

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802300

基于非刚性 ICP 的三维人脸稠密对应算法 *

邓鑫灵 周大可 杨欣

(南京航空航天大学 自动化学院 南京 211106)

摘要: 三维人脸稠密对应是三维人脸分析研究的前提和基础。目前大多数的稠密对应技术是基于模板形变的方式, 非刚性最近点迭代(iterative closest point, ICP)是应用最为广泛的一种, 该算法通过逐步形变一个高分辨率的三维人脸模板来逼近目标人脸(扫描人脸数据)。但该类方法通过牺牲边缘精度来保持边缘区域的拓扑结构, 以保证人脸之间的稠密对应。针对这一问题, 提出了一种结合拓扑结构损失项的非刚性 ICP 算法, 使得保持边缘区域拓扑结构的同时不会大幅度牺牲配准精度。实验结果表明, 该算法比目前广泛使用的算法配准精度更高。

关键词: 三维人脸; 稠密对应; 非刚性最近点迭代; 拓扑结构; 配准精度

中图分类号: TP391.41; TN911.73 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6040

3D face dense correspondence algorithm based on non-rigid ICP

Deng Xinling Zhou Dake Yang Xin

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: The dense correspondence of 3D facial surface is the premise and foundation of 3D face analysis. The majority of the techniques deform a template to fit the target, and the non-rigid iterative closest point (ICP) is the most widely used one, this method fits high-resolution 3D facial template mesh to 3D target face (scan face data) step by step. But this type of methods maintain the topology of the edge regions at the expense of edge precision, in order to ensure the dense correspondent between deformed faces. Aiming at this problem, a non-rigid iterative closed point algorithm combining topological structure loss was proposed, which keeps the topology of the facial edge regions without sacrificing the registration accuracy. Experiments show that our algorithm perform better than the state of art.

Keywords: 3D face; dense correspondence; non-rigid iterative closest point; topology; accuracy of registration

0 引言

稠密对应是计算机视觉领域的一个基本问题。由于三维人脸在颅骨手术、人脸重建和识别^[1]等方面的广泛应用, 三维人脸的稠密对应受到了广泛的关注^[2-5]。通过扫描仪获取的三维人脸大多存在噪声点和漏点, 并且人脸与人脸之间的点并不一一对应, 因此需要后处理来对扫描人脸数据进行噪点去除、漏点插值以及人脸之间点点对应^[6-7], 这种技术被称为三维人脸稠密对应或者三维人脸配准。通过稠密对应得到的三维人脸具有相同数量的顶点数和相同的三角面片, 并且相同索引对应的顶点表征的语义相同。

Blanz 等^[8]通过基于光流法的 UV 图(UV-OF)来解决三维人脸形变模型的稠密对应问题, 首先将三维人脸的纹理信息投影到二维空间得到纹理 UV 图, 然后引入光流法解决像素点之间的对应问题。Patel 等^[9]提出了基于薄板

样条函数插值的 UV 图(UV-TPS)方法, 首先在 UV 图上手动标注特征点, 然后通过薄板样条函数插值的方式将 UV 图和模板对齐, 从而实现样本之间的稠密对应。Cosker 等^[10]将 AAM 用于 UV-TPS 使得整个过程自动化。Allen 等^[11]通过形变一个高分辨率的模板来实现三维扫描人体的配准。Amberg 等^[12]提出了最优步骤非刚性最近点迭代(iterative closest point, ICP), 通过迭代最优化目标函数来求解最优的仿射变换阵, 目标函数通常由 3 部分构成: 形变后模板人脸与目标人脸的接近度, 相邻点之间的形变相似性, 以及形变后模板人脸的特征点和目标人脸特征点的接近度。Liang 等^[13]提出了利用双向距离替代非刚性 ICP 中的单项距离, 并且引入了基于拉普拉斯算子的正则化项来充分利用双向距离。Booth 等^[14]将特征点自动检测技术结合到非刚性 ICP 算法中, 提出了一种全自动且鲁棒的三维人脸稠密对应技术。

