基于多视角的面颈部点云配准算法研究

黄天齐[1],严 楠[1,2],戴家树[1],李萌阳[1]
1. 安徽工程大学 计算机与信息学院,安徽 芜湖 241000
2. 安徽未来技术研究院, 安徽 芜湖 241000

摘 要:目的 为了解决非刚性配准算法在面颈部三维重建中的变形问题,设计了一种面颈部点云的采集方式,并提出了一种相适应的局部配准再还原全局的配准算法。**方法** 采集方式为深度相机分别对准头部右下颌角、左下颌角和鼻梁 3 个位置采集点云,对采集的 3 片点云进行预处理,把点云 RGB 信息转为 HSV(Hue, Saturation, Value)后,定位嘴唇的位置,分割面部后留下鼻子和嘴巴区域,对其采用结合三维形状上下文特征(3DSC)的随机采样一致性算法(RANSAC)进行粗配准,再使用迭代最近点算法(ICP)进行精配准。最后,把局部配准得到的变换矩阵应用于原始点云上,从而得到面颈部三维点云模型。**结果** 经过实验,设计的 3 个位置采集的点云能够完整覆盖整个面颈部区域。通过对比 5 种改进的迭代最近点配准算法,得到使用 3DSC+RANSAC+ICP 算法进行配准精度最高。通过设定面颈部标记点和采集不同人脸进行配准实验,对比了配准结果和真实人脸的标记点距离,结果误差均小于 2.5 mm,验证了算法的配准精度和配准算法的鲁棒性。**结论** 设计的多视角面颈部配准算法能有效配准,配准结果与真实人脸误差小于 2.5 mm,解决了非刚性配准算法在面颈部三维重建上的变形问题,在处理不同个体的面颈部数据时表现出了一定的鲁棒性。

关键词:多视角点云;刚性配准;三维重建;面颈部
中图分类号:TP391.9 **文献标识码:**A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0004.007

Research on Face and Neck Point Cloud Registration Algorithm Based on Multi-view Perspective

HUANG Tianqi[1], YAN Nan[1,2], DAI Jiashu[1], LI Mengyang[1]
1. School of Computer and Information, Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China
2. Anhui Future Technology Research Institute, Anhui Wuhu 241000, China

Abstract: Objective To address the deformation issues in non-rigid registration algorithms for the three-dimensional reconstruction of facial and neck regions, this paper designed a method for collecting point clouds of the facial and neck regions and proposed an adaptive local registration algorithm that restores global registration. **Methods** A depth camera was used to collect point clouds at three positions of the head: the right mandibular angle, the left mandibular angle, and the nasal bridge. The collected point clouds were preprocessed and the RGB information of the point cloud was converted into HSV (Hue, Saturation, Value). The position of the lips was located, and the facial area was segmented to retain the nose and mouth regions. The random sample consensus (RANSAC) algorithm combined with the three-dimensional shape context (3DSC) feature was applied for coarse registration, followed by the iterative closest point (ICP) algorithm for fine registration. Finally, the transformation matrix obtained from local registration was applied to the original point cloud to obtain a three-dimensional point cloud model of the facial and neck regions. **Results** Experimental results showed that the point clouds collected at the three positions could fully cover the entire facial and neck region. By comparing five improved iterative closest point registration algorithms, it was found that the registration accuracy was the highest when using the 3DSC+RANSAC+ICP algorithm. By setting facial and neck landmarks and conducting registration

收稿日期:2023-03-05 **修回日期:**2023-04-14 **文章编号:**1672-058X(2025)04-0053-09
基金项目:安徽未来技术研究院企业合作项目(2023QYHZ11).
作者简介:黄天齐(1996—),男,安徽阜阳人,硕士研究生,从事三维重建研究.
通信作者:严楠(1979—) ,男,江苏南通人,教授 ,硕士生导师,从事无线传感器网络研究. Email: 16417442@qq.com.
引用格式:黄天齐,严楠,戴家树,等. 基于多视角的面颈部点云配准算法研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(4):53-61.
HUANG Tianqi, YAN Nan, DAI Jiashu, et al. Research on face and neck point cloud registration algorithm based on multi-view perspective[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(4): 53-61.

experiments with different facial data, the registration results were compared with the distances between the marked points on the real face, with errors all less than 2.5 mm, verifying the registration accuracy and robustness of the algorithm. **Conclusion** The designed multi-view facial and neck registration algorithm can effectively register, with registration errors less than 2.5 mm compared with real faces, addressing the deformation issues in non-rigid registration algorithms for three-dimensional reconstruction of facial and neck regions and demonstrating certain robustness when processing facial and neck data from different individuals.

