

文章编号 1004-924X(2014)12-3391-10

三维到二维：人脸本征形状描述图

郭 哲*, 樊养余, 刘 姝, 雷 涛, 王 毅
(西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 基于三维数据的人脸识别克服了二维图像数据受光照和姿态影响较大的问题, 但其较高的数据维数约束了它的实际应用。本文针对三维人脸数据的简化描述, 提出了将三维人脸映射至二维表示的本征形状描述图方法。该方法首先基于约束离散保形映射将三维人脸数据微分同构映射到一个局部几何特征保持的二维区域。然后基于人脸曲面几何结构特性和表观特性, 构建二维本征形状描述图, 用于简化对三维人脸数据的描述, 并进行识别验证。基于国际公共人脸数据库 FRGC2.0 和 GavabDB 的三维人脸识别实验显示, 本征形状描述图法在姿态变化大于 60° 时的识别率达到 90.6%, 比现有方法高 5.9%, 单次匹配时间为 7.89 s。该方法将三维人脸识别问题转换为了二维平面图像的认识问题, 有效降低了数据描述的复杂度。得到的结果展示了该方法计算效率高, 且对姿态变化有良好的健壮性。

关键词: 人脸识别; 三维人脸识别; 本征形状描述图; 保形映射

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142212.3391

3D to 2D: Facial intrinsic shape description maps

GUO Zhe*, FAN Yang-yu, LIU Shu, LEI Tao, WANG Yi

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

* Corresponding author, E-mail: guozhe@nwpu.edu.cn

Abstract: The face recognition based on 3D facial data overcomes the difficulties sensitive to illumination and pose variations in 2D face recognition systems. However, the high computational complexity restricts its practical applications. To simplify the description for 3D face data, a novel strategy to map 3D face data to 2D ones, called 2D intrinsic shape description map, was proposed in this paper. With the strategy, each 3D facial surface was firstly mapped homeomorphically onto a 2D lattice which keeps the local geometrical features based on the constraint discrete conformal. Then, a 2D intrinsic shape description map was obtained by combining 3D facial geometrical structure and appearance feature for simplifying 3D face representation and for verifying the recognition. The proposed strategy was compared to state-of-the-art 3D face recognition algorithms in the FRGC 2.0 and GavabDB database. The results show that the proposed strategy offers the rank-one rate of 90.6% when the pose change is greater than 60° , higher 5.9% than that of the existing method. Moreover, the single matching time is 7.89 s. As the strategy transforms the 3D face recognition into the 2D image recognition, it effectively reduces the complexity of data description and shows higher computation efficiency and robustness to a pose change.

Key words: face recognition; 3D face recognition; intrinsic shape description map; conformal mapping

收稿日期: 2014-07-25; 修订日期: 2014-09-11.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61402371, No. 61461025); 陕西省自然科学基金基础研究计划青年人才资助项目 (No. 2012JQ8036, No. 2013JQ8039); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No. 3102014JCQ01060)

1 引言

基于三维信息的人脸识别包含了脸部曲面显示表达的三维人脸数据,能更完整地描述一个人的脸部空间形状,从本质上克服了二维图像对光照、姿态、化妆等影响较大的问题^[1],因此近年来逐渐成为了学术界的研究热点。

按照三维人脸的表征和匹配方式,现有三维人脸识别算法可分为基于整体匹配的方法^[2-4]、基于局部特征的方法^[5-8]和基于多特征融合的方法^[9-11]。基于整体匹配的方法利用全局特征匹配算法进行人脸识别;基于局部特征的方法首先提取人脸局部形状描述符进行人脸表征,然后通过匹配两个人脸模型对应的局部描述符来实现人脸匹配;基于多特征融合的方法则通过融合多种不同类型的特征来实现单一特征所无法达到的识别效果。现有方法虽然采用不同的特征对人脸进行表征,但本质都是在三维空间进行特征提取,算法复杂度和执行效率成为制约算法推广应用的重要因素^[12]。

由于扫描仪获取到的是三维人脸数据并非整个头部的三维数据,仅反映人脸局部曲面的信息,因此是非严格封闭的曲面。对于一个正面三维人脸数据,通过给定一组坐标,在不存在数据缺失的前提下,仅有一个轴方向的坐标值与其相对应,这意味着目前获取到的三维人脸数据可以看作一个简化的三维曲面结构描述,这与二维图像有着较强的相似性^[13-14]。

基于以上分析,三维人脸曲面可以通过某个映射函数转化为一个二维规则描述,由于数据维数降低,运算量将大大减少。深度图是对三维人脸数据进行二维描述的一种较为常见的方法,该方法采用二维深度图像来描述三维数据。由于深度图像是基于正交投影函数得到的,虽然能够得到较为规则的映射结果,但却丢失了人脸局部五官区域的细节信息,从而降低了人脸间的内在特征区分度,对人脸识别的准确率造成了较大影响^[12]。

本文针对三维人脸的简化描述问题,提出了基于二维本征形状描述图(Intrinsic Shape Description Map, ISDM)的三维人脸特征描述方法,用于三维人脸识别。与目前常见的将二维人

脸识别方法扩展到三维的方法不同,本文提出的方法首先在二维空间表示三维数据,然后利用二维图像识别实现三维人脸数据的高效识别。通过把三维人脸网格数据微分同构映射到一个局部几何特征保持的二维区域,将三维人脸识别问题转换为一个二维平面图像的识别问题,从而有效降低了数据描述的复杂度,其优势在于通过建模技术将人脸的三维几何结构和表面形状信息内嵌于本文提出的二维本征形状描述图中。

