

徐笑天, 陈胜. 基于牙齿点云的配准与咬合压力分析[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 82-86. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24032204

## 基于牙齿点云的配准与咬合压力分析

徐笑天, 陈 胜

(上海理工大学, 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

**摘 要:** 牙齿修复体的咬合压力分析对全冠预备体的牙齿修复具有重要意义。为了解决牙齿修复后不正确的咬合压力问题, 提高分析效率, 本文结合 Pointdsc 深度学习网络与 KDTree 近邻搜索算法, 实现牙齿预备体咬合压力的自动化分析。首先, 利用口腔扫描仪获取上下牙的三维数据, 随后通过聚合模块, 谱匹配模块和部分到全局配准模块获得变换矩阵, 从而对牙齿点云进行配准; 其次, 通过 KDTree 近邻搜索对配准后的牙齿点云进行咬合压力分析, 获得牙齿咬合压力图; 最后, 在 3DMatch 数据集上进行的配准实验, 验证了本文提出的方法在多种不同的数据集场景下出色的点云配准能力, 不仅提高了配准的速度, 还显著提升了配准的精度, 点云的可视化也为牙齿修复工作带来了更为可靠和高效的解决方案。

**关键词:** 深度学习; 点云配准; 变换矩阵; 牙齿咬合压力图

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)11-0082-05

## Registration and occlusal pressure analysis based on dental point clouds

XU Xiaotian, CHEN Sheng

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** The occlusal pressure analysis of dental restorations is of great significance for the dental restoration of the whole crown preparation. In order to solve this problem and improve the analysis efficiency, this paper combines the Pointdsc deep learning network and KDTree nearest neighbor search algorithm to realize the automatic analysis of occlusal pressure of tooth preparation. In this method, the three-dimensional data of the upper and lower teeth were obtained by using the oral scanner, and then the transformation matrix was obtained through the aggregation module, the spectral matching module and the partial to global registration module, so as to register the tooth point cloud, and then the occlusal pressure analysis of the registered tooth point cloud was carried out through KDTree nearest neighbor search to obtain the dental occlusal pressure map. The registration experiments conducted on the 3DMatch dataset verified the excellent point cloud registration ability of the method proposed in this paper in a variety of different dataset scenarios, which not only improves the speed of registration, but also significantly improves the accuracy of registration, and the visualization of point cloud also brings a more reliable and efficient solution for dental restoration.

**Key words:** deep learning; point cloud registration; transform the matrix; dental occlusal pressure map

## 0 引 言

牙齿畸形是指人的成长发育过程中, 受到先天因素、后天不良的口腔习惯或是替牙期产生错颌畸形等影响导致牙齿生长朝向不同的畸形<sup>[1]</sup>。有报告指出, 中国各口腔专科医院诊疗费用最高的科室为牙齿正畸科<sup>[2]</sup>。不仅仅是中国, 在许多国家中口腔疾病的临床诊疗费用高居第四<sup>[3]</sup>。随着社会的进步, 越来越多的人通过正畸治疗来保护口腔健康,

正畸治疗主要通过对牙齿施加正畸力来治疗牙齿畸形<sup>[4]</sup>。尽管居民口腔健康素养水平逐渐提高, 但牙齿畸形人群患病率依然高达 70% 以上<sup>[5]</sup>。口腔疾病如龋齿、牙周病等不仅影响口腔功能, 还会对全身健康产生影响。杨艳<sup>[6]</sup>提出口腔疾病在局部周围组织各类慢性或急性的病理变化基础上, 亦能够继发性导致机体远处病理变化, 口腔疾病中龋齿、齿列不齐、牙周炎、缺失牙等均能够对患者的生活质量产生影响, 乃至引发继发性疾病。