收稿日期: 2018-10-25

* 基金项目: 国家自然科学基金(61573182)项目资助

当目标人脸某区域存在大量漏点时(例如人脸边缘不完整、下颚存在孔洞以及侧脸点云缺失等),如图 1 第 1 行所示,通过非刚性 ICP 算法配准后的人脸的拓扑结构容易受到破坏,主要表现为配准后的人脸的漏点区域的点过度形变而聚集到人脸边缘或者孔洞边缘,如图 1 第 2 行所示。产生这种过度形变是因为非刚性 ICP 最近邻点作为对应点,漏点处的点和其对应点距离较远,距离损失项驱动它们过度形变。为了解决这个问题,Booth 等^[14]通过对距离鼻尖点越远的点设置较小的权重,使其对目标函数的贡献减小,边缘部分的点对目标函数几乎没有贡献,由于漏点和缺陷部分一般在人脸边缘,因此该方法可以有效解决形变过度导致拓扑结构破坏的问题。但是,使用该方法进行稠密对应后的人脸在边缘部分配准精度差。

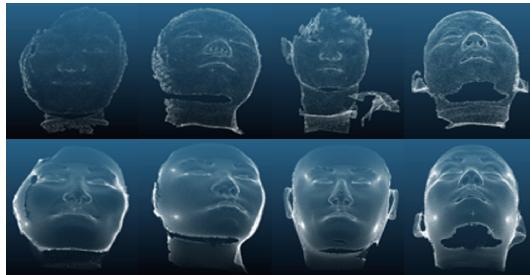


图 1 非刚性 ICP 稠密对应输入和输出人脸

本文提出了一种结合拓扑约束的非刚性 ICP 三维人脸稠密对应方法,该算法引入拓扑结构约束使得配准人脸在保持拓扑结构的同时不牺牲配准精度,在此基础上结合文献[14]的算法框架进行三维人脸稠密对应。

1 引入拓扑约束的三维人脸稠密对应

1.1 数据表示

三维人脸一般包含点云坐标、纹理 RGB 值和三角面片信息。点云坐标通过矩阵 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1^T, \mathbf{v}_2^T, \dots, \mathbf{v}_n^T]^T \in \mathbf{R}^{3n}$ 来表示,其中 n 是顶点的个数, $\mathbf{v}_i = [x_i, y_i, z_i]^T \in \mathbf{R}^3$ 表示第 i 个顶点的坐标。纹理信息表示为矩阵 $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1^T, \mathbf{c}_2^T, \dots, \mathbf{c}_n^T]^T \in \mathbf{R}^{3n}$, $\mathbf{c}_i = [R_i, G_i, B_i]^T \in \mathbf{R}^3$ 表示第 i 个顶点的 RGB 值。三角面片通过矩阵 $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1^T, \mathbf{t}_2^T, \dots, \mathbf{t}_m^T]^T \in \mathbf{R}^{3m}$ 表示, m 是三角面片的个数, $\mathbf{t}_i = [t_1^i, t_2^i, t_3^i]^T \in \mathbf{R}^3$ 表示第 i 个三角形各顶点的索引。

1.2 拓扑约束项

本节将详细介绍拓扑损失项以及将其添加到目标函数中的原因。对于部分区域存在大量漏点的扫描数据,使用非刚性 ICP 方法进行稠密对应时,拓扑结构容易受到破坏。例如,一张扫描的三维人脸在其下颚缺少点云并形成一个孔洞(如图 1 第 1 行 2 图),模板人脸下颚部分的点在目标人脸上的孔洞边缘找到其最近邻,在距离损失项的驱动下,这部分的点向边缘部分形变,导致形变后的模板人脸在下颚部分形成一个孔洞(如图 1 第 2 行 4 图)。为了解决该问

