

DOI: 10.12086/oee.2018.170532

基于三维扫描的机车走行部螺栓识别与定位

黄 潜, 王泽勇, 李金龙*, 姜雯楠, 高晓蓉

西南交通大学物理科学与技术学院光电工程研究所, 四川 成都 610031

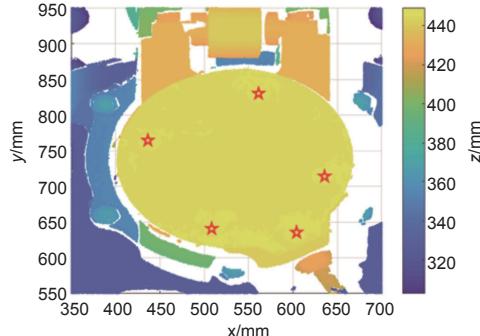
摘要: 使用激光线结构光扫描仪得到机车走行部三维点云数据, 实现了在三维数据中对螺栓进行自动识别和定位。使用关键点的快速点特征直方图 (FPFH) 来描述点云特征, 首先, 将目标区域与预存螺栓模板进行特征匹配, 并为目标区域的匹配点分配权重; 然后, 使用均匀的种子点在带权重的匹配点集中进行 K-means 聚类, 并删除点数过少的聚类簇; 最后, 使用 Hough 变换的方法为经过筛选的聚类簇建立严格的分类器, 判断出螺栓的有无和精确位置。实验证明了该方法的有效性。

关键词: 三维点云; 激光三维扫描; 机车走行部; 特征提取; 快速点特征直方图 (FPFH); K-means; Hough 变换

中图分类号: O436.3

文献标志码: A

引用格式: 黄潜, 王泽勇, 李金龙, 等. 基于三维扫描的机车走行部螺栓识别与定位 [J]. 光电工程, 2018, 45(1): 170532



Automatic recognition of bolts on locomotive running gear based on laser scanner 3D measurement

Huang Qian, Wang Zeyong, Li Jinlong*, Jiang Wennan, Gao Xiaorong

Photoelectric Engineering Institute, School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China

Abstract: The locomotive running gear 3D point cloud data are obtained by line-structured laser scanner, and the bolts on the locomotive running gear under the 3D point cloud data are recognized and located automatically. Firstly, fast point feature histograms (FPFHs) of the key points are calculated to describe the 3D features, and the target region is matched with the preselected bolt template. Then, K-means clustering is carried out on the weighted match point set using uniform seed points. Finally, the Hough transform method is used to establish a strict classifier for the clusters, and the existence and precise position of the bolts are determined. The experimental results verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords: 3D point cloud; laser 3D scanning; locomotive running gear; feature extracting; fast point feature histogram (FPFH); K-means; Hough transform

Citation: Huang Q, Wang Z Y, Li J L, et al. Automatic recognition of bolts on locomotive running gear based on laser scanner 3D measurement [J]. Opto-Electronic Engineering, 2018, 45(1): 170532

收稿日期: 2017-10-09; 收到修改稿日期: 2017-11-09

基金项目: 国家自然科学基金(61471304)资助项目

作者简介: 黄潜(1993-), 硕士, 主要从事三维光学传感的研究。E-mail: huangqian_yx@foxmail.com

通信作者: 李金龙(1978-), 博士, 副教授, 主要从事三维光学传感的研究。E-mail: jinlong_lee@126.com

1 引言

机车走行部结构复杂，细小部件多，人工检查十分费力，而一旦发生漏检很可能造成严重后果。在高速运行的列车上，任何一个细微的故障都有可能引发重大的安全事故^[1-4]。目前，已经存在一些基于二维图像的自动化检测系统，例如货运故障动态图像检测系统 (trouble of moving freight car detection system, TFDS)^[5]。然而，基于二维图像的检测识别系统具有一些天然的不足：检测系统获得的图像中仅包含检测目标的二维尺寸信息而无法直接得到目标的深度信息；同时作为目标识别依据的图像灰度特征也会受到光照、油污、拍摄角度等因素的影响。因此，为了更准确、可靠地检测和识别机车走行部故障，研究基于三维形貌测量技术的机车走行部检测系统具有十分重要的现实意义。

