

基于排除算法的快速三维 人脸识别方法

李晓莉¹ 达飞鹏¹

摘要 提出了一种基于排除算法的快速三维人脸识别方法. 首先, 利用主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 对自动切割的不同姿态人脸进行校正, 将所有人脸转换到统一的坐标系下; 然后提取人脸侧面轮廓线, 利用基于 LTS-Hausdorff 距离的轮廓线对齐方法对库集对象进行排除; 最后, 采用基于刚性区域的改进迭代最近点 (Iterative closest point, ICP) 算法对剩余的库集模型进行精确匹配, 给出最终识别结果. 在 FRGC V 2.0 人脸数据库的实验结果表明, 该方法具有较好的实时性和鲁棒性.

关键词 三维人脸识别, 侧面轮廓线匹配, 排除算法, Hausdorff 距离, 迭代最近点

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.00153

A Rapid Method for 3D Face Recognition Based on Rejection Algorithm

LI Xiao-Li¹ DA Fei-Peng¹

Abstract A rapid method for 3D face recognition based on rejection algorithm is proposed. First, the automatically segmented face with a different pose is normalized by means of principal component analysis (PCA), and transformed into the uniform pose coordinate system. Then, the central profile is extracted and matched based on the least trimmed square Hausdorff distance (LTS-HD) to form a rejection classifier which can eliminate a large number of candidate faces. Finally, the remaining faces are verified using a novel region-based iterative closest point (ICP) algorithm, and the result of the recognition is obtained. The simulation experiment on FRGC V 2.0 database demonstrates that the proposed method is simple, efficient, and robust.

Key words 3D face recognition, profile matching, rejection algorithm, Hausdorff distance, iterative closest point (ICP)

与指纹识别、虹膜识别等生物特征识别技术相比, 人脸识别具有操作简单、隐蔽性好等优点, 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, 成为当前模式识别和计算机视觉领域的研究热点. 目前, 人脸识别系统针对二维照片的研究较多, 取得了很大的进展^[1-2]. 但基于二维照片的人脸识别对光照、姿态、化妆等因素敏感. 三维人脸识别可以克服或减轻这些因素的影响, 也被认为具有更好的识别效果, 近几年得到了极大关注^[3-4].

传统三维人脸识别算法无法处理表情引起的非刚性形变, Lu 等^[5] 建立人脸表情模型, 通过变形人脸表情模型进

行识别, 该方法存在的问题是难以找到通用的人脸表情模型. Chang 等^[6] 利用受表情影响较小的人脸区域进行匹配, 取得较好效果, 他们在区域匹配时选择了迭代最近点 (Iterative closest point, ICP) 算法^[7], 该算法是一种有效的点云对齐算法, 缺点是计算量大, 影响了识别的实时性. Mian 等^[8] 提出利用一种多模态的识别方法作为预比较算法以简化匹配模型, 取得较好效果, 然而他们在预比较算法中利用了人脸一些不稳定信息, 影响了整个识别的鲁棒性. Beumier 等^[9] 提取人脸多条轮廓线进行匹配, 并得出结论: 侧面轮廓线具有最好的表征性. 利用轮廓线进行匹配的优点是特征简单, 计算量小, 缺点是易受噪声遮挡等因素影响.

针对上述问题, 本文提出一种结合人脸侧面轮廓线和刚性区域的两步匹配方法. 该方法首先对人脸姿势进行校正, 以受表情影响很小的鼻子附近侧面轮廓线匹配作为排除算法, 在识别初期将相似度较低的部分库集模型排除, 在后续匹配时, 提取人脸相对刚性的区域进行精确匹配, 最后根据最近邻分类器进行识别. 在轮廓线匹配时, 利用基于最小修剪平方的豪斯多夫 (Least trimmed square Hausdorff, LTS-Hausdorff) 距离作为度量方法, 有效降低了噪声遮挡等因素的干扰; 在精确匹配过程中利用受表情影响较小的区域进行匹配可有效减弱表情影响, 采用改进的 ICP 算法, 减小了计算量, 提高了识别速度. 系统模块如图 1 所示.

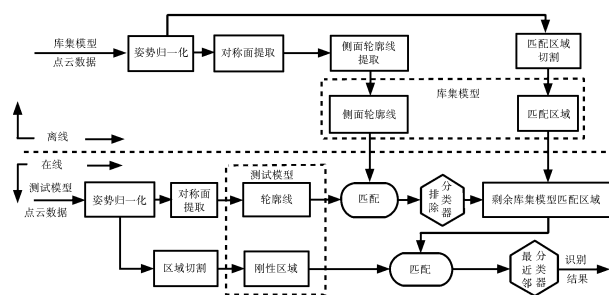


图 1 系统模块图

Fig. 1 System diagram

本文第 1 节介绍了人脸姿势归一化和对称面检测方法; 第 2 节介绍了侧面轮廓线匹配方法, 并讨论了本文排除算法所用特征的合理性; 第 3 节提出了一种新的改进 ICP 算法; 第 4 节是实验分析与讨论; 第 5 节归纳总结了本文工作的主要结论和贡献.