题,Booth 等^[14]采用了数据权重的策略,数据权重为 w_i ,他们将远离鼻尖的点的 w_i 设置得很小,人脸边缘部分点的 w_i 几乎为 0,因此这部分点的距离损失项对目标函数的影响几乎为 0,只在平滑项的影响下作微小的形变,由于大部分的表面缺陷都在边缘部分,因此这种策略可以较好地解决点云收缩导致的拓扑结构破坏的问题。但是,这导致了人脸边缘部分配准精度很低。

针对该类方法通过牺牲边缘精度来保持边缘区域的拓扑结构的问题,本文提出拓扑项并将其加入到目标函数中,以抑制边缘部分和空洞部分的点由于距离损失过大导致的形变过度。

在三维人脸分析研究中,一般通过三角网格化将散点进行连接,构建三维人脸的拓扑结构^[15]。三角面片是三维人脸的基本单元,三角面片的变化会导致三维人脸拓扑结构的变化。本文使用形变后的模板人脸之间对应三角面片的差异之和来量化拓扑结构的变化,其中对应三角面片指的是 2 个形变后模板人脸具有相同索引的三角面片,2 个三角面片之间的差异表示为 2 个三角形重心到各自 3 个顶点之间的向量的差异之和。如图 2 所示,三角形 ABC 和 EFG 为 2 个形变模板人脸上的第 i 个三角形,D、H 分别是三角形 ABC 和 EFG 的重心,2 个三角形的差异可以表示为 $d_i = \|\overrightarrow{DA} - \overrightarrow{HE}\|^2 + \|\overrightarrow{DB} - \overrightarrow{HF}\|^2 + \|\overrightarrow{DC} - \overrightarrow{HG}\|^2$ 。

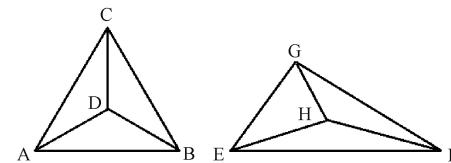


图 2 对应三角形之间的差异

根据以上描述,拓扑损失项定义为两次相邻迭代过程中 2 个形变人脸对应三角面片的差异之和,用 E_T 表示。

$$E_T(\mathbf{F}) = \sum_{i=1}^m d_i \quad (1)$$

式中: m 为模板人脸的三角面片个数,从而两次相邻迭代过程中形变后的模板人脸的拓扑结构差异可以表示为:

$$E_T(\mathbf{F}) = \sum_{i=1}^m \|(\mathbf{r}_i^k - \mathbf{r}_{grav.}^k) - (\mathbf{r}_i^{k-1} - \mathbf{r}_{grav.}^{k-1})\|_F^2 \quad (2)$$

式中: \mathbf{r}_i^k 表示第 k 次迭代过程中第 i 个三角形的 3 个顶点; $\mathbf{r}_{grav.}^k$ 表示第 k 次迭代过程中第 i 个三角形的重心。

1.3 结合拓扑约束项的非刚性 ICP

非刚性 ICP 配准通过对模板人脸 \mathbf{V} 上的每个顶点使用不同的仿射变换 \mathbf{F}_i 将 \mathbf{V} 变成一个形变模板人脸 \mathbf{W} ,如图 3 所示,使得 \mathbf{W} 与目标人脸 \mathbf{U} 越接近越好。该方法通过迭代以下 3 个步骤来使得模板人脸逐步接近目标人脸:

1) 对应关系的确定:确定模板人脸上每个点在目标人脸上的对应点,一般使用最近邻点作为对应点。

2) 目标函数的最小化:通过最小化目标函数求解所有

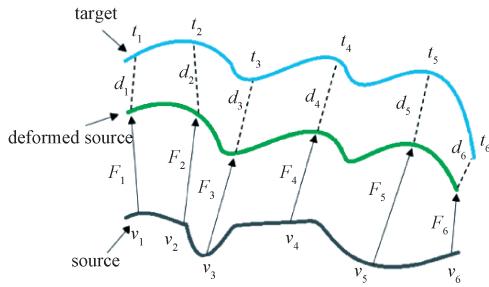


图 3 形变示意图

顶点的仿射变换阵 \mathbf{F} 。

3) 更新: 使用求得的仿射变换阵对模板进行形变; 如果 \mathbf{F} 几乎不变则迭代停止。

其中步骤 2) 中的目标函数由以下 4 部分组成:

(1) 距离损失项

距离损失项表征当前形变后的模板人脸和目标人脸之间的接近程度, 使用 E_d 来表示。

$$E_d(\mathbf{F}) = \sum_{v_i \in V} w_i \text{dist}^2(\mathbf{F}_i v_i, \mathbf{T}) \quad (3)$$

式中: w_i 是第 i 个点的距离损失权重, $v_i = [x, y, z, 1]^T$ 为当前形变模板人脸第 i 个点; $\mathbf{F} = [\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_n]^T$ 表示模板所有点的仿射变换阵; T 表示目标人脸。

(2) 平滑损失项

平滑损失项表征形变过程中相邻点的仿射变换矩阵的一致性, 使用 E_s 来表示。

$$E_s(\mathbf{F}) = \sum_{(i, j) \in N} \|(\mathbf{F}_i - \mathbf{F}_j)\mathbf{G}\|_F^2 \quad (4)$$

式中: $N = \{(i, j) \mid \{v_i, v_j\} \in \text{neighbor}(V)\}$ 表示模板人脸的近邻空间; $\mathbf{G} = \text{diag}(1, 1, 1, \lambda)$ 为权重矩阵, λ 用来平衡仿射变换阵的旋转部分和平移部分的差异。

(3) 特征点损失项

特征点损失项表征当前形变后的人脸和目标人脸对应特征点之间的距离, 用 E_m 表示。

$$E_m(\mathbf{F}) = \sum_{(v_i, l_i) \in L} \|\mathbf{F}_i v_i - \mathbf{L}\|_F^2 \quad (5)$$

其中 $\mathbf{L} = \{(v_{i_1}, l_1), (v_{i_2}, l_2), \dots, (v_{i_c}, l_c)\}$ 表示特征点对, c 是特征点的数目。

(4) 拓扑损失项

拓扑损失项表征相邻两次非刚性 ICP 迭代中形变后的模板人脸的拓扑结构一致性。拓扑结构 E_T 可以表示为式(2)。

2 优化过程

在上节已经介绍了目标函数的各部分, 本文目标是通过最小化目标函数求得最优的仿射变换阵, 目标函数为:

$$E(\mathbf{F}) = E_d(\mathbf{F}) + \alpha E_s(\mathbf{F}) + \beta E_m(\mathbf{F}) + \gamma E_T(\mathbf{F}) \quad (6)$$

1) 距离项。为了方便目标函数的表达和求解, 式(3)可转化成如下格式:

$$\begin{aligned} E_d(\mathbf{F}) &= \sum_{v_i \in V} \| \mathbf{F}_i v_i - \mathbf{u}_i \|_F^2 = \\ &\left\| (\mathbf{W} \otimes \mathbf{I}_3) \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{F}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{u}_n \end{bmatrix} \right\|^2 = \\ &\| (\mathbf{W} \otimes \mathbf{I}_3)(\mathbf{F} \mathbf{V} - \mathbf{U}) \|_F^2 \end{aligned} \quad (7)$$

式中: \mathbf{W} 是对角矩阵, 对角元素是各点的距离损失权重; \mathbf{I}_n 表示 $n \times n$ 的单位阵; \otimes 是 Kronecker 乘积; v_i 是人脸模板上的第 i 个点; u_i 是 v_i 在目标人脸上的对应点。为了方便计算, 调换 \mathbf{F} 和 \mathbf{V} 的位置, 此时 \mathbf{V} 需要转换成稀疏阵 \mathbf{S} 。最后, 距离损失项可以写成如下形式:

$$\begin{aligned} E_d(\mathbf{F}) &= \| (\mathbf{W} \otimes \mathbf{I}_3)(\mathbf{S} \mathbf{F} - \mathbf{U}) \|_F^2 = \\ &\| \mathbf{W}_3(\mathbf{S} \mathbf{F} - \mathbf{U}) \|_F^2 \end{aligned} \quad (8)$$

