

[研究·设计]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2023.05.007

基于双向 ICP 跨源点云配准的鞋底涂胶轨迹生成

岑佳楠, 贺磊盈*

(浙江理工大学机械工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:针对自动化鞋底涂胶系统中存在的鞋型适用性不高的难题,课题组提出了一种基于修正 PCA (principal components analysis) 和双向 ICP (iterative closest point) 的跨源点云配准算法。对比 3 种采样方法对最终配准精度的影响,选择了最远点降采样作为配准前对点云的预处理;提出了修正 PCA 对鞋底点云进行粗配准,为精确配准提供了较好的初始变换矩阵;利用对跨源点云配准鲁棒性较好的双向 ICP 进行精确配准;根据精确配准结果将标准涂胶轨迹迁移到实时鞋底涂胶系统上,从而得到实时涂胶轨迹。结果表明:修正 PCA + 双向 ICP 在快速精确配准跨源鞋底点云上具有优越性,其中双向 ICP 迭代 20 轮后误差减小到 1.31 mm,相比传统 ICP 算法误差减小了 1.13 mm;修正 PCA + 双向 ICP 算法在处理不同鞋型时具有较好的适用性和精度,配准时间也满足系统要求。该算法可提高传统鞋底涂胶系统对各类鞋型的适用性,具有一定的工程实用价值。

关键词:鞋底涂胶系统;跨源点云配准;修正 PCA;双向 ICP

中图分类号:TH122 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2023)05-0044-09

Generation of Shoe Sole Gluing Trajectory Based on Bidirectional ICP Cross-Source Point Cloud Registration

CEN Jianan, HE Leiying*

(School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at the problem of poor shoe shape applicability in the automatic sole gluing system, a cross-source point cloud registration algorithm based on modified PCA (principal components analysis) and bidirectional ICP (iterative closest point) was proposed. Comparing the influence of the three sampling methods on the final registration accuracy, the farthest point down-sampling was selected as the preprocessing of the point cloud before registration; a modified PCA was proposed to perform coarse registration on the sole point cloud, providing a better initial transformation matrix for accurate registration; the bidirectional ICP with good robustness of cross-source point cloud registration was used for precise registration; according to the accurate registration results, the standard gluing trajectory was migrated to the real-time sole gluing system, so as to obtain the real-time gluing trajectory. The results show that the modified PCA + bidirectional ICP is superior in fast and accurate registration of cross-source shoe sole point clouds, and the error of bidirectional ICP is reduced to 1.31 mm after 20 iterations, which is 1.13 mm less than that of the traditional ICP algorithm; The modified PCA + bidirectional ICP algorithm has better applicability and accuracy when dealing with different shoe types, and the registration time also meets the system requirements. This algorithm can improve the applicability of the traditional sole gluing system to various types of shoes, and has certain engineering practical value.

Keywords: sole gluing system; cross-source point cloud registration; modified PCA (Principal Components Analysis); bidirectional ICP (Iterative Closest Point)

收稿日期:2023-04-28;修回日期:2023-07-18

基金项目:国家自然科学基金(51525504)。

第一作者简介:岑佳楠(1997),男,浙江慈溪人,硕士研究生,主要研究方向为三维点云配准。通信作者:贺磊盈(1983),男,浙江舟山人,博士,副教授,主要研究方向为机器人视觉技术。E-mail:hlying@zstu.edu.cn

鞋底涂胶是鞋类制造过程中至关重要的环节。随着自动化技术和机器视觉的快速发展,鞋底涂胶技术也得到了显著改进。传统的人工涂胶操作逐渐被更高效、环保的自动化涂胶所取代^[1-2]。目前主流的鞋底涂胶系统主要通过立体视觉获取鞋底的三维点云信息,然后根据对应工艺和预设程序在线生成涂胶轨迹,最终控制机械臂完成涂胶操作^[3-4]。在涂胶轨迹生成这一领域,已经有许多学者做出了重要的贡献。例如:武传宇等^[5]根据鞋底外侧轮廓线在鞋底曲面的偏置曲线得到涂胶轨迹;汪泰伸^[6]则是通过将二维深度图中的鞋底最高点边缘轮廓偏置得到涂胶轨迹;谷峥岩^[7]则通过对投影到二维平面的鞋底点云轮廓线进行偏置再反射映到三维空间得到涂胶轨迹。这些方法适用于表面复杂度较低的常规鞋型。然而,随着市场个性化需求的增加,越来越多复杂鞋型问世,使得制鞋企业必须调整生产线。尽管非标设备能够应对复杂的鞋型,但成本很高,而且产线难以规模化,这对于设备商来说效益非常低。因此,为了节约生产成本,制鞋企业对涂胶系统的鞋型适用性提出了更高的要求。

