



引用格式: 赵 亮, 韩宝虎, 孙魁元, 等. 基于累积图像特征点匹配的智能皮带测速方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(12): 4990-4994.

Zhao Liang, Han Baohu, Sun Kuiyuan, et al. A method of intelligent speed measurement of coal conveyor belt based on accumulated feature point matching[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(12): 4990-4994.

自动化技术、计算机技术

基于累积图像特征点匹配的智能皮带测速方法

赵 亮¹, 韩宝虎¹, 孙魁元¹, 荣 宝¹, 屠凤招¹, 张学慧¹, 田立龙¹, 张智浩^{2*}

(1. 神华宝日希勒能源有限公司, 呼伦贝尔 021025; 2. 哈尔滨工业大学航天学院, 哈尔滨 150001)

摘 要 在煤炭工业生产运输过程中可能出现皮带打滑问题影响设备运行, 现有的基于传感器的测速方法可能因为贴合问题出现误测。提出一种基于视觉的智能皮带测速方法, 针对皮带低纹理特征点不足的问题, 通过累积多帧特征点对估计运动模型。同时, 实际场景可能出现的视频抖动问题可以通过背景特征点估计出偏差, 并进行补偿。另外, 图像坐标系下的检测结果可以根据标定得到的摄像机内外参数转换到世界坐标系下皮带运动速度。实验结果验证了方法的有效性和准确性。该方法实现了煤炭运输皮带的智能测速, 可用于皮带打滑故障的及时报告。

关键词 煤炭运输工业; 皮带速度检测; 特征点匹配; 运动估计; 摄像机标定

中图分类号 TP278;

文献标志码 A

A Method of Intelligent Speed Measurement of Coal Conveyor Belt Based on Accumulated Feature Point Matching

ZHAO Liang¹, HAN Bao-hu¹, SUN Kui-yuan¹, RONG Bao¹, TU Feng-zhao¹,
ZHANG Xue-hui¹, TIAN Li-long¹, ZHANG Zhi-hao^{2*}

(1. Shenhua Baorixile Energy Co., Ltd, Hulunbeier 021025, China;

2. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

[Abstract] In coal industry, a conveying belt may slip during coal transportation, thus affecting the efficient performance of the equipment. At present, conveyor speed detection methods depend on sensors, which may cause error due to the joint problem. Therefore, a vision-based smart speed detection approach was proposed. To handle the problem of insufficient featuring points in low-textured belt, motion model was estimated through accumulating point correspondences from multiple frames. Meanwhile, the video jitter problem could be eliminated using background feature points. In addition, the detection result in image coordinate system could be transformed to the actual speed of belt in a world coordination system by calibrating the internal and external parameters of camera. The experiment demonstrate the efficiency and accuracy of the proposed method, and realize smart speed measurement of conveyor belt and timely report of a slip problem.

[Keywords] coal transportation industry; speed measurement of belt; feature point matching; motion estimation; camera calibration

在煤炭工业中, 利用皮带运输煤炭等物料是极其重要的一个环节, 但是由于皮带的工作量大、运输量多, 在实际的生产运输过程中, 容易发生皮带打滑的状况, 会影响整个生产过程的正常进行, 降低效益。因此, 针对煤炭工业的生产过程, 设计有效的皮带测速监控系统是极其必要的。

现有的测速装置绝大多数是基于硬件传感器的方法, 即测速轮或滚筒与皮带接触, 利用传感器进行转速计数^[1-3]。但是由于磨损或震动等原因, 动轮与皮带不能完全贴合, 造成测速打滑误报。近

年来, 人工智能和计算机视觉技术广泛用于工业生产中, 提高了生产效率, 使产业智能化。文献[4]提出了一种基于图像的皮带测速方法, 在皮带边缘作标记, 通过检测相邻帧图像中标记位置的变化计算皮带速度。该方法能够完成测速任务, 但需要根据皮带大致速度调节相机帧率以确保相邻帧能采集到同一个标记, 但当物料量大、遮挡标记时, 会影响检测。因此, 研究了一种直接提取皮带或物料特征的智能皮带测速方法。

运动估计是计算机视觉中的重要内容, 广泛

收稿日期: 2020-09-18; 修订日期: 2020-10-19

第一作者: 赵 亮(1972—), 男, 汉族, 吉林辽源人, 高级工程师。研究方向: 机电工程。E-mail: 741943@qq.com。

* 通信作者: 张智浩(1994—), 男, 汉族, 山东烟台人, 博士研究生。研究方向: 图像处理与计算机视觉。E-mail: zhihaozhang@hit.edu.cn。