近年来，激光三维扫描技术发展十分迅速，三维点云数据作为一种新的数据格式，可以准确地记录物体表面的三维形貌、几何特征、空间坐标等信息，具有二维数据无法比拟的优势。目前，已经存在一些能够在三维点云数据之中建立特征描述子的方法。例如 Johnson^[6] 于 1997 年提出旋转图像 (spin image, SI) 方法，在三维空间中构建了一个具有刚体不变性的形状特征描述子；文献 [7-9] 在此基础上做了进一步的改进；Chua 等^[10] 提出的点签名 (point signature, PS) 方法中对点云中每个点都建立了低维的特征描述子；Gelfand 等^[11] 将基于积分不变量 (integral volume invariant, IVI) 的特征描述子推广到了三维。Rusu 等^[12-15] 提出的点特征直方图 (point feature histograms, PFH) 和快速点特征直方图 (fast point feature histograms, FPFH) 方法，通过在点的邻域内建立局部坐标系，对邻域点的法向量夹角进行离散化统计，建立统计直方图，以统计直方图作为点云中点的几何特征描述。这类特征描述子较好地描述了点的邻域特征，具有良好的稳定性和独特性。

在基于三维扫描的机车自动化检测中，如何在原始数据中对螺栓等机车走行部关键部位进行识别和定位是研究重点。本文提出了一种基于三维特征提取和分类的机车走行部螺栓识别和定位方法。实验证明，该方法能够可靠、稳定地进行螺栓识别和定位。

2 原理

2.1 激光线结构光三维扫描

激光线结构光法^[16-18] 是一种三维扫描中常用的方

法，本文的激光线结构光扫描设备原理如图 1 所示。

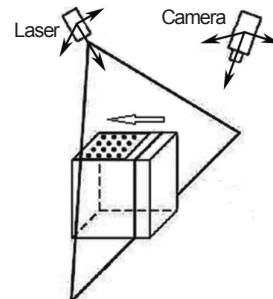


图 1 激光线结构光法基本原理

Fig. 1 Basic principle of line-structured laser scanner

将一条线激光投影到运动物体表面，使用面阵相机从另一个角度上采集图像。分析图像中的光强分布，可以确定激光线在图像中的位置，根据三角测量原理就可以获得当前激光扫描处的高度信息。所以，只要保持连续拍摄，当运动物体整体通过测量区域后，就可以得到完整的物体表面三维信息，这种三维信息通常以三维点云的形式进行储存。

2.2 点云特征描述

2.2.1 提取关键点

关键点即点云中能够被稳定描述，具有一定区分性的点集。内在形状签名 (intrinsic shape signatures, ISS) 算法^[19] 是一种有效的关键点选取算法，最早由 Zhong 于 2009 年提出。它是通过分析点云中某一点的邻域加权协方差矩阵来选取关键点，步骤如下：

1) 对任意一点 $p_i \in P$ ，搜索与 p_i 之间的距离在 r_1 以内的所有邻域点 p_j ，建立协方差矩阵

$$\mathbf{M}_{\text{Cov}}(p_i) = \frac{\sum_{\|p_i - p_j\| < r_1} w_{ij} (p_i - \bar{p}_i)(p_i - \bar{p}_i)^T}{\sum_{\|p_i - p_j\| < r_1} w_{ij}}, \quad (1)$$

其中 w_{ij} 为权重，

$$w_{ij} = 1 / \|p_i - p_j\|, \|p_i - p_j\| < r_1. \quad (2)$$

2) 计算协方差矩阵的特征值 $\{\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \lambda_{i3}\}$ ，从大到小排列特征值。其中，特征值 λ_{i3} 所对应特征向量 e_{i3} 可以作为点 p_i 的法向量。

3) 设置阈值 ε_1 和 ε_2 ，若同时满足 $\lambda_{i2}/\lambda_{i1} \leq \varepsilon_1$ 和 $\lambda_{i3}/\lambda_{i2} \leq \varepsilon_2$ ，则选取点 p_i 作为关键点。

2.2.2 建立点特征描述

FPFH 算法^[14] 是由 Rusu 等人于 2009 年提出的一种三维特征描述算子。它通过统计点的邻域法向量分布来描述点的三维特征。针对点云中的一个关键点

P_s 选定一个半径为 r_2 的球形区域作为它的邻域范围 , 以 P_s 为中心建立局部坐标系。在局部坐标系中 , 可以用一组三元数 $(\alpha, \varphi, \theta)$ 来表示邻域点 P_t 的法向量方向。其中 , α, φ, θ 分别为 P_t 的法向量与局部坐标系三坐标轴的夹角。这样的一个三元组包含有局部邻域内的实际形状信息。计算出一个关键点 P_s 与其 r_2 邻域点之间的全部三元组 $(\alpha, \varphi, \theta)$, 将每个维度分为 b 个子区间 , 分别进行直方图统计 , 然后将 3 个直方图拼接起来。这一步的结果称为简化的点特征直方图 (simple point feature histograms , SPFH)。一般取 $b=11$, 以 P_s 的 r_2 邻域内的每个点 P_i 为新的查询点 , 为它们分别计算 SPFH , 最后得到关键点 P_s 的 FPFH。

$$\lambda_{\text{FPFH}}(P_s) = \lambda_{\text{SPFH}}(P_s) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{w_i} \cdot \lambda_{\text{SPFH}}(P_i), \quad (3)$$

