

基于曲面形变的三维人脸样本配准

盖 贇

(中国青年政治学院计算机教学与应用中心 北京 100089) (北京工业大学城市交通学院 北京 100124)

摘要 三维人脸样本是人脸识别、人脸动画等领域进行模型训练、算法设计及性能比较的重要数据平台。为了提高三维人脸样本的配准效果和配准速度,提出一种基于曲面变形的三维人脸样本配准方法。该方法通过对标准化样本实施一系列的变形操作来建立原始样本与标准样本之间的对应关系。然后基于该对应关系对原始样本进行配准处理,在处理过程中使用统计方法对样本上的毛刺点和空洞进行修补。实验结果表明,使用该方法可以快速、有效地对不同格式的原始样本进行配准。

关键词 样本配准,最近点匹配,TPS,三维人脸,曲面变形

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

3D Face Registration Based on Surface Deformation

GE Yun

(Computer Science and Application Center, China Youth University of Political Studies, Beijing 100089, China)

(College of Transportation, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract 3D face database is an important data platform for model training, algorithm design. To improve the matching result and efficiency of 3D face sample, we proposed a new registration method based on surface deformation. First a series of deform operation is performed on the template sample to get the correspondence between template sample and raw sample. The registration operation is performed on the raw sample. In the procedure of matching process, the statistical method is used to tackle the problem of noise point and hollow. The experiment results show that the proposed method has good performance on face registration.

Keywords Sample registration, Closet point match, TPS, 3D face sample, Surface deformation

经过近几十年的发展,基于人脸的计算机视觉研究受到了广泛的关注,目前的人脸研究所用的理论和算法主要是基于二维人脸图像而开展的。实践证明,图像中的人脸姿态和光照变化对这类方法有很大的影响。与二维人脸图像相比,三维人脸样本具有对光照、姿态变化鲁棒性的特性,因此基于三维人脸样本的研究已经引起人们的广泛关注。与二维图像不同,三维人脸数据有多种不同的数据形式。使用不同形式的三维人脸样本,也需要相应修改的理论和方法。所以,随着三维人脸样本应用的不断深入,建立一个有效样本配准方法来统一不同样本的数据形式,为同行提供模型训练数据资源、算法研究与比较的数据平台,具有重要的意义。

目前主要的三维人脸数据有:CMU的FIA数据库,该库是基于多视角几何信息的三维数据库^[1],其中包括180人的三维数据信息;3D-RAM数据库,它是基于结构光的方法建立的三维数据库^[2],创建时用一个照相机和放映机获取人的3D坐标信息,它包含129人的三维数据信息;GavabDB数据库,在该数据库中^[3]使用Minolta VI-700数字转换器获取了427个有表情变化的三维人脸数据,这些数据由61个人组成;2007年,Thomas S Huang的研究小组利用Cyberware扫描仪建立了一个含有475人的三维人脸数据库^[4],样本主要

包含中性和微笑两种表情,年龄分布在19~25岁之间;FRGC数据库,该数据库是目前应用最为广泛的数据库,其中的样本是由Minolta采集到的三维样本。由于建库手段的差异,不同来源的三维人脸样本在数据形式上有很大的差异。因此需要对这些样本进行配准,使得它们可以用统一的向量形式表示。三维人脸样本配准是应用三维人脸样本的关键前提。样本配准就是将不同格式的三维人脸样本表示为统一的向量形式,来建立样本间的稠密对应。所谓的稠密对应就是根据人脸面部特征建立样本间点到点的对应。如果以某一个人脸为标准脸或参考脸,就可以把人脸数据以标准人脸的点和面进行有序化,从而将其表示为如下的向量表示形式:

$$S_i = (X_{i1}, Y_{i1}, Z_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}, Y_{in}, Z_{in})^T, 1 \leq i \leq N \quad (1)$$

其中, S_i 是第*i*个人脸样本上的点坐标向量, N 是人脸个数, n 是配准后样本上的点数,而且不同人脸向量中相同下标的点对应于相同人脸特征点。

由于不同人脸的个性差异,人脸的三维几何差异很大。其次,由于采集条件的不同,不同数据库中包含的三维人脸数据信息量也不一样。有的包含人脸的全部信息,有的只包含正脸的网格信息,侧脸部分存在信息缺失。这些因素使得实施三维人脸样本之间的配准成为一个费时费力的工作。为了提高样本配准的效果和效率,提出一个有效的、易操作的