投稿网址: www.stae.com.cn

应用于目标跟踪和视频稳定等领域,其目的是找到两幅图像间像素的对应关系。对皮带监控视频相邻帧图像进行运动估计,从而计算皮带运动速度。最典型和常见的运动估计方法是光流法^[5]。其通常利用图像间像素强度的变化,估计每个像素的运动偏移量。由于皮带和煤炭的颜色单一,且监控视频容易存在噪声,影响了像素强度,所以光流法不适用于皮带运动估计。另外,光流法计算量较大,难以满足皮带监控的实时性。此外,基于**特征匹配估计运动模型**^[6-7]也是常用的方法。这类方法是通过建立特征间的对应关系估计模型。常用的特征点提取方法有 SIFT(scale-invariant feature transform)^[8]、SURF(speeded up robust features)^[9]、ORB(oriented fast and rotated brief)^[10]和一些改进的算法^[11-13]等。根据图像间变换的不同,采用不同的参数模型,其中全局变换模型主要包括平移、旋转、缩放、仿射和投影。由于特征点提取具有尺度、旋转、光照不变性,所以这类方法估计的结果稳定且效率较高。但是皮带区域纹理不显著,提取出的特征点数量可能不足以估计模型。而且误匹配的特征点对也会影响结果的准确性。

现提出一种**基于累积特征点匹配**的皮带测速方法。因为连续帧的皮带移动速度接近,累积多个连续帧的特征点对来估计运动模型,改善了特征点数量不足的问题。还根据视频中的不动点估计视频抖动的偏移量,提高了皮带速度估计的准确度。另外,给出标定摄像机内外参数的方法,可以将图像坐标系的估计结果转换到世界坐标系下的速度值。

1 智能皮带测速实现方法

基于累积特征点匹配的皮带测速方法的主要流程如图1所示。

1.1 特征点提取与匹配

假定皮带监控过程中,摄像机的位置固定不动或有微小晃动,首先在皮带监控视频中圈出**感兴趣矩形区域**,该区域包括传送带的部分较清晰区域和部分背景区域。

对视频流当前帧的感兴趣区域提取特征点。SIFT方法提取的特征点匹配结果比较准确,但是耗时。SURF方法速度比SIFT快,结果也比较准确。ORB方法速度快,但是结果误匹配点对较多。由于**皮带颜色单一且纹理不明显,所以采用SURF特征点提取算法,且选取较小的hessian阈值,使更多的特征点被提取出来**。假设视频的第 n 帧的特征点集

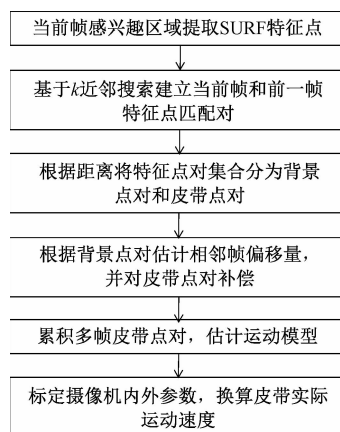


图1 皮带测速方法流程

Fig. 1 Belt speed measurement process

合为 $S^{(n)} = \{\hat{\mathbf{x}}_i^{(n)}\}_{i=1}^{\hat{N}^{(n)}}$, 其中 $\hat{\mathbf{x}}_i^{(n)}$ 为第 i 个特征点的位置坐标, $\hat{N}^{(n)}$ 为特征点个数。

然后对当前帧和前一帧的特征点集进行匹配。对于 SURF 描述子,利用 k 近邻搜索算法^[14],对当前帧的每个特征点,在前一帧特征点集中找到最近邻和次近邻匹配的特征点。当最近邻特征描述子的距离小于次近邻特征描述子距离的 0.6 倍,则确定该最近邻匹配组成一个特征点对。集合 $S^{(n)}$ 与 $S^{(n-1)}$ 匹配的特征点对集合为 $P^{(n)} = \{[\mathbf{x}_j^{(n-1)}, \mathbf{x}_j^{(n)}]\}_{j=1}^{N^{(n)}}$, 其中 $\mathbf{x}_j^{(\cdot)}$ 为特征点的位置坐标, $N^{(n)}$ 为特征点对个数。

