

一种新型稀疏标志点的特征描述算法

石诚,程筱胜,崔海华,方舟,张逸,胡广露
(南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘要:为解决物体产生局部变形之后标志点的匹配问题,提出了一种面向稀疏标志点的特征描述算法。该算法受点特征直方图算法启发,利用标志点与邻域点欧式距离和角度关系,实现了当前标志点的唯一描述,从而建立变形前后标志点的对应关系,并能筛选出几乎不发生形变的点对。实验统计数据表明,该算法求解出的对应关系正确率接近 100%,利用算法结果匹配后的平均偏差在 0.03 mm 以内,具有较强的稳定性。

关键词:机器视觉;标志点;特征描述;匹配

中图分类号:TH123 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2020)05-0200-03

A New Feature Description Algorithm for Sparse Marked Points

SHI Cheng, CHENG Xiaosheng, CUI Haihua, FANG Zhou, ZHANG Yi, HU Guanglu

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A feature description algorithm for sparse marked points is proposed, which is used to solve the matching problem of non-coding marked points after local deformation. Based on the point feature histogram (PFH) descriptors, the euclidean distance and angle relationship between the marked point and the neighborhood points is used in this algorithm to implement the unique description of the current marker point, thus establishing the corresponding relationship between the marker points before and after the deformation, and determining the change of each point before and after deformation. According to the experimental statistics, the correction rate of the corresponding relationship approaches to 100%, and the average error after matching by the description is less than 0.03 mm. Therefore, this algorithm has strong stability.

Keywords: machine vision; marked point; feature description; matching

0 引言

近年来,随着航空航天、汽车船舶、机电重工等大型装备制造制造业蓬勃发展,摄影测量技术因其便携、快速和高精度的优点,正得到越来越多的应用^[1]。为将摄影测量应用于大型装备制造装配变形分析,提出一种稀疏标志点数据的特征描述算法,用以匹配变形前后的标志点数据。

目前关于点云数据匹配的研究^[2-3]大多针对点云密度较高的数据,一般分为粗配准和精配准^[4],通常采用“先粗后精”的思路。粗配准主要分为基于 RANSAC^[5]和基于特征的配准方法,其中基于特征匹配的方式,更具有效率和鲁棒性^[6]。RUSU R B 等提出了视点特征直方图^[7](viewpoint feature histogram, VFH)特征量和快速点云直方图^[8](fast point feature histograms, FPFH)特征量作为描述子;刘剑等^[9]将三角剖分与 FPFH 特征描述相结合,黄源等^[10]利用局部几何特征作为描述子,进行数据的匹配。这些描述特征点的思路被借鉴,用以解决稀疏标志点数据的匹配问题,翁金平等^[11]使用能量法描述稀疏标志点,实现了标志点的特征匹配,但能量法局限于标志点数据不发生形变的情况,适用性不够广泛。

本文受点特征直方图^[12](point feature histograms, PFH)描述算法启发,利用稀疏标志点数据邻域的拓扑信息,进行稀疏标志点数据的匹配。

1 特征描述算法

假设摄影测量在初始状态获取的标志点数据集合为点集 $\mathbf{P}$,产生局部形变后获取的数据集合为点集 $\mathbf{Q}$ 。 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ 在不同测量坐标系下且包含未发生形变的点对,稀疏标志点的描述算法根据点邻域的拓扑信息,对 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ 中每个点做唯一描述,描述结果称为描述子。通过描述子确定 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的对应点对,并筛选出其中几乎未发生形变的点对,以完成稀疏标志点数据的匹配。

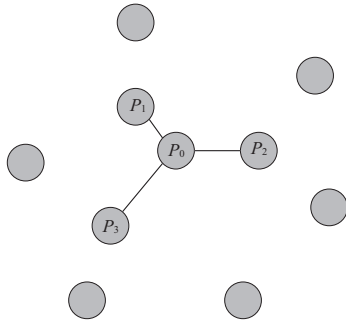
1.1 描述子的建立

任选稀疏数据中一点 P_o ,简述描述子的建立过程:

