

文章编号 1004-924X(2017)05-1348-09

## 多尺度光斑中心的快速检测

孙慧涛<sup>1,2\*</sup>, 李木国<sup>1</sup>

- (1. 大连理工大学 海岸与近海工程国家重点实验室, 辽宁 大连 116024;
2. 大连理工大学 电子信息与电气工程学部, 辽宁 大连 116024)

**摘要:**分析了光斑图像成像特点和理想光斑灰度分布模型,针对含有多个不同尺度光斑的图像,提出了一种可以在复杂环境下一次性快速检测出多个光斑中心的方法。该方法基于高斯模糊后光斑中心不变的性质,先对含有大量光斑的图像进行快速多级高斯模糊,构建其高斯尺度空间;然后,使用加速的非极大值抑制方法在尺度空间内寻找多个尺度的局部极值,初步确定各光斑中心的像素级坐标;最后,联合这些坐标的邻域像素,拟合局部曲面,得到光斑中心的亚像素级精确位置。利用仿真实验和实物实验验证了提出方法的有效性。结果表明:该算法对 640 pixel×480 pixel 图像,处理时间仅需 50ms,每千个光斑的平均检测时间为 23 ms,在复杂环境下正确率可达 89%。此外,该方法对弱光斑较敏感,适合快速处理含有大量不同尺度光斑的图像,并能够有效减少光斑的错检和漏检。由于检测速度快,自适应性强,在实际应用中取得了良好的检测效果。

**关键词:**机器视觉;光斑中心检测;高斯模糊;精确定位

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172505.1348

## Fast and accurate detection of multi-scale light spot centers

SUN Hui-tao<sup>1,2\*</sup>, LI Mu-guo<sup>1</sup>

- (1. State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering,  
Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
  2. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering,  
Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)
- \* Corresponding author, E-mail: sht229@163.com

**Abstract:** The imaging characteristics of an image with light spots and the grey-level distribution model of an ideal light spot were analyzed. A fast and accurate algorithm to detect simultaneously multiple light spot centers in a complex imaging environment was proposed for the image with multi-scale light spots. As the centers of light spots would not be changed after blurring the spot image with Gaussian kernels, the image with massive multi-scale light spots was blurred firstly with multilevel Gaussian kernels to fast establish a Gaussian scale-space of the spot image. Then an efficient non-maximum suppression algorithm was applied to find local extremums in multiple scales and to determine the pixel level coordinates of the light spot centers in the scale-space preliminarily. Finally, combined with the neighboring pixels of these pixel level coordinates, sub-pixel accurate locations of the spot centers were obtained by local surface fitting. The validity of proposed algorithm was verified

收稿日期:2016-05-06;修订日期:2016-07-12.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61202253)

by simulation and experiments. The results for an image of 640 pixel  $\times$  480 pixel show that the processing time is 50 ms, average detection time for per thousand light spots is only 23 ms and the detection accuracy is 89% in many complex situations. Moreover, the algorithm is sensitive to low-light spots and can process the images with different scale spots in low contrast scenes, usually offering a low error rate and miss rate. Due to the high detection speed and good stability, the proposed algorithm performs well in real vision measurement systems.

**Key words:** machine vision; light spot center detection; Gaussian blur; accurate location

## 1 引言

在现代工业测量领域,光学测量因具有精确、非接触等优势而受到越来越多的重视。光斑图像中心检测是光学测量中一个常见且重要的基本问题,在物体跟踪定位,三维形貌获取,相机标定和激光测量等领域都有着广泛的应用<sup>[1-6]</sup>。

目前,光斑图像中心检测方法主要有以下两类:第一类是基于光斑二维形状的定位方法,如矩方法、重心法、光斑边缘圆或弧的拟合法、Hough变换法等<sup>[2,4,7]</sup>。这类方法通常先对图像进行二值化,分割出光斑,再对光斑或光斑边缘进行拟合,其可以简单快速地得到光斑中心位置,但是对复杂环境和不规则光斑,鲁棒性较差。第二类是基于曲面拟合的方法,如灰度质心法、高斯曲面拟合法和 Hessian 矩阵法等<sup>[5-6,8]</sup>。与基于二维形状的方法相比,这类方法通常精度更高,但计算量较大。其中,灰度质心法和高斯曲面拟合法在实际应用中都有一定的局限性,且常受图像噪声和不均匀灰度的影响<sup>[6]</sup>。而 Hessian 矩阵法虽能较准确地检测光斑中心,但现有方法都需要先确定出光斑尺度,否则可能产生边缘响应等问题。此外,当成像环境复杂,并含有大量不同尺度的光斑时(如:弱纹理条件三维重建中大量激光光斑的检测<sup>[1]</sup>;粒子跟踪测速系统中示踪粒子的检测<sup>[4]</sup>),上述方法不仅检测速度较慢,还容易因图像背景复杂而出现错检和漏检,导致无法获得理想的检测效果。

尺度空间理论<sup>[9]</sup>常用于图像局部特征提取<sup>[10-12]</sup>,以实现特征的尺度不变性。一些 Blob 型的图像特征检测方法虽然也能够识别圆斑状特

