

结合点云距离和角度双阈值的 桥梁拉索表面缺陷精确检测

夏晓华, 朱英硕, 邱法博, 陈坚

(长安大学道路施工技术与装备教育部重点实验室, 710064, 西安)

摘要: 针对点云分割算法应用于桥梁拉索表面缺陷检测时容易出现错分割和运算量大的问题,提出了一种结合点云距离和角度双阈值的桥梁拉索表面缺陷精确检测方法。首先,通过设置拉索表面点到拟合圆柱面的距离阈值,实现缺陷初步检测;然后,设计结合点云聚类 and 方框滤波的拉索表面缺陷感兴趣(ROI)区域提取方法,基于初步检测结果,通过改进欧式聚类算法和方框滤波,分割出 ROI 区域;最后,构建一种基于点云法向量和拟合圆柱径向向量夹角的缺陷边界检测方法,通过设置角度阈值,分割出 ROI 区域中的缺陷点,实现了拉索缺陷区域边界的精确检测。研究结果表明:相较于不进行 ROI 区域提取和不进行点云聚类的 ROI 区域提取方法,所提方法能够减少 40% 以上的点云数据量,缩短超过 15% 的检测时间;拉索表面缺陷检测的平均精确率、召回率分别为 96.83% 和 94.42%,综合评价指标 F 分数达到 95.58%,均优于对比的随机抽样一致算法和区域生长算法,验证了所提方法的有效性和先进性。

关键词: 桥梁拉索;表面缺陷检测;点云;感兴趣区域提取;法向量

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202506016 **文章编号:** 0253-987X(2025)06-0155-12

Precise Detection of Surface Defects in Bridge Cables Using Combined Point Cloud Distance and Dual-Threshold Angle Analysis

XIA Xiaohua, ZHU Yingshuo, QIU Fabo, CHEN Jian

(Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment of MOE, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: To address the issues of mis-segmentation and high computational complexity in the application of point cloud segmentation algorithms to bridge cable surface defect detection, a precise detection method for bridge cable surface defects based on dual thresholds of point cloud distance and angle is proposed in this paper. First, a distance threshold was established between the cable surface points and the fitted cylindrical surface to facilitate preliminary defect detection. Then, a region of interest (ROI) extraction method for cable surface defects was designed, combining point cloud clustering and box filtering. Based on the preliminary detection results, the ROI was segmented using an improved Euclidean clustering algorithm coupled with box filtering. Finally, a defect boundary detection method was constructed based on the angle between the point cloud normal vector and the radial vector of the fitted cylinder. The defect points within the ROI were segmented by setting an angle threshold, enabling precise detection of

the defect boundaries on the cable surface. Research results demonstrated that, compared with methods that do not perform ROI extraction or those that extract ROI without point cloud clustering, the proposed method reduced the point cloud data volume by more than 40%, thereby shortening the detection time by over 15%. The average precision and recall rates for cable surface defect detection reached 96.83% and 94.42%, respectively, with a F -score of 95.58%, outperforming the comparative random sample consensus algorithm and the region growing algorithm. This validates the effectiveness and advancement of the proposed method.

Keywords: bridge cable; surface defect detection; point cloud; region of interest extraction; normal vector

拉索作为索承体系桥梁的关键受力构件,其承重和传递荷载能力是桥梁安全运行的关键^[1]。为了提高拉索构件的耐久性,通常使用高密度聚乙烯护套对拉索钢丝进行防腐处理,形成密实的防护层^[2]。由于拉索护套在服役过程中受到环境和交变载荷影响,易产生裂纹、裂缝等表面缺陷,在拉索应力和腐蚀环境的影响下,容易引发拉索内部钢丝锈蚀甚至断丝等严重损伤,进而导致拉索强度不足,引发重大安全事故^[3-5]。通过拉索表面缺陷检测,能够较早发现缺陷,对拉索及桥梁的评估和维护具有重要意义^[6]。

目前,拉索表面缺陷检测技术以基于图像的方法为主,主要分为基于传统图像处理的检测方法和基于深度学习的检测方法。在传统图像处理方法中,Ho等^[7]建立基于图像的拉索缺陷检测系统,结合图像增强技术和主成分分析算法,实现了拉索表面缺陷的自动识别。Li等^[8]采用分布式视觉检测系统对拉索表面缺陷进行检测,提出一种高效的尺度不变特征变换(SIFT)算法,实现了缺陷图像的拼接,并采用形态学处理方法,实现了拉索表面缺陷的检测。在基于深度学习的方法中,李运堂等^[9]提出了一种改进YOLO V3的拉索表面缺陷检测方法,采用K-means聚类获取缺陷特征的先验框尺寸,削减残差块数量,提升了网络对多尺度特征信息的适应能力。Hou等^[10]将拉索检测机器人和迁移学习相结合,提出一种基于级联掩膜区域卷积神经网络的拉索表面缺陷检测方法,将混凝土裂缝数据集上预训练的权重迁移到拉索表面缺陷数据集的训练过程中,实现了拉索表面缺陷的识别与测量。上述研究均能够基于图像实现拉索表面缺陷的识别,但拉索表面为圆柱形,故图像存在近大远小和倾斜投影现象,导致无法实现对缺陷的准确测量^[11]。与基于图像的检测方法相比,基于点云的检测方法能够利用构件的三维信息,避免图像透视成像失真带来的不利影响,从而实现缺陷的三

维检测和测量^[12-14]。

当前,基于点云的桥梁检测方法主要用于桥面、桥墩等混凝土基础构件变形和缺陷的检测,对桥梁拉索表面缺陷进行检测的研究尚未出现在文献中。Pang等^[15]提出了一种基于点云分割和表面重建的混凝土管道损伤体积量化方法,对采集到的点云进行表面模型参数估计,实现了损伤区域数据的分割,然后通过重建损伤区域表面数据,得到真实的损伤体积。Lin等^[16]提出了一种基于无人机的桥梁检测系统,通过采集的图像实现桥梁三维重建,然后将检测出的缺陷映射到3D模型中,以实现桥梁混凝土结构表面缺陷的检测与定位。Kim等^[17]提出一种基于点云深度学习的桥梁构件自动识别方法,实现了背景区域、桥面和桥墩等构件的自动分割,以方便后续针对各个构件进行检测。Bolourian等^[18]创建了一个公开的混凝土桥梁表面缺陷检测的点云数据集,并针对桥梁表面缺陷开发了表面法线增强的PointNet++网络,利用表面缺陷相关的颜色、深度和法向量3个主要特征,实现了桥梁表面缺陷的语义分割。尽管基于点云数据的桥梁混凝土构件表面缺陷检测方法如深度学习法、随机抽样一致(RANSAC)算法^[15]和区域生长(RG)算法^[19]等能够为拉索表面缺陷检测提供一定的借鉴,但基于深度学习的方法往往存在数据和计算资源需求量大以及可解释性差的问题。常规的检测方法通常用于平面构件缺陷检测,对于缺陷区域边界的检测精度较低,无法实现桥梁拉索表面缺陷的精确检测。

为实现桥梁拉索表面缺陷的三维检测,本文提出一种基于点云的桥梁拉索表面缺陷检测方法,通过设计的拉索表面缺陷感兴趣(ROI)区域双阈值检测算法,在减少点云运算量的同时实现了拉索表面缺陷三维精确检测。本文主要贡献如下:

(1)提出了一种基于点云的拉索表面缺陷检测方法,该方法基于拉索点云的深度数据,实现了桥梁

拉索表面缺陷的三维检测;

(2)设计了一种结合点云聚类 and 方框滤波的拉索表面缺陷 ROI 区域提取方法,有效减少了点云的运算量,提高了检测效率;

(3)构建了一种基于点云法向量和拟合圆柱径向向量夹角的缺陷边界检测方法,实现了拉索缺陷区域边界的精确检测。

1 基于点云的拉索表面缺陷检测方法

基于点云的桥梁拉索表面缺陷检测方法的主要步骤包括:基于点到拟合圆柱表面距离的缺陷初步检测,基于初步检测结果的缺陷 ROI 区域提取,以及基于点云向量夹角的缺陷边界检测。具体的检测流程如图 1 所示。首先,采用可沿拉索轴向运动的机器人搭载 3 个深度相机或激光扫描仪,获取拉索表面点云信息,此采集过程通常在密闭空间中进行,

以保证点云质量;对采集到的拉索点云进行预处理和圆柱拟合,获得圆柱模型的参数,进而通过设置点到拟合圆柱面的距离阈值,实现拉索表面缺陷初步检测。此检测是对缺陷区域的初步定位,无法准确检测缺陷,但是保证后续缺陷精确检测的基础条件,若距离阈值设置不当,可能会出现漏检现象。其次,结合聚类算法对初步检测出的缺陷点云进行聚类,并通过方框滤波实现缺陷 ROI 区域提取。此步骤主要用于减少点云数据量,提高后续检测效率,对检测精度无影响。然后,在 ROI 区域提取基础上,通过设置拟合圆柱径向向量与点云法向量之间的角度阈值,实现拉索表面缺陷边界检测。此检测是保证精确检测的关键,角度阈值过大会出现漏检,过小则会误检,导致检测精度降低。最后,融合基于距离阈值的检测结果和基于角度阈值的检测结果,实现拉索表面缺陷的精确检测。

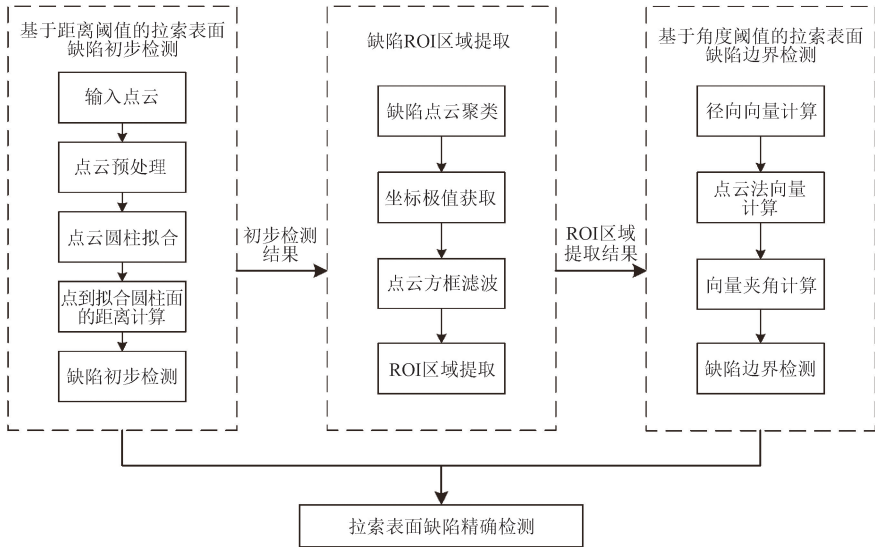


图 1 拉索表面缺陷检测流程

Fig. 1 Flowchart of cable surface defect detection

1.1 基于点到拟合圆柱表面距离的缺陷初步检测

考虑到拉索表面近似于圆柱面,本文采用圆柱模型对采集到的拉索点云进行拟合,获得拟合圆柱模型的参数,进而计算点云中每个点到拟合圆柱面的距离,通过设置距离阈值的方式,实现拉索表面缺陷初步检测。缺陷初步检测的步骤包括点云预处理、点云圆柱拟合以及基于距离阈值的缺陷检测。

1.1.1 点云预处理与圆柱拟合

为提高检测的准确性和效率,需要对点云原始数据中的噪声点和背景点进行处理^[20]。以相机镜头为原点、垂直于镜头方向朝外为 z 轴建立坐标系,相较于拉索点云,由于背景点距离相机较远,其 z 轴

坐标值较大,因此可借助点云直通滤波器,设置 z 轴的值域为 $(z_{\min}, z_{\max})$,遍历点云中所有点,将 z 轴坐标不在值域范围内的点删除,实现背景点的去除^[21-22]。由于拉索主体点云分布集中,而噪声点分布比较散乱,因此可以采用点云半径滤波实现拉索点云中噪声点的去除^[23]。半径滤波基于取样点的邻域信息实现点云去噪,对于给定近邻点个数阈值 k ,计算以取样点为球心、 r_1 为半径的球体内近邻点个数,如果近邻点个数小于 k ,则认为该取样点为噪声点,应当剔除。由于拉索曲面点云上点的分布较为密集,为保证在剔除噪声点的同时保留有效信息,取 $r_1 = 1\text{ mm}$, $k = 5$ 。通过对采集到的原始点云数据进

行直通滤波和半径滤波,得到预处理后的点云 A , 然后进行圆柱拟合。

采用 RANSAC 算法^[24]对预处理后的拉索点云 A 进行圆柱拟合,圆柱模型的表达式如下

$$\frac{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2 + (z-z_0)^2 - [\alpha(x-x_0) + \beta(y-y_0) + \gamma(z-z_0)]^2}{\alpha^2 + \beta^2 + \gamma^2} = r^2 \quad (1)$$

式中: (x_0, y_0, z_0) 为圆柱轴线上任一点的坐标; α, β, γ 分别为圆柱轴线方向向量的 3 个分量; r 为圆柱半径。圆柱方程可通过上述 7 个参数确定。

RANSAC 算法采用迭代方式,从一组包含“局外点”的观测数据集中估计数学模型的参数,其主要目的是使点云中所有点到拟合圆柱面的距离之和最短,即拟合误差函数 $F_x(x_0, y_0, z_0, \alpha, \beta, \gamma, r)$ 取最小值,满足

$$F_x(x_0, y_0, z_0, \alpha, \beta, \gamma, r) = \sum_{i=1}^n (r - d_i)^2 \quad (2)$$

式中: n 为点云中点的总数; d_i 为点云上任一点 p_i 到拟合圆柱轴线的距离,表示为

$$d_i = \frac{|(x_0 - x_i, y_0 - y_i, z_0 - z_i)|}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2 + \gamma^2}} \quad (3)$$

首先,计算点云 A 中所有点的法向量;然后,随机抽样一部分点,通过坐标值和法向量建立初始圆柱模型;接着,结合初步估计得到的拟合圆柱半径 r ,计算该模型参数下的拟合误差 $F_x(x_0, y_0, z_0, \alpha, \beta, \gamma, r)$;最后,不断迭代随机抽样和参数估计过程,找到最优圆柱拟合参数,使得拟合误差最小,从而完成拉索点云的圆柱拟合。