本文受北京市博士基金(2014ZZ-56),中国青年政治学院青年教师基金(182060326)资助。

盖 贇(1983-),男,博士,讲师,主要研究方向为人脸识别、人脸检测、表情识别、三维人脸建模,E-mail:gyunsus@gmail.com。

方法来方便实施三维样本的配准。本文提出了一个快速配准三维人脸样本的方法,基于该方法我们可以将不同形式的三维人脸样本配准为信息量一样、表达方式一致的样本。

首先通过定制的方式构建一个标准的三维人脸样本作为样本配准的标准,这里将其称为模板样本。对于一个待配准的原始样本,通过对模板样本实施一系列的变形来建立二者之间的对应关系,然后根据该对应关系将模板样本的拓扑关系映射在目标样本之上来完成样本配准。

1 曲面表形和最近点匹配

通常,不同的三维人脸样本之间存在着两种变化:刚性变化和非刚性变化。通过对模板样本实施刚性配准和非刚性配准可以建立不同人脸样本之间的对应关系,其中刚性配准方法采用最近点迭代算法(Iterative Closest Points, ICP),非刚性配准方法采用薄板样条函数(Thin Plate Spline, TPS)。

1.1 最近点匹配

最近点迭代算法是目前应用最为广泛的自由曲面配准方法,它是由 Besl, McKay 于 1992 年最先提出的。该算法以四元数方法为基础,通过迭代计算曲面之间对应点的残差平方和来实现曲面的配准。由于 ICP 算法采用刚性变换表示两个对象之间的对应关系,因此该算法对同一对象不同视角的三维数据的配准,或者大型数据采集时重叠部分的配准具有很好的效果。而对于不同的三维对象,尤其是个性差异比较大且表面几何变化复杂的对象,配准效果较差,采用刚性变换一般只能得到一个全局性的粗略的配准。对于不同样本间的变形,尤其是局部的非刚性变形,很难使用刚性变换来表示。

构建 KD-Tree(K dimensional binary search tree)是建立 ICP 算法的核心, KD-Tree 是一种多维检索树,它最初由 Bentley 提出^[7],主要用于检索多属性的数据或多维点数据。该方法是由二叉树推广而来,与二叉树不同, KD-Tree 的每个结点表示 k 维空间的一个点,并且每一层都根据该层的分类器做出分枝决策。三维人脸样本可以看作一个空间中的三维点云,由于人脸具有相对固定的拓扑结构,因此点云的分布形式也相对固定。在构建 KD-Tree 时取人脸鼻尖点为树的根结点,每个点的分割面始终与 z 轴平行。对于样本上的每一个点都需要在该结点上确定分割平面,该平面将结点所属的空间平均划分为两个子空间,每个子空间都是该结点的子结点。这两个子空间中的点数基本一致。为了便于计算,本文首先根据原始人脸样本构建 KD 树,然后逐个搜索变形后的模板人脸在原始人脸上的对应点,来为样本配准做准备。

1.2 TPS 非刚性变换

TPS^[5]变换主要用于计算曲面之间的非刚性形变关系。基于曲面变形的样本配准方法使用薄板样条函数计算模板样本与原始样本之间非刚性变换关系,并根据该变换关系对模板样本实施变形,使得变形后的模板样本与原始样本具有极高的相似性。在计算样本间的 TPS 函数时首先需要确定模板样本和原始样本对应的特征点,假定这些特征点分别为 $U = (u_1, u_2, \dots, u_m)^T$ 和 $V = (v_1, v_2, \dots, v_m)^T$, 其中 $U \subset g_0, V \subset g_1$, 我们需要根据 U 和 V 的对应关系建立模板样本 g_0 上点的运动方式。 u_k 和 v_k 是曲面之间第 i 对点的三维坐标。即 g_0 特征点之间的距离为: $r_{ij} = |u_i - u_j|$ 。

定义矩阵:

$$K = \begin{bmatrix} 0 & U(r_{12}) & \dots & U(r_{1n}) \\ U(r_{12}) & 0 & & U(r_{12}) \\ \dots & & \ddots & \dots \\ U(r_{12}) & U(r_{12}) & \dots & 0 \end{bmatrix}, n \times n \quad (2)$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & z_1 \\ 1 & x_2 & y_2 & z_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_n & y_n & z_n \end{bmatrix}, 4 \times n \quad (3)$$

