

基于 ROI-RSICP 算法的车轮廓形动态检测

易倩¹, 钟浩宇¹, 刘龙¹, 刘文龙^{1,2}, 易兵^{1*}

¹中南大学交通运输工程学院, 湖南长沙 410075;

²汉阳大学机械工程学院, 首尔 04763, 韩国

摘要 在车轮廓形动态检测过程中, 线激光传感器只能安装在轨道旁作业, 线激光测量平面与车轮表面交线无法通过车轮轮心, 导致采集到的大量车轮廓形数据存在仿射畸变, 难以用传统迭代最近邻 (ICP) 算法进行准确匹配, 测量精确性与鲁棒性难以保证。提出了一种基于感兴趣域的加权尺度迭代最近邻 (ROI-RSICP) 算法, 对存在仿射畸变的磨损车轮廓形实现了精确测量。首先, 根据车轮廓形磨损特征和大量磨损车轮数据, 采用 PointNet 深度学习网络, 将采集的车轮廓形点集分成磨损感兴趣区域 (ROI) 和非磨损区域; 然后, 通过对磨损 ROI 和非磨损区域赋予不同权重值, 提出了 ROI-RSICP 方法, 并实现了仿射畸变磨损车轮廓形与标准廓形的精确配准; 最后, 通过 Hausdorff 距离算法实现了车轮磨损可视化处理。实验对比了 ICP 算法、Scaling ICP 算法、ROI-RSICP 算法以及第四种检查器的测量结果, 验证了所提算法对仿射畸变磨损车轮廓形动态检测的可行性。

关键词 测量; 线激光; 车轮廓形; 点云配准; PointNet

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.1104006

Dynamic Inspection of Wheel Profile Based on ROI-RSICP Algorithm

Yi Qian¹, Zhong Haoyu¹, Liu Long¹, Liu Wenlong^{1,2}, Yi Bing^{1*}

¹School of Traffic and Transportation Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410075, China;

²School of Mechanical Engineering, Hanyang University, Seoul 04763, South Korea

Abstract As the line laser sensor can be only installed beside rails during dynamic inspection, it cannot ensure the intersection line of line laser measurement plane and wheel surface to be through wheel center, which causes the affine distortion of large number of wheel profiles and makes it difficult to use the traditional iterative closest point (ICP) algorithm to register the measured profile and to ensure the accuracy and robustness of measurement. In this paper, an algorithm of reweighted scaling iterative closest point based on region of interest (ROI-RSICP) is proposed to achieve accurate registration of worn wheel profiles with affine distortion. First, according to the wear characteristics of wheel profiles and a large number of worn wheel profile data, the PointNet deep learning network is adopted to divide the collected wheel profile point sets into two parts: wear region of interest (ROI) and non-wear part. Then, the ROI-RSICP method is proposed by assigning different values of weight to ROI and non-wear part to achieve accurate registration of the worn wheel profiles with affine distortion and the standard wheel profiles. Finally, the Hausdorff distance algorithm is used to visualize the wheel profile wear. The results of ICP algorithm, scaling ICP algorithm, ROI-RSICP algorithm and the 4th kind of inspector are compared in the experiment, which verifies the superiority of the proposed algorithm for dynamic inspection of worn wheel profiles with affine distortion.

Key words measurement; line laser; wheel profile; point cloud registration; PointNet

OCIS codes 120.6650; 150.3045; 150.1135

收稿日期: 2020-06-04; 修回日期: 2020-06-27; 录用日期: 2020-07-06

基金项目: 国家自然科学基金面上基金 (51975589)、湖南省自然科学基金 (2018JJ3663)、中南大学中央高校基本科研业务费专项资金 (2019zzts550)

* E-mail: bingyi@csu.edu.cn

1 引言

车轮的质量对列车的运行速度有着重要的影响,随着重型铁路运输的增加,服役车轮的磨耗加剧,车轮磨耗的加剧严重影响到列车行驶的安全性、稳定性和舒适性。因此,定期在线检测车轮廓形对铁路安全具有极其重要的意义,它不仅保证了列车运行的安全,对车轮的日常维护和镟修也起着指导作用。

车轮廓形测量分为静态测量和动态测量。静态测量是采用专用机械卡尺(第四种检查器)或者自动测量设备进行测量的方法。采用第四种检查器测量的方法具有携带和操作方便等优点,目前仍广泛应用于铁路车轮测量,但测量效率低,且只能测量部分车轮廓形几何参数,无法获取车轮廓形完整的磨耗形态。静态自动测量采用便携式光学设备实现对车轮的静态非接触式测量^[1-5],该方法具有较高的精度,但通常只能在车辆段进行测量,且通常需将车轮从车身拆离,占用的列车周转时间较长,效率较低。随着传感器和计算机信息技术的发展,动态测量方法由于具有实时测量的能力且不影响铁路正常运行的优势,在车轮廓形检测中得到了广泛的应用^[6-11]。Chen等^[8]采用两个结构光视觉传感器获取车轮内外侧廓形,并通过ICP算法将两个廓形拼接成完整的廓形以获取车轮的踏面磨耗。然而,该方法未对动态获取的车轮廓形畸变进行校正,因此检测结果存在一定的误差。Xing等^[9]采用四个二维激光传感器动态获取完整车轮廓形,并从中选取畸变最小的廓形来计算轮缘厚度、轮缘高度与车轮直径。该方法虽然精度较高,但成本高且传感器的安装精度对实验结果的影响较大。因此,使用单线激光准确地检测车轮廓形仍是一个挑战。

车轮廓形检测的重要步骤之一是利用标准车轮廓形来精确校正测量车轮廓形。这一过程涉及到点云配准问题,最常用的一种点云配准算法是ICP算法,它通过最小化距离平方差和,迭代匹配两个点集^[12-13]。但是,由于动态测量的车轮廓形产生了仿射变形,因此传统ICP算法无法对车轮廓形进行精确校正。近年来,针对仿射变换的问题,研究者提出了加入缩放系数的迭代最近邻(Scaling ICP, SICP)算法^[14-16]。然而,它不能有效且准确地将测量车轮廓形的未磨耗部分和磨耗部分与标准车轮廓形进行配准。因此,本文提出了一种校正畸变车轮廓形的方法。首先,通过安装在钢轨外侧的线激光

传感器动态获取车轮廓形。然后通过PointNet深度学习网络将激光传感器动态获取的车轮廓形点集分割成两部分:磨耗感兴趣区域(region of interest, ROD)与非磨耗部分,并将权重函数引入到SICP算法中,实现了仿射变形的磨耗车轮廓形与标准车轮廓形的精确配准。

2 问题概述

2.1 车轮廓形的拉伸变形

当激光平面与车轮表面的交线不过轮心时,车轮廓形产生畸变,如图1(a)、(b)所示。当激光平面与车轮表面交线经过轮心时,车轮廓形无畸变,如图1(c)、(d)所示。无畸变的情况在实际测量过程中很难保证,而车轮廓形的畸变会导致测量误差。为了减少误差,需要找到一种能够有效地校正车轮廓形畸变的方法。

