

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205891

铁路道岔参数机器视觉在位测量方法与装置*

龙陵波¹ 赵宏² 杨聪¹ 魏民¹ 肖昌炎¹

(1. 湖南大学机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室 长沙 410082; 2. 国防科技大学空天科学学院 长沙 410003)

摘要:道岔几何位置异常是导致列车脱轨的主要原因,对其进行实时监测是有效预防列车脱轨的重要手段。针对此需求,本文设计一套基于双目视觉的道岔关键参数在线原位监测装置。首先,针对铁路行车振动易造成视觉测量系统外参改变的难点,提出一种基于简易标签的在线自标定算法。此外,为了准确定位道岔监测特征,采用激光标记方式增强纹理特征的方法,可解决尖轨摆动导致成像视角变化导致监测特征难以定位的难题。同时,针对露天光照的干扰,提出了高斯加权的灰度重心法提取光条中心,该方法成功克服铁轨金属表面易漫反射等缺陷,可有效定位出监测特征。最后,完成双目立体配合并计算出监测特征点三维坐标,完成道岔参数的监测。现场实测表明,本装置硬件成本低、鲁棒性强、速度快,误差约为0.3 mm。

关键词:道岔参数测量;机器视觉;相机自标定;激光条纹提取

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2050

Machine-vision based method and apparatus for in-situ measurement of railway turnout parameters

Long Lingbo¹ Zhao Hong² Yang Cong¹ Wei Min¹ Xiao Changyan¹

(1. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. College of Aerospace Science Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410003, China)

Abstract: The primary factor for train derailling is the turnout's aberrant geometric location, thus, it is crucial to monitor it in real time to effectively avoid derailling. This work develops a set of online in-situ monitoring systems for crucial turnouts parameters based on binocular vision to meet this need. First, an online self-calibration method based on straightforward labels is proposed to address the issue that the vibration of railroad traffic readily changes the exterior parameters of the visual measuring equipment. Additionally, laser marking is utilized to strengthen the texture characteristics in turnout monitoring features in order to properly detect them. This can resolve the challenging issue of monitoring features locating following the change of imaging viewpoint produced by the swing of the sharp rail. The Gaussian-weighted grayscale center of gravity approach is proposed to extract the center of the light strip for outdoor light interference. Our method successfully overcomes challenges such as easy diffuse reflection on the metal surface of the rail and can accurately find monitoring features. Binocular stereo collaboration is accomplished, and then the monitoring of turnout parameters is finally completed by calculating the spatial three-dimensional coordinates of monitoring features. The field real measurement demonstrates that this device has low hardware cost, high resilience, and rapid speed, with an inaccuracy of approximately 0.3 mm.

Keywords: switch rail parameters; machine vision; camera self-calibration; laser center extraction

0 引言

道岔作为铁轨关键结构之一,用于列车转向变更线路连接设备,易受列车过车振动、钢轨爬行、机械磨损和

雨雪等因素影响,其安全性较低。因此,需对道岔关键参数进行在线实时监测与状态评估,及时发现安全隐患^[1-3]。

针对道岔几何参数的监测方式大致分为如下两类:移动式测量和原位测量。前者主要依靠人工定期检查或

巡检车定期巡检,例如依靠人工手持测量工具定期检测,常用的工具有数字道尺、塞尺等(例如铁路线 NR/L2/TRK/001 检测与维修方式)^[4],但这种测量方式效率低下、成本高及自动化程度低,不满足设备智能化发展趋势。车载巡检主要借助相机与线激光进行动态测量,如 Rusu 等^[5]基于 Network Rail 标准提出一种道岔激光检测小车用于快速的道岔轮廓检测,但其检测目标信息量大,且易受振动因素的干扰;Camci 等^[6]发明了一种全自动检测小车(automatic inspection vehicle, AIV)来实现道岔全自动检测,基于道岔的点云进行分类与识别;英国 EURAILSOUT 公司研发一种道岔检测与测量车(switch inspection & measurement, SIM)配备 8 个相机和激光器组合单元,可检测道岔多种不同类型参数,但这种测量方式相对于人工定期检测其自动化程度高、检测效率高,但其受制于天窗时间限制,不能及时检测道岔异常,且检测成本高。移动式检测方式只能利用天窗时间作业,且检测周期长不能实时获得道岔状态信息,无法满足实时监测需求。

针对移动式测量方式不足之处,有人提出了固定式原位在线检测思路,该类检测方式可借助于不同传感器对道岔结构处实现测量,如机械式密贴传感器^[7]、激光测距、电涡流感应、超声波等传感器,但这些传感器易受限于实际场景的干扰因素,稳定性差监测单一,未能完全有效对道岔关键几何参数监测。而随着机器视觉技术不断发展,许多学者运用不同视觉成像原理对道岔进行原位监测^[8]。例如, Wang 等^[9]利用单目相机获取道岔图像,提取道岔尖轨与基本轨边界特征,根据像素差值与真实值之间的拟合函数计算道岔密贴度,但这种计算方式严重依赖像素差值,稳定性差且未能同时兼顾斥离度、爬行量的监测。张宾利^[10]基于机器视觉的双目结构光成像技术获取道岔的三维点云,但其成像过程中易受到环境光的干扰,其不适合户外监测场景点云特征难以提取且计算量大,造成监测精度差。Ye 等^[11]提出一种基于线侧非侵入式视觉的监测方式,通过在尖轨上张贴标签并识别标签位置,并通过仿射配准计算出尖轨与基本轨的距离,但其尖轨定位精度低,标签仅适合白天监测,难以满足全时监测。以上方法监测方式存在检测对象单一、精度低、装置限高、道岔密贴时尖轨边缘点难以捕捉等缺陷,无法满足道岔关键参数在线监测要求。

为此,本文基于双目视觉成像原理,研发激光打标嵌入式机器视觉原位检测装置,该装置采用扁平式机械结构设计,满足铁路受限空间安装,且兼顾密贴度、斥离度和爬行量的监测。考虑到装置受行车振动的干扰,引入自标定相机外参修正算法,不定时对监测系统标定,保证系统检测的稳定与准确性。此外,为了有效对监测特征准确高效的定位,采用主动激光标记特征的方法,局