Keywords: multi-view point cloud; rigid registration; three-dimensional reconstruction; facial and neck regions

1 引 言

面颈部点云的三维建模在许多领域都具有广泛的应用价值,包括医学诊断、医疗美容、虚拟现实、生物识别等。近年来,市场上已经涌现出许多消费级的 RGB-D 相机(又称 3D 深度相机,其中 D 代表 Depth 为深度信息),这些深度相机被设计用于各类场景,为研究者和应用开发者提供了便捷的点云获取手段[1]。但是,对于面颈部来说,由于其结构复杂,需要多次采集进行配准,但多次采集过程可能会产生变形,而光照等环境因素也会使点云采集变得复杂。这使市面上的消费级深度相机普遍采用非刚性配准,非刚性配准计算复杂性较高,容易受到数据噪声的影响,重建精度较差,容易出现变形,不能很好地适用于面颈部的配准。

配准算法分为刚性配准和非刚性配准两种类型。相较于刚性配准,非刚性配准需要考虑物体的形变,因此需要处理更多的变量和更高的维度,例如弯曲或拉伸等变形情况。由于这种算法本身计算复杂度较高,对数据噪声和不确定性的容忍度较低,其结果容易受到噪声的影响,从而存在不可靠性,容易造成精度丢失[2]。而刚性配准通常采用先粗配准后精配准的策略。粗配准的目的是将两个点云之间的初始差异减小到较小的范围内,为后续精确地配准提供更好的初始条件。精配准具有算法简单快速、精度高的优点,在处理形状变化较小的物体时,也能有效进行配准。这种两步配准策略为面颈部三维重建中的配准问题提供了一种较为可行的解决方案,能够提高配准的准确性和稳定性。

Besl 等提出的迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法[3]被认为是目前最经典的配准算法,该算法的核心是利用最近点搜索法去找出点到最近两个点连线的距离,分析到原始点云与目标点云的正确对应关系,计算出原始点云到目标点云变换矩阵。由于受到初值影响较大,宋成航等人使用随机采样一致性算法(Random Sample Consensus, RANSAC)进行初值估计以提高 ICP 算法的精度[4]。李庆玲等为了进一步提高初值估计的精度,在 ICP 算法中加入了正态分布变换(Normal Distribution Transform, NDT)算法[5]。为了提高粗配准的速度,李海鹏等使用快速特征描述 FPFH 去精简点云[6]。为了进一步优化配准的精度,ZHU 等使用改进的三维形状上下文特征(3D shape context, 3DSC)提取更显著的形状特征[7]。

本文提出了一种新颖的面颈部点云采集方式,并设计了适用于该采集方式的面部滤波算法和局部配准再还原全局的刚性配准算法。该算法在实现面颈部三维配准的过程中,采用了 3 个不同的点云采集点位,以确保整个面颈部区域得到充分覆盖。在算法的具体流程中,首先对采集到的点云数据进行面部滤波,以获得鼻子和嘴巴等特定部位的区域。接着,通过改进的随机采样一致性算法,进行姿态估计,提高粗配准的稳定性,再采用 ICP 算法进行精确的配准,将局部配准得到的变换矩阵应用到原始点云上,得到面颈部的三维点云模型,从而解决面颈部重建中的形变问题。

2 面颈部点云数据采集

2.1 算法总体设计

设计的面颈部配准总体流程如图 1 所示。首先,使用深度相机在设计位置上采集 3 个角度的面颈部点云,得到初始点云 $A1$、$A2$、$A3$。随后,对采集的图像进行面部滤波处理,得到鼻子嘴巴部位的点云 $D1$、$D2$、$D3$,对 $D1$、$D2$ 配准得到点云 $D12$ 和变换矩阵 $\boldsymbol{T}1$,再对 $D12$、$D3$ 配准得到点云 $D123$ 和变换矩阵 $\boldsymbol{T}2$,对初始点云应用 $\boldsymbol{T}1$、$\boldsymbol{T}2$,得到配准成功的面颈部点云 $A123$。

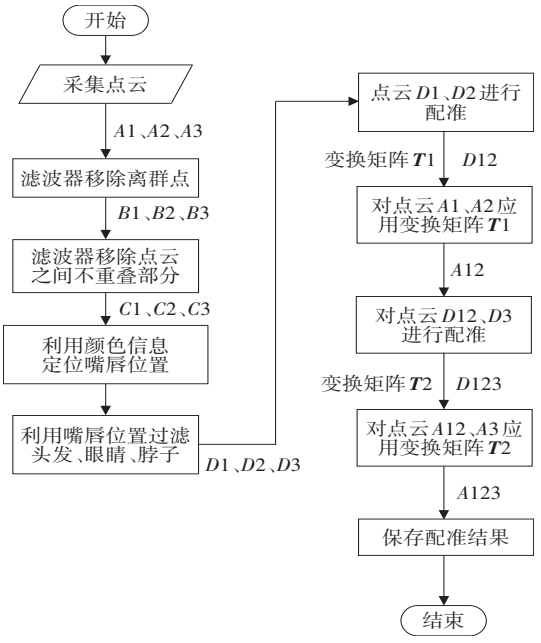

图 1 面颈部配准方法流程图

Fig. 1 Flow chart of face and neck registration method

2.2　数据采集

对于面颈部点云的采集来说,由于摄像头角度和面部结构的复杂性,一次采集不会完全采集到全部,因此,为了获得完整的面颈部点云,必须进行多次拍摄,并对采集到的点云进行配准[8]。

对面颈部结构进行分析,发现面部呈半球形,脖子呈圆柱形,鼻子形似三棱锥。为了采集整个面颈部的点云数据,需要对不同部位进行多次拍摄。具体来说,鼻子至少需要 3 次拍摄点云才能全面覆盖,脖子需两次拍摄,脸颊两边各需一次拍摄,下巴部位需要一次拍摄。因此,面颈部点云的采集至少需要 3 次拍摄。经过实验分析,以鼻子和下颌为核心点,相机分别对准左下颌角、右下颌角和鼻梁位置时,可以覆盖全部面颈部。如图 2 所示,展示了采集点云的角度和不同角度下的拍摄效果。

