

动车组列车序列图像快速对齐方法

路绳方, 刘 震

北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100083

摘要 线阵相机具有高敏感性、高分辨率和高动态性等特点,常用于运动物体成像。在动车组列车运行故障图像动态检测中,由于列车运行速度不是理想匀速通过线阵相机,所拍摄的图像会在列车运行方向上出现拉伸或压缩等变形现象,造成同一列车在不同时间所拍摄到的图像总数不一致,给后续目标自动定位、识别以及故障自动检测带来挑战。为解决图像之间未对齐的问题,提出了一种基于分块式的图像对齐方法。首先对图像进行分块处理、特征提取和匹配、特征量化,然后根据特征点之间的像素距离实现图像分块式校准,最后级联各个校准之后的图像块,完成目标图像与标准图像的对齐。实验结果表明,该方法对线阵相机所拍摄的动车组列车序列图像具有较好的对齐效果,可以精确定位序列图像中的目标。

关键词 机器视觉; 线阵扫描相机; 特征提取; 图像对齐; 动车组列车; 目标定位

中图分类号 U216.3 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0915002

A Fast Alignment Method in Sequence Images of Multiple Units Train

Lu Shengfang, Liu Zhen

School of Instrumentation Science and Opto-Electronics Engineering, Beihang University, Beijing, 100083, China

Abstract Linear array camera is often used for the moving objects imaging because of the characteristics of high sensitivity, high pixel resolution, and wide dynamic range. In the dynamic detection of running fault image of the multiple units train, the images will stretch or compress in the direction of the train, because the train is not running at an ideal speed through the linear array camera. The number of images taken by the same train at different times is inconsistent, which brings challenges to automatic positioning, identification and automatic fault detection. In order to solve the unaligned problem, we present an block-based image registration method. The image is firstly divided into many sub-blocks, and then feature extraction, matching, and quantization. Each sub-block is corrected in accordance to the pixel distance of feature points. Finally, the correction of the entire images is fulfilled by concatenating the corrected sub-blocks, and the alignment of the target images with the standard image is completed. The experimental result demonstrates that this method has a better performance on alignment for multiple units train sequence images captured by linear array camera. It can accurately positioning the target in the sequence image.

Key words machine vision; linear array scanning camera; feature extraction; image alignment; multiple units train; target location

OCIS codes 150.1135; 150.3040; 330.7325; 330.5000

1 引 言

随着中国高速铁路的快速发展,人工检测不仅受到人为的主观因素影响,而且入库停车检修时间长,降低了列车运行的效率。特别是对动车组列车来说,一组列车包含了成百上千个零件,仅靠人工判断识别,会

收稿日期: 2017-03-22; **收到修改稿日期:** 2017-04-24

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项(2012YQ140032)、科学研究与研究生培养共建项目—成果转化与产业化项目—列车弓网运行状况在线动态检测系统

作者简介: 路绳方(1985—),男,博士研究生,主要从事计算机视觉、视觉测量、图像处理和模式识别等方面的研究。

E-mail: lshf14240@163.com

导师简介: 刘 震(1975—),男,博士,副教授,博士生导师,主要从事激光测量、计算机视觉和模式识别等方面的研究。

E-mail: liuzhen008@buaa.edu.cn(通信联系人)

造成严重的误检、漏检。任何零部件的丢失或漏检,都会给高速运行的列车带来严重的安全隐患。因此,发展高可靠性的列车运行状况实时在线监测系统成为铁路运输领域的一项迫切需求^[1]。

基于视觉检测的自动化技术已经成功应用在货运列车^[2-3]和中国铁路高速列车^[4]故障部位的识别方面,并取得了很好的检测效果。线阵相机由于具有敏感性高、分辨率高和动态特性优良,以及对运动物体拍摄无拖影等优点,多用于高速运动物体的成像设备。

