

连接向量特征匹配的暗场图像配准方法

黄卓¹, 陈凤东^{1*}, 刘国栋¹, 魏富鹏¹, 彭志涛², 唐军², 刘楠²

- (1. 哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 中国工程物理研究院激光聚变研究中心, 四川 绵阳 621900)

摘要: 利用损伤点之间的位置关系, 根据光学元件损伤暗场图像的特点设计了一种基于连接向量特征匹配的配准方法。该方法首先对基准图像及待配准图像分别进行图像预处理, 提取损伤点轮廓的中心坐标作为损伤点的位置值。然后构建损伤点连接向量, 求出主方向并计算主方向下的连接向量特征, 使用连接向量匹配获得匹配点对, 最后利用 RANSAC 算法对匹配点对进行仿射变换参数计算。该方法具有旋转不变性, 尺度不变性以及较高的配准准确度。实验对比分析了该方法与 SIFT 算法的计算效率及配准精度, 结果表明在暗场图像条件下文中方法更有效且为背景单一, 灰度信息较少同时要求较高的配准速度的场景下的图像配准问题提供了解决方案。

关键词: 图像配准; 随机抽样一致性检验; 仿射变换; 暗场成像

中图分类号: TP391 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA201847.1126005

Dark field image registration based on connection vector feature matching method

Huang Zhuo¹, Chen Fengdong^{1*}, Liu Guodong¹, Wei Fupeng¹, Peng Zhitao², Tang Jun², Liu Nan²

- (1. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
2. The Laser Fusion Research Center, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621900, China)

Abstract: Based on the the positional relationship between damage points and characteristics of optical damage dark field image, a registration method using connection vector feature matching was designed. The method firstly preprocessed the reference image and the image to be registered, and then extracted the center coordinates of the contour of the damage point as the position value of the damage point. Then the connection vector of the damage points was constructed, the main direction was obtained and the connection vector feature in the main direction was calculated, the exact match was achieved through the fine matches. Finally, the affine transformation parameter was calculated by using the RANSAC algorithm. The method had rotational invariance, scale invariance and high registration accuracy. The computational efficiency and registration precision of this method and SIFT algorithm were compared and analyzed. The experimental results show the more effectiveness of the proposed method in dark field image.

Key words: image registration; random sample and consensus; affine transformation; dark-field image

收稿日期: 2018-06-10; 修订日期: 2018-07-20

基金项目: 国家自然科学基金(51275120, 61275096); 航空科学基金(20120177004); 中央高校基本科研业务费专项资金(HIT.NSRIF.2013012)

作者简介: 黄卓(1994-), 女, 硕士生, 主要从事计算机视觉、图像处理方面的研究。Email: hithuangzhuo@163.com

导师简介: 陈凤东(1977-), 男, 副研究员, 博士, 主要从事视觉检测方面的研究。Email: chenfd@hit.edu.cn

0 引言

惯性约束聚变大型固体激光装置的终端光学组件集成了众多大口径光学元件,在高能量激光的辐照下极易产生光致损伤,为了确保及时发现与跟踪损伤的增长过程^[1],在每次打靶实验后,终端光学元件损伤在线检测系统^[2-3](Final Optics Damage online-Inspection, FODI)被精密机构送入靶室中心,对终端光学元件采集暗场照明图像。为了跟踪每一个损伤点的增长过程,需要对不同时间采集的同一个光学元件的在线检测图像进行精准配准。由于存在以下因素,对精准配准提出挑战:(1)采用的是暗场照明成像,光学元件损伤点在暗背景图像中形成的亮斑点信号微弱,图像中的纹理信息和结构信息不足;(2)光学元件上的光致损伤,会随着打靶通光次数的增加而增长;(3)相机每次进入靶室中心拍摄地点的机械复位误差造成前后两次拍摄的图像有差别,这种差别虽然微小但对配准影响很大。

图像配准是寻找在不同时间点或不同的视角下拍摄的关于同一场景的两幅图像或多幅图像之间的空间变换关系,通过该空间变换关系,可重新排列一幅图像的像素点位置,使其与另一幅图像的对应像素点保持空间上的一致性。图像配准是医疗、遥感成像、模式识别等领域中的关键技术之一。图像配准可分为基于区域和基于特征的配准。

