

动车组运行故障动态图像比对分析方法

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 动车组运行故障动态图像检测系统(TEDS),通过在轨边安装布置高速线阵采集相机,实现对运行中列车的全方位监控。利用获得的高质量图像,通过机器学习和模式识别,实现列车故障的自动化诊断和检测。但是线阵相机拍摄的图像易受动车速度的影响,在图像水平方向上存在几何变形,给后续目标的自动识别和检测带来了困难。为了解决这个问题,设定一组基准图像,对其他时间段所获得的目标图像分别按照对应的基准图像进行配准和重分割,尽量减小列车速度对成像变形的影响。结合 TEDS,利用多分辨率下的图像快速配准方法,实现了后续目标图像的快速分割与对齐。提出了一种改进的图像差影技术,通过对齐之后的目标图像与历史标准图像进行比对分析,快速实现动车故障区域的自动定位和检测。

关键词 机器视觉; 特征提取; 多分辨率; 图像配准; 差影法

中图分类号 U216.3 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.091503

Image Comparison and Analysis of Trouble of Moving EMU

Lu Shengfang, Liu Zhen

School of Instrumentation Science and Optoelectronics Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China

Abstract The trouble of moving electric multiple-unite (EMU) detection system (TEDS), can monitor comprehensively the status of China railway high-speed (CRH) train, by using the high-speed linear cameras located besides the railway. We fulfill the automatic identification and inspection of the target in the high-quality image by using the machine learning and pattern recognition technology. However, the image taken by the linear camera is susceptible to the speed of vehicle, and there is a geometric deformation in the horizontal direction of image, which brings difficulties to the automatic recognition and detection of the subsequent target. To solve this problem, we set up a set of reference images, register and re-divide the images obtained in other time, according to the corresponding reference image, so as to minimize the influence of train's speed on imaging deformation. Combined with TEDS, we use multi-resolution image fast registration method to achieve the rapid segmentation and alignment of subsequent target images. Hence, we propose an improved image subtraction technique, in order to quickly and automatically locate and detect the fault region by comparing and analyzing the aligned image pairs.

Key words machine vision; feature extraction; multi-resolution; image registration; image subtraction method

OCIS codes 150.1135; 150.3040; 330.7325; 330.5000

1 引言

随着我国经济的高速发展,铁路建设一日千里,铁路运输领域故障检测问题日益凸显。近年来,利用计算机视觉技术对铁路故障进行检测取得了广泛的应用,特别是货车运行故障动态图像检测系统(TFDS)得

收稿日期: 2017-05-08; **收到修改稿日期:** 2017-06-05

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方面的研究。

E-mail: lshf14240@163.com

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

E-mail: liuzhen008@buaa.edu.cn.(通信联系人)

到了各大铁路局的推广^[1-3]。随着中国高速铁路的发展,动车组运行故障动态图像检测系统(TEDS)^[4]作为高铁故障识别的智能化检测手段之一,也正在部分铁路局和车辆段实行推广。TEDS使用高速线阵扫描相机作为图像采集设备,可以获得高质量、无拖影动车图片,然后利用图像比对分析技术,通过与历史标准图像进行比对,寻找两幅图像之间的差异,进而确定目标图像中的变化情况,实现动车故障的分级报警。

由于图像采集设备是线阵相机,图片会受列车运行速度的影响,造成不同时间段获得的同一类型的动车的图片个数或分割节点不同,给后续图像故障的自动检测与识别带来了一定的困难^[5-6]。为了解决这个问题,结合机器视觉知识在智能交通领域中的应用技术^[7],本文利用金字塔结构下图像的多分辨率性质,通过在低分辨率图像提取尺度不变特征变换(SIFT)^[8]特征点,利用K-D树^[9-10]和随机抽样一致(RANSAC)算法^[11]剔除特征点的误匹配,由粗略到精细分层实现图像的精确配准与对齐,克服了现有图像处理速度慢、效率低的缺点。在故障识别阶段,设定一组历史标准图像作为基准图像,将其他不同时间段所获得的图像组分别与基准图像进行配准和对齐,使每组图片的个数和分割节点与基准组相同。本文对图像差影算法^[12]进行了改进,通过对灰度变化较大区域进行灰度增强,对灰度变化较小区域进行灰度抑制,寻找目标图像和基准图像间的差异,根据差影图像判断目标图像中的故障区域。