征,但往往计算复杂度较高,而且对于光斑中心检测不具有针对性,误检率高。不过,这些方法中使用的多尺度分析思想是值得借鉴的。

本文根据光斑图像的特点及其理想数学模型,结合尺度空间理论<sup>[9,12]</sup>,提出一种快速、鲁棒的多尺度光斑中心精确检测方法。该方法先对原始光斑图像构建高斯尺度空间,通过加速的非极大值抑制方法搜索多尺度图像的局部极值,再对极值附近区域进行曲面拟合,确定精确的光斑中心。该方法不仅使检测速度大幅提高,还从根本上避免了边缘响应等问题,在复杂图像背景下仍可以准确定位光斑中心,适合处理含有大量不同尺度光斑的图像。下文将先介绍算法原理和具体实现细节,然后通过实验验证本文方法的检测效果和在实际应用中的意义。

## 2 多尺度光斑中心检测

### 2.1 光斑图像成像分析与模型建立

光斑图像成像时,光线的入射方向与光斑平面法线方向成一定夹角,而且光斑中心附近区域往往很亮,从而使 CCD 中一块近似椭圆的区域达到或接近饱和状态。因此,光斑能量分布数学模型可近似为<sup>[8]</sup>:

$$E(a, b) = E_{\max} \exp \left[ -\frac{(a-a^*)^2}{2\sigma_a^2} - \frac{(b-b^*)^2}{2\sigma_b^2} \right], \quad (1)$$

式中: $E_{\max}$ 为光斑上的能量最大值, $(a^*, b^*)$ 为光斑能量极值坐标, $\sigma_a, \sigma_b$ 分别是光斑能量分布的长轴、短轴。根据摄像机透视投影模型可将光斑上的点转换为图像像素坐标。假设图像深度为 8 位,考虑 CCD 的饱和状态,理想光斑图像的灰度分布函数如下:

$$E_I(x, y) = \begin{cases} E_{I-\max} \exp \left[ -\frac{(sh_1 p - a^*)^2}{2\sigma_a^2} - \frac{(sh_2 p - b^*)^2}{2\sigma_b^2} \right], & E_I(x, y) \leq 255 \\ 255, & E_I(x, y) > 255 \end{cases}, \quad (2)$$

其中, 可以将  $E_{I-\max}$  看作无饱和情况下光斑图像的灰度极大值,  $s$  为比例因子,  $\mathbf{h}_1 = [h_{11} \ h_{12} \ h_{13}]$ ,  $\mathbf{h}_2 = [h_{21} \ h_{22} \ h_{23}]$  分别为  $\mathbf{H}^{-1}$  的第一行和第二行构成的行向量,  $\mathbf{H}$  为仅包含旋转量的透视投影矩阵。  $\mathbf{p} = [x \ y \ 1]^T$  是光斑所在平面中某一点在图像中的位置, 用齐次坐标表达。

## 2.2 基于高斯模糊的光斑中心定位原理

当不考虑 CCD 饱和时, 检测光斑中心可以转化为检测原始光斑图像的局部极值; 而在实际应用中, 由于光源、光斑反射面、相机三者之间的距离和角度不同, 反射面材质也不同, 因此多个光斑

$$f'_x(x^*, y^*) = \int_{-r}^{+r} \int_{-r}^{+r} \frac{u}{2\pi\sigma^4} \exp \left[ -\frac{u^2 + v^2}{2\sigma^2} \right] E_I(x^* - u, y^* - v) du dv, \quad (4)$$

式中  $r$  为高斯卷积模板半径。把  $(x^*, y^*)$  代入式 (2) 得:

$$E_I(x^* - u, y^* - v) = \begin{cases} E_{I-\max} \exp \left[ -\frac{(sh_{11}u + sh_{12}v)^2}{2\sigma_a^2} - \frac{(sh_{21}u + sh_{22}v)^2}{2\sigma_b^2} \right], & E_I(x, y) \leq 255 \\ 255, & E_I(x, y) > 255 \end{cases}. \quad (5)$$

由式(4)中被积函数的对称性, 有  $f'_x(x^*, y^*) = 0$ , 同理  $f'_y(x^*, y^*) = 0$ , 因此  $(x^*, y^*)$  是二元函数  $f(x, y)$  的驻点。由于矩阵  $\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix}$  满秩, 选取合适的高斯模糊尺度  $\sigma \in C(\sigma_{\min}, \sigma_{\max})$  ( $\sigma_{\min}, \sigma_{\max}$  与光斑尺寸和尺度正相关, 但受成像背景影响), 根据卷积性质和函数的对称性, 可以得到:

$$f''_{xx}(x^*, y^*) f''_{yy}(x^*, y^*) - (f''_{xy}(x^*, y^*))^2 > 0, \quad (6)$$