假设采集的畸变车轮廓形点集中任意一点为 $p_{i'}$ ($p_{x_{i'}}$, $p_{y_{i'}}$, $p_{z_{i'}}$),其中, $p_{x_{i'}}$, $p_{y_{i'}}$, $p_{z_{i'}}$ 为坐标, i' 为点的编号,对应标准车轮廓形点为 $q_{i'}$ ($q_{x_{i'}}$, $q_{y_{i'}}$, $q_{z_{i'}}$),其中, $q_{x_{i'}}$, $q_{y_{i'}}$, $q_{z_{i'}}$ 为坐标,则两组点之间的变换关系可以表示为

$$\begin{bmatrix} q_{x_{i'}} \\ q_{y_{i'}} \\ q_{z_{i'}} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ s_z \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{x_{i'}} \\ p_{y_{i'}} \\ p_{z_{i'}} \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中:旋转矩阵 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}$;平移向量 $\mathbf{T} =$

$$\begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}, \text{其中 } t_x, t_y, t_z \text{ 分别为 } x, y, z \text{ 方向的平移量;}$$

缩放矩阵 $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_x & & \\ & s_y & \\ & & s_z \end{bmatrix}$,其中 s_x, s_y, s_z 分别为

x, y, z 轴方向的缩放比例。得到相应的变换矩阵后,就可以对仿射变形后的车轮廓形进行校正。

2.2 车轮廓形磨耗演变

轨道车辆车轮廓形主要由踏面(tread)、轮缘(flange)以及踏面内外侧基线(inner/outer baseline)组成,车轮与钢轨接触部分称为踏面,车轮踏面内侧的圆周凸缘称为轮缘^[17]。列车在直线行驶的路段,只有车轮踏面与钢轨接触;在曲线行驶的

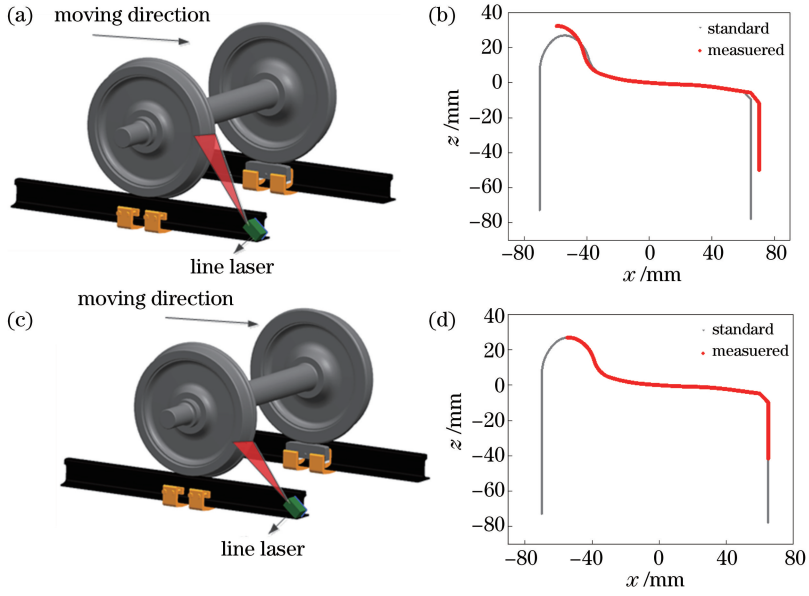


图1 不同情况下的测量车轮廓形示意图。(a)激光平面与车轮表面的交线不过轮心;(b)畸变车轮廓形;(c)激光平面与车轮表面的交线过轮心;(d)无畸变车轮廓形

Fig. 1 Measured wheel profiles under different situations. (a) Intersection line of laser plane and wheel surface not crossing wheel axis; (b) wheel profile with distortion; (c) intersection line of laser plane and wheel surface crossing wheel axis; (d) wheel profile without distortion

路段,部分轮缘也与钢轨发生接触^[18]。图2为车轮廓形服役期间的磨损演变示意图,可见车轮廓形磨损主要发生在车轮踏面及部分轮缘处,轮缘顶点及踏面内外侧基线处几乎不发生磨损。因此在配准过程中要综合考虑磨损部分与非磨损部分对配准结果的影响。

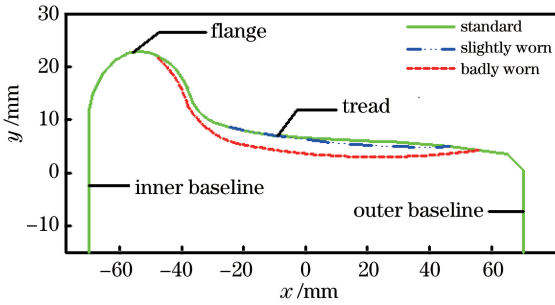


图2 车轮廓形磨损演变示意图

Fig. 2 Wear evolution of wheel profile

3 车轮廓形动态配准算法

3.1 Scaling ICP 算法简介

我们的目标是准确地解决涉及仿射变换的车轮廓形点云配准问题,最常用的仿射变换点云配准算法是SICP算法。假设测量点集为 $P = \{p_i, i = 1, 2, 3, \dots\}$, 参考模型点集 $Q = \{q_j, j = 1, 2, 3, \dots\}$ 。SICP 配准算法的目标函数^[19-20]可以表示为

$$\begin{cases} f(\mathbf{R}, \mathbf{S}, \mathbf{T}) = \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}\mathbf{S}p_i + \mathbf{T} - q_j\|_2^2 \\ \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I} \\ \det(\mathbf{R}) = 1 \\ \mathbf{S} = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_j) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $\det(\cdot)$ 为行列式; $\text{diag}(\cdot)$ 为对角矩阵; s_1, s_2, \dots, s_j 为 j 个维度上的缩放比例; p_i, q_j 为点向量; \mathbf{I} 为单位矩阵。SICP 算法处理涉及仿射变换的点集配准问题主要有两步。

第一步,根据 $(\mathbf{R}_k, \mathbf{S}_k, \mathbf{T}_k)$ 变换后的待配准点云,构建最近邻点对集为

$$c(i) = \underset{j \in \{1, 2, \dots, m\}}{\text{argmin}} \left(\frac{1}{n} \|\mathbf{R}_k \mathbf{S}_k p_i + \mathbf{T}_k - q_j\|_2^2 \right), \quad (3)$$

式中: \mathbf{R}_k 为第 k 次迭代对应的旋转矩阵; \mathbf{S}_k 为第 k 次迭代对应的缩放矩阵; \mathbf{T}_k 为第 k 次迭代对应的平移矩阵。

第二步,根据第一步得到的近邻点集,通过最小平方距离法计算新的变换矩阵:

$$\begin{aligned} & (\mathbf{R}_{k+1}, \mathbf{S}_{k+1}, \mathbf{T}_{k+1}) = \\ & \underset{\mathbf{S}, \mathbf{R}, \mathbf{T}}{\text{argmin}} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}_{k+1} \mathbf{S}_{k+1} p_i + \mathbf{T}_{k+1} - q_{c(i)}\|_2^2 \right), \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{q}_{c(i)}$ 为经过第 k 次迭代后的参考模型点集中的第 i 个点向量。