点云配准是一种三维计算机视觉技术^[8],其核心思想是对齐2个不同的三维点云数据,以使他们在几何上更加一致。点云配准通常使用刚体变换,如旋转和平移,以最小化2个点云之间的差异。点云配准的应用非常广泛,例如:在机器人导航中用于定位和地图构建^[9],在三维扫描中用于合并多个扫描数据以生成一个完整的三维模型^[10]等。随着计算机视觉和机器人技术的不断发展,点云配准也在不断演进。经典的迭代最近点算法由Besl等^[11]提出,该方法通过最小二乘来最小化点对距离。然而,该方法对点云组初始位姿较为敏感,容易产生局部最小值问题。为解决这一问题,在进行精配准之前往往需要先进行粗配准,以使得点云组处于较好的初始位姿。Aiger等^[12]提出了4PCS(4-points congruent sets)方法,通过仿射不变性来提高配准的鲁棒性。Rusz等^[13-14]提出了快速点特征直方图来描述点云几何特征,从而进行点云配准。利用深度学习^[15]技术,Wang等^[16]和Aoki等^[17]提出了更加准确和高效的点云配准方法。

针对目前自动化鞋底涂胶系统在适用性上存在的

技术难题,课题组引入了离线标准鞋底点云模型,并将点云配准技术应用于自动化鞋底涂胶系统,使其成为鞋底涂胶工艺和鞋底涂胶系统之间的桥梁,从而将标准鞋底点云模型上的涂胶轨迹应用到实时鞋底涂胶系统上,提高传统鞋底涂胶系统对各类鞋型的适用性。然而噪声、离群点、密度差、部分重叠以及视点差等因素的综合作用导致跨源点云配准相比同源复杂得多^[18]。因此,课题组提出了修正PCA(principal components analysis)的粗配准方法和双向ICP(iterative closest point)的精配准方法,实现了高效精准的跨源点云配准,进而实现标准涂胶轨迹的迁移。

1 点云配准方法

1.1 鞋底跨源点云配准的基本问题描述

点云配准通常指的是将2个或多个点云数据集对齐的过程,从而使它们在几何上更加一致。根据配准的点云数据是否由同一类型传感器采集,点云配准可分为同源点云配准和跨源点云配准2类。不同类型的传感器包含不同的成像机制,噪声、离群点、密度差、部分重叠和尺度差等因素的综合作用导致跨源点云配准相比同源点云配准更为复杂。本文研究的问题是将标准鞋底点云模型和实时鞋底点云模型进行配准,属于跨源配准问题。为了将标准鞋底涂胶轨迹应用到如图1所示的鞋底涂胶系统中,课题组提出了修正PCA和双向ICP的组合算法用以配准标准鞋底点云模型和实时鞋底点云模型。

1.2 鞋底点云模型的获取

将点云配准技术应用到鞋底涂胶系统上的第一步是获取离线标准鞋底点云模型与在线实时鞋底点云模型,前者作为点云配准的源点云,后者作为目标点云。其中源点云是在离线状态下,利用工业手持式激光扫描系统扫描鞋底获得的标准鞋底点云模型,如图2所示,其精度为0.05 mm,包含完整鞋底表面信息。