2 多分辨率下图像配准与图像故障检测

2.1 SIFT 特征提取

图像特征是根据图像信息和内容提取的视觉特征量,反映了图像的本质信息。Lowe提出的SIFT特征点因为具有尺度不变性、光照和噪声不敏感性,在图像匹配、拼接、目标跟踪等领域得到了广泛的应用^[13-15]。SIFT特征提取算法主要有以下3个步骤^[8]:

1) 尺度空间下的极值检测

定义不同尺度 σ 下的高斯函数 $G(x, y, \sigma) = \exp[-(x^2 + y^2)/(2\sigma^2)]/(2\pi\sigma^2)$ 与图像 $I(x, y)$ 进行卷积操作,得到

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (1)$$

图像在不同尺度的高斯金字塔建好之后,利用相邻两尺度的空间函数之差构建DOG(Difference of Gaussian)金字塔。在DOG尺度空间金字塔中,中间层(最底层和最顶层除外)的每个像素点与同一层的8个相邻的像素点以及上下两层的9个相邻的像素点(共26个像素点)进行比较,求出在尺度空间和图像平面空间下的局部极值。

2) 特征点的精确定位和方向确定

高斯差分函数 $D(x, y, \sigma)$ 在局部极值点 (x_0, y_0, σ_0) 处的二阶泰勒展开式为

$$D(x, y, \sigma) = D(x_0, y_0, \sigma_0) + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{X}} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{X}, \quad (2)$$

令 $D'(x, y, \sigma) = \mathbf{0}$, 得

$$\mathbf{X}_{\max} = - \left(\frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{X}^2} \right)^{-1} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{X}}. \quad (3)$$

由于受噪声和边缘特征点的影响,此时的特征点不稳定。去除低对比度的特征点,将(3)式代入(2)式,并取(2)式的前两项,得

$$D(\mathbf{X}_{\max}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{X}}. \quad (4)$$

若 $|D(\mathbf{X}_{\max})| \geq 0.03$, 则保留该特征点,否则丢弃。

去除边缘点的噪声干扰时,采用Hessian矩阵

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

来解决。Hessian矩阵中的矩阵项为特征点处的偏导数,是通过邻域差分得到的。由于 D 的主曲率与Hessian的特征值成比例,为减小 \mathbf{H} 特征值 r 的复杂程度,改为求其比例 δ 。如果 $\delta \leq (r+1)^2/r$, 则保留该

特征点,否则丢弃。求出特征点后,计算每一尺度下特征点的梯度幅度和方向,在特征点的邻域窗口内,以梯度方向的直方图统计邻域像素的梯度方向,方向直方图角度范围为 $0^\circ\sim 360^\circ$,每 10° 为1个格子,共分为36个格子。在方向梯度直方图中,梯度峰值代表了该梯度邻域的主方向,即为此时特征点的方向。

3) SIFT 描述子的生成

将坐标轴旋转到特征点的方向,以确保图像特征点旋转不变;再以特征点为中心,通过计算最终形成1个128维的SIFT特征向量,再对特征向量进行归一化,即可排除光照影响。

2.2 多分辨率图像金字塔结构

由于图像分辨率较高,图像纹理和特征信息丰富,如果直接对原始图像进行SIFT特征点提取,计算量非常大,两幅图像间进行配准会非常耗时。因此,对原始图像进行多级降维,形成金字塔结构下的多级分辨率图像,在较低分辨率下对图像进行SIFT特征提取,通过低分辨率下图像对间的匹配,实现图像的配准^[5-16],达到原始图像间的配准效果。图1为原始图像降采样形成的图像在多分辨率下的金字塔结构。金字塔结构层数记为 N ,原始图像记为第0级分辨率,第1级分辨率图像为初始图像。在水平和垂直方向分别进行降采样,得到的图像宽度和高度均为初始图像的一半。其他高层低分辨率的图像是分别按照各自前一级分辨率图像进行降采样形成的。对具有大范围重叠区域的图像对来说,低分辨率图像虽然对原始图像进行了降采样操作,丢失了一部分图像信息,但是低分辨率下的图像对仍然包含了相似的结构和纹理信息,一定程度下的降采样操作对图像对间的特征提取和纹理信息影响有限。因此,根据原始图像大小,对具有大范围重叠区域的图像对分别进行一定程度下的降采样,通过对低分辨率下图像对的处理和分析,可以快速实现图像对间的配准。