**作者简介:** 徐笑天(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 三维图像处理。

**通信作者:** 陈 胜(1976—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 医学图像处理与分析。Email: chnshn@hotmail.com。

收稿日期: 2024-03-22

哈尔滨工业大学主办 ◆ 系统开发与应用

咬合压力是评估全冠预备体的重要指标之一。上下牙之间的咬合压力若存在问题, 不仅直接影响修复体的质量, 还可能对原本健康的牙齿造成不良影响。张洪贵<sup>[7]</sup>指出患者在接受全冠修复后, 可能会出现牙龈肿胀、出血等问题, 凸显了咬合压力在修复过程中的重要性。因此, 对于全冠修复而言, 正确评估和控制咬合压力至关重要, 不仅能够确保修复体的长期稳定性和功能, 还能够提升患者的治疗效果和生活质量。

传统的咬合压力主要是通过各种压力传感器采集。复旦大学侯超等<sup>[8]</sup>公开了一种牙齿咬合力传感器的压力采样电路以及牙齿咬合力分析仪, 通过多个模数转换器 (Analog Digital Converter, ADC) 同步采集压力点的方式, 在保证数据同样稳定的前提下, 大大增加了压力点的采样速度; 黄榕熙<sup>[9]</sup>设计了一个测力阵列传感器, 提出了牙齿压力分布测量系统的总体方案, 对传感器的输出输入特性进行了曲线拟合; 沈建等<sup>[10]</sup>提供一种适用于多种牙齿咬合的正畸咬胶, 对各种牙齿的咬合能更好的受力, 更快速的贴合牙齿, 提高矫正效果。

目前, 随着卷积神经网络在医学图像分析领域的广泛应用, 基于深度学习的方法已经成为医学界的主流选择。相较于传统方法, 深度学习网络这一新方法通过训练学习目标特征, 无需人为操作, 具有更高的效率。宗晓萍<sup>[11]</sup>提出一种基于 FPFH (Fast Point Feature Histogram) 特征的 ICP (Iterative Closest Point) 点云配准改进算法, 最终得到从源点云到目标点云的变换矩阵; 刘美菊<sup>[12]</sup>提出一种改进的 RANSAC (Random Sample Consensus) 快速点云配准算法, 能快速精确地剔除误匹配点, 进行仿射变换矩阵求解; Sun<sup>[13]</sup>使用 4PCS (4-Points Congruent Sets) 算法, 在处理具有小重叠点云或对称结构场景等限制性情况时, 采用非共面 4 点基集来处理数据, 从而节省配准的时间; Mohamad<sup>[14]</sup>提出了 Super 4PCS 算法, 使用一组特殊的 4 个点, 利用智能索引来降低原始 4PCS 算法的复杂性; DGR (Deep Global Registration) 使用 3 个模块来进行点云配准<sup>[15]</sup>。

本文基于 PointDSC 网络, 设计了一种局部到全局配准的点云配准方法, 利用空间一致性来衡量点云特征, 通过深度几何特征剔除异常值, 从而计算出变换矩阵, 实现牙齿点云配准; 配准后通过 KDTree 近邻搜索, 并用 PCL 库的代码实现咬合压力可视化。

## 1 本文方法

### 1.1 总体方法框架

基于牙齿点云的配准与咬合压力分析由两部分组成。阶段一对口腔扫描仪扫到的点云数据进行处理, 将数据输入网络模型进行处理, 转化成上下牙模的点云数据; 阶段二对配准好的点云数据输入 PCL (Point Cloud Library) 库, 先计算出上下牙模点云之间的距离, 再对这些距离进行滤波和平均, 并通过可视化代码进行显示。

### 1.2 点云配准

由于密度分布、遮挡性质以及测量噪声等因素的影响, 现有的配准方法常常存在配准精度较低, 配准时间较长的问题。为了解决这一问题, 本文提出了一种局部到全局的点云配准网络, 该网络以上下牙相对应的点云数据作为输入, 输出相应的变换矩阵, 从而为点云配准过程提供了更可靠且精确的解决方案。该网络能够有效降低对噪声和初始角度的敏感性。

