

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)07-1303-07

论文索引信息: 蔡亮, 达飞鹏. 结合形状滤波和几何图像的3D人脸识别算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(7): 1303-1309

# 结合形状滤波和几何图像的3D人脸识别算法

蔡亮, 达飞鹏

(东南大学自动化学院, 南京 210096)

**摘要:** 表情变化是3D人脸精确识别面临的主要问题, 为此提出一种新的对表情鲁棒的匹配方法。通过形状滤波器将人脸空域形状分成不同频率的3个部分: 低频部分对应表情变化; 高频部分代表白噪声; 包含身份区分度最大的中频信息作为表情不变特征。再利用网格平面参数化, 将人脸网格映射到边界为正四边形的平面区域内, 经过线性插值采样得到3D形状的2D几何图像。最后通过图像匹配识别人脸。FRGC v2人脸数据库上的实验结果表明, 使用形状滤波能显著提高算法的精度和鲁棒性。

**关键词:** 3D人脸识别; 形状滤波; 几何图像; 表情变化

## Three dimensions face recognition by using shape filtering and geometry image

Cai Liang, Da Feipeng

(Research Institute of Automation, Southeast University, Nanjing 210096 China)

**Abstract:** Achieving high fidelity in the presence of expression variation remains one of the most challenging aspects of 3D face recognition. In this paper, we propose a novel recognition approach for robust and efficient matching. The framework is based on shape processing filters that divide face into three components according to its frequency spectra. Low-frequency band mainly corresponds to expression changes. High-frequency band represents noise. Mid-frequency band is selected for expression-invariant feature that contains most of the discriminative personal-specific deformation information. After bijectively mapping facial mesh into square domain based on mesh parametrization, we obtain 2D geometry image of 3D shape with linear interpolation for face matching. We conduct extensive experiments on FRGC v2 databases to verify the efficacy of the proposed algorithm, and validate that by using shape filter, it offers a performance improvement for both accuracy and robustness.

**Keywords:** 3D face recognition; shape filtering; geometry image; expression variation

## 0 引言

与指纹识别、虹膜识别等生物特征识别系统相比, 人脸识别系统具有操作简单、界面友好等优点, 在身份认证、访问控制和图像检索等方面有广阔的应用前景, 是当前模式识别、计算机视觉和计算机图

形学领域的研究热点。由于基于2D图像的人脸识别算法对光照、姿态、化妆等因素敏感, 而人脸的3D形状则不受这些因素影响; 而且随着3D扫描技术的不断发展, 3D形状的获取越来越精确; 因此, 3D人脸识别近几年受到了极大的关注<sup>[1-2]</sup>。

表情变化是3D人脸识别面临的主要问题。由于人脸是一个非刚性物体, 表情会使面部形状发生

收稿日期: 2010-07-12; 修回日期: 2010-12-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(60775025); 江苏省自然科学基金重点项目(BK2010058); 新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-07-0178)。

第一作者简介: 蔡亮(1982—), 男, 东南大学模式识别与智能系统专业博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉, 3D人脸识别等。E-mail: cailiang-23@163.com。

一定的改变,从而导致传统的识别算法无法正确区分人脸形状特征。为了克服表情影响,很多学者对这个问题进行了深入的研究。研究思路大致可以分为两类:一类是增加学习样本,提高算法对表情的鲁棒性<sup>[3-5]</sup>;另一类是提取表情不变的特征<sup>[6-7]</sup>。由于注册人脸数量的局限及统计分类器泛化性能的问题,表情不变特征的提取成为当前研究的热点。