在动车组运行故障图像动态检测系统(TEDS)中^[4],9组线阵相机被牢固安装在铁轨轨道周边,用以实现对动车组列车全方位的监测。线阵相机对运动物体成像时,目标运行速度对成像质量影响很大。当物体匀速运行时,图像成像较为均匀,没有变形。但是在实际应用中,目标运行速度并不是完全理想恒定的,在列车运行方向上,物体所成的像往往会出现拉伸或压缩等变形现象。列车速度对成像的影响具体表现为:线阵相机扫描频率固定,当运行的物体速度变快时,物体成像的图像抽样间隔变大,目标被压缩;当物体运行速度变慢时,图像抽样间隔变小,目标被拉伸。在竖直方向上,由于列车和相机不存在相对运动,所以图像不存在几何的变形问题。在水平方向上,物体被拉伸或者压缩,会使序列图像的整体数量发生变化。同一类型的列车在不同时间经过线阵相机时,往往会获得不同数量的图像,相应的图像也会对应列车的不同位置,给后续目标的自动识别与检测带来了严重的干扰。

针对上述出现的问题,本文提出了一种分块式图像校准方法,将某一时刻一组列车通过传感器时所获得的图像序列作为标准图像集,其他时刻获得的图像序列作为目标图像集,以标准库中的图像为基准,对目标图像进行校正,完成目标图像与基准图像之间的一一对齐,实现目标的自动定位。

2 图像对齐

为了定位不同时间所获得的序列图像中的目标,需要将目标图像与标准图像精准对齐。首先进行图像配准,最常用的方法有基于区域的图像配准^[5]和基于特征点的图像配准^[6-7],基于区域的图像配准方法受物体表面灰度变化、外部环境变化影响较大,所以不适用于复杂环境下拍摄的图像中。基于尺度不变特征转换(SIFT)的图像配准方法^[8]受图像尺度和灰度变化影响小,广泛应用于图像拼接^[9]、目标识别^[10]、遥感图像变化检测^[11]等方面。

2.1 图像分块与典型特征点提取

为了避免由于列车通过相机采集设备时速度不均衡引起的图像在水平方向上产生的几何变形问题,结合 SIFT 特征,提出了一种基于分块方式的图像配准方法。

首先,对目标图像和标准图像进行 SIFT 特征点提取,阈值由候选点的主曲率来确定,根据文献^[8],选取主曲率的阈值为 0.03。利用随机抽样一致性(RANSAC)算法^[12]实现特征点的匹配,如图 1 所示。考虑到动车组列车运行速度对图像水平方向成像的影响,将标准图像和目标图像按 Δd 的像素间隔均匀分成很多图像子块,如图 2 所示。在两幅图像重叠区域内,对应的匹配 SIFT 特征点被分到相应的图像子块内,每个子块的 SIFT 特征点分别以不同颜色的小圆点标注出来。然后,对标准图像中包含 SIFT 特征点的图像子

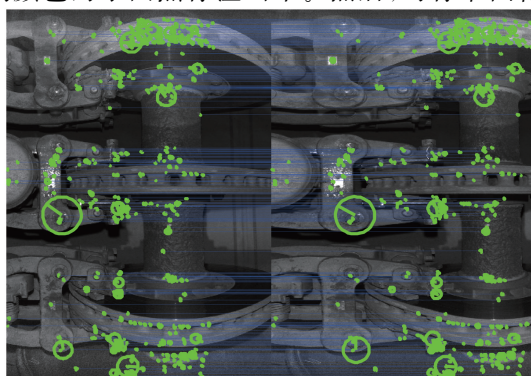


图 1 标准图像和目标图像的 SIFT 特征提取和匹配

Fig. 1 SIFT extraction and matching between standard image and target image

块,利用 k 均值算法^[13] 计算其聚类中心。但是,所求得的聚类中心不一定对应图像块中 SIFT 的特征点,因此无法利用先前求得特征点匹配信息找到对应目标图像中的聚类中心。为了得到对应图像块中的聚类中心,在标准图像中的子块上,寻找距离聚类中心在该子块水平方向上最近的 SIFT 特征点,定义这个特征点即为该子块的典型特征点(TFP)。最后,利用 SIFT 特征点之间的匹配信息,可以得到待配准图像上对应的 TFP。其他图像子块上的 TFP 求取和匹配也是按此方法进行。如果子块上没有 SIFT 特征点,则忽略此块上的 TFP,然后继续下一个图像子块的处理,直至完成所有图像子块处理。图 2 中标准图像和目标图像中的黑色圆点即为两幅图像相对应的 TFP,由图 2 可知,TFP 的提取相当于对初始提取的 SIFT 特征点进行量化处理,不仅减少了特征点匹配的个数,而且为后续目标图像的校准减少了图像冗余信息。