本文使用采集设备所获得的图像均为8位灰度级,分辨率大小为 $1400\text{ pixel}\times 2048\text{ pixel}$,依据经验,设置金字塔层数为 $N=3$ 。对原始图像对进行2级降维,形成1个3层金字塔模型,然后对第2级分辨率下图像对分别进行特征提取,利用K-D树和RANSAC算法进行特征点精确匹配,并判断匹配特征点的个数。如果匹配特征点的个数小于阈值 M ,说明该层级分辨率下的图像对过于降采样,特征信息和纹理信息不够丰富,图像信息丢失严重,则取上一级分辨率(第1级分辨率)下的图像进行特征提取,直至提取的匹配特征点个数大于阈值 M 。阈值 M 的大小影响两幅图像对的匹配精度。若 M 太小,满足匹配特征点过少,两幅图像的位置关系计算误差大;若 M 太大,导致图像特征点个数冗余,增加计算量,图像降采样达不到预定效果。根据经验,设 $M=200$ 。图2为两幅图像对在不同分辨率下分别进行的SIFT特征点提取与匹配结果,可以看到金字塔中第2层图像对间的匹配特征点个数远少于第1层图像对间的匹配特征点个数。

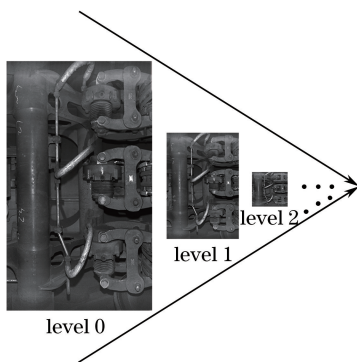


图1 多分辨率下图像金字塔结构

Fig. 1 Pyramid structure of multi-resolution image

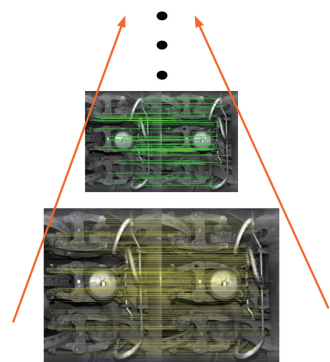


图2 多分辨率下图像特征点提取与匹配

Fig. 2 Feature points extraction and matching of multi-resolution image

2.3 图像的配准与对齐

由于线阵相机成像的特殊性,不同时刻通过的同一类型动车所采集的图像因车速不同而出现水平拉伸或压缩现象,使不同时刻所拍摄到的动车图片不能精确对齐,无法利用图像差影法^[12]进行图像故障区域预报。设基准组中图像为 $I(x,y)$,对应的待配准组中图像 $I'(x,y)$,由于线阵相机牢固地安装在铁轨边,忽略相机在垂直方向的微小震动,则垂直方向偏移量 $t_y=0$,故两幅图像间变换关系可以看作水平方向的缩放

和平移变换。两幅图像间的关系为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & t_x \\ 0 & \beta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中 α, β 分别为图像水平和垂直方向的缩放系数; t_x, t_y 分别为图像水平和垂直方向的偏移量, 其中 $t_y = 0$ 。

为了求出两幅图像之间的变换参数, 分别对两组对应的图片提取 SIFT 特征点并进行匹配, 利用 K-D 树和 RANSAC 算法剔除误匹配点, 实现两组对应图像的精确配准。利用(6)式求出待配准组中的图像相对于标准图像的几何变换参数, 对待配准的图像进行重分割, 使重分割后的图像与标准组中的图像对应一致。

2.4 图像差影法

图像差影法是对两幅相关图像进行差值相减的一种方法, 差影图像提供了两幅图像间可能存在的变化差异信息, 对于故障缺陷的定位和检测很有帮助^[12]。因为图像差影技术受光线和环境的影响较大, 所以在相机周围安装了大功率激光辅助照明设备, 减小了外部光线环境变化的干扰。为了突出差影图像中疑似故障区域, 提出一种无故障区域灰度抑制和有故障区域灰度增强的改进图像差影技术。