2 本征形状描述图构建

人脸曲面可以看作一个有着固有二维结构的流形,因此可以基于保形几何的方法在二维空间对其进行内在结构的描述。本文提出了 ISDM 对三维人脸数据的内在结构进行有效描述,即采用边界约束的离散保形映射方法建立三维人脸曲面的内在紧致二维描述图。

2.1 约束离散保形映射

根据保形几何理论,一个圆周拓扑的三维表面能够通过全局优化同构映射到一个二维区域中,这种映射是一一对一的,保形的凸映射^[15]。离散保形映射是通过基于线性基元的有限元方法的近似得到一个调和映射,即将具有圆周拓扑结构的三维表面进行二维映射。通过离散保形映射,利用 Dirichlet 离散能量最小化进行最大角度保持,从而使三维人脸表面的每一个顶点都在二维平面上有唯一的对应点^[16]。本文基于离散保形映射,并通过建立边界约束,对三维人脸曲面进行约束离散嵌入的二维规则区域展开。

一个三维人脸曲面 S_M 可以由一个三角网格 $M=(V, K)$ 来描述,其中 V 表示其网格的几何属性, K 表示三角网格的拓扑连接关系。网格几何属性 V 包含了网格中所有顶点的坐标信息 $V=\{v_i=(x_i, y_i, z_i) \in R^3; i=1, 2, \dots, N\}$, 其中 N 表示网格中顶点的总数。 K 由一系列顶点的三元组 $\{v_i, v_j, v_k\}$ 来描述单元网格的构成,即网格的拓扑连接关系。

为了对人脸曲面进行二维映射,本文通过构建一个分段线性映射函数 Ψ 来完成空间三角网格 M 到微分同构二维平面 $T=(U, K')$ 的映射,其中 $U=\{u_i \in R^2; i=1, 2, \dots, N\}$ 表示二维平面离散点的集合, K' 描述了该二维平面内的拓扑结构。

映射函数 Ψ 建立了三维曲面顶点 v_i 和二维平面点 u_i 间的相应性,同时保持了初始的拓扑连接关系。映射函数 Ψ 可以用下式表示:

$$\Psi: v_i \rightarrow u_i, i=1,2,\dots,N; \text{ and } \mathbf{K}=\mathbf{K}'. \quad (1)$$

函数 Ψ 不可避免地会带来几何形变,而离散保形映射可以通过基于线性基元的有限元方法来估计 Ψ ,同时最小化 Dirichlet 离散能量函数进行最大形状保持。

基于以上描述,本文提出的边界约束离散保形映射方法的具体实现步骤为:

Step1:将三维人脸曲面边界 ∂S_M 同胚映射到二维平面,构建边界映射函数 $\Psi_0 = \Psi|_{\partial S_M}$;

Step2:选择边界 ∂S_M 中的 m 个角点 v_1, \dots, v_m ,将这些点映射到二维平面,构建一个具有 m 边的多边形,记为 m -gon。 m -gon 中的顶点分布在一个矩形区域内,同时 m 条边在各自三角网格中的对应角与 S_M 对应角点所在三角面片的角成等弧长比例,映射得到的二维平面上人脸区域的多边形边界记为 ∂S_T ;

Step3:通过边界 ∂S_T 来约束分段线性映射函数 Ψ ,将三维人脸曲面 S_M 向二维区域进行映射。一个好的映射函数 Ψ 满足对每个三角面片均具有线性关系,在边缘保持连续,且使得角度变形最小。该函数可以通过在曲面 S_M 上最优化离散 Dirichlet 能量函数来进行估计。Dirichlet 能量函数的公式如下:

$$E = \frac{1}{2} \int_{S_M} |\nabla \Psi|^2 d\mu_{S_M}. \quad (2)$$

该函数需满足 Dirichlet 边界条件 $\Psi|_{\partial S_M} = \Psi_0$,其中 μ_{S_M} 表示三维人脸曲面 S_M 的单位三角面片。

对于同一个人不同姿态下的 2 个三维人脸曲面 S_{M1} 和 S_{M2} ,其三角网格描述分别为 $\mathbf{M}_1 = (\mathbf{V}_1, \mathbf{K}_1)$ 和 $\mathbf{M}_2 = (\mathbf{V}_2, \mathbf{K}_2)$ 。由于 S_{M1} 和 S_{M2} 为同一个体,姿态变化不影响人脸曲面形状,因此与人脸曲面形状相对应的三角网格的拓扑连接关系 \mathbf{K}_1 与 \mathbf{K}_2 基本接近。对人脸曲面进行二维映射时,由映射函数公式(1)可知,通过有限元法估计出的 Ψ 能最大程度上保持映射前后的拓扑形状,即 $\mathbf{K}_1 \cong \mathbf{K}'_1, \mathbf{K}_2 \cong \mathbf{K}'_2$ 。由于三维网格数据采集因素使得 S_{M1} 和 S_{M2} 中所包含的顶点个数不同。将 V_1 与 V_2 中顶点个数分别记为 N_1, N_2, S_{M1} 和 S_{M2} 映射到微分同构二维平面 T_1 和 T_2 后,顶点个数