基于区域的图像配准不需要考虑图像的结构信息,利用区域相关的方法对图像的灰度信息进行匹配^[4-6],例如互相关法,互信息法,Levenberg-Marquardt 优化方法等。基于区域的图像配准方法对复杂的图像变换几乎无效,同时算法的计算复杂度较高。文中由于光学元件上的光致损伤,会随着打靶通光次数的增加而增长,所以基于区域的图像配准精度不高。

基于特征的图像配准方法^[7-9]是通过图像上具有辨识性的特征信息进行图像之间的匹配,从而达到图像配准的目的。该方法只考虑特征信息的匹配并且对噪声、形变的抗干扰能力强,具有更小的计算量和更高的鲁棒性。如何提取具有良好不变性的特征是基于特征的图像配准的关键所在。提取具有高稳定性、高匹配度的局部特征一直是人们追求的目标。

加拿大英属哥伦比亚大学 David Lowe 教授所提出的尺度不变特征^[10](Scale Invariant Feature Transform, SIFT)具有旋转、尺度、仿射和光照等不变特性,是特征提取和匹配算法中应用最为广泛的算法。针对 SIFT 的改进算法主要是为提高速度,在旋转、尺度、仿射和光照等对配准起关键作用的不变性方面,SIFT 依然是最优的方法之一。

应用 SIFT 方法能很好解决静态的、纹理丰富的图像之间的配准,但是文中损伤点的区域会随着打靶发次而发生变化,是非静态目标,而且是暗场图像,纹理信息少,因此文中在经典 SIFT 图像配准方法的基础上,提出了一种适应暗场图像特点的基于连接向量特征匹配的图像配准方法。该方法的核心是构建连接向量并计算连接向量特征,具有旋转不变性,尺度不变性及较高的配准精度。

1 基于连接向量特征匹配的暗场图像配准方法

1.1 暗场图像中的损伤点提取和定位

在对暗场微弱信号图像配准前,采用灰度直方图均衡化和二值化对图像进行预处理,获得损伤信号区域。

提取二值图中光斑的轮廓,并计算其轮廓形心坐标作为损伤点的位置。轮廓提取如图 1 所示。

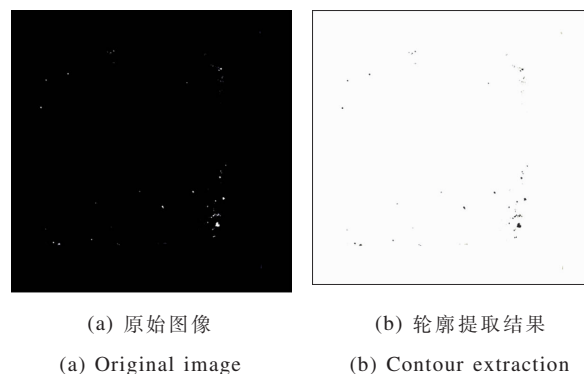


图 1 参考图像损伤点轮廓提取

Fig.1 Contour extraction of damage points in reference image

1.2 构造损伤点连接向量

在 SIFT 特征中,关键点的选取是由原始图像造成的高斯差分算子(DoG)空间中提取的。为了构造尺度空间,采用一组高斯滤波函数来对原始图像进行处理,而后不同层之间相减来构造 DoG 空间,

关键点是由 DoG 空间的局部极值点组成的,关键点的初步探查是通过同一组内各 DoG 相邻两层图像之间比较完成的。为了寻找 DoG 函数的极值点,每一个像素点要和它所有的相邻点比较,看其是否比它的图像域和尺度域的相邻点大或者小。为了剔除不稳定的极值点,将极值点的位置和尺度定位到更精确的水平,对关键点进行三元二次函数进行拟合,找出精确的极值点坐标。随后利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数,从而使关键点具有旋转不变的特性。最后以主方向为坐标轴,把关键点邻域分为 4x4 个子区域,每个区域选择一个种子点,分为 8 个方向。重新计算关键点子邻域的梯度方向,从而构建梯度直方图,最终得到了 4x4x8=128 维的关键点特征向量。