配准流程图如图 1 所示。输入的点云匹配点对首先经过特征聚合模块 (SCNonlocal Module), 该模块利用了内点对应之间的空间一致性, 并将其嵌入高维几何特征中。在特征空间中搜索最近邻, 传递到谱匹配模块 (Neural Spectral Matching Module, NSM) 中获取对应点的置信度, 通过输入的特征判断对应点是否为对应点, 并通过空间一致性来过滤异常点。最后, 利用局部到全局的配准方法 (Local to Global Registration, LGR) 根据对应点对来求出变换矩阵, 从而实现点云配准。

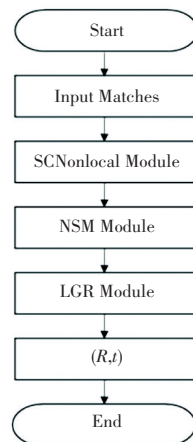


图 1 配准流程图

Fig. 1 Registration flowchart

#### 1.2.1 特征聚合模块

特征聚合模块的整体结构如图 2 所示, 本文引

入一个新颖的空间一致性项,以补充非局部运算符中的特征相似性。具体来说,是使用下式来更新特征:

$$f_i = f_i + \text{MLP} \left( \sum_j^{|C|} \text{Softmax}_j(\alpha\beta) g(f_j) \right) \quad (1)$$

其中,  $f_i$  和  $f_j$  是输入点云的匹配点对中的第  $i, j$  个匹配点对,  $f_i$  和  $f_j$  代表了  $i, j$  的特征, 特征相似性项;  $\alpha$  定义为嵌入点积相似性; 空间一致性项  $\beta$  是根据三维刚体变换的长度约束定义的,  $f_i$  作为输出, 将输入到谱匹配模块中。

通过测量点对的  $x, y$  坐标来计算出  $\beta$  的值, 点对之间的距离  $d_{ij}$ , 公式如下:

$$\beta_{ij} = \left[ 1 - \frac{d_{ij}^2}{\sigma_d^2} \right] \quad (2)$$

$$d_{ij} = | \|x_i - x_j\| - \|y_i - y_j\| | \quad (3)$$

其中,  $\sigma$  为训练参数。

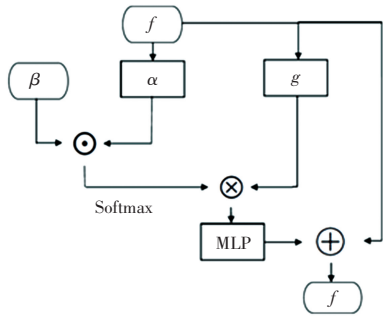


图2 特征聚合模块整体结构

Fig. 2 SCNonlocal module overall structure

### 1.2.2 谱匹配模块

为了剔除异常点,找到正确的匹配对应点,就需要构造兼容性矩阵  $M$ 。兼容性矩阵  $M$  的构建方式如下式:

$$M_{ij} = \beta_{ij} \times \gamma_{ij} \quad (4)$$

其中,  $\gamma_{ij}$  计算如下式:

$$\gamma_{ij} = \left[ 1 - \frac{1}{\sigma_f^2} \|f_i - f_j\|^2 \right] \quad (5)$$

其中,  $f$  为归一化后的向量特征,  $\sigma_f$  为控制变量,影响特征差异的敏感性。

通过计算得到兼容性矩阵  $M$ , 对该矩阵求值, 值越大代表该对应点越有可能是正确对应点对。

### 1.2.3 部分到全局配准模块

因为假设的对应关系通常受到离群值的影响, 以往的方法通常依赖稳健的姿态估计器来估计变换。然而, 大多数稳健的估计器, 如 RANSAC, 其收敛速度较慢。本文采用部分到全局的配准方案, 成功实现了稳健的配准, 而不依赖于稳健估计器, 从而