不变,也就是说映射后两者的顶点个数仍然不同,分别为 N_1 和 N_2 。由于本文提出的边界约束映射能够将不规则网格边界投影到规则矩形边界上,图 1 给出了一组多边形网格顶点的边界映射结果, p_1, \dots, p_6 分别为多边形网格顶点; v_1, \dots, v_6 为边界映射点。由图 1 可以看出,不同姿态的三维人脸曲面网格经过本文提出的边界约束保形映射后,能够映射到大小规则的矩形区域内,其网格拓扑结构基本不变。针对不同姿态人脸曲面网格顶点不同的问题,经过后文提出的规则化相关性度量方法可以将其规则化为大小相同的二维图像。由以上分析可以得出,基于本文提出的本征形状描述图构建方法,能够将不同姿态下的三维人脸曲面映射成为大小相同,拓扑结构保持,分布规则的二维图像。因此本文提出的本征形状描述图对姿态变化具有较好的鲁棒性。由本文提出的边界约束离散保形映射方法的具体实现步骤可以看出,约束离散保形映射方法是一种对于人脸网格拓扑结构的映射,其运算量为人脸网格上每个点的坐标信息以及之前点和点的相对结构信息。它反映的是三维网格曲面的本质结构特性,它与采集数据时的光照无关,因此约束离散保形映射对于光照和姿态变化具有较好的健壮性。

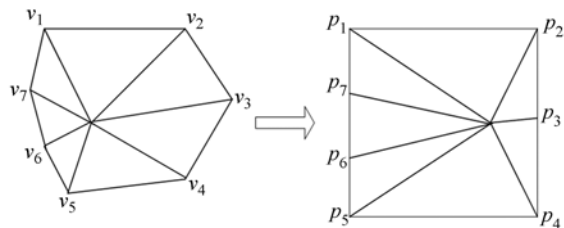


图 1 边界映射示意图

Fig. 1 Diagram of boundary mapping

根据保形几何理论,离散保形映射 $\Psi: S_M \rightarrow S_T$ 是一一对应的,当且仅当其将 ∂S_M 微分同构映射到一个凸多边形结构 ∂S_T 时,其三维曲面 S_M 中每一对四边形对角对之和小于 π 。

在实际应用时,采用激光扫描仪得到的三维人脸数据质量较为粗糙,包含较多非人脸区域的杂点和噪声,同时在某些区域存在数据缺失。本文实验中所用到的 FRGC2.0^[17] 和 GavabDB^[18] 数据均存在上述问题,因此首先需要对所有人脸数据进行杂点去除、缺失区域补洞以及平滑等操作,然后采用区域剪裁的方法^[19] 提取包含有效信

息的人脸区域,获得网格平滑、延展性好的三维人脸数据^[9]。在预处理之后,为了满足一一对应的保形映射条件,三维人脸数据中单位三角网格的内角均要小于 $\pi/2$,若不满足,则需要通过 Delaunay 三角剖分^[20]对该单位网格进行 Delaunay 三角网格化操作,将其转换为 Delaunay 三角网格。由 Delaunay 三角剖分的凸多边形的性质^[20]可知,经过上述处理后的三维人脸数据均满足单位三角网格内角小于 $\pi/2$ 的条件,即当邻域顶点和边界均为凸时,每个顶点都是在其参数域的凸合并。因此通过数据的预处理操作,实验中的三维人脸数据可以采用本文提出的约束离散保形映射投影到一个二维同胚离散结构域中。

2.2 规则化相关性度量

通过约束离散保形映射,能够得到三维人脸数据的二维映射结果,其内部的多边形网格分布

$$MI(ISDM_r, ISDM_q) = H(ISDM_q) - H(ISDM_q | ISDM_r) = H(ISDM_r) + H(ISDM_q) - H(ISDM_r, ISDM_q), \quad (3)$$

其中: $H(ISDM_r) = -E_{ISDM}(\log(P(ISDM_r)))$ 描述了随机变量的熵, $P(ISDM_r)$ 是 $ISDM_r$ 的边缘概率密度,通过不同 $ISDM$ 重叠区域的边缘概率直方图来估计 $P(ISDM_r)$ 。通过计算两幅 $ISDM$ 的联合概率密度分布,利用两幅图像重叠区域的联合概率直方图来估计 $H(ISDM_r, ISDM_q)$ 。

本文采用核密度法计算 $ISDM_q$ 和 $ISDM_r$ 的边缘概率分布和联合概率分布,用 x 表示 $ISDM$ 的任意一个像素点,其边缘概率密度公式为:

$$P_x(x) \approx \hat{P}_x(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x - x_i), \quad (4)$$

$g(x)$ 中选择高斯函数为窗函数,其函数表达式为:

$$g_L(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) g_{L-1}(2i + m, 2j + n), \quad (5)$$

$$0 < L \leq N, 0 \leq i < C_L, 0 \leq j < R_L,$$

$\omega(m, n)$ 为高斯窗函数,其表达式为:

$$\omega(m, n) = \frac{|n|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(nm)^2}{2}}, \quad (6)$$

式中 N 为窗口内像素点的个数, C_L 和 R_L 分别为窗口的长和宽。

$ISDM_q$ 和 $ISDM_r$ 的联合概率密度公式为:

$$P_{x,y}(x, y) \approx \hat{P}_{x,y}(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x - x_i, y - y_i), \quad (7)$$