并且定义分块矩阵:

$$L = \begin{bmatrix} K & P \\ P^T & O \end{bmatrix}, (n+3) \times (n+3) \quad (4)$$

其中, O 是一个 4×4 的零矩阵。记 $V = (v_1, \dots, v_n)$ 是一个 n 维向量,根据 V 构造一个长度为 $n+3$ 的列向量 $Y = (V | 0 \ 0 \ 0)^T$ 。则可以通过下式计算向量 $W = (w_1, \dots, w_n)$ 和系数 a_1, a_x, a_y, a_z :

$$L^{-1}Y = (W | a_1 \ a_x \ a_y \ a_z)^T \quad (5)$$

使用 $L^{-1}Y$ 定义曲面形变函数:

$$f(x, y, z) = a_1 + a_x x + a_y y + a_z z + \sum_{i=1}^n w_i U(|P_i - (x, y)|) \quad (6)$$

根据上面的计算方法得到了曲面的变形函数 F ,我们可以将点集 U 映射到 V , 满足:

$$F(u_j) = v_j, j=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

2 样本配准

样本配准是指将各种形式的三维人脸样本转化为统一的表达形式,每个样本都是按照特征对齐的。本文提出的方法是以某个参考人脸为标准,通过将参考人脸的点面结构映射在其它样本上来完成样本的配准。首先,使用手工标记的方式在参考人脸和目标人脸样本上分别进行特征点标记;然后根据这些特征点的对应关系计算样本的非刚性形变信息。在完成了目标样本和参考样本的预对齐之后,使用最近点匹配法计算出它们之间的对应关系。通过不断迭代进行以上两种变换,可以建立模板样本和原始样本之间的对应关系,最后基于样本间的对应关系对原始样本进行配准处理。

2.1 参考脸的选取

样本配准的基础是选定一张具有代表性的三维人脸样本作为配准的标准。由于目标样本的数据形式多种多样,数据结构也多种多样,因此选择一个理想的样本作为配准的参考样本显得尤为重要。从统计学的角度看,平均脸代表了人脸空间中样本分布的低频特征,通常低频信息代表样本集共有特征,所以平均脸可以很有效地代表人脸空间中所有的人脸样本。平均脸是指所有人脸的对应点坐标值的平均值,图 1 是使用 BJUT-3D 人脸数据库中的样本构建的平均人脸。



图 1 三维平均脸

2.2 模板样本变形

三维人脸数据的差异首先体现在尺度和位移两个方面。由于获取方式的不同,不同的三维人脸数据在尺度上的范围是不一致的,因此需要对不同尺度下的样本进行尺度归一化。对于尺度差异,可以根据瞳孔间的距离对所有的样本的尺度进行归一化处理。对于位移差异,可以根据鼻尖点对所有样本进行坐标对齐处理。

为了保证对齐的准确性,我们使用手工定制的方式对模板样本和原始样本进行特征点标记,这些特征点包括鼻尖点、眼角点、额头点、嘴角点、下巴点、耳部点等。特征点的标记位置如图2所示,面部的黑色点集为标定的特征点。

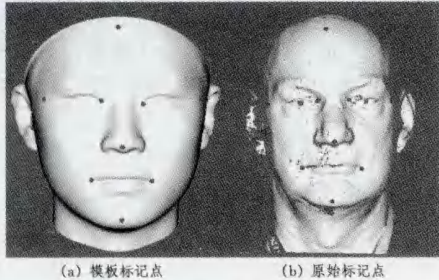


图2 特征点标记

根据这些标记的特征点可以得到两个样本的初始对应关系。并以此为基础计算出模板样本的非刚性变形函数。经过非刚性变形后的模板人脸与原始样本之间的尺度、形状都是一致的,并且面部的主要特征点都是严格对齐的。如图3所示,经过TPS变化后的模板样本在尺度和轮廓上都与原始样本极为相似。