1.1.2 基于距离阈值的缺陷初步检测

拉索表面常见的缺陷有凹坑、裂缝等相对于表面凹陷的损伤形式,但考虑到拉索的风雨振^[25]问题,拉索索体表面通常设置有扰流管和凸起等几何体,用于阻断水线^[26]。为避免将拉索上人为设置的几何体识别为拉索表面缺陷,由 r 和 d_i 计算获得点 p_i 到圆柱面的距离为

$$D_i = r - d_i \quad (4)$$

由式(4)可知:若 $D_i < 0$,表明对于点 p_i ,其 $d_i > r$,出现此现象的原因是拉索表面存在人为设置的几何体或附着的污垢等相对于拉索表面凸起的物质,其对拉索的综合性能影响不大;若 $D_i > 0$,表明对于点 p_i ,其 $d_i < r$,可认为点 p_i 是疑似缺陷点,但考虑到拉索表面状态以及数据采集过程中易产生微小误差,因此需要合理设置距离阈值,避免将拉索

点云中的非缺陷点识别为缺陷点。拉索表面点云的波动幅值计算式可写为

$$D_{\text{mean}} = \sum_{i=1}^n D_i / n \quad (5)$$

通过拉索表面点云的波动幅值以及阈值系数 h ,可定义距离阈值 $D_{\text{thl}} = hD_{\text{mean}}$,其中 h 经过实验验证取 1.5 ~ 2.0,可以较好地避免缺陷检测时的过分割现象。通过上述方法,计算点云 A 中每个点 p_i 的 D_i ,将点云 A 中 $D_i > D_{\text{thl}}$ 的点进行分割,实现拉索表面缺陷初步检测。

然而,仅通过设置距离阈值 D_{thl} 的检测方法,无法实现缺陷边界的精确检测,如图 2 中黑色方点所示,由于其 D_i 小于 D_{thl} ,无法通过设置点到拟合圆柱表面距离阈值的检测方法对其进行有效检测,因此基于距离阈值的缺陷检测方法会存在漏检现象,无法准确地检测拉索表面存在的缺陷,只能实现拉索表面缺陷的初步检测和定位。

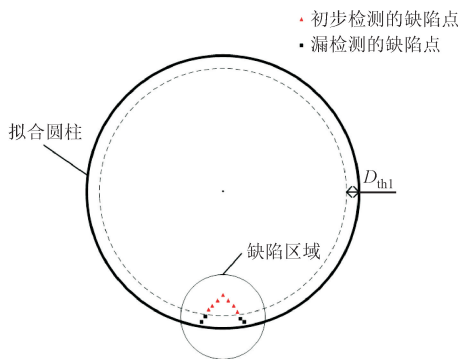


图 2 拉索缺陷部位横截面示意图

Fig. 2 Cross-sectional diagram of the defective part of the cable

1.2 基于初步检测结果的缺陷 ROI 区域提取

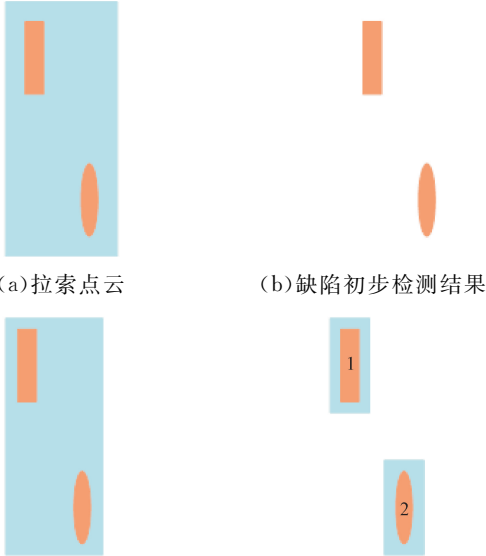
针对仅通过设置距离阈值的检测方法无法准确检测拉索表面缺陷的问题,且考虑到整个点云的数据量较大,对其进一步检测时存在后续处理任务繁重、检测耗时长的问题^[27],本文设计了一种基于初步检测结果的缺陷 ROI 区域提取方法,结合聚类算法对初步检测出的缺陷点云进行聚类,借助聚类后的点云信息和点云方框滤波,实现拉索表面缺陷的 ROI 区域提取,分割并提取出每个缺陷所在的区域,以减少后续缺陷边界检测数据量,提高检测效率。该方法主要包括缺陷点云的聚类和基于聚类点云坐标极值的点云方框滤波。

1.2.1 缺陷点云聚类

图 3 给出了 ROI 区域缺陷提取示意图。可以

看到,在采集到的拉索点云中,可能存在两个或多个缺陷区域,若直接基于距离阈值对多个缺陷进行检测,则会导致初步检测结果中的缺陷点云之间没有连通性,两个拉索表面缺陷点云相距较远,如图 3(b)所示。针对点云中多个缺陷的情况,可先通过缺陷 ROI 区域提取分割出缺陷 ROI 区域,然后根据 ROI 区域提取结果完成后续的精确定检测,以保证方法的多目标检测能力。然而,若直接基于初步检测结果进行 ROI 区域提取,很容易将两个缺陷之间的非缺陷区域点云提取到 ROI 区域中,如图 3(c)所示,从而增加 ROI 区域内的数据量。因此,为减少数据量,本文采用改进欧式聚类算法^[28]对初步检测出的缺陷点云进行聚类。

■ 拉索表面 ■ 拉索表面缺陷



(c) ROI 区域直接提取结果 (d) 聚类后 ROI 区域提取结果

图 3 ROI 区域提取示意图

Fig. 3 Schematic diagram of defect extraction in ROI

在点云聚类过程中,改进欧式聚类算法首先设定近邻点到取样点 W 的长度阈值 D_{th2} ,接着通过 K 维树查询点 W 的近邻点,得到 k_1 个距离点 W 在 D_{th2} 范围内的点集 Q ,然后在 Q 中计算该点集类别点 C ,表达式可写为

$$\begin{cases} p_{C,x} = \sum_{i=1}^{k_1} ((p_{i,x} - p_{W,x}) (D(p_i, p_W))^{-1}) / k_1 + p_{W,x} \\ p_{C,y} = \sum_{i=1}^{k_1} ((p_{i,y} - p_{W,y}) (D(p_i, p_W))^{-1}) / k_1 + p_{W,y} \\ p_{C,z} = \sum_{i=1}^{k_1} ((p_{i,z} - p_{W,z}) (D(p_i, p_W))^{-1}) / k_1 + p_{W,z} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $p_{C,x}$ 、 $p_{C,y}$ 、 $p_{C,z}$ 为点 C 的坐标; $p_{i,x}$ 、 $p_{i,y}$ 、 $p_{i,z}$ 为 D_{th2} 范围内第 i 个点的坐标; $p_{W,x}$ 、 $p_{W,y}$ 、 $p_{W,z}$ 为点 W 的坐标; $D(p_i, p_W)$ 为点集 Q 中第 i 个近邻点到点 W 的距离; k_1 为点集 Q 内点的个数。