是不规则的,因此需要对该离散二维网格进行规则化操作,从而得到规则描述的二维图像^[21]。该图像融合了三维人脸曲面的几何信息以及网格结构的形状信息,因此能够描述三维人脸的本征形状,称为本征形状描述图 $ISDM$ 。由于 $ISDM$ 所基于的离散保形映射直接利用三维人脸曲面的是网格几何信息,并不涉及人脸曲面的姿态信息,因此 $ISDM$ 的构建不需要对三维人脸数据进行预先配准,同时其对姿态具有较高的鲁棒性。

为了对得到的 $ISDM$ 述图进行分析和比较,需要建立不同描述图之间的相应性,使其具有共性的描述规范。本文基于交互信息法对 $ISDM$ 进行相应性测定,以建立相关性度量。给定两幅 $ISDM$, 分别记为 $ISDM_q$ 和 $ISDM_r$, 两者间的交互信息通过下式计算:

其中: x 和 y 分别表示 2 个 $ISDM$ 的任意一个像素点。

根据不同 $ISDM$ 间的相关性来估计映射函数,记为 $\Psi: ISDM_q \rightarrow ISDM_r$, 将 $ISDM_q$ 向 $ISDM_r$ 进行映射,映射后的结果图记为 $ISDM_s$ 。通过 $ISDM_q$ 的像素值和所估计的映射函数的逆运算来得到 $ISDM_s$ 中像素值,采用双三次插值方法对映射结果进行调整,并通过对有效区域的裁剪,获取其紧致描述,记为 $ISDM_x$ 。

在构建 $ISDM$ 时,三维人脸网格顶点的形状描述属性值可以有很多选择^[22], 如顶点的深度、曲率、spin-image 等,其中曲率和 spin-image 具有旋转不变性,对人脸姿态的变化较为鲁棒。spin-image 将邻域点累加到绕指定点法向旋转的平面,形成二维分布图。由于 spin-image 是在目标坐标系中对物体表面形状整体属性的一种描述,因此对曲面残缺非常敏感,而文中用于实验的 GavabDB 数据库由于姿态变化存在数据缺失。相比而言,离散均值曲率的计算仅在当前点的有效区域中进行,对数据缺失影响较小^[23]。通过上述分析,本文选用离散均值曲率作为形状描述属性值。

对曲率属性形状描述图进行相关性度量,不同 $ISDM$ 具有共性的描述规范,可以用于后续的分析 and 识别。图 2 为 GavabDB 数据库中不同三

维人脸数据所构造的 ISDM 示例。

对所构建的 ISDM 进行特征提取,并选择合适的分类器完成识别。由于 ISDM 为二维图像,选取特征提取方法时,理论上二维图像的特征提取方法均可采用,本文选取了特征脸的方法,并基于特征向量重建误差低于 5% 的原则^[24],选取前 32 个特征值构建特征脸,进行识别。



图 2 GavabDB 数据本征形状描述图

Fig. 2 Intrinsic shape description maps of GavabDB

3 实验结果

为了验证本文所提二维本征形状描述图在三维人脸识别中的有效性,采用国际公共三维人脸库 FRGC2.0^[17]和 GavabDB^[18]进行识别对比实验。首先需要对面脸库中的数据进行预处理,包括去除杂点、补洞和平滑去噪等操作,得到质量较好且仅包含人脸区域的三维数据。所有的实验都在 2.94GHz CPU 和 1.95GB 内存的 PC 机环境中,采用 C++ 和 Matlab7.8.0 编程语言实现。

3.1 实验数据集的选取

由于本文所选择的本征属性值为离散均值曲率,对姿态具有较强的鲁棒性,但受表情变化影响较大,因此实验主要测试算法对姿态的鲁棒性。



图 3 GavabDB 单个个体不同姿态的人脸数据示例图
(从左至右分别为正面、左偏、右偏、向上、向下)

Fig. 3 Different pose faces of one person in GavabDB
(From left to right: frontal, left, right, upward, downward)

GavabDB 数据库中包含 5 种姿态的变化,图 3 给出了 GavabDB 单个个体不同姿态的人脸数据示例图。对 GavabDB 数据库仅采用正面及姿态变化的中性表情数据,即 61 人的 366 个不同三

维人脸数据,并将以上数据分为正面无缺失数据子库(Neutral Frontal,NF)和多姿态缺失数据子库(Multi-pose Occlusion,MO),姿态变化子库的具体描述如表 1 所示。采用上述 2 个不同子库对本文提出的方法进行鲁棒性测试。

表 1 GavabDB 姿态变化子库

Tab. 1 Pose change sub-databases of GavabDB

姿态变化子库名称	数据描述	子库大小
NF	正面姿态	$2 \times 61 = 122$
MO	左偏,右偏,向上,向下	$4 \times 61 = 244$

由于 FRGC2.0 数据库中仅包含光照和表情变化数据,不包含姿态变化数据,其人脸数据示例如图 4 所示。为了测试本文提出方法的姿态鲁棒性,本文通过仿真方法,构造了 FRGC2.0 的多姿态变化子库。构造方法为:对每一个个体,选择一幅正面自然表情的人脸数据,分别以 x, y, z 为对称轴,以 15° 为间隔单位在三维空间进行旋转。按照以上方法,即可构造出多姿态三维人脸数据,并将其分为 NF,姿态变化较小(Mild Pose Variation, MPV)和姿态变化较大(Wild Pose Variation, WPV)3 个不同的子库,3 个子库的具体说明如表 2 所示。



