spot. Specifically, accurately measuring weak signals in the sidelobe area of the far-field focal spot has proven difficult. To address this, we introduce a peak parameter detection method for weak signal regions in the sidelobe, leveraging neighborhood vector principal component analysis (NVPCA) for image enhancement.

Methods Our optimization strategy includes several steps. First, we treat each pixel in the sidelobe image and its eight neighboring pixels as a column vector to construct a 9-dimensional data cube. The first dimension post-PCA transformation, the NVPCA image, is then selected. Next, we employ angle transformation to detect various peak parameters of the one-dimensional sidelobe curve in all directions, facilitating the quantification of energy distribution in the sidelobe's weak signal area. Subsequently, we identify the maximum position points of each sidelobe peak in all directions, linking these to form a maximum ring for each peak and calculating the grayscale mean of these rings. The smallest grayscale mean exceeding the LCM target separation threshold is identified as the minimum measurable signal for the entire sidelobe beam.

Results and Discussions 1) We propose a sidelobe weak signal detection method using NVPCA image enhancement. This approach successfully isolates and extracts the minimum measurable signal from the 5th peak ring on the sidelobe image's periphery, increasing the dynamic range ratio to 1.528 times. This method enhances the peak's maximum value in any direction, ensuring the extraction of the minimum measurable signal from the peripheral 5th peak loop.

2) The LCM target detection threshold formula is employed to segregate the minimum measurable signal. This formula, tailored to the characteristics of far-field focal lobe images, effectively separates background noise.

3) We validate the one-dimensional curve peak parameters in various directions using a two-dimensional plane display method. Combining two-dimensional and one-dimensional displays, this method not only showcases the peak parameter distribution of one-dimensional sidelobe curves from multiple perspectives but also differentiates adjacent sampling angles' peak positions. The validation using equations (11)–(13) yields rising edge, falling edge, and pulse width consistent with those in Table 5, confirming the two-dimensional display method's efficacy in verifying one-dimensional curve peak parameters.

Conclusions Addressing the challenge of extracting the smallest measurable signal in the sidelobe image's periphery for strong laser far-field focal spot measurements, we introduce a sidelobe weak signal region peak parameter detection method based on NVPCA image enhancement. Our findings demonstrate this method's capability to isolate and extract the minimum measurable signal from sidelobe image peripheral peaks, increasing the dynamic range ratio to 1.528 times. This approach is crucial for accurately measuring weak signal areas in sidelobe beams, understanding their energy distribution, and laying the groundwork for future precise measurements of strong laser far-field focal spots in large-scale laser devices.

Key words far-field measurement; neighborhood vector principal component analysis; diffraction inversion of sidelobe beam; angle transformation; parameter detection of sidelobe peaks