计算出点 C 后,将点集 Q 中的 k_1 个点分别与点 W 相连得到 k_1 条线段,定义 I_i 为 Q 内第 i 个近邻点与 W 所连线段对应的权值,计算公式为

$$I_i = D_{th2} (D(p_i, p_W) D(p_i, p_C))^{-1} \cdot (D(p_i, p_C) + D(p_W, p_C))^{-1} \quad (7)$$

式中: $D(p_i, p_C)$ 为点集 Q 中第 i 个近邻点到点 C 的距离; $D(p_W, p_C)$ 为点 W 到点 C 的距离。

通过式(7)计算可知,取样点附近点的权值较大,距离取样点较远点的权值较小。因此,计算权值的均值

$$\bar{I}_i = \sum_{i=1}^{k_1} I_i / k_1 \quad (8)$$

将 $\bar{I}_i$ 作为权值阈值,将点集 Q 内到取样点 W 连线权值 $I_i > \bar{I}_i$ 的点聚类,将 $I_i < \bar{I}_i$ 的点剔除,进而实现点云聚类,避免了传统的欧式聚类算法对阈值 D_{th2} 敏感且易产生聚类目标过分割和欠分割现象的问题。本文借助改进的欧式聚类算法,对初步检测结果中的缺陷点云进行聚类,实现了对不同缺陷点云的分割,得到每个缺陷对应的点云,如图 3(d)中 1 和 2 所示,便于后续对每个缺陷点云进行 ROI 区域提取。

1.2.2 缺陷 ROI 区域提取

通过改进的欧式聚类算法将初步检测出的缺陷点云进行聚类之后,分别得到每个缺陷区域对应的点云,进而可以得到每个缺陷点云在 x 、 y 、 z 坐标轴上的最大值 $x_{\max}$ 、 $y_{\max}$ 、 $z_{\max}$ 和最小值 $x_{\min}$ 、 $y_{\min}$ 、 $z_{\min}$ 。借助点云方框滤波器,将获得的缺陷点云坐标极值在三维空间中构建一个方框,分割得到一组位于方框内的点,实现拉索表面缺陷的 ROI 区域提取。为保证提取的 ROI 区域内包含完整的缺陷点云,给定常数 δ ($\delta > 0$),设置方框的最小坐标为 $(x_{\min} - \delta, y_{\min} - \delta, z_{\min} - \delta)$,最大坐标为 $(x_{\max} + \delta, y_{\max} + \delta, z_{\max} + \delta)$ 。根据《钢结构工程施工质量验收标准》(GB 50205—2020),为完整提取缺陷 ROI 区域, δ 一般取 3~10 mm。

采用上述方法提取拉索表面缺陷 ROI 区域,进而分割得到区域内的点云,如图 3(d)所示,将提取出的 ROI 区域点云定义为点云 B 。结合点云聚类的 ROI 区域提取方法仅关注缺陷附近的点云,这样既能避免将缺陷之间的非缺陷区域点云提取到 ROI

区域中,又能保证在提取的 ROI 区域中能够准确地检测出拉索表面缺陷,达到了减少点云数、提高检测效率的目的。

1.3 基于双阈值检测结果的缺陷精确检测

针对设置距离阈值的拉索表面缺陷检测方法存在漏检的问题,在提取缺陷 ROI 区域点云的基础上,构建了一种基于点云法向量和拟合圆柱径向向量夹角的缺陷边界检测方法,通过融合两个阈值的检测结果,实现拉索表面缺陷的精确检测。缺陷精确检测主要包括拟合圆柱径向向量计算、点云法向量估计、基于向量夹角的缺陷边界检测以及两个阈值检测结果的融合。

1.3.1 径向向量计算

理想情况下,拉索表面不存在缺陷,拉索点云中每个点的法向量都应朝向拟合圆柱轴线。考虑到缺陷边界点云的法向量特征变化明显,因此本文将拟合圆柱的径向向量作为参考向量,计算点云法向量与参考向量的夹角,通过设置角度阈值方式,实现拉索表面缺陷边界检测。参考向量的示意图见图 4。

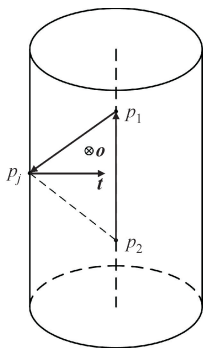


图4 参考向量示意图

Fig. 4 Diagram of reference vector

根据圆柱模型拟合结果,可知圆柱轴线上一点 (x_0, y_0, z_0) 和圆柱轴线的方向向量 (α, β, γ) ,从而得到圆柱轴线上的两个点 $p_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $p_2(x_2, y_2, z_2)$ 以及拉索点云 B 中任一点 $p_j(x_j, y_j, z_j)$ 。

构造向量 $\mathbf{P}_{1,j} = (x_j - x_1, y_j - y_1, z_j - z_1)$ 和 $\mathbf{P}_{2,1} = (x_1 - x_2, y_1 - y_2, z_1 - z_2)$,由于 p_1, p_2, p_j 构成平面的法向量 $\mathbf{o} = (a_1, b_1, c_1)$ 同时垂直于 $\mathbf{P}_{1,j}$ 和 $\mathbf{P}_{2,1}$ 且符合右手法则, i, j, k 分别为 x, y, z 轴的单位向量,因此向量 $\mathbf{o}$ 满足

$$\mathbf{o} = \mathbf{P}_{1,j} \times \mathbf{P}_{2,1} = \begin{vmatrix} \mathbf{i} & \mathbf{j} & \mathbf{k} \\ x_j - x_1 & y_j - y_1 & z_j - z_1 \\ x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \end{vmatrix} = a_1 \mathbf{i} + b_1 \mathbf{j} + c_1 \mathbf{k} = (a_1, b_1, c_1) \quad (9)$$

a_1, b_1, c_1 的取值满足

$$\begin{cases} a_1 = (y_j - y_1)(z_2 - z_1) - (y_2 - y_1)(z_j - z_1) \\ b_1 = (x_2 - x_1)(z_j - z_1) - (x_j - x_1)(z_2 - z_1) \\ c_1 = (x_2 - x_1)(y_2 - y_1) - (x_2 - x_1)(y_j - y_1) \end{cases} \quad (10)$$

向量 $\mathbf{o}$ 的方向如图 4 所示,即垂直于 p_1, p_2, p_j 三点组成的平面并朝向内侧。

由圆柱轴线的方向向量 $\mathbf{P}_{2,1}$,可定义向量 $\mathbf{t} = (a_2, b_2, c_2)$,满足

$$\mathbf{t} = \mathbf{o} \times \mathbf{P}_{2,1} \quad (11)$$

结合向量叉乘几何意义,可知向量 $\mathbf{t}$ 同时垂直于向量 $\mathbf{o}$ 和向量 $\mathbf{P}_{2,1}$,如图 4 所示,向量 $\mathbf{t}$ 为点 p_j 朝向拟合圆柱轴线的方向向量,可将其作为后续采用点云法向量计算点 p_j 夹角的参考向量。

1.3.2 点云法向量估计

法向量是点云重要的几何特征之一,具有旋转和平移的不变性。采用主成分分析(PCA)法估计法向量,不仅算法简单、效率高,而且稳定性强。本文采用取样点邻域范围内的点拟合最小二乘平面,通过计算平面法向量来估计点的法向量。