1 人脸姿势归一化与对称面检测

1.1 人脸姿势归一化

为提高识别效率, 在匹配之前先对不同姿态人脸进行姿势归一化. 本文首先根据人脸形状指数 (Shape index) 特征和几何约束确定鼻尖点粗略位置, 然后根据该位置切割人脸区域, 最后利用主成分分析方法 (Principal component analysis, PCA) 对切割后的人脸进行姿势校正.

Shape index 特征由 Dorai 等^[10] 提出, 它可表示每一点邻域的凹凸程度, 并与坐标系独立. 点 p 的 Shape index 值可由它的最大曲率 $\kappa_1(p)$ 和最小主曲率 $\kappa_2(p)$ 得到

$$ShapeIndex(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{\kappa_1(p) + \kappa_2(p)}{\kappa_1(p) - \kappa_2(p)} \quad (1)$$

鼻尖在人脸中是一个最突起的区域, 本文通过 Shape index 特征确定鼻尖候选区域, 而鼻尖一般处于人脸中心附

收稿日期 2008-12-15 录用日期 2009-08-18

Manuscript received December 15, 2008; accepted August 18, 2009
国家自然科学基金 (60775025), 新世纪优秀人才支持计划 (NCET-07-0178),
江苏省自然科学基金 (BK2007116) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (60775025), Program for New Century Excellent Talents in University (NCET-07-0178), and Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK2007116)

1. 东南大学自动化研究所复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室 南京 210096

1. Key Laboratory of Measurement and Control for Complex System of Ministry of Education, Research Institute of Automation, Southeast University, Nanjing 210096

近, 以此为几何约束, 可较精确地定位鼻尖点. 首先根据式 (1) 计算点云中每一点的 Shape index 值, 选取 Shape index 值在一定范围 (0.85~1.0) 内的点组成的联通域作为初始鼻尖候选区域 $S1_{nt}$, 然后计算输入的点云数据的质心, 在 $S1_{nt}$ 中选取距离点云质心在一定范围内的点组成较为精确的鼻尖候选区域 $S2_{nt}$, 最后选取区域 $S2_{nt}$ 的质心作为鼻尖点粗略位置 p_{nt} . 通常由三维扫描仪得到的人脸数据可能包含耳朵、头发和颈部等区域, 因此我们对所获得的人脸数据进行切割, 以得到严格的人脸区域. 本文的人脸区域切割方法是: 以上文中定位的粗略鼻尖点 p_{nt} 为中心, r 为半径做球体, 球体内包含的人脸区域即为切割的人脸区域. 三维人脸点云数据可表征人脸的实际尺寸, 人脸区域一般集中在以鼻尖点为中心, 90 mm 为半径的球体内, 因此我们选择 $r = 90 \text{ mm}$, 切割的人脸区域如图 2 所示.

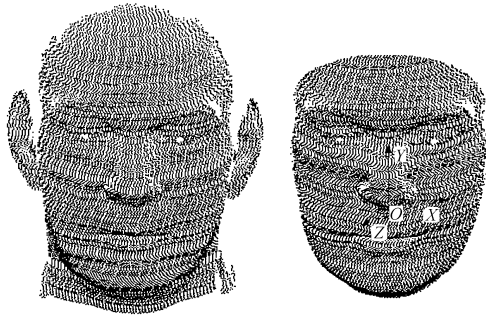


图 2 原始人脸和切割后的人脸
Fig. 2 Original face and segmented face

切割后的人脸点云基本形状是一张上下方向较长, 左右跨度居中, 前后厚度较小的曲面, 近似于半椭球. 因此, 对人脸点云分布采用 PCA, 可得到三个互相垂直的主方向, 若以这三个主方向为轴建立坐标系, 在该坐标系下人脸应具有相同的正面姿态. 本文对人脸点云做 PCA, 将最大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, 并以鼻尖点作为新的坐标系原点, 在新坐标下, 鼻尖点具有最大的 Z 坐标, 称该坐标系为姿势坐标系 (Pose coordinate system, PCS), 如图 2 所示. 通过建立每张人脸的 PCS, 将不同人脸转换到统一的坐标系下, 实现了姿势校正.