其中,

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{v}_n^T \end{bmatrix}; \mathbf{F} = [\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_n]^T \quad (9)$$

2) 平滑项。为了方便平滑性差异的计算, 引入了 node-arc 事件矩阵 \mathbf{M} ^[8]。从而式(4)可改写为如下形式:

$$E_s(\mathbf{F}) = \| (\mathbf{M} \otimes \mathbf{G}) \mathbf{F} \|_F^2 \quad (10)$$

人脸模板的 node-arc 矩阵 \mathbf{M} 表征点之间的连接关系, \mathbf{M} 的行表示三角形的边缘, 列表示每个顶点, 当第 k 条边连接着第 i 个顶点和第 j 个顶点 ($i < j$), \mathbf{M}_{ri} 的元素为 -1 , 同时 \mathbf{M}_{rj} 中的元素为 1 , 其他元素为 0 。

3) 特征点项。特征点项即稀疏的距离损失项, 式(5)改写为:

$$E_m(\mathbf{F}) = \| \mathbf{S}_m \mathbf{F} - \mathbf{U}_m \|_F^2 \quad (11)$$

其中:

$$\mathbf{S}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{l}_{l_1}^T \\ \mathbf{l}_{l_2}^T \\ \vdots \\ \mathbf{l}_{l_m}^T \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: m 是第 m 个特征点的索引; $\mathbf{U}_m = [l_1, l_2, \dots, l_m]^T$ 是目标人脸上的特征点。

4) 拓扑项。如 1.2 节所述, 本文定义了拓扑结构的差异为两次相邻形变过程中形变后的模板人脸之间的所有对应三角形差异之和。为了使用矩阵表示, 构造了一个系数矩阵 \mathbf{D} , 当 \mathbf{D} 左乘 \mathbf{V} 的时候可以表征三角形重心到顶点的向量。假设第 k 个三角形为 $[i_1, i_2, i_3]$, 则第 k 个三角形的 \mathbf{D} 矩阵为:

$$\mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2/3 & -1/3 & -1/3 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ -1/3 & 2/3 & -1/3 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ -1/3 & -1/3 & 2/3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (13)$$

左乘 \mathbf{V} 后有:

$$\mathbf{D}_k \mathbf{V} = \begin{bmatrix} 2c & -c & -c \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ -c & -c & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots \\ x_n & y_n & z_n \end{bmatrix} =$$

$$\mathbf{V}_{\text{tri}} - \mathbf{V}_{\text{grav}} \quad (14)$$

其中 $c = 1/3$, \mathbf{V}_{tri} 和 \mathbf{V}_{grav} 分别表示第 k 各三角形的 3 个顶点和重心。因此, 拓扑损失项可以改写成如下形式:

$$E_T^k(\mathbf{F}) = \| \mathbf{DF}^k \mathbf{V}^{k-1} - \mathbf{DV}^{k-1} \|_F^2 \quad (15)$$

式中: $\mathbf{D} = [D_1, D_2, \dots, D_m]^T$; m 是三角形的个数; k 表示第 k 次迭代, 当 $k = 1$ 的时候, \mathbf{V}^{k-1} 是原始的模板人脸。

5) 目标函数整体。该算法完整的二次损失函数可以表示成如下形式:

$$E(\mathbf{F}) = \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{W}_3 \mathbf{S} \\ \alpha \mathbf{M} \otimes \mathbf{G} \\ \beta \mathbf{S}_m \\ \gamma \mathbf{D} \end{bmatrix} \mathbf{F} - \begin{bmatrix} \mathbf{W}_3 \mathbf{U} \\ 0 \\ \mathbf{U}_m \\ \mathbf{DT} \end{bmatrix} \right\|_F^2 = \| \mathbf{AF} - \mathbf{B} \|_F^2 \quad (16)$$

该二次损失函数可以通过使其导数为 0 而直接求解, 当 $\mathbf{F} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B}$ 损失函数得到最小值。