1) 利用 KD 树检索,查找距离 P_o 最近的 k 个点,依据这些点与 P_o 的欧氏距离 $d_i(i=1,2,\dots,k)$:

$$d_i = \|P_o - P_i\|_2 \quad (1)$$

将这 k 个点由近及远,构成 k 邻域点集 $\mathbf{P}_k$ (图 1)。取 $k=3$,展示了 k 邻域点集 $\mathbf{P}_k$ 的建立思路。

图1 建立 k 邻域点集 $\mathbf{P}_k$

2) 对于点集 $\mathbf{P}_k$ 内一点 P_i , 在 P_0 处建立图2所示的局部坐标系 (u, v, w) (U, V, W), 其中 n_0 为点 P_0 的法矢, 建立过程如下:

$$U = n_0 \quad (2)$$

$$V = \frac{(P_i - P_0) \times U}{d_i} \quad (3)$$

$$W = U \times V \quad (4)$$

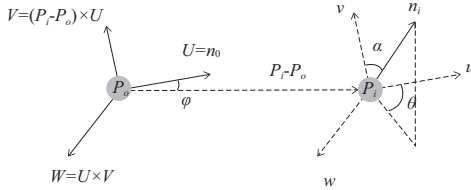


图2 定义局部坐标系

其中: 坐标轴 u, v, w 的方向分别对应矢量 U, V, W 的方向。

3) 基于局部坐标系 (u, v, w) , 根据 PFH 特征值的计算方法, 计算图2中一组角度, 来表示点 P_0 法矢 n_0 和点 P_i 法矢 n_i 的偏差:

$$\alpha = V \cdot n_i \quad (5)$$

$$\varphi = \frac{U \cdot (P_i - P_0)}{d_i} \quad (6)$$

$$\theta = \arctan(W \cdot n_i, U \cdot n_i) \quad (7)$$

4) 按照步骤2)、步骤3), 分别计算 P_0 与点集 $\mathbf{P}_k$ 中各点的特征值 α, φ, θ , 则每对点 P_0 和 P_i 可得到如下四维描述向量, 记为 D_i :

$$D_i = (d_i, \alpha_i, \varphi_i, \theta_i) \quad (8)$$

5) 按照 k 邻域点集 $\mathbf{P}_k$ 中的顺序, 建立点 P_0 的 $k \times 4$ 描述矩阵 D , D 即为点 P_0 的描述子:

$$D = (D_1, D_2, \dots, D_k)^T \quad (9)$$

6) 将描述矩阵 D 进一步变形为如下形式, 则 β 为 k 维的向量, 由各邻域点到点 P_0 的欧氏距离构成, B 为 $k \times 3$ 的矩阵, 由各邻域点到点 P_0 的角度特征构成:

$$D = (\beta^T, B) \quad (10)$$

将描述子 D 拆分, 是因为 β 能够更准确地判断前后点之间的对应关系, 而矩阵 B 更好地折射出形变大小。下文称 β 为距离向量, 称 B 为角度矩阵。

1.2 描述子相似度的衡量

利用上述算法计算出稀疏数据中每个点的描述子, 点

集 $\mathbf{P}$ 中所有点的描述子构成集合 $\mathbf{F}_P = \{D_{pi} | 1 \leq i \leq n_p, i \in N\}$, 点集 $\mathbf{Q}$ 中所有点的描述子构成集合 $\mathbf{F}_Q = \{D_{qj} | 1 \leq j \leq n_q, j \in N\}$ 。其中 n_p 和 n_q 分别为点集 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ 中点的总个数, D_{pi} 和 D_{qj} 分别为点集 $\mathbf{P}$ 中第 i 个点和点集 $\mathbf{Q}$ 中第 j 个点的描述子。

衡量描述子相似度时, 需按照公式(10)将 D_{pi} 和 D_{qj} 分别拆分为 (β_{pi}^T, B_{pi}) 和 (β_{qj}^T, B_{qj}) 。首先, 利用 $\beta_{pi} = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{ik})$ 和 $\beta_{qj} = (b_{j1}, b_{j2}, \dots, b_{jk})$ 确定对应点对。距离向量 β_{pi} 和 β_{qj} 可以看做是 k 维空间的两个点, k 维空间属于欧几里得空间, 因此使用欧氏距离作为评判两个 k 维向量相似程度高低的标:

$$\rho(\beta_{pi}, \beta_{qj}) = \sqrt{\sum_{m=1}^k |a_{im} - b_{jm}|^2} \quad (11)$$