式中 : k 为 r_2 邻域点的数目 , w_i 为权重 , 一般可取 P_s 和 P_i 之间的距离。

经过特征提取 , 可以通过描述点云中关键点的邻域特征的方法 , 来实现对整片点云的特征描述。生成的 FPFH 特征描述子是一个 33 维度的数值向量 , 如图 2 所示。可以使用特征描述子之间的欧氏距离来评估关键点邻域之间的相似程度。

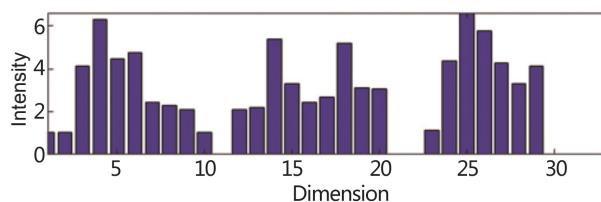


图 2 一个 FPFH 特征描述子
Fig. 2 One of the FPFH feature descriptors

2.3 特征匹配与预筛选

在对螺栓模板和目标点云中分别提取关键点并建立 FPFH 特征描述子后 , 对模板中的每一个关键点 , 在目标点云中搜索特征描述子之间的欧氏距离在半径 r_3 以内的关键点 , 将其标记为匹配点。重复这个过程 , 直到遍历模板中的所有关键点 , 就可以得到目标点云中的匹配点集。若有关键点被重复标记 , 则在匹配点集中保留重复 , 等价于为该点增加权重。

因为得到的匹配点在待识别的螺栓附近较为集中 , 所以可以使用聚类的方法来实现螺栓位置的预筛选。具体的实现过程如下 :

1) 在目标点云中建立空间栅格。以目标点云在 3 个维度上的最大值和最小值为依据建立目标点云的

包围盒 , 根据模板尺寸选择合适的栅格尺寸 , 将包围盒划分为若干空间栅格 , 以空间栅格的顶点作为初始化的聚类中心。

2) 使用 K-means 方法^[20] 对匹配点集进行聚类。使用 K-d tree 最近点搜索策略 , 将匹配点集中的每一个点 (包含重复点) 分配进入欧氏距离最近的聚类中心所代表的簇中 , 然后将簇的聚类中心重定义为簇的重心 , 重复迭代这个过程直到所有的点都收敛至固定的簇中。

3) 筛选出包含点数大于阈值 ε_3 的簇 , 将这些聚类簇的重心标记为螺栓的预筛选位置。

2.4 螺栓的精确识别与定位

针对机车走行部螺栓数据的实际特点 , 将匹配点集中的螺栓关键点视为一个固定半径的模糊圆环 , 因此 , 可以使用 Hough 变换的方法 , 在经过预筛选的聚类簇中对螺栓进行识别。Hough 变换是一种通过将实际坐标空间映射到参数空间 , 来实现直线或曲线拟合的方法。在 xoy 平面上 , 圆心在 (a, b) , 半径为 r 的圆表示为

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2. \quad (4)$$

将 xoy 平面上的一点 (x, y) 映射到参数平面 aob 上 , 则该点对应于参数平面上圆心在 (x, y) 、半径为 r 的一个圆。于是 , xoy 平面上点的共圆 , 对应于 aob 平面上圆的共点。参数空间中所有圆相交的一点 , 其坐标就对应于在 xoy 平面上的圆心位置 (a, b) , 如图 3 所示。

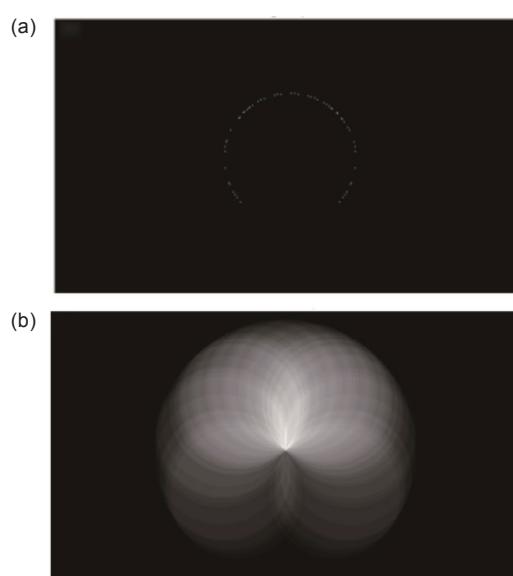


图 3 Hough 变换检测原理。(a) 图像空间 ; (b) 参数空间
Fig. 3 Principle of Hough transform. (a) Image space; (b) Parameter space