目标点云则是通过自动化流水线上的线结构光三维重建系统实时扫描得到的包含部分鞋底表面信息的鞋底点云模型^[19],如图3所示。

上述2种点云模型由不同的传感器采集,前者密度大、分布均匀且噪音少;后者密度小、数据存在缺失、噪音相对较多以及存在明显的线性纹理。

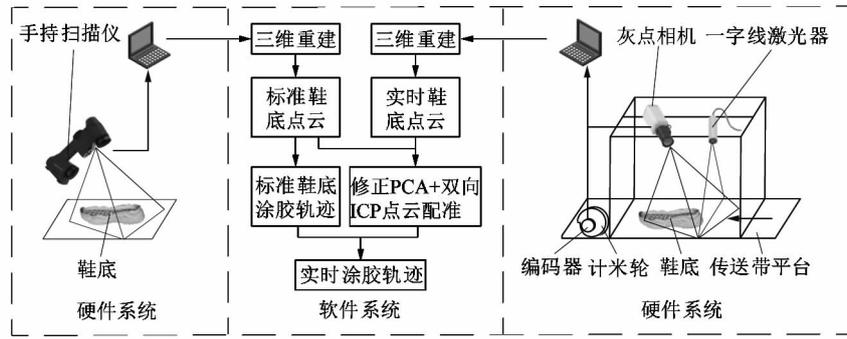


图 1 鞋底涂胶系统

Figure 1 Sole gluing system

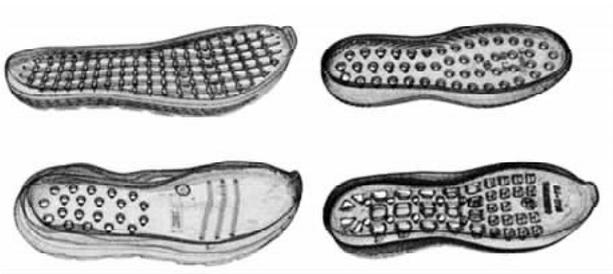


图 2 标准鞋底点云模型

Figure 2 Standard point cloud model

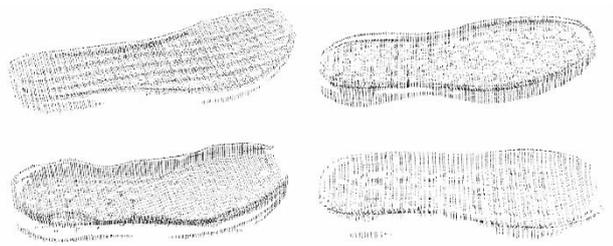


图 3 实时鞋底点云模型

Figure 3 Real-time shoe sole point cloud model

1.3 基于修正 PCA 的粗配准

由于不同点云传感器的视点不同,采集到的点云存在初始相对位姿差异较大的可能性。在这种情况下,点云首先需要进行较为粗糙的配准,为后续精配准提供较好的变换初值。鉴于跨源点云的变化较大,需要一种可以提取人类容易识别的不变结构的方法。图 2~3 的鞋底点云中点在鞋尾到鞋头方向上的分布范围最广,在垂直鞋面方向上的分布最窄,即使 2 个跨源鞋底点云间差异较大,但其整体结构特征仍然可以被识别,因此对于结构信息中充斥着噪声、异常值和不同密度的跨源点云,首先关注的是整体信息而不是细节

信息。利用鞋底这一明显的特征信息,课题组基于主成分分析法进行鞋底点云模型的粗配准方法设计。

基于主成分分析的粗配准方法,主要利用点云数据的主轴方向进行配准。首先计算 2 组点云的协方差矩阵,对协方差矩阵进行奇异值分解,并将特征向量转换为主轴坐标系中的 XYZ 轴;然后通过主轴方向求出旋转矩阵,计算 2 组点云中心的平移量来求出平移向量。用 PCA 主成分分析方法进行粗配准的流程如下:

1) 计算源点云 P_S 和目标点云 P_T 的质心 \bar{S} 和 \bar{T} 。

$$\left. \begin{aligned} \bar{S} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i; \\ \bar{T} &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M T_i. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: S_i, T_i 代表点云坐标向量 (x, y, z) ; N, M 代表点云点数。

$$P_S = \{S_i \mid i = 1, \dots, N\}, P_T = \{T_i \mid i = 1, \dots, M\}。$$

2) 计算他们的协方差矩阵 C_S 和 C_T 。

$$\left. \begin{aligned} C_S &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - \bar{S})(S_i - \bar{S})^T; \\ C_T &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (T_i - \bar{T})(T_i - \bar{T})^T. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

3) 对 C_S 和 C_T 进行奇异值分解可以得到 2 者的特征矩阵 U_S 和 U_T 。

$$\left. \begin{aligned} C_S &= U_S D_S V_S^T; \\ C_T &= U_T D_T V_T^T. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中: $U_S, U_T \in R^{3 \times 3}$, 其列向量为协方差矩阵的左奇异向量; D_S, D_T 为对角矩阵, 对角元素为协方差矩阵的奇异值; V_S, V_T 的列向量为协方差矩阵的右奇异向量。

4) 对特征列向量进行调整,转换为点云质心主坐标系 U'_s 和 U'_T ;再计算求出初始的刚体变换参数 R_0 和 t_0 ,其中 R_0 为初始旋转矩阵, t_0 为初始的平移向量。

$$\left. \begin{aligned} U'_s &= [U_s(3) \quad U_s(2) \quad U_s(3) \cdot U_s(2)]; \\ U'_T &= [U_T(3) \quad U_T(2) \quad U_T(3) \cdot U_T(2)]. \end{aligned} \right\} (4)$$

$$\left. \begin{aligned} R_0 &= U'_T U'^{-1}_s; \\ t_0 &= T - R_0 \bar{S}_0. \end{aligned} \right\} (5)$$