1.2 视频抖动估计

在实际生产过程中,如果摄像机安装在机器上,可能会随着电机运转而晃动,造成视频出现抖动,影响皮带速度检测。因此,根据特征点匹配结果估计相邻帧间抖动偏移量,用于对皮带运动的补偿。由于感兴趣区域包含背景和皮带,且假定摄像机晃动微小,所以相邻帧中背景区域的特征点对位置距离较小。首先将相邻帧特征点对集合 $P^{(n)}$ 中位置距离小于 δ 的点对提取出来,获得背景点对集合 $P_{bg}^{(n)}$, 即

$$P_{bg}^{(n)} = \{[\mathbf{x}_j^{(n-1)}, \mathbf{x}_j^{(n)}] \in P^{(n)} \mid \|\mathbf{x}_j^{(n-1)} - \mathbf{x}_j^{(n)}\| < \delta\}_{j=1}^{N^{(n)}} \quad (1)$$

由于 $P_{bg}^{(n)}$ 中可能存在误匹配点,所以利用 RANSAC(random sample consensus) 算法^[15]估计相邻帧的偏移量 $\mathbf{v}^{(n)}$, 拒绝阈值设为 3 像素。利用估计的相邻帧偏移量补偿 $P^{(n)}$ 中位置距离不小于 δ 的点对,即皮带特征点对的位置,得到皮带点对集合 $P_{belt}^{(n)}$, 即

$$P_{belt}^{(n)} = \{[\mathbf{x}_j^{(n-1)}, \mathbf{x}_j^{(n)} - \mathbf{v}^{(n)}] \mid [\mathbf{x}_j^{(n-1)}, \mathbf{x}_j^{(n)}] \in P^{(n)} \text{ 且 } \notin P_{bg}^{(n)}\} \quad (2)$$

1.3 皮带速度估计

由于传送带近似于平面,因此在图像中其运动模型可以设为投影模型。投影矩阵有8个参数需要估计,所以至少需要4个特征点对。由于皮带的低纹理,特征点对较少,且可能出现误匹配点。为了获得充足的点对来估计运动模型,采用多帧点对累积的策略。

首先将当前帧的前 k 帧的皮带点对集合合并,得到集合 $P_{\text{belt}}^{(n,k)}$, 即

$$P_{\text{belt}}^{(n,k)} = \{P_{\text{belt}}^{(n)} \cup P_{\text{belt}}^{(n-1)} \cup \dots \cup P_{\text{belt}}^{(n-k+1)}\} \quad (3)$$

为了避免重复点对,如果一个点对中的两个点的位置分别与另一点对中两个点的位置均距离较近,则将这两个点对合并为一个,其中距离阈值为1像素。

然后,利用集合 $P_{\text{belt}}^{(n,k)}$ 估计投影矩阵 $H^{(n)}$, 为了排除误匹配点的影响,采用 RANSAC 算法,其阈值设定为3像素。为了较准确估计运动模型,当 $P_{\text{belt}}^{(n,k)}$ 的点对个数不少于 N_m , 判定当前模型估计成功,否则判定失败,即检测不到当前传送带的运动。

不同场景下可以检测到的皮带特征点个数不同,例如皮带堆煤时与空转时相比,纹理特征更明显,检测到的特征点会更多。为了保证较充足的特征点对,参数 k 将根据集合 $P_{\text{belt}}^{(n,k)}$ 中点对个数选取, k 的选取需要满足 $|P_{\text{belt}}^{(n,k)}| \geq N_m$ 且 $|P_{\text{belt}}^{(n,k-1)}| < N_m$ 。而且为了避免误匹配点过多且皮带运动速度变化时估计不准确,限定 $k \leq 10$ 。当 $k = 10$ 且 $|P_{\text{belt}}^{(n,k)}| < N_m$ 时,模型估计失败。

1.4 图像坐标系到世界坐标系的变换

相邻帧图像中估计的皮带运动模型是在图像坐标系下计算得到的,为了获得皮带实际运动速度,需要建立图像坐标系和世界坐标系的转换关系。世界坐标系下的三维点 (X, Y, Z) 到图像坐标系下的点 (u, v) 的投影公式为

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [R | t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(4)中: f_x 和 f_y 分别为图像像素单位下的 x 和 y 方向的焦距; (c_x, c_y) 为主导点,即图像中心坐标,这些均为相机内参数; R, t 分别为旋转和平移参数矩阵,为相机外参数; s 为齐次比例。