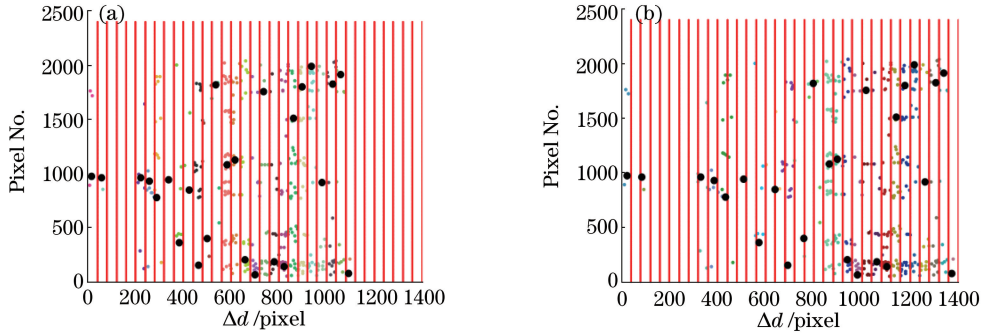


图 2 图像分块和 TFP 提取。(a) 标准图像;(b) 目标图像

Fig. 2 Image block and TFP extraction. (a) Standard image; (b) target image

2.2 图像校准

利用 2.1 节提出的相邻 TFP 之间像素距离的约束,实现目标图像与标准图像的校准。假设对标准图像 $I(x, y)$ 和待配准图像 $I'(x', y')$ 分别进行分块处理和 TFP 提取,两幅图像对应的 TFP 在图像水平方向的像素坐标分别记为 $x_t(i)$ 和 $x'_t(i)$, (其中, $i = 1, 2, 3, \dots, N$ 。 N 为对应图像中分割的图像块的个数)。目标图像的校准原理如图 3 所示,目标图像和标准图像均被分为 6 个图像子块,每个子块中的黑色圆点为该子块对应的 TFP, Δd_i 为第 $i+1$ 个与第 i 个 TFP 之间的像素距离。根据标准图像中相邻 TFP 之间的像素距离大小,实现目标图像中对应的 TFP 之间像素距离的校准。定义图像中第 i 个距离比例约束为

$$R(i) = \frac{x_t(i) - x_t(i-1)}{x'_t(i) - x'_t(i-1)} = \frac{\Delta d_i}{\Delta d'_i} \quad (1)$$

相对于标准图像子块, $R(i)$ 的值决定了待配准图像子块被拉伸或者压缩。以标准图像对间相邻特征点距离为基准,对目标图像中对应于两个 TFP 之间的列像素 $x'(i)$ 进行缩放,则校准之后的列像素为

$$x'_n(i) = x'(i) \cdot R(i), \quad (2)$$

式中 $x'_t(i-1) < x'(i) < x'_t(i)$ 。

因为线阵相机和列车不存在竖直方向上的相对移动,所以定义目标图像到标准图像的映射矩阵为

$$\mathbf{H}_n(i) = \begin{bmatrix} R(i) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