部双目立体匹配过程,减少系统计算量。同时,为克服自然环境光的干扰和轨道复杂表面特性难题,提出了基于光条法向的高斯加权灰度重心法对激光条纹中心亚像素坐标进行提取,提高了实际运行环境下的道岔参数检测精度和稳定性。本文主要有如下几个贡献点:

1) 提出基于激光标记的双目视觉道岔参数检测方案,可获取监测特征空间位置坐标,转化成监测参数,克服监测单一、监测精度低与不稳定等缺陷。

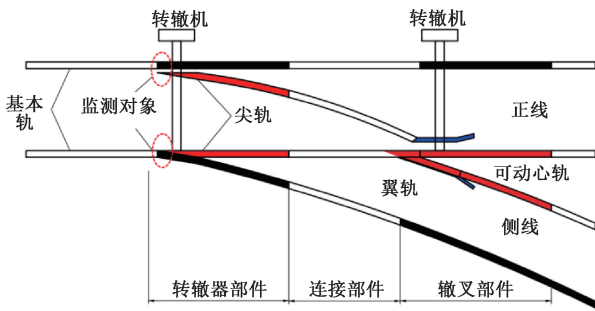
2) 提出双目外参在线自标定方法,可有效地避免振动等因素干扰,对双目系统参数进行更新与矫正,提高检测系统稳定性。

3) 提出露天环境下的激光条纹中心提取方法,采用自适应双阈值法分割激光条纹和基于光条方向的高斯加权的灰度重心法提取激光条纹中心,可快速定位出道岔边缘的监测特征,提高局部匹配的速度。

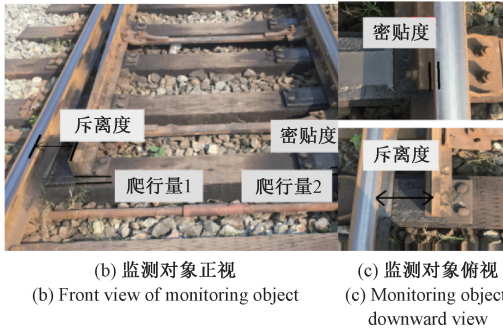
1 道岔参数机器视觉成像系统设计

如图 1(a)所示,单开道岔主要由转辙器部分、连接部分、辙叉及护轨所组成,其中转辙部分包括基本轨、尖轨与转辙机。通常,尖轨与基本轨有两种位姿关系(即一边密贴另一边斥离),而尖轨相对于自身初始位置会在纵向方向上爬行一段距离,这些量分别称为密贴度、斥离度和爬行量。这些量属于道岔监测关键几何参数之一,对其在线实时监测具有重大价值和意义,如图 1(b)和(c)所示。

由于单个相机无法满足对尖轨爬行量检测,为了兼顾多个量的监测,本文采用双目视觉成像系统可实现监测特征的空间三维坐标。由于受限于铁路安装高度要求,本文采用扁平化设计方法,设备具体尺寸为 1 000 mm×60 mm×130 mm。如图 2 所示,该装置主要由左相机 1、右相机 2、激光器、电源、嵌入式处理器和箱体等其他部件所组成。其中,相机 1、2 型号规格一致,分辨率为 1 440×1 080,工作距离为 500 mm,视野可覆盖道岔整个监测区域。同时,为了克服自然环境光的干扰,本设备采用功率 500 mW、波段 660 nm 的分段式“一字”型激光器,可满足于露天环境下的监测要求。为了提高系统的效率,采用嵌入式系统采用 NVIDIA Jetson TX2 平台作为信息处理单元,并将监测结果上传至控制中心。其中, TX2 具有强大的图像处理功能,其中 GPU 由两个 Pascal 架构的 SM 组成, CPU 核心由双核 Denver2 处理器和四核 ARM Cortex-A57 组成,通过高性能互连架构连接,内存为 8 G,存储量为 32 G,功率为 15 W。该套检测设备开发是在 ubuntu18.04 系统下,基于 QT5.9.4 平台采用 C++ 编程语言实现的,并调用大恒相机 SDK、Boost 和 OpenCV3.4.6 开源库函数对图像处理与软件的开发。



(a) 单开道岔示意图
(a) Schematic diagram of single turnout



(b) 监测对象正视 (b) Front view of monitoring object
(c) 监测对象俯视 (c) Monitoring object downward view

图 1 道岔监测关键参数

Fig. 1 Turnout monitoring key parameters

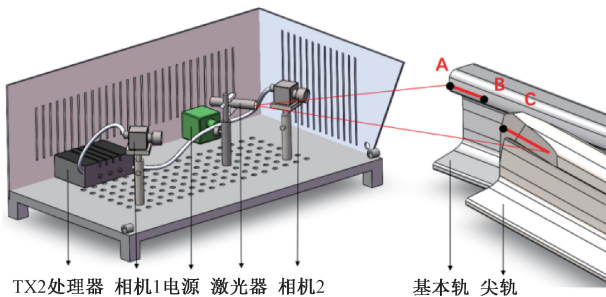


图 2 道岔监测装置示意图

Fig. 2 Schematic diagram of turnout monitoring device

道岔监测系统工作步骤,如图 3 所示。系统工作之前,需对双目视觉系统完成内外参数的标定,具体标定过程如第 2 节所述。首先,系统以固定频率触发激光器向尖轨和基本轨投射激光,并完成激光图像的采集。然后,根据 3.2 节所提出的光条中心提取算法获得道岔监测特征,再利用左右图像激光线完成双目立体匹配后,根据双目测量原理^[12]可计算出特征的三维坐标。最后,根据 3.1 节所述的监测特征点转换成道岔监测关键参数,并通过通信模块将数据上传和评估,一旦超出安全阈值,触发系统发出故障报警信号。

本套装置分别在不同时间段内多种环境下进行多组数据测量,其检测结果都符合测量要求,具有较强的鲁棒性。同时,该装置设计上具备防尘、防水功能,增强系统的稳定性。同时,测量数据上传至调控中心,一旦发生故