Bronstein 等人<sup>[7]</sup>提出用流形嵌入方法提取表情不变特征,将人脸表情变化视为等距变换(人脸表面上两点的测地距离不变),通过 MDS (multi-dimensional scaling) 得到不受表情变化影响的形状标准形式,然后用刚性匹配的方法来识别人脸。该方法的缺点是测地距离的计算受噪声影响很大。Kakadiaris 等人<sup>[8]</sup>和 Passalis 等人<sup>[9]</sup>提出用几何图像表征 3 维人脸的形状特征。他们用 AFM (annotated face model) 的形变量及其表面法向量的几何图像,通过小波变换提取人脸特征。与深度图像不同,几何图像包含了形状所有的 3 维信息<sup>[10]</sup>,但形变量和法向量的几何图像容易受到表情的影响。

针对表情变化下 3 维人脸识别问题,提出一种新的表情鲁棒的特征。首先利用网格参数化将人脸(2 维流形)映射到平面;同时,将人脸空域形状分成不同频率的 3 个部分:低频部分对应表情变化,高频部分代表噪声干扰,中频部分作为表情变化下的身份特征。再利用形状滤波器提取中频信息。然后通过重采样获得中频形状特征的几何图像进行匹配。最后利用近邻分类器进行识别。在图像匹配时,利用余弦测度作为相似度量方法。在中频形状特征提取时,首先通过网格平滑技术,消除高频噪声干扰;再利用 3 维网格的谱分解技术构建形状滤波器,以此获得代表形状特征的中频分量。系统框图如图 1 所示。

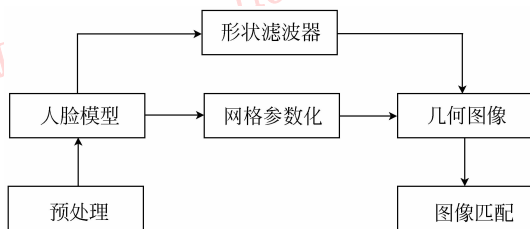


图 1 系统主要流程图

Fig. 1 The main flowchart of our system

## 1 人脸预处理

预处理的目的是网格化、人脸区域切割和平滑

处理。

### 1.1 网格化

三角网格是曲面的离散近似,在计算机图形学和工程分析中占据特殊地位。许多重要的算法都依赖网格数据结构,例如:滤波、网格参数化、网格压缩和简化等。3 维扫描仪获得的数据一般是点云形式,需要通过三角化算法得到三角网格。一般的表面重构算法会产生很多孔洞,虽然通过补洞操作可以得到亏格为 0 的有界网格,但时间消耗很大。由于人脸在深度轴上可近似为凸表面,因此,本文首先将点云投影到  $XY$  平面,然后进行投影点集的 2 维网格化操作,用点云的 2.5 维网格化算法代替曲面重构。

### 1.2 人脸区域切割

3 维扫描仪获得的原始数据通常包括肩膀、耳朵、头发在内的冗余信息,因此需要将人脸区域提取出来。首先根据人脸 Shape Index 特征和几何约束确定鼻尖点位置,然后根据该位置切割人脸区域。

Shape Index 特征由 Dorai 等人提出,曲面上点  $p$  的 Shape Index 值可以由它的最大、最小曲率  $\kappa_1(p)$  和  $\kappa_2(p)$  得到,即

$$SI(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan \frac{\kappa_1(p) + \kappa_2(p)}{\kappa_1(p) - \kappa_2(p)} \quad (1)$$

由于  $\kappa_1(p)$  和  $\kappa_2(p)$  都是曲面的内蕴特征,反映曲面在点  $p$  的凸凹程度,因此 SI 与坐标系无关。

鼻尖在人脸中是一个最突起的区域,且一般处于人脸中心附近,以此为几何约束加上 Shape Index 特征可以较精确地定位鼻尖点  $x_{nose}$ 。以  $x_{nose}$  为中心,半径  $r = 90$  mm 做球体,球体内包含的区域即为待切割的人脸区域。切割结果如图 2 所示。