借鉴 SIFT 算法构造关键点特征向量的方法。文中提出的方法使用损伤点之间的位置(距离、方向)关系来构造用于暗场图像配准的特征向量。如图 2 所示,选择一个损伤点(图中黑点 $P_0(x_0, y_0)$),建立局部坐标系,在以 P_0 为中心的图像预设窗口范围搜索 P_0 周围的邻近损伤点(图中白点,只画出临近的 3 个邻近损伤点)。以 P_0 为原点每隔 45° 作一个方向轴,以 x 轴为起点,顺时针方向进行 0~7 标号。

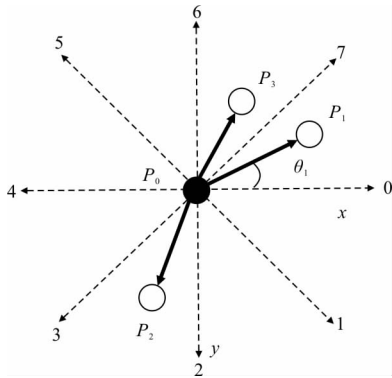


图 2 损伤点与邻近损伤点位置关系

Fig.2 Relationship between the damage point and the adjacent damage points

以 P_0 为起点,指向邻近损伤点为的向量定义为连接向量,其属性包括向量角、模值及连接方向。以连接向量 P_0P_1 为例,其向量角、模值及连接方向计算如下:

连接向量的向量角:定义为连线向量与 x 轴夹角:

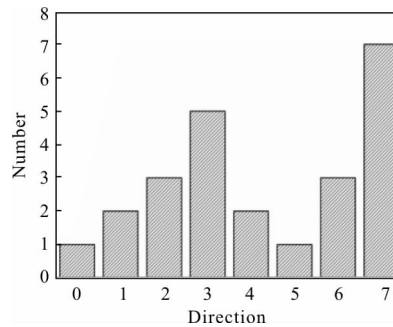
$$\theta_1 = \arctan \left(\left| \frac{y_0 - y_1}{x_0 - x_1} \right| \right) \quad (1)$$

连接向量的模值:

$$\rho_1 = \sqrt{(x_0 - x_1)^2 + (y_0 - y_1)^2} \quad (2)$$

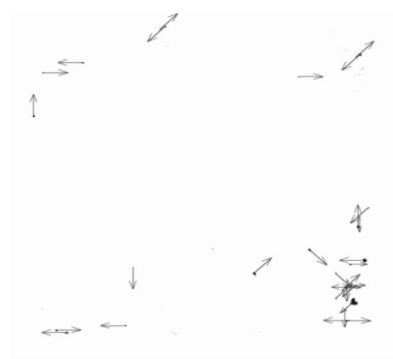
连接向量的主方向:统计以 P_0 为中心的众多连接向量的向量角分布,在 0~360° 范围内,以 45° 为一个区间,统计每个区间内连接向量的数目,构造出 8 柱直方图,该直方图的峰值方向,定义为 P_0 的连接向量的主方向。

如果搜索窗口大小是固定的,会存在搜索损伤点不足的问题,因此设计按步长扩大搜索窗口,直到搜索到 n 个损伤点为止。图 3(a)是 P_0 的连接向量的方向直方图,其第 7 方向是该损伤点的主方向。图 3(b)所示是基准图像经过计算后所有损伤点的位置和主方向。



(a) 连接向量的方向直方图

(a) Histogram plot of the connection vectors



(b) 损伤点主方向图

(b) Main direction map of damage point

图 3 确定损伤点主方向

Fig.3 Main direction determination of the damage point

1.3 连接向量的特征向量

为了在基准图像和待配准图像之间找到匹配点,借鉴 SIFT 构造特征的方法,基于上述定义的连接向量,构造基于损伤点连接向量的特征向量,具体如下:

- (1) 将向量 P_0P_1 、 P_0P_2 等 n 个连接向量分别投影

在离其最近的两个方向轴上, 得到投影向量 Q_{11} 、 Q_{12} 、 Q_{21} 、 Q_{22} , 投影向量的模值计算方法同前, 如图 4 所示, 例如 Q_{12} 在方向轴 0 上, 直接得到模值:

$$\rho_{Q_{12}} = |x_0 - x_1| \quad (3)$$

Q_{11} 在方向轴 7 上, 所以:

$$\theta_{Q_{11}} = \left| \frac{\pi}{4} - \theta_1 \right| \quad (4)$$

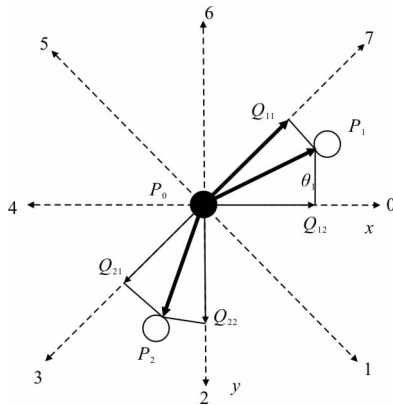


图 4 连接向量特征构造过程

Fig.4 Connection vector feature construction process

当该损伤点窗口内的所有邻近损伤点都投影并计算模值后, 在 0~7 方向轴上累加, 得到 8 个累加模值, 找出 8 个累加模值中最大的一个作为基准, 8 个累加模值依次除以该基准, 形成 8 个介于 [0,1] 的值, 使用这样归一化的值构建一个 8 维向量, 作为该损伤点的特征向量。构造图像金字塔, 在每个尺度空间中提取特征向量。由于该特征向量进行了归一化, 具有尺度不变性, 并且对照明光强差异不敏感。

为了获得旋转不变性, 分别对基准图像和待配准图像计算每个损伤点的方向直方图, 并确定其主方向后, 为了确保两幅图片的旋转不变性, 需要依次对每个损伤点重新定义坐标轴, 具体做法如图 5 所示, 将图 2 所示的水平坐标轴 x 旋转为损伤点的主

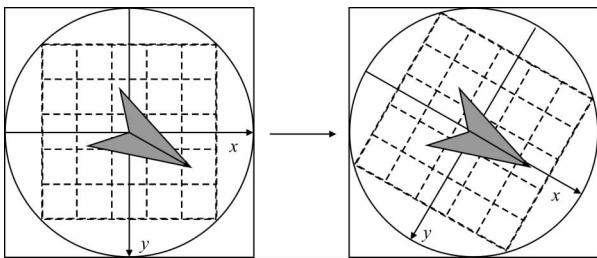


图 5 坐标轴旋转

Fig.5 Axis rotation

方向, 以确保旋转不变性。

旋转后损伤点邻域内邻近损伤点的坐标为:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(2\pi - \theta) & -\sin(2\pi - \theta) \\ \sin(2\pi - \theta) & \cos(2\pi - \theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (5)$$

$(x, y \in [-radius, radius])$

式中: (x, y) 分别为邻近损伤点的原始坐标; (x', y') 为邻近损伤点在新的坐标系下的坐标; θ 为当前损伤点的主方向角度; $radius$ 为窗口范围。坐标轴旋转后, 采用前面方法计算每个损伤点的连接特征向量。

1.4 连接特征向量匹配

遍历基准图像, 对每个基准图损伤点遍历待配准图像损伤点序列, 计算:

$$k = \begin{cases} \frac{\rho_1[i]}{\rho_2[i]} & (\rho_1[i] < \rho_2[i]) \\ \frac{\rho_2[i]}{\rho_1[i]} & (\rho_1[i] > \rho_2[i], i \in [0, 7]) \\ 1 & (\rho_1[i] = \rho_2[i]) \end{cases} \quad (6)$$

式中: ρ_1 和 ρ_2 分别代表基准图像和待配准图像损伤点的 8 维特征向量的归一化模值; k 为二者之比, 若 i 从 0~7, 均满足 $k > m$ (文中取 $m = 0.95$), 那么就认定二者是一个候选匹配点对。由于损伤点的发展变化, 所以仅仅满足这个条件的候选匹配点对会出现一对多的情况。为了得到一对一匹配点对, 分别计算基准图像损伤点到与其对应的多个点的欧氏距离 d :