利用最近邻匹配法(nearest neighbor)^[13]和阈值法分析距离向量, 初步获取点集 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ 的对应点对。最近邻匹配法即对 $\mathbf{P}$ 中一点 P_s , 取其对应的距离向量 β_{ps} , 然后搜索出点集 $\mathbf{Q}$ 中距离最近的向量 β_{qt} , 将点 P_s 和点 Q_t 视作一对对应点。为了防止误匹配, 再使用阈值法, 设置阈值 h_1 , 若 $\rho(\beta_{ps}, \beta_{qt}) \leq h_1$, 则将这对点作为初步匹配结果。

初步获取对应点对后, 需筛选出其中几乎没有发生形变的点对, 这就要利用角度矩阵。角度矩阵主要描述了查询点与其周围 k 个邻域点之间的相对位置关系, 因此假如该查询点与其 k 个邻域点的位置较为恒定, 角度矩阵并没有太大的变化; 反之, 角度矩阵则会有明显变化。据此, 利用 F -范数来衡量角度矩阵的变化大小。以对应点对 P_s 和 Q_t 为例:

$$B_E = B_{ps} - B_{qt} \quad (12)$$

计算矩阵 B_E 的 F -范数 $\|B_E\|_F$, 设定阈值 h_2 , 若 $\|B_E\|_F \leq h_2$, 则认为对应点对 P_s 和 Q_t 几乎不发生形变。

2 实验结果及分析

2.1 实验过程及评价标准

实验利用加拿大某公司的摄影测量设备获取标志点, 图3(a)为初始状态的标志点排布情况, 图3(b)模拟了局部形变和位移后, 标志点的排布, 图中黑色圆内的靶标是基准点, 用于变形前后数据匹配, 以验证算法精度。实验过程具体步骤如下:

- 1) 布设标志点, 获取标志点点集 $\mathbf{P}$;
 - 2) 模拟局部位移和形变, 变换测量坐标系, 获取标志点点集 $\mathbf{Q}$;
 - 3) 通过基准靶标, 利用奇异值分解^[14](SVD)算法, 匹配点集 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$;
 - 4) 输出对应点的编号, 并计算各点变形大小;
 - 5) 利用本文提出的算法, 筛选出几乎不变形的对应点对, 据此匹配点集 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$;
 - 6) 输出对应点的编号, 计算各点变形大小。
- 步骤4) 所得结果作为本次实验的标准值, 将步骤6) 结果与标准值对比, 验证本文算法的准确性和匹配精度。

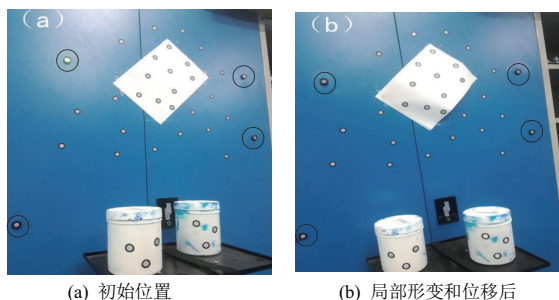


图3 标志点排布情况

2.2 实验数据分析

两次测量所获取的点集分别为 P 和 Q , 它们的标志点编号分别如图 4(a)、图 4(b) 所示。

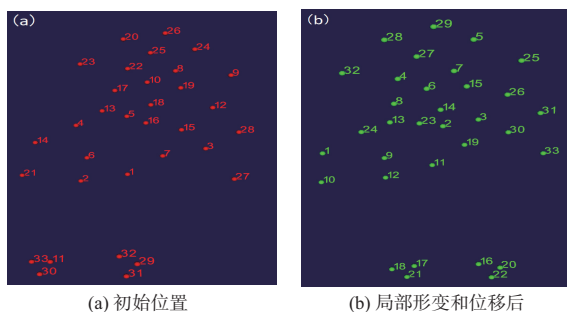


图4 标志点编号

使用本文的算法, 得到对应点对的初步匹配关系如图 5 所示, 在获取了初步对应点对匹配结果之后, 继续使用本文的算法, 筛选出几乎不发生形变的对应点对, 这些点对记录在表 1。