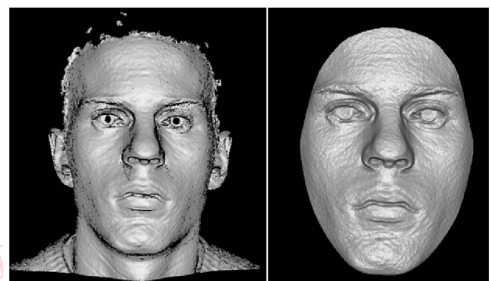


图 2 原始人脸与切割后的人脸

Fig. 2 Original face and segmented face

对切割后的人脸网格顶点分布采用主成分分析 (PCA),可以得到 3 个互相垂直的主轴方向,选取 3 个主轴方向建立坐标系,最大的特征值对应的特征向量作为  $Y$  轴,最小特征值对应的特征向量作为  $Z$

轴建立右手坐标系。坐标原点的选取不是很苛刻,方便起见,本文选择所有顶点的质心作为坐标原点,从而将人脸姿态进行归一化处理。

### 1.3 平滑处理

高分辨率3维扫描仪会产生白噪声,因此预处理的另一个重要步骤就是消除白噪声。采用基于网格的平滑算法。假设人脸网格 $X$ 有 $n$ 个顶点,记为 $\{x_i, i=1, \dots, n\}$ ,构建局部平滑算子 $\tilde{W} = D^{-1}W$ 。其中, $W \in \mathbf{R}^{n \times n}$ ,且当 $(i, j)$ 是边时, $W_{i,j} = \omega_{i,j} > 0$ ;否则, $W_{i,j} = 0$ 。 $\omega_{i,j}$ 是与边有关的系数。例如:均匀权重 $\omega_{i,j} = 1$ ,或者是距离权重 $\omega_{i,j} = \frac{1}{\|x_i - x_j\|}$ ,或者是余切权重 $\omega_{i,j} = \cot(\alpha_{ij}) + \cot(\beta_{ij})$ ,以及与网格无关的对称权重 $\omega_{i,j} = \frac{\cot(\alpha_{ij}) + \cot(\beta_{ij})}{\sqrt{A_i A_j}}$ 。其中, $\alpha_{ij}, \beta_{ij}$ 表示边 $(i, j)$ 相对角, $A_i, A_j$ 是顶点 $i, j$ 的Voronoi多边形的面积。 $D = \text{diag}(d_i)$ 且 $d_i = \sum_{(i,j) \in E} \omega_{i,j}$ , $E$ 是边的集合。通过迭代作用 $\tilde{W}$ 可以得到所需的平滑结果

$$\tilde{X} = \tilde{W}^k X \quad (2)$$

式中, $X$ 为人脸网格的顶点坐标。为了消除网格不规则结构的影响,选择与网格无关的对称权重,并选择 $k$ 为5来进行平滑。根据本文模型,每个人脸 $X$ 可以表示成低频、中频和高频3个部分的和,即 $X = B \oplus D \oplus N$ ,平滑之后的人脸去除了高频噪声的影响,即 $\tilde{X} = B \oplus D$ ,结果如图3所示。

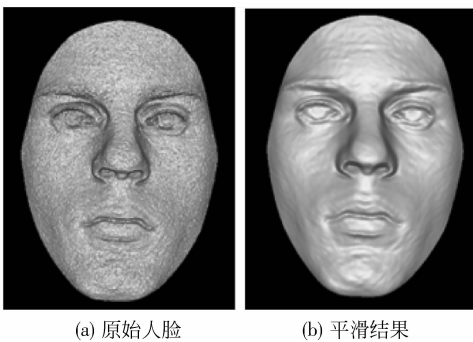


图3 平滑去噪

Fig. 3 Smoothing and noise reduction

## 2 网格的平面参数化

网格参数化是数字几何处理中的一个基本问题。根据参数域的不同,网格参数化的方法可以分为平面参数化和球面参数化。平面参数化的目的是

把一个空间三角网格 $X$ 映射到某个平面区域,顶点 $x_i$ 映射后的坐标为 $\phi(x_i)$ 。本文使用线性方法进行参数化。即 $\phi = (\phi_1, \phi_2)$ 是以下线性方程的解。

$$\begin{cases} L\phi_1(x_i) = L\phi_2(x_i) = 0 & \forall x \notin \partial X \\ \phi(x_i) = \phi^0(x_i) \in \partial D & \forall x \in \partial X \end{cases} \quad (3)$$