1.2 人脸对称面检测

为提取人脸侧面轮廓线, 首先要确定人脸对称面. 本文根据镜像面匹配算法确定人脸对称面^[11]. 该算法通过迭代对齐原模型和镜像模型, 获取模型对称面. 模型对齐采用 ICP 算法. ICP 算法在匹配时需对模型的相对姿态进行初始估计, 当人脸完全对称且 PCS 坐标系误差很小时, PCS 坐标系中的 YOZ 平面与人脸对称面是近似重合的, 因此本文选取人脸 PCS 的 YOZ 平面作为初始对称面; 同时为提高匹配速度, 每次从镜像人脸中随机选取部分点进行匹配. 通过匹配确定人脸对称面, 对称面与人脸点云的交线即为侧面轮廓线.

在侧面轮廓线上选择与初始定位的鼻尖点距离最近的点作为精确的鼻尖点 p'_{nt} , 并将 PCS 原点平移至鼻尖点 p'_{nt} .

2 排除算法及其分类器

排除算法 ψ 是指给定输入 $\mathbf{x} \in S$, 返回一系列类标签 $\psi(\mathbf{x})$, 满足 $\mathbf{x} \in W_i \Rightarrow i \in \psi(\mathbf{x})$ ^[12], 其中 \mathbf{x} 为输入的特征向

量, $S = \mathbf{R}^d$ 是具有 d 个特征向量的类空间, W_i 表示第 i 类, 且 $W_i \subseteq S$. 排除算法的效率定义为

$$Eff(\psi) = \frac{E_{\mathbf{x} \in S}(|\psi(\mathbf{x})|)}{N} \quad (2)$$

其中, $E_{\mathbf{x} \in S}(|\psi(\mathbf{x})|)$ 表示排除算法基的期望, N 表示排除前的对象个数, 在本文中指库集模型个数. $Eff(\psi)$ 越小, 排除算法效率越高.

三维人脸点云数据量大, 导致识别速度很慢, 特别是在大型数据库中, 要将测试模型与库集中的每个模型匹配, 严重影响了识别的实时性. 若在精确匹配之前先通过简单的排除算法将库集中一些不相似模型排除, 则可大大提高识别效率. 排除算法及其所用特征在选择时要满足简单、稳定的要求. 若选取复杂的算法和特征, 在预先排除阶段会占用很长时间, 这样不仅起不到加快速度的效果, 反而会适得其反; 如果算法特征不稳定, 同一对象在不同表情下的特征发生很大变化, 会使排除算法在识别初期将正确模型排除, 将直接导致识别失败.

侧面轮廓线是指侧面朝向时人脸前面部分的轮廓线, 如图 3 所示. 它可以表达人脸的细节结构, 具有较好的表征性, 且轮廓线包括的点数较少, 匹配简单, 故本文选取侧面轮廓线匹配, 作为排除算法, 实验表明可收到较好效果.

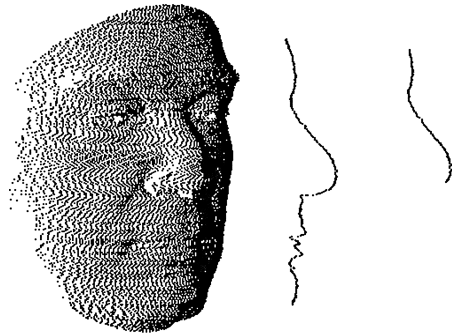


图 3 人脸侧面轮廓线 and 有价值侧面轮廓线
Fig. 3 Profile and valuable profile of the face

2.1 有价值侧面轮廓线分析

为防止在预先匹配时将正确库集模型排除, 选取人脸相对稳定区域的侧面轮廓线进行匹配. 一般认为, 人脸的上半部分具有较好的表征性, 鼻子附近区域具有最好的稳定性. 因此, 本文选取该区域的侧面轮廓线作为排除算法所用的有价值侧面轮廓线, 如图 3 所示. 与整体侧面轮廓线相比, 有价值侧面轮廓线表征性略差, 然而它具有更好的稳定性和简洁性. 考虑到排除算法的目的并不是得出最终识别结果, 而是为了简化后续匹配, 故选取有价值侧面轮廓线会收到更好的效果. 图 4 为两个对象分别在不同表情下的有价值侧面轮廓线和整体侧面轮廓线的比较, 其中不同灰度轮廓线代表不同对象.

由图 4 可见, 整体侧面轮廓线在嘴巴、下巴附近受噪声点影响很大, 减小了不同对象间的差异. 噪声点主要由胡须、表情引起的嘴巴变化等因素产生, 而有价值侧面轮廓线不包括该区域, 故包含的噪声点很少, 可以很好地区分不同对象.