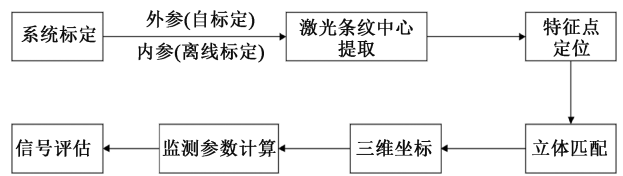


图 3 检测流程
Fig. 3 Detection process

障,系统引发警报进行及时维修。

2 双目视觉系统自标定

当列车变道转向时,车轮对道岔结构部分产生较大冲击和振动,致使左右相机相对位姿关系改变(即双目视觉系统外部参数改变),影响监测系统精度。为了克服振动因素干扰,针对现场及操作简便等需求,本文提出双目视觉系统外参在线自标定方法。首先,基于张氏标定法^[13]离线获得左右相机内部参数,并假定监测过程中相机的内参保持不变。

本文自行设计“圆与十字”二维标签用于双目系统外参自校正。该标签由防污材质制成,标签控制点的定位可通过计算圆心与十字交叉点的重合度,从而提高控制点的定位精度。首先,将多张标签置于道岔监测处附近,相机采集自标定标签,并通过灰度阈值确定图像的 ROI 区域(标签位于铁轨以下),并用连通区域识别黑色“三角形”自动标注其序号为 i ($i=1,2,3,\dots$),如图 4 所示。然后,采用 Hough 算法^[14]识别圆并提取圆心坐标,同时提取十字交叉点的坐标,通过对比圆心与交叉点坐标之间的最小误差确定最优控制点,其中序号 j (1、2、3、4) 代表着标签 i 上的 4 个控制点。

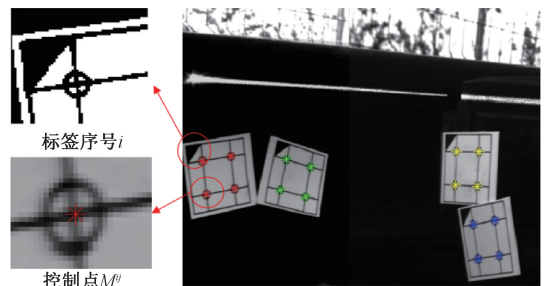


图 4 控制点提取

Fig. 4 Control point extraction

如图 5 所示,假设二维标签上某个控制点 M^{ij} ,记其世界坐标为 $M_w^{ij}(X,Y,Z)$,在左右相机坐标系下的坐标分别为 M_c^{ij} 和 M_r^{ij} ,两者之间的关系如式(1)所示。

$$\begin{cases} M_c^{ij} = R^l M_w^{ij} + T^l \\ M_r^{ij} = R^r M_w^{ij} + T^r \end{cases} \quad (1)$$

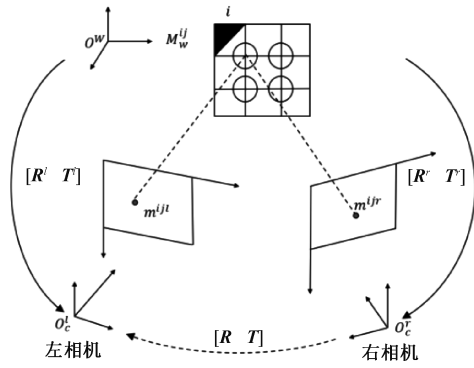


图5 自标定示意图
Fig. 5 Self-calibration diagram

其中, $\mathbf{R}^l, \mathbf{T}^l$ 和 $\mathbf{R}^r, \mathbf{T}^r$ 分别表示世界坐标系与左右相机坐标之间的旋转平移矩阵。

简化式(1)可得:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha\cos\gamma - \sin\beta\sin\alpha\sin\gamma & -\cos\beta\sin\gamma & \sin\alpha\cos\gamma + \sin\beta\cos\alpha\sin\gamma \\ \cos\alpha\sin\gamma + \sin\beta\sin\alpha\cos\gamma & \sin\beta\cos\gamma & \sin\alpha\sin\gamma - \sin\beta\cos\alpha\cos\gamma \\ -\cos\beta\sin\alpha & \sin\beta & \cos\alpha\cos\beta \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{T} = [t_x \quad t_y \quad t_z] \quad (7)$$

其中, α, β, γ 围绕 X, Y, Z 的旋转角, $r_{11}, r_{21}, r_{31}, r_{21}, r_{22}, r_{23}, r_{31}, r_{32}$ 和 r_{33} 为右相机相对左相机为旋转矩阵 \mathbf{R} 的列向量展开; t_x, t_y 和 t_z 为平移向量 \mathbf{T} 分别在 X, Y, Z 方向上的平移量。对式(4)和(5)进行展开:

$$s^l \begin{bmatrix} x^{ij} \\ y^{ij} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x^l & \gamma & \mu_0^l \\ 0 & f_y^l & \nu_0^l \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$s^r \begin{bmatrix} x^{ir} \\ y^{ir} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x^r & \gamma & \mu_0^r \\ 0 & f_y^r & \nu_0^r \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{31} & r_{31} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

同时,根据观测点之间的物理距离约束为 L , 可得式(10):

$$(X^{ij+1} - X^{ij})^2 + (Y^{ij+1} - Y^{ij})^2 + (Z^{ij+1} - Z^{ij})^2 - L^2 = 0 \quad (10)$$

每张标签上有4个未知世界坐标点(X, Y, Z), 另外还有两相机相对姿态的6个未知参数(3个旋转角 α, β, γ 和3个平移量 t_x, t_y, t_z)。而标签上单个观测点可列出4个观测方程(左右相机的图像坐标与空间坐标的对应关系), 以及点之间的4个距离约束方程, 共计 $4 \times 4 + 4 = 20$ 个独立方程。对于不同姿态下的标签数 i , 可有:

$$20i > 6 + 12i \quad (11)$$

当标签数 $i > 1$ 时, 可求解出相机全部外部参数(SVD

$$\mathbf{M}_c^{ir} = \mathbf{R}^r (\mathbf{R}^l)^{-1} \mathbf{M}_c^{ij} + \mathbf{T}^r - \mathbf{R}^r (\mathbf{R}^l)^{-1} \mathbf{T}^l \quad (2)$$