由于摄像机相对于皮带位置固定,于是摄像机的内外参数可以通过摄像机标定计算得到,利用张正友标定法^[16],分两步标定摄像机内外参数。首先用摄像机拍摄不同姿态的棋盘格图像,

估计摄像机内参数。然后假设传送带平面为 $x-y$ 平面, z 轴垂直于传送带平面,选择传送带平面任意一点为坐标原点,将棋盘格放到传送带上估计摄像机外参数。于是图像坐标系下估计的皮带运动模型可以通过求解式(4)转换为皮带实际运动速度。

选取帧图像感兴趣区域的中心点坐标为 x_c , 该点在当前帧运动模型下的投影点为 $x_c^{(n)}$, 即 $[x_c^{(n)}, 1]^T \sim H^{(n)} [x_c, 1]^T$ 。通过求解式(4),图像坐标系下点 x_c 和 $x_c^{(n)}$ 变换到世界坐标系下皮带平面的点坐标为 y_c 和 $y_c^{(n)}$ 。于是,当前帧皮带运动速度计算公式为

$$s^{(n)} = f_r \|y_c - y_c^{(n)}\| \quad (5)$$

式(5)中: f_r 为视频帧率。由于皮带为平面,其任意位置的运动速度相同,因此点 x_c 的选择对最后的结果无影响。

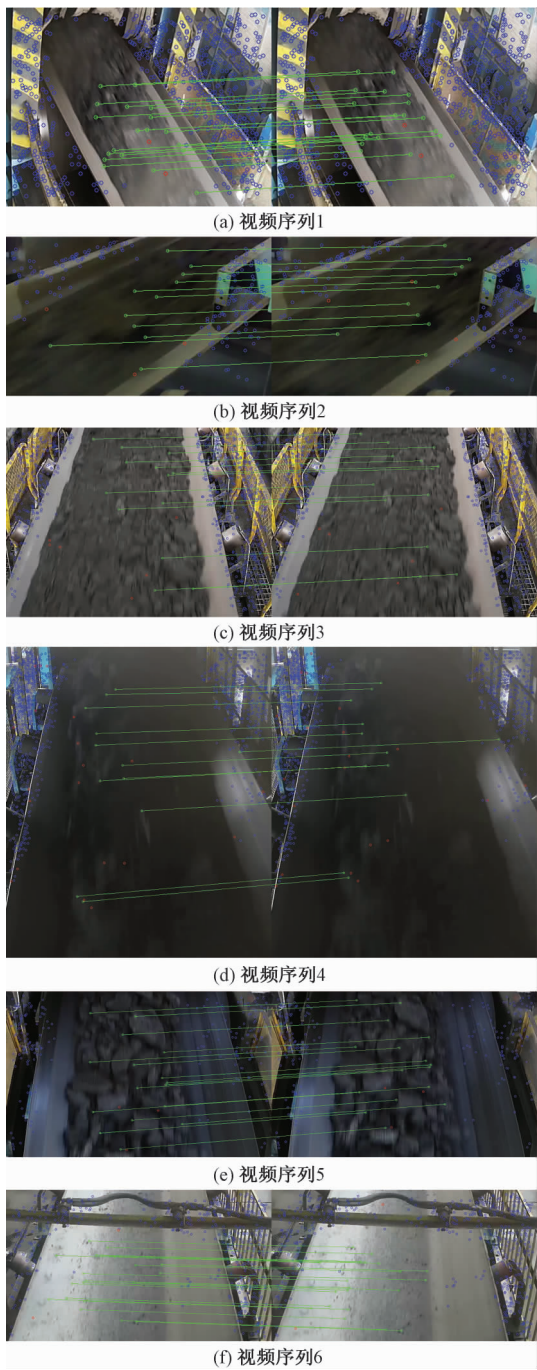
2 实验验证

在8个皮带监控视频序列数据上实验验证提出的方法。视频序列均为在实际现场拍摄,每个视频长度为15 s,帧率为25 帧/s。其中视频序列1~6为皮带堆煤匀速运动情况,7为皮带无煤匀速运动情况,8为皮带无煤停止情况,5~7存在视频抖动。

基于C++语言和opencv库编程实现。为了缩短计算时间,特征点提取和匹配步骤在gpu环境下实现。实验测试环境硬件配置为: Inter i7 7700HQ CPU, 8 GB 内存和 NVIDIA GTX 1050Ti。在实验中,参数 δ 和 N_m 设定为15和10。