在标准和待配准图像中, 对应的第 n 组图像对分别记为 $I_n(x, y)$ 和 $I'_n(x, y)$, 二者的差影图像记为 $S_n(x, y)$, 定义在差影图像中第 k 个异常区域 $D_n^k(x, y)$ 为

$$D_n^k(x, y) = T |S_n(x, y)| + \omega = \mu |f[I_n^k(x, y), I_n'^k(x, y)]| + \omega, \quad (7)$$

$$f(x, y) = \begin{cases} f(x, y), & |x - y| > \gamma \\ 0, & |x - y| < \gamma \end{cases}, \quad (8)$$

式中 μ 和 ω 为差影图像中较大灰度值的增强系数, γ 为差影图像中较小灰度值的抑制系数。根据现场图像光线条件, μ, ω, γ 分别取经验值 2, 100, 15。

通过改进图像差影技术, 对灰度变化较大区域进行了灰度增强, 对灰度变化较小区域进行了灰度抑制, 凸显了目标图像与标准图像的差异变化。通过差异图像, 可以确定目标图像中疑似故障区域位置。由于图像中存在轮轴、车轮、制动盘等转动结构件以及部分结构件存在光照反射不均等问题, 目标图像中存在假故障区域。根据标准图像的先验信息, 即列车中各个机械结构和零部件在图像中位置已知确定, 据此可以排除目标图像中的非故障区域。然后, 针对差影图像中出现的异常情况, 对目标图像中零部件出现的变化实行分级报警, 对列车重点部位关键零部件进行重点检测, 并且可以实现列车的全面检和重点检相结合, 完成列车故障识别的全方位监控。

3 实验结果与分析

3.1 目标图像的配准与异常检测

本文算法实现的软件环境为 VS2010, 硬件环境为 Intel Pentium CPU G630 双核, 2G 内存, Win7 操作系统的主机。为了验证本文算法的稳健性, 选取了两个时间段拍摄的 3 组对应图像, 如图 3 所示。其中第 1、2 行图像为列车底部图像, 第 3 行为列车侧面图像, (a) 列图像为某一时刻拍摄的标准图, (b) 列图像为与 (a) 列图像相对应的、包含列车同一位置区域的不同时间获得的目标图像。由于列车在运行时车速不恒定造成图像成像时出现拉伸或压缩现象, 与标准图(a)相比, (b)列图像有明显拉伸和偏移的情况。利用本文提出的算法, 对(b)列图像进行配准和重新分割, 得到与标准图(a)对应一致的图像, 重分割后的目标图像如图 3 (c)列中绿色框所示。利用本文提出的改进差影图像算法, 对重新分割后的目标图像和标准图像进行差影计算, 得到差影图像如图 3 中(d)列所示。通过差影图像法, 对比分析目标图像相对标准图像的变化可以看出, 第 1 行图像检测出了目标图像中存在螺栓丢失, 第 2 行图像检测出了目标图像中开口销丢失, 第 3 行图像中没有出现异常区域, 表明目标图像与标准图像相比没有出现较大差异, 即目标图像中没有出现零部件丢失等故障问题。特别指明的是, 由于轮对等机械部件自身存在转动的问题以及一些结构件表面光照反射不均问题, 差影图像中会出现一些假的异常区域, 如图中黄色矩形框所标注, 这些疑似故障区域可以根据标准图像中的先验知识进行排除。