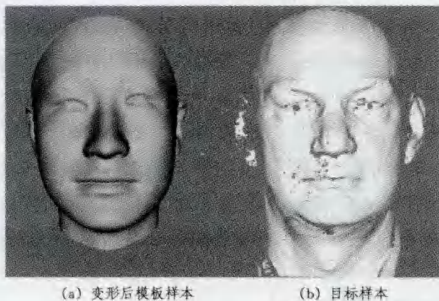


图3 TPS人脸映射

2.3 拓扑映射

虽然目标人脸与参考人脸在轮廓、形状上都达到了高度一致,但是其它结点间的对应关系还没有建立。本文使用最近点匹配方法在变形后的样本之间进行对应点匹配。由于样本在形态、数据覆盖范围上有差异,只能对部分点建立对齐关系。根据匹配的结果,我们首先将模板样本上已匹配点的序号赋予原始样本上的对应点。对于模板样本上没有建立对应信息的点,采用插值的方式计算出这些点对应的位置信息。在完成了该项操作后,原始样本上的大部分点都被赋予了与模板样本相同的特征信息。

接下来的工作就是根据这些已有的特征点计算出原始样本上缺失的特征点。造成特征点缺失的原因有两种:误匹配和样本缺失。误匹配是指样本间特征不对应的点建立了对应关系,该问题可以根据样本点的分布情况解决。具体而言,对于模板样本 F_1 和原始样本 F_2 上的手工标定集 $P = \{p_i | i = 1, \dots, N_0\}$ 和 $Q = \{q_i | i = 1, \dots, N_0\}$, N_0 是标定点的个数。

首先计算对应点间距离的平均值,即 $S = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} \|(p_i, q_i)\|$,

然后计算对应点间距离的标准差,即 $V = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} \|(p_i, q_i) - S\|$,

根据三西格玛准则,当变形后模板样本上的点与原始样本的距离大于 $3.5V$ 时,即认为该点是无效对应点。对于原始样本中信息缺失的部分,则可以对模板样本变形后的点进行填补和逼近。

当原始样本上所有有效点都与模板样本建立了对应关系之后,原始样本的拓扑结构就可以根据这些对应关系方便地建立出来。

3 实验结果和分析

为了验证本章提出的样本配准方法的有效性,分别在BJUT-3D人脸数据库、FRGC-3D人脸数据库上进行了样本配准实验。BJUT-3D人脸数据库是北京工业大学多媒体实验室于2005年在国际会议ICCV上正式发布的,该数据库是目前最大的中国人三维人脸数据库。FRGC-3D人脸数据库是目前应用最为广泛的三维人脸数据。

本章首先基于BJUT-3D人脸数据库进行样本配准实验,分别采用网格重采样方法和曲面变形方法对初始样本进行配准实验。图4为采用以上两种方法得到的三维人脸样本配准结果。



图4 BJUT-3D样本配准结果

三维人脸样本包含两部分信息:纹理信息和形状信息,其中纹理信息对视觉影响比较重要。因此从纹理图上看,带纹理的三维人脸样本之间差异不明显,但是几何信息上的差异就比较明显了。如图4所示,采用网格重采样方法得到的配准样本的区块效果非常明显,而且在块与块的边界处面片的折叠现象非常明显。这是因为网格重采样方法在进行曲面重构的时候是以片为单位进行的,针对各个片的重采样操作是相互独立的。由于缺少边界处的约束和片之间重采样的信息交互,使得重采样后的样本在边界处的面片折叠现象非常明显。与网格采样方法相比,基于曲面变形的配准方法使样本不仅保持了曲面原有特征,还保证了样本曲面的连续性和一致性,样本中没有面片折叠、面片翻转等现象。无论从主观效果上看,还是从实用性应用的角度看,基于曲面变形的配准方法得到的配准样本结果效果都很好。

为了对配准结果进行进一步的验证,本章根据样本之间

(下转第127页)

[2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of Computer Vision, 2004, 60 (2):91-110

[3] Qi Jin, Zhao Jian, Xie Yu, et al. Large-Scale Image Retrieval Method Based on Vocabulary Tree[C]//12th Annual Meeting of China Association for Science and Technology on Information and Communication Technology and Smart Grid. Scientific Research Publishing, 2010:219-223

[4] 齐锦. 基于仿射传播聚类算法的词汇树生成研究[D]. 西安: 西北大学, 2011

[5] 陈晓宁. 基于词汇树的图像检索中对视觉关键词的提取和研究

[D]. 西安: 西北大学, 2011

[6] 汪成亮, 兰利彬. 采用分数阶微分边缘检测的图像插值[J]. 北京理工大学学报, 2011, 31(9):1085-1089

[7] Mathieu B, Melchior P, Oustaloup A, et al. Fractional differentiation for edge detection [J]. Signal Processing, 2003, 83 (11): 2421-2432