8个视频序列特征点匹配结果如图2~图4所示。背景区域纹理清晰,特征点较多。由图2可知,当皮带堆煤运动时,皮带区域纹理较明显,特征点充足。由图3可知,当皮带无煤运动时,皮带区域纹理不明显,但多帧累积的特征点也能满足模型估计的需要,而且误匹配点能够准确地剔除。由图4可知,当皮带静止时,所有特征点均为背景点,因此速度测试结果为0。

8个视频序列的每帧测速结果变化曲线如图5所示。可以看出,皮带区域纹理较明显时,测试结果更稳定。视频序列的测试结果与测试时间如表1所示,包括图像坐标系下速度均值和标准差,以及运行时间均值和标准差。从表1中可以看出,皮带堆煤情况下,测试速度离散程度(标准差/均值)在 $\pm 1.6\% \sim \pm 8.7\%$; 皮带无煤时,速度离散程度为 $\pm 14.0\%$; 皮带静止时能准确判断出来。另外,测速运行时间大致与感兴趣区域大小相关,视频序列

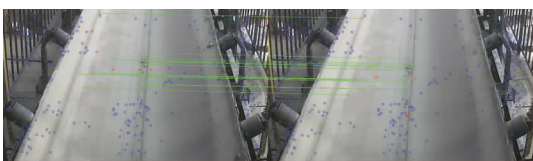


蓝色圆圈标记背景特征点,绿色圆圈与线段标记
皮带特征点对,红色圆圈标记误匹配点

图2 皮带堆煤运动时相邻帧特征点匹配结果

Fig.2 Feature point matching results of adjacent frames
when the belt is moving with coal piling onto it

1、2 能够满足实时性,即每帧需要时间小于 40 ms,其他视频序列接近实时,可以通过提升硬件性能改善。表2 给出了在有抖动的视频序列上,方法有无抖动偏移量补偿的对比结果。从速度标准差结果可以看出,视频抖动偏移量估计能够提高测速结果的稳定性。



蓝色圆圈标记背景特征点,绿色圆圈与线段标记
皮带特征点对,红色圆圈标记误匹配点

图3 皮带无煤运动时(视频序列 7) 相邻帧特征点匹配结果

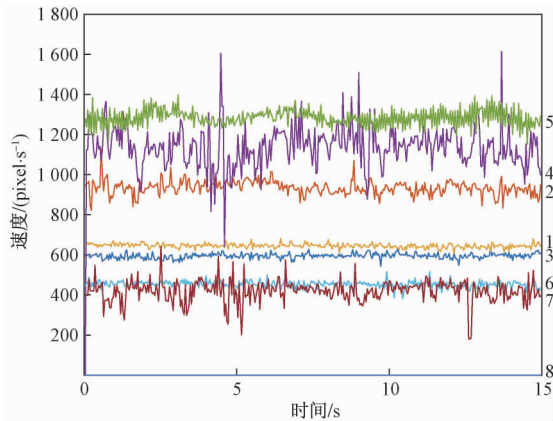
Fig.3 Feature point matching result of adjacent frames when
the belt is moving without coal (Video Sequence 7)



蓝色圆圈标记背景特征点,红色圆圈标记误匹配点

图4 皮带无煤静止时(视频序列 8) 相邻帧特征点匹配结果

Fig.4 Feature point matching result of adjacent frames
when the belt is static without coal (Video Sequence 8)



视频序列号标记在对应曲线尾端

图5 皮带速度-时间曲线

Fig.5 Speed-time curves of belts

表 1 皮带测速结果信息

Table 1 Information of belt speed measurement results					
视频 序列	感兴趣区 域宽、高/ pixel	速度均值/ (pixel·s ⁻¹)	速度标 准差/ (pixel·s ⁻¹)	每帧检测 运行时间 均值/ms	每帧检测 运行时间 标准差/ms
1	400,300	594.4	13.28	30.61	2.238
2	500,300	934.5	34.40	27.38	3.543
3	700,500	644.8	10.39	74.42	3.904
4	750,880	1 136.9	98.84	67.52	6.647
5	800,500	1 283.7	43.18	45.88	2.668
6	700,400	453.2	16.79	45.21	2.919
7	700,400	420.1	59.01	49.48	7.847
8	650,430	0	0	49.07	4.301