分别用 $\mathbf{R} = \mathbf{R}^r (\mathbf{R}^l)^{-1}$ 和 $\mathbf{T} = \mathbf{T}^r - \mathbf{R}^r (\mathbf{R}^l)^{-1} \mathbf{T}^l$ 来简化式(2), 其中 \mathbf{R} 为 3×3 的旋转矩阵, \mathbf{T} 为 3×1 的平移矩阵, 其物理意义为左右相机之间的旋转平移矩阵, 可得式(3):

$$\mathbf{M}_c^{ir} = \mathbf{R} \mathbf{M}_c^{ij} + \mathbf{T} \quad (3)$$

可假设世界坐标系 O_w 与左相机坐标系 O_c^l 完全重合(即 $\mathbf{M}_c^{ij} = \mathbf{M}_c^{ij}$), 该点在左右图像坐标分别记为 m^{ij}, m^{ir} 。根据透视投影原理^[15], 可建立世界坐标下的坐标与其对应图像坐标之间关系, 如式(4)和(5)所示:

$$s^l m^{ij} = k^l (\mathbf{I} \mid 0) \mathbf{M}_c^{ij} = k^l (\mathbf{I} \mid 0) \mathbf{M}_w^{ij} \quad (4)$$

$$s^r m^{ir} = k^r (\mathbf{I} \mid 0) \mathbf{M}_c^{ir} = k^r (\mathbf{R} \mid \mathbf{T}) \mathbf{M}_c^{ij} = k^r (\mathbf{R} \mid \mathbf{T}) \mathbf{M}_w^{ij} \quad (5)$$

其中, \mathbf{I} 表示单位矩阵, s^r, s^l 表示左右相机比例因子, k^r, k^l 表示相机内部参数。 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 进行展开, 如式(6)和(7)所示:

分解)。为了提高标定效果, 尽可能采集不同姿态下的标签图像。此处, 采用自校正的标签相邻控制点之间的尺寸间距 $L = 20 \text{ mm}$, 使用式(12)对三维坐标点修正。并根据张氏方法求解出全部参数进行观测点进行三维重建, 并计算重投影误差:

$$\mathbf{M}^{ij+1} = \mathbf{M}^{ij} + \left(\frac{\overline{\mathbf{M}^{ij} \mathbf{M}^{ij+1}}}{|\mathbf{M}^{ij} \mathbf{M}^{ij+1}|} \right) \times L \quad (12)$$

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\| \mathbf{M}_w^{ij}(k, \mathbf{R}_j, \mathbf{T}_j) - m_{ij} \|) \quad (13)$$

同时, 为了验证上述双目系统外参自标定原理, 在实验室环境下进行测试, 首先基于张氏标定法离线获得相机内参 k^l 和 k^r , 如表1所示。

表1 相机内参

Table 1 Intrinsic parameters

参数	左相机	右相机
α	7 273.53	7 201.69
β	7 272.48	7 183.20
γ	0.00	0.00
(u_0, v_0)	(1 371.36, 1 873.16)	(1 374.16, 1 874.27)
(k_1, k_2)	(1.11, -0.10)	(0.30, -0.11)

如图6所示, 将左相机固定不动, 右相机安装在三维轴移动平台配合角度调整平台, 可实现6个自由度的旋转和平移运动。由于移动平台每次平移和旋转参数比较精确, 将该值作为理论值。每次调整位姿之后, 并用棋盘格和本文自标定算法, 重新标定获取两相机位姿之间的变换关系, 其测试结果如表2所示。



图 6 自标定测试

Fig. 6 Self-calibration test

表 2 自标定测试

Table 2 Self-calibration test

理论值(R 与 T)	张氏标定	本文方法
(0,0,10)	(0,0.010,10.010)	(0,0.010,10.010)
(0,0,0)	(0.001,-0.001,0.014)	(0.002,0,0.012)
(10,0,0)	(9.984,-0.017,0.011)	(10.005,0,0.016)
(0,0,0.174)	(-0.001,0.002,0.169)	(0.002,0,0.171)
(10,10,10)	(10.001,9.898,9.997)	(10.002,9.911,10.001)
(0,0.349,0)	(-0.001,0.351,0.001)	(-0.001,0.351,0.001)
(5,5,5)	(4.987,4.967,5.011)	(5.995,4.991,5.016)
(0.174,0,0)	(0.172,0.001,0)	(0.171,0.001,0.002)

注:表中 R 与 T 表示每次位置变换后相对前一次两相机位置变换,而非两相机的位置关系。旋转矢量 R 单位为rad,平移矢量 T 其单位为mm

由表 2 可知,棋盘格平均误差为 0.02 mm 以内,本文的自标定标定平均误差为 0.03 mm 以内,而本文的标定属于在线自标定,精度相较于实时标定稍差一些。

同时,为了测试本文研制监测装置精度,避免因道岔监测点定位误差,本实验采用高精度标准工件作为测量对象,如图 7 所示。首先,导入基于本文提出双目相机外参的自标定算法获得外参,双目重建出台阶面上的激光条上中心点三维坐标,并统计阶梯高度差 H_i ,如图 7(c) 所示。

标准工件测量结果表 3 所示,最大误差为 0.069 mm,最大相对误差为 1.23%,误差标定方法平均精度到达 0.067 mm。

表 3 标准件测量结果

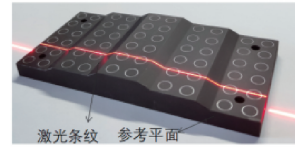
Table 3 Standard part test result

指标(理论值)	$H_1/3$ mm	$H_2/6$ mm	$H_3/6$ mm	$H_4/3$ mm
数值/mm	3.037	6.057	6.069	3.029
误差	0.037	0.057	0.069	0.029
相对误差/%	1.23	0.95	1.15	1.00



(a) 尺寸图

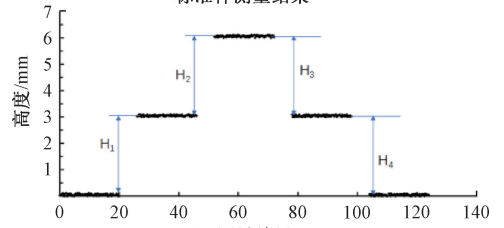
(a) Dimensional drawing



(b) 实物图

(b) Physical picture

标准件测量结果



(c) 测量结果

(c) Test result

图 7 标准件测试

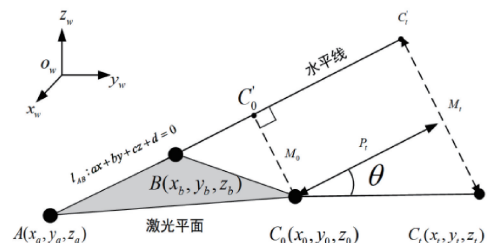
Fig. 7 Standard part test

投射在基本轨面以下的 16 mm 处的水平位置。如图 8 (a)所示,激光器投射在基本轨上激光线记为 l_{AB} ,在尖轨上的记为 l_c 。如 3.2 节所述,完成对激光条纹的中心提取,最终获得激光条纹上的特征直线 l_{AB} 和点 C 二维图像坐标值。然后,导入离线标定的相机内参和在线标定外参,并完成左右相机图像进行双目立体匹配,计算特征直线 l_{AB} 上所有点和点 C 三维坐标,并对线上的特征点进行直线拟合。