其中  $f''_{xx}(x^*, y^*)$ ,  $f''_{yy}(x^*, y^*)$ ,  $f''_{xy}(x^*, y^*)$  为  $f(x, y)$  的二阶偏导数。这说明: 对式(2)理想光斑灰度分布模型进行适当的高斯模糊后, 原图像的光斑中心  $(x^*, y^*)$ , 在模糊后的图像里仍然是极值点处。因此, 对于含有单个光斑的局部图像, 即:

$$(x^*, y^*) = \arg \max_{(x, y)} [E_I(x, y) * g(x, y, \sigma)], \sigma \in C. \quad (7)$$

可以通过检测高斯模糊后图像的局部极值, 确定光斑中心。

## 2.3 光斑图像的尺度空间建立

尺度空间理论证明高斯核是实现尺度变换的唯一核<sup>[9]</sup>, 对于含有大量不同尺度光斑的图像, 本文通过建立高斯尺度空间, 检测不同尺度图像的

的像通常呈现不同尺度, 饱和区域的大小也不相同, 很难通过检测原始光斑图像确定其中心。但如果经高斯模糊后光斑中心位置不变, 则可以通过检测不同尺度图像的极值确定光斑中心。

考虑更一般的光斑图像灰度分布函数, 见式(2), 对其进行高斯卷积, 所得模糊后光斑灰度函数为:

$$f(x, y) = E_I(x, y) * g(x, y, \sigma), \quad (3)$$

其中:  $g(x, y, \sigma)$  为二维高斯卷积核,  $\sigma$  为模糊尺度因子, 由卷积性质知, 其对  $x$  的偏导数  $f'_x(x, y)$  在原图像光斑中心  $(x^*, y^*)$  处展开有:

局部极值, 确定多个尺度光斑的中心。

假设图像中含有  $N$  个未知尺度的光斑  $\{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ , 对于其中任意光斑  $P_n(x_n, y_n, C_n)$ ,  $(x_n, y_n)$  为其中心位置,  $C_n$  表示  $\sigma$  对光斑  $P_n$  的有效取值区间。为保证式(7)对图像中的  $N$  个光斑成立, 就要求  $\sigma$  被集合  $\{C_1, C_2, \dots, C_N\}$  中每个区间包含, 使用  $M$  个尺度因子  $\{\sigma_0, \sigma_1, \dots, \sigma_{M-1}\}$  对原图像进行模糊, 得到由图像集合  $\{I_0, I_1, \dots, I_{M-1}\}$  构成的高斯尺度空间。实际中, 为加快尺度空间构建, 可在建立高斯金字塔时使用插值降采样, 如图 1 所示。图中每个 octave 第  $n$  层的模糊尺度可表示为:

$$\sigma_n = D^{\frac{n}{S}} \cdot \sigma_0, D \geq 2, \quad (8)$$

这里  $\sigma_0$  表示每组第一层的初始尺度因子,  $S$  为每个 octave 包含的层数,  $D$  为一比例系数, 用以控制模糊强度增加的速度, 由于  $C$  的范围通常较大,  $D$  可在 3~4 之间取值。由高斯函数可叠加的性质, 知:

$$F(x, y, \sigma_2) = g(x, y, \sqrt{\sigma_2^2 - \sigma_1^2}) * F(x, y, \sigma_1), \quad (9)$$

即同尺寸的高尺度图像  $F(x, y, \sigma_2)$  可由低尺度图像  $F(x, y, \sigma_1)$  高斯模糊产生, 从而可以快速得到多个尺度的模糊图像, 连续构建高斯尺度空间。

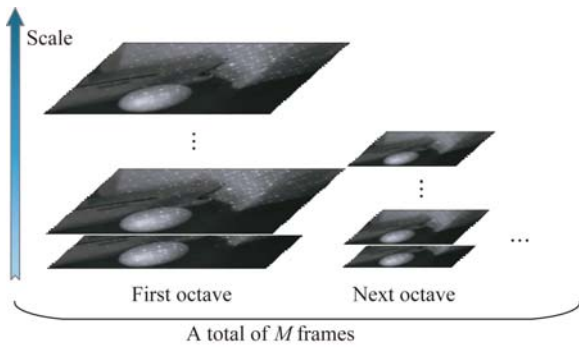


图 1 高斯尺度空间的产生

Fig. 1 Generation of Gaussian scale space

$$F_R(x, y) = \frac{255 \times (F(x, y, \sigma) - \min[F(x, y, \sigma)])}{\max[F(x, y, \sigma)] - \min[F(x, y, \sigma)]}, \text{Area}(R) > Tr, B(x, y) = 0. \quad (10)$$

由于是直接对多尺度高斯模糊图像检测极值,不需要精确确定光斑的尺度,当  $\sigma < \sigma_{\min}$  时,本方法不会出现边缘响应;而使用高斯函数二阶偏导数与图像做卷积的一类方法(Hessian 矩阵法<sup>[6,8]</sup>和 LOG(Laplace of Gaussian)等),如果不抑制边缘响应就可能提取到错误的光斑中心(可见图 4)。另一方面,本方法使  $C$  的范围更大,这也增加了  $\sigma$  进入有效范围的可能。