对于分割得到的点云 B 中任一点 $p_j(x_j, y_j, z_j)$,通过邻域搜索得到与其最近邻的 K 个点,表示为 $p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jK}$,点 p_j 与其邻域内 K 个点所组成的拟合平面 $P(x, y, z)$ 可表示为

$$P(x, y, z) = a_3x + b_3y + c_3z + d_3 = 0 \quad (12)$$

式中: a_3, b_3, c_3 为拟合平面法向量的分量; d_3 为常数。

根据最小二乘原理,以点 p_j 的所有近邻点到拟合平面 P 的距离平方和最小为约束条件,构建目标函数

$$P(\mathbf{n}, d) = \arg \min \sum_{l=1}^K (np_{jl} - d)^2 \quad (13)$$

式中: $\mathbf{n}$ 为拟合平面 P 的法向量; d 为平面 P 到坐标原点的距离; $\arg \min$ 函数表示在目标函数最小时,取函数中自变量的值。

拟合平面 P 经过点 p_j 的 K 个近邻点质心 $\bar{p}_j$,表达式写为

$$\bar{p}_j = \frac{1}{K} \sum_{l=1}^K p_{jl} \quad (14)$$

法向量 $\mathbf{n}$ 为单位向量,满足 $\mathbf{n}^T \mathbf{n} = 1$ 。采用 PCA 法,对点云 B 中任一点 p_j 在其邻域内与 K 个近邻点进行协方差分析,可将求解点云法向量问题转化为求解局部近邻点构成的协方差矩阵 $\mathbf{M}$ 特征值分解问题。点 p_j 的 K 个近邻点构成的协方差矩阵 $\mathbf{M}$ 满足

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} M_{xx} & M_{xy} & M_{xz} \\ M_{yx} & M_{yy} & M_{yz} \\ M_{zx} & M_{zy} & M_{zz} \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{M}\mathbf{v}_m = \lambda_m \mathbf{v}_m, \quad m = 1, 2, 3 \quad (16)$$

其中

$$M_{xx} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_{jl,x} - \bar{p}_{j,x})^2$$

$$M_{yy} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_{jl,y} - \bar{p}_{j,y})^2$$

$$M_{zz} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_{jl,z} - \bar{p}_{j,z})^2$$

$$M_{xy} = M_{yx} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_{jl,x} - \bar{p}_{j,x})(p_{jl,y} - \bar{p}_{j,y})$$

$$M_{xz} = M_{zx} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_{jl,x} - \bar{p}_{j,x})(p_{jl,z} - \bar{p}_{j,z})$$

$$M_{yz} = M_{zy} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (p_{jl,y} - \bar{p}_{j,y})(p_{jl,z} - \bar{p}_{j,z})$$

式中: p_{jl} 为 p_j 的第 l 个近邻点, $(p_{jl,x}, p_{jl,y}, p_{jl,z})$ 为 p_{jl} 的坐标; $(\bar{p}_{j,x}, \bar{p}_{j,y}, \bar{p}_{j,z})$ 为 $\bar{p}_j$ 的坐标; λ_m 为协方差矩阵 $\mathbf{M}$ 的特征值; $\mathbf{v}_m$ 为特征值 λ_m 对应的特征向量。由于矩阵 $\mathbf{M}$ 为 3×3 维实对称矩阵, 所以特征向量必然存在。若特征值 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$, 则 λ_1 对应的特征向量 $\mathbf{v}_1$ 为拟合平面 P 法向量 $\mathbf{n}$ 的近似表示。

通过 PCA 法估计的点云法向量在方向上具有二义性, 因此需要对初始法向量的方向进行一致化调整。法向量方向的调整可以借助向量点积的几何意义来实现, 相邻两点法向量的点积为

$$\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j = |\mathbf{n}_i| |\mathbf{n}_j| \cos \langle \mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j \rangle \quad (17)$$

式中: $\cos(\cdot)$ 表示两向量夹角的余弦值。

通过构造基于黎曼图的最小生成树, 得到良好的点云遍历顺序, 接着确定某个点的法向量方向, 按深度优先准则在最小生成树中调整法向量方向。假设当前点的法向量为 $\mathbf{n}_i$, 下一个遍历点的法向量为 $\mathbf{n}_j$, 若 $\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j < 0$, 则 $\cos \langle \mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j \rangle < 0$, 表明 $\mathbf{n}_i$ 与 $\mathbf{n}_j$ 的夹角为钝角, 应当将 $\mathbf{n}_j$ 乘以 -1 ; 若 $\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j > 0$, 则 $\cos \langle \mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j \rangle > 0$, 表明 $\mathbf{n}_i$ 与 $\mathbf{n}_j$ 的夹角为锐角, 此时无需调整 $\mathbf{n}_j$ 的方向, 即可遍历所有点实现法向量方向的一致化调整, 完成点云法向量的估计。

1.3.3 基于向量夹角的缺陷边界检测

对于点云 B 中任一点 p_j , 已知其基于点云邻域特征计算的法向量为 $\mathbf{n}$, 根据拟合圆柱计算的参考向量为 $\mathbf{t}$, 定义 $\mathbf{n}$ 和 $\mathbf{t}$ 之间的夹角为 θ 。

若拉索表面无缺陷, 对于点云 B 中任一点 p_j , 其法向量 $\mathbf{n}$ 与参考向量 $\mathbf{t}$ 的方向基本一致, 夹角 θ 较小; 而当拉索表面存在缺陷时, 由于缺陷部位破坏了拉索表面, 通过邻域特征计算所得的点云法向量 $\mathbf{n}$ 相对于参考向量 $\mathbf{t}$ 会存在一定角度偏差, 导致在缺陷边界部位计算得到的夹角 θ 较大。鉴于此, 设置角度阈值 φ , 当 $\theta > \varphi$ 时, 将点 p_j 定义为缺陷点。通过实验, 确定本文方法的最优角度阈值 $\varphi = 20^\circ$, 然后遍历 ROI 区域内的所有点, 实现拉索表面缺陷的边界检测。

设置角度阈值的检测方法更适用于缺陷边界的检测, 而通过距离阈值的检测方法更适用于缺陷底部的检测。如图 5 所示, 在缺陷边界区域, 相较于参考向量, 其法向量方向的角度变化较为明显; 而对于缺陷的底部, 由于通过邻域特征计算的法向量与参考向量之间的夹角较小, 导致采用角度阈值法对缺陷底部的检测结果并不理想。然而, 考虑到缺陷底部的点距离拟合圆柱表面较远, 对于缺陷底部的点, 距离阈值法的检测结果优于角度阈值法。为此, 本文结合两种阈值检测方法各自的优势, 将距离阈值法检测出的缺陷点云与角度阈值法检测出的缺陷点云进行融合, 得到完整的缺陷点云, 实现了拉索表面缺陷的精确检测。

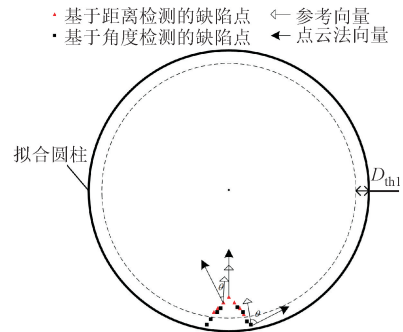


图 5 两种检测方法的对比

Fig. 5 Comparison of two threshold detection methods

2 实验结果与分析

2.1 实验概况与评价指标

本文实验基于 Intel Core i5 7300 CPU 处理器、8 GB 内存的 Windows10 64 位操作系统平台, 在 VS2017 上借助点云库通过 C++ 编程实现。首先, 在实验室中模拟拉索检测机器人工况, 并利用实验室中结构光深度相机, 采集拉索表面点云数据, 选取 5 组(分别记为 $L_1 \sim L_5$) 拉索表面经常出现的凹