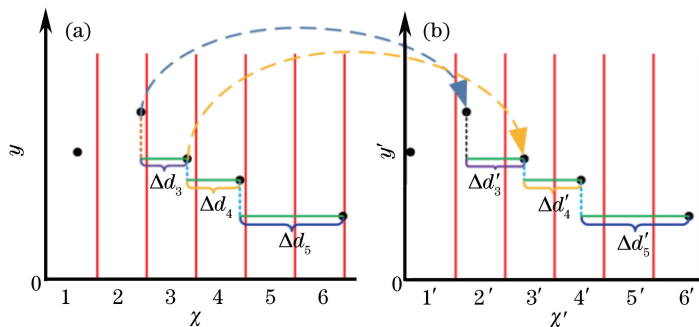


图 3 图像分块式校准。(a) 标准图像;(b) 目标图像

Fig. 3 Image correction based on block. (a) Standard image; (b) target image

则第 i 个目标图像块 $I'[x'(i), y'(i)]$ 依据 (3) 式被归一化到标准图像块, 校准之后的第 i 个目标图像块为

$$I'_n[x'(i), y'(i)] = \mathbf{H}_n(i) \cdot I[x'(i), y'(i)]. \quad (4)$$

那么, 整个目标图像的校准为各个校准之后的图像子块的级联, 即

$$I'_n(x', y') = \otimes_{i=1}^N I'_n[x'(i), y'(i)], \quad (5)$$

式中 \otimes 是级联运算符。

如果图像块中没有 TFP, 则按照经过该图像子块或者距离该图像子块最近的相邻 TFP 之间像素距离作为约束来实现子块的校准。如图 3 所示, 目标图像中第 5 个子块的校准是按照比例 $R(5) = (\Delta d_5) / (\Delta d'_5)$ 来计算的。

通过校准对齐之后的图像序列, 根据标准图像中已知目标的位置信息, 可以精确定位不同时刻获得的序列图像中的列车零部件的位置, 然后根据相关模式识别和分类技术完成目标状态的自动识别^[2-4]。

3 实验设计与分析

为了验证本文方法的可靠性, 选取了 TEDS 中的三个线阵相机所拍摄的序列图像作为测试样本集, 这些序列图像均由同一组列车在两个时刻通过线阵相机所获得, 第一个时刻每个相机所拍摄的序列图像由 496 帧图像组成, 记作标准图像; 第二个时刻每个相机所拍摄到的序列图像包含 578 帧图像, 记为待配准图像。测试图像中每帧图像的大小均为 $1400 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$ 。所使用的测试图像如图 4 所示, 测试样本集包含了列车的一组侧面图像信息和两组底部图像信息。为显示方便, 图 4 只列出了标准库中三个线阵相机所对应的前 35 帧图像。

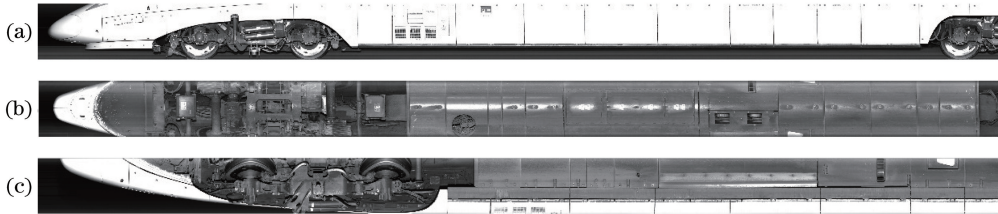


图 4 标准图像序列数据

Fig. 4 Standard image sequence datasets

3.1 分割块大小对图像配准精度影响分析

为了验证图像块 Δd 对图像配准和重分割精度的影响, 分别令 Δd 为 10, 50, 100, 150, 200, 按照本文方法, 对标准库中的 496 帧图像和待配准图像中的 578 帧图像分别进行 SIFT 特征点提取、TFP 生成和分块式校准, 实现两序列图像间帧与帧的对齐, 最后待配准图像被重新分割为 496 帧。利用峰值信噪比 (PSNR) 来评价两幅图像重合匹配的程度, 定义为

$$P_{\text{psnr}} = 10 \times \lg \left[\frac{(M_{\text{max}})^2}{M_{\text{mse}}} \right], \quad (6)$$

$$M_{\text{mse}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} \| I(i, j) - I'_n(i, j) \|^2, \quad (7)$$

