

文章编号 1004-924X(2025)03-0438-14

强环境噪声下的双目视觉受电弓轨旁异常检测

赵 进^{1,2}, 郭 寅², 尹仕斌², 郭 磊², 郝继贵^{1*}

(1. 天津大学 精密测试技术及仪器全国重点实验室, 天津 300072;

2. 易思维(杭州)科技股份有限公司, 浙江 杭州 310052)

摘要:为了应对列车受电弓轨旁异常检测场景下,强环境噪声对双目视觉系统结构参数造成较大的扰动,导致视差图计算结果不准确进而影响异常检测精度的问题,对原有立体匹配方法进行改进后并结合异常特征检测方法,提出一种应用于该场景下的受电弓轨旁异常检测方法。采用扩展邻域的代价计算和加权代价聚合方法,有效解决在强环境噪声时由于环境振动或自身结构畸变导致双目极线不准确的情况;采用局部二值模式方法计算代价分布函数,使算法更适用于已知工件的固定场景检测;结合实际应用场景,限定视差计算搜索空间,优化计算效率,提升轨旁检测的实时性;最后对三维重建后的点云信息进行异常特征检测,在受电弓轨旁异常检测系统中验证了算法的有效性。实验结果表明,本文提出的算法较传统算法测量精度提升 60% 以上,时间效率提升 30% 以上,有效解决了该场景下轨道交通现场检测设备效率低和精度不足的问题。

关键词: 受电弓检测;立体匹配;异常检测;视差优化;三维重建

中图分类号: TP394.1 **文献标识码:** A

doi: 10.37188/OPE.20253303.0438 **CSTR:** 32169.14.OPE.20253303.0438

Binocular vision-based trackside pantograph anomaly detection under strong environmental noise

ZHAO Jin^{1,2}, GUO Yin², YIN Shibin², GUO Lei², ZHU Jigui^{1*}

(1. State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. ISVision(Hangzhou) Technology Co., Ltd., Hangzhou 310052, China)

* Corresponding author, E-mail: jigui@tju.edu.cn

Abstract: To address the challenge posed by significant environmental noise that disrupts the parameters of binocular vision systems in pantograph anomaly detection—thereby compromising the accuracy of disparity maps and detection precision—an improved stereo matching method was developed and integrated with anomaly feature detection for this application. This study employs an expanded neighborhood cost calculation and weighted cost aggregation to mitigate the inaccuracies associated with binocular epipolar geometry induced by environmental noise or structural alterations. The local binary pattern method was utilized to compute the cost distribution function, rendering the algorithm applicable for fixed scene detection. Additionally, the disparity search space was constrained to enhance efficiency for real-time trackside detection.

收稿日期: 2024-09-02; 修订日期: 2024-11-07.

基金项目: 面向智能制造与智能运维的工业机器视觉创业团队项目(No. TD2020009)

Subsequently, abnormal feature detection was conducted on the reconstructed 3D point cloud to derive measurement outcomes. The efficacy of this approach was validated within a pantograph anomaly detection system at railway stations. Experimental results indicate that the proposed algorithm enhances time efficiency by over 30% and measurement accuracy by more than 60% when compared to conventional algorithms, thus effectively addressing the issues of low efficiency and insufficient accuracy in rail transit on-site detection equipment.

Key words: pantograph inspection; stereo matching; anomaly detection; disparity optimization; 3D reconstruction

1 引言

轨道交通作为现代城市公共交通系统的重要组成部分,在人们的日常生活中扮演着愈发重要的角色。受电弓是列车取流受流的关键部件,也是整车的动力来源,其工作状态直接影响列车运行的安全性和可靠性^[1]。对受电弓异常状态的非接触式轨旁检测不仅是确保列车安全高效运行的基础,也是实现智能化交通管理的重要手段之一。

目前,受电弓异常状态非接触式检测主要有3种技术路线,分别为结构光测量、图像测量和双(多)目立体视觉测量。其中,结构光测量精度较高,但高稳定性的结构连接及激光器件需花费高额成本^[2];图像测量系统构成简单,在低速匀速场景下应用效果较好,但其应用条件限制较多^[3];双(多)目立体视觉测量方法布局简洁、成本较低、计算高效^[4],在多种场景下均可达到较高精度,是当前精密测量工程的重要研究方向^[5],并逐步应用在各铁路局的受电弓轨旁异常检测系统中。需要特别考虑的是,轨旁异常检测为户外场景,受到强环境噪声如铁轨振动、冲击或四季温度变化等因素的影响,系统结构参数会发生暂时性或永久性变化,立体匹配结果产生较大偏差,视觉测量误差也较大^[6]。

双目视觉立体匹配算法主要有半全局立体匹配法^[7]、代价体滤波法^[8]和PatchMatch法^[9]等。为提高测量精度和效率,后续研究人员对该方法在光照不稳定^[10]、纹理较弱^[11]、障碍遮挡^[12]、噪声干扰^[13]或跨尺度^[14]方面进行了适应性改进,并在特定场景的应用中取得了一定效果,但在应对强环境噪声干扰时计算能力和精度仍然不足。近年来,随着深度学习技术的发展,双目立体匹配的准确性得到了进一步提高。ZHAO等^[15]和WANG等^[16]分别提出了高频立体匹配网络DLNR和动态

频率信息筛选的立体匹配网络(Selective-IGEV),解决原方法匹配效果不佳的问题,并在KITTI与Middlebury立体测评平台名列前茅。该方法对存在环境噪声干扰场景的立体匹配应用效果有一定改善,但深度学习方法对系统硬件和数据集的要求较高,仍然受限于其时间效率、系统稳定性和可解释性,在高实时性、高动态性和高稳定性要求的恶劣工业现场环境中,难以大范围推广。

基于以上分析,需要结合受电弓轨旁检测工业现场实际情况,兼顾外部强环境噪声干扰下的精度和稳定性提升与工业硬件限制场景下的高效计算需求,设计一种高稳定性、高实时性的双目视觉立体匹配方法,用于强噪声环境下的受电弓在轨旁异常检测。本文结合传统半全局立体匹配方法,提出一种扩展邻域空间的代价计算和代价聚合方法,有效解决双目相机结构参数受到干扰时立体重建测量精度降低的问题;并提出一种视差搜索空间限定方法,以减少异常检测场景下的立体匹配代价计算量,优化时间效率,提升该轨旁异常检测系统预警的实时性。

2 基本原理

受电弓异常检测主要是针对受电弓碳滑板上表面异常磨损进行监控,整个处理流程包含强噪声环境立体匹配模块和异常特征计算模块,其框架示意图如图1所示。强环境噪声立体匹配模块是使用双目立体设备进行受电弓异常检测的核心,用于获取被测受电弓目标的三维重建结果;异常特征计算为后处理,用于从立体匹配结果中提取被测量。