坑、裂缝以及交叉裂缝 3 种损伤形式的数据作为实验对象,5 组拉索表面缺陷的个数分别为 1、1、2、2、1。然后,利用采集到的拉索表面点云数据进行对比实验,分析本文设计的缺陷 ROI 区域提取方法在减少点云运算量、提高检测效率以及提出的基于点云的拉索表面缺陷检测方法的准确性和先进性。

为评估本文方法的检测质量,采用精确率 P 、召回率 R 以及 F 分数对检测结果进行定量评价^[29]。其中:精确率 P 表示正确检测的点数占全部检测结果点数的比例;召回率 R 表示正确检测的点数占实际缺陷点数的比例。一般情况下, P 和 R 呈负相关,而 F 分数综合了精确率与召回率,是一个较为全面的评价指标, F 分数越高,表明检测质量越高。各评价指标的计算式如下

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}; \quad R = \frac{T_P}{T_P + F_N}; \quad F = \frac{2PR}{P + R}$$

(18)

式中: T_P 、 F_P 、 F_N 分别表示正确检测、误检测和漏检测的点数。

实验参数设置如下: z 轴的直通滤波范围为 50 ~ 600 mm;半径滤波查询半径 r_1 为 1 mm,阈值 k 为 5;ROI 区域提取时的常数 δ 为 5 mm;点云法向量计算时的邻域点个数 K 为 50。点云预处理和缺陷初步检测的结果如图 6 所示。

2.2 ROI 区域提取结果分析

分析实验结果可知,对于拉索上存在两个缺陷的点云,如图 6 中数据 L_3 和 L_4 ,如果直接基于初步检测结果进行缺陷 ROI 区域提取,则会提取出两个缺陷之间的非缺陷区域点云,而 ROI 区域中依旧存在冗余数据。采用本文设计的缺陷 ROI 区域提取方法进行 ROI 区域提取,可以避免将两个缺陷之间的非缺陷区域点云进行分割,减少了 ROI 区域内的数据量,有利于提高拉索表面缺陷检测效率,且对初步检测出的缺陷点云进行聚类,又能起到去除误检

测点的作用。例如图 6(b)数据 L_2 、 L_3 和 L_5 的初步检测结果中,除了检测出的缺陷点之外,还存在一些误检测点,直接影响到 ROI 区域的提取结果;而通过对初步检测出的缺陷点云进行聚类,设置聚类点云的最少点个数,可以有效去除误检测点,进而利用聚类后的缺陷点云信息进行 ROI 区域准确提取。在理想情况下,提取出的 ROI 区域为缺陷的最小外接长方体,但 ROI 区域过小可能会导致缺陷边界信息缺失,因此为保证提取出完整的缺陷,提取的 ROI 区域要比理想 ROI 区域大。对于图 6 数据 L_3 和 L_4 存在两个缺陷的拉索点云,采用聚类和不聚类的 ROI 区域提取结果,与不进行 ROI 区域提取结果的对比如表 1 所示。分析可知:本文方法提取结果中的数据量明显减少,尤其是缺陷相距较远时,如图 6 中数据 L_3 的损伤形式。相较于不聚类的 ROI 区域提取方法,采用本文方法提取到的点云个数从 45 210 减少到 10 326,后处理数据量减小了 75%;相较于不进行 ROI 区域提取方法,本文提取方法能够减少近 90%的点云处理个数。在算法处理时间方面,相较于不进行 ROI 区域提取方法,本文提取方法能够减少 29%的运行时间;相较于不聚类的 ROI 区域提取方法,本文方法依旧能够减少 15%的处理时间。

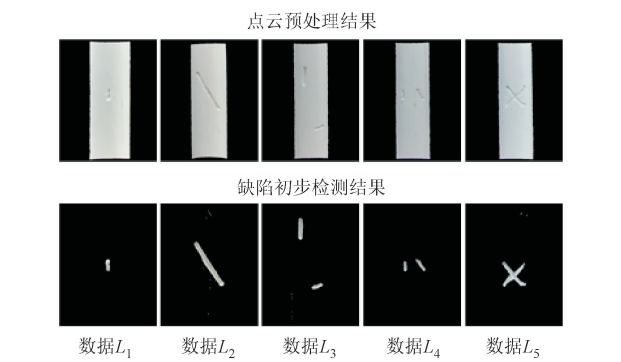


图 6 点云预处理与缺陷初步检测结果
Fig. 6 Results of point cloud pre-processing and preliminary defect detection

表 1 ROI 区域提取结果对比						
Table 1 Comparison of ROI extraction results						
数据	点云数			运行时间/s		
	不进行 ROI 区域提取	不聚类的 ROI 区域提取	本文方法	不进行 ROI 区域提取	不聚类的 ROI 区域提取	本文方法
L_3	97 387	45 210	10 326	167.656	139.034	118.349
L_4	92 568	15 232	9 145	150.916	135.120	106.275

2.3 实际对比实验

为了更好地验证本文提出检测方法的有效性和先进性,从预处理后的点云中,由专业人员手动分割出拉索表面存在的缺陷,作为检测结果的参考数据,并选择两种典型的点云分割算法与本文方法开展对比实验。方法 1 为 RANSAC 算法,参考文献[13]中用于检测混凝土排水管缺陷的思路;方法 2 为 RG 算法,参考文献[17]中改进的区域生长点云分割思路。为方便对比检测结果,将图 6(a)中拉索数据的缺陷点云设置为砖红色,非缺陷区域的拉索点云设置为绿色,拉索表面缺陷的检测结果如图 7 所示。

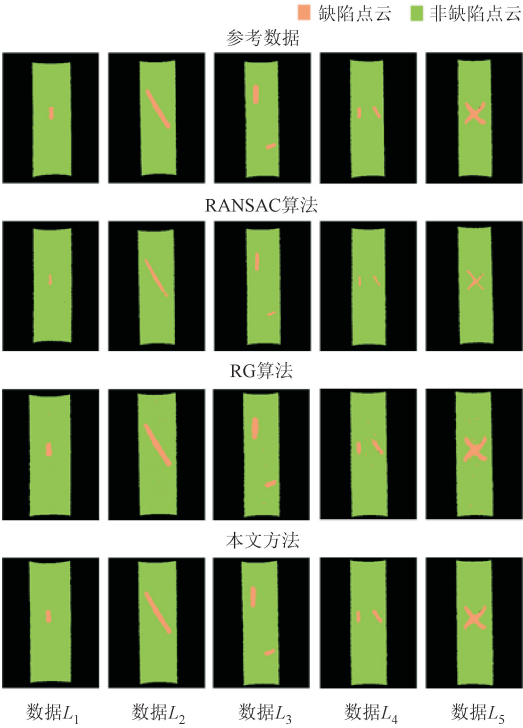


图 7 拉索表面缺陷检测结果对比
Fig. 7 Comparison of cable surface defect detection results

分析实验结果可知:采用 RANSAC 算法进行检测时,容易出现欠分割现象,较多的缺陷点未被检测出来,尤其对于图 7 中数据 L_5 这种损伤形式较为复杂的缺陷,欠分割现象尤为明显。分析其原因为:RANSAC 算法追求数学意义上的一致性,将偏差超过一定阈值的点进行分割;但由于缺陷边界附近的点距离拟合圆柱表面较近,导致其不能有效地检测缺陷边界。当采用 RG 算法进行检测时,很容易将缺陷边界附近的非缺陷区域识别为缺陷,存在较多的误检测点。分析其原因为:RG 算法是基于法向量和曲率平滑约束条件的点云分割方法,通过计算