3 实验

本文在真实扫描人脸数据集上进行了一系列实验, 并与两种同类方法进行对比, 分别为文献[14]的全自动非刚性 ICP 方法和文献[13]的使用双向距离的非刚性 ICP 方法。所有实验数据均为随机选取 20 个样本的稠密对应结果的均值。

3.1 数据集

实验使用了两个数据集, 一个是来自北工大的三维人脸数据库 BJUT-3D, 数据库中包含 500 个扫描三维人脸, 每个人脸是由 CyberWare 三维扫描仪获取的高分辨率三维面部数据, 并进行了切割面部多余部分的操作。每个三维人脸包含点云坐标、每个点的纹理值和三角面片。另一个测试集是本项目实验室的三维人脸库 Face-lab, 包含 50 张由 Artec 扫描仪获取的高精度三维人脸, 每张三维人脸包含点云坐标、每个点的纹理值以及三角面片信息。

3.2 配准精度结果分析

本文在测试集上评估了本文方法和其他两种先进的同类方法的配准精度。并使用了平均误差、占比和误差热力图来衡量配准结果。平均误差指的是稠密对应后的三维人脸上的每个点到目标脸上对应点的距离和的平均; 占比指的是每张人脸误差在某一阈值(文中使用 3 mm)内的点占所有点的比例。误差热力图用来反应整体误差分布。

图 4 所示给出了部分样本使用不同方法进行稠密对应后的误差热力图, 第 1 行是文献[14]方法配准结果的热力图, 第 2 行是文献[13]方法配准结果的热力图, 最后一行是本文方法配准结果的热力图, 最右边的颜色条反应了不同颜色对应的误差大小, 蓝色到红色表示误差从 0~3 mm 可

以看出使用文献[14]方法配准的人脸在边缘部分有较大的误差, 使用文献[13]方法配准的人脸边缘误差相对减少, 但仍有较大的误差, 本文方法使人脸边缘误差得到明显改善, 特别是在额头上沿和脖子部分。

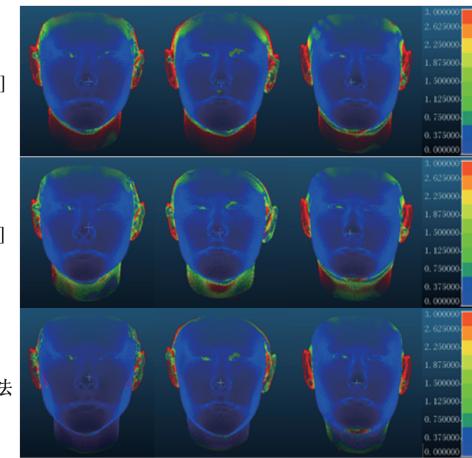


图 4 误差热力图

表 1 和表 2 分别给出了 3 种方法在数据集 BJUT-3D 和 Face-lab 上的评估指标汇总。从表 1 和 2 可以看出, 在数据集 BJUT-3D 和 Face-lab 上, 本文方法在各项指标上均优于文献[13]和[14]的方法, 并在平均误差上有较大提升。说明了本文方法对精度提升的有效性。

表 1 BJUT-3D 上的评测结果

方法	平均误差/mm	占比(<3 mm)/%
文献[14]	1.12	84.4
文献[13]	1.04	89.9
本文方法	0.74	93.7

表 2 Face-lab 上的评测结果

方法	平均误差/mm	占比(<3 mm)/%
文献[14]	1.97	79.2
文献[13]	1.75	88.4
本文方法	1.39	90.6

图 5 和 6 所示分别为在 BJUT-3D 和 Face-lab 上的累积误差分布曲线图, 累积误差分布图是指在不同误差阈值内的点的占比的变化, 从图中可以看出本文方法要优于两种对比实验的方法。