强噪声环境立体匹配主要包括图像校正、视差搜索空间限定、扩展邻域的代价计算与聚

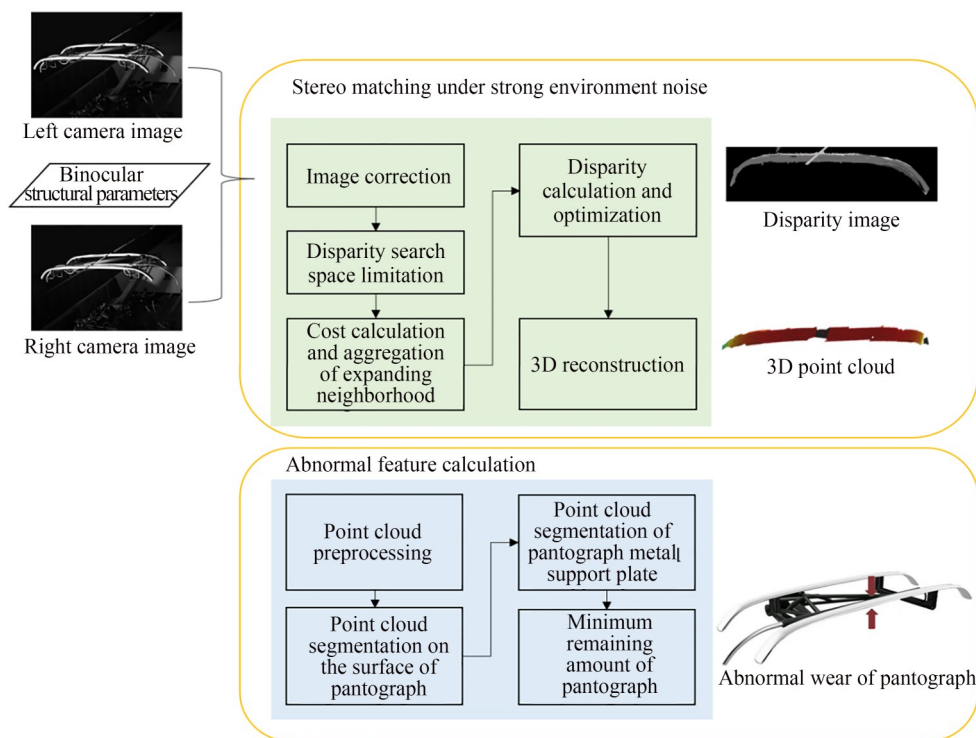


图1 双目视觉受电弓异常检测系统框架

Fig. 1 Framework of binocular vision-based pantograph abnormality detection system

合、视差计算与优化与三维重建步骤。图像校正步骤是对输入的双目图像进行畸变校正和极线校正,以消除镜头制造装配误差的影响,以使双相机图像匹配特征点出现在同一行,简化搜索计算方式;视差搜索空间限定步骤基于本应用的特点,结合工件数模,缩小每个点的视差搜索范围,形成定制化视差空间;扩展邻域的代价计算与代价聚合步骤在原有理想极线搜索路径下,增加了邻域的搜索空间后进行代价计算和聚合。具体方法为使用一维路径聚合的方式实现近似二维最优,达到最小化全局能量函数的目的,可表示为:

$$E(D) = \sum_p C(p, D_p) + \sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1] + \sum_{q \in N_p} P_2 T[|D_p - D_q| > 1], \quad (1)$$

式中: $E(D)$ 表示代价聚合后视差为 D 的聚合代价函数,第一项 $\sum_p C(p, D_p)$ 表示在像素 p 点视差为 D_p 时的匹配代价总和;第二项和第三项是视差平滑项,在视差连续变化时使用低惩罚系数,视差不连续时使用高惩罚系数处理。

最后,将视差图进行视差优化并得到三维点

云图,并进行后续异常特征的计算处理。基于三维点云对受电弓异常特征的计算处理主要包含点云平滑与下采样预处理、受电弓上表面点云分割与受电弓金属托板点云分割^[17];最后,对受电弓碳滑板的最小剩余量进行测量,若低于预警阈值则发出异常通告。

3 视差搜索空间限定

本文所研究内容的适用范围为在轨运行列车上受电弓的异常检测。在该应用中视差图计算和三维重建任务较传统立体匹配任务不同的是,已知该类型标准工件的数模,关注重点为工件使用过程中带来的损耗量或剩余量。

结合上述信息,在视觉系统中对工件数模与相机之间的位置关系进行标定后,可基于小孔成像模型原理,借助数模三维模型与平面图像的投影转换关系作为先验信息,对视差计算范围进行初步限定。根据该先验信息可约定匹配范围上限不会超过受电弓上边缘投影,匹配下限不会低于受电弓下边缘投影。

数模坐标系与双目立体视觉坐标系的转换

关系可通过若干特征点坐标对齐的方式计算得到。针对双目立体视觉坐标系,通过关键特征提取的方式,获取到左图像特征点序列 $\{p_{\text{left}}\}$ 和对应右图像上的同名点序列 $\{p_{\text{right}}\}$ 。基于双目立体视觉系统的相机内参和畸变系数、外部结构参数信息,进行双目三维重建,获得被测工件在双目立体视觉坐标系下的三维特征点坐标序列 $\{P_{\text{stereo}}\}$ 。在工件数模坐标系中寻找对应的三维特征点坐标序列 $\{P_{\text{model}}\}$,工件坐标系与双目立体视觉坐标系的刚体变换转换关系表示为 T_s^m ,则有:

$$P_{\text{stereo}} = T_s^m \cdot P_{\text{model}} \quad (2)$$

转换关系 T_s^m 可采用最小二乘法计算得到最优解。将数模上的点进行等间隔下采样,并投影至双目立体视觉系统的左右图像坐标系,投影计算方式可表示为:

$$p_{\text{left } i} = H_l \cdot M_l \cdot T_s^m \cdot P_{\text{model } i}, \quad (3)$$

$$p_{\text{right } i} = H_r \cdot M_r \cdot T_s^m \cdot P_{\text{model } i}, \quad (4)$$

其中: $p_{\text{left } i}$ 和 $p_{\text{right } i}$ 分别表示左右相机第 i 个点的图像坐标, H_l 和 H_r 分别表示左右相机立体校正变换关系, M_l 和 M_r 分别表示左右相机投影矩阵, $P_{\text{model } i}$ 表示数模上第 i 个点的立体坐标。

通过以上计算,可估计理想情况下图像中第 i 个点的视差可表示为:

$$d_i = p_{\text{left } i_x} - p_{\text{right } i_x} \quad (5)$$

为应对工件局部异常、工件自身磨损、刚体变换误差或成像误差等情况造成的视差偏离理想视差的情况,立体匹配时要在理想视差的基础上增加一定的冗余 Δd ,待匹配筛选的视差可表示为 $(d_i - \Delta d, d_i + \Delta d)$ 。