3.2 ROI-reweighted scaling ICP 算法

SICP 算法虽能解决点集的仿射变换问题,却无法解决磨耗车轮廓形 ROI 与标准车轮廓形不同导致的配准不精确的问题。因此,需要对车轮廓形 ROI 与非磨耗区域分别赋予不同的权重,以保证磨耗车轮廓形与标准车轮廓形的精确配准。调整车轮廓形 ROI 与非磨耗区域权重的前提是先提取 ROI, 本文采用 PointNet^[21] 点云分割网络实现车轮廓形 ROI 的提取, 该网络是美国斯坦福大学于 2016 年提出的一种新型的用于点云分类和分割的神经网络, 具体网络结构图如图 3 所示, 其中 mlp 表示多层感知机, max pool 表示最大池化, T-Net 表示变换网络。首先将二维激光传感器动态获取的二维车轮廓形点集转换为三维点云, 将其作为网络的输入, 对输入的点进行特征变换, 并利用最大池化层聚合点特征, 输出 m 个类别的分类信息。本文将点云分成两个类别, 分别为磨耗 ROI 部分和非磨耗部分。

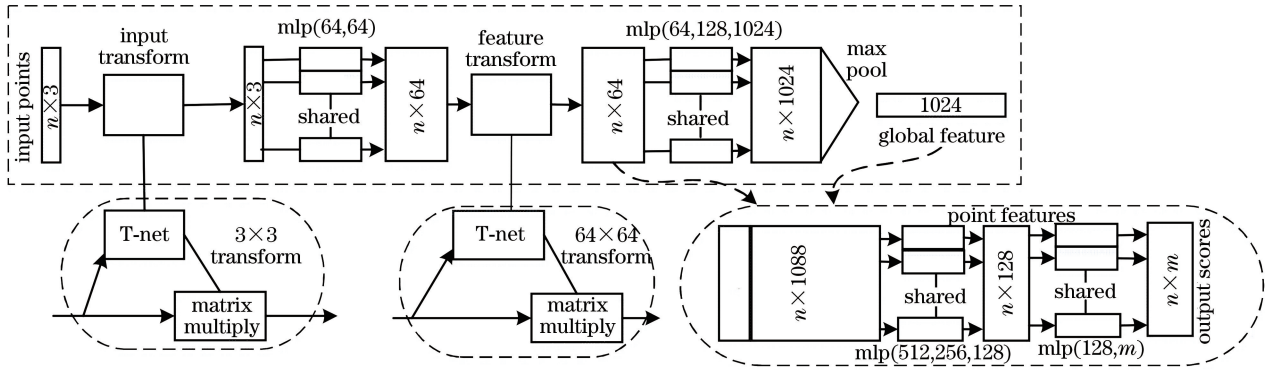


图 3 PointNet 点云分割网络图

Fig. 3 Point cloud segmentation network of PointNet

对于 ROI 内的点对, 由于其形状与标准车轮廓形对应部分相差大, 因此对其赋予较小的权值。对于非磨耗部分的点对, 引入柯西权函数^[22], 进行迭代重加权, 以提高算法鲁棒性, 并确保当非磨耗部分点集中包含离群点时, 算法依然能够有效运行。具体权重函数定义为

$$\omega_i = \begin{cases} 0, & p_i \in R_{ROI} \\ \frac{1}{1 + (r_i/k_{ca})^2}, & p_i \notin R_{ROI} \end{cases}, \quad (5)$$

式中: R_{ROI} 为感兴趣区; r_i 为 p_i 与最邻近点 q_i 的欧氏距离; k_{ca} 为柯西函数调优常数值。

将权函数引入 SICP 算法以提高算法的准确度, 并提出感兴趣域的加权尺度迭代最近邻 (ROI-Rewighted Scaling ICP, ROI-RSICP) 算法, 该算法的目标函数可表示为

$$\operatorname{argmin}_{S, R, T} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i \|\mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{p}_i + \mathbf{T} - \mathbf{q}_i\|_2^2. \quad (6)$$

通过对目标函数的求导^[23-24], 得到

$$\mathbf{T} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{q}_i / \sum_{i=1}^n \omega_i - \frac{1}{n} \mathbf{R}\mathbf{S} \left(\sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{p}_i / \sum_{i=1}^n \omega_i \right). \quad (7)$$

$$\text{令 } \bar{\mathbf{q}} = \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{q}_i / \sum_{i=1}^n \omega_i, \quad \bar{\mathbf{p}} = \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{p}_i / \sum_{i=1}^n \omega_i, \quad \mathbf{x}_i =$$

廓形 ROI 的提取, 该网络是美国斯坦福大学于 2016 年提出的一种新型的用于点云分类和分割的神经网络, 具体网络结构图如图 3 所示, 其中 mlp 表示多层感知机, max pool 表示最大池化, T-Net 表示变换网络。首先将二维激光传感器动态获取的二维车轮廓形点集转换为三维点云, 将其作为网络的输入, 对输入的点进行特征变换, 并利用最大池化层聚合点特征, 输出 m 个类别的分类信息。本文将点云分成两个类别, 分别为磨耗 ROI 部分和非磨耗部分。

$\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{p}}, \mathbf{y}_i = \mathbf{q}_i - \bar{\mathbf{q}}$, 并代入(6)式得

$$\operatorname{argmin}_{S, R} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i \|\mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|_2^2. \quad (8)$$

显然, (8)式中变量只剩下 \mathbf{S} 和 \mathbf{R} , 令

$$F(\mathbf{S}, \mathbf{R}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i \|\mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|_2^2, \quad (9)$$

则

$$F(\mathbf{S}, \mathbf{R}) = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{S}^T \mathbf{x}_i - 2 \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{R}\mathbf{S}\mathbf{x}_i + \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{y}_i \right), \quad (10)$$

对 \mathbf{S} 求偏导并求极值得

$$\frac{\partial F(\mathbf{S}, \mathbf{R})}{\partial \mathbf{S}} = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{S} \mathbf{x}_i - \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{R} \mathbf{x}_i = 0, \quad (11)$$

得到 \mathbf{S} 为

$$\mathbf{S} = \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{R} \mathbf{x}_i / \omega_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i. \quad (12)$$

化简(10)式为

$$\operatorname{argmin} f(\mathbf{S}, \mathbf{R}) = \operatorname{argmin} \frac{1}{n} \left(-2 \sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{R} \mathbf{x}_i \right). \quad (13)$$

当 \mathbf{S} 是定值时, $\sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{S}^T \mathbf{x}_i$ 和 $\sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{y}_i$ 为常数

项, 因此, 求 $F(\mathbf{S}, \mathbf{R})$ 的最小值等价于求

$$\sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{R} \mathbf{S} \mathbf{x}_i \text{ 的最大值。根据文献[25], 可以得到}$$

$$\sum_{i=1}^n \omega_i \mathbf{y}_i^T \mathbf{R} \mathbf{S} \mathbf{x}_i = \text{tr}(\mathbf{W} \mathbf{Y}^T \mathbf{R} \mathbf{S} \mathbf{X}) = \text{tr}(\mathbf{R} \mathbf{S} \mathbf{X} \mathbf{W} \mathbf{Y}^T), \quad (14)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹; \mathbf{W} 为权重矩阵; \mathbf{Y} 为以 \mathbf{y}_i 为矩阵元的矩阵; \mathbf{X} 为以 \mathbf{x}_i 为矩阵元的矩阵。