3.3 拓扑结构结果分析

需要强调的是本文的目标是提高精度的同时保持拓扑结构, 防止部分点过度形变。图 7 所示给出了部分测试人脸在不同实验方法对齐的三维人脸网格图, 其中第 1 行是目标人脸, 第 2 行是使用文献[14]方法稠密对应的结果, 第 3 行是使用文献[13]方法稠密对应的结果, 最后一行是本

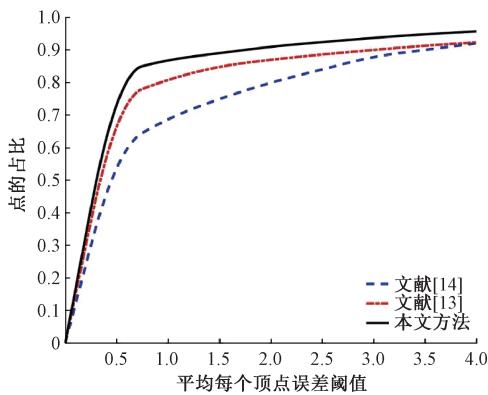


图 5 BJUT-3D 测试集的累积误差分布图

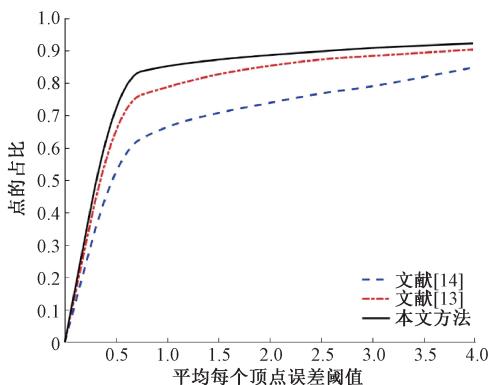


图 6 Face-lab 测试集的累积误差分布图

文方法的结果。从图中可以看出使用文献[14]方法的距离权重策略进行稠密对应的三维人脸,能较好地保持拓扑结构。使用文献[13]的双向距离后策略后也较好地保持了拓扑结构,最后一行是本文方法的稠密对应结果,在使用了拓扑损失项后同样较好地保持了拓扑结构。

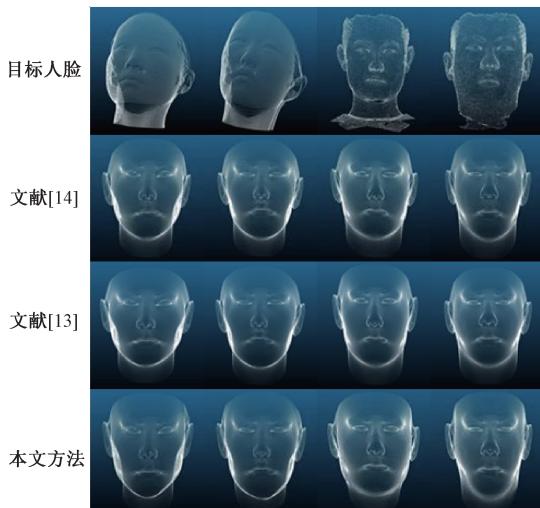


图 7 稠密对应后的点云图

图 8 所示给出了部分实验结果的效果渲染图,第 1 行为目标人脸的效果渲染图,第 2 行为使用文献[14]方法配准的人脸效果渲染图,第 3 行为使用文献[13]方法配准的人脸效果渲染图,最后一行为本文方法配准人脸效果渲染图。从图中可以看出,3 种方法对齐后的人脸和目标人脸的视觉相似度都较高,说明了使用非刚性 ICP 算法进行三维人脸的配准精度较高。另外图中可以看出本文的人脸效果渲染图脖子部分比其他两种方法更接近于目标人脸。