将参数空间离散化，在每一个空间单元中对经过该区域的圆的数量进行累加投票，求得圆心位置坐标。参数空间的投票结果又被称为 Hough 矩阵。离散化过程中 a , b 的步长决定了圆心坐标的精度，只需要选取较大的步长，就可以实现对模糊圆环的识别和定位。

具体的实现过程如下：

- 1) 对经过预筛选的每一个聚类簇，在高度方向上进行细分；然后在 xoy 平面上对子簇的投影进行固定半径 r_4 的 Hough 变换圆检测，计算出 Hough 矩阵最大值所对应的圆的圆心；删除 Hough 矩阵最大值小于 ε_4 的聚类簇。

- 2) 在余下的每一个聚类簇中判断，若在圆心附近 $r_4/2$ 的圆柱体空间内的点数大于 Hough 矩阵最大值的 $n\%$ ，则删除该聚类簇。 n 为噪声容忍度， n 越大，对噪声越不敏感，一般取 $n=0\sim 5$ 。

- 3) 在余下的每一个聚类簇中，取出 Hough 矩阵最大值所对应的圆环区域中的点，形成新的子簇。在以子簇中的一点为圆心，半径为 r_4 的球域内，若存在 z 坐标与该点偏差超过 $r_5/5$ 的点，则对该点进行标记。若在子簇中的标记点不少于两个，且由圆心到标记点的向量的最大夹角不小于 90° ，则将圆心位置标记为螺栓的识别位置。 r_5 与螺栓头的高度有关。

3 实验结果与误差分析

激光线结构光三维扫描仪如图 4 所示。设备使用平面镜对图 1 中的光路进行折叠。其中，面阵相机型号为 Ranger 50424，激光器型号为 808 nm 4 W(陕西同为光电设备有限公司生产，波长 808 nm，输出功率 4 W)。图 5 为部分测试数据，测试数据中已经进行了邻域均值滤波来删除明显的离群噪声点。

在图 5 中，选取左起第 2 个车轮上的螺栓为模板，



图 4 激光线结构光三维扫描仪

Fig. 4 3D line-structured laser scanner

如图 6(a) 所示；选取左起第 3 个车轮的车轴部分为目标，如图 6(b) 所示，进行螺栓识别实验。图 5~图 10 中坐标沿深度数据原始方向，深度轴用伪彩色表示。

选取邻域半径 $r_1=0.8 \text{ mm}$, $r_2=1.6 \text{ mm}$, 阈值 $\varepsilon_4=0.76$, $\varepsilon_5=0.1$ ，分别为模板和目标点云建立特征描述。关键点提取结果如图 7(a)、图 7(b) 所示。

对目标点云进行模板匹配，标记特征描述子欧氏距离小于半径 $r_3=0.1$ 的关键点为匹配点，生成包含重复点的匹配点集，如图 8(a) 所示。选取栅格立方体边长为 40 mm，在匹配点集中进行 K-means 聚类。栅格立方体边长选择取决于螺栓头的实际尺寸。选择足够宽松的预筛选阈值 $\varepsilon_3=80$ ，得到目标点云中的预筛选结果，如图 8(b) 所示。

选择参数 $r_4=10 \text{ mm}$, $\varepsilon_4=10$, $r_5=0.4 \text{ mm}$, Hough 矩阵累加器步长设为 10，对经过预筛选之后的结果进行基于 Hough 变换的精确识别和定位，其中，对某一个聚类簇的判断过程如图 9 所示。