通过遍历整个数模,获得整张图像中前景工件的视差计算范围。以视差代价作为计算值,深度空间代表视差计算范围,形成一个错落的视差搜索空间,在代价计算和代价聚合过程中基于该视差搜索空间展开计算。未引入参考信息前,视差搜索范围一般为固定值,如图2(a)所示,视差搜索空间表现为均匀立方体形;借助本文视差搜索范围计算方法形成的视差搜索空间如图2(b)所示,通过数模确定各个图像点的视差搜索范围,视差搜索空间表现为相互交错的形态,较原有搜索空间形态相比,计算量大大减少。

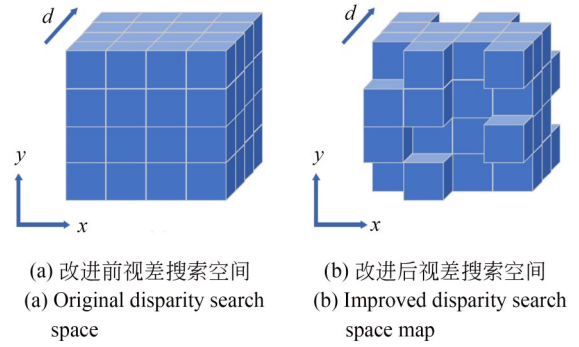


图2 视差空间示意图

Fig. 2 Disparity space map

4 扩展邻域的代价计算及加权聚合

双目视觉系统布置在工业现场环境中后,在强环境噪声场景下,由于环境振动和自身结构受温度等因素的影响发生蠕变,基于原有双目视觉系统结构参数,对左右相机图像进行透视变换校正极线后,无法在图像像素同一行中找到对应的特征点,而准确的匹配特征点出现在偏离理论极线位置的若干像素行。为解决该问题,本节提出一种扩展邻域的代价计算和代价聚合方法。在代价计算时对原有的匹配代价进行维度扩展,将传统计算方式中的单方向一维遍历,扩展到若干邻域行的遍历,用以覆盖最佳匹配点;代价聚合时结合视差连续和非连续时的不同惩罚量,以及外界噪声扰动量不同时使用不同的加权系数,给出用于计算最小化能量函数的动态规划方法。

4.1 特征计算算子

极线偏移场景的代价计算方法主要针对工业现场的金属工件或其他相似重复纹理较多的工件。目前,传统方法应用较多的绝对误差计算方法(Sum of Absolute Difference, SAD)、基于互信息的代价计算方法(Mutual Information, MI)或Census方法等在弱纹理、重复纹理场景下表现欠佳,可能导致特征区分性低带来误匹配。本文提出了结合局部二值模式^[18](Local Binary Pattern, LBP)算子的特征计算方法用于立体匹配代价计算。采用LBP局部纹理特征算子,能够有效避免中心像素特征占比过大、依赖性较强的影响,并且提升了弱纹理表面的特征信息量,减少了工件表面特征点的误匹配。

计算双目图像 LBP 特征后逐像素作差,形成 LBP 相似性评价特征,如图 3(a)所示。LBP 方法在局部纹理较弱的图像上表现较其他两种特征计算算子信息更丰富,LBP 算子在每个像素点都可以得到一个 LBP 特征 $LBP_{P,R}$,可表示为:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \cdot 2^p, s(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中: P 表示局部点计算数量, R 表示计算半径, g_p 为局部点的灰度值, g_c 为中心点的灰度值。本文中 choice $P=8, R=1$ 进行局部二值模式计算得到特征图 I_L 和 I_R 。

4.2 代价分布函数

为了获得更准确的匹配代价信息,将原来像素级匹配代价通过插值方式获得亚像素匹配代价。本文进一步采用 BT (Birchfield & Tomasi) 方法^[19]对特征信息进行亚像素精细化。首先,线性插值方式计算左图像像素中 $(x_R - \frac{1}{2}, y)$ 和 $(x_R + \frac{1}{2}, y)$ 之间的亚像素位置 $(x_R + \Delta x_1, y)$ 的灰度值 $\tilde{I}_R(x_R + \Delta x_1, y)$,其中 x_R 为参考点横坐标;采用同样方式计算右图像像素中 $(x_R + d - \frac{1}{2}, y)$ 和 $(x_R + d + \frac{1}{2}, y)$ 之间亚像素位置 $(x_R + d + \Delta x_2, y)$ 的目标灰度值 $\tilde{I}_T(x_R + d + \Delta x_2, y)$,其中 d 为左右图像对应点视差, Δx_1 和 Δx_2 分别为左右相机亚像素偏移量。最终代价取值为左图像亚像素代价和右图像亚像素代价的最小值。亚像素精细化计算示意图如图 3(b)所示,在不考虑邻域扩展计算时,该点的代价分布计算式 $C(x_R, y, d)$ 可表示为:

$$C(x_R, y, d) = \min \left\{ \begin{array}{l} \min_{x_R - \frac{1}{2} \leq x \leq x_R + \frac{1}{2}} |I_R(x_R, y) - \tilde{I}_T(x + d, y)| \\ \min_{x_R - \frac{1}{2} \leq x \leq x_R + \frac{1}{2}} |I_T(x_R + d, y) - \tilde{I}_R(x, y)| \end{array} \right\} \quad (7)$$

对上述代价进行邻域扩展,增加对纵坐标 y 不一致情况下的代价计算,用于后续代价聚合最

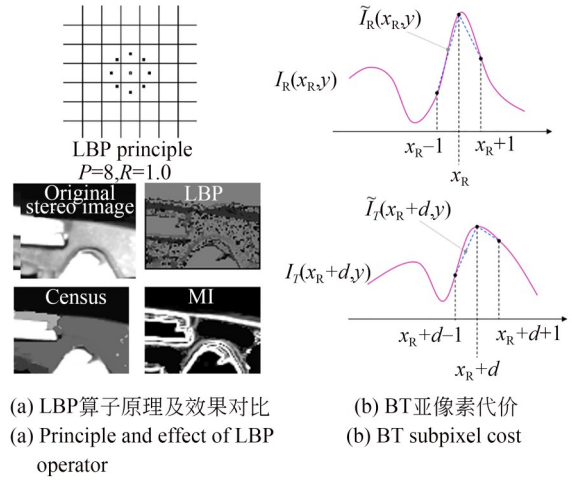


图 3 代价计算方式

Fig. 3 Cost calculation method

小化全局能量函数。即传统的代价计算方式为求解左图像 (x_1, y_1) 和右图像 $(x_1 + d, y_1)$ 的对应匹配代价,本文求解的是左图像 (x_1, y_1) 和右图像 $(x_1 + d, y_1 + t)$ 的对应匹配代价,如图 4 所示。搜索空间由原来的直线空间扩展为涵盖若干邻域的矩形状空间,并对扩展搜索空间增加迭代权重,偏移量越大,代价权重越低。参考点 (x_R, y) 在视差为 d ,外界环境噪声带来的极线变化扰动量为 t 时,邻域扩展的代价分布计算式 $C(x_R, y, d, t)$ 可表示为:

$$C(x_R, y, d, t) = \min \left\{ \begin{array}{l} \min_{x_R - \frac{1}{2} \leq x \leq x_R + \frac{1}{2}} |I_R(x_R, y) - \tilde{I}_T(x + d, y + t)| \\ \min_{x_R - \frac{1}{2} \leq x \leq x_R + \frac{1}{2}} |I_T(x_R + d, y + t) - \tilde{I}_R(x, y)| \end{array} \right\} \quad (8)$$