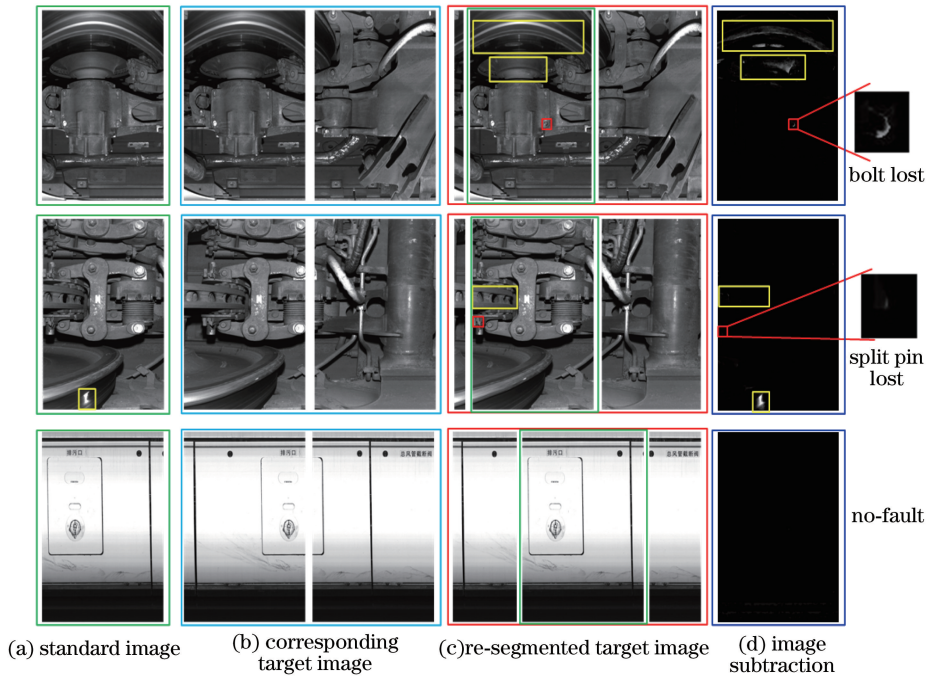


图 3 图像的配准和异常检测

Fig. 3 Image registration and abnormality detection

3.2 与其他方法的比较

图像配准是图像处理领域中的一个研究热点。为了验证本文所提算法的优越性,对上述 3 组数据分别进行配准和重分割。与其他常见的经典图像配准算法,如基于 SURF 特征点^[17]的配准和基于 Edge-SIFT 特征点^[18]的图像配准进行一一对比。利用峰值信噪比来衡量图像配准效果,峰值信噪比(PSNR)定义为

$$P_{\text{psnr}} = 10 \times \lg \left[\frac{(I_{\text{MAX}})^2}{I_{\text{MSE}}} \right], \quad (9)$$

式中 I_{MSE} 为图像配准之后图像对间的均方根误差,即 $I_{\text{MSE}} = 1 / \left[mn \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} \|I(i, j) - I'_n(i, j)\|^2 \right]$; m 和 n 分别为图像宽度和高度; $I_{\text{MAX}} = 255$, 为图像最大采样数。

通过对上述 3 组数据进行实验分析,可以得到图 4 中 3 种方法下的 PSNR 对比情况和图 5 所示的配准耗时对比情况。从图 4 和图 5 可以看到,本文提出的图像配准算法,其配准效果与经典的 SURF 和 Edge-SIFT 方法相比,具有相似的 PSNR 值,但是在配准速度上与其他两种方法相比,有了很大的提高,远远高于 SURF 特征算法,和 Edge-SIFT 算法的配准效率类似。产生这种情况的主要原因在于:本文算法是从图像低分辨率到高分辨率“逆向”进行配准操作,且 SIFT 特征对图像尺度变化、图像几何畸变和外部光线环境的变化具有较强的稳健性,确保了本文所提算法的高效性。

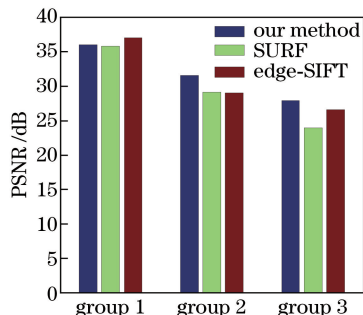


图 4 各种特征下图像配准的峰值信噪比

Fig. 4 PSNR of image registration using different features

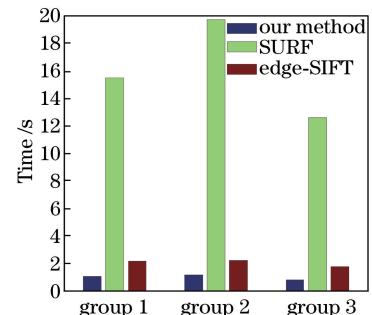


图 5 各种特征下图像配准所用时间

Fig. 5 Time of image registration for different features

4 结 论

受线阵相机成像特点的影响, TEDS 获取的动车图片在水平方向存在拉伸或者压缩等几何变形问题。为了实现动车故障的自动检测, 设定初始基准图像, 对两组图像分别进行降采样, 求取低分辨率下标准图片组与待分割图片组的 SIFT 特征点; 利用 K-D 树和 RANSAC 算法对两组图片进行精确配准, 求出两组图片中对应的整体几何变换关系, 对分割组中的图片进行重分割和对齐; 利用改进的图像差影算法进行图片比对分析, 实现目标图像中异常区域的检测。与其他常见的经典算法相比, 本文的算法不仅具有较高质量的配准效果, 而且具有较快的配准速度, 对后续列车图像中目标故障的自动识别与检测具有重要意义。