种子点与其近邻点法线之间的角度和曲率实现区域的增长,进而实现缺陷点云与非缺陷点云的分割;但其在缺陷边界区域受平滑约束限制,对曲率及法线的变化较为敏感,进而导致在缺陷边界区域附近,基于点与近邻点关系的分割思路容易出现过分割。相较于 RANSAC 和 RG 算法,本文方法的检测结果更接近拉索表面缺陷手动分割结果,如图 7(d) 所示。相比 RANSAC 算法,本文方法充分利用缺陷边界的几何特征进行缺陷检测,有效避免了欠分割现象。相比 RG 算法,本文方法通过设置点云法向量与拟合圆柱径向向量之间的角度阈值,实现桥梁拉索表面缺陷边界的检测,有效避免了点云数据中噪声的影响,改善了过分割现象,并具有一定鲁棒性。

为了更好地评价本文方法的检测结果,将点云数据 $L_1 \sim L_5$ 作为实验对象,以手动分割结果作为参考数据,采用 P 、 R 和 F 分数对检测结果进行定量评估,3 个指标均用百分数表示,数值越高,表明检测质量越高,最高为 100%,表 2 给出了评估结果。从中可以发现,在对不同损伤形式的缺陷进行检测时,本文提出检测方法的精确率均能保持在 93% 以上,召回率保持在 90% 以上, F 分数也保持在 94% 以上,均接近理想值 100%,表明本文方法能够有效地检测拉索表面缺陷,有着良好的可靠性和有效性。在精确率方面,本文方法的表现整体优于 RANSAC 和 RG 算法,但在损伤程度较小时(如图 7 中的 L_1 和 L_3),得到的结果略低于 RANSAC 算法。这是因为,RANSAC 算法存在欠分割现象,在损伤程度较小时,只能检测出缺陷底部的点,而这些点基本都是缺陷真值点,因此在缺陷较小时,该算法的误检测点较少,精确率较高。在召回率方面,RG 算法的召回率普遍高于 RANSAC 算法和本文方法。这是因为,RG 算法存在过分割现象,在拉索表面缺陷检测时漏检测的点较少,与之对应的是检测结果中存在较多的误检测点,导致精确率较低。不同损伤形式下,本文方法的 F 分数均优于对比方法,表明在进行拉索表面缺陷检测时,该方法能够同时兼顾精确率和召回率。对于数据 L_3 、 L_4 和 L_5 这些相对复杂的损伤,相较于 RANSAC 和 RG 算法,本文方法的 F 分数提升了 5% 左右。综上所述,在采用点云数据对拉索表面缺陷进行检测时,本文方法效果较好,能够更有效地检测出拉索表面不同损伤程度的缺陷。

表 2 不同方法计算精度的统计结果对比
Table 2 Comparison of statistical results of calculation accuracy for different methods

数据	P/%			R/%			F/%		
	RANSAC 算法	RG 算法	本文方法	RANSAC 算法	RG 算法	本文方法	RANSAC 算法	RG 算法	本文方法
L_1	100	86.38	99.16	51.40	97.20	90.65	67.90	91.47	94.71
L_2	95.67	91.26	97.34	73.75	99.69	96.29	83.29	95.29	96.81
L_3	99.73	83.80	96.98	65.45	99.16	94.37	79.03	90.84	95.66
L_4	86.14	76.70	96.73	57.59	94.41	95.11	69.03	84.64	95.91
L_5	89.94	80.71	93.94	47.99	98.67	95.69	62.59	88.79	94.80

注:加粗数据表示最优值。

3 结论与展望

本文以拉索表面点云数据为研究对象,结合点云的数据特点和桥梁拉索的结构特征,提出一种基于点云的拉索表面缺陷检测方法。首先,通过点到拟合圆柱面的距离实现缺陷初步检测,进而基于初步检测结果提取缺陷 ROI 区域。然后,在 ROI 区域内基于点云法向量与拟合圆柱径向向量的夹角实现拉索表面缺陷边界检测。最后,融合两个阈值的检测结果,实现拉索表面缺陷精确检测。得到以下主要结论。

- (1)通过改进的欧式聚类算法和方框滤波对初步检测的结果进行 ROI 区域提取,相较于不进行 ROI 区域提取和不进行点云聚类的 ROI 区域提取方法,点云数据量减少 40% 以上,检测时间缩短 15% 以上。
- (2)结合点云距离和角度双阈值的检测方法,有效提高了桥梁拉索表面缺陷检测的效率。其检测精确率达到 96.83%,召回率达到 94.42%, F 分数达到 95.58%,均优于对比方法。

本文方法可迁移至管道、轴承等圆柱物体的表面质量检测,对于复杂的曲面,需要结合具体形状,利用先验知识进行曲面拟合。然而,由于复杂曲面的准确拟合较为困难,采用本文方法进行缺陷检测时可能会出现误判,未来可结合图像信息进行优化,以提高方法的适用性和扩展性。与此同时,由于本文方法的距离阈值及角度阈值依赖于经验设定,因此未来可通过自动化方式进行优化,以减少对人为经验的依赖。

参考文献:

[1] 高文博,袁阳光,黄平明,等. 大件运输车载下考虑强度退化过程的钢绞线斜拉索安全评估 [J]. 中国公

路学报, 2020, 33(8): 169-181.

GAO Wenbo, YUAN Yangguang, HUANG Pingming, et al. Safety assessment of steel Strand stay cable under customized transport vehicle load considering strength degradation [J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(8): 169-181.

[2] 雷欢,赵爽,李启富. 桥梁拉索 HDPE 护套老化机理及服役寿命研究 [J]. 广西科技大学学报, 2024, 35(3): 32-40.

LEI Huan, ZHAO Shuang, LI Qifu. Study on aging mechanism and service life of bridge HDPE sheath [J]. Journal of Guangxi University of Science and Technology, 2024, 35(3): 32-40.

[3] 陈治邦,鲁乃唯. 斜拉索腐蚀损伤下斜拉桥体系可靠度研究 [J]. 公路工程, 2020, 45(1): 6-11.

CHEN Zhibang, LU Naiwei. System reliability evaluation of cable-stayed bridges considering cable corrosion [J]. Highway Engineering, 2020, 45(1): 6-11.

[4] 朱金,吴梦雪,尹力,等. 随机车流-风联合作用下沿海大跨度斜拉桥拉索疲劳寿命预测 [J]. 中国公路学报, 2020, 33(11): 182-194.