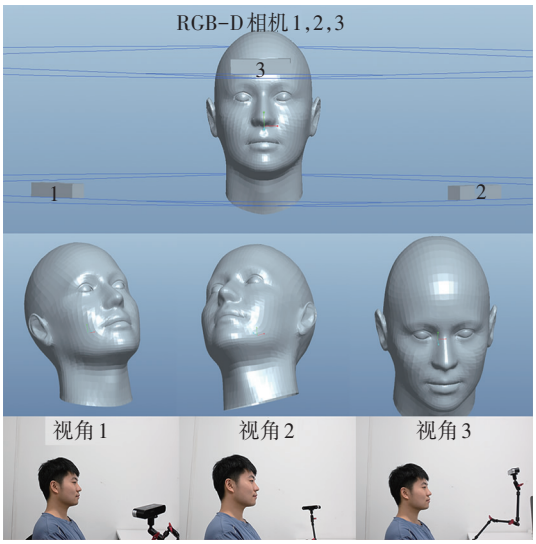

图 2　相机位置和拍摄的效果

Fig. 2　Camera position and effects of capture

图 3 是真实拍摄的结果。对于采集的数据来说,点云 *A*1 覆盖左半边脸、左中脖子和左下鼻子,点云 *A*2 覆盖右半边脸、右中脖子和右下鼻子,点云 *A*3 覆盖额头和鼻梁位置。

图 3　三个角度采集的点云

Fig. 3　Point cloud collected from three angles

2.3　点云去噪

尽管采集到了全脸的点云数据,但是环境光线、拍摄距离等因素的干扰可能会导致点云数据出现密度不均匀和边缘不规则等问题,这些噪声数据会对后续的配准精度和效果产生负面影响。在 Wiiboox 深度相机的实验中,主要面临以下几种噪声情况:需要去除边缘的离群点;需要对点云数据进行平滑处理以调整密度的不规则性;由于大量数据会影响点云处理的速度,因此需要进行下采样以提高处理效率。

2.3.1　移除离群点

在使用深度相机采集数据时,由于传感器本身的误差或环境光线的干扰等因素,采集到的点云数据会包含一些噪声点。虽然深度相机自带有滤波算法,可以滤掉距离头部较远的背景和较大的噪声点,但仍然会存在一些细小的毛刺噪声和边缘的稀疏离群点。这些稀疏的离群点可能会导致估计局部点云特征时运算复杂度增加,甚至导致错误的数值,从而影响点云配准处理的结果。这些离群点的特征是分布于点云的边缘,并且密度非常稀疏。

本文用邻域点统计分析的形式,找出离群点。对邻域点分析第一步是计算任意点 $P_n(X_n,Y_n,Z_n)$ 到邻域点 $P_m(X_m,Y_m,Z_m)$ 的距离,如式(1)所示:

$$S_i=\sqrt{(X_n-X_m)^2+(Y_n-Y_m)^2+(Z_n-Z_m)^2} \tag{1}$$

再根据式(2)和式(3)求得的平均值和标准差即可筛选出离群点[9]。

$$\mu=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}S_i \tag{2}$$

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(S_i-\mu)^2} \tag{3}$$

筛选离群点时只需给定阈值 k 和标准差倍数 n,对于每个数据点,考虑其与 k 个最近邻点的平均距离是否在范围$(\mu-\sigma\cdot n,\ \mu+\sigma\cdot n)$内,不在该范围内的,则把其视为离群点删除。

2.3.2　均匀点云密度

由于摄像机在 3 个不同位置进行拍摄,每个位置与人脸的距离以及环境灯光强度都有所不同,因此会导致采集到的点云密度也存在差异。在点云配准中,最小化点之间的距离是一种基本的方法。这个方法的基本思想是找到两个点云中距离最近的点对,并将它们对齐,然后不断迭代,直到两个点云的距离最小。如果点云中的点较为密集,那么找到最近的点对则需要计算更多的距离,从而增加了计算量。

采用点云体素化网格既能下采样又能均匀点云密

度。在点云体素化过程中,通过调整体素大小,可以在不改变面颈部点云形状的同时,实现均匀点云密度下采样。其原理是在目标点云上创建一个三维体素网格,每个体素中计算一个重心,通过重心点替代体素网格的所有点,使在均匀点云密度的同时,让降采样的曲面更逼近原形状。重心使用式计算:

$$c = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p_i \tag{4}$$

其中,c 是重心坐标,n 是体素中的点数,p 是体素网格内第 i 个点的坐标。

3 点云配准

由于面颈部的结构较为复杂,同时为了减少采集次数,通过之前的采集方法得到的面颈部点云具有重合率低、存在空洞、不闭合和非刚性等特点。其中重合率低和非刚性会极大影响点云配准算法的分析和处理。因此,本文根据面颈部的特点将点云分成多个局部区域,忽略不重要的复杂形变局部,而对微小形变的重要局部区域进行配准,最后根据局部配准结果合并成全局配准结果。这样可以更加有效地处理传统刚性配准算法在面颈部点云上无法找到正确匹配点问题。

3.1 提高点云重叠率

如果两个点云之间的重叠区域低于 60%,那么在计算变换矩阵时,非重叠部分的点可能会被错误地加权,从而导致不准确的结果[10-11]。这些误差会在后续的配准步骤中累加,并最终影响整个点云模型的精度和鲁棒性。对于呈对称结构的面颈部来说,点云重叠率低还会导致特征重复,从而导致特征匹配混乱,进而增加匹配时间。由此可见提高点云的重叠率是提高点云配准鲁棒性的关键之一。