螺栓的最终识别和定位结果如图 10(a) 所示。图 10(b) 为车体目标区域的二维灰度图像。

图 10(a) 中的阴影现象是由线激光和相机的遮挡

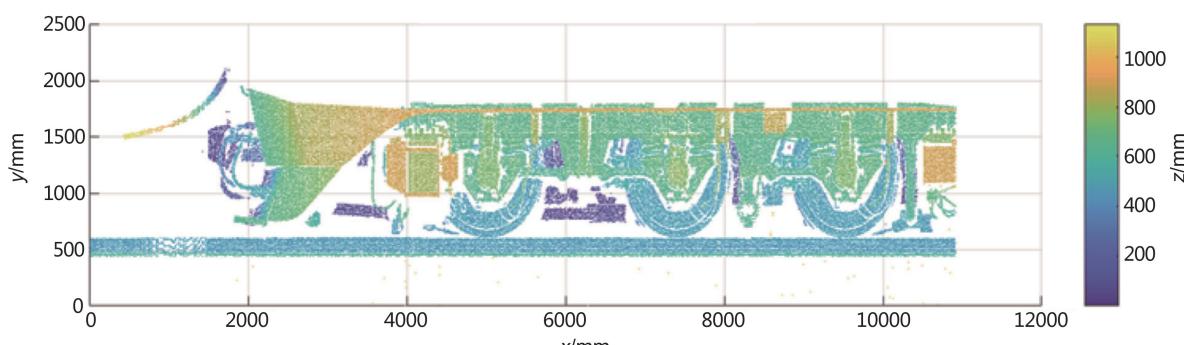


图 5 测试数据

Fig. 5 Test data

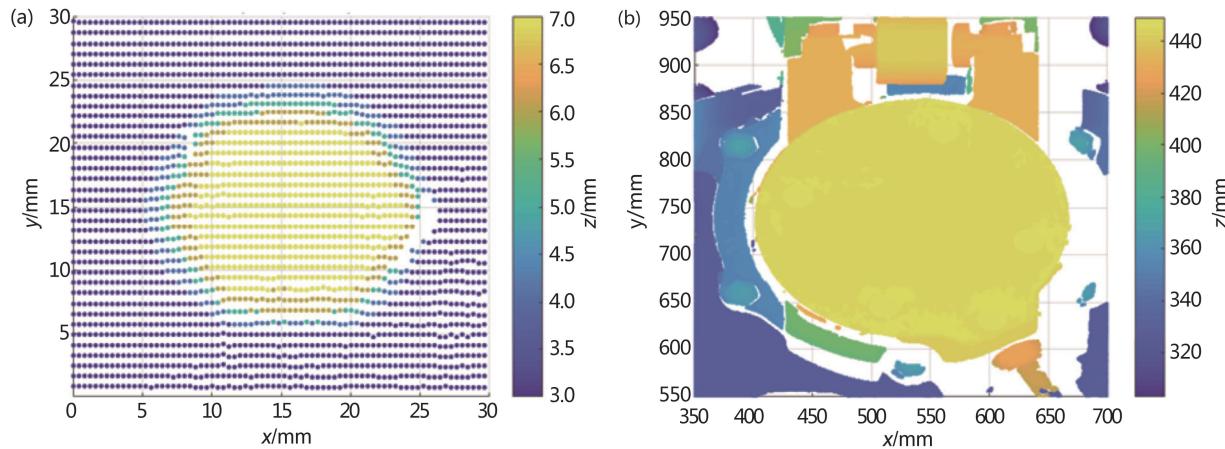


图 6 模板和目标的点云数据。(a) 模板点云数据; (b) 目标点云数据
Fig. 6 The point cloud data for the template and target . (a) Point cloud data for template; (b) Point cloud data for target

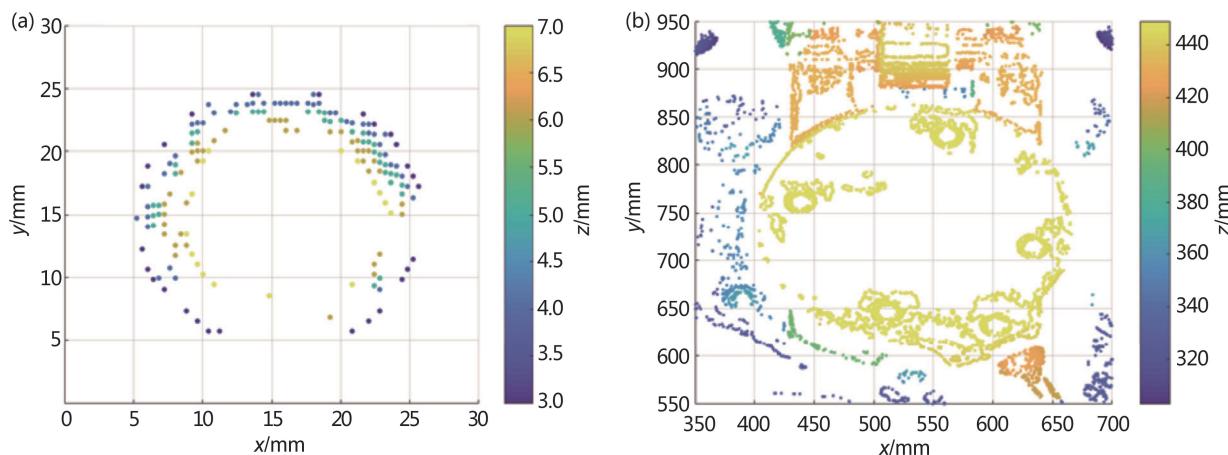


图 7 关键点的提取结果。(a) 模板点云中的关键点提取结果; (b) 目标点云中的关键点提取结果
Fig. 7 Key points extraction. (a) Key points extraction in template; (b) Key points extraction in target