(a) 检测特征点

(a) Detection of feature points



(b) 几何参数关系

(b) Geometric parameter relationship

图 8 检测原理

Fig. 8 Detection principle

3 道岔参数检测

3.1 道岔参数检测原理

将研制监测设备安装在根铁轨之间,调整激光条纹

如图 8(b) 所示, 密贴度为尖轨上特征点 C_i (i 代表当前时刻的测量值, 0 代表初始时刻的测量值) 到基本轨上直线 l_{AB} 在水平方向上的距离为 $C_i C'_i$, 并记为 M_i ($0 \sim 20$ mm)。并记特征点 C_i 三维坐标为 (x_i, y_i, z_i) , 位于基本轨上激光条纹 l_{AB} 直线方程为 $ax + by + cz + d = 0$ 。那么, 密贴度 M_i 为尖轨上的特征点 C_i 到基本轨上直线 l_{AB} 上点 C'_i 的距离:

$$M_i = C_i C'_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \quad (14)$$

其中, 密贴度与斥离度计算方式相同, 区别在于斥离度的测量范围更大为 $0 \sim 300$ mm。

特征点 C_i 相对于初始位置 C_0 在铁轨前进方向上的位移, 记为 P_i (mm), 爬行量 P_i 为 C_i 到初始位置 C_0 的水平距离:

$$P_i = |C_i - C_0| \cdot \cos\theta \quad (15)$$

3.2 光条中心提取

由于尖轨位置不断变换、受限于成像视角以及尖轨受磨损影响形状等因素影响, 导致尖轨边界特征难以定位, 为此本文采用激光标记道岔监测特征的方案。首先, 为了精确获得监测特征, 需对基本轨和尖轨上的激光条纹进行中心提取。激光中心提取一直都是研究热点, 灰度重心法、高斯拟合法、steger 算法、条纹细化以及方向模板等传统算法不断出现。近年来, 针对实际不同的运用场景, 相关研究者对这些传统方法进行不断的改进^[15-21]。

由于道岔监测设备工作在室外环境, 激光条纹中心提取易受到不同强度自然光照干扰, 本文采用自适应双阈值对激光条纹进行滤波处理。此外, 激光条纹存在基本轨光滑表面造成漫反射现象, 不完全符合高斯分布、激光条纹宽度不均、毛刺较多等缺陷, 如图 9 所示。为了精确地获得激光中心, 本文提出了基于光条法线方向上的高斯拟合法, 该方法成功克服以上难点, 具体算法流程如下:

步骤 1) 图像预处理

为了有效地去除噪声点和背景光干扰, 需对激光条纹图像进行准确预处理和条纹分割。首先, 为了提高图像处理效率, 裁剪 $1\,000 \times 500$ 尺寸作为激光条原始处理图像区域提高运行速度, 并采用双边滤波函数^[22] 对其处理, 可较好地保留激光条纹边缘信息, 并用几何约束去除孤立噪声点。然后, 统计处理后的图像灰度直方图, 用 $I_{\min} = (I_m + I_h)/2$ 和 $I_{\max} = I_m - I_c$ 确定图像灰度值最大与最小阈值, 最后基于自适应双阈值分割激光条纹^[23]。其中, I_m 为图像灰度直方图对应的最大灰度值, I_h 为直方图最高峰的灰度值, I_c 为根据光条灰度的下调值, I_{\max} 为高阈值, I_{\min} 为低阈值。同时, 用式 (16) 统计垂直于光条方向的满足阈值条件的像素个数 N 。

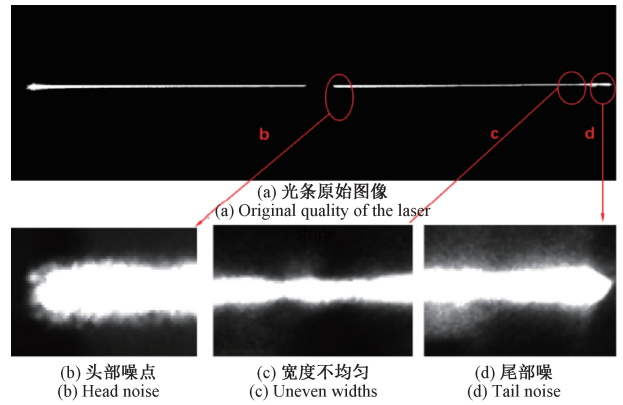


图 9 激光条纹图像缺陷

Fig. 9 Defects of laser fringe image

$$N = \begin{cases} \sum w, I_{\max} \leq I(x, y) \\ \sum_w \sum_{(i,j)} I(x+i, y+i), I_{\min} \leq I(x, y) \leq I_{\max} \end{cases} \quad (16)$$

其中, w 为激光条纹满足条件的像素, $I(x, y)$ 为灰度值, Ω 为 5×5 的灰度模板窗口。该方法可有效避免自然环境光干扰, 准确提取到激光条纹。

步骤 2) 粗中心提取

基于几何中心法的 zhang-suen 迭代细化算法^[24] 获得激光条纹的粗中心, 但该算法忽视激光条纹在横向方向上的变化趋势, 提取精度上存在一定的偏差。为此, 本文采用自适应方向模板的条纹细化方法, 设计了 4 个不同方向的 9×9 大小模板 T (分别记为 T_0, T_1, T_2 和 T_3), 如图 10 所示。