上文的采集方式决定了点云重叠区域在中间,所有面颈部点云的横轴方向为 X 轴。对于左下和右下采集的点云 $A1$、$A2$,在 X 轴上对点云数目进行平均分成两份,滤掉外部的一半后,留下靠中间的部分,即为重叠部分。对于中上采集的点云 $A3$,在 X 轴上对点云数目进行平均 4 份分割,留下中间的 2 份点云,即为中间重叠部分。分割坐标如式(5)和式(6)所示:

$$a = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p_x \quad x_{\min} < x < x_{\max} \tag{5}$$

$$b = \begin{cases} \dfrac{1}{2n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n/2} p_x (x_{\min} < x < x_a) \\ \dfrac{1}{2n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n/2} p_x (x_a < x < x_{\max}) \end{cases} \tag{6}$$

其中,a 为二等分 X 的坐标值,b 为四等分 X 的坐标值、p_x 为各个点的 X 坐标值,对点云 $A1$、$A2$、$A3$ 滤波后的点云 $C1$、$C2$、$C3$ 如图 4 所示。

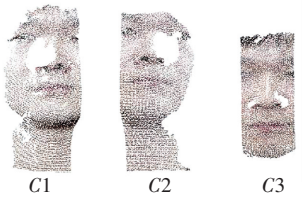

图 4 高重叠率的点云

Fig. 4 Point cloud with high overlap rate

3.2 面部滤波

对于面颈部来说,形变的主要来源是毛发、眼睛和脖子。面部在没有表情变化时,不会有大幅形变。眼睛在眨眼的时候会产生形变。黑色的头发与眉毛虽然不会动,但他们能吸收光线,因此在采集过程中会出现摄像头接收不到光反射的情况,导致采集的毛发形态不同,而且形变方式十分复杂,这会极大地影响配准效果。脖子只有在扭动时会产生较大形变。由于头发是面颈部的不重要元素,所以只需保证脖子和面部的配准精度即可,但面部的结构较为精细复杂,脖子结构较为简单,所以本文把面部配准精度放在首位,因而设计面部滤波把眼睛及以上和下巴以下滤波去除,只留下嘴巴和鼻子等面部明显特征,进行局部精确配准[12]。

3.2.1 嘴唇识别定位

亚洲人的面颈部,颜色特征主要在皮肤、眼睛,嘴唇和毛发。一般来说,头发是黑色的,但不能排除染发;眼睛是白色的,瞳孔是黑色的,但由于眼白较小容易误检;嘴唇多为粉红色,有偏差但都在粉红色范围内。因此,可以以嘴唇颜色作为基准点,找到头发和脖子的位置。

虽然采集的点云中包含颜色信息,但由于环境光线等因素的影响,颜色会与实际略有偏差,如果仅仅识别粉红色,会在非嘴唇部位也能找到部分点。因此需要在颜色信息的基础上增加邻域点限制。如果在其邻域半径 1 mm 内都是粉红色点,则判定该点为嘴唇上的点。

深度相机采集的颜色信息是 RGB(Red Green Blue)由于它是一种加法颜色模型,通过调节红色、绿色和蓝色 3 个基本颜色的混合比例来得到其他颜色的,因此不太适合识别嘴唇时做算法过滤[13]。相比较而言,HSV(Hue Saturation Value)是通过色相、饱和度和亮度 3 个参数来描述颜色的模型。更加符合人类对颜

色的感知,因为它能够更好地描述颜色的色调、鲜艳程度和明暗程度,较为适合用于颜色过滤。转换滤波点云 $C1$, $C2$, $C3$ 的 RGB 信息为 HSV,格式如下:

$$C(X,Y,X,R,G,B)\rightarrow C(X,Y,X,H,S,V)$$

对 HSV 信息过滤,寻找符合式(7)的点 P_j。

$$P_j(X_j,Y_j,Z_j,H,S,V)$$
$$(0<H<30,130<S<220,120<V<220) \tag{7}$$

对目标点 $P_j(X_j,Y_j,Z_j)$ 寻找半径 1 mm 内的领域点 $P_k(X_k,Y_k,Z_k)$ 如式(8)所示:

$$1=\sqrt{(X_j-X_k)^2+(Y_j-Y_k)^2+(Z_j-Z_k)^2} \tag{8}$$

再对 P_k 进行判断,若 HSV 值均在式(7)的范围内,则判定 P_j 为嘴唇上的点。

为了进一步保证算法的稳定性,去除最大的和最小的各 5 个 P_j 的 Y 坐标后,求 P_j 的 Y 坐标值平均值,即可得到代表嘴唇点的 y 坐标。

3.2.2　面部切割

由研究[14]知成年人的脸长约为 16~22 mm, 鼻子高 34~62 mm,考虑人中和嘴唇高度的情况下,过滤头发和眼睛时仅过滤嘴唇上 55 mm 以上的部分,这 55 mm 会包括鼻子的部分,而又不会留下眼睛和头发。过滤脖子时仅过滤嘴唇 25 mm 以下的部分,确定把嘴唇留下而不留脖子。切割完头发和脖子点云 D 的 Y 坐标取值范围在嘴唇 y 坐标值的上 55 mm 和下 25 mm 之间,如式(9)所示:

$$D(X,Y,Z);Y\in(y-25,y+55) \tag{9}$$

其中,y 为代表嘴唇点的 Y 坐标值。过滤头发眼睛和脖子后的点云如图 5。

图 5　面部滤波后的点云

Fig. 5　Point cloud after facial filtering

3.3　局部粗配准

采集点云的质量决定着配准质量的上限,由于面部特征较为复杂和精细,配准时应优先保证面部的精度。配准过程首先对点云 $D1$、$D2$ 进行配准,收敛后得到点云 $D12$ 和变换矩阵 $\boldsymbol{T}1$,接着再将 $D12$ 和 $D3$ 进行配准,得到配准后的点云 $D123$ 和变换矩阵 $\boldsymbol{T}2$。当结果收敛时,表明面部没有发生形变。将变换矩阵 $\boldsymbol{T}1$ 和 $\boldsymbol{T}2$ 应用到原始点云 $A1$、$A2$、$A3$ 上得到点云 $A123$,并观察脖子部位是否处于重叠状态,若是,则表示配准成功;否则,说明在 3 次数据采集的过程中,受采者可能发生了扭头。

对于 ICP 精配准而言,如果初始变换矩阵不够准确,那么 ICP 算法可能会收敛到错误的局部极小值点,从而导致配准失败或得到不够精确的结果。因此,为了获得较好的配准结果,必须提供一个准确的初始变换矩阵[15],一种常见的方法是使用粗配准算法来提供一个较为准确的初始估计。

RANSAC 算法的基本原理是通过随机采样来估计模型参数。在对应点集中,它会随机选取 3 个对应点对,以求解刚体变换矩阵,点对关系图如图 6 中所示[16]。

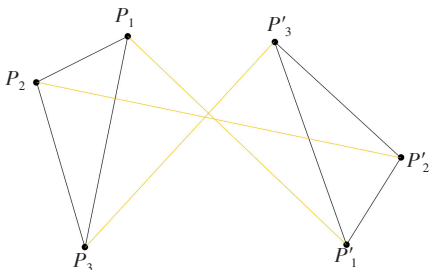

图 6　RANSAC 点对关系图

Fig. 6　RANSAC point pair relationship diagram

为了提高粗配准的稳定性,本文使用改进的随机采样一致性算法进行粗配准,先用 3DSC 描述每个点的局部形状特征,再使用 RANSAC 算法筛选出正确的匹配点对。使用 3DSC 对点云的特征进行描述时,建立一个表示局部区域点分布的立体球状形式如图 7 所示,该球体以任意点为球心,以该点的法线来确定球的方向,用半径、方向角和俯仰角 3 个参数划分网格,取得 $J+1$,$K+1$ 和 $L+1$ 个分段。计算网格里的点的数目,并构造相对应的向量,以此来作为描述子。半径和权重如式(10)和式(11)所示:

$$r_j=\exp\left\{\ln r_{\min}+\frac{j}{J}\ln\left(\frac{r_{\max}}{r_{\min}}\right)\right\} \tag{10}$$

$$w(p_i)=\frac{1}{\rho_i\sqrt[3]{V(j,k,l)}} \tag{11}$$

其中,$r_{\max}$ 和 $r_{\min}$ 是球形空间半径的边界;$V(j,\ k,\ l)$ 对应的是 bin 的体积,ρ_i 对应的是局部的点密度,p_i 为在 p 定义的球空间内的点;ρ_i 基于点数与 p_i 对应的半径来估计得到。

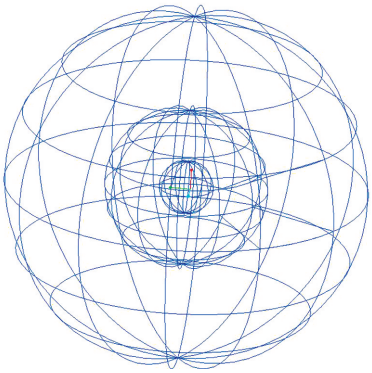

图 7 3DSC 球空间

Fig. 7 3DSC sphere space

3.4 局部精配准

在粗配准优化两片点云初始位置之后,需要使用 ICP 算法进行精配准,实现高精度的配准效果。ICP 通过最小二乘法来优化两片点云之间的刚体变换,不断采用 Gauss-Newton 算法迭代,直到回归出最优的线性模型。设源点云为 $A(x_a,y_a,z_a)$ 和目标点云为 $B(x_b,y_b,z_b)$,则有点云配准的空间变换模型公式(12):

$$\begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ z_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} + m \cdot R(\varphi,\omega,\kappa) \cdot \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} \tag{12}$$

其中,x_a,y_a,z_a 是源点云 A 的坐标值,x_b,y_b,z_b 是目标点云 B 的坐标值,m 是用于两个三维坐标系之间的比例转换系数,t_x,t_y,t_z 分别表示沿 X,Y,Z 轴方向的平移分量,φ,ω,κ 是绕 X,Y,Z 轴旋转的角度参数[17]。