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (7)$$

式中: (x_1, y_1) 为参考图像损伤点位置坐标, (x_2, y_2) 为公式 (7) 匹配出的输入图像损伤点的坐标。依次计算所有与该基准图像损伤点匹配的待配准图像损伤点的欧氏距离, 可以得到 d_1, d_2, \dots, d_n 。选取最小的欧氏距离的损伤点为匹配点。按此方法遍历配点对, 去除一对多的配准点对, 结果如图 6 所示。

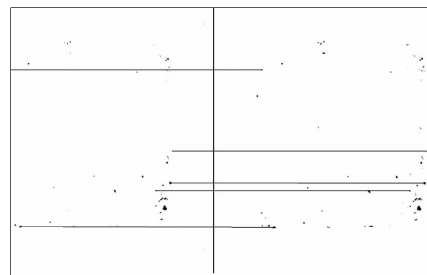


图 6 匹配后特征点对连线(左为待配准图像, 右为基准图像)

Fig.6 Connection lines of the matched points (left is to be registered image, right is for the reference image)

1.5 基于 RANSAC 算法计算仿射变换参数

由于损伤点的发展变化, 损伤点轮廓提取会有变化, 所以仅仅满足这个条件的匹配会存在误匹配点, 这就导致最终在计算仿射变换参数时引起误差较大。为了保证最终配准的准确性, 使用 RANSAC 算法^[11-12]对选中的匹配点对进行仿射变换参数解算, 计算出这些匹配点对的仿射变换 3×3 矩阵:

$$H = \begin{bmatrix} S_x & Sh_x & T_x \\ Sh_y & S_y & T_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: S_x 、 S_y 分别表示 x 、 y 方向的尺度参数; Sh_x 表示错切变换参数; Sh_y 表示旋转变换参数; T_x 、 T_y 分别表示 x 、 y 方向的位移参数。获得仿射变换 3×3 矩阵, 即完成配准。

1.6 图像配准结果评价

图像配准的精度通过均方根误差(RMSE)评价, 定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\text{error}x_i^2 + \text{error}y_i^2)}{N}} \quad (9)$$

式中: N 是匹配点的对数。对于匹配点对 (x_0, y_0) (基准), (x_i, y_i) (待配准), 计算 (x_i, y_i) 配准后的对应点 (x'_i, y'_i) :

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{pmatrix} = H^* \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

式中: H 为经过计算后的仿射变换矩阵。因此:

$$\text{error}x_i = x'_i - x_0 \quad (11)$$

$$\text{error}y_i = y'_i - y_0 \quad (12)$$

2 实验结果分析

针对图 7 所示的一组图像(像素分辨率为 1 024×1 024), 应用文中方法获得的仿射变换矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} 0.995 & 0.042 & 0.002 & 0.647 & 0.924 & 0.654 \\ -0.001 & 0.279 & 0.994 & 0.434 & 21.950 & 0.419 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

从仿射变换参数可知, 待配准图像相对于参考

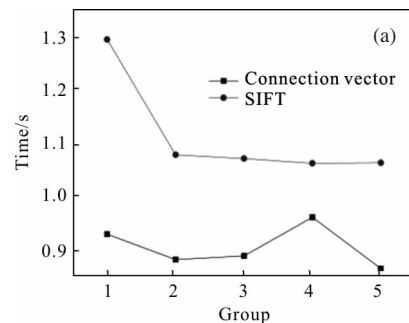
图像, 主要发生的是平移变换, 即在图像坐标下沿 x 轴向左平移了 21.95 个像素。

文中方法与 SIFT 方法的区别如表 1 所示。为定量比较文中方法与 SIFT 方法在配准的误差和配准效率上的差异性, 对同一光学元件通过运动机构复位成像系统, 分别采集了 6 幅图像, 将其中一幅图像作为基准图像, 其他 5 幅图配准到基准图像, 比较两种配准方法在计算误差(RMSE)和 CPU 运行时间方面的差异(CPU 为英特尔 Core i7-4720HQ), 结果见图 7。