### 2.4 光斑中心像素级坐标的快速定位

在构建高斯尺度空间后,对每个光斑在像素级求解式(7),即用非极大值抑制方法搜索多尺度图像的局部极值。一般的图像局部特征检测方法<sup>[10-12]</sup>,通常需遍历尺度空间中图像的每一点,并将这一点与同尺度、相邻尺度的共 26 个邻域点进行比较,判定其是否为极值点。由于检测目标不同,相邻尺度的比较对光斑中心定位影响不大,因此可以仅检测每个点的同尺度邻域,降低计算量。为提高光斑检测的稳定性,文中把每一点的比较范围扩大到  $5 \times 5$  邻域,并使用一种加速的非极大值抑制方法避免过多的重复计算。

图 2(彩图见期刊电子版)中每个方格代表一个像素点,为方便描述,以  $3 \times 3$  模板的二维非极大值抑制为例。如果使用常规方法,假设已经确认  $B$  点是极值,仍然需比较  $C$ 、 $D$ 、 $E$  点是否为极值,而实际上,“ $B$  是极值”意味着  $B$  点 8 邻域内的点都不可能是极值,考察  $A$ 、 $C$ 、 $E$  点的计算属重复计算。Alexander N 等<sup>[13]</sup>给出了非极大值抑制加速的理论方法,其中二维方法难于编程实现,且存储指令较多。为实现加速计算,同时便于程序实现,本文提出一种简便的二维非极大值抑制

在高斯尺度空间中,算法依次从低尺度图像开始检测,为避免重复,及加速极值搜索,以一个二进制图  $B(x, y)$  记录已检测到的光斑区域,对高尺度图像不再重复检测。对于一次循环后仍没有检测到光斑的区域  $R$ ,如果  $R$  的面积大于阈值  $Tr$ ,且  $\max[F(x, y, \sigma)] - \min[F(x, y, \sigma)] \in L$  ( $L$  为一取值区间,  $F(x, y, \sigma)$  表示尺度为  $\sigma$  的图像灰度分布),则可能是受背景影响,  $C$  的范围变小而含有未检测到的光斑,需对此局部区域重新分配灰度  $F_R(x, y)$ ,再进行检测:

加速方法,步骤如下:

(1) 设比较模板为  $(2n+1) \times (2n+1)$ ,将行数为  $N_r$  的图像划分为  $N_r/(n+1)$  个子区域,每个子区域包含原图像的  $n+1$  行,如图 2 中蓝色粗线所示。

(2) 划分后的子区域中,每一列仅可能有一个极值,这样对每个子区域就可以使用一维的非极大值抑制加速方法,由于一维加速方法较简单,本文不再赘述。

(3) 对于检测出的极值,选择从属于相邻两子区域、且距离小于  $n+1$  的两极值进行比较,以确定最终的局部极值。

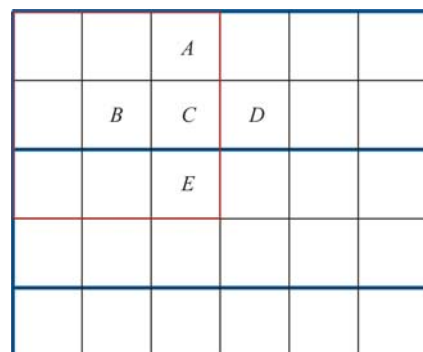


图 2 二维非极大值抑制

Fig. 2 2D non-maximum suppression

### 2.5 光斑中心精确定位

经过非极大值抑制,可大致确定光斑中心的像素级坐标,用矢量  $\mathbf{X}_0 = (x_0, y_0)^T$  表示其位置。为了对光斑中心进行亚像素级精确定位,使用该点的二阶泰勒展开式作为拟合函数,拟合光斑中心附近灰度曲面,有:

$$f(\mathbf{X}) = f(\mathbf{X}_0) + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_0) + \frac{1}{2}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_0)^T \frac{\partial^2 f}{\partial \mathbf{X}^2}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_0), \quad (11)$$

式(11)为舍去高阶项的形式,其中  $\mathbf{X} = (x, y)^T$  表示光斑中心的亚像素级坐标,其位置应当在光斑像素级中心附近,因此把坐标位置  $\mathbf{X}_0$  当做插值中心,则  $\hat{\mathbf{X}} = (\hat{x}, \hat{y})^T = \mathbf{X} - \mathbf{X}_0$  表示  $\mathbf{X}$  相对于  $\mathbf{X}_0$  的偏移量。在光斑中心,拟合曲面达到极值,有  $f(\hat{\mathbf{X}})$  的一阶导数为 0,即:

$$\frac{\partial f(\hat{\mathbf{X}})}{\partial \hat{\mathbf{X}}} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}} + \frac{\partial^2 f}{\partial \mathbf{X}^2} \hat{\mathbf{X}} = 0. \quad (12)$$

求解式(12),得到极值点相对于插值中心  $\mathbf{X}_0$  的偏移量:

$$\hat{\mathbf{X}} = -\frac{\partial^2 f^{-1}}{\partial \mathbf{X}^2} \cdot \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}}. \quad (13)$$