式中, $L$ 是Laplacian矩阵, $\partial X$ 是网格的边界,边界条件 $\phi^0(x_i)$ 是平面上的封闭曲线,当曲线是凸图形时,此映射为双射。为了得到3维模型的几何图像,将此曲线选择为正四边形,人脸网格及其平面参数化的结果如图4所示。

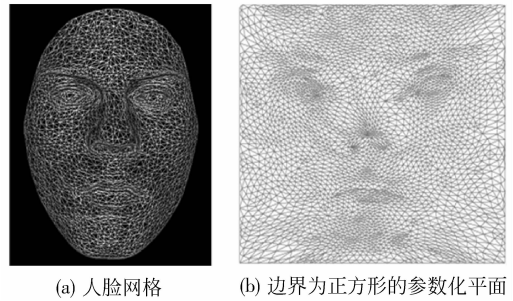


图4 网格参数化

Fig. 4 Mesh parametrization

## 3 形状滤波

Taubin<sup>[11]</sup>首先将谱方法用于数字几何处理。基于Laplacian算子的特征向量与离散傅里叶变换基之间的相似性,实现了经典的滤波器在3维几何处理中的扩展。

假设人脸网格有 $n$ 个顶点,构建Laplacian算子 $L = W - D$ 。为了减小不规则网格的影响,将选择与网格无关的对称权重<sup>[12]</sup>。

$L$ 的特征方程的解 $(H^k, \lambda_k)$ 称为流形谐波基(MHB)。较小的特征值对应形状的低频信息代表其整体特征,较大的特征值对应高频信号代表其细节信息。基于MHB,可以通过谐波变换将形状的空域信息转变到频域中来。

将顶点坐标视为定义在网格节点处的函数, $X = \sum_{j=1}^n x_j \phi_j$ , $x_j$ 表示顶点 $j$ 的坐标, $\phi_j(x_k) = \delta_{jk}$ ,则 $X$ 的低通滤波输出为

$$\begin{aligned} x'_j &= \sum_{k=1}^m \tilde{x}_k H_j^k \\ \tilde{x}_k &= \langle X, H^k \rangle = \sum_{j=1}^n x_j D_{jj}^{-1} H_j^k \end{aligned} \quad (4)$$

$X$  可以是几何坐标也可以是外观颜色。相应的形状和外观低通滤波结果如图 5 所示。得到低频信号后,便可以利用原始信号与低频信号的差求得本文提出的中频特征信号。