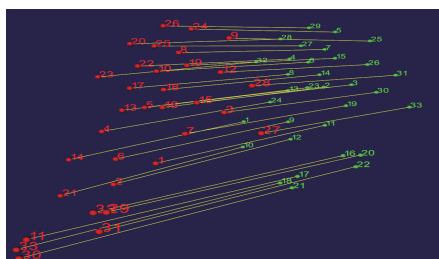


图5 对应点匹配结果

表1 用于匹配的对应对点

P	Q	角度矩阵的距离
P_1	Q_{11}	0.042 127 5
P_2	Q_{12}	0.067 209 6
P_3	Q_{30}	0.036 404 4
P_7	Q_{19}	0.049 226 6
P_{14}	Q_1	0.033 970 1
P_{21}	Q_{10}	0.061 438 1
P_{27}	Q_{33}	0.038 051 9
P_{28}	Q_{31}	0.051 913 3

利用表 1 中的对应点对, 计算转换矩阵, 匹配点集 P 和 Q , 并计算各点变形前后的误差。利用基准点匹配所得的误差如图 6 所示, 将作为误差评判的标准。利用本文算法匹配所计算出的误差如图 7。将本文算法和标准结果对比, 偏差结果如图 8 所示, 最大偏差为 -0.098 mm , 最小偏差为 -0.017 mm , 绝对偏差的平均值为 0.029 mm 。

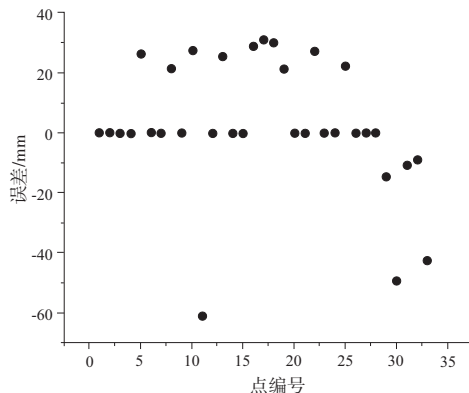


图6 各点标准误差

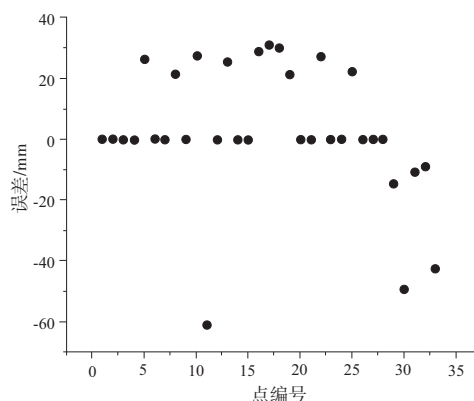


图7 本文算法所得各点误差

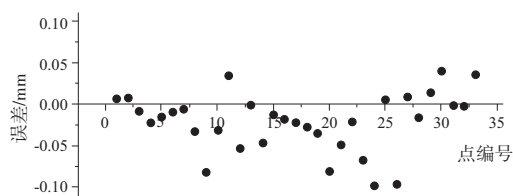


图8 本文算法与标准结果对比

在进行了大量实验统计后, 对应点对匹配的成功率接近 100%, 绝对平均误差为平均值为 0.029 mm , 最低仅为 0.008 mm 。

3 结语

为解决稀疏标志点的匹配问题, 本文借助 PFH 的描述思想, 提出了稀疏标志点的特征描述算法, 并以此对各标志点进行唯一性描述。实验证明, 该算法具有极高的准确性, 能够精准地分析出基本不发生形变的对应点对。利

(下转第 206 页)

5 结语

本文针对机械零件图像分割,通过建立机械零件数据集,并向 Deeplabv3 算法网络中加入集成空间金字塔、空洞卷积、深度可分离卷积结构的 Encode-Decoder 特征提取模块,完成了改进网络 Deeplabv3-d 的构建。在实际单零件或多零件堆叠图像的分割效果测试中,Deeplabv3-d 取得了较好的分割效果,证明了在实际环境中零件图像分割算法的可行性,对实际工业生产具有较大意义。