图 4 FRGC2.0 不同个体人脸数据示例图

Fig. 4 Faces of different people in FRGC2.0

表 2 FRGC2.0 姿态变化子库

Tab. 2 Pose change sub-databases of FRGC2.0

姿态变化子库名称	数据描述	子库大小
NF	正面姿态	$1 \times 466 = 466$
MPV	x, y, z 旋转 $\pm 30^\circ$	$6 \times 466 = 2\,796$
WPV	x, y, z 旋转 $\pm 60^\circ, 90^\circ$	$9 \times 466 = 4\,194$

3.2 不同姿态保形映射图分析

本文所构建的三维人脸 ISDM 的核心是利用约束离散保形映射将三维空间表面数据映射到有约束的保形二维图像平面,其中保形映射方法性

能的好坏直接影响到保形二维图像的质量和最终构建的 ISDM 对姿态变化的鲁棒性。因此本节主要对不同姿态三维人脸数据的保形映射图进行分析,通过视觉直观和等误差测度客观地对不同姿态人脸数据的映射图进行评估。

图 5 给出了 GavabDB 中两组不同个体的正面和 4 种姿态变化下的三维人脸数据和相应的二维映射结果。

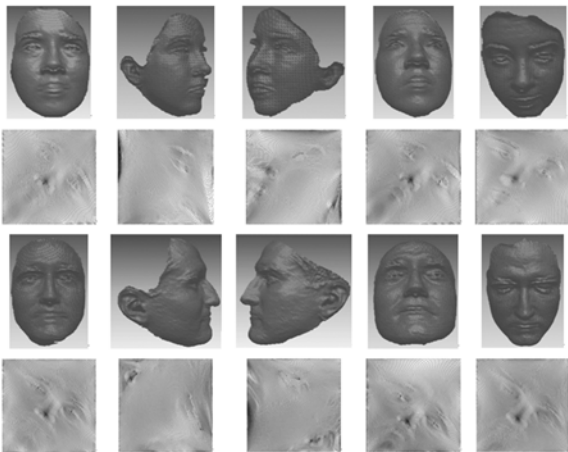


图 5 不同姿态三维人脸数据和相应的二维映射结果图
(由左至右分别为正面、左偏、右偏、向上、向下姿态)

Fig. 5 Different pose faces and corresponding 2D mapping results

(From left to right: frontal, left, right, upward, downward)

由图 5 可以看出,本文提出的约束离散保形映射能够对不同姿态三维人脸数据进行处理,所得到的二维映射结果非常平滑,并能够准确地反映姿态的变化。由于在左偏和右偏姿态下(图 5,第 1 行和第 3 行的第 2、3 列),由于自遮挡对三维人脸数据造成了较大的数据缺失,其二维映射结果亦存在相应的姿态扭曲(图 5,第 2 行和第 4 行的第 2、3 列),该扭曲可以通过图像规则化方法构建具有规定大小和相同分布结构规范的 ISDM 予以修正。

采用等误差测度的方式,通过计算参数域网格与原始网格之间的面积相对误差和角度相对误差来衡量变形程度^[25]。对 GavabDB 数据库中 61 个个体的 5 种不同姿态人脸数据的平均度量结果如表 3 所示。由结果可以看出,本文提出的约束离散保形映射所得到的结果的面积和角度的相对误差均较小,可以满足实际应用的要求,能够为提

取人脸 ISDM 创造良好的前提条件。

表 3 等误差测度度量结果

Tab. 3 Equal error measuring results

误差度量	姿态				
	正面	左偏	右偏	向上	向下
面积误差	0.042	0.173	0.169	0.084	0.089
角度误差	0.091	0.196	0.181	0.107	0.115

3.3 人脸识别率

利用 FRGC2.0 和 GavabDB 数据库,对本文所提方法与现有方法进行对比实验,验证了本文所提方法的有效性。首先对数据进行去除杂点,缺失区域补洞以及平滑等预处理操作,获取实验所用的人脸模型数据;然后采用区域剪裁的方法^[19]提取包含有效信息的人脸区域,对提取后的有效人脸区域计算顶点的形状描述属性值;最后按照本文提出的方法构建 ISDM,采用 LIBSVM 软件包^[26]中提供的 SVM 程序完成识别,其中选用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)作为 SVM 的核函数。在进行 SVM 模型训练之前,需要对 SVM 进行模型选择,即如何确定高斯径向核函数的最优参数集 $\{C, Y\}$,其中 C 表示误差惩罚因子, Y 为高斯径向参数^[27-29]。在实验中,把训练集分成 5 组,在这 5 组训练集之间进行交叉验证,采用网格搜索法在 $C = \{2^0, 2^1, \dots, 2^{10}\}$ 和 $Y = \{2^{-11}, 2^{-5}, \dots, 2^{-1}\}$ 中寻找最优参数集,得到 C 为 128, Y 为 0.015 625,最后根据以上参数,对整个训练集进行训练,获得最终的 SVM 分类器模型。

(1) FRGC2.0 数据库

由于 FRGC2.0 数据库中仅包含正面姿态人脸数据,为了与现有方法进行对比分析,同时对本文所提算法的姿态鲁棒性进行评估,分别基于数据库中的人脸数据和本文仿真构造的多姿态人脸数据进行实验。在基于数据库的人脸数据实验中,选择全部 4 007 幅人脸图像,其中包含表情变化数据。对 466 个个体,每个个体选取一幅正面自然表情数据作为训练集,其他 3 541 幅数据为测试集,图 6 给出了本文所提方法与目前较为流行的方法 Rank-one 识别率的对比结果。