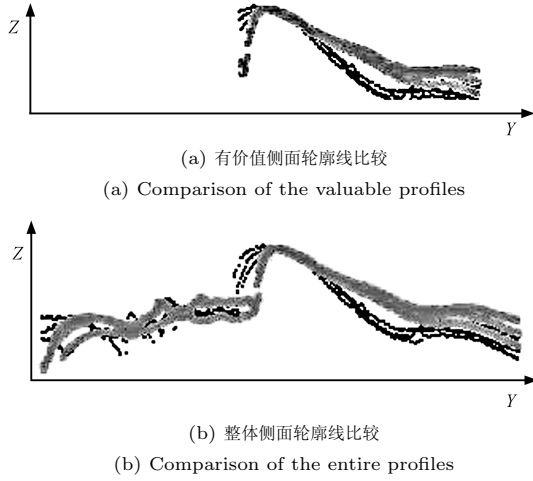


图4 不同对象侧面轮廓线比较

Fig. 4 Comparison of profiles with different persons

2.2 有价值侧面轮廓线匹配

轮廓线对齐算法采用基于改进 Hausdorff 距离的迭代对齐算法。传统 Hausdorff 距离^[13]的定义是, 给定两个有限点集 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{n_a}\}$ 和 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_{n_b}\}$, 则 A 、 B 间的 Hausdorff 距离定义为

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (3)$$

其中, $h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$ 为点集 A 到 B 的有向 Hausdorff 距离, $h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\|$ 为点集 B 到 A 的有向 Hausdorff 距离, $\|\cdot\|$ 为某种距离范数, 这里采用 L_2 范数, 即欧氏距离。

传统 Hausdorff 距离对噪声和孤立点敏感, 为克服这一缺点, 文献 [14] 提出一种改进的 Hausdorff 距离形式: LTS-Hausdorff 距离, 其有向距离的定义为

$$h_{LTS} = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H d_B(a)_{(i)} \quad (4)$$

其中, $H = h \times n_a$ ($0 \leq h \leq 1$), $d_B(a)_{(i)}$ 表示从点 a 到点集 B 中每个点的距离中第 i 小的值。该方法用一种排序再求部分均值的方法来确定 A 、 B 之间的距离, 减小了噪声和孤立点对精度和稳定性的影响。

本文采用 LTS-Hausdorff 距离作为侧面轮廓线间的距离度量, 对轮廓线进行迭代匹配。设 L_p 为测试模型的价值侧面轮廓线, L_g 为库集模型的侧面轮廓线, 对齐算法步骤如下:

步骤 1. 令 $h'_{LTS} = \infty$;

步骤 2. 对 L_p 中的每个点 p_i , 从 L_g 中找出与之距离最近的点 g_i , 组成对应点对 (p_i, g_i) , $1 \leq i \leq n_p$, 其中 n_p 表示 L_p 中点的个数, 并根据对应点对距离, 按从小到大排序;

步骤 3. 根据式 (4) 计算 L_p 、 L_g 之间的有向距离 $h_{LTS}(L_p, L_g)$, 本文取 $h = 0.9$;

步骤 4. 根据前 H 个对应点对计算旋转矩阵 R 和平移矩阵 T , 使得 $\sum_{i=1}^H \|Rp_i + T - g_i\|$ 最小;

步骤 5. 利用步骤 4 得到的旋转、平移矩阵更新 L_p 为 L'_p , 即 $L'_p = L_p \times R + T$;

步骤 6. 当 $|h_{LTS} - h'_{LTS}|$ 不小于阈值 δ_e ($\delta_e = 0.001$) 时, 令 $h'_{LTS} = h_{LTS}$, $L_p = L'_p$, 返回步骤 2, 继续循环迭代,

直至 $|h_{LTS} - h'_{LTS}| < \delta_e$ 或迭代次数达到一定值, 循环结束, 并返回最终的 h_{LTS} 作为匹配结果。

本文通过姿势归一化完成对齐算法的模型初始状态对应。两条轮廓线的相似性以 h_{LTS} 度量, h_{LTS} 越小, 相似性越高。

2.3 基于有价值侧面轮廓线的排除算法

将测试模型有价值侧面轮廓线 L_p 与库集中所有的 N 个模型侧面轮廓线匹配, 得出匹配结果 \mathbf{s} , $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]$, 将结果规则化为 \mathbf{s}' , 如下所示

$$\mathbf{s}' = \frac{\mathbf{s} - \min(\mathbf{s})}{\max(\mathbf{s}) - \min(\mathbf{s})} \quad (5)$$

对 \mathbf{s}' 中的 N 个元素排序, 设定阈值 δ_{rej} , 选择小于 δ_{rej} 的 N' 个模型组成候选库集模型, 用于精确匹配。 δ_{rej} 的选取需在识别精度和效率之间平衡, 取较大的 δ_{rej} , 可以避免将正确模型排除, 但是会导致排除算法效率不高; 取较小的 δ_{rej} , 可以排除较多库集模型, 提高识别速度, 但是有可能会将正确模型排除, 导致识别失败。作为排除算法, 应首先避免将正确对象排除, 然后尽可能多地排除错误对象。考虑上述因素, 本文通过实验选取 $\delta_{rej} = 0.3$, 此时排除算法的正确识别率为 98.8%, 效率为 34.9%, 即在预先排除阶段将接近 2/3 的库集对象排除, 精确匹配只在剩余约 1/3 的库集对象中进行。