大大降低了计算成本。与一些传统方法相比, 部分到全局配准在计算变换矩阵时无需进行多次采样, 从而显著减少了算法的时间消耗, 还提高了点云配准的精度和速度, 实现了对点云的高精度配准。

本文提出的部分到全局配准模块包括两个关键阶段: 全局阶段和局部阶段。在全局阶段, 利用这些候选变换来选择最佳的变换, 以实现点云的准确配准; 在局部阶段, 这种假设和验证的方法能够更有效地生成变换候选。针对每个超级点匹配, 使用其局部点对应关系来解决变换  $T_i = \{\hat{R}, \hat{t}\}$ :

$$\hat{R}, \hat{t} = \underset{R, t}{\operatorname{argmin}} \sum_i^{F'} m_i \|R \cdot x_i + t - y_i\|_2^2 \quad (6)$$

其中,  $m_i$  表示谱匹配模块的第  $i$  个匹配点对置信度解出的  $M$  矩阵的值;  $R, t$  是旋转平移矩阵;  $\hat{R}, \hat{t}$  是计算出的位姿变换矩阵;  $F'$  作为  $F$  的一部分, 为计算变换矩阵的对应点集合;  $x_i, y_i$  则是对应点的坐标。

由于高质量的对应关系, 此阶段获得的变换已经达到了非常高的精度。

在全局阶段, 选择允许具有最多内点匹配的变换, 以便在整个全局点对应关系上获得最佳的配准效果, 公式如下:

$$\bar{R}, \bar{t} = \underset{R, t}{\operatorname{argmin}} \sum_i^{F'} [\|R \cdot x_i + t - y_i\|_2^2 < \tau] \quad (7)$$

其中,  $[\ ]$  为 Iverson 括号, 括号内的条件满足则为 1, 不满足则为 0;  $\tau$  为接受半径;  $\bar{R}, \bar{t}$  为最终求解出的点云配准变换的旋转矩阵和平移矩阵。

### 1.3 咬合压力可视化

在对牙齿点云配准完成后, 通过 PCL 点云库, 结合 KDTree 近邻搜索算法, 对牙齿点云进行处理, 从而实现咬合压力的可视化, 即输入包含了咬合关系的上下牙弓点云到 PLC 库中, 通过构建 KDTree 数据结构实现对点云数据的高效搜索, 从而能够更加准确地计算上下牙模之间的距离关系。具体步骤如下。

首先, 利用近邻搜索算法来确定每个牙齿点云与其对应的另一半牙模点云的距离关系。为了提高搜索速度, 引入了 KDTree 数据结构, 在多维空间内显著提高搜索效率, 获取不同点云之间的数据集合, 为后续分析做好准备; 为了保证数据的准确性, 需要对数据集合进行滤波处理, 本文采用加权递推平均滤波算法, 有效改善数据质量, 使其更适合进一步的分析; 根据不同的点云赋予相应的权重, 以计算模拟



牙齿咬合后所受到的压力,并将其用不同颜色进行显示,实现对牙齿预备体的咬合压力的可视化展示的任务。

## 2 实验分析

### 2.1 实验设置

本文所有实验均在同一台计算机上完成,硬件设备搭配了 NVIDIA GeForce RTX 3070 的图像处理器和 AMD Ryzen9 5900HX 的 8 核处理器,使用 Python3.6 语言和 C 语言在 Pycharm 环境下进行代码的编写,并且主要基于 Pytorch 框架进行模型的搭建,其中 Pytorch 版本为 1.7.0。