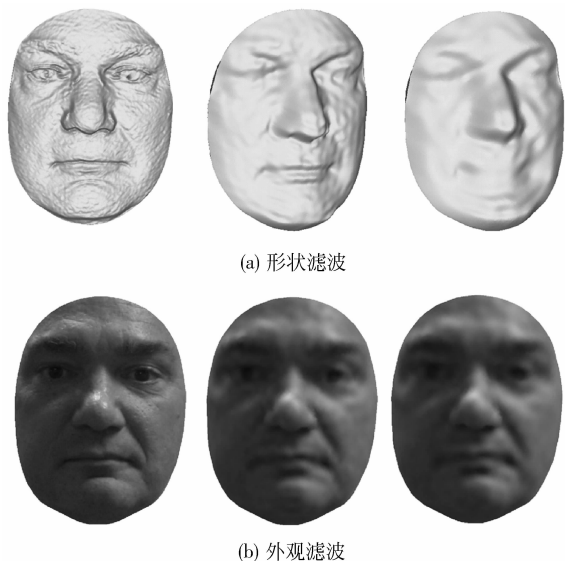


图 5 低通滤波效果  
Fig. 5 Low-pass filtering

## 4 几何图像

形状滤波后,每个人脸可以表示成  $\tilde{X} = B \oplus D$ , 其中低频部分  $B$  称为光滑基表面。细节信息  $D$  是定义在基表面上的矢量场函数,基表面每个顶点  $b_i$  都有一个位移向量  $d_i$ 。根据 Botsch 的工作<sup>[13]</sup>,这个位移向量又称为多尺度形变。因此,又可以表示成

$$d_i = x_i - b_i, d_i \in \mathbf{R}^3 \quad (5)$$

考虑到法向是曲面的一个重要局部属性,如果用  $n_{x_i}$  和  $n_{b_i}$  分别表示初始人脸表面和基表面的法向量,则滤波前后法向量的变化矢量为

$$\Delta = n_{x_i} - n_{b_i} \quad (6)$$

几何图像是一个规则采样的 2 维图像,它的每个通道的信号都按照一定的编码方式表示原 3 维物体的几何信息。本文将在 Botsch 工作的基础上,利用形状滤波前后法向量的变化得到几何图像。第 3 节中得到了边界为正四边形的平面参数网格,其顶点与 3 维人脸网格的顶点是一一对应关系。将人脸网格顶点的属性附加在参数网格上,再用插值方法进行线性采样,就得到了这种属性的几何图像。图 6 给出了 4 种不同属性的几何图像。

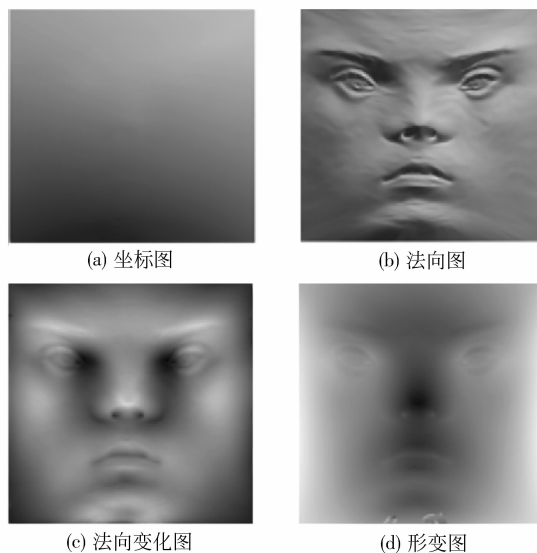


图 6 几何图像  
Fig. 6 Geometry image

Kakadiaris 和 Passalis 等人<sup>[8-9]</sup>研究了坐标图、法向图以及形变图,并最终提取人脸表面的法向图和模板的形变图作为特征,从而识别人脸身份。由于人脸表面法向量受表情影响很大,因此,将在 Kakadiaris 和 Passalis 等人工作的基础上,提取人脸形状的中频段信息取代法向图作为身份特征进行识别。并通过对比实验来验证使用形状滤波对算法的精度和鲁棒性的影响。

## 5 实验结果和分析

FRGC v2 是一个大型的公共人脸数据库,其中的 3 维人脸数据集是目前世界上最大的 3 维人脸数据库。该数据库中用于测试的人脸包括 466 个人的 3 维人脸模型。分别是在 2003 年秋季和 2004 年春季由 Minolta Vivid 900 3 维扫描仪采集的。扫描仪的空间分辨率是  $480 \times 640$ ,然而人脸的分辨率会随着距离扫描仪距离的远近而不同。对于同一个人,具有一定的表情变化,有的对象还会出现刘海和胡须。