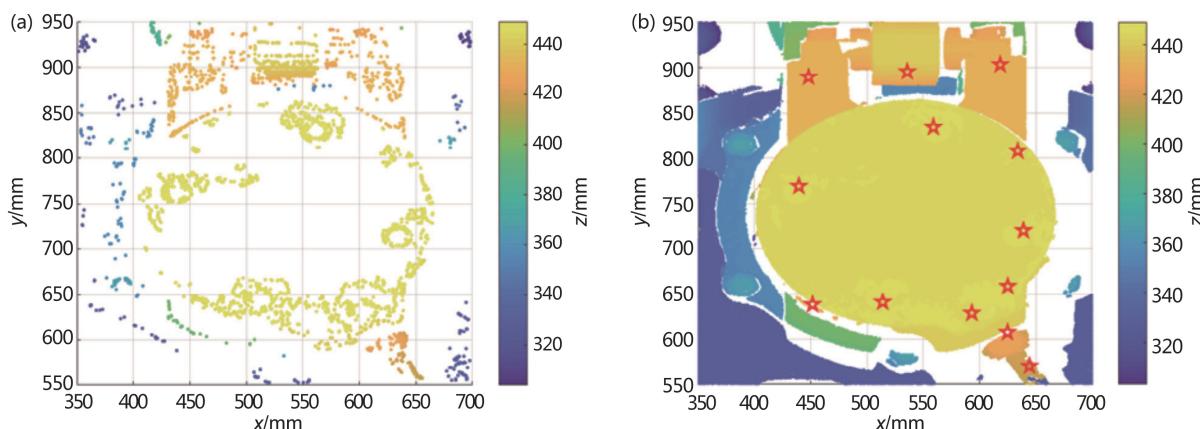


图 8 匹配与预筛选结果。(a) 匹配点集; (b) 螺栓的预定位置
Fig. 8 Results of match and pre-recognition. (a) Match point set ; (b) Pre-recognition of bolts

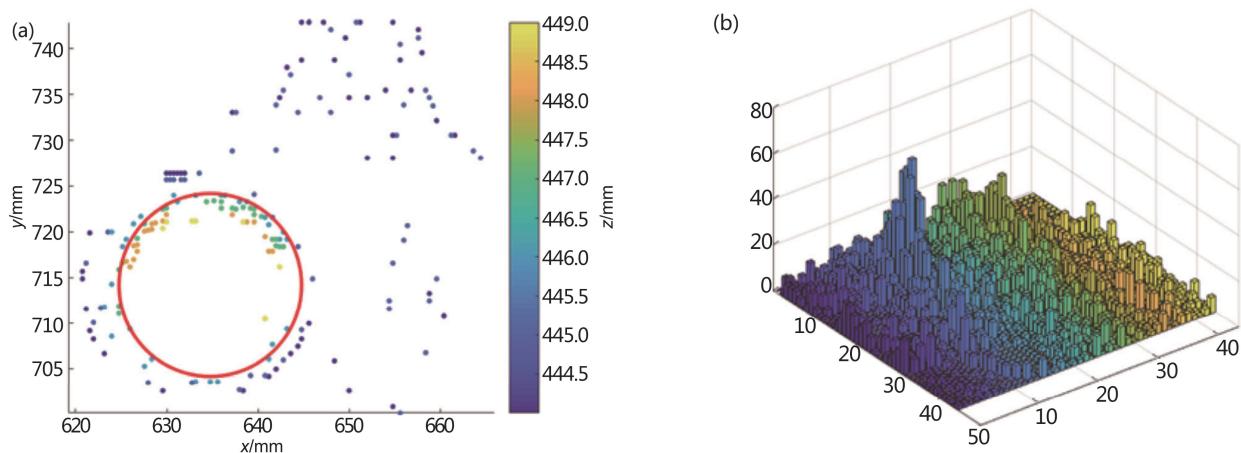


图 9 Hough 变换的过程。(a) 一个匹配点集中的聚类簇；(b) Hough 矩阵

Fig. 9 Hough transform process. (a) A cluster of matching points; (b) Hough matrix