实际应用中,如果式(13)所得的偏移量  $\hat{x}$  或  $\hat{y}$  大于 0.5,则表示插值点已偏离原像素级中心坐标。此时,以其偏向的像素点为插值中心重新拟合,可获得更好的结果。最后,联合这个插值中心  $\mathbf{X}_0$  及偏移量  $\hat{\mathbf{X}}$  确定亚像素级光斑中心。

### 3 实验结果与分析

为检验本文算法性能,分别从仿真实验和实物实验两个方面进行有效性验证。其中,仿真实验主要用于验证算法的检测精度和对噪声的鲁棒性,而实物实验则用于验证真实应用环境下,本算法在多尺度光斑检测方面的优势。

#### 3.1 仿真实验

本文 2.1 节给出了理想光斑图像的灰度分布模型,然而考虑到实际应用中,图像噪声和光斑周围灰度的不均匀都会对光斑中心定位产生影响。因此,仿真实验使用式(2)所示光斑灰度分布函数产生直径分别为 11, 17, 25 pixel 的光斑图像(设

置光斑长短轴比为 4/3,光斑边缘阈值为 245),并加入多组噪声,测试在不同条件下,光斑中心定位的均方根误差(RMS)。

(1)对以上光斑图像分别加入均值为 0,方差为 2~20 的高斯噪声;相同条件下,再对光斑边缘位置加入标准差为 1 pixel 的噪声进行比较,每组噪声实验重复 20 次,检测精度如图 3(a)(彩图见期刊电子版)所示。

(2)选择直径为 17 pixel 的光斑图像,在其光斑边缘位置加入均值为 0,标准差为 0~2 pixel 的高斯噪声,同时在图像中加入均值为 0,方差为 2~20 的高斯噪声,检测精度如图 3(b)(彩图见期刊电子版)所示。

(3)分别使用传统的重心法,圆拟合法,和 Hessian 法<sup>[6]</sup>检测光斑中心,并与本文提出的方法做比较,待检测光斑边缘位置的高斯噪声标准差为 0~2 pixel,图像噪声均值为 0,方差为 6,检测精度如图 3(c)(彩图见期刊电子版)所示。

实验(1)和实验(2)的目的是验证本文方法对图像噪声和光斑边缘噪声的鲁棒性。加入图像噪声是为了模拟成像环境等因素引起的图像整体质量下降的情况。在这种情况下,光斑中心定位误差随噪声的增加逐渐变大,而检测半径较大的光斑时,受噪声的影响则通常相对更小。光斑边缘噪声实验模拟了光斑形成和成像过程中可能产生的不规则边缘,从总体上看,光斑的定位误差也与这类噪声正相关,但在一定范围内,本文方法仍保持了相对较好的检测精度,鲁棒性较强。图 3(c)为不同方法对含有相同噪声光斑图像的检测结果,可以发现,Hessian 法和本文方法,由于拟合了光斑中心附近灰度曲面,故拥有更好的检测效果,而重心法受噪声影响显著。综上所述,仿真实验结果表明:本文方法可以准确、稳定地得到光斑中心位置,受噪声影响相对较小。

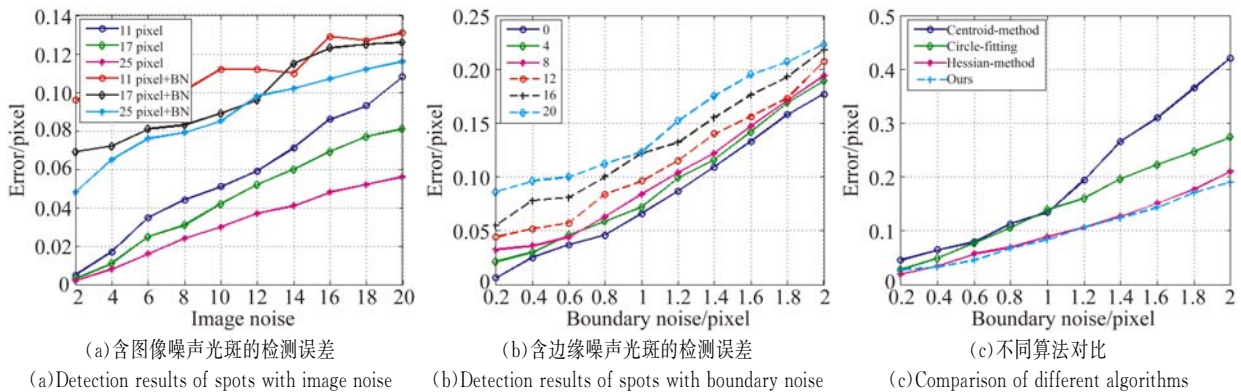


图 3 不同情况下光斑中心检测误差

Fig. 3 Errors of light spot center detection in different situations

### 3.2 实物实验

在真实的应用场景下,一幅图像可能含有大量不同尺度的光斑,因此,光斑中心检测算法要保证在快速准确检测到光斑的同时,还要有较高的定位精度。

(1)实验使用 A、B、C 3 组来自真实视觉测量系统的图像,每组 8 幅,所有图像均由已精确标定(重投影 RMS 误差不大于 0.15 pixel)的双目相机获取,以便于根据图像间的对应关系(对极几何),验证光斑检测的正确性,实验例图如图 4(a)所示。其中,A、C 两组图像取自海工实验模型的激光光斑检测过程,这类光斑中心的确定问题,常用于弱纹理条件下的三维形貌重建和变形分析,而光斑检测的精度和准确性则直接影响着三维重建初始点的精度;B 组图像显示的是 PIV (Particle Image Velocimetry) 实验中示踪粒子中心的检测过程,示踪粒子的跟踪定位用于分析流体的复杂运动,准确的粒子光斑检测是其应用的前提。此外,这两类应用都包含大量的光斑,而光斑检测的时间又严重影响着整个视觉测量系统的运