由于通过主成分分析得到的特征向量存在反向的可能性,上述求出的初始 R_0 和 t_0 不一定能用于精配准。如果粗配准后的点云误差较大,精配准会往错误的方向收敛,导致无法进行正确的配准。因此在进行精配准之前,需要完成对初值 R_0 和 t_0 的校正。首先利用未校正的初值 R_0 和 t_0 将源点云 P_s 进行旋转平移得到 P'_s 。

$$P'_s = R_0 P_s + t_0. \quad (6)$$

通过双向近邻点搜索法找到点云 P'_s 和 P_T 的对应点集 P_s 和 P_T ,对应点对数为 L , $P_s = \{S'_i \mid i = 1, \dots, L\}$, $P_T = \{T'_i \mid i = 1, \dots, L\}$,其中 S'_i 和 T'_i 代表点云坐标向量。再计算对应点集的均方根误差 e :

$$e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^L |S'_i - T'_i|^2. \quad (7)$$

U'_s 矩阵的 3 个列向量 $U'_s(1)$, $U'_s(2)$ 和 $U'_s(3)$ 分别代表点云模型 3 个主轴方向 X , Y 和 Z 。由于主轴存在正、反 2 种情况,因此对应变换一共有 4 种情况。计算 4 种情况对应的均方根误差,误差最小时对应的初始值 R_0 和 t_0 即为正确的初始变换参数。主轴对应的 4 种情况如表 1 所示。

表 1 主轴对应的 4 种情况

Table 1 Four conditions corresponding to main shaft

列向量	向量方向			
$U'_s(1)$	1	1	-1	-1
$U'_s(2)$	1	-1	1	-1
$U'_s(3)$	1	-1	-1	1

通过对 U'_s 的列向量取反操作,可以得到新的主方向 $U_{s,new}$,利用式(5)求出校正后的初始变化参数值 R'_0 和 t'_0 ,再利用式(6)将源点云旋转到与目标点云大致重合的位置,为后续的精配准提供一个良好的初始位姿。

1.4 基于双向 ICP 的精配准

源点云通过粗配准变换到一个较好的位置,但由于点云数据上的差距,配准精度还存在提升空间。因此课题组基于迭代最近点 ICP 设计点云的精配准方案,该方法的目标函数为:

$$R^*, t^* = \arg \min_{R, t} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \|S'_i - R \cdot T'_i - t\|^2. \quad (8)$$

式中: R^* , t^* 为最优变换参数; t 为最终平移向量; R 为最终旋转矩阵。

经过粗配准后,如果直接通过线性扫描寻找源点云 P'_s 在目标点云 P_T 中的最近点,计算复杂度为 $O(N \cdot M)$,通过 KD 树最近邻搜索得到对应点集的计算复杂度为 $O(N \cdot \log(M))$,其复杂度远小于前者;但由于在跨源点云配准中源点云点数和目标点云点数存在较大差异,当源点云点数大于目标点云时,单向 KD 树搜索最近点对会出现多对一的现象进而影响后续的配准效果。为此以双向构建 KD 树的方法改进单向 KD 树,从而得到严格意义上的一对一对,其计算复杂度为 $O(N \cdot \log(M) + M \cdot \log(M))$,虽然搜索时间约为单向 KD 树的 2 倍,但后续的配准精度得到了提高。

具体步骤为:分别构建 P'_s , P_T 点云的 KD 树;在 P_T 内搜索 S_i 最近点为 T_i ,若在 P'_s 内搜索 T_i 的最近点为 S_i ,则说明 S_i 和 T_i 为一对具有唯一对应关系的最近点;若在 P'_s 内搜索 T_i 的最近点不为 S_i ,则继续寻找下一点 S_{i+1} 在 P_T 内的最近点,直至遍历点云 P'_s 内各点。

通过双向 KD 树最近邻搜索确定对应点对 $P_{S_0}^*$ 和 $P_{T_0}^*$ 后,可以借助奇异值分解求得点对距离最小时的最优刚体变化。设 \bar{S}^* 为 $P_{S_0}^*$ 质心, \bar{T}^* 为 $P_{T_0}^*$ 质心,令:

$$\left. \begin{aligned} H &= \sum_{i=1}^k (S_i^* - \bar{S}^*)(T_i^* - \bar{T}^*)^T; \\ H &= UDV^T. \end{aligned} \right\} (9)$$

则 ICP 问题的最优旋转为 $R^* = VU^T$,最优平移为 $t^* = \bar{T}^* - R^* \bar{S}^*$ 。

为了进一步提高配准精度,“双向搜索最近对应点”和“求解最优变换”这 2 步不停迭代进行,直到满足迭代终止条件,常用的终止条件有迭代次数以及前后 2 次迭代误差。每一次迭代都会得到当前的最优变换参数 R^* 和 t^* ,将达到终止条件前的所有变换矩阵