式中 M_{max} 为图像最大采样数, 所用的数据集均为灰度图像, 故 $M_{\text{max}} = 2^8 - 1 = 255$, M_{mse} 是标准图像 $I(i, j)$ 与校准之后图像 $I'_n(i, j)$ 之间的均方误差, m 和 n 分别为图像宽度和高度。

对标准图像序列中的 496 帧和目标序列被重新分割后的 496 帧图像分别进行 P_{psnr} 的计算和统计, 由图 5 可知, 当 Δd 从 10 增加到 150 时, 所对应的 P_{psnr} 的平均值, 即每个盒图中的中位数所表示的数值越来越大, 且盒图中的奇异点数目变少, 误差越来越集中, 表明图像重分割效果越来越好; 当 Δd 从 150 逐渐增加时, 所对应的 P_{psnr} 开始逐渐降低, 奇异点数目开始增加, 误差开始变得分散, 表明图像重分割效果越来越差。当 $\Delta d = 150$ 时, 对应的三组序列图像配准结果均取得了最高的 P_{psnr} , 所以, 图像子块的大小设定为 150 pixel 能使图像的重分割效果达到最好。上述情况出现的主要原因在于, 当 $\Delta d < 150$ 时, 图像分割过细, 过多图像

子块导致 TFP 变多,并且引入冗余特征点的信息,干扰了图像块校准过程,造成图像分割不够准确;相反,当 $\Delta d > 150$ 时,图像分割过于粗犷,图像子块宽度变宽,个数变少,TFP 也就变少,但是 TFP 过少,会导致相邻特征点之间的像素距离比例约束关系不能正确反映对应图像子块间的真实变形情况,因此图像校准出现了较大误差,降低了 P_{psnr} 。

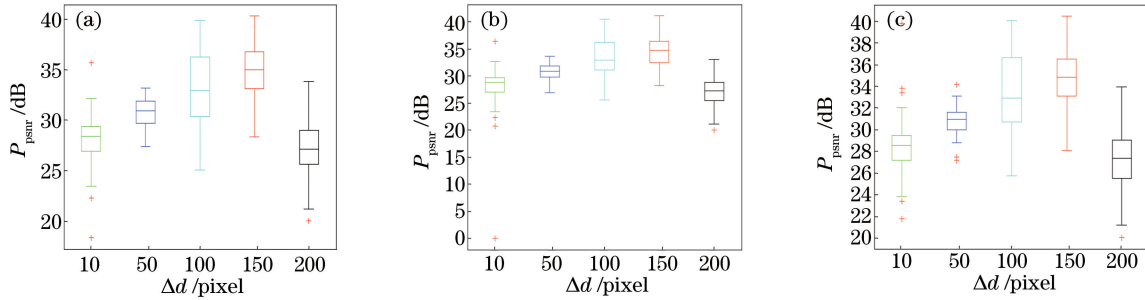


图 5 图像分块大小对图像配准和对齐效果的影响。(a)图 4(a);(b)图 4(b);(c)图 4(c)

Fig. 5 Impact of the size of sub-block on image registration and alignment. (a) Fig. 4(a); (b) Fig. 4(b); (c) Fig. 4(c)

3.2 与其他方法的比较

由于图像存在尺度变化和光线环境变化,分别利用加速稳健特征(SURF)方法^[14]、Edge_SIFT^[15]方法和本文方法对三组目标图像进行配准,其中 SURF 参数阈值按文献[14]设置。图 6 为使用三种方法配准之后图像对间的 P_{psnr} ,表明了三种方法具有相似的配准和重分割效果。图 7 为每幅图像进行配准和重分割所需的平均时间,其中本文方法所需时间最少,表明该方法配准和重分割效率最高。