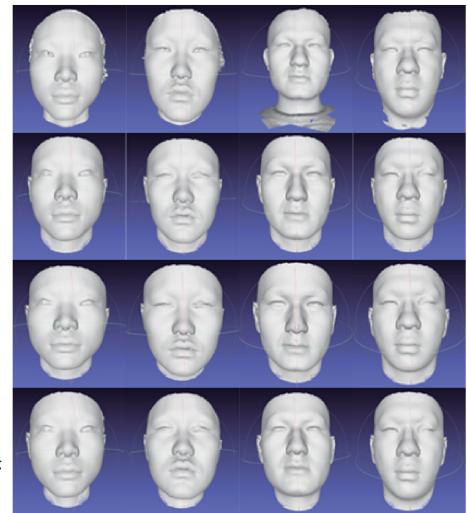


图 8 稠密对应后的效果渲染图

4 结 论

本文提出了一种改进的非刚性 ICP 三维人脸稠密对应算法。该算法通过对每个顶点定义仿射变换矩阵来形变模板人脸,并使用迭代的方式来优化所有仿射变换矩阵,使得模板人脸逐步逼近目标人脸。本文提出了拓扑损失项并将其结合到目标函数中,避免了为了保持人脸边缘的拓扑结构而牺牲边缘部分的配准精度,从而提高配准精度。在 BJUT-3D 和 Face-lab 上进行了一系列的实验,实验结果表明,该算法在配准精度上有明显提升,同时又能很好地保持拓扑结构,具有应用价值。然而基于非刚性 ICP 的方法进行三维人脸的稠密对应耗时较多,如何提升此类算法的稠密对应速度将会是下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 项聪颖,周大可,杨欣.基于测地线环的三维人脸快速识别算法[J].电子测量技术,2018,41(4):81-86.
- [2] ZHU S, LI C, CHANGE LOY C, et al. Face alignment by coarse-to-fine shape searching [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 4998-5006.
- [3] BOLKART T, WUHRER S. 3D faces in motion: Fully automatic registration and statistical analysis[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2015,

- 131: 100-115.
- [4] ELSEBERG J, BORRMANN D, NÜCHTER A. One billion points in the cloud—an octree for efficient processing of 3D laser scans [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 76: 76-88.
- [5] SALAZAR A, WUHRER S, SHU C, et al. Fully automatic expression-invariant face correspondence[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25 (4): 859-879.
- [6] 胡阳明, 周大可, 鹿乐, 等. 基于改进 ASM 的三维人脸自动对齐算法[J]. 计算机工程, 2013, 39(3):250-253.
- [7] ZULQARNAIN G S, MIAN A, SHAFAIT F, et al. Dense 3D Face Correspondence [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2014, 40(7):1584-1598.
- [8] BLANZ V. A morphable model for the synthesis of 3D faces [C]. Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1999:187-194.
- [9] PATEL A, SMITH W A P. 3D morphable face models revisited [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009), IEEE, 2009: 1327-1334.
- [10] COSKER D, KRUMHUBER E, HILTON A. A FACS valid 3D dynamic action unit database with applications to 3D dynamic morphable facial modeling [C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2011), 2011, 156(1):2296-2303.
- [11] ALLEN B, CURLESS B. The space of human body shapes: Reconstruction and parameterization from range scans[C]. ACM, 2003:587-594.
- [12] AMBERG B, ROMDHANI S, VETTER T. Optimal step nonrigid ICP algorithms for surface registration [C]. Computer Vision and Pattern Recognition IEEE Computer Society Conference, 2007:1-8.
- [13] LIANG L, WEI M, SZYMCZAK A, et al. Nonrigid iterative closest points for registration of 3D biomedical surfaces[J]. Optics & Lasers in Engineering, 2018, 100:141-154.
- [14] BOOTH J, ROUSSOS A, PONNIAH A, et al. Large scale 3D morphable models[J]. International Journal of Computer Vision, 2018, 126(2-4): 233-254.
- [15] 严冬明,胡楷模,郭建伟,等.各向同性三角形重新网格化方法综述[J].计算机科学,2017,44(8):9-17.

作者简介

邓鑫灵,硕士研究生,主要研究方向为三维人脸重建识别。

E-mail:514472414@qq.com

周大可,博士、副教授,主要研究方向为图像处理和模式识别。

杨欣,博士、副教授,主要研究方向为图像处理和模式识别。