相乘即可得到最终的齐次变换矩阵。

1.5 标准鞋底点云模型中轨迹的提取

由于标准鞋底涂胶轨迹与鞋底涂胶工艺密不可分,且不同的鞋底对应不同的涂胶工艺,因此文中仅简单举例如何在离线状态下结合标准鞋底点云模型来获取相对应的标准鞋底涂胶轨迹。

如图 4(a) 所示,手动选取标准鞋底点云模型上离散点集作为涂胶轨迹路径点。为得到 C^2 连续的轨迹曲线,采用三次非均匀有理样条对离散点进行插值拟合。

$$p(u) = \sum_{j=0}^n d_j N_{j,3}(u) = \sum_{j=i-3}^i d_j N_{j,3}(u)。(10)$$

采用哈特利-贾德方法定义节点矢量,反算控制顶点 $d_i(i=0,1,\dots,n)$,确定控制顶点、曲线次数和节点矢量,就定义了一条经过数据点集 $q_i(i=0,1,\dots,m)$ 的 3 次 B 样条曲线。通过德布尔算法的递推公式^[20]即可以完成 B 样条曲线的正算过程,从而得到如图 4(b) 所示的标准涂胶。

1.6 跨源鞋底点云的配准方法

由于工业扫描仪扫描得到的标准鞋底点云数据规模较大,在对实时性有一定要求的鞋底点云涂胶系统中,直接使用未采样的点云数据会占据大量计算资源,影响涂胶系统运行效率。因此在配准前需要对点云进行降采样处理,为了在减少数据量的同时尽可能保留点云特征,课题组采用最远点采样对标准点云模型进行降采样处理。如图 5 所示,降采样后通过修正 PCA 与实时点云模型进行粗配准,使二者在同一空间坐标系下大致上重合,然后利用双向 ICP 算法进行精配准,将通过点云配准得到的齐次变换矩阵应用到标准涂胶轨迹 S_a 上即可得到涂胶系统中鞋底的真实涂胶轨迹

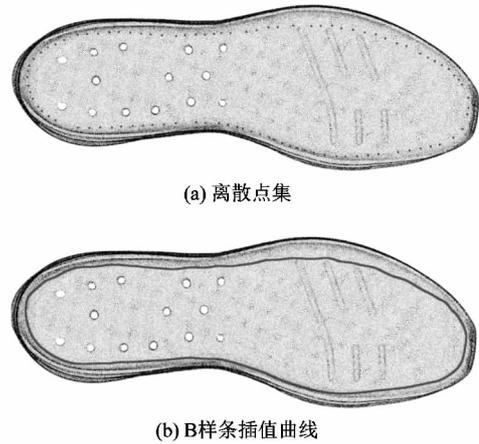


图 4 涂胶轨迹曲线拟合

Figure 4 Gluing track curve fitting

S_b , 实现轨迹迁移,公式为 $S_b = R * S_a + t$ 。

2 鞋底点云配准及结果分析

本实验平台为个人电脑,配置为 Intel Core i9-12900H CPU@2.50 GHz 处理器,16.0 GB 内存,64 位 Win11 操作系统;应用软件为 Visual studio 2022、开源点云库 PCL 1.13.0 和开源计算机视觉库 opencv 4.7.0;通过 VC++ 进行编程。实验使用的标准鞋底点云模型由思看科技公司的 KSCAN 复合式三维扫描仪采集得到,实时鞋底点云模型由 FILR 公司的工业相机 BFLY-PGE-13E4M-CS 三维重建得到。

2.1 降采样对配准精度影响分析

标准鞋底降采样处理如图 6 所示。由于标准鞋底点云模型数据量较大,如图 6(a) 中的鞋底点云,包含 262 914 个三维点数据,如果直接将大规模的数据用于点云配准,过程中的计算会很复杂。因此在配准实验前,课题组对标准鞋底点云模型进行降采样预处理,并