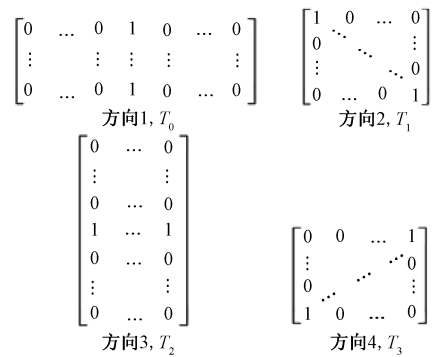


图 10 方向模板

Fig. 10 Direction template

用以上模板对光条骨架进行滑动卷积处理如式 (17) 所示, 选取响应最大的方向作为该列的中心点方向索引, 并选取响应最大的方向为该列中心点方向索引。

$$H_j = \sum_{s=0}^{M-1} \sum_{t=0}^{N-1} T_0[s][t] f[i - \frac{M}{2} + s][j - \frac{N}{2} + t], j =$$

$$\frac{N}{2}, \frac{N}{2} + 1, \dots, col - 1 \quad (17)$$

基于上述获得该列的最大方向 $\max H_j$, 采用灰度重心法式(18)获得条纹粗中心 (x_c, y_c) 。

$$\begin{cases} x_c = x_i \\ y_c = \frac{\sum_{(x_i, y) \in I} I(x_i, y) \cdot x}{\sum_{(x_i, y) \in I} I(x_i, y)} \end{cases} \quad (18)$$

步骤 3): 精中心提取

为了进一步获得光条中心的亚像素坐标, 基于 steger 算法获得光条法线方向 $F = (n_x, n_y)$, 在初始中心 (x_c, y_c) 上沿着法线方向 F 上在光条上下两边取 $k = \frac{N}{2}$ 作为待计算点, δ 为标准差, 此处取值为 1。最后基于法线方向上的高斯加权灰度重心法式(19), 获得光条精提取中心亚像素坐标 (x_r, y_r) :

$$\begin{cases} x_r = \frac{\sum_{-k}^k x \cdot I(x, y) \cdot \exp\left[-\frac{(x_c - x)^2}{\delta^2}\right]}{\sum_{-k}^k I(x, y) \cdot \exp\left[-\frac{(x_c - x)^2}{\delta^2}\right]} \\ y_r = \frac{\sum_{-k}^k y \cdot I(x, y) \cdot \exp\left[-\frac{(y_c - y)^2}{\delta^2}\right]}{\sum_{-k}^k I(x, y) \cdot \exp\left[-\frac{(y_c - y)^2}{\delta^2}\right]} \end{cases} \quad (19)$$

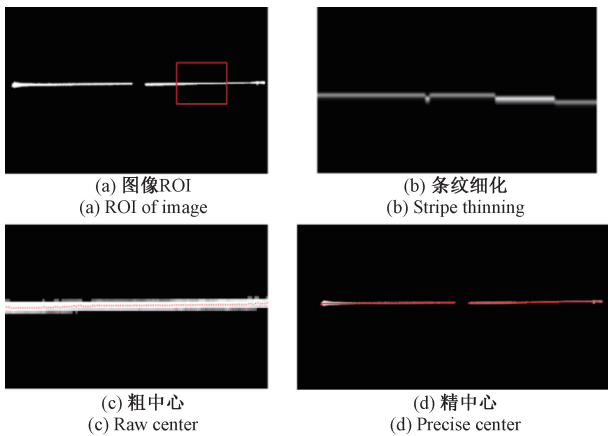


图 11 中心提取流程

Fig. 11 Process of center extraction

按照上述步骤进行提取, 如图 11 所示。另外, 将灰度重心法-a 和本文方法-b 获得光条中心坐标值比较, 如图 12 所示。相比较之下, 本文提取光条中心平顺性好且鲁棒性强, 可较好地克服激光在金属表面出现的反光、条纹宽度不均与以及环境光干扰等缺陷, 很大程度上保证了特征直线和特征点的提精度。

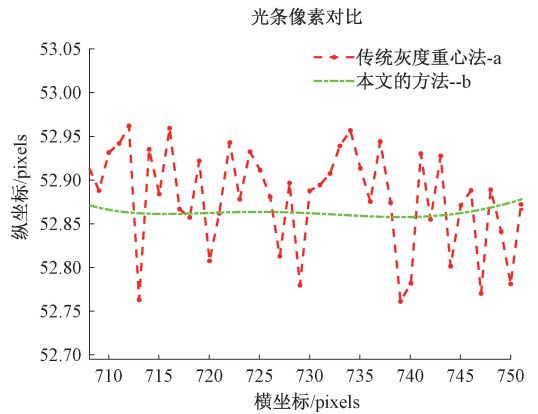


图 12 光条中心位置对比

Fig. 12 Center position comparison

3.3 特征坐标计算

对上述激光图象进行光条中心提取之后, 得到并保存条纹中心坐标值, 按照极线约束和顺序一致性进行立体初匹配。此处, 本文仅对激光条纹上的中心点进行局部立体匹配, 而非全局视野匹配, 减少系统运算量。采用式(19)计算误差, 设定合理的阈值(0~0.5)进行剔除匹配误差较大的匹配点。

$$e = \left| \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix}^T F \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \right| \times 100\% \quad (20)$$

然后, 基于双目视觉中的三角测量法, 并结合之前标定内外参数, 计算出监测特征点的三维坐标, 并使用 RANSAC 算法对基本轨上三维点进行直线 l_{AB} 拟合, 如图 13 所示。最后, 按照 3.1 节所述的测量原理完成道岔参数计算。