为了对本文所提算法的姿态鲁棒性进行评估,基于本文构造的 6 524 幅多姿态人脸数据库,以正面自然表情人脸数据为训练集,分别以 NF、

MPV 和 WPV 3 类子库为测试集,进行识别实验,与现有方法的对比结果如表 4 所示。

表 4 基于 FRGC2.0 多姿态数据子库的 Rank-one 识别率对比结果

Tab. 4 Rank-one rates of pose change sub-database on FRGC2.0

(%)

子库名称	本文方法	PCA[15]	Lu[3]方法	Kakadiaris[2]方法	Faltemier[8]方法	Boehnen[4]方法	Queirolo[10]方法	Spreeuwes[11]方法
NF	97.3	82.0	94.4	97.2	97.7	96.9	98.8	97
MPV	94.2	71.4	92.8	93	93.2	92.4	93.7	92.3
WPV	90.6	60.1	83.1	84.7	84.2	81.7	80.2	81.1

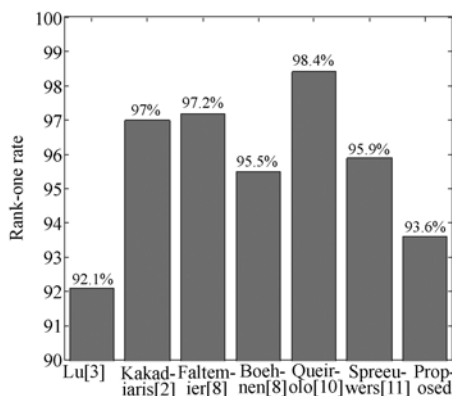


图 6 基于 FRGC2.0 数据库的不同方法 Rank-one 识别率对比结果

Fig. 6 Rank-one rates of different methods on FRGC2.0

在所进行比较的方法中, Lu^[3]方法通过对整体匹配方法进行改进,增强了对姿态变化的鲁棒性。本文方法也是针对多姿态人脸识别的,实验结果显示,本文方法的 Rank-one 识别率为 93.6%,高于 Lu 方法。图 6 中的其他对比方法均考虑了数据库中表情的变化,并采取相应的策略或降低表情对特征的影响,或对表情进行估计,提取描述表情变化的特征,因此对 FRGC2.0 表情变化数据具有相对较强的鲁棒性。而本文方法采用离散均值曲率作为形状描述属性,对表情变化影响较大,因此与其他方法相比,本文方法优势并不明显。

本论文所提方法的创新之处在于利用二维图像识别实现三维人脸数据的识别。为了体现与传统的基于深度图的三维人脸识别方法的不同和优势,将本文方法与基于深度图的主成份分析(PCA)法^[15]在 FRGC2.0 多姿态数据子库上进行识别实验,结果见表 4(第 2、3 列)。由结果可以看出,本文算法的识别率相比 PCA 方法,在不同姿态子库上均有较为明显的优势,尤其对多姿态

数据子库。在 MPV 子库的 Rank-one 识别率比 PCA 方法高约 22.8%,在 WPV 子库的 Rank-one 识别率比 PCA 方法高约 30.5%。这是由于本文方法将三维几何结构和表面形状信息同时内嵌于二维 ISDM 中,其三维几何结构有着不受姿态和角度变化影响的优势,因此克服了传统方法必须进行数据配准,同时对姿态变化影响较大的缺点。

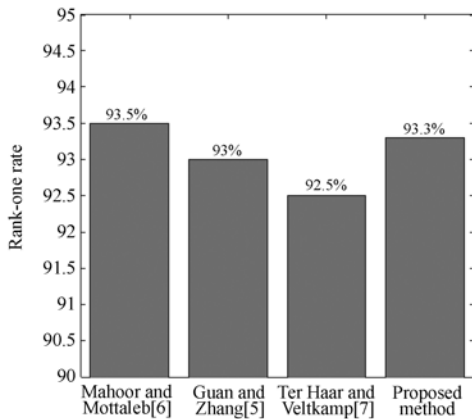
由表 4 所示的多姿态数据识别结果可以看出,本文方法对正面自然表情数据的 Rank-one 识别结果达到 97.3%,在对比方法中排名第三,并且与 Faltemier^[8]方法差别不大,这充分说明了本文方法对于正面自然表情数据的有效性。对于姿态变化数据,本文方法显示了较为明显的优越性,其他方法随着姿态变化幅度的增加,识别率大幅度降低,在 MPV 子集下其他方法的最高识别率仅达到 93.7%,而本文方法仍能够保持着较高的识别率,Rank-one 识别结果为 94.2%,比其它方法高出 0.5 个百分点左右;在姿态变化角度大于 60°的情况下,本文方法的 Rank-one 识别率仍高于 90%,而其他方法的识别率都在 83%左右,因此本文方法在姿态鲁棒性方面具有较强的优势。

(2) GavabDB 数据库

在 GavabDB 数据库的识别实验中,分别与 Guan 和 Zhang^[5], Ter Haar 和 Veltkamp^[7]以及 Mahoor 和 Mottaleb^[6]等 3 种方法进行对比,以上方法均参加了 2008 年国际三维人脸检索大赛,并取得了优异的成绩。