参考文献:

- [1] 苏朝阳,马万太,黄磊,等. 基于图像处理库的机器视觉检测系统的研究[J]. 机械制造与自动化,2019,48(1):193-196.
- [2] 周振,杜姗姗. 基于 kinect 深度图像的目标定位与识别[J]. 机械制造与自动化,2016,45(4):173-176.
- [3] 魏中雨,黄海松,姚立国. 基于机器视觉和深度神经网络的零件装配检测[J]. 组合机床与自动化加工技术,2020(3):74-77,82.
- [4] 张辉,余厚云,李克斌. 基于机械臂的涡轮壳零件表面质量视觉检测[J]. 计算机与现代化,2020(7):121-126.
- [5] 陈晓春,林博溢,孙乾,等. 基于运动区域差分与卷积神经网络的动作识别[J]. 计算机工程,2019,45(12):274-280,293.

- [6] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs. [J]. Computer Science, 2014(4):357-361.
- [7] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs. [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016(99):834-848.
- [8] 曲长波,姜思瑶,吴德阳. 空洞卷积的多尺度语义分割网络[J]. 计算机工程与应用,2019,55(24):91-95.
- [9] 马立,巩笑天,欧阳航空. Tiny YOLOV3 目标检测改进[J]. 光学精密工程,2020,28(4):988-995.
- [10] ANDRIJASA M F. Deep learning with encoder-decoder architecture for exchange currency rates model predictions[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019,1402(6):066098-066102.
- [11] YANG Lu, SONG Qing, WU Yingqi, et al. Attention inspiring receptive-fields network for learning invariant representations [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019,30(6):1744-1755.

收稿日期:2020-07-29

(上接第 202 页)

用这些点对求解转换矩阵并完成匹配,平均偏差为 0.029 mm,足以满足装配周期较长的大尺寸装配摄影测量变形检测的需求。同时,本文的算法也能应用于其他需要标志点匹配的情形,例如基于标志点匹配的点点云拼接。为保证匹配结果的准确性,本文对未发生形变的点对筛选过于严格,被筛选出的点在邻域内几乎不发生形变,今后将进一步改进,以适应更多稀疏标志点匹配的应用场景。

参考文献:

- [1] 隆昌宇,郝继贵,郭寅,等. 基于非参数测量模型的摄影测量方法研究[J]. 光学学报,2014,34(12):201-209.
- [2] 蒋悦,黄宏光,舒勤,等. 高维正交子空间映射的尺度点点云配准算法[J]. 光学学报,2019,39(3):290-300.
- [3] ZHANG S, WANG H, GAO J G, et al. Frequency domain point cloud registration based on the fourier transform[J]. Journal of Visual Communication and Representation, 2019(5):170-177.
- [4] HALBER M, FUNKHOUSER T. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)[M].[S.I.]: IEEE, 2017.
- [5] CHEN C S, HUNG Y P, CHENG J B. RANSAC-based darces: a new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999,21(11):1229-1234.
- [6] 熊风光. 三维点点云配准技术研究[D]. 太原:中北大学,2018.
- [7] RUSU R B, BRADSKI G, THIBAU R, et al. Fast 3d recognition and pose using the viewpoint feature histogram [C]//2010

IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2010:2155-2162.

- [8] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2009:3212-3217.
- [9] 刘剑,白迪. 基于特征匹配的三维点点云配准算法[J]. 光学学报,2018,38(12):240-247.
- [10] 黄源,达飞鹏,陶海路. 一种基于特征提取的点点云自动配准算法[J]. 中国激光,2015,42(3):250-256.
- [11] 翁金平,程筱胜,崔海华,等. 面向三维测量的空间标志点高稳定实时匹配方法[J]. 激光与光电子学进展,2016,53(2):103-110.
- [12] RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, et al. Persistent point feature histograms for 3D point clouds [C]//Baden-Baden, Germany: Proc 10th Int Conf Intel Autonomous Syst, 2008:119-128.
- [13] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005,27(10):1615-1630.
- [14] WEILIANG L U, JIANG K, LIN J. Multi-view 3D data registration based on global control codeless points[J]. Opto-Electronic Engineering, 2014(5):57-62.

收稿日期:2019-07-04