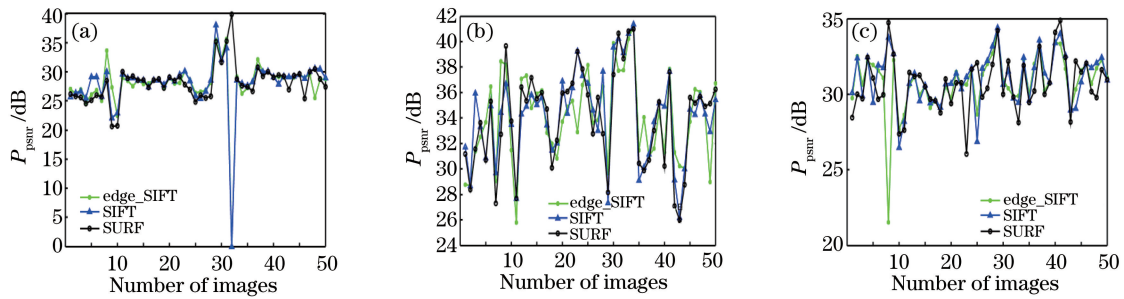


图 6 配准结果对比。(a)图 4(a);(b)图 4(b);(c)图 4(c)

Fig. 6 Comparison of registration results. (a) Fig. 4(a); (b) Fig. 4(b); (c) Fig. 4(c)

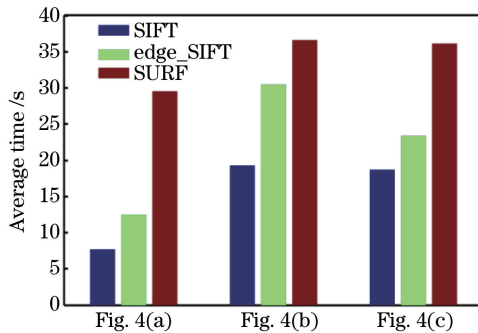


图 7 单幅图像的配准和对齐所用的平均时间对比

Fig. 7 Comparison of average time for image registration and alignment

3.3 图像对齐效果分析

待配准图像序列帧数明显比标准库图像帧数多,目标图像中存在拉伸现象,利用本文方法,对两组序列图像进行配准和对齐,以其中两个序列中的一组对应图像对为例,如图 8 所示,图 8(a)为标准图像,图 8(b)为目标图像,可以看出,目标图像在水平方向上有明显的偏移。对目标图像进行对齐与重新分割,结果如图 8(c)所示,目标图像被重新分割成了三块,中间块为与标准图像对应的分割结果,两幅图像实现了水平方向

的精确对齐;左块和右块分别加到该目标图像对的前一帧图像的右端和后一帧图像的左端,重新与对应的标准块进行对比,直至完成所有目标图像的对齐与重分割。

在对所有不同时间拍摄的序列图像按照标准序列进行对齐之后,根据标准图像中的已知信息,可以精确定位列车任意零部件在目标序列中的位置。根据目标的特征,利用对应的模式识别技术,可以自动判断列车零部件是否存在故障。

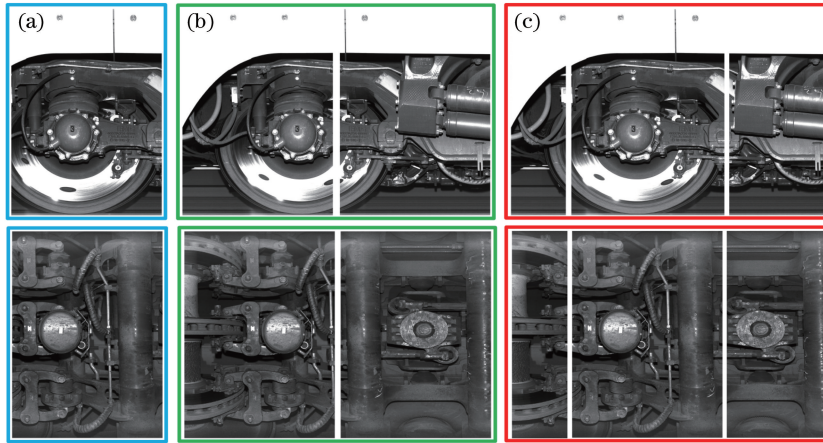


图 8 图像重分割结果。(a)标准图像;(b)对应的目标图像;(c)目标图像重新分割结果

Fig. 8 Results of image re-segmentation. (a) Standard images; (b) corresponding target images; (c) results of re-segmentation for target image