由于有噪声的存在,不可能所有点都完全重合,因此所求得的变换矩阵不完全相同,为了评估配准的效果,一般会计算点对之间的欧氏距离平方和(DIST)作为评估标准,距离越大,说明配准效果越差,反之,则越好。在配准算法中,当计算的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移矩阵 $\boldsymbol{T}$ 使得 DIST 小于某一给定的阈值或者大于预设的最大迭代次数时,就会停止迭代计算。DIST 计算方式如式(13)所示:

$$DIST=(x_a-x_b)^2+(y_a-y_b)^2+(z_a-z_b)^2 \tag{13}$$

对点云 $D1$、$D2$、$D3$ 分别进行局部粗配准和精配准后得到点云 $D12$ 和点云 $D123$ 如图 8 所示。

$D12$ $D123$

图 8 局部配准结果

Fig. 8 Local registration results

3.5 全局精配准

把两次局部粗配准和精配准求得的两组变换矩阵,依次应用在原始点云 $A1$、$A2$、$A3$ 上得到点云 $A12$ 和 $A123$,结果如图 9 所示。

$A12$ $A123$

图 9 全局配准结果

Fig. 9 Global registration results

4 实验与分析

为了进行较高精度的面颈部三维建模,本文进行了不同配准算法的对比实验,并把最好的实验结果得出的模型与真实人脸数据进行对比。同时为了验证算法的鲁棒性,另外采集了 9 个人的面颈部点云进行实验验证,实验过程是由 Wiiboox 深度相机采集数据,在 Windows 11 上,用 Visual Studio 2022 使用 C++代码进行的实验,处理器为 AMD5700x,显卡为 3060ti。

4.1 非刚性配准和直接刚性配准

深度相机的算法是非刚性算法,虽然可以处理形变,但是形变处理的效果不好,容易导致面颈部扭曲,甚至无法建模。如图 10 所示,对深度相机采集到的原始点云,由于产生的形变以及点云之间的重叠率低等问题,使得直接使用传统的刚性配准算法往往不能完成配准任务。

图 10 非刚性配准算法结果

Fig. 10 Results of non-rigid registration

4.2 不同配准算法的对比实验

在算法对比上,每种配准算法首先都要进行四步处理,第 1 步过滤离群点,第 2 步滤除非重叠部分,第 3 步定位嘴唇坐标,第 4 步面部分割。算法运行数据如

表 1 所示。接着,分别使用与特征描述子 3DSC、点特征直方图(Point Feature Histogram,PFH)、快速点特征直方图(Fast Point Feature Histogram,FPFH)结合的随机采样一致性粗配准算法,和分别使用 NDT 和 ICP 的精配准算法进行配准,使用的数据为上文中示例的数据,实验结果如表 2 所示。结果显示:3DSC+RANSAC+ICP 配准算法精度最高,但时间最长。FPFH+RANSAC+ICP 算法时间最短,配准精度较差。PFH+RANSAC+NDT+ICP 算法不但增加了配准时间,配准效果也不如前者。NDT+ICP 和 PFH+RANSAC+ICP 均配准失败。本文优先保证精度,故采用第 1 种算法。

表 1　面颈部点云滤波算法

Table 1　Face and neck point cloud filtering algorithm

算法过程	点云数量(点云 1,点云 2,点云 3)	三片点云处理时间/s
初始点云	43 842,38 643,38 428	约 60
过滤离群点	42 247,37 186,37 077	0.573,0.467,0.446
提高重叠率	21 047,18 662,19 318	0.005,0.006,0.010
定位嘴唇坐标	21 047,18 662,19 318	0.157,0.173,0.239
面部分割	7 630, 7 648, 8 725	0.007,0.006,0.006

表 2　滤波后不同的点云配准算法

Table 2　Different point cloud registration algorithms after filtering

点云配准算法	3DSC+RANSAC+ICP	FPFH+RANSAC+ICP	FPFH+RANSAC+NDT+ICP	NDT+ICP	PFH+RANSAC+ICP
点云 *D*1、*D*2 预处理时间/s	0.063	0.058	0.058		
点云 *D*1、*D*2 配准适应度分数	36.945	47.073	51.659		
点云 *D*1、*D*2 配准时间/s	60.252	10.082	13.715		
还原 *A*1、*A*2 配准时间/s	0.055	0.055	0.056		
点云 *D*12、*D*3 预处理时间/s	0.069	0.069	0.069		
点云 *D*12、*D*3 配准适应度分数	46.473	55.474	58.543		
点云 *D*12、*D*3 配准时间/s	71.274	14.76	19.546		
还原 *A*12、*A*3 配准时间/s	0.102	0.104	0.103		
总用时/s	131.815	25.128	33.457	未收敛	未收敛

4.3　误差与鲁棒性分析

为了验证本文配准算法的准确性,本文对 3DSC+RANSAC+ICP 配准算法得到的模型与真实人脸进行了对比实验验证。实验内容为在脸上设定标记点,分别在真实面颈部和三维模型上进行测量,标记点包括眉心、鼻尖、鼻翼两侧、喉结以及脖子两侧,如图 11 所示,对比测量结果如表 3 所示。结果显示:本算法重建模型与真实人脸的误差在 2 mm 以内,表明本文算法有效地解决了深度相机非刚性算法产生的扭曲问题。

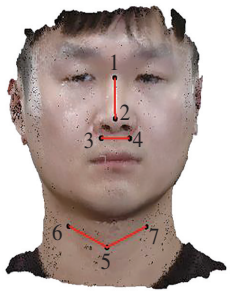

图 11　面颈部标志点

Fig. 11　Marking points on face and neck

表 3　3DSC+RANSAC+ICP 误差分析

Table 3　3DSC+RANSAC+ICP error analysis

标记点编号	本文模型标记点间距/mm	真实人脸标记点间距/mm	本文模型与真实人脸误差/mm
1-2	43.77	42.12	1.65
3-4	30.99	31.55	0.56
5-6	45.98	45.01	0.97
5-7	48.29	47.18	1.11