为了测试本文算法的性能,在 FRGC v2 数据库上进行了两类实验:身份辨认和身份确认实验。身份辨认是一对多的识别过程,目的是从数据库中匹配出与输入人脸身份一致的个体。系统的性能用 CMC(cumulative match characteristic) 曲线度量,该曲线反映了系统返回最相似对象的个数与正确率之间的关系。身份确认是判断输入人脸是否与指定人

脸身份一致的过程。系统性能以 ROC ( receiver operator characteristic) 曲线度量。该曲线反映了错误接受率(FAR)和错误拒绝率(FRR)之间的关系。

### 5.1 形状滤波对表情变化的鲁棒性

首先在每个身份的人脸集合中选择第 1 个数据作为训练样本注册到数据库中。然后将剩下的数据分成两类:第 1 类是中性表情的人脸集合;第 2 类是非中性表情的人脸集合。除此之外,还将所有测试人脸合并成一个整体集合。对 3 个测试人脸集合分别进行实验,通过比较带有滤波步骤和不带滤波步骤的身份辨认结果,验证本文算法对表情的鲁棒性。实验结果的 CMC 曲线如图 7 所示,识别结果比较在表 1 中列出。

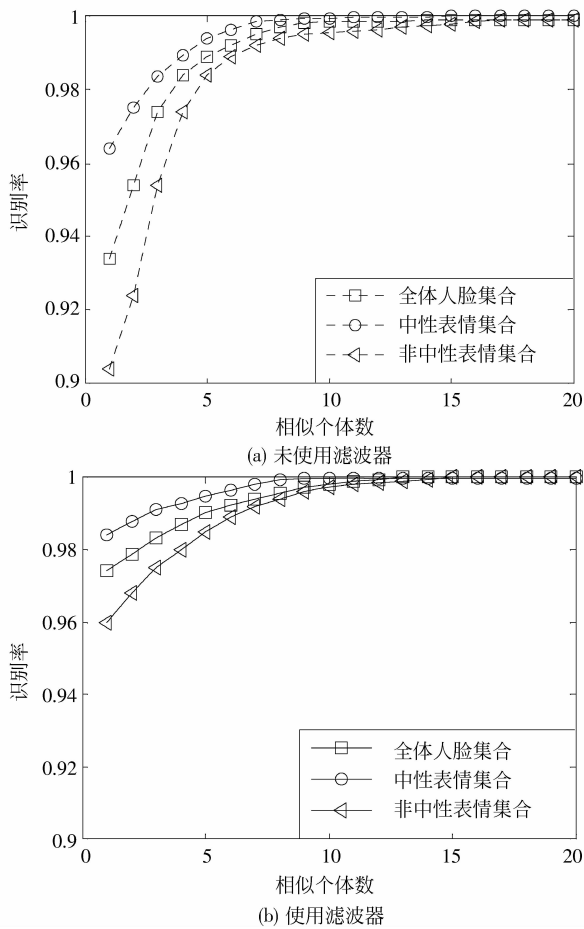


图 7 CMC 曲线  
Fig.7 CMC curve

表 1 识别结果比较

Tab.1 Identification results comparison

	测试集			/%
	中性表情	表情人脸	全部人脸	
未使用滤波器	96.3	90.2	93.7	
使用滤波器	98.4	96.1	97.5	

从图 7 可以看出,未使用滤波器时,表情会使 rank-1 识别率下降 5.1%,加入形状滤波器之后,识别率下降 2.3%,对表情的鲁棒性提升了 2.7%。另外,单从识别精度本身来看,使用滤波器后,算法对中性表情测试集、表情人脸测试集和全体人脸测试集的识别率分别为 98.4%,96.1% 和 97.5%,比不用滤波器时的精度分别提高了 2.1%,5.9% 和 3.8%。