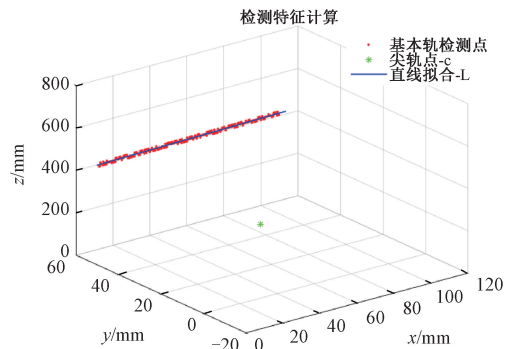


图 13 监测特征计算

Fig. 13 Monitoring feature calculation

4 实验与分析

4.1 现场标定

本文将数张标签张贴道岔监测视野范围之内, 提取标签图像上的控制点, 根据第 2 节内容获得双目相机外

部结构参数。同时,为了现场测试标定精度,本文张氏棋盘法作为参考对比,如图 14 所示。

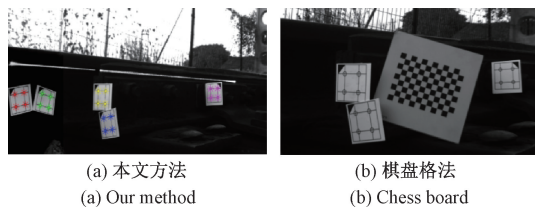


图 14 现场标定

Fig. 14 Field calibration

根据第 2 节所述的双目外参自标定原理,求解方程可得双目相机外参自标定结果,如表 4 所示。

表 4 外参标定数值

Table 4 External parameter calibration value

参数名称	旋转向量 r	平移向量 t
数值	-0.088 6, 0.123 5, -0.009 6	30.938 3, 25.864 3, 649.597 6

其标定左右重投影最大误差为 0.57 pixel。同时,上述离线标定同样可获得双目相机初始位置关系,获得其旋转矩阵 R 与平移矩阵 T 。根据上述标定的结果,对铁轨标签上的控制点进行三维重建,如图 15 所示。通过与两个端点的真实距离 L 与重建后的控制点的平均误差在 0.013 mm 范围之内。

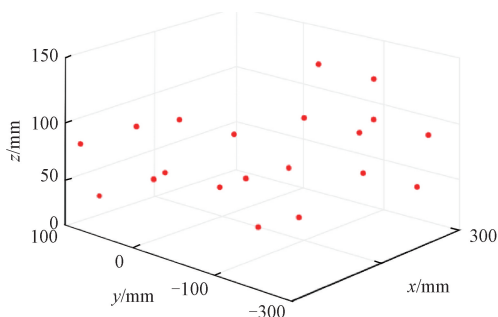


图 15 控制点分布

Fig. 15 Distribution of control point

4.2 光条中心提取

为了测试本文所提出激光中心方法的有效性,本文以 steger 算法对图像提取的结果作为评估参考,steiger 算法中心提取精度可达到亚像素级别,但其耗时相对较大。此外,本文将现场采集的图形分别用传统算法与本文所用方法进行多方面对比测试,如表 5 所示。

表 5 激光提取结果

Table 5 Laser extraction result

方法	最大误差/pixel	平均误差/pixel	耗时/ms
灰度重心法	2.24	0.56	10.30
方向模板法	1.21	0.47	6.71
光条细化	1.89	0.53	7.91
本文方法	1.01	0.43	5.87

如图 16 所示,本文对光条中心坐标在缺陷位置处的光条中心提取效果放大图,具有平顺度好、准确度高。

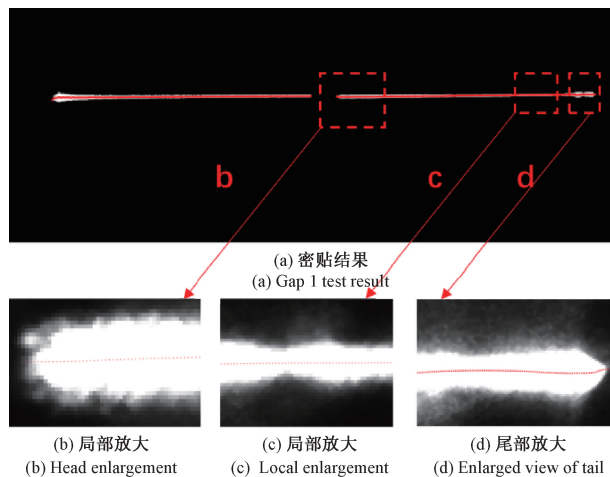


图 16 图像缺陷处中心提取效果

Fig. 16 center position of image defect

其次,为了测试光条中心提取算法的稳定性,本文在铁路上采集多组不同光照强度的激光图像用于测试对比,通过将不同方法提取到的光条中心点拟合直线,并计算直线拟合的相关系数 R^2 ,将其作为评价指标,越接近 1 说明拟合效果越好,测试结果如表 6 所示。

表 6 不同光照强度中心提取

Table 6 Center extraction under different intensity

方法	强光(R^2)	正常(R^2)	弱光(R^2)
灰度重心法	0.948 1	0.965 8	0.981 2
方向模板法	0.969 2	0.972 5	0.982 3
光条细化	0.957 8	0.953 2	0.979 7
本文方法	0.974 3	0.987 6	0.993 7

以上测试结果表明,在弱光环境下本文方法在强光环境下相对于其他传统方法光条拟合系数较高,该方法稳定性较高适合铁路线路上全天候实时监测的要求,而在弱光环境下本文方法也优于其他方法。

4.3 现场实测

为了验证该监测设备的稳定性与可靠性,将该设备安装于株洲电力机车维修厂内铁路上进行现场测试,如图 17 所示。首先,通过转辙机构动作使尖轨处于不同位置,监测设备自动获取多组道岔关键参数。同时,把游标卡尺获得的数据作为测量真实值,将上述数据进行对比和分析。