为了验证本算法的鲁棒性,使用本文设计的采集方式,分别对 20 个人各进行非连续的 10 次采集实验(同人不同次采集会因相机对焦、光照、人物活动等使得采集数据不同,因此配准结果也会有不同),使用 3DSC+RANSAC+ICP 配准算法共进行 200 次实验验证。配准后的 20 个不同人脸图如图 12 所示,对配准结果的 4 个标志点距离进行误差分析,模型与真实人脸的最小误差和最大误差列于图 13 中。结果显示:最大误差不超过 2.5 mm,表明本文算法在处理面颈部数据时表现出了一定的鲁棒性。

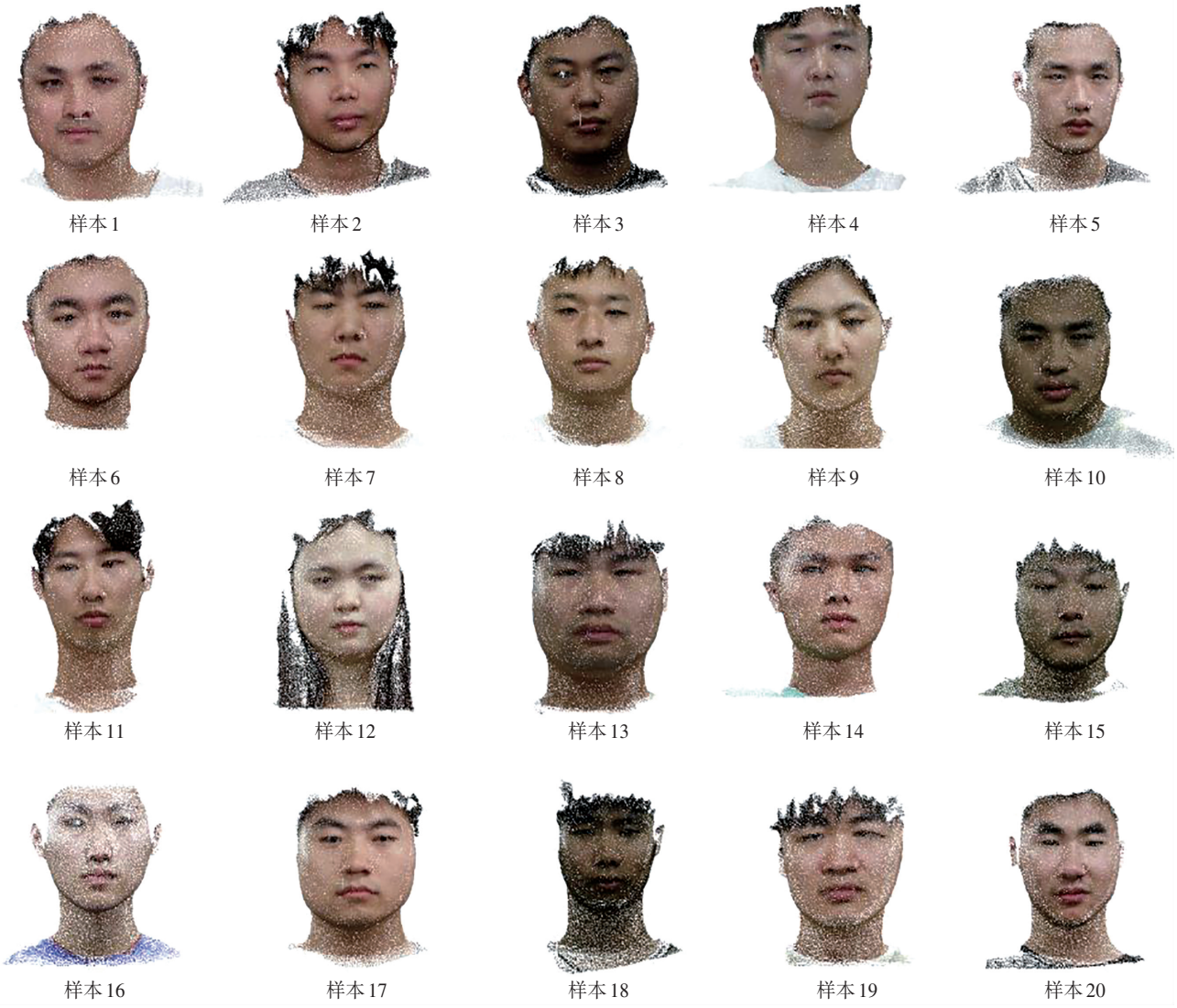

图 12　不同人面颈部点云配准结果

Fig. 12　Point cloud registration results of different faces and necks

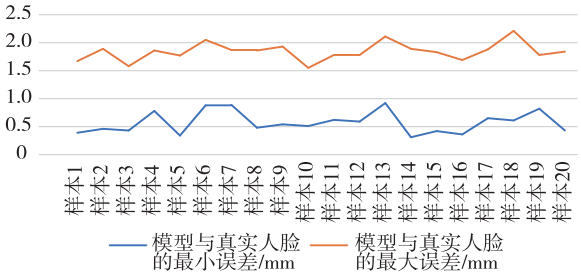

图 13　不同人面颈部的 10 次配准误差结果

Fig. 13　Results of 10 registration errors of different faces and necks

5　结　论

针对深度相机非刚性配准算法会发生形变的问题,本文设计了一种面颈部点云的采集方式,并提出了一种相适应的局部配准再还原全局的配准算法。使用多种配准算法进行对比,找到了适合面颈部模型的改进配准算法。最后设计了模型与真实人脸的对比实验和不同人脸的算法验证实验,并对实验结果进行了详细分析,结论如下:

(1) 设计的面颈部配准算法能有效建模,与真实人脸误差小于 2.5 mm。

(2) 在设计的 3 个位置使用深度相机采集点云,能够完全覆盖面颈部。

(3) 几种配准算法中,3DSC+RANSAC+ICP 配准算法最适合本设计的面颈部采集方式。

(4) 本算法是基于消费级的深度相机,采集时会把距离头部较远的背景给滤掉,如果更换采集设备,需要进行点云背景的过滤。

(5) 由于使用一个深度相机,所以设计的 3 次采集方式是非同时间的,会增大采集过程中受采者的活动风险,所以后续可以设计 3 台相机同时拍摄的系统,进一步增加配准精度。

参考文献(References):

[1] LI J, GAO W, WU Y, et al. High-quality indoor scene 3D reconstruction with RGB-D cameras: A brief review[J]. Computational Visual Media, 2022, 8(3): 369-39.

[2] TANG L, LI Z, LIU Y, et al. 3D face recognition algorithm based on nose tip contour and radial curve[J]. MultimediaTools and Applications, 2022, 81(17): 23889-2391.

[3] 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.

[4] 宋成航, 李晋儒, 刘冠杰. 利用特征点采样一致性改进 ICP 算法点云配准方法[J]. 北京测绘, 2021, 35(3): 317-322.
SONG Cheng-hang, LI Jin-ru, LIU Guan-jie. Point cloud registration method using feature point sampling consistency initial alignment and improved ICP algorithm[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2021, 35(3): 317-322.

[5] 李庆玲, 翟凯, 郭鸿锐, 等. 一种基于 NDT 和 ICP 融合的点云配准算法[J]. 实验技术与管理, 2022, 39(11): 23-28, 39.
LI Qing-ling, ZHAI Kai, GUO Hong-rui, et al. Point cloud registration algorithm based on fusion of NDT and ICP[J]. Experimental Technology and Management, 2022, 39(11): 23-28, 39.

[6] 李海鹏, 徐丹, 付宇婷, 等. 基于 FPFH 特征提取的散乱点云精简算法[J]. 图学学报, 2022, 43(4): 599-607.
LI Hai-peng, XU Dan, FU Yu-ting, et al. A scattered point cloud simplification algorithm based on FPFH feature extraction[J]. Journal of Graphics, 2022, 43(4): 599-607.

[7] ZHU C, YANG J, SHAO Z, et al. Vision based hand gesture recognition using 3D shape context[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 8(9): 1600-161.

[8] 孙硕, 嵇晓强, 刘丹. 用于面部虚拟整形的三维人脸重建系统设计[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(25): 10806-1081.
SUN Shuo, JI Xiao-qiang, LIU Dan. 3D face reconstruction system for face virtual shaping[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(25): 10806-1081.

[9] 韩东升, 徐茂林, 金远航. 多源异构点云配准数据的滤波及精度分析[J]. 测绘科学技术学报, 2020, 37(5): 503-508.
HAN Dong-sheng, XU Mao-lin, JIN Yuan-hang. Filtering and accuracy analysis of multi-source heterogeneous point cloud registration data[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2020, 37(5): 503-508.

[10] 张元, 李晓燕, 韩燮. 一种低重叠率的三维点云配准方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 170-179.
ZHANG Yuan, LI Xiao-yan, HAN Xie. Three-dimensional point cloud registration method with low overlap rate[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 170-179.

[11] LI P, WANG R, WANG Y, et al. Evaluation of the ICP algorithm in 3D point cloud registration[J]. IEEE Access, 2020, 8: 68030-68048.

[12] 陈玲, 许钢, 伏娜娜, 等. 融合边缘检测的 3D 点云语义分割方法研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2022, 39(5): 1-9.
CHEN Ling, XU Gang, FU Na-na, et al. Research on 3D point cloud semantic segmentation method fused with edge detection[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(5): 1-9.

[13] 彭波, 崔永普, 黄丹霞, 等. 基于肤色和唇色信息的人脸检测方法的研究[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(6): 1500-1502.
PENG Bo, CUI Yong-pu, HUANG Dan-xia, et al. Research of face detection algorithm based on skin and lip color[J]. Computer Engineering and Design, 2005, 26(6): 1500-1502.

[14] 杜利利. 中国汉族人体头面测量及分析[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008.
DU Li-li. Measurement and analysis of head and face of Han nationality in China[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2008.

[15] SHI X, LIU T, HAN X. ImprovedIterative Closest Point (ICP) 3D point cloud registration algorithm based on point cloud filtering and adaptive fireworks for coarse registration [J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(8): 3197-3220.

[16] 侯彬, 金尚忠, 王赟, 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): 294-301.
HOU Bin, JIN Shang-zhong, WANG Yun, et al. Comparison of point cloud registration methods in coarse registration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 294-301.

[17] 王小玉, 陈琳. 基于主成分分析与迭代最近点的三维膝关节配准[J]. 北京邮电大学学报, 2020, 43(3): 112-117.
WANG Xiao-yu, CHEN Lin. Three-dimensional knee joint registration based on principal component analysis and iterative closest point[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020, 43(3): 112-117.

责任编辑:陈　芳