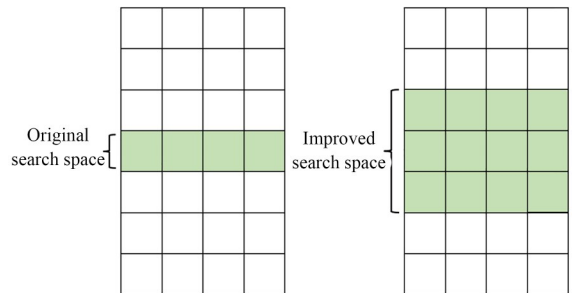


图 4 代价计算搜索范围扩展

Fig. 4 Cost calculation search space expand

4.3 代价加权聚合全局优化

原始代价分布函数中,部分区域可能存在直接匹配失败带来的视差孔洞。为了消除该问题的影响,让代价值准确反映像素之间的关联性,需要对代价分布函数进行代价聚合计算,并按照相邻像素视差连续等准则,对代价分布函

数进行全局优化。针对扩展邻域的计算维度,在视差连续变化时使用低惩罚系数计算极线邻近代价的最小值,在视差不连续时使用高惩罚系数计算极线邻近代价的最小值。点 (x, y) 在视差为 d ,极线变化扰动量为 t 时的加权聚合代价可以表示为:

$$L(x, y, d, t) = C(x, y, d, t) + \min \left\{ \begin{array}{l} \min_{t_0}^{+T} L(x, y, d, t_0) \cdot \text{abs}(t_0) \cdot K \\ \min_{t_0}^{+T} L(x-1, y, d-1, t+t_0) \cdot \text{abs}(t_0) \cdot K + P_1 \\ \min_{t_0}^{+T} L(x-1, y, d+1, t+t_0) \cdot \text{abs}(t_0) \cdot K + P_1 \\ \min_i \left\{ \min_{t_0}^{+T} L(x-1, y, i, t+t_0) \cdot \text{abs}(t_0) \cdot K \right\} + P_2 \end{array} \right\} - \min_k \{ L(x-1, y, k, t) \}, \quad (9)$$

式中:第一项代表像素点 (x, y) 的匹配代价;第二项为平滑项,视差连续采用低惩罚系数 P_1 ,视差不连续采用高惩罚系数 P_2 。平滑项计算示意图如图5所示,视差相差 ± 1 时,聚合代价为上一路径点中聚合代价视差连续变化 ± 1 范围的最小值,同时追加 P_1 常量惩罚;视差相差 >1 时,聚合代价为整个视差搜索范围中上一路径点的聚合代价最小值,同时追加 P_2 常量惩罚;聚合代价及代价分布函数中极线变化扰动量 t ,由上一路径点扰动量为 $[t-T, t+T]$ 内聚合代价的最小值计算得到。

为防止累计代价数值过大,式中第三项代表上一路径点同扰动情况下全视差搜索范围的代价。为保证聚合后路径代价能够聚集在一定范围内,对第三项代价聚合值进行一定约束,即 $L \leq C_{\max} + P_2$ 。根据视差或极线扰动连续变动的规律,极线偏差计算维度更新时,只更新当前扰动量 t 邻近的偏差量值,即完成当前点 (x, y) 的视差聚合更新。

单条路径代价聚合计算完成后,通过计算不同路径计算的和得到最终的聚合代价能量函数,即:

$$E(x, y, d, t) = \sum_r L_r(x, y, d, t), \quad (10)$$

式中 r 表示不同的代价计算路径。本文计算了八邻域方向的代价值和作为最终聚合代价。

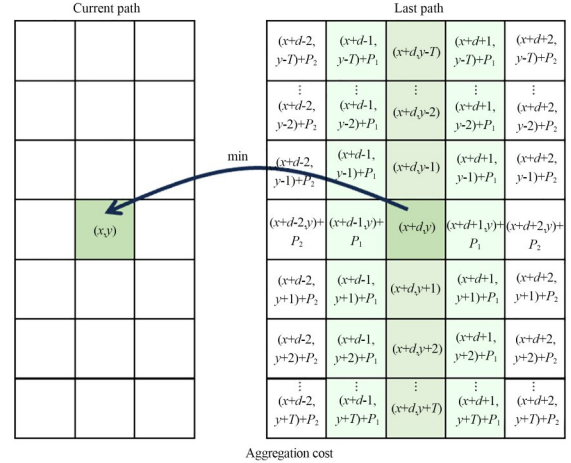


图5 代价聚合计算示意图

Fig. 5 Schematic diagram of cost aggregation calculation

4.4 视差计算及三维重建

全局视差需通过最优化计算的方式约束整个图像中极线偏移量变化,计算出聚合代价最小时对应的视差值 $D_{x,y}$ 及扰动变化量 $t_{x,y}$ 。鉴于外界强环境噪声带来的极线偏移变化范围可控,综合评估计算量的时效性和匹配精度的提升之间的关系,本文将聚合代价函数整体采用胜者为王策略^[20](Winner-Take-All, WTA),以最小代价值对应的视差及扰动变化量作为计算结果。

$$\begin{cases} D_{x,y} = \operatorname{argmin}_{x,y} S_{\text{mean}}(x, y, d, t) \text{ 对应的 } d \\ t_{x,y} = \operatorname{argmin}_{x,y} S_{\text{mean}}(x, y, d, t) \text{ 对应的 } t \end{cases} \quad (11)$$

为了提升匹配准确度,本文采用左右图像一致性检测法,分别以左图像和右图像为基准进行

匹配,计算得到视差结果后取两者视差的平均值。

在完成视差图计算后,结合张正友视觉标定原理^[21],对受外界扰动干扰的双目结构参数进行更新,后续可开展准确的三维重建,达到三维特征测量的目的。

结合三角测量原理^[22]对被测物体进行三维重建。双目视觉系统左右光心之间的间距记为基线长度 B , $(X_{x,y}, Y_{x,y}, Z_{x,y})$ 代表相机坐标系下点 (x, y) 的三维坐标, f 代表相机的焦距。

点 (x, y) 的深度 $Z_{x,y}$ 可以表示为:

$$\begin{cases} \frac{B}{Z_{x,y}} = \frac{B - D_{x,y}}{Z_{x,y} - f} \\ Z_{x,y} = \frac{Bf}{D_{x,y}} \end{cases} \quad (12)$$

则点 (x, y) 的三维坐标可以表示为:

$$\begin{cases} X_{x,y} = \frac{Z_{x,y}x}{f} \\ Y_{x,y} = \frac{Z_{x,y}(y + t_{x,y})}{f} \\ Z_{x,y} = Z_{x,y} \end{cases} \quad (13)$$