3 基于人脸刚性区域的精确匹配

通过排除算法, 将部分不相似模型排除, 精确匹配的目的是确定排除后的剩余模型中, 哪一个是待测模型的实例。

3.1 人脸刚性区域选取

克服表情影响是三维人脸识别的重要研究内容。表情变化对人脸产生的形变是非刚性的, 而常用的三维人脸匹配方法一般都是基于刚性变换的。为解决该问题, 本文选取人脸中受表情影响相对较小的区域, 即刚性区域进行匹配。观察人脸, 可发现不同区域对表情的敏感程度是不同的。文献 [15] 通过将人脸划分为多个不同子区域分别匹配, 来寻找人脸相对刚性区域, 结果显示: 鼻子、额头-眼睛区域是人脸中最稳定的区域。显然, 不同对象在该区域又有较大的差异性。因此, 在本文中选取鼻子和额头-眼睛附近的两个区域作为测试模型的刚性区域, 如图 5(a) 所示。为减小运算量, 选取包含测试模型刚性区域的人脸区域作为库集模型匹配区域, 如图 5(b) 所示。利用人脸刚性区域进行匹配, 降低了表情对识别产生的影响, 同时减少了匹配点数, 在一定程度上也提高了识别速度。

3.2 改进的 ICP 算法匹配

基于 ICP 算法的 3D 人脸匹配方法的典型思路是: 首先迭代地对齐两个人脸点云, 然后用收敛之后的对应点距离构建两个点云的相似度量作为识别依据。传统 ICP 算法在每次迭代时, 都要在全局范围内搜索最近点, 建立点集对应关系, 导致算法很耗时。本文提出一种结合映射和邻域搜索的加速 ICP 算法。该算法根据三维人脸点云的分布特点, 把点云数据投影到某一平面, 在二维平面上构建邻域关系, 最后根据该邻域关系来搜索最近点。

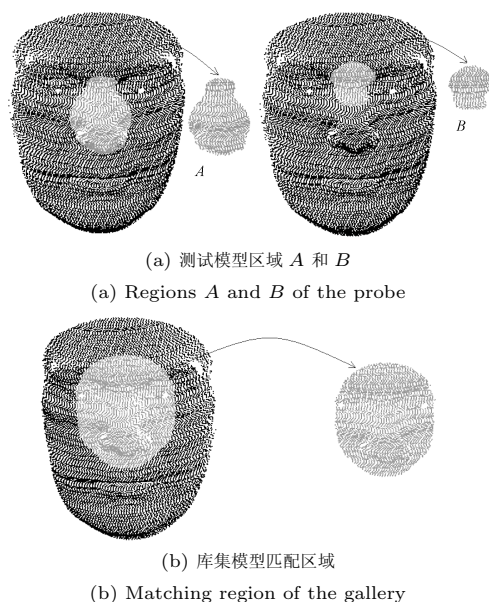


图 5 用于匹配的人脸区域

Fig. 5 Regions used for matching

若将三维人脸点云映射到人脸姿势坐标系的 XOY 平面, 该映射几乎在所有区域都为双映射, 且原来点的邻域关系在映射平面里仍然保持, 而在二维平面里构建邻域关系较三维空间来讲更容易. 因此在本文中, 首先对姿势校正后的人脸点云向 XOY 平面投影, 然后对投影后的二维平面栅格化, 定义围绕在点 p' 所在栅格周围的 3×3 的栅格为 p' 的邻域 $V(p')$. 对于测试人脸点云中的一点 p_i , 在寻找最近点时, 首先检测它的邻域中有没有已匹配点, 假设有已匹配点 p_k , 并且 p_k 的最近点是 g_k , 则在 g_k 的投影点 g'_k 的邻域 $V(g'_k)$ 对应的三维点中查找最近点, 否则就在全局范围内查找.

本文的改进 ICP 算法在最近点对搜索时借助投影后的邻域信息, 避免每次都在全局范围搜索, 从而提高识别速度, 其他步骤同传统 ICP 算法. 在对两个模型进行匹配时, 首先根据姿势校正的结果对模型赋以初始对应状态, 每次迭代时采用邻域搜索建立两匹配模型的对应点对, 然后根据对应点对求取最优的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T , 对模型进行更新, 直至迭代误差小于一定阈值, 匹配结束. 最终匹配结果为迭代终止时对应点对的平均距离

$$d = \frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} \|Rp_i + T - g_i\| \quad (6)$$

其中, n_p 为测试模型点云中点的个数, p_i 为测试模型中的点, g_i 为库集模型中与 p_i 对应的最近点.