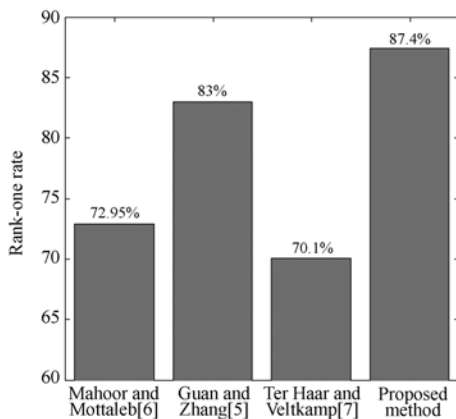
首先,对正面自然表情人脸子库 NF,采用交叉验证的方法计算平均识别率,结果如图 7(a)所示。交叉验证的思想是按姿态的不同将实验数据分为若干组,每次选取一种姿态数据为训练数据,其他姿态数据为测试数据,由此遍历所有姿态,统

计平均识别率。对于 NF 库, GavabDB 每个个体包含 2 个正面姿态数据, 因此, 分别选取 1 个数据进行训练, 另外 1 个作为测试。本文算法对 NF 子库的 Rank-one 识别率达到 93.3%, 仅次于 Mahoor 和 Mottaleb^[6] 方法的 93.5%, 高于 Guan 和 Zhang^[5] 以及 Ter Haar 和 Veltkamp^[7] 的方法。



(a) NF 数据子库

(a) NF database



(b) 多姿态子库

(b) Multi-pose database

图 7 基于 GavabDB 的人脸识别率对比图

Fig. 7 Rank-one rates on GavabDB

为了验证本文算法的姿态鲁棒性, 选择包括 2 个正面自然表情和向上、向下多姿态数据, 共 244 幅多姿态人脸数据进行实验。同样采用交叉验证的方法, 分别选择任意 3 个人脸数据作为训练样本, 剩余的一个作为测试样本, 计算平均识别率, 结果如图 7(b) 所示。本文方法在多姿态子库的实验中表现出色, 其 Rank-one 识别率达到

87.4%, 远高于其他 3 种方法的 72.95%、83% 和 70.1%, 实验表明本文方法在姿态鲁棒性方面优于现有方法。

3.4 算法复杂度

将本文方法与基于 GavabDB 数据库的 Guan 和 Zhang^[5], Mahoor 和 Mottaleb^[6] 以及 Ter Haar 和 Veltkamp^[7] 等 3 种对比方法的单次识别运行时间进行对比, 结果如表 7 所示, 处理器配置为 2.94 GHz P4、1.95 GB 内存。由于 Mahoor 和 Mottaleb^[6] 中基于 ICP 完成对所提取的 ridge image 进行匹配, 因此算法效率较低, 单次识别时间为 10.65 s; Guan 和 Zhang^[5] 是基于整体几何属性和局部区域图相结合的方法, 其中两类特征的提取方法都相对简单, 而匹配算法采用最直接的最近邻分类法, 其算法运行时间相对较短, 单次匹配时间为 8.04 s; Ter Haar 和 Veltkamp^[7] 基于 8 条面部轮廓线进行特征描述, 其中轮廓线的提取算法复杂度较高, 该方法的单次匹配时间为 9.63 s, 而本文方法将三维人脸网格数据保形映射到一个二维区域, 通过构建二维本征属性描述图并基于二维图像完成识别, 其数据描述和运算复杂度大大降低, 单次匹配时间仅为 7.89 s, 明显优于其他 3 种方法。由实验可知, 本文方法在算法效率方面有着较为明显的优势。

表 7 基于 GavabDB 算法的运算时间对比结果

Tab. 7 Comparison results of computing time on GavabDB (s)

方法	运行时间
Guan 和 Zhang ^[5]	8.04
Ter Haar 和 Veltkamp ^[7]	9.63
Mahoor 和 Mottaleb ^[6]	10.65
本文方法	7.89

4 结 论

针对三维人脸的简化描述问题, 本文提出了从三维映射至二维表示的本征形状描述图方法。该方法最大的优势在于将三维人脸数据的几何结构和表面形状信息内嵌于二维本征形状描述图中, 利用二维图像识别方法实现三维人脸数据的高效识别。从而将三维人脸识别问题转换为二维平面图像的识别问题。通过国际公共三维人脸库 FRGC2.0 和 GavabDB 进行了实验分析, 并与公

公开发表的 10 种流行方法进行了比较,结果显示:三维人脸简化描述算法在姿态变化大于 60° 时的识别率达到 90.6%,比现有方法高 5.9%,单次匹

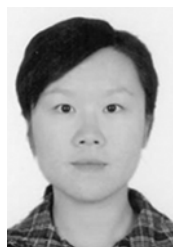
配时间为 7.89 s,低于其它主流算法,这表明了所提方法在算法效率和姿态鲁棒性方面都有着较强的优势。

参考文献:

- [1] OCEGUEDA O, FANG T, SHAH S S, *et al.*. 3D face discriminant analysis using gauss-markov posterior marginal [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(3): 728-739.
- [2] KAKADIARIS I A, PASSALIS G, TODERICI G, *et al.*. Three-dimensional face recognition in the presence of facial expressions: an annotated deformable model approach [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(4): 640-649.
- [3] LU X G, JAIN A K, COLBRY D. Matching 2. 5D face scans to 3D models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(1): 31-43.
- [4] BOEHNEN C, PETERS T, FLYNN P J. 3D signatures for fast 3D face recognition [C]. *Proceedings of the third International Conference on Advances in Biometrics, Alghero, Italy: ICAB*, 2009: 12-21.
- [5] GUAN P, ZHANG L M. 3D face recognition based on facial structural angle and local region map [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Hannover: ICME*, 2008: 41-44.
- [6] MAHOOR M H, MOTTALEB M. A Face recognition based on 3d ridge image obtained from range data [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 445-451.
- [7] TER HAAR F B, VELTKAMP R C. A 3d face matching framework for facial curves [J]. *Graphical Models*, 2009, 71(2): 77-91.
- [8] FALTEMIER T, BOWYER K, FLYNN P. A region ensemble for 3d face recognition [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2008, 3(1): 62-73.
- [9] LEI Y J, BENNAMOUN M, ELSALLAM A A. An efficient 3D face recognition approach based on the fusion of novel local low-level features [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(1): 24-37.
- [10] QUEIROLO C C, SILVA L, BELLON O R, *et al.*. 3D face recognition using simulated annealing and the surface interpenetration measure [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(2): 206-219.
- [11] SPREEUWERS L. Fast and accurate 3d face recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2011, 93(3): 389-414.
- [12] ZHANG Y N, GUO Z, XIA Y, *et al.*. 2D representation of facial surfaces for multi-pose 3D face recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(5): 530-536.
- [13] 李伟红, 朱宪宇, 龚卫国. 基于人脸图像的伪照片合成及修正 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(5): 1371-1378.
- LI W H, ZHU X Y, GONG W G. Pseudophoto synthesis based on face sketch and its amendment [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5): 1371-1378. (in Chinese)
- [14] 杨利平, 辜小花. 用于人脸识别的相对梯度直方图特征描述 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(1): 152-158.
- YANG L P, GU X H. Relative gradient histogram features for face recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(1): 152-158. (in Chinese)
- [15] WANG Y M, LIU J Z, TANG X O. Robust 3D face recognition by local shape difference boosting [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 32(10): 1858-1870.
- [16] WANG S, WANG Y, JIN M, *et al.*. Conformal geometry and its applications on 3D shape matching, recognition and stitching [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2007, 29(7): 1209-1220.
- [17] PHILLIPS P J. FRGC2.0 Database [OL]. [2008-08]. <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/frgc.cfm>.
- [18] MORENO A B, SANCHEZ A. GavabDB: a 3D face database [C]. *Proceedings of COST Workshop on Biometrics on the Internet, Vigo, Spain: WBI*, 2004: 77-82.
- [19] DRIRA H, BEN A B, SRIVASTAVA A, *et al.*. 3D face recognition under expressions, occlusions and pose variations [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013,

- 35(9): 2270-2283.
- [20] 张少迪, 王延杰, 孙宏海. 三角剖分以及径向基函数神经网络在星图识别中的应用 [J]. 光学精密工程, 2012, 20(2): 395-402.
ZHANG SH D, WANG Y J, SUN H H. Application of triangulation and RBF neural network to star pattern recognition[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2): 395-402. (in Chinese)
- [21] GUO Z, ZHANG Y N, XIA Y, *et al.*. Multi-purpose 3D face recognition based on 2D sparse representation [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(2): 117-126.
- [22] SMEETS D, KEUSTERMANS J, VANDERMEULEN D, *et al.*. MeshSIFT: local surface features for 3D face recognition under expression variations and partial data [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2013, 117(2): 158-169.
- [23] RUDOVIC O, PANTIC M, PATRAS L. Coupled Gaussian processes for pose-invariant facial expression recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1357-1369.
- [24] CHU B, ROMDHANI S, CHEN L. 3D-aided face recognition robust to expression and pose variations [C]. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA: CVPR*, 2014.
- [25] 杨剑, 韩建栋, 秦品乐. 视觉测量中可纠错的编码点识别及提取 [J]. 光学精密工程, 2012, 20(10): 2293-2299.
YANG J, HAN J D, QIN P L. Correcting error on recognition of coded points for photogrammetry [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(10): 2293-2299. (in Chinese)
- [26] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3):27.
- [27] 李静宇, 王延杰. 基于子空间的目标跟踪算法研究 [J]. 液晶与显示, 2014, 29(4): 617-622.
LI J Y, WANG Y J. Subspace based target tracking algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4): 617-622. (in Chinese)
- [28] 谢俊国, 赵慧. 基于相机实拍的高分辨集成成像三维显示技术的研究 [J]. 液晶与显示, 2014, 29(1): 114-119.
XIE J G, ZHAO H. High resolution D display technology of integral imaging based on photographic [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(1): 114-119. (in Chinese)
- [29] 王灿进, 孙涛, 王挺峰, 等. 基于轮廓特征的神经网络目标识别研究 [J]. 液晶与显示, 2013, 28(4): 641-648.
WANG C J, SUN T, WANG T F, *et al.*. Target recognition using neural network based on Contour features [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(4): 641-648. (in Chinese)

作者简介:



郭哲(1984—),女,河南洛阳人,博士,讲师,2005年、2008年和2012年于西北工业大学分别获得学士、硕士和博士学位,主要从事模式识别及计算机视觉方面的研究。E-mail: guozhe@nwpu.edu.cn



樊养余(1960—),男,陕西蓝田人,教授,博士生导师,1982年、1992年于西北轻工业学院分别获得学士和硕士学位,1999年于西北工业大学获得博士学位,主要从事图像处理、虚拟现实方面的研究。E-mail: fan_yangyu@nwpu.edu.cn