对相机坐标系感兴趣区域内的每个像素点进行三维重建,计算得到被测工件的点云后,通过异常特征分析法实现被测受电弓的异常检测。

5 实验及结果分析

5.1 异常检测实验

为了解决强环境噪声下双目系统受电弓异常检测的问题,通过立体匹配以及三维重建的方式对被测受电弓状态进行实时精确监控。公开的立体匹配数据集暂无法提供被测件标准数模以及强环境噪声情况下的实验数据,本文采用受电弓轨旁双目视觉测量系统的实验环境数据和现场实测数据对上述方法进行对比验证。

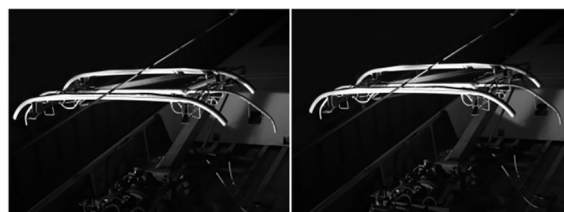
实验被测目标为经过特殊设计和加工,固定形状和尺寸的受电弓碳滑板,被测结果真值已知。现场数据通过现场实测获得,在被测列车进入检修车库后,在确保安全的前提下,使用手持式 3D 扫描仪^[23]对列车受电弓碳滑板工件模型进行准确扫描,得到被测物实际的点云模型。基于

PCL 第三方库中提供的 ICP 点云对齐算法,对比本文算法及其他立体匹配算法计算得到的点云与 3D 扫描设备得到点云进行配准的精确度,由 RMSE 评价配准精确性;与此同时,将算法计算得到的被测碳滑板最小剩余量,与真实三维点云的最小剩余量进行对比,得到评价最终测量结果误差的指标最小剩余量误差 (Minimum Residual Error, MRE),可表示为:

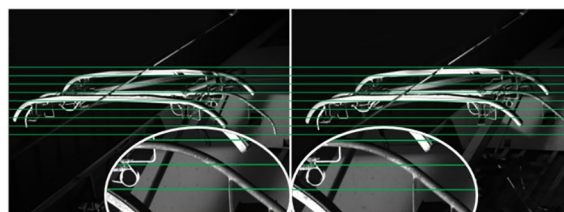
$$MRE = \max \left\{ \left| MR1_{\text{alg}} - MR1_{\text{truth}} \right|, \left| MR2_{\text{alg}} - MR2_{\text{truth}} \right| \right\}, \quad (14)$$

其中: $MR1_{\text{alg}}$ 表示算法计算得到的最小剩余量测量值,以及在该测量位置下点云扫描得到的测量值 $MR1_{\text{truth}}$; $MR2_{\text{truth}}$ 表示点云扫描得到的最小剩余量测量值,以及在该测量位置下算法的测量值 $MR2_{\text{alg}}$ 。

在受电弓轨旁双目视觉异常检测系统应用场景下,当列车受电弓碳滑板到达双目立体视觉系统工作距被测位置时,获得未经过校正的双目立体图像,图 6(a) 所示为现场实验场景实拍获得的双相机图像。结合双目相机原始内外参数以及双目图像特征,对相机结构参数进行自标定粗调整^[24],完成图像校正步骤后,得到如图 6(b) 所示图像,通过辅助标识线可以观察到由于列车通



(a) 左右相机原始图像
(a) Original left and right image



(b) 左右相机图像校正后图像
(b) Left and right image after distortion correction and epipolar correction

图 6 被测样本数据获取

Fig. 6 Acquisition of sample data

过振动,导致双目立体图像对应点仍存在若干像素偏差。该双目立体视觉系统的立体校正图像采用 Bouguet 极线校正法^[25]获得,将校正处理后的图像数据用作本文实验对比。

为验证本文算法在面对强环境噪声下双目结构参数扰动时的有效性,将本文算法与其他经典立体匹配算法及当前先进立体匹配算法,在精度与时间效率上进行对比。分别选取基于动态规划的 SGM 算法^[7]、基于最小生成树的 CostFilter 算法^[8]、基于倾斜搜索窗口的 PatchMatch 算法^[9]与基于深度学习的 DLNR^[15]和 Selective-IGEV 算法^[16]进行对比,以上算法均曾在 Middlebury 平台达到 SOTA (State-of-the-Art)。对于传统立体匹配算法 (SGM, CostFilter 和 PatchMatch),本实验统一将相似性评价指标替换为本文所述局部二值模式 (LBP) 相似性评价指标,其他步骤保持不变,本文算法增加搜索范围限定以及扩展邻域的代价计算及聚合方法。对于深度学习方法,本文对原有模型中增加若干受电弓异

常检测应用样本进行迁移学习后,对输出的视差图进行三维重建并计算评价指标后进行统一对比。

算法测试采用工业计算机的硬件配置为 Intel i7-6700@3.4 GHz CPU, 16 GB DDRAM 内存,测试图像分辨率为 $1\,280 \times 1\,024$ 。

5.2 测试环境

受电弓轨旁异常检测系统属于第3类安装在轨枕(整体道床)上的信号设备,参照相关标准及现场实测振动量值,低频下的振幅最大可达 2.5 mm ^[26]。本文采用的相机像素当量约为 0.5 mm/pixel ,最糟糕情况下双目相机结构振幅等同于设备最大振幅,故代价计算和代价聚合过程中极线变化扰动量 T 对应取值可设置为 $[-6, 6]$ 。

本文共搭建3个实验场景用以验证本文所述方法的有效性。图7(a)为实验室环境理想实验场景,受电弓的两个碳滑板被搭载在轨道梯车上,用以对比验证在无外界扰动的理想场景中,其他立体匹配算法精度与本文算法精度。