表2 视频抖动补偿对测速结果影响

Table 2 Effect of video shake compensation to the result

视频 序列	无抖动补偿		有抖动补偿	
	速度均值/ (pixel·s ⁻¹)	速度标准差/ (pixel·s ⁻¹)	速度均值/ (pixel·s ⁻¹)	速度标准差/ (pixel·s ⁻¹)
5	1 285.3	83.60	1 283.7	43.18
6	452.5	22.37	453.2	16.79
7	418.9	64.33	420.1	59.01

3 结论

提出一种基于累积图像特征点匹配的智能皮带测速方法,得到以下结论。

(1) 将多帧特征点对累积估计皮带的运动模型可以解决低纹理区域特征点不充足的问题。

(2) 利用背景区域特征点匹配估计视频抖动偏移量,并对皮带特征点位置进行补偿,可以减轻视频抖动引起的测试结果不稳定。

(3) 图像坐标系下的结果可以通过标定的摄像机参数转换到世界坐标系下皮带运动速度。

(4) 实现了煤炭工业场景中皮带智能测速,可用于检测皮带打滑问题,保证了设备故障能够及时报告,保障了工作人员的生命安全和企业财产安全。

参 考 文 献

- [1] 王 猛. 西门子电子皮带秤测速装置改造[J]. 设备管理与维修, 2019(7): 109-110.
Wang Meng. Transformation of speed measuring device for Siemens electronic belt scale [J]. Plant Maintenance Engineering, 2019 (7): 109-110.
- [2] 安景哲. 长皮带测速保护低成本高效能技改[J]. 水泥工程, 2013(2): 68.
An Jingzhe. Low cost and high efficiency technical improvement for long belt speed measuring protection [J]. Cement Engineering, 2013(2): 68.
- [3] 樊国方, 岳长青, 吴胜平. 皮带打滑测速装置的改进[J]. 水泥, 2012(8): 60-61.
Fan Guofang, Yue Changqing, Wu Shengping. Improvement of belt slip speed measuring device [J]. Cement, 2012(8): 60-61.
- [4] 廖婷婷, 李宗平, 李 曦, 等. 基于图像测速的烧结皮带机故障诊断方法[J]. 烧结球团, 2018, 43(6): 59-63.
Liao Tingting, Li Zongping, Li Xi, et al. Sintering belt conveyor fault diagnosis method based on image velocimetry [J]. Sintering and Pelletizing, 2018, 43(6): 59-63.

- [5] Tian L, Tu Z, Zhang D, et al. Unsupervised learning of optical flow with CNN-based non-local filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 8429-8442.
- [6] Zhao X, Miao C, Zhang H. Multi-feature nonlinear optimization motion estimation based on RGB-D and inertial fusion [J]. Sensors, 2020, 20(17): 1-19.
- [7] 朱世昕, 杨泽民. 基于半直接法的序列影像直线特征跟踪匹配算法[J]. 计算机科学, 2019, 46(6): 270-273.
Zhu Shixin, Yang Zemin. Line tracking and matching algorithm based on semi-direct method in image sequence [J]. Computer Science, 2019, 46(6): 270-273.
- [8] Kang C, Zhu L, Qian X, et al. Geometry and topology preserving hashing for SIFT feature [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(6): 1563-1576.
- [9] Kim Y, Jung H. Reconfigurable hardware architecture for faster descriptor extraction in SURF [J]. Electronics Letters, 2018, 54(4): 210-212.
- [10] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [11] 杨弘凡, 李 航, 陈凯阳, 等. 基于改进 ORB 算法的图像特征点提取与匹配方法[J]. 图学学报, 2020, 41(4): 548-555.
Yang Hongfan, Li Hang, Chen Kaiyang, et al. Image feature points extraction and matching method based on improved ORB algorithm [J]. Journal of Graphics, 2020, 41(4): 548-555.
- [12] 李陆君, 党淑雯, 王庆渠. 基于 SIFT-SRBICP 算法特征点云提取与配准研究[J]. 土木工程信息技术, 2020, 12(2): 133-139.
Li Lujun, Dang Shuwen, Wang Qingqu. Research on feature point cloud extraction and registration based on SIFT-SRBICP algorithm [J]. Journal of Information Technology in Civil Engineering and Architecture, 2020, 12(2): 133-139.
- [13] 赵 旭, 张建伟, 梁斌斌. 基于 ORB 算法与神经网络的图像特征点提取方法[J]. 现代计算机, 2020(7): 59-63.
Zhao Xu, Zhang Jianwei, Liang Binbin. Image feature point extraction method based on ORB algorithm and neural network [J]. Modern Computer, 2020(7): 59-63.
- [14] Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.
- [15] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [16] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.