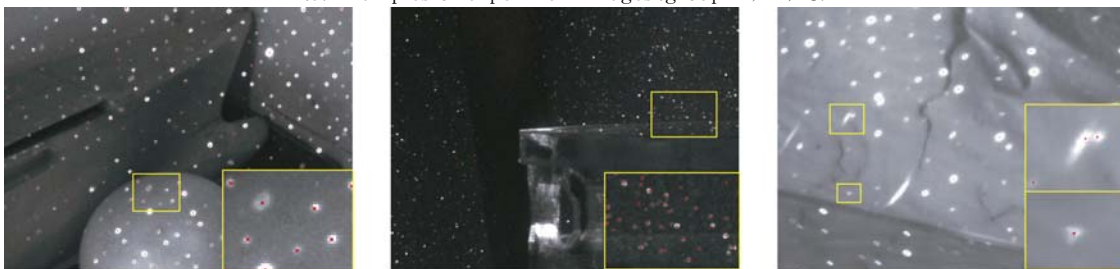
行速度。因此,本节着重讨论所提出方法在检测大量多尺度光斑时的准确性和处理速度。

为了清晰显示检测效果,使用不同方法处理这 3 组图像的局部放大图如图 4(b)、(c)、(d)所示。实验中,Hessian 法和本文方法设置为多尺度检测,重心法使用 5 个自适应阈值进行二值分割,并加入了圆度检测。实验用的 3 组图像都包含了大量不同尺度的光斑,其中,A 组图像中光斑尺度变化较大,B 组中则含有大量的微弱光斑,C 组图像含有一些变形严重、不均匀或重叠的光斑。从图像处理结果可以发现,本文算法的检测效果更好,对一些低亮度光斑也更加敏感。当光斑灰度不均匀或形状不规则时,Hessian 法常因边缘响应的存在而提取到错误的光斑中心;而重心法有时会受到图像背景的影响,无法定位光斑,或者对形状不规则的光斑产生一定的检测误差。与这两类方法相比,本文方法则更加稳定。但从 C 组图像的处理结果也可以发现,如果光斑变形严重且发生重叠时,上述 3 种方法的检测效果均会受到不同程度的影响。



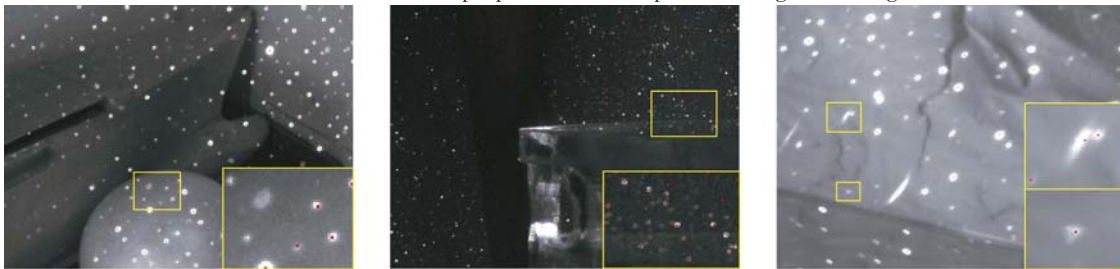
(a) 实验用图像例图(A、B、C组)

(a) Examples of experiment images (group A, B, C)



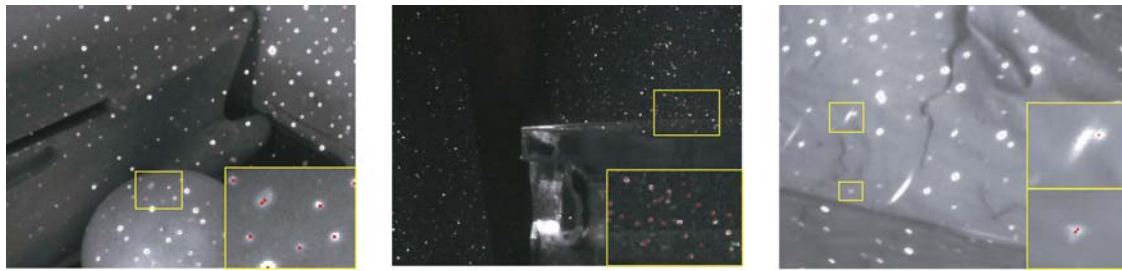
(b) 本文方法的处理结果(局部放大)

(b) Detection results of proposed method (partial enlarged drawing)