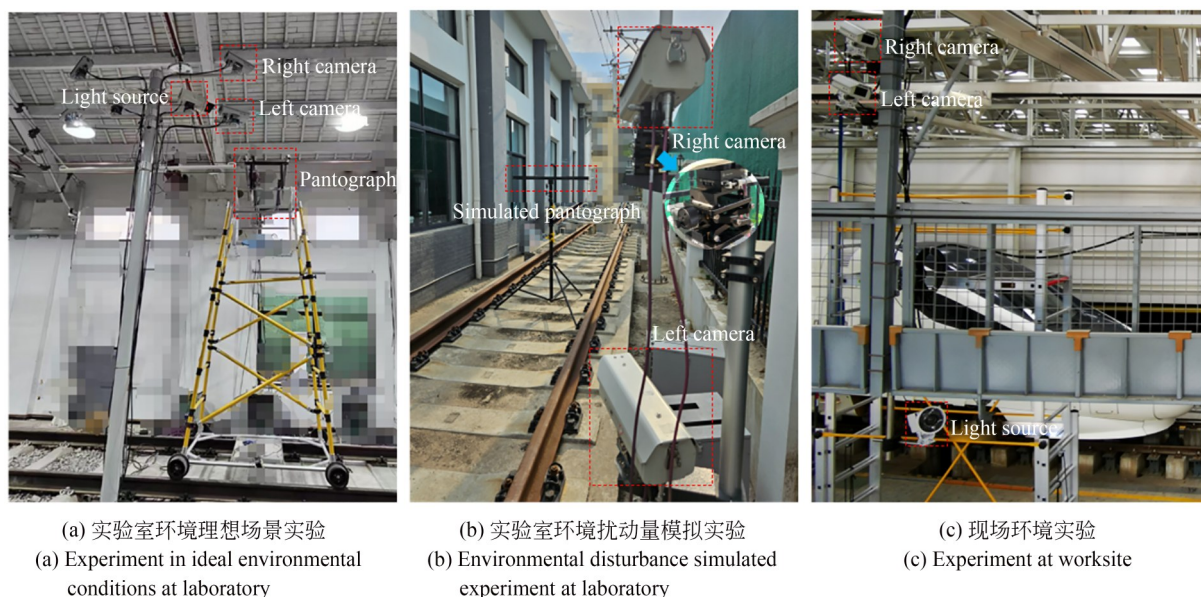


图7 测试环境

Fig. 7 Experimental environment

图7(b)为用于模拟双目视觉系统结构参数发生扰动的场景,环境振动可以抽象为两个方向的平移自由度和一个方向的旋转自由度,遂在右相机底座搭载了三自由度微动调节平台(x 方向

平移自由度、 z 方向平移自由度、 z 方向旋转自由度),用于模拟不同方向的结构参数变动,被测物为尺寸已知且固定的模拟受电弓碳纤维杆;实验时对比不同立体匹配算法对不同量级人工模拟

扰动量的测量精度。

图 7(c)为某铁路局车辆整备所入库线搭建现场实验场景,该场景下存在外界随机扰动。当列车通过检测站触发布置于轨道上的车轮传感器时,双目立体视觉系统进行动态检测,完成图像采集;待车辆入库后,申请作业天窗登顶对列车受电弓碳滑板实际形貌及状态进行复核,以验证现场场景下其他立体匹配算法精度与本文算法精度;与此同时,在该实验场景中完成算法处

理的时间效率对比。

5.3 结果分析

5.3.1 实验室理想环境实验

表 1 展示了实验室理想环境下,对多个受电弓碳滑板 ICP RMSE 和 MRE 分析解算结果的平均值,整体对比各立体匹配算法的精度水平相当,MRE 均在 0.5 mm 以内,表明本文所述计算方法的正确性,在无外界扰动的场景下不同立体匹配算法均具有可行性。

表 1 实验室理想环境算法精度评价

Tab. 1 Algorithm accuracy evaluation in ideal environmental conditions

Algorithm	Sample	Avg ICP RMSE/mm	Minimum residual		
			Measured value/mm	True value/mm	Avg MRE/mm
SGM	I1/I2/I3/I4	0.24	24.05/24.82/24.78/25.29	23.6/24.6/24.9/25.1	0.25
CostFilter		0.22	23.82/24.47/24.71/25.39		0.21
PatchMatch		0.20	23.44/25.04/25.27/24.82		0.31
DLNR		0.16	23.83/24.18/24.46/24.89		0.28
Selective-IGEV		0.18	23.79/24.81/24.74/24.99		0.17
Ours		0.20	23.36/23.87/24.69/25.22		0.21

5.3.2 实验室环境扰动量模拟实验

参照相关标准及实际场景现场实测振动量值,低频下的振幅最大可达 2.5 mm,换算为双目视觉系统相机偏转角最大为 0.4°;在环境振动噪声模拟实验中,对实验环境中的三自由度平台的 x 方向平移、 y 方向平移分别以 0.9 mm 为步长,测试右相机底座平移量为 0.9,1.8,2.7 和 3.6 mm 时,系统对模拟受电弓最小剩余误差的解算精度;对实验环境中的三自由度平台的 z 方向旋转以 0.2°为步长,分别测试右相机底座 0.2°,0.4°,0.6°

和 0.8°旋转时,系统对模拟受电弓最小剩余误差的解算精度。该场景的被测模拟受电弓为固定厚度为 35 mm 的碳纤维横杆,最小剩余量的真值稳定为 35 mm。不同算法在人工模拟外界扰动量场景下的 MRE 解算结果如图 8 所示,实验数据如表 2 所示。可以观察到几种传统立体匹配算法(SGM/CostFilter/PatchMatch)随着扰动量的增大,最小剩余量误差 MRE 呈现正比例增大趋势;由于模型存在一定的泛化能力,深度学习类算法较已知传统立体匹配算法效果更优,误差变化呈

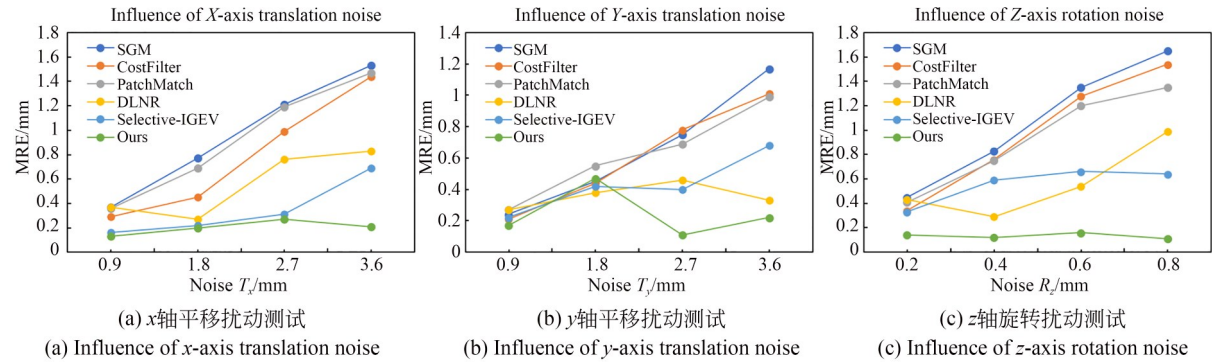


图 8 实验室环境扰动量模拟实验结果

Fig. 8 Simulation experiment results of laboratory environment noise

现一定随机性,但无法保证所有样本均能得到最佳匹配结果;而本文所述算法在扰动量增大时,结

果计算误差水平基本不变,测量误差较几种传统立体匹配算法平均降低约 80%。

表 2 实验室环境扰动量模拟实验精度测试数据

Tab. 2 Accuracy test data of laboratory environment disturbance simulation experiment