本文使用 3DMatch 中相同的方法来训练和测试数据集,其中测试集包含 8 个场景,包括 1 327 个部分重叠的点云片段及其相应的变换矩阵。首先,使用 5 cm 的体素大小对点云进行体素下采样;其次,提取不同的特征描述符来构建初始对应关系集作为输入。内点阈值  $\tau$  设置为 10 cm。本文使用 5 个评估指标,内点精度 (IP) 和内点召回率 (IR) 用于显示剔除异常值的百分比,注册召回率 (RR),即成功对齐的百分比,当旋转误差和平移误差均低于某些阈值视为有效。旋转误差 (RE) 和平移误差 (TE) 的计算如下式:

$$RE = \arccos \frac{\text{Tr}(\mathbf{R}^T \mathbf{R}^*) - 1}{2} \quad (8)$$

$$TE = \|t - t^*\|_2 \quad (9)$$

其中,  $R^*$  代表真实地面的旋转,  $t^*$  代表平移。

### 2.2 点云配准分析

在 3DMatch 数据集上,将本文方法与具有代表性的传统方法: SM (Spectral Method)<sup>[16]</sup> 和 GC-RANSAC (Graph-Cut Random Sample Consensus)<sup>[17]</sup> 以及基于几何的方法 TEASER<sup>[18]</sup> 进行了对比实验;此外,本文还选取对点云配准的异常点滤除进行研究的基于深度学习的方法 3DregNet (3D Point Registration Network)<sup>[19]</sup> 和 DGR 做了对比实验,实验结果见表 1。

输入为基于学习的特征描述子 FCGF (Fully Convolutional Geometric Features)<sup>[20]</sup> 提取的匹配点对的对应关系。可见相较于其他的配准方法,本文方法在内点精度 IP 和内点召回率 IR 上优于 TEASER 方法,说明本文方法在错误点剔除方面具有优越性;本文方法相对于对比方法有着较高的注册召回率 RR,说明本文方法配准具有准确性;在旋转误差 RE 和平移误差 TE 上,本文方法的配准结果

相对较小,说明本文方法配准具有稳定性。

表 1 本文方法与对比方法预测结果

Table 1 Prediction results of this paper's method and comparison

method	RR	RE	TE	IP	IR
SM <sup>[17]</sup>	85.52	2.53	7.31	81.30	39.21
TEASER <sup>[19]</sup>	84.92	2.71	8.93	83.32	68.89
GC-RANSAC <sup>[18]</sup>	92.56	2.34	7.03	64.56	93.98
3DRegNet <sup>[20]</sup>	79.56	2.62	8.18	67.55	58.56
DGR <sup>[15]</sup>	91.18	2.43	6.98	68.24	78.21
本文方法	93.18	2.10	6.67	83.63	85.22

部分牙齿点云数据集的配准结果如图 3 所示,显示了口腔扫描仪分别扫描到的两段点云数据和经过本文方法配准后的牙齿点云。

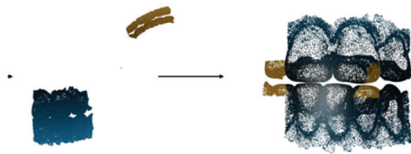
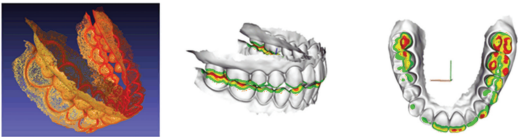


图 3 配准结果

Fig. 3 Registration results

### 2.3 牙齿咬合压力图

经过牙齿点云配准后,得到了完整的牙齿预备体的点云,将这些点云数据导入 PLC 点云库,对牙齿点云进行了可视化处理。牙齿预备体完整点云与可视化结果如图 4 所示。



(a) 牙齿点云数据 (b) 可视化侧视图 (c) 可视化俯视图

图 4 牙齿预备体完整点云与可视化结果

Fig. 4 Complete point cloud and visualization of the tooth preparation

从图 4 可以了解各个牙齿之间的咬合压力情况,其中颜色越深表示压力越大。经专业医师鉴定,本文的方法误差不超过 5%,证明本文方法在牙齿预备体咬合压力分析任务上的高精度度和出色性能,在临床应用中是可接受的,尤其是在牙科治疗对精度要求较高的情况。