表 1 连接向量特征匹配算法与 SIFT 算法区别

Tab.1 Differences between connection vector feature matching method and SIFT

	Connection vector feature matching method	SIFT
Descriptor constructor	Geometric positional relationship	Gradient information
Neighborhood window size	Not fixed, expand gradually	Fixed
Registration method	Feature vector division+ Euclidean distance (nearest)+RANSAC	Euclidean distance (nearest/the second nearest)
Applicable scene	Scenes with single background, less gray change information and higher registration speed are required; Scenes with changed target information (such as damage growth) are required	Rigid deformation, slightly perspective deformation, and abundant information on grayscale change
Computation	Fewer vectors can be used to register accurately, less computation	Vector extraction and registration are complicated and computations are large
Registration accuracy	When the background is single, the registration accuracy is high with changing target information	When the background is single, the registration accuracy is low with changing target information



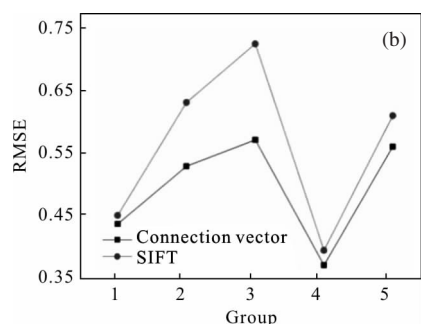


图 7 对比实验结果

Fig.7 Comparison test results

由图 7 可知，文中所提出的方法在计算精度和效率上都优于经典的 SIFT 图像配准法。

3 结论

文中利用损伤点之间的位置关系，提出计算损伤点主方向并构造基于连接向量的特征向量，可以有效实现图像损伤点匹配，再利用 RANSAC 算法计算仿射变换的参数，有效解决了光学元件损伤在线检测暗场图像的信号微弱并发展变化条件下的配准问题。实验结果表明：该方法在匹配误差和效率方面优于 SIFT 方法，具有旋转不变性、尺度不变性和较高的配准精度，能够达到很好的工程应用效果，同时该方法也为各种背景单一、灰度信息比较少，且要求较高的配准速度的场景下的图像配准问题提供了解决方案。

致 谢

感谢中国工程物理研究院提供的设备支持。

参考文献：

[1] Nostrand M C, Carr C W, Liao Z M, et al. Tools for predicting optical damage on inertial confinement fusion-class laser systems [Z]. LLNL-TR-464836, 2011: 5.

[2] Feng Bo, Liu Bingguo, Chen Fengdong, et al. Final optics damage online inspection system for ICF [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(9): 2519-2524. (in Chinese)

[3] Feng Bo, Chen Fengdong, Liu Bingguo, et al. Online inspection of final optics based on image mosaic for ICF system [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(3): 555-561. (in Chinese)

[4] Du Siliang, Yang Bo, Wang Mi, et al. Stellar image registration based on mutual information in object area [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24 (2): 406-412. (in Chinese)

[5] Chen liang, Zhou mengzhe, Chen he. A method of image registration combined by edge region and cross correlation [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2016, 36(3): 320-325. (in Chinese)

[6] Kisasi M, Yamamura Y, Kim H, et al. High speed image registration of head CT and MR images based on Levenberg-Marquardt algorithms [C]//International Symposium on Soft Computing and Intelligent Systems. IEEE, 2015: 1481-1485.

[7] Patel M S, Patel N M, Holia M S. Feature based multi-view image registration using SURF [C]//International Symposium on Advanced Computing and Communication, IEEE, 2016: 213-218.

[8] Zou X, Lin G, Tang Y, et al. Sub-pixel object-image registration using improved iterative closest point method [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2016.

[9] Wang Zhiqiang, Cheng Hong, Yang Guang, et al. Fast target location method of global image registration [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(S1): 225-229. (in Chinese)

[10] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

[11] Cao Yu, Feng Ying, Yang Yuntao, et al. Application of line estimation algorithm based on RANSAC in road points cloud Optimization [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(11): 3108-3112. (in Chinese)

[12] Litman R, Korman S, Bronstein A, et al. Inverting RANSAC: Global model detection via inlier rate estimation [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society, 2015: 5243-5251.