计算协方差矩阵 $\mathbf{H} = \mathbf{S} \mathbf{X} \mathbf{W} \mathbf{Y}^T$, 并对 \mathbf{H} 进行奇异阵分解, 即可得到旋转矩阵 \mathbf{R} , 奇异阵分解的详细步骤参考文献[23]。

4 车轮廓形动态检测流程

图 4 所示为车轮廓形动态检测流程, 其中 CAD 为计算机辅助图形。首先采用 PointNet 对线激光传感器采集到的车轮廓形进行分割。然后对分割后的 ROI 区域和非磨损廓形赋予不同权重, 采用 ROI-RSICP 方法对测量廓形与标准车轮间的误差进行迭代最小化处理, 以实现仿射畸变廓形的精确配准。最后计算车轮廓形每个位置处的磨损值, 采用 Hausdorff 距离算法对校正后的车轮廓形和车轮磨损进行可视化处理^[26]。

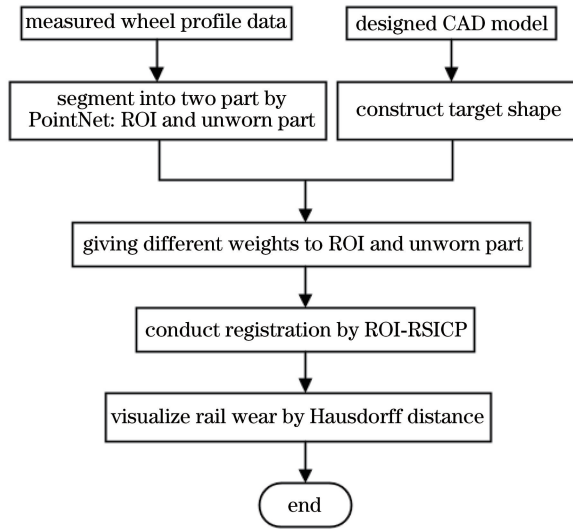


图 4 车轮廓形动态检测流程图

Fig. 4 Flow chart of dynamic inspection of wheel profile

5 实验与分析

5.1 ROI 提取效果分析

为了验证 ROI 提取效果, 实验分别采集了无磨损轮对、轻微磨损轮对以及严重磨损轮对三种不同磨损程度轮对的数据, 其中包含无磨损车轮廓形 1997 个, 轻微磨损车轮廓形 2995 个, 严重磨损车轮廓形 3000 个。为了对 PointNet 神经网络进行训练, 首先对获取的磨损车轮廓形数据进行手动分割标记, 将磨损区域点云数据标记为 0, 将非磨损区域点云数据标记为 1。在进行神经网络训练时, 将获取的 7992 个轮对磨损数据中的 70% (5594 个) 作为训练数据, 30% (2198 个) 作为测试数据。PointNet 神经网络训练总损失如图 5 所示, 总损失最大值为 0.075, 并逐渐收敛于 0.01, 表明 PointNet 神经网络的训练效果很好。

PointNet 的分割准确度通常采用基于点的平均交并比 (mIoU) 作为评价指标^[13], 交并比 (IoU) 即

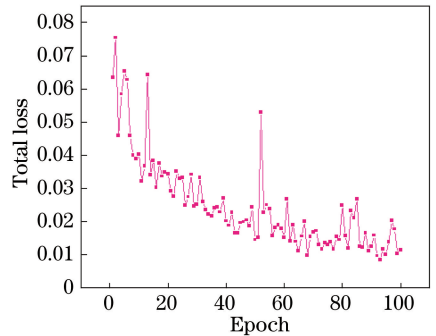


图 5 总损失随训练次数的变化曲线

Fig. 5 Total loss versus training times

模型提取的 ROI 结果与标记结果的交叠率^[27]。我们将 100 次训练的 mIoU 进行可视化处理, 结果如图 6 所示, 模型从第二次迭代开始, mIoU 的值超过 92%, 第 100 次迭代时 mIoU 值达到 99.3%。

选取了部分不同旋转角度下不同磨损程度的车轮廓形, 其 ROI 提取结果如图 7 所示, 其中第一列车轮廓形旋转角度为 30°, 第二列旋转角度为 45°。

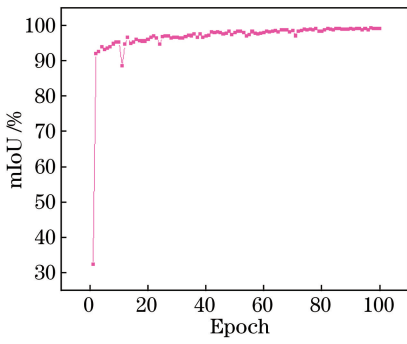


图 6 mIoU 随训练次数的变化曲线

Fig. 6 mIoU versus training times

第三列旋转角度为 60° 。从图7可以看出,对于不同

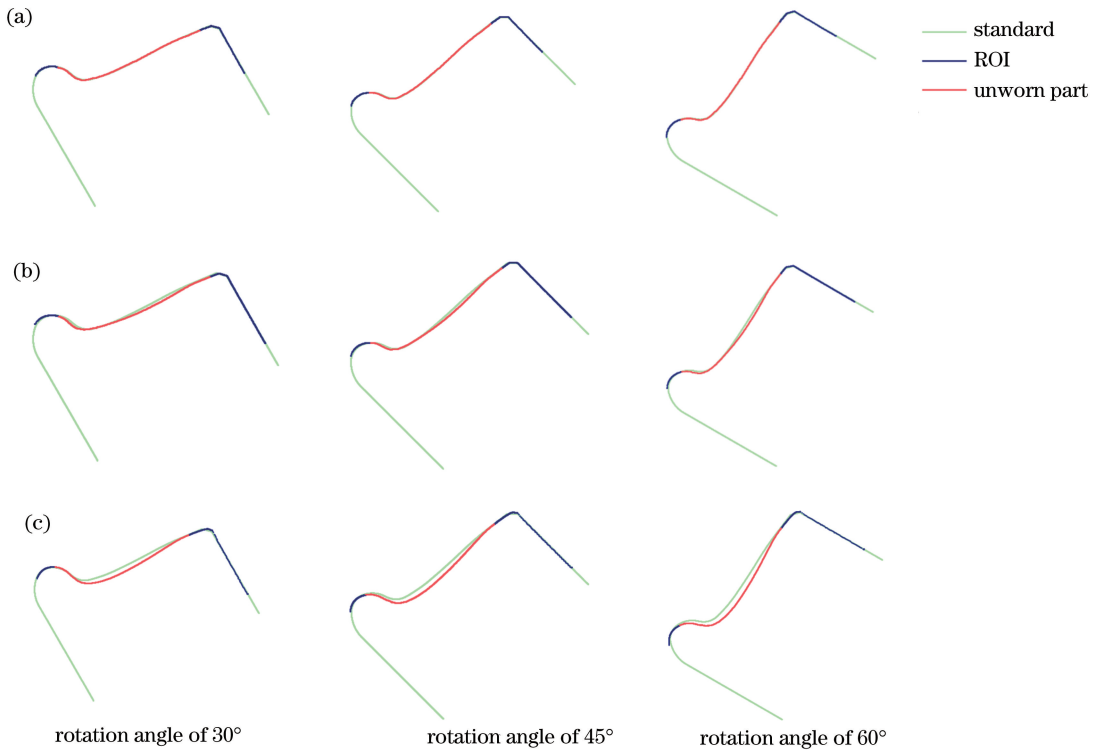


图 7 基于 PointNet 提取的 ROI 部分结果图。(a)无磨耗;(b)轻度磨耗;(c)重度磨耗

Fig. 7 Partial results of extracted ROI based on PointNet. (a) Standard;