4 结 论

针对线阵相机对运行中的动车组列车成像存在拉伸或压缩等尺度变化问题,提出了一种基于 TFP 的分段式图像校准和对齐方法,通过对图像进行分块化处理,将图像子块中的特征点进行聚类量化,不仅提高了图像配准的效率,而且减少了图像特征点的冗余信息,提高了图像配准的精度。通过现场实验验证和分析,表明本文方法对线阵相机所拍摄的序列图像具有较好的对齐和重分割效果,为后续目标自动识别和故障检测等奠定了重要的基础。

参 考 文 献

- [1] Liu Ruiyang, Wang Yumin. Principle and application of TFDS[M]. Beijing: China Railway Publication, 2005.
刘瑞扬, 王毓民. 铁路货车运行故障动态图像检测系统(TFDS)原理及应用[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2005.
- [2] Zou Rong, Li Jiankang, Xu Jiexiang, *et al.* Deflection fault detection for locking plate of freight trains under complex scene[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2015, 12(4): 917-922.
邹 荣, 李健康, 徐家祥, 等. 复杂场景下铁路货车锁紧板偏转故障检测[J]. 铁道科学与工程学报, 2015, 12(4): 917-922.
- [3] Liu L, Zhou F, He Y. Automated visual inspection system for bogie block key under complex freight train environment [J]. IEEE Transactions on Instrument and Measurement, 2016, 65(1): 2-14.
- [4] Lu S, Liu Z. Automatic visual inspection of a missing split pin in the China railway high-speed[J]. Apply Optics, 2016, 55(30): 8395-8405.
- [5] Ni Ding, Ma Hongbing. Automatic registration of multi-source remote sensing images based on region growing[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(6): 1058-1067.
倪 鼎, 马洪兵. 基于区域生长的多源遥感图像配准[J]. 自动化学报, 2014, 40(6): 1058-1067.
- [6] Yang Sa, Yang Chunling. Image registration algorithm based on sparse random projection and scale-invariant feature transform[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11): 1110001.
杨 飒, 杨春玲. 基于压缩感知与尺度不变特征变换的图像配准算法[J]. 光学学报, 2014, 34(11): 1110001.
- [7] Liu Cong, Dai Yuntong, Dai Meiling, *et al.* Deformation measurement by two dimensional multi camera full-field digital image correlation[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(12): 1212002.

- 刘 聪, 戴云彤, 戴美玲, 等. 二维多相机全场数字图像相关变形测量方法[J]. 光学学报, 2016, 36(12): 1212002.
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] Dai Weili. Research of SIFT-based image stitching and feature detection[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2012.
戴维理. 基于 SIFT 的图像拼接和特征提取的研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2012.
- [10] Wang Xiangjun, Wang Yan, Li Zhi. Fasttarget recognition and tracking method based on characteristic corner[J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(2): 360-364.
王向军, 王 研, 李 智. 基于特征角点的目标跟踪和快速识别算法研究[J]. 光学学报, 2007, 27(2): 360-364.
- [11] Shi X, Jiang J. Automatic registration method for optical remote sensing images with large background variations using line segments[J]. Remote Sensor, 2016, 8(5): 426.
- [12] Chum O, Matas J, Obdrzalek S. Enhancing RANSAC by generalized model optimization[C]. Proceedings of the ACCV, 2004, 2: 812-817.
- [13] Zhou W, Li H, Lu Y, *et al.* SIFT match verification by geometric coding for large-scale partial-duplicate web image search[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications(TOMM), 2013, 9(1): 4.
- [14] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: speeded up robust features[J]. Computer Vision-ECCV, 2006, 2006: 404-417.
- [15] Zhang S, Tian Q, Lu K, *et al.* Edge-SIFT: discriminative binary descriptor for scalable partial-duplicate mobile search [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2889-2902.