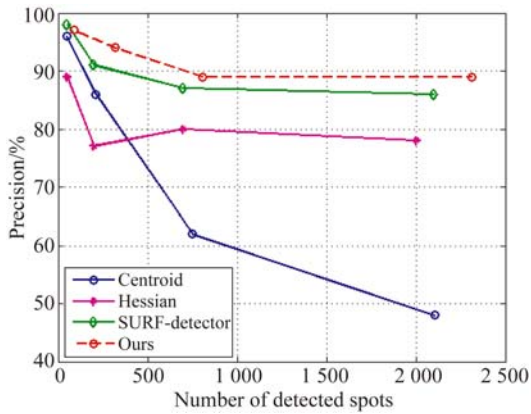
(c) 重心法的处理结果(局部放大)

(c) Detection results of Centroid method (partial enlarged drawing)



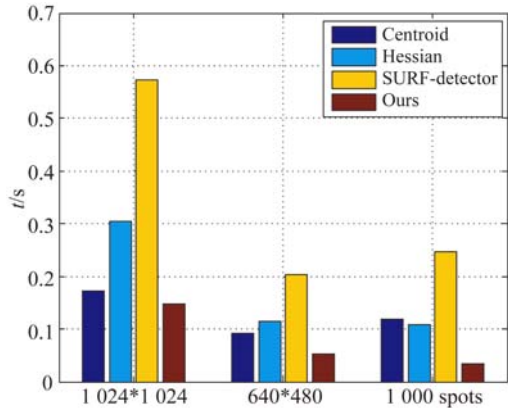
(d)Hessian 法处理结果(局部放大)  
 (d)Detection results of Hessian method (partial enlarged drawing)  
 图 4 不同方法处理实际应用场景的图像

Fig. 4 Images of different methods on real applications



(a)准确率对比

(a)Comparison of precisions



(b)计算时间对比

(b)Comparison of time costs

图 5 不同方法的检测结果对比

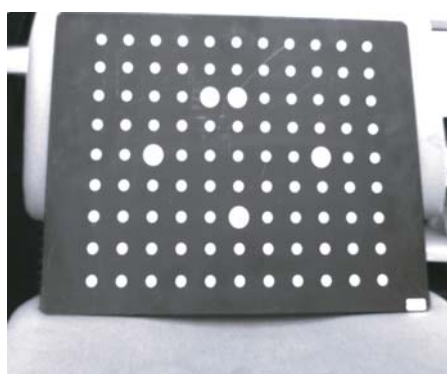
Fig. 5 Comparison of detection results of different algorithms

为了进一步比较各算法的性能,根据双视图图像间光斑的对应关系,统计各检测方法平均正确率随光斑数量的变化情况(“光斑数量”指图像中检测到的光斑数量,统计范围为 A、B 两组图像)。在本文中,对于以上视觉测量应用场景,如果对应光斑的检测结果满足对极几何关系(误差小于一

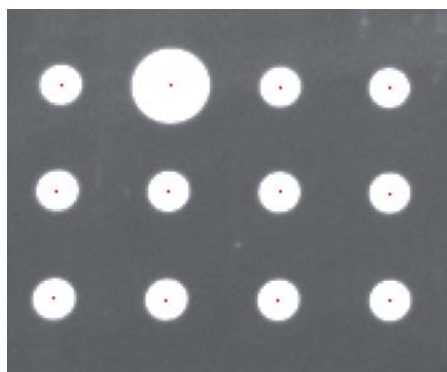
个像素)且与人眼判断的光斑中心一致,则判定为检测正确,统计结果如图 5(a)所示。图 5(b)为几种方法处理不同尺寸图像的运算时间的比较,所用计算机为 Inter I3 处理器,2 GB 内存。圆拟合方法受光斑数量影响较大,未列入比较范围,但加入通用的特征提取方法 SURF (Speeded-Up Robust Feature)<sup>[11]</sup>。

从实验结果可以发现,随着检测到的光斑数量的增加,本文方法保持了更好的正确率,同时具有更快的检测速度。重心法因受到灰度不一致的背景影响,检测正确率随光斑数量的增加而快速下降。Hessian 法没有达到更高的正确率,其很可能是受光斑边缘响应的影响。尽管局部特征提取方法具有边缘响应抑制能力,保持了一定的正确率,但检测时间却是本算法的三倍多。另外,一般的图像局部特征检测方法(如 SIFT, SURF 等)以尺度为一个维度,检测三维空间极值,一个光斑可能在多个不连续的尺度检测到极值,当光斑周围的灰度不均匀时,这些极值位置可能还会有差别。而本文构建的高斯尺度空间主要针对光斑检测,并以一个二进制图像记录已检测到的光斑区域,从而有效避免了重复检测和漏检。

(2)对含有不同尺寸的多个圆斑的标定板,使用本文提出的方法检测其圆斑中心,并完成摄像机的标定,以考察算法的检测精度。图 6(a)为实验所用标定图像例图,6(b)为得到的检测结果(局部放大)。改变标定板的位置和角度,拍摄 10 幅图像,采用文献[14]中标定方法标定摄像机。统计经过 3 次标定试验后的结果,得到的重投影误差最大值小于 0.5 pixel,横向平均误差为 0.13 pixel,纵向平均误差为 0.12 pixel,这间接说明:所提出方法具有较高的精度,并适用于标定板圆斑中心的检测。