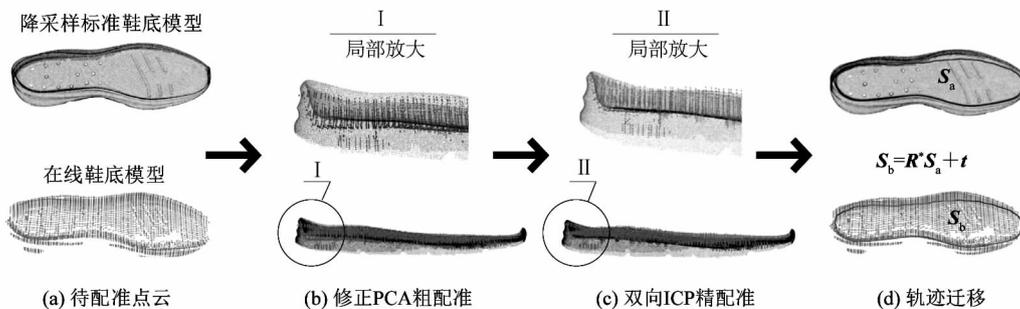


图 5 轨迹迁移计算流程图

Figure 5 Flow chart of trajectory migration calculation

对比最远点降采样、体素降采样以及随机降采样3种采样方法对最终配准精度的影响,通过实时鞋底点云最近邻点的均方根误差来表征降采样算法对点云配准的影响。

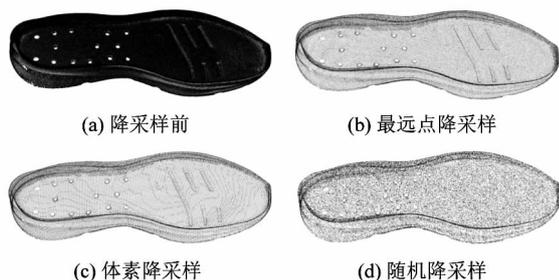


图6 标准鞋底点云降采样处理

Figure 6 Standard sole point cloud down-sampling processing

最远点降采样是一种迭代的贪心算法。它从点云中选择一个起始点,然后迭代地选择离当前已选择点集最远的点,直到达到预设的采样点数目。体素降采样是将点云空间划分为立方体体素,并在每个体素内选择一个代表性的点作为采样点。随机降采样是一种简单的方法,通过在点云中随机选择一定数量的点来进行降采样。

从图7可以看出,最远点降采样法在不同数量规模的点云配准中对提高配准精度的效果最优,体素降采样其次,随机降采样最差。因此课题组选取最远点降采样作为大规模点云的降采样方法。虽然点数量减少在一定程度上会导致双向配准点对数量的降低和特征的丢失,但当点云规模下降了79%时,使用最远点降采样后均方根误差仅仅增大了0.05 mm,相比其他2种方法误差变换也更小。可以看出不同程度的降采样对配准后的均方差没有造成较大的影响,能够满足鞋底涂胶系统精度要求。同时后续配准实验中标准鞋底模型均为进行过最远点降采样后点数为55 083的点云模型。

2.2 粗配准算法对比分析

为了使配准点云在精配准前处于较好的初始位姿,分别使用4PCS,FPFH(fast point feature histogram)和修正PCA作为粗配准算法来配准标准鞋底点云与实时鞋底点云,配准效果如图8所示。

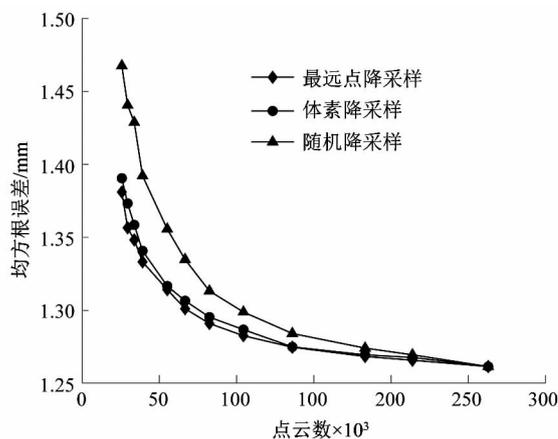


图7 降采样对配准精度的影响

Figure 7 Effect of down-sampling on registration accuracy

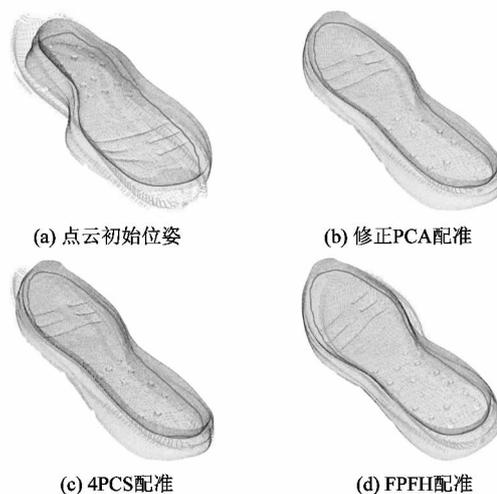


图8 粗配准结果

Figure 8 Coarse registration results

通过计算实时鞋底点云最近邻点的均方根误差作为配准精度指标。通过对比表2中配准后的均方根误差,可以看出修正PCA配准精度达到了2.15 mm,误差约为FPFH和4PCS的一半;配准时间上修正PCA仅需0.16 s,速度比FPFH快了699.25倍。其中FPFH配准时间较长的原因在于点云法向量和复杂点云特征的计算,同时FPFH没有对近邻点所有组合进行计算,会漏掉一些重要点对导致配准精度下降。相比FPFH算法,4PCS的配准时间与修正PCA更接近,但精度仍较差。而修正PCA之所以能较好地完成粗配准,一方面在于其较小的计算量;另一方面在于协方