(b) slightly worn; (c) badly worn

由于经典的 ICP 算法只考虑点集间的旋转与平移,不能计算点集间的仿射系数,因此车轮轮廓部分廓形严重偏离标准车轮,如图 8(b)所示,无法在仿射变形下实现精确配准。图 8(c)所示为 SICP 算法的车轮廓形配准效果,测量车轮廓形精确匹配标准模型,最大匹配误差为 0.087 mm,满足无磨耗畸变车轮廓形的检测要求。由图 8(d)可以看出,ROI-RSICP 算法的最大误差为 0.078 mm,该算法满足车轮检测的精度要求,并且在配准无磨耗的车轮廓形时精度比 SICP 算法略高。

工况下采集到的车轮廓形,PointNet 均可以准确地提取磨耗 ROI 部分。综上所述,本文采用的 PointNet 方法在不同工况下均可以实现磨耗 ROI 部分的正确分类,满足车轮廓形动态检测的需求。

5.2 ROI-RSICP 算法的配准精度分析

为了分析 ROI-RSICP 算法的精度,提取了标准车轮廓形的部分廓形,并对其进行各向同尺度缩放处理,然后将车轮廓形旋转 30° ,以模拟激光传感器动态获取的畸变无磨耗车轮廓形。最后,同时采用 ICP、SICP 和 ROI-RSICP 算法配准模拟的车轮廓形,并用 Hausdorff 距离算法对配准结果进行可视化处理,如图 8 所示。

5.3 ROI 提取精度对车轮廓形配准结果的影响分析

为了分析 ROI 的提取精度对本文算法配准结果的影响,实验采用不同磨耗程度的车轮廓形并模拟 IoU 值为 65%~100%时配准的结果的变化,如图 9 所示,同时计算配准后的踏面磨耗值与第四种检查器检测结果的差值,结果如图 10 所示,从图 10 可知,随着 IoU 值的提高,配准的精度越来越高,且当 IoU 不小于 80%时,本文方法检测的踏面磨耗值与第四种检查器检测结果的差值小于 0.2 mm,满足铁路对车轮检测的精度要求。从图 6 可知,

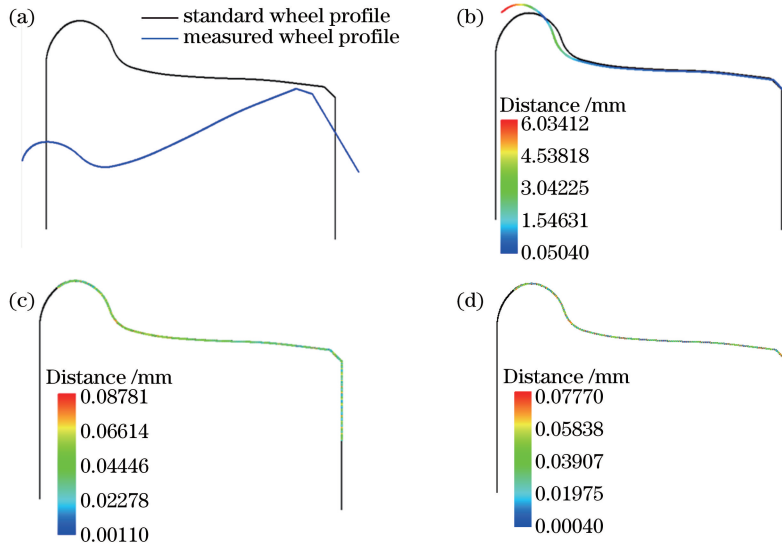


图 8 ICP、SICIP 与本文算法的配准精度对比。(a) 原始模型;(b) ICP;(c) SICIP;(d) ROI-RSICP

Fig. 8 Accuracy comparison among ICP, SICIP and proposed methods. (a) Original model; (b) ICP; (c) SICIP; (d) ROI-RSICP