## 3 结束语

本文提出了一种局部到全局配准的点云配准方法,并通过 PCL 库的代码实现牙齿预备体的咬合压力可视化,从而实现咬合压力的自动化分析。与其

他点云配准网络相比,本文提出的网络精度更高,压力可视化也在5%之内,也证明了其在实际应用中的可行性,可以有效地减少牙科治疗和预备体制造过程中的手动操作需求。未来的研究将着重于优化算法以提高精度,以期实现更好的效果。

## 参考文献

- [1] 于穆涵. 走近口腔正畸学:医学与美[J]. 全科口腔医学电子杂志, 2018, 5(31): 33-34.
- [2] 关建新,范雪兰. 乌鲁木齐市口腔医院门诊患者费用调查分析[J]. 中国医药导报, 2008,5(20):2.
- [3] CHENG M L. Utilisation of oral health services and economic burden of oral diseases in China[J]. Chinese Journal of Dental Research, 2018, 21(4): 275-284.
- [4] 徐屹. 正畸治疗前患者牙周状况的评估及正畸时机选择[J]. 华西口腔医学杂志, 2018, 36(4): 355-359.
- [5] 冯希平. 中国居民口腔健康状况——第四次中国口腔健康流行病学调查报告[C] // 2018年中华口腔医学会第十八次口腔预防医学学术年会. 西安, 2018: 14.
- [6] 杨艳,王晓宁. 口腔健康与全身健康[J]. 养生保健指南, 2019(28):114.
- [7] 张洪贵. 固定义齿修复后可能出现的问题及处理方法[J]. 中外健康文摘, 2009,6(35):255-256.
- [8] 复旦大学,上海市口腔医院(上海市口腔健康中心). 牙齿咬合力传感器的压力采样电路以及牙齿咬合力分析仪: CN202222910530.2[P]. 2023-01-10.
- [9] 黄榕熙. 牙齿压力分布测量系统研究[D]. 厦门:厦门大学, 2007.
- [10] 安徽克菱保健科技有限公司. 一种适用于多种牙齿咬合的正畸咬胶:CN202020362602.2[P]. 2021-08-31.
- [11] 宗晓萍,吴岩. 基于FPFH特征的ICP点云配准的改进算法[J]. 工业控制计算机, 2021,34(7):106-108.

- [12] 刘美菊,王旭东,李凌燕,等. 改进的RANSAC算法在三维点云配准中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2018,55(10):159-165.
- [13] SUN J, ZHANG R, DU S, et al. Global Adaptive 4-points congruent sets registration for 3D indoor scenes with robust estimation[J]. IEEE Access, 2020(99):1.
- [14] MOHAMAD M, AHMED M T, RAPPAPORT D, et al. Super generalized 4PCS for 3D registration[C]//Proceedings of 2015 International Conference on 3D Vision(3DV 2015). Piscataway, NJ: IEEE, 2015:598-606.
- [15] CHOY C, DONG W, KOLTUN V. Deep Global Registration [C]// Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2020). Piscataway, NJ: IEEE, 2020:2511-2520.
- [16] CHOY C, PARK J, KOLTUN V. Fully convolutional geometric features [C]// Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision: ICCV 2019. Piscataway, NJ: IEEE, 2019:8957-8965.
- [17] LEORDEANU M, HEBERT M. A spectral technique for correspondence problems using pairwise constraints [C]// Proceedings of the 10<sup>th</sup> IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2005:1482-1489.
- [18] BARATH D, MATAS J. Graph-cut RANSAC[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 6733-6741.
- [19] YANG H, SHI J, CARLONE L. Teaser: Fast and certifiable point cloud registration [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 37(2): 314-333.
- [20] PAIS G D, RAMALINGAM S, GOVINDU V M, et al. 3DRegNet: A deep neural network for 3d point registration[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 7193-7203.