最后利用最近邻分类器, 选取与测试模型对应点对平均距离最小的库集模型, 作为识别结果.

4 实验结果与分析

FRGC V.2.0 是一个大型的公共人脸数据库^[16], 其中的三维人脸数据集是目前世界上最大的三维人脸数据库. 该数据库中用于测试的人脸包括 466 人的 4007 个三维人脸模型, 人脸数据为三维点云, 分别在 2003 年秋季和 2004 年春季由 Vivid 900/910 三维扫描仪采集, 其中模型具有一定的表情变化, 有的对象还出现刘海和胡须.

4.1 区域特征组合方式选择

我们对第 3.1 节中提取的人脸区域 A 和 B 进行了分别实验、融合实验和整体实验, 目的在于寻找识别效果最好的特征组合方式. 分别实验中将测试模型两个区域 A 和 B 分别与库集模型匹配; 融合实验中将两个区域先分别匹配, 然后对匹配结果采用求和法则融合; 整体实验是先将两个区域融合为一个区域, 然后进行匹配. 我们在 2004 年春季采集的人脸模型中随机选取 50 个对象, 共 299 个模型, 每个对象选取一个中性表情模型作为库集模型, 其余 249 个模型作为测试模型, 进行特征组合方式选择实验. 实验结果如表 1 所示.

表 1 刚性区域识别结果

Table 1 Recognition results for rigid regions

匹配方法	Rank-1 识别率 (%)
区域 A	96.39
区域 B	74.30
求和法则	96.79
整体	98.39

从表 1 可以看出, 基于区域 B 的识别效果最差, 基于整体的识别效果最好. 对实验数据进行分析, 我们发现基于区域 A 的错误识别主要发生在模型表情变化较大的对象中, 基于区域 B 的错误识别主要发生在形状相似的不同对象中, 由此可知区域 A 具有较好的表征性, 但表情鲁棒性相对较差, 区域 B 与之相反. 对两者的匹配结果采用求和法则融合后并没有收到显著效果, Rank-1 识别率仅得到 0.4% 的提高; 而基于整体匹配的方法取得了较好效果, 达到 98.39% 的识别率. 分析原因, 区域 A 虽然包含了部分表情不稳定区域, 但是该区域相对很小, 只有在夸张表情时才会受影响, 通过与表情鲁棒性很强的区域 B 组合, 在每次匹配对齐时, 相当于加入一种弱化表情影响的约束, 因此取得了较好效果, 本文采用该方法对刚性区域进行匹配.

4.2 时间代价分析

电脑配置为 Core (TM) 2 Duo 2.34 GHz CPU, 1.0 GB 内存, 使用 VC++ 6.0 编程. 将一个测试模型与库集中所有的 50 个模型分别匹配并得出最终匹配结果作为一次完全的匹配过程. 表 2 分别列出了侧面轮廓线匹配、刚性区域匹配和本文基于排除算法的匹配方法在一次完全匹配过程中的平均运算时间. 我们的主要目的是比较匹配时间, 故鼻尖点定位及姿势校正等预处理时间不包含在内. 在本文中预处理所用时间为 6.12 s.

表 2 不同算法运算时间分析

Table 2 Time cost analysis of different methods

匹配方法	平均运算时间 (s)
侧面轮廓线匹配	1.76
刚性区域匹配	51.62
本文方法	20.10

由表 2 可见, 本文算法在识别速度上明显优于使用单纯的基于刚性区域的匹配算法. 表中数据也表明了我们的选取侧面轮廓线匹配作为排除算法是满足简单性要求的. 本文算法首先通过侧面轮廓线匹配排除库集中 65.1% 的模型, 比较耗时时的精确匹配只在剩余 34.9% 的库集模型中进行, 大大提高了识别速度.

4.3 实验及结果分析

为了测试本文算法的性能, 我们在 FRGC V 2.0 数据库中进行两种类型的实验, 分别是身份确认和身份辨识实验. 身份确认是一对一的认证过程, 认证系统性能以 ROC (Receiver operator characteristic) 曲线度量, 该曲线反映了错误接受率 (False acceptance rate, FAR) 和错误拒绝率 (False reject rate, FRR) 之间的关系. 身份辨识是一对多的识别过程, 辨识系统的性能以 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.