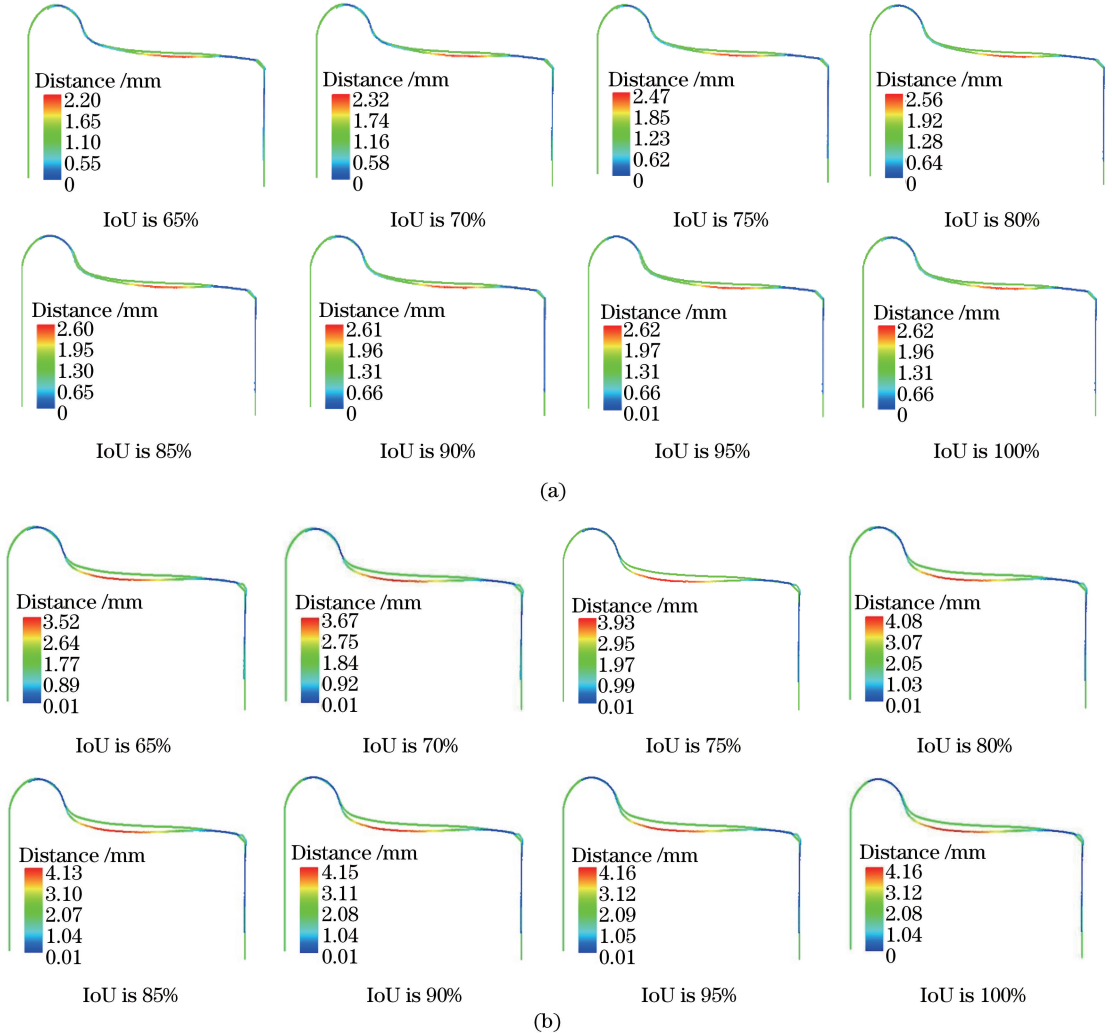


图 9 不同 IoU 值下的车轮廓形配准结果图。(a) 轻微磨损;(b) 严重磨损

Fig. 9 Registration results of wheel profile under different IoU values. (a) Slightly worn; (b) badly worn

PointNet 深度学习方法对车轮廓形数据的提取精度高达 99.3%，满足本文算法对 ROI 提取精度不低于 80% 的要求。

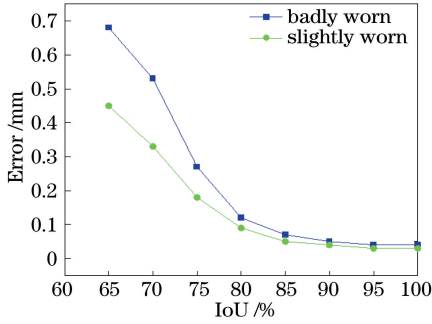


图 10 本文方法检测结果与第四种检查器检测结果的差值随 IoU 的变化

Fig. 10 Difference between inspection result by proposed method and that by the 4th kind of inspector versus IoU

5.4 ROI-RSICP 算法的稳定性分析

由于动态检测过程中,激光平面与车轮表面交线处法线的夹角不断变化,并且随着夹角的变大,车轮廓形产生的仿射变形也越大。为了验证本文算法的稳定性,在 30°~60°角度下获取重度磨损车轮某一位置处的车轮廓形,用 ICP、SICP 和 ROI-RSICP 算法分别对车轮廓形进行配准,并通过 Hausdorff 距离算法对配准结果进行可视化处理,配准结果如图 11 所示。

从图 11 中第 2 列可知,ICP 算法无法准确配准严重磨损且有仿射变形的车轮廓形,并且随着畸变程度的增加,配准结果的偏离度增大,因此使用 ICP 算法配准后无法准确获取车轮几何参数。从图 11 中第 3 列可以看出,SICP 算法的配准结果比 ICP 算法的配准结果更稳定,配准结果受畸变程度的影响

较小,这是由于 SICP 算法在配准时加入了缩放因子,但是由于车轮表面 ROI 与标准车轮廓形不同,配准时 SICP 算法强行将磨损部分与标准车轮廓形进行配准以达到目标函数值最小,因此 SICP 算法不适用于仿射变形下磨损车轮廓形的配准,仅适用于仿射变形下无磨损车轮廓形的配准。为了解决仿射变形下磨损车轮廓形配准的问题,本文提出的算法引入了权重函数,综合考虑 ROI 与非磨损部分对配准准确度的影响,从而使得非磨损部分能够准确地与标准车轮廓形配准。从图 11 中第 4 列可以看出,在不同畸变程度下配准的车轮廓形的最大磨损变化范围小于 0.08 mm,表明本文方法对仿射变形下的车轮廓形检测是稳定的且精度较高。

5.5 不同磨损程度对测量精度的影响

为了分析不同磨损程度对测量精度的影响,将 ROI-RSICP 算法获取的车轮踏面磨损 (tread wear) 与人工检测值进行对比。ICP、SICP、ROI-RSICP 算法与第四种检查器检测的轻微磨损和严重磨损车轮的 6 个位置 (Position 1~6) 处的踏面磨损值如表 1 所示。ICP、SICP 与 ROI-RSICP 算法获取的踏面磨损值与第四种检查器检测结果的差值如图 12 所示。从表 1 和图 12 可知,经 ICP 算法与 SICP 算法配准后,获取的踏面磨损值与第四种检查器检测的结果差值较大,且随着磨损程度的增加差值也增加,因此采用 ICP 算法和 SICP 算法配准的磨损车轮廓形无法精确地获取车轮踏面磨损值;而经 ROI-RSICP 算法配准后获取的踏面磨损值与第四种检查器检测值的差值在 0.08 mm 左右,检测结果的精确度不受车轮磨损程度的影响,满足车轮廓形动态检测的要求。

表 1 ICP、RSICP、ROI-RSICP 算法与人工方法检测的踏面磨损值

Table 1 Tread wear detected by ICP, SICP, ROI-RSICP and artificial methods

unit: mm

Method	Data type	Position 1	Position 2	Position 3	Position 4	Position 5	Position 6
ICP	Slightly worn	1.60	1.74	1.88	1.23	2.23	1.49
SICP		1.13	1.27	1.14	1.25	1.56	1.36
ROI-RSICP		1.76	1.94	1.99	1.75	2.09	1.84
Artificial method		1.80	1.90	1.90	1.80	2.00	1.70
ICP	badly worn	2.70	3.11	2.55	2.96	1.04	2.43
RSICP		0.99	1.01	1.81	2.21	2.14	1.78
ROI-RSICP		4.19	4.11	4.15	4.21	4.12	4.39
Artificial method		4.10	4.00	4.10	4.30	4.10	4.50