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 Jiayang, *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] Dai Peng. Image recognition algorithms of the typical failures of the freight train[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2010.
戴 鹏. 货车典型故障图像识别算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [4] Lu Shengfang, Liu Zhen. Automatic visual inspection of a missing split pin in the China railway high-speed[J]. Applied Optics, 2016, 55(30): 8395-8405.
- [5] Liu Zhi, Zhang Ruochen. Multi resolution based fast registration algorithm for EMU axle images [J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(10): 2754-2758.
刘 志, 张若宸. 基于多分辨率的动车车轴图像快速配准算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(10): 2754-2758.
- [6] 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.
- [7] Shen Huan, Li Shunming, Bo Fangchao, *et al.* On road vehicles real-time detection and tracking using vision based approach[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(4): 1076-1083.
沈 垲, 李舜酩, 柏方超, 等. 路面车辆实时检测与跟踪的视觉方法[J]. 光学学报, 2010, 30(4): 1076-1083.
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] Zhang Yi, Jiang Gangwu, Di Yanan, *et al.* An optimized K-D tree search method for feature matching of UAV images [J]. Journal of Geometrics Science and Technology, 2015, 32(5): 500-504.
张 一, 江刚武, 狄亚南, 等. 一种采用改进 K-D 树的无人机影像特征匹配搜索方法[J]. 测绘科学技术学报, 2015, 32(5): 500-504.
- [10] Zhou Lin, Yang Na. Image scratch detection research based on adaptive binary tree[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(5): 051002.
周 琳, 杨 娜. 基于自适应二叉树算法的图像划痕检测研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(5): 051002.
- [11] Zhao Ye, Jiang Jianguo, Hong Richang. An optimized SIFT matching based on RANSAC [J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(18): 58-65.
赵 焯, 蒋建国, 洪日昌. 基于 RANSAC 的 SIFT 匹配优化[J]. 光电工程, 2014, 41(18): 58-65.
- [12] Chen Lianqing, Cui Zhi, Wang Longshan. The inspection of bearing's surface defect based on image subtraction and template matching[J]. China Mechanical Engineering, 2006, 17(10): 1019-1022.
陈廉清, 崔 治, 王龙山. 基于差影和模板匹配的微小轴承表面缺陷检测[J]. 中国机械工程, 2006, 17(10): 1019-1022.
- [13] Yang Sa, Xia Minghua, Zheng Zhishuo. Medical image registration algorithm based on polynomial deterministic matrix and SIFT transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(8): 081002.

- 杨 飒, 夏明华, 郑志硕. 基于多项式确定性矩阵的 SIFT 医学图像配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(8): 081002.
- [14] Chen Yue, Zhao Yan, Wang Shigang. Fast image stitching method based on SIFT with adaptive local image feature[J]. Chinese Optics, 2016, 9(4): 415-421.
- 陈 月, 赵 岩, 王世刚. 图像局部特征自适应的快速 SIFT 图像拼接方法[J]. 中国光学, 2016, 9(4): 415-421.
- [15] Zheng Hong, Zheng Chen, Yan Xiusheng, *et al.* Research on infrared object tracking based on SUKF and SIFT[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2012, 23(4): 791-797.
- 郑 红, 郑 晨, 闫秀生, 等. 基于 SUKF 与 SIFT 特征的红外目标跟踪算法研究[J]. 光电子 • 激光, 2012, 23(4): 791-797.
- [16] 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.
- [17] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: speeded up robust features[C]. European Conference on Computer Vision, 2006: 404-417.
- [18] Zhang Shiliang, Tian Qi, Lu Ke, *et al.* Edge-sift: discriminative binary descriptor for scalable partial-duplicate mobile search[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2889-2902.