T_x/mm	T_z/mm	$R_z/(\text{^\circ})$	MRE/mm					
			SGM	CostFilter	PatchMatch	DLNR	Selective-IGEV	Ours
0.9	/	/	0.37	0.29	0.36	0.37	−0.16	−0.13
1.8	/	/	0.77	0.45	0.69	−0.27	−0.22	−0.20
2.7	/	/	1.21	0.99	1.19	0.76	0.31	0.27
3.6	/	/	1.53	1.44	1.47	0.83	0.69	0.21
/	0.9	/	−0.24	−0.21	−0.27	0.27	−0.22	−0.17
/	1.8	/	−0.45	−0.44	−0.55	−0.38	−0.42	0.47
/	2.7	/	−0.75	−0.78	−0.69	0.46	−0.40	−0.11
/	3.6	/	−1.17	−1.01	−0.99	0.33	−0.68	0.22
/	/	0.2	0.45	0.34	0.41	0.43	0.33	0.14
/	/	0.4	0.83	0.76	0.75	−0.29	0.59	−0.12
/	/	0.6	1.35	1.28	1.20	0.54	0.66	0.16
/	/	0.8	1.65	1.54	1.35	0.99	0.64	0.11
1.4	1.4	0.4	1.77	1.52	1.66	0.68	0.43	0.46
/	/	/	0.56	0.47	0.51	0.36	0.12	0.10
/	/	/	0.93	0.85	0.85	0.42	0.46	0.22

5. 3. 3 现场环境实验

针对现场实验环境中的若干个被测样本,分别从测量精度和时间效率两方面,对立体匹配算法展开对比。某个样本视差图的计算结果如图 9

所示,可以看出,深度学习 Selective-IGEV 算法与本文所述算法边缘平滑项和连续性较传统立体匹配 SGM 算法效果更佳;而在本文提出的改进的抗扰动算法的作用下,视差图分层更为明显。

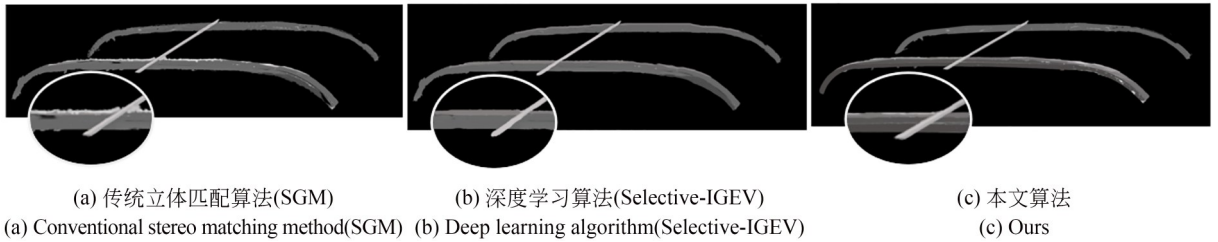


图 9 视差图效果对比

Fig. 9 Comparison of disparity map

表 3 展示了现场测试环境中检测精度和时间效率方面的评价结果。本文算法相较于其他立体匹配算法引入了扩展邻域的代价计算及代价

聚合后,小幅度增加了原有匹配搜索空间维度,在存在毫米级外部振动扰动时,能够准确遍历到由于扰动导致偏斜的待匹配点,通过 MRE 的计

算结果可知,立体匹配测量精度平均提升了 60%
以上,测量受电弓碳滑板的最小剩余量误差均优
于 0.5 mm,满足地铁或大铁路局对被测特征的

测量误差要求。
本文算法的时间效率较其他算法提升了
30% 以上,深度学习类算法虽然在精度上表现

表 3 现场环境算法精度和时间效率评价

Tab. 3 Algorithm accuracy and efficiency evaluation at worksite

Sample	True value/mm	MRE/mm					
		SGM	CostFilter	PatchMatch	DLNR	Selective-IGEV	Ours
A	29.40	0.71	0.67	−0.35	0.26	−0.19	−0.12
B	38.90	−0.65	0.79	0.94	0.62	0.43	0.18
C	40.10	0.89	0.74	0.67	0.81	0.63	0.20
D	36.60	−1.31	−0.67	0.95	0.49	−0.33	0.38
E	40.20	0.07	−0.12	0.21	−0.17	0.10	−0.17
F	34.20	−1.14	−0.99	−1.23	−0.46	−0.44	−0.35
G	34.80	−0.41	−0.37	−0.96	−0.37	−0.64	0.34
H	38.20	0.40	0.67	0.37	0.32	0.24	−0.19
Average	—	0.70	0.63	0.71	0.44	0.38	0.24

Sample	True value/mm	ICP RMSE/mm					
		SGM	CostFilter	PatchMatch	DLNR	Selective-IGEV	Ours
A	29.40	1.21	1.77	0.94	0.25	0.13	0.19
B	38.90	0.97	1.45	0.39	0.14	0.27	0.22
C	40.10	1.80	0.39	0.29	0.25	0.47	0.17
D	36.60	0.74	1.88	1.61	0.30	0.65	0.12
E	40.20	0.92	1.32	0.62	0.39	0.24	0.31
F	34.20	1.46	0.34	1.13	0.18	0.04	0.22
G	34.80	1.43	0.03	0.23	0.43	0.08	0.16
H	38.20	1.65	0.95	0.96	0.35	0.62	0.22
Average	—	1.27	1.02	0.77	0.29	0.31	0.20

Sample	True value/mm	Time consume/ms					
		SGM	CostFilter	PatchMatch	DLNR	Selective-IGEV	Ours
A	29.40	112	159	216	2140	2515	79
B	38.90	131	164	222	2266	2529	91
C	40.10	122	163	234	2245	2542	83
D	36.60	127	154	231	2258	2547	90
E	40.20	118	152	214	2226	2498	86
F	34.20	111	155	214	2234	2493	81
G	34.80	124	166	223	2241	2458	86
H	38.20	143	151	233	2247	2504	93
Average	—	124	158	223	2232	2511	86

较其他传统立体匹配算法较好,但在不变更硬件的条件下,时间效率远远无法达到工业现场的实时性指标。尽管本文算法提升匹配精度代价计算步骤增加部分计算量,但借助先验标准数模图像投影的视差范围计算步骤大大降低了计算量,整体上算法计算效率较其他算法得到了有效提升,确保了受电弓轨旁异常状态监控解算的实时性。

结合以上测试数据,本文所述强环境噪声受电弓异常检测方法在该应用领域中发挥了较好的效果,结合了现场具体情况,兼顾了外部强环境噪声对测量精度的影响以及高效快速的结果输出响应,是一种高稳定性、高实时性的异常检测方法,其计算精度更高、时效性更佳。

6 结 论

本文针对双目立体视觉测量系统在受电弓轨旁异常检测的场景,使用原有立体匹配算法在强环境噪声场景,振动稳定性差导致匹配精度下降、时效性不足的问题,对传统立体匹配算法进行改进,提出一种应用于该强环境噪声的检测方法。本文采用扩展邻域的代价计算和代价加权