实验 1. 身份确认实验

在身份确认实验中, 选取 2003 年秋季采集的人脸数据作为库集人脸, 2004 年春季采集的人脸作为测试人脸, 对测试人脸进行身份认证. 我们分别以有价值侧面轮廓线和刚性区域作为特征进行身份验证, 实验结果如图 6 所示. 利用本文所提的刚性区域匹配方法, 在 $FAR = 0.1\%$ 时, 认证率为 94.1% . 在基于刚性区域匹配的身份确认实验时没有加入排除算法, 因为这是一个一对一的确认过程, 无需对对象进行排除.

实验 2. 身份辨识实验

在身份辨识实验中, 系统将测试人脸与库集所有人脸进行匹配, 返回最相似的 n 个用户 (Rank- n). 在该实验中, 我们选取 FRGC V 2.0 数据库中每个对象的第一幅中性表情人脸数据共 466 幅组成库集, 其余点云数据组成测试集, 这样选取, 使得部分测试模型与库集模型获取时具有一定的时间间隔, 在一定程度上增加了识别难度. 图 7 所示为辨识实验得到的 CMC 曲线.

结合排除算法的刚性区域匹配算法的 Rank-1 识别率为 97.1% , 基于侧面轮廓线的匹配算法识别效率最低, Rank-1 识别率低于 75% , 这也说明了虽然侧面轮廓线特征简单, 但若仅利用它来做人脸识别器, 效果是不理想的. 结合排除算法的识别方法在识别率上略逊于单纯的基于刚性区域的匹配方法, 产生这种现象的原因是在侧面轮廓线匹配时错误地将一些正确的模型排除. 可以通过增大 δ_{rej} 解决该问题, 但同时会导致拒绝器效率降低.

4.4 结果比较

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 V 2.0 数据库中进行相同实验的算法进行结果比较, 如表 3 所示.

文献 [17]、文献 [8] 和本文方法都利用了人脸相对刚性区域 (鼻子-额头附近区域) 进行识别, 都能在一定程度上避免表情带来的影响, 但是文献 [17] 在利用鼻子区域时, 同时利用了鼻子附近的较多脸颊区域, 该部分区域具有一定的对象表征性, 然而它受微笑表情影响很大, 而微笑又是出现频率较高的一种表情模式, 因此影响了识别效果; 文献 [8] 利用鼻子, 眼睛和大部分额头区域进行识别, 而额头区域易受刘海影响, 从而为识别引入误差. 本文方法虽然利用了相对较小的区域, 但是受遮挡和表情变化影响很小, 实验结果也证明了本文所用特征的稳定性. 文献 [18] 提出一种处理表情变化的基于 Log-Gabor 模板的三维人脸识别方法, 作者将人脸分成多个子区域, 在每个子区域利用 Log-Gabor 过滤器提取特征, 进行分类识别. 文献 [15] 在人脸中提取 38 个子区域, 并选取其中的 28 个子区域分别进行 ICP 匹配, 最后对各子区域匹配结果融合得到最终识别结果, 在 $FAR = 0.1\%$ 时, 认证率为 94.8% , Rank-1 识别率为 98.1% . 本文方法在识别效

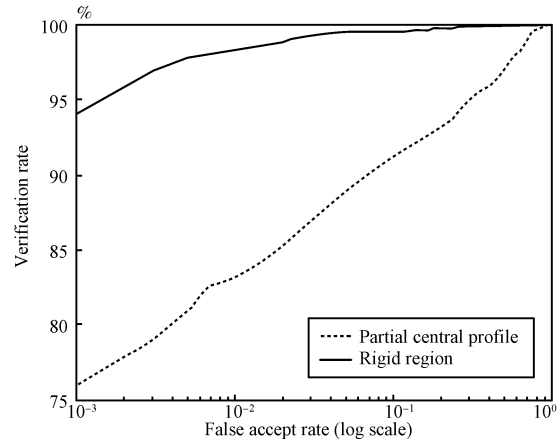


图 6 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curves

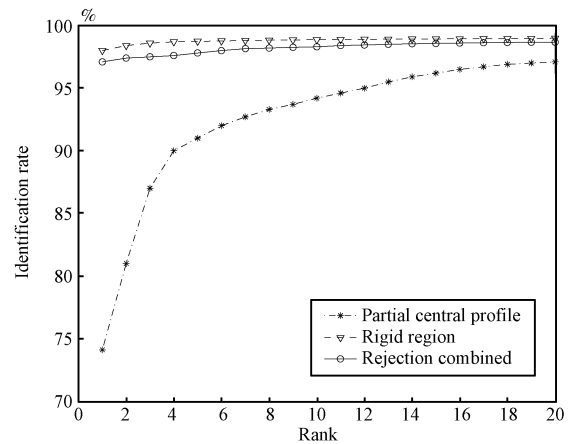


图 7 CMC 曲线

Fig. 7 CMC curves

表 3 不同算法结果比较

Table 3 Comparison between different methods

方法	认证率 (%) ($FAR = 0.1\%$)	识别率 (%) (Rank-1)
文献 [17]	NA	91.9
文献 [8]	NA	96.2
文献 [18]	92.01	94.6
文献 [15]	94.8	98.1
整体区域匹配	94.1	97.6
结合排除算法	NA	97.1

果上略逊于文献 [15], 然而该方法在每次匹配时都需要将测试模型的 28 个子区域分别与库集中的每个模型匹配, 文献中报导了一个测试模型与一个库集模型完成匹配的时间是 2380ms , 而本文算法每次匹配平均只需 1022ms , 并且在本文中通过排除算法可在精确匹配之前排除 65.1% 的库集模型, 因此本文算法比文献 [15] 具有更高的效率.