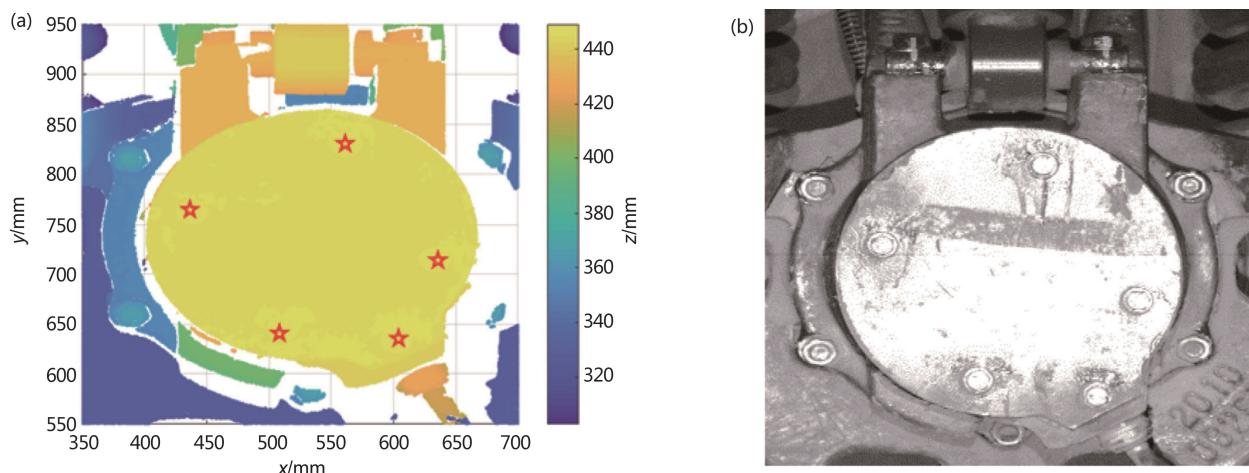


图 10 螺栓的识别与定位结果。(a) 三维数据中螺栓的识别与定位结果；(b) 目标位置处的二维灰度图像

Fig. 10 Result of bolt recognition and localization. (a) Recognition of bolts in the target; (b) Grayscale image of the target area

所造成的，需要使用多视角拼接来进行消除。这一现象对本文的实验结果没有影响。图 10(b)来自线阵相机扫描，图像横纵坐标未做校准，仅作为视觉上的对照。由图 10(a)可以看出，目标区域中与模板同型号的全部 5 个螺栓均被成功标记，这证明了本文的机车走行部螺栓识别方法是有效的。

4 结 论

本文使用关键点的 FPFH 算法来描述机车走行部三维点云数据的特征，通过预先选取的螺栓模板与目标数据的特征匹配与分类，实现了三维数据下机车走

行部螺栓的识别和定位。使用 ISS 算法筛选得到了具有良好稳定性和区分性的关键点，使用 FPFH 算法为关键点建立具有良好稳定性和独特性的高维特征描述子，得到了目标点云的高质量特征描述。在模板匹配过程中，通过聚类分析方法来实现匹配位置的初步识别和判断，进而使用基于 Hough 的方法可靠、准确地识别出螺栓位置。实验证明了本文方法的有效性。由于三维数据具有可以直接得到目标深度信息的特点，本文方法有望成为现有机车故障在线检测系统的有益补充，具有很好的应用前景。