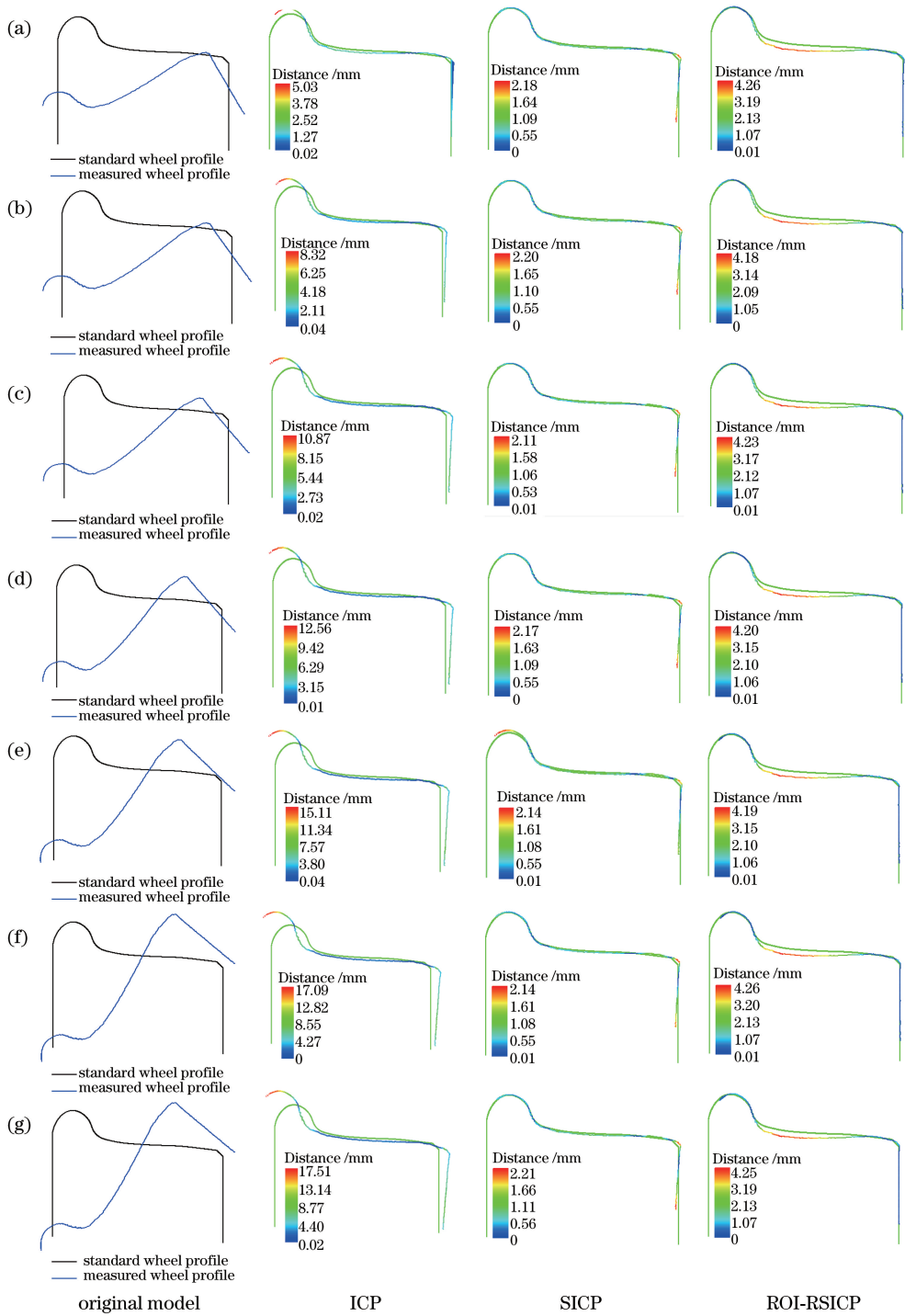


图 11 不同夹角下 ICP、SICIP 与本文算法的稳定性比较。(a) 30°; (b) 35°; (c) 40°; (d) 45°; (e) 50°; (f) 55°; (g) 60°

Fig. 11 Stability comparison of ICP, SICIP and proposed methods under different included angles.

(a) 30°; (b) 35°; (c) 40°; (d) 45°; (e) 50°; (f) 55°; (g) 60°

5.6 测量不确定度分析

由于车轮轮缘内侧面几乎没有磨耗,因此,可以将配准后的车轮廓形与标准车轮廓形轮缘内侧部分进行数据融合,以获取完整的车轮廓形,从而计算车轮轮缘高度 (flange height)、轮缘厚度 (flange thickness) 以及踏面磨耗。

为了分析本文所提方法检测结果的不确定度,将严重磨耗车轮置于钢轨上,人工推动严重磨耗车轮通过检测装置,实验重复 6 次,以验证本文所提方法检测结果的可重复性。实验采用的轮对踏面为严重磨损的 LM 型踏面。表 2 为本文测量方法与人工测量方法对同一车轮的同一位置的检测结果。

从表 2 可知,本文方法获取的车轮轮缘高度、轮缘厚度以及踏面磨耗误差均小于 0.2 mm,满足车轮检测精度要求。使用本文方法测量的车轮几何参

数标准差(SD)均小于人工检测的几何误差,因此,本文方法相对于传统人工检测更精确,且有更高的稳定性。

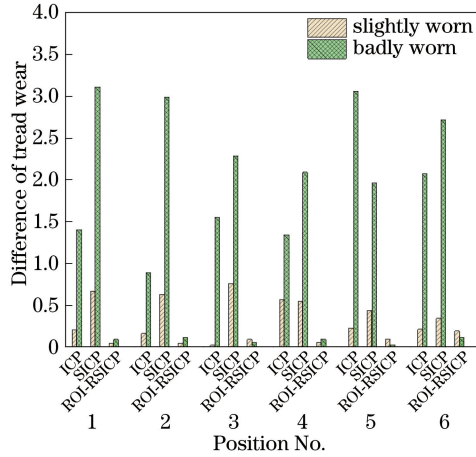


图 12 各算法计算的踏面磨耗值与第四种检查器检测结果的差值

Fig. 12 Difference between tread wear calculated by each method and result measured by the 4th kind of inspector

表 2 严重磨损车轮的重复检测结果

Table 2 Repeated detection results of badly worn wheel

unit: mm

Number of measurements	Flange height		Flange thickness		Tread wear	
	ROI-RSICP	Artificial method	ROI-RSICP	Artificial method	ROI-RSICP	Artificial method
1	31.14	31.10	30.11	30.20	4.14	4.10
2	31.18	31.10	30.09	30.10	4.18	4.10
3	31.12	31.00	30.12	30.20	4.12	4.00
4	31.13	31.00	30.07	30.10	4.13	4.00
5	31.12	31.10	30.12	30.20	4.12	4.10
6	31.20	31.10	30.10	30.10	4.20	4.10
Mean	31.15	31.07	30.10	30.15	4.15	4.07
SD	0.033	0.051	0.0194	0.054	0.033	0.051

5.7 动态车轮几何参数的检测实验

为验证本文方法在动态检测中的应用情况,选取试验车磨耗较为均匀的车轮进行列车进站的动态检测模拟实验。实验标记车轮磨耗均匀的部分作为检测目标区域,设计传感器与试验车目标车轮区域的位置,使试验车通过传感器检测装置时,检测区域与目标区域重合。选取车轮检测区域内不同截面处的 6 组车轮廓形,通过 ROI-RSICP 算法配准后计算这 6 组车轮廓形的轮缘高度、轮缘厚度和踏面磨耗,

同时采用第四种检查器检测该范围内 6 个位置处车轮的几何参数值。由于检测范围内的车轮表面磨耗较为均匀,不同位置处的车轮廓形几何参数值相差极小,可近似认为第四种检查器与 ROI-RSICP 算法检测的是同一个廓形,实验所获取数据如表 3 所示。从表 3 可知,轮缘高度与厚度误差均在 ±0.2 mm 之内,踏面磨耗误差在 ±0.1 mm 之内,满足铁路对车轮轮缘厚度与高度以及踏面磨耗值的检测精度要求。