由图 7 和表 1 可见,形状滤波器可以提高识别算法的性能,在识别精度和对表情的鲁棒性上,明显优于不用滤波器的基于法向图的匹配算法。数据也表明选择法向变化图作为特征匹配是满足系统对精度要求的。另外,分析不能识别个体的原因,人脸区域是通过以鼻尖点为中心的球体切割出来的,数据采集时由于人脸姿态和人脸形状的影响,数据常常不完整,特别是在鬓角及下巴等处,数据丢失的情况更为明显,因而影响了识别结果;而数据完整性很好的人脸,由于采用了形状滤波,用更具有身份区分度的法向变化信息来识别身份,在精度和鲁棒性方面取得了较好效果。

### 5.2 身份认证实验

在身份确认实验中,使用 2004 年春季采集的人脸库来测试算法。在实验中,选择每个身份的中性人脸作为训练集注册到数据库,将剩下的人脸分成 3 类,分别进行中性 vs 中性,中性 vs 表情和中性 vs 全部的身份验证实验,实验结果如图 8 所示:在 FAR = 0.1% 时,认证率分别为 98.7%,96.2% 和 97.6%。其中,中性 vs 表情比中性 vs 中性的验证率下降了 2.5%。

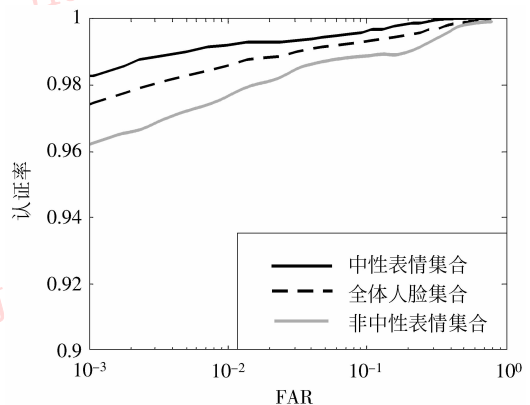


图 8 ROC 曲线

Fig.8 ROC curve

### 5.3 与其他算法的比较

为了验证本文算法的有效性,分别将本文算法

与其他也在 FRGC v2 数据库中进行相同实验的算法的结果进行比较,如表 2 所示。文献[14]利用人脸相对刚性区域,如鼻子、眼睛和大部分额头区域进行识别,在一定程度上避免了表情带来的影响。但由于丢弃了非刚性部分人脸信息,从而为识别引入了误差。文献[3,8,15]都是基于整体的识别方法,从整张脸上提取特征,因而识别率要高于文献[14]。其中,文献[3]用统计学习方法建立了表情形变模型,用于模拟测试人脸的形状变化。文献[8]则利用非统计方法(AFM)拟合出测试人脸相对于模型人脸的形变量,结合法向图用于识别。由于使用了非统计的方法拟合人脸形变,因而取得了显著的效果。文献[15]得到人脸深度图像的形状差异图,利用 boosting 分类器选择最有区分度的特征来识别身份。本文算法在识别效果上略逊于文献[15],然而该方法需要用另外一个人脸库作为学习样本。本文算法在识别之前每个人只需要注册一张人脸,因此更具有实用性。

表 2 不同算法的结果比较

Tab.2 Comparison between different methods

方法	Rank-1 识别率	FAR = 0.1% 认证率
ICP	75.7	NA
文献[14]	96.2	NA
文献[3]	96.5	94.05
文献[8]	97	97
文献[15]	98.3	98.6
本文	97.5	98.2

#### 5.4 时间代价分析

电脑配置为 Core™ 2 Duo 2.33 GHz CPU, 1.0 GB内存,使用 Matlab 与 C++ 混合编程。将一个测试模型与库集中所有的 53 个模型分别匹配并得到最终匹配结果作为一次完全的匹配过程。表 3 分别列出了从预处理到匹配各个环节的时间消耗,其中平滑和网格参数化过程采用 MEX C++ 来加速。