5 结论

本文提出了一种基于排除算法的快速三维人脸识别方法, 该方法首先通过侧面轮廓线匹配算法将库集中不相似模

型排除; 然后对剩余库集模型提取刚性区域, 并采用一种加速匹配算法进行精确匹配, 完成识别. 实验结果证明本文方法可以在保证较好识别精度的情况下有效提高识别速度, 而且对表情变化具有较好的鲁棒性. 本文提出的方法有如下特点:

1) 采用简单、稳定的侧面轮廓线匹配作为排除算法, 在精确匹配前快速排除部分库集模型, 测试模型只需与剩余库集模型进行精确匹配, 提高了识别速度.

2) 提出一种人脸姿势归一化方法, 该方法只需对鼻尖点粗略定位, 即可实现对任意姿态人脸进行校正.

3) 提出一种结合投影和邻域搜索的加速 ICP 算法, 在保证匹配精度的同时, 提高了匹配速度.

References

- Hong Quan, Chen Song-Can, Ni Xue-Lei. Sub-pattern canonical correlation analysis with application in face recognition. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(1): 21–30 (洪泉, 陈松灿, 倪雪蕾. 子模式典型相关分析及其在人脸识别中的应用. 自动化学报, 2008, **34**(1): 21–30)
- Wen Ying, Shi Peng-Fei. An approach to face recognition based on common vector and 2DPCA. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(2): 202–205 (文颖, 施鹏飞. 一种基于共同向量结合 2DPCA 的人脸识别方法. 自动化学报, 2009, **35**(2): 202–205)
- Zhong C, Sun Z N, Tan T N, He Z F. Robust 3D face recognition in uncontrolled environments. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1–8
- Bowyer K W, Chang K, Flynn P. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition. *Computer Vision and Image Understanding*, 2006, **101**(1): 1–15
- Lu X G, Jain A K. Deformation modeling for robust 3D face matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(8): 1346–1356
- Chang K I, Bowyer K W, Flynn P J. Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(10): 1695–1700
- Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239–256
- Mian A S, Bennamoun M, Owens R. An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(11): 1927–1943
- Beumier C, Acheroy M. Automatic 3D face authentication. *Image and Vision Computing*, 2000, **18**(4): 315–321
- Dorai C, Jain A K. COSMOS – A representation scheme for 3D free-form objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(10): 1115–1130
- Pan G, Wang Y M, Qi Y P, Wu Z H. Finding symmetry plane of 3D face shape. In: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2006. 1143–1146
- Baker S, Nayar S K. Pattern rejection. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA: IEEE, 1996. 544–549
- Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(9): 850–863
- Sim D G, Kwon O K, Park R H. Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(3): 425–429
- Faltemier T C, Bowyer K W, Flynn P J. A region ensemble for 3-D face recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2008, **3**(1): 62–73
- Phillips P J, Flynn P J, Scruggs T, Bowyer K W, Chang J, Hoffman K. Overview of the face recognition grand challenge. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE, 2006. 947–954
- Chang K I, Bowyer K W, Flynn P J. Adaptive rigid multi-region selection for handling expression variation in 3D face recognition. In: Proceedings of IEEE Workshop Face Recognition Grand Challenge Experiments. San Diego, USA: IEEE, 2005. 157–167
- Cook J, Chandran V, Fookes C. 3D face recognition using log-Gabor templates. In: Proceedings of British Machine Vision Conference. Edinburgh, UK: Springer-Verlag, 2006. 1–10

李晓莉 东南大学自动化学院博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉与模式识别. E-mail: lixiaoli@seu.edu.cn

(LI Xiao-Li Ph.D. candidate at the School of Automation, Southeast University. Her research interest covers computer vision and pattern recognition.)

达飞鹏 东南大学自动化学院教授. 主要研究方向为三维信息获取、处理及识别与智能控制. 本文通信作者. E-mail: dafp@seu.edu.cn

(DA Fei-Peng Professor at the School of Automation, Southeast University. His research interest covers 3D information acquisition, processing, recognition, and intelligent control. Corresponding author of this paper.)