差矩阵分解得到的特征向量对点云全局结构特征的正确把握。

表 2 FPFH、4PCS 与修正 PCA 配准效果对比

Table 2 Comparison of registration effects of FPFH, 4PCS and modified PCA

算法	配准后均方根误差/mm	配准时间/s
FPFH	4.18	112.04
4PCS	4.72	0.18
修正 PCA	2.15	0.16

2.3 精配准算法对比分析

分别使用双向 ICP 和传统单向 ICP 作为精配准算法配准粗配准后的跨源鞋底点云,以标准鞋底点云作为源点云,实时鞋底点云作为目标点云,对比双向 ICP 算法和传统单向 ICP 算法在 20 轮迭代后的配准效果。配准结果如图 9 所示。显然在 20 轮迭代后,传统 ICP

配准的配准效果差于课题组提出的双向 ICP 配准。通过对比表 3 中配准后的均方根误差,在鞋底点云初始位姿一致时,传统 ICP 配准结果比双向 ICP 差,且误差大于配准前误差;而双向 ICP 的均方根误差减小到 1.31 mm,相比配准前减小了 0.84 mm。从配准时间上来看,双向 ICP 算法约是 ICP 算法的 2 倍,但仍在涂胶系统允许范围之内。可以看出双向 ICP 算法在处理跨源鞋底点云配准问题上有着更加优异的表现。

表 3 ICP 和双向 ICP 配准效果对比

Table 3 Comparison registration effects of ICP and bidirectional ICP

算法	配准前均方根	配准后均方根	配准时间/s
	误差/mm	误差/mm	
ICP	2.15	2.44	0.82
双向 ICP	2.15	1.31	1.55

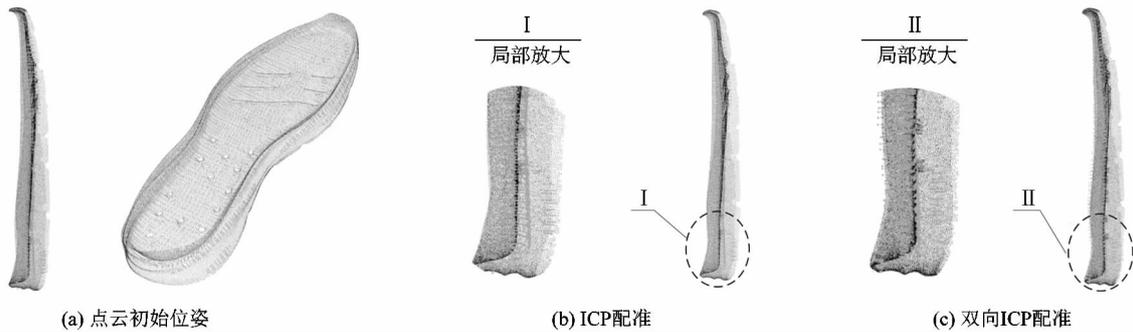


图 9 精配准结果

Figure 9 Fine registration results

2.4 组合算法在各类鞋型上的适用性测试

点云配准一般先使用粗配准算法处理点云组,在获得良好的初始位姿之后,再使用精配准算法进一步优化。一般粗配准方法使用 FPFH 算法和 4PCS 算法较多,精配准算法使用 ICP 算法较多,课题组提出一种新的组合算法:使用修正 PCA 算法作为粗配准算法,双向 ICP 作为精配准算法。为测试该组合算法在涂胶系统中对不同鞋型的适用能力,选取相对位姿不同、鞋型不同的 6 对点云组进行配准实验,并计算配准时间和配准后的误差。图 10 中第 1 行为 6 组点云配准前的位姿,第 2 行为对应点云组配准后的位姿。从表 4 中对比不同型号鞋底点云组的配准结果,可以看出该

算法精度在 1.40 mm 以内,同时配准时间也满足系统要求。

表 4 不同型号鞋底配准效果对比

Table 4 Comparison of matching effects of different models of soles

鞋型	配准后均方根误差/mm	总配准时间/s
I	1.26	1.41
II	1.38	2.28
III	1.39	2.13
IV	1.00	2.58
V	1.16	1.58
VI	1.20	1.85