聚合方法,优化原有算法在扰动场景下匹配计算失败的问题;采用局部二值模式计算空间代价函数,提升特征匹配准确性;通过测试分析,本文算法较已有算法在本实际应用场景中的测量精度提升60%以上。本文结合本应用已知标准数模的特点,限定感兴趣区域范围,优化计算效率,计算时间效率较其他算法提升30%以上。但本文视差计算及优化步骤中采用胜者为王策略,可能会导致部分点计算视差值和扰动量结果无法得到全局最优,为后续潜在改进点。本文方法已应用于轨旁受电弓轨旁异常检测项目,能够实时监控受电弓磨损状态,在受电弓碳滑板磨损超限时,及时进行预警更换,提升轨道交通运行安全指数。

作者贡献声明:

赵进:测量方法的提出,论文构思和撰写,测量实验的设计及数据整理和分析;

郭寅:提供用于实验测试和分析的资源及场地;

尹仕斌:论文格式编辑与审核;

郭磊:研究活动策划,执行管理和协调;

郝继贵:研究活动的策划和执行。

参考文献:

- [1] LIU Z G, WANG H, CHEN H T, *et al.* Active pantograph in high-speed railway: review, challenges, and applications[J]. *Control Engineering Practice*, 2023, 141: 105692.
- [2] PARK S, JANG H, KIM J Y, *et al.* Development of current collection test-bed for preventive maintenance on metro railway[J]. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 2024, 19(3): 2001-2008.
- [3] 陈燕萍. 基于图像处理的受电弓滑板裂纹检测技术研究与发展[J]. *内燃机与配件*, 2020(22): 135-136.
CHEN Y P. Research and development of pantograph slipper crack detection technology based on image processing[J]. *Internal Combustion Engine & Parts*, 2020(22): 135-136. (in Chinese)
- [4] FAN R, WANG L, JUNAID BOCUS M, *et al.* *Computer Stereo Vision for Autonomous Driving: Theory and Algorithms* [M]. Recent Advances in Computer Vision Applications Using Parallel Processing. Cham: Springer International Publishing, 2023: 41-70.
- [5] 黄及远, 李敏, 谢兵兵, 等. 双目视觉关键技术研究综述[J]. *制造业自动化*, 2023, 45(5): 166-171.
HUANG J Y, LI M, XIE B B, *et al.* Survey of the key technologies of binocular vision[J]. *Manufacturing Automation*, 2023, 45(5): 166-171. (in Chinese)
- [6] MELANITIS N, MARAGOS P. A linear method for camera pair self-calibration[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2021, 210: 103223.
- [7] HIRSCHMÜLLER H. Stereo processing by semi-global matching and mutual information[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2008, 30(2): 328-341.
- [8] HOSNI A, RHEMANN C, BLEYER M, *et al.* Fast cost-volume filtering for visual correspondence and beyond[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(2): 504-511.

- [9] BLEYER M, RHEMANN C, ROTHER C. PatchMatch stereo-stereo matching with slanted support windows [C]. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2011. Dundee*, 2011, 11: 1-11.
- [10] 胡志新, 梅紫俊, 王涛, 等. 基于自适应窗口和改进 Census 变换的半全局立体匹配算法[J]. *电光与控制*, 2023, 30(3): 33-37.
- HU ZH X, MEI Z J, WANG T, *et al.* Semi-global stereo matching algorithm based on adaptive window and improved census transform[J]. *Electronics Optics & Control*, 2023, 30(3): 33-37. (in Chinese)
- [11] ZHAO T, DING M Y, ZHAN W, *et al.* Depth-Aware Volume Attention for Texture-Less Stereo Matching[EB/OL]. 2024: 2402.08931. <https://arxiv.org/abs/2402.08931v2>.
- [12] 李海超, 李莹, 顾征. 利用平面约束的月球车立体匹配[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(2): 433-439.
- LI H CH, LI Y, GU ZH. Stereo matching method for lunar rover using the plane constraint[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(2): 433-439. (in Chinese)
- [13] 赵杰, 陈小梅, 侯玮旻, 等. 基于城市遥感卫星影像对的立体匹配[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(7): 830-839.
- ZHAO J, CHEN X M, HOU W M, *et al.* Stereo matching based on urban satellite remote sensing image pair[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(7): 830-839. (in Chinese)
- [14] DENG C G, LIU D Y, ZHANG H D, *et al.* Semi-global stereo matching algorithm based on multi-scale information fusion[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(2): 1027.
- [15] ZHAO H L, ZHOU H Z, ZHANG Y J, *et al.* High-frequency stereo matching network [C]. 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 17-24, 2023. Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 1327-1336.
- [16] WANG X Q, XU G W, JIA H, *et al.* Selective-stereo: Adaptive frequency information selection for stereo matching[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2024: 19701-19710.
- [17] 伍川辉, 邓越, 于涛, 等. 受电弓滑板磨耗检测中多视觉传感器标定方法研究[J]. *中国测试*, 2023, 49(1): 7-13.
- WU CH H, DENG Y, YU T, *et al.* Research on the calibration method of multi-vision sensors in the wear detection of pantograph skateboard[J]. *China Measurement & Test*, 2023, 49(1): 7-13. (in Chinese)
- [18] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [19] BIRCHFIELD S, TOMASI C. Depth discontinuities by pixel-to-pixel stereo[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1999, 35(3): 269-293.
- [20] MAKHZANI A, FREY B. Winner-take-all auto-encoders[C]. *Neural Information Processing Systems*. MIT Press, 2014.
- [21] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [22] ZHANG Y J. *Binocular Stereovision-3D Computer Vision: Foundations and Advanced Methodologies* [M]. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024. 165-202.
- [23] Creaform 形创自动化质量控制 3D 扫描解决方案[J]. *现代制造*, 2023(3): 49.
- Creaform 3D scanning solution for automatic quality control of forming and winding[J]. *Maschinen Markt*, 2023(3): 49. (in Chinese)
- [24] CHEN S Y, CHEN N, SUN Z, *et al.* Self-calibration and optimization of binocular camera extrinsic parameters [C]. 2021 IEEE 1st International Conference on Digital Twins and Parallel Intelligence (DTPI). July 15-August 15, 2021. Beijing, China. IEEE, 2021: 139-143.
- [25] BOUGUET J Y, WEBER M, PERONA P. What do planar shadows tell about scene geometry? [C]. *Proceedings. 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern*

Recognition (Cat. No. PR00149. CollinsFort, CO, USA. *IEEE Comput. Soc.*, IEEE, 1999, 1: 514-520.

- [26] 国家铁路局. 铁路地面信号产品振动试验方法: TB/T 2846—2015[S]. 北京: 中国铁道出版社,

2016.

Vibration testing methods for products of railway signaling on earth: TB/T 2846—2015[S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2016. (in Chinese)

作者简介:



赵进(1994—),男,博士研究生,2016年、2019年于天津大学分别获得学士和硕士学位,主要从事激光及光电测试方面的研究。E-mail: spray@tju.edu.cn

通讯作者:



郝继贵(1970—),男,教授,博士生导师,1991年、1994年于国防科技大学分别获得学士和硕士学位,1997年于天津大学获得博士学位,主要从事激光及光电测试方面的研究。E-mail: jiguizhu@tju.edu.cn