ZHU Jin, WU Mengxue, YIN Li, et al. Fatigue life prediction of cables used in coastal long-span cable-stayed bridges under stochastic traffic and wind loads [J]. China Journal of Highway and Transport, 2020, 33(11): 182-194.

[5] WANG Zhipeng, HE Bin, ZHOU Yanmin, et al. Design and implementation of a cable inspection robot for cable-stayed bridges [J]. Robotica, 2021, 39(8): 1417-1433.

[6] KONG Xuan, LIU Zhenwen, LIU Han, et al. Recent advances on inspection, monitoring, and assessment of bridge cables [J]. Automation in Construction, 2024, 168(Part A): 105767.

[7] HO H N, KIM K D, PARK Y S, et al. An efficient image-based damage detection for cable surface in ca-

- ble-stayed bridges [J]. *NDT & E International*, 2013, 58: 18-23.
- [8] LI Xinke, GAO Chao, GUO Yongcai, et al. Cable surface damage detection in cable-stayed bridges using optical techniques and image mosaicking [J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 110: 36-43.
- [9] 李运堂, 谢梦鸣, 王鹏峰, 等. 基于改进 YOLOV3 算法的斜拉桥拉索表面缺陷检测方法 [J]. *传感技术学报*, 2021, 34(11): 1509-1517.
- LI Yuntang, XIE Mengming, WANG Pengfeng, et al. Defects inspection method for cable surface of cable-stayed bridge based on improved YOLOV3 algorithm [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2021, 34(11): 1509-1517.
- [10] HOU Shitong, DONG Bin, WANG Haochen, et al. Inspection of surface defects on stay cables using a robot and transfer learning [J]. *Automation in Construction*, 2020, 119: 103382.
- [11] 夏晓华, 李玉强, 邹易清, 等. 圆柱曲面透视投影失真的图像校正 [J]. *光学精密工程*, 2023, 31(11): 1691-1699.
- XIA Xiaohua, LI Yuqiang, ZOU Yiqing, et al. Image correction for perspective projection distortion of cylindrical surface [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2023, 31(11): 1691-1699.
- [12] 巩育江, 庞亚军, 王赓, 等. 基于几何特征的点云分割算法研究进展 [J]. *激光技术*, 2022, 46(3): 326-336.
- GONG Yujiang, PANG Yajun, WANG Gong, et al. Research progress of point clouds segmentation algorithms based on geometric features [J]. *Laser Technology*, 2022, 46(3): 326-336.
- [13] PANAHER S, KIOUMARSI M. Application of building information modelling (BIM) in the health monitoring and maintenance process: a systematic review [J]. *Sensors*, 2021, 21(3): 837.
- [14] 贺拴海, 王安华, 朱钊, 等. 公路桥梁智能检测技术研究进展 [J]. *中国公路学报*, 2021, 34(12): 12-24.
- HE Shuanhai, WANG Anhua, ZHU Zhao, et al. Research progress on intelligent detection technologies of highway bridges [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, 34(12): 12-24.
- [15] PANG Gaozhao, WANG Niannian, FANG Hongyuan, et al. Study of damage quantification of concrete drainage pipes based on point cloud segmentation and reconstruction [J]. *Buildings*, 2022, 12(2): 213.
- [16] LIN J J, IBRAHIM A, SARWADE S, et al. Bridge inspection with aerial robots: automating the entire pipeline of visual data capture, 3D mapping, defect detection, analysis, and reporting [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2021, 35(2): 04020064.
- [17] KIM H, YOON J, SIM S H. Automated bridge component recognition from point clouds using deep learning [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2020, 27(9): e2591.
- [18] BOLOURIAN N, NASROLLAHI M, BAHREINI F, et al. Point cloud-based concrete surface defect semantic segmentation [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2023, 37(2): 04022056.
- [19] 李仁忠, 刘阳阳, 杨曼, 等. 基于改进的区域生长三维点云分割 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(5): 319-325.
- LI Renzhong, LIU Yangyang, YANG Man, et al. Three-dimensional point cloud segmentation algorithm based on improved region growing [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 319-325.
- [20] 牛宏侠, 李富丽. 改进秃鹰搜索和 K 均值混合迭代的点云简化算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2024, 58(2): 172-183.
- NIU Hongxia, LI Fuli. Point cloud simplification algorithm based on improved bald eagle search and K-means clustering iteration [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2024, 58(2): 172-183.
- [21] LIANG Dong, JIA Zhufeng, WANG Bo, et al. Improved pass-through dimensionality reduction for point cloud contour extraction [J/OL]. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Bridge Engineering*. (2024-05-07) [2024-10-10]. <https://doi.org/10.1680/jbren.23.00030>.
- [22] 李勇, 罗尹政, 濮启鹏, 等. 一种适用于隧道场景的激光点云地面滤波和隧道壁及靶标球提取方法 [J]. *中国激光*, 2023, 50(13): 175-186.
- LI Yong, LUO Yinzhen, PU Qipeng, et al. A method for ground filtering of laser point cloud and extraction of tunnel wall and target sphere [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(13): 175-186.
- [23] SZUTOR P, ZICHAR M. Fast radius outlier filter variant for large point clouds [J]. *Data*, 2023, 8(10): 149.
- [24] 吴杭彬, 王旭飞, 刘春. 基于林地激光点云的树木胸径自动提取方法 [J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2022, 50(7): 947-954.
- WU Hangbin, WANG Xufei, LIU Chun. Tree diameter at breast height automatic estimation based on forest terrestrial laser scanning [J]. *Journal of Tongji University(Natural Science)*, 2022, 50(7): 947-954.

- [25] 盛能军, 金朝, 赵海威, 等. 斜拉索剪切一体化内置阻尼器研发及应用 [J]. 世界桥梁, 2024, 52(4): 61-68.
- SHENG Nengjun, JIN Zhao, ZHAO Haiwei, et al. Research and application of shear integrated built-in dampers suitable for stay cables [J]. World Bridges, 2024, 52(4): 61-68.
- [26] 李卫, 林阳子, 王谐, 等. 基于神经网络的桥梁拉索表面病害检测及识别技术 [J]. 公路, 2024, 69(10): 88-93.
- LI Wei, LIN Yangzi, WANG Xie, et al. Bridge cable surface defect detection and recognition technology based on neural networks [J]. Highway, 2024, 69(10): 88-93.
- [27] 黄鹤, 黄佳慧, 刘国权, 等. 采用混合策略联合优化的模糊 C-均值聚类信息熵点云简化算法 [J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(7): 214-226.
- HUANG He, HUANG Jiahui, LIU Guoquan, et al. Fuzzy C-means clustering information entropy point cloud simplification using mixed strategy joint optimization [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(7): 214-226.
- [28] 王凯歌, 冯辉, 徐海祥, 等. 基于改进欧式聚类的激光雷达目标检测 [J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2021, 45(5): 919-924.
- WANG Kaige, FENG Hui, XU Haixiang, et al. Lidar target detection based on improved Euclidean clustering [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2021, 45(5): 919-924.
- [29] 汪文琪, 李宗春, 付永健, 等. 基于改进多规则区域生长的点云多要素分割 [J]. 光学学报, 2021, 41(5): 192-206.
- WANG Wenqi, LI Zongchun, FU Yongjian, et al. Multi-factor segmentation of point cloud based on improved multi-Rule region growing [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(5): 192-206.

(编辑 李慧敏)