表 3 算法各步骤运行时间分析

Tab.3 Time cost analysis of different steps

	三角化	切割	平滑	几何图像	匹配
时间/s	1.42	0.73	0.16	0.05	0.01

从表 3 可以看出,识别过程的时间主要消耗在预处理及几何图像的获得上,匹配过程用时很少。FRGC 人脸的初始点云个数大约为  $3 \times 10^6$ ,剪切之后的人脸点数也在  $5 \times 10^5$  个左右,相应的 Laplacian

矩阵的维数也在这个数量级上。如此高的维数是造成大量时间消耗的主要原因。实验过程中我们发现适当降低人脸点云的个数不会影响识别结果,却可大大提高预处理的运算速度。

## 6 结论

提出了一种基于形状滤波和几何图像的 3 维人脸识别方法,实验结果证明本文方法具有很好的表情鲁棒性,而且可以提高整体的识别性能。本文方法有如下特点:

1) 采用形状滤波,将人脸分成低频,中频和高频 3 个部分,将中频形状信息作为特征,提高了算法的精度及对表情变化的鲁棒性;

2) 利用几何图像,将 3 维点云转化为 2 维图像,通过图像匹配去识别 3 维人脸,提高了匹配速度。

采用流形谐波基构建的滤波器来提取中频形状信息,相当于一个阶跃滤波器。而低频信息仍然存在可以区分身份的信息。同时,滤波器频带宽度的选择对识别结果也会造成一定的影响。因此,设计一个高斯形滤波器,将各频段的信息有效利用起来作为特征识别人脸,将是今后的一个工作重点。

采用网格参数化作为特征对齐的手段,将 2 维流形映射到平面空间,与传统的 ICP 对齐方式相比,降低了计算复杂度;然而,参数化的结果依赖初始人脸数据的完整性,只有完整并且对称的人脸边界,在平面映射之后,各形状特征的分布才能一致。对于头发遮挡等因素造成的边界点云畸变和点云缺失,会造成识别率的降低。因此,如何降低算法性能对数据完整性的依赖,是今后的另一个研究内容。

## 参考文献 (References)

- [1] Bowyer K, Chang K, Flynn P. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 101 (1): 1-15.
- [2] Zhao W, Chellappa R, Phillips P, et al. Face recognition: A literature survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4): 399-458.
- [3] Al-Osaimi F, Bennamoun M, Mian A. An expression deformation approach to non-rigid 3D face recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81 (3): 302-316.

- [ 4 ] Lu X, Jain A. Deformation modeling for robust 3D face matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(8): 1346-1357.
- [ 5 ] Faltemier T, Bowyer K, Flynn P. Using multi-instance enrollment to improve performance of 3D face recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 112(2): 114-125.
- [ 6 ] Samir C, Srivastava A, Daoudi M. Three-dimensional face recognition using shapes of facial curves [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(11): 1858-1863.
- [ 7 ] Bronstein A, Bronstein M, Kimmel R. Three-dimensional face recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 64(1): 5-30.
- [ 8 ] Kakadiaris I, 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.
- [ 9 ] Passalis G, Kakadiaris I, Theoharis T. Intra-class retrieval of nonrigid 3D objects: Application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 218-229.
- [ 10 ] Gu X, Gortler S, Hoppe H. Geometry images [C]// Proceedings of SIGGRAPH. New York: Association for Computing Machinery, 2002: 355-361.
- [ 11 ] Taubin G. Signal processing approach to fair surface design [C]// Proceedings of SIGGRAPH. New York: ACM Press, 1995: 351-358.
- [ 12 ] Vallet B, Levy B. Spectral geometry processing with manifold harmonics [J]. Computer Graphics Forum, 2008, 27(2): 251-260.
- [ 13 ] Botsch M, Sorkine O. On linear variational surface deformation methods [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2008, 14(1): 213-230.
- [ 14 ] Mian A, Bennamoun M, Owens R. An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(11): 1927-1943.
- [ 15 ] Wang Y, Liu J, Tang X. Robust 3D face recognition by local shape difference boosting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(10): 1858-1870.