如图 18 所示,密贴度测量最大误差为 0.45 mm,平均误差为 0.35 mm。

如图 19 所示,监测系统斥离度测量的最大误差为 0.44 mm,平均误差为 0.29 mm。

如图 20 所示,监测系统爬行量测量的最大误差为



(a) 在线实测
(a) Our test
(b) 人工检测
(b) Manual testing

图 17 现场实测

Fig. 17 Field measurement

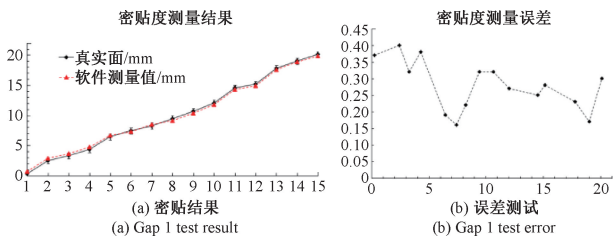


图 18 密贴度实测

Fig. 18 Switch gap test

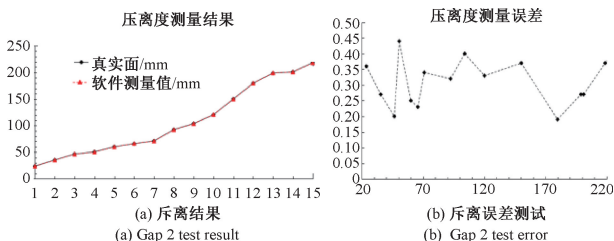


图 19 斥离度实测

Fig. 19 Switch gap test

0.37 mm, 平均误差为 0.33 mm。

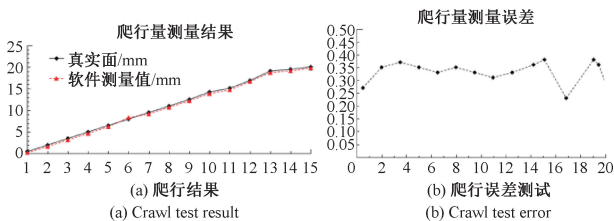


图 20 爬行量测试

Fig. 20 Crawling test

5 结论

本文设计了道岔关键参数在线监测系统装置,可有效地监测道岔的密贴度、斥离度和爬行量,满足设备自动化、监测精度以及安装条件等要求。首先,本文提出了双

目视觉系统在线自标定技术,可有效减少振动干扰,提高系统的测量精度。其次,利用激光打标的方式增强道岔监测的特征点,局部立体匹配提高系统处理速度。最后,提出基于不同光照强度下的激光光条中心提取方法,通过拟合获得激光条纹的端点,提高系统的准确性。

经现场实测,本系统硬件成本低、适合现场作业,满足道岔参数在线监测需求,监测精度稳定在 0.3 mm 范围之内,可大规模铺设在道岔监测位置处,且具备兼顾防尘防水和抗污染功能、实时监控、故障诊断以及智能预警等功能,为运营管理、维护部门科学管理与决策提供依据,保障列车安全运行,具有极大的实用价值。此外,本文设计的装置适合多种不同工件尺寸检测,比如汽车零件尺寸、轮胎和某些特定的场合。

参考文献

[1] NISSEN A, COLINA J, EIBY J U, et al. Inspection of switches & crossings[J]. State of the Art Report, 2011.

[2] BENEDETTELLI M V. Machine vision inspection of railroad track[J]. Inspection, 2011, 27(4):583-622.

[3] SCHIEBL P. Corrosion of reinforcement-state of the art report[J]. Circulation, 1983, 45(1):77-91.

[4] JARDINE A K S, LIN D, BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(7): 1483-1510.

[5] RUSU M, ROBERTS C, KENT S. The use of a laser based trolley for railway switch and crossing inspection [J]. International Journal of Com Adem, 2013,16(4):13-23.

[6] CAMCI F, EKER O F, BASKAN S, et al. Comparison of sensors and methodologies for effective prognostics on railway turnout systems [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2016, 230(1): 24-42.

[7] ZAREMBSKI A M, EUSTON T L, PALESE J W, et al. Development and implementation of automated switch inspection vehicle[C]. Proceedings of the 2011 Annual conference (AREMA), Minneapolis, MN, 2011:18-21.

[8] LIU S, WANG Q, LUO Y. A review of applications of visual inspection technology based on image processing in the railway industry [J]. Transportation Safety and Environment, 2020(3):3.

[9] WANG C, LIU Q, WANG W. Design and implementation of monitoring controller for switch machine gap based on image processing [C]. 2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019: 6610-6614.

[10] 张利斌. 基于结构光技术的高速铁路道岔三维检测及应用研究[D]. 成都:西南交通大学,2016.

- ZHANG L B. High-speed railroad turnout three-dimensional detection and application research based on structured light technology [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.
- [11] YE J, STEWART E, CHEN Q, et al. A vision-based method for line-side switch rail condition monitoring and inspection [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2022; 09544097211059303.
- [12] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]. Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271). IEEE, 1998; 839-846.
- [13] ZHANG Z. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations [C]. Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 1999.
- [14] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures [J]. CACM, 1972, 15(1): 11-15.
- [15] SONG T, TANG B, ZHAO M, et al. An accurate 3-D fire location method based on sub-pixel edge detection and non-parametric stereo matching [J]. Measurement, 2014, 50: 160-171.
- [16] SUN Q, CHEN J, LI C. A robust method to extract a laser stripe centre based on grey level moment [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2015, 67: 122-127.
- [17] HU K, ZHOU F, ZHANG G. Fast extraction method for sub-pixel center of structured light stripe [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(10): 1326.
- [18] HE J, ZHANG G. Study on method for processing image of strip in structured-light 3D vision measuring technique [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2003, 29(7): 593-597.
- [19] TIAN Q G, ZHANG X Y, MA Q, et al. Utilizing polygon segmentation technique to extract and optimize light stripe centerline in line-structured laser 3D scanner [J]. Pattern Recognition, 2016: 100-113.
- [20] WÖHLER C. 3D Computer Vision: Efficient Methods and Applications [M]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [21] XIE Z, WANG X, CHI S. Simultaneous calibration of the intrinsic and extrinsic parameters of structured-light sensors [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2014, 58: 9-18.
- [22] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]. Sixth International Conference on Computer Vision. IEEE, 1998; 839-846.
- [23] 甘宏, 张超, 李林, 等. 复杂背景下激光条纹中心亚像素提取方法 [J]. 光电工程, 2019, 46(2): 85-92.
- GAN H, ZHANG CH, LI L, et al. Sub-pixel extraction of laser stripe in complex background [J]. Optoelectronic Engineering, 2019, 46(2): 85-92.
- [24] ZHANG T Y, SUEN C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns [J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3): 236-239.

作者简介



龙陵波, 2017年于西南交通大学获得学士学位, 2019年于湖南大学获得硕士学位, 现为湖南大学在读博士, 主要研究方向为3D计算机视觉、点云配准、3D重建、机器学习、图像处理等。

E-mail: 1207017636@qq.com

Long Lingbo received his B. Sc. degree from South West Jiaotong University in 2017, M. Sc. degree from Hunan University in 2019, respectively. Now he is a Ph. D. candidate in Hunan University. His main research interests include 3D computer vision, point cloud registration, 3D reconstruction, machine learning and image processing.



肖昌炎 (通信作者), 1994年于国防科技大学获得学士学位, 1997年于国防科技大学获得硕士学位, 2004年于上海交通大学获得博士学位, 现为湖南大学教授, 主要研究方向为图像处理与人工智能。

E-mail: c. xiao@hnu.edu.cn

Xiao Changyan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from National University of Defense Technology in 1994. M. Sc. degree from National University of Defense Technology in 1997 and Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2004, respectively. Now he is a professor in Hunan University. His main research interests include image processing and artificial intelligence.