(a) 标定板图例  
(a) Calibration board



(b) 检测结果(局部放大)  
(b) Detection results (partial enlarged)

图6 标定板圆斑中心检测

Fig. 6 Detection of spots on calibration board

## 4 结 论

本文通过分析光斑图像的成像特点,证明了利用高斯尺度空间检测光斑图像中心的可行性,在此基础上,提出一种多尺度光斑中心的快速定位方法。该方法直接对光斑图像构建高斯尺度空间,利用加速的非极大值抑制方法搜索多尺度图像的局部极值,最后通过拟合极值邻域灰度曲面完成精确定位。实验结果表明,使用本方法检测一幅大小为  $640 \text{ pixel} \times 480 \text{ pixel}$  含有大量光斑的图像,时间仅需  $0.05 \text{ s}$ ,在很多复杂环境下,正确率仍接近  $90\%$ ,错检和漏检率低。该方法保证了光斑定位的精确性,同时提高了检测速度和自适应性,适合处理含有不同尺度、大量光斑的图像,在多种实际场合具有应用意义。

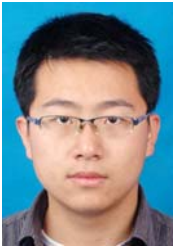
基于尺度空间极值检测使得本文算法对图像分辨率较敏感,处理高分辨率、大尺寸光斑图像时,运算时间会显著增加,使用 FPGA 以并行数据流的形式优化算法结构,进一步提高算法实时性将是今后的主要工作。

## 参考文献:

- [1] 林义闯,吕乃光,姜小平,等. 用于弱纹理三维重建的机器人视觉系统[J]. 光学精密工程, 2015, 23(2):540-549.  
LIN Y M, LV N G, LOU X P, *et al.*. Robot vision system for 3D reconstruction in low texture environment [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(2):540-549. (in Chinese)
- [2] 霍炬,杨宁,杨明. 飞行器仿真测试中合作目标投影光斑的跟踪识别[J]. 光学精密工程, 2015, 23(8):2134-2142.  
HUO J, YANG N, YANG M. Tracking and recognition of projective spots for cooperation targets in vehicle simulation test [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(8):2134-2142. (in Chinese)
- [3] 杨景豪,刘巍,刘阳,等. 双目立体视觉测量系统的标定[J]. 光学精密工程, 2016, 24(2):301-308.  
YANG J H, LIU W, LIU Y, *et al.*. Calibration of binocular vision measurement system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(2):301-308. (in Chinese)
- [4] FU S J, BIWOLE PH, MATHIS C. Numerical and experimental comparison of 3D Particle Tracking Velocimetry (PTV) and Particle Image Velocimetry (PIV) accuracy for indoor airflow study. [J]. *Building and Environment*, 2016, 100: 40-49.
- [5] XU Y, WU W Y, CHANG E I C, *et al.*. A two-layer structure prediction framework for microscopy cell detection [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2015, 41: 29-36.
- [6] 刘震,尚砚娜. 多尺度光点图像中心的高精度定位[J]. 光学精密工程, 2013, 21(6):1586-1591.  
LIU ZH, SHANG Y N. High precision location for multi-scale light spot center [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(6):1586-1591. (in Chinese)
- [7] 曹世康,李东坚,许瑞华,等. 基于最优弧的激光光斑中心检测算法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(10): 3492-3496.  
CAO SH K, LI D J, XU R H, *et al.*. Algorithm of laser spot detection based on optimal arc [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(10):3492-3496. (in Chinese)

- [8] 魏振忠, 高明, 张广军, 等. 一种光斑图像中心的亚像素提取方法[J]. 光电工程, 2009(4):7-12.  
WEI ZH ZH, GAO M, ZHANG G J, *et al.*. Sub-pixel extraction method for the center of light-spot image [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009(4):7-12. (in Chinese)
- [9] LINDBERG T. Feature detection with automatic scale selection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998,30(2):79-116.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision* (S0920-5691), 2004,60(2):91-110.
- [11] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.*. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding* (S1077-3142), 2008,110(3):346-359.
- [12] LINDBERG T. Image matching using generalized scale-space interest points [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2015,52(1S):3-36.
- [13] ALEXANDER N, LUC V. Efficient non-maximum suppression [C]. *18th International Conference on Pattern Recognition*, 2006,3:850-855.
- [14] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000,22(11):1330-1334.

#### 作者简介:



孙慧涛(1988—),男,黑龙江牡丹江人,博士研究生,2010年于燕山大学获得学士学位,现为大连理工大学博士研究生,主要从事机器视觉及模式识别方面的研究。E-mail: sht229@163.com



李木国(1953—),男,辽宁庄河人,教授,博士生导师,1978年于大连理工大学获得学士学位,主要从事网络运动控制、机器视觉、数据采集系统等方面的研究。E-mail: lmuguo@126.com