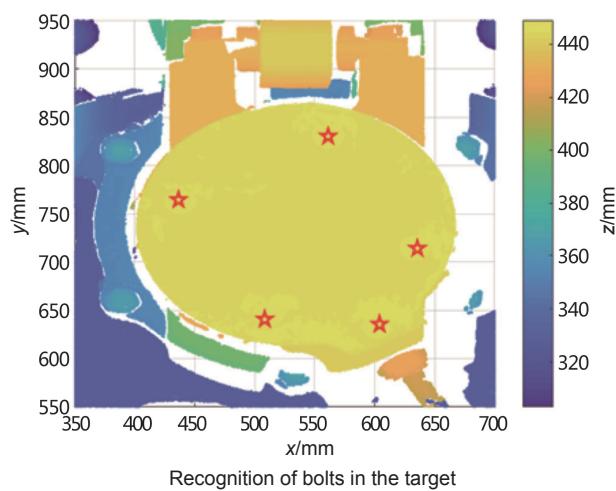
参考文献

- [1] Pendry J B. Negative refraction makes a perfect lens[J]. *Physical Review Letters*, 2000, **85**(18): 3966–3969.
- [2] Zhang Z L, Zhu J G, Zhou H, et al. Guidance tracking method of a new automatic laser theodolite system[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2010, **37**(4): 1–7.
张滋黎, 郑继贵, 周虎, 等. 一种新型自动激光经纬仪引导跟踪方法 [J]. 光电工程, 2010, **37**(4): 1–7.
- [3] Yamamoto S. Development of inspection robot for nuclear power plant[C]//*Proceedings of 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Nice, France, 1992, **2**: 1559–1566.
- [4] Wang G H, Hu Z Y, Wu F C, et al. Implementation and experimental study on fast object modeling based on multiple structured stripes[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2004, **42**(6): 627–638.
- [5] Long X, Zhong Y X, Li R J, et al. 3-D surface integration in structured light 3-D scanning[J]. *Journal of Tsinghua University (Science & Technology)*, 2002, **42**(4): 477–480.
龙玺, 钟约先, 李仁举, 等. 结构光三维扫描测量的三维拼接技术 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2002, **42**(4): 477–480.
- [6] Johnson A. Spin-images: a representation for 3-D surface matching[D]. Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University, 1997.
- [7] Halma A, Haar F T, Bovenkamp E, et al. Single spin image-ICP matching for efficient 3D object recognition[C]//*Proceedings of the ACM Workshop on 3D Object Retrieval*, 2010: 21–26.
- [8] Wang X L, Liu Y, Zha H B. Intrinsic spin images: a subspace decomposition approach to understanding 3D deformable shapes[C]//*Proceedings of the 5th International Symposium 3D Data Processing, Visualization and Transmission*, 2010.
- [9] Guarneri A, Vettore A, Camarda M, et al. Automatic registration of large range datasets with spin-images[J]. *Journal of Cultural Heritage*, 2011, **12**(4): 476–484.
- [10] Chua C S, Han F, Ho Y K. 3D human face recognition using point signature[C]//*Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2000: 233–238.
- [11] Gelfand N, Mitra N J, Guibas L J, et al. Robust global registration[C]//*Proceedings of the third Eurographics Symposium on Geometry Processing*, 2005: 197.
- [12] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Persistent point feature histograms for 3D point clouds[C]//*Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent Autonomous Systems*, 2008.
- [13] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]//*Proceedings of 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2008: 3384–3391.
- [14] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration[C]//*Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2009: 3212–3217.
- [15] Rusu R B, Holzbach A, Blodow N, et al. Fast geometric point labeling using conditional random fields[C]//*Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2009: 7–12.
- [16] Zhong Y. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition[C]//*Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision Workshops*, 2009: 689–696.
- [17] Tamura S, Kim E K, Close R, et al. Error correction in laser scanner three-dimensional measurement by two-axis model and coarse-fine parameter search[J]. *Pattern Recognition*, 1994, **27**(3): 331–338.
- [18] Fan S H, Liu C R, Qi X T, et al. Accuracy analysis and verification of structured light 3D measurement system[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, **41**(5): 52–56.
范生宏, 刘昌儒, 亓晓彤, 等. 结构光三维测量系统精度分析及验证 [J]. 光电工程, 2014, **41**(5): 52–56.
- [19] Huang F S, Chen L, Ren Y Z, et al. A vision weight method of billet based on linear structure laser[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2015, **42**(8): 27–33.
黄风山, 陈丽, 任有志, 等. 连铸坯线结构光视觉定重方法 [J]. 光电工程, 2015, **42**(8): 27–33.
- [20] Jain A K. Data clustering: 50 years beyond K-means[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, **31**(8): 651–666.

Automatic recognition of bolts on locomotive running gear based on laser scanner 3D measurement

Huang Qian, Wang Zeyong, Li Jinlong*, Jiang Wennan, Gao Xiaorong

School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China



Overview: The detection of locomotive running gear is an important part of railway safety inspection. However, the automatic detection based on the two-dimensional image cannot directly get the three-dimensional size of the object, and is easy to be affected by light, oil, shooting angle and so on. Therefore, it is of great practical significance to study the locomotive running gear inspection system based on three-dimensional measurement technology. Line-structured laser scanner is one of the most common 3D laser scanner. In the automatic detection of locomotive based on the 3D laser scanner, how to recognize and locate the bolts on the locomotive running gear under the 3D point cloud data is one of the research focuses. In this paper, the locomotive running gear 3D point cloud data are obtained by line-structured laser scanner, and the bolts on the locomotive running gear under the 3D point cloud data are recognized and located automatically. Firstly, an appropriate bolt in the data is selected as the template, and both in the template and target regions, key points are extracted by Intrinsic shape signatures (ISS) algorithm, and Fast point feature histograms (FPFHs) of the key points are calculated to describe the 3D features. Then, the target region is matched with the preselected bolt template on basis of the Euclidean distance between FPFHs, and points in the match point set are weighted by the key points of the bolt template they have matched. Then, K-means clustering is carried out on the weighted match point set using uniform seed points, and the clusters are initially screened based on the number of points. The point cloud is divided into many blocks according to the size of bolts, and the vertices of each block are selected as the cluster seeds. Finally, the Hough transform method is used to establish a strict classifier for the clusters. The key points on the bolts are treated as several fuzzy circles of a fixed radius, so the existence and location of the bolt can be judged by Hough transformation of each cluster. An experiment is carried out for validation. In the experiment, all five bolts of the same type in the target area are successfully marked. The experimental results verify the effectiveness of the proposed method. As the three-dimensional data can directly get the target depth information, the proposed method has a good application prospect, which is expected to be a useful complement to the online railway safety inspection system.

Citation: Huang Q, Wang Z Y, Li J L, et al. Automatic recognition of bolts on locomotive running gear based on laser scanner 3D measurement[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(1): 170532

Supported by National Natural Science Foundation of China (61471304)

*E-mail : jinlong_lee@126.com