[8] 张舒娟, 王庆民. 基于多特征的图像检索研究[J]. 计算机与现代化, 2010, 173(1):124-127

[9] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008

[10] 陈平生. K-means 和 ISODATA 聚类算法的比较研究[J]. 江西理工大学学报, 2012, 33(1):78-82

(上接第 118 页)

对应点的平均距离来度量配准的效果。由于配准样本与初始样本之间存在的信息量和信息结构上的差异, 直接度量两个样本之间的差距是不可行的。因此我们首先通过手工标记的方式得到配准样本与初始样本上的关键特征点, 以及这些点之间的对应关系, 并根据这些对应点之间的平均距离来度量样本配准效果。实验采用的关键特征点主要包括鼻尖、眼角、嘴角等位置的点, 本章共采用 20 个特征点进行误差计算。表 1 即为采用该方法得到的度量结果, 从表中可以看出本文提出的方法与网格重采样方法相比在配准精度方面有一定的提高, 但是结果并不显著。这是因为我们只计算了标定点处的误差, 如果标记更多的特征点, 本节方法的优越性会得到进一步的体现。

表 1 样本配准结果比较

人脸样本	新算法的匹配误差	传统算法的配准误差
I	0.236	0.252
II	0.306	0.301

为了进一步验证算法的有效性, 本章还对 FRGC-3D 人脸数据库中的样本进行了配准处理, 但是这个数据库的样本都存在严重的信息缺失, 因此不能采用网格重采样方法对样本进行配准, 应直接采用曲面变形的的方法对该数据库中的样本进行配准实验。

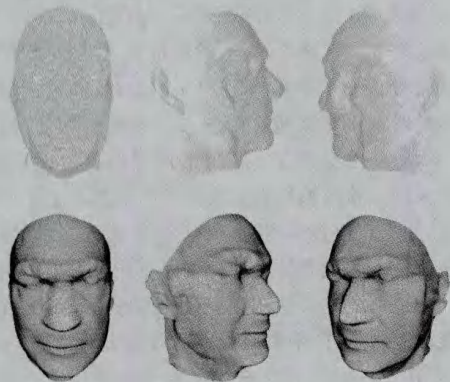


图 5 FRGC-3D 样本配准结果

FRGC-3D 数据库中的样本是由深度信息组成的 2.5 维

样本。如图 5 所示, 图中第一行是 FRGC-3D 中的原型样本, 第二行是使用本章提出的样本配准方法得到的配准样本。从图 5 可以看出, 配准后的模板人脸与目标人脸相比不但保持了样本的特征信息, 而且将样本中的缺失信息补充完整。以上实验表明, 使用本章提出的组合模型匹配的样本配准方法达到了比较好的配准效果。

结束语 通过运用曲面变形技术和最近点匹配方法, 本文提出了一种三维人脸配准的方法。该方法将不同格式、不同尺度的三维人脸配准为统一的数据形式。每个样本具有相同的点数、面数和点的连接关系。并且每个样本所包含的面部信息是相同的。但是从整体效果看, 配准后的三维人脸样本在细节信息方面有所丢失, 这是因为曲面的变形信息是全局变形算子计算而来, 因此在今后的应用中, 可以考虑尝试一些局部变形算子来改进配准效果。

参考文献

[1] Goh R, Liu L, Liu X, et al. The CMU face in action (FIA) database[C]//Proceedings of Analysis and Modeling of Faces and Gestures. Beijing: Springer-Verlag, 2005:255-263

[2] Beumier C. 3D-RMA 3D database[OL]. http://www.sic.rma.ac.be/beumier/DB/3d_rma.html#1, 2008

[3] Moreno A B, Sanchez A. Gavab DB: A 3D Face Database[C]//Proceedings of the 2nd COST275 Workshop on Biometrics on the Internet. Vigo: Lecture Notes, 2004

[4] Hu Yu-xiao, Zhang Zhen-qiu, Xu Xun, et al. Building Large Scale 3D Face Database for Face Analysis[C]//Proceedings of Multimedia Content Analysis and Mining. Weihai: Lecture Notes, 2007:343-350

[5] Bookstein F L. Principal Warps: Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11:567-585

[6] 胡永利, 尹宝才, 程世铨, 等. 创建中国人三维人脸库关键技术研究[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(4):622-628

[7] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9): 509-517