表 3 车轮几何参数的动态检测结果

Table 3 Dynamic inspection results of wheel geometric parameters

unit: mm

Parameter	Method	Measurement result						Maximum error
		1	2	3	4	5	6	
Flange height	ROI-RSICP	32.11	32.08	32.11	32.07	32.08	32.04	0.12
	Artificial method	32.2	32.1	32.1	32.1	32.2	32.1	
Flange thickness	ROI-RSICP	31.08	31.12	31.13	31.12	31.14	31.14	0.12
	Artificial method	31.2	31.2	31.2	31.1	31.2	31.2	
Tread wear	ROI-RSICP	5.11	5.08	5.11	5.07	5.08	5.04	0.07
	Artificial method	5.1	5.1	5.1	5.0	5.1	5.0	

6 结 论

提出了一种基于感兴趣域的加权尺度迭代最近邻算法,实现了带有仿射畸变的磨耗车轮廓形的动态检测。该算法通过 PointNet 深度学习神经网络,实现了磨耗车轮廓形数据中磨耗感兴趣域部分的提取,并通过对车轮磨耗部分和非磨耗部分赋予不同权重值,实现了带有仿射畸变的车轮廓形的校正。对于带有仿射畸变的非磨耗车轮廓形和磨耗车轮廓形的配准,通过对比 ICP、Scaling ICP 以及本文算法的结果,分析验证了本算法的准确性和稳定性。同时,对于带有仿射畸变的磨耗车轮廓形与标准廓形的匹配,将动态检测结果与人工检测结果进行对比,验证了本文方法的准确性和鲁棒性。因此所提算法能够满足车轮廓形动态检测的精度要求,对车轮镟修具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] Zhang H B, Ye H J. Researching of inspecting method for wheelsets abrasion based on image processing[J]. Machinery, 2004, 31(8): 51-53.
张红波, 叶海建. 基于图像处理的轮对磨耗值检测方法的研究[J]. 机械, 2004, 31(8): 51-53.
- [2] Feng Q B, Chen S. New method for automatically measuring geometric parameters of wheel sets by laser[J]. Proceedings of SPIE, 2003, 5253: 110-113.
- [3] Torabi M, Mousavi S G M, Younesian D. A high accuracy imaging and measurement system for wheel diameter inspection of railroad vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(10): 8239-8249.
- [4] Chen H, Zhang S J, Gao J, et al. Online three-dimensional measurement technology for steel wheel based on rotating scanning of multiple line-laser sensors[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(7): 0704006.
陈瀚, 张思瑾, 高见, 等. 基于多个线激光传感器旋转扫描的铸钢车轮在线三维测量技术 [J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0704006.
- [5] Li M C, Yang Y, Yi B, et al. Radius constraint iteratively reweighted least squares circle fitting method and its application in line laser-based wheel tread detection[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(9): 0904005.
李森成, 杨岳, 易兵, 等. RC-IRLSCF 方法及其服役车轮踏面线激光检测应用 [J]. 中国激光, 2020, 47(9): 0904005.
- [6] Zhang Z F, Lu C, Zhang F Z, et al. A Novel Method for non-contact measuring diameter parameters of wheelset based on wavelet analysis[J]. Optik, 2012, 123(5): 433-438.
- [7] Zhang Z F, Su Z, Su Y L, et al. Denoising of sensor signals for the flange thickness measurement based on wavelet analysis[J]. Optik, 2011, 122(8): 681-686.
- [8] Chen X M, Sun J H, Liu Z, et al. Dynamic tread wear measurement method for train wheels against vibrations[J]. Applied Optics, 2015, 54(17): 5270-5280.
- [9] Xing Z Y, Chen Y J, Wang X H, et al. Online detection system for wheel-set size of rail vehicle based on 2D laser displacement sensors [J]. Optik, 2016, 127(4): 1695-1702.
- [10] Gao Y, Feng Q B, Cui J Y. A simple method for dynamically measuring the diameters of train wheels using a one-dimensional laser displacement transducer [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2014, 53: 158-163.
- [11] Cheng X Q, Chen Y J, Xing Z Y, et al. A novel online detection system for wheelset size in railway transportation[J]. Journal of Sensors, 2016, 2016: 9507213.
- [12] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [13] Hou B, Jin S Z, Wang Y, et al. Comparison of point cloud registration methods in coarse registration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081502.
侯彬, 金尚忠, 王赞, 等. 点云配准方法在粗配准中的比较 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081502.
- [14] Wang C, Shu Q, Yang Y X, et al. Point cloud registration in multidirectional affine transformation with variance compensation[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2): 0215002.
王畅, 舒勤, 杨赞秀, 等. 带方差补偿的多向仿射变换点云配准算法 [J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0215002.
- [15] Du S Y, Zheng N N, Xiong L, et al. Scaling iterative closest point algorithm for registration of m-D point sets[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2010, 21(5/6): 442-452.
- [16] Tang Z R, Liu M Z, Jiang Y, et al. Point cloud registration algorithm based on canonical correlation analysis[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(4): 0404006.
唐志荣, 刘明哲, 蒋悦, 等. 基于典型相关分析的点

- 云配准算法[J]. 中国激光, 2019, 46(4): 0404006.
- [17] Gao Yan Shao Shuangyun Feng Qibo. A novel method for automatically measuring wheel geometric parameters by laser scanning[J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40(7): 0708005.
高岩, 邵双运, 冯其波. 一种激光扫描自动测量轮对几何参数的方法[J]. 中国激光, 2013, 40(7): 0708005.
- [18] Yan J M, Fu M H. Vehicle engineering[M]. 3rd ed. Beijing: China Railway Publishing House, 2008: 37-50.
严隽堯, 傅茂海. 车辆工程[M]. 3版. 北京: 中国铁道出版社, 2008: 37-50.
- [19] Yang Y, Liu L, Yi B, et al. Dynamic inspection of a rail profile under affine distortion based on the reweighted-scaling iterative closest point method[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(11): 115202.
- [20] Yang Y, Liu L, Li M C, et al. Sparse scaling iterative closest point for rail profile inspection[J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2019, 20(1): 011003.
- [21] Charles R Q, Su H, Mo K C, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 77-85.
- [22] Bergström P, Eklund O. Robust registration of point sets using iteratively reweighted least squares [J]. Computational Optimization and Applications, 2014, 58(3): 543-561.
- [23] Sorkine O, Alexa M. As-rigid-as-possible surface modeling[C]//Proceedings of the Fifth Eurographics Symposium on Geometry Processing (SGP), July 4-6, 2007, Barcelona, Spain. Demark: ACM, 2007: 109-116.
- [24] Arun K S, Huang T S, Blostein S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, PAMI-9(5): 698-700.
- [25] Yang Y, Liu L, Yi B, et al. An accurate and fast method to inspect rail wear based on revised global registration [J]. IEEE Access, 2018, 6: 57267-57278.
- [26] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(9): 850-863.
- [27] Alberto G G, Sergio O E, Sergiu O, et al. A review on deep learning techniques applied to semantic segmentation[EB/OL]. (2017-08-22) [2020-05-29]. <https://arxiv.org/pdf/1704.06857.pdf>.