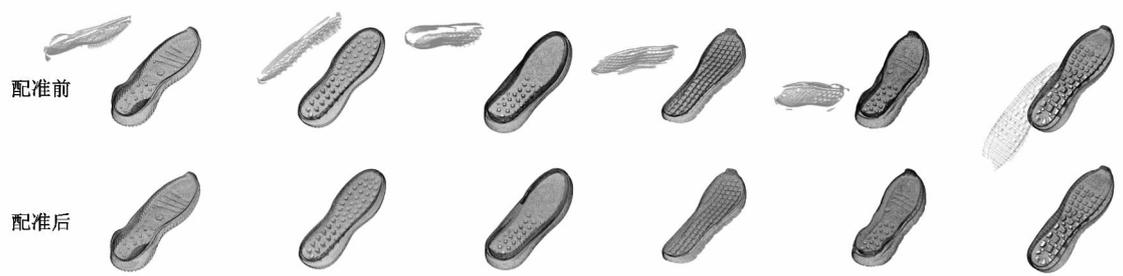


图10 不同型号鞋底配准结果

Figure 10 Registration results of different models of soles

3 结论

针对自动化鞋底涂胶系统中存在的鞋型适用性不高的关键技术难题,课题组提出了一种基于修正PCA和双向ICP的跨源点云配准算法,并将其应用于自动化鞋底涂胶系统上。该算法作为鞋底涂胶工艺和鞋底涂胶系统之间的桥梁,能够将标准鞋底点云模型上的标准涂胶轨迹应用于实时鞋底涂胶系统上,从而提高传统鞋底涂胶系统对各类鞋型的适用性,具有一定的工程实用价值。课题组通过实验选取最远点降采样处理大规模点云,并验证了点云降采样对配准精度影响较小;其次,通过算法对比分析,体现了修正PCA和双向ICP在配准跨源鞋底模型上的优势;最后,对6对不同鞋型点云组进行了配准实验,验证了该算法在不同鞋型上的适用性。但需要注意的是,本算法的可扩展性还未进行验证,对于其他设备采集的跨源鞋底点云配准是否能得到相近的性能还需要进一步研究。未来的工作包括验证其可扩展性,以应对不同涂胶系统上的点云重建系统,同时结合鞋底涂胶系统实现机械臂在流水线上对任意姿态、任意型号的鞋底涂胶。

参考文献:

- [1] 李鑫娟,丁婉婧,姚云鹤. 百丽退市与我国鞋业的转型发展分析[J]. 皮革科学与工程,2018,28(3):72-74.
- [2] 王朋,王海涛. 工业机器人应用又一亮点:制鞋成型工艺[J]. 机器人技术与应用,2005(4):37-39.
- [3] 陈罡,严楠,李立军. 一种机器人制鞋涂胶系统设计与仿真研究[J]. 机械工程与自动化,2020(1):29-30.
- [4] 贾明峰,胡国清,吕成志. 基于图像处理的自动喷胶系统的研究[J]. 制造业自动化,2017,39(6):116-119.
- [5] 武传宇,贺磊盈,李秦川,等. 鞋底曲面数据提取与喷胶轨迹的自动生成方法[J]. 机械工程学报,2008(8):85-89.

- [6] 汪泰伸. 基于立体视觉的鞋底自动喷胶轨迹生成方法的研究[D]. 厦门:华侨大学,2020:25-39.
- [7] 谷峰岩. 基于机器视觉的鞋底自动化涂胶系统设计[D]. 芜湖:安徽工程大学,2022:54-56.
- [8] 李建微,占家旺. 三维点云配准方法研究进展[J]. 中国图象图形学报,2022,27(2):349-367.
- [9] YOKOZUKA M, KOIDE K, OISHI S, et al. LiTAMIN2: ultra light lidar-based slam using geometric approximation applied with KL-divergence[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi'an:IEEE,2021:11619-11625.
- [10] YANG Y, CHEN H L, LIU X L, et al. Real-time point cloud registration for flexible hand-held 3D scanning [C]//Sixth Symposium on Novel Photoelectric Detection Technology and Applications. Beijing:SPIE,2020:1957-1965.
- [11] 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(3):239-256.
- [12] AIGER D, MITRA N J, COHEN-OR D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration [J]. ACM Transactions on Graphics,2008,27(3):1-10.
- [13] RUSU R B, BLODOW N, MARTON Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms [C]//2008 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems. Nice:IEEE,2008:3384-3391.
- [14] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe:IEEE,2009:3212-3217.
- [15] 秦红星,刘镇涛,谭博元. 深度学习刚性点云配准前沿进展[J]. 中国图象图形学报,2022,27(2):329-348.
- [16] WANG Y, SOLOMON J M. Deep closest point: learning representations for point cloud registration[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul:IEEE,2019:3523-3532.