

基于侧面轮廓线和刚性区域的 3 维人脸识别

李晓莉 达飞鹏

(东南大学自动化学院, 南京 210096)

摘要 针对 3 维人脸识别问题, 提出一种由粗到细的两步识别方法。首先结合几何约束与曲率信息定位特征点, 根据特征点确定人脸对称面, 提取人脸侧面轮廓线。利用轮廓线匹配作为排除算法, 在识别初期迅速排除库集中不相似人脸以提高识别效率, 剩余库集人脸采用一种具有表情鲁棒性的、基于区域的匹配方法进行识别, 该方法自动切割人脸中受表情影响较小的刚性区域, 并采用改进的迭代最近点算法对刚性区域进行匹配, 为达到更好的识别精度, 将各刚性区域的匹配结果采用加法规则融合。在 3D_RMA 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 3 维人脸识别 侧面轮廓线匹配 迭代最近点 刚性区域

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0266-08

3D Face Recognition Based on Profile and Rigid Regions

LIXiao-li DAFeipeng

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract A two-step matching method for 3D face recognition is proposed. Feature points are detected based on curvature and geometric constraint. Then the symmetrical plane of 3D face is determined based on the feature points, and the profile is determined by the obtained symmetrical plane. The profile is used to form a rejection classifier, which quickly eliminates a large number of candidate faces at an early stage for an efficient recognition in case of large galleries. The remaining faces are then verified using a novel region-based matching approach, which is robust to facial expressions. This approach automatically segments the rigid regions, which are relatively less sensitive to expressions and it matches them separately using a modified iterative closest point (ICP) algorithm. The results of all the matching engines are fused using a sum rule to achieve higher accuracy. Our simulation experiment on 3D_RMA database demonstrates that the proposed method is simple, efficient and robust.

Keywords 3D face recognition, profile matching, iterative closest point, rigid region

0 引言

随着当代信息社会的高速发展, 准确可靠地确认个人身份受到人们的高度重视, 特别是一些对安全要求较高的场合 (如银行、海关、机密机关等) 对此需求更加强烈。利用生物特征进行识别, 是近年

来发展起来的一门高新技术, 主要是利用生物与生俱来的生理和行为特征来鉴别每个人的真实身份。与指纹、虹膜、掌纹等其他生物特征识别相比, 人脸识别不需要被动配合, 只要通过与计算机相连的摄像头捕捉人的面部, 同时把捕捉到的人脸与预先录入的库集人脸进行比较识别, 所以在一些需要隐蔽识别或人流量大的场所, 利用人脸识别无疑是最好

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60775025); 新世纪优秀人才支持计划 (NCET-07-0718); 江苏省自然科学基金项目 (BK2007116)

收稿日期: 2008-08-01; 改回日期: 2008-12-12

第一作者简介: 李晓莉 (1981—), 女。东南大学模式识别专业博士研究生。主要研究方向为计算机视觉、人脸识别。

E-mail: xiaolismilk@126.com

的选择, 又因为这种技术不会令人产生任何的排斥心理, 所以人脸识别也是一种最友好的生物特征身份认证技术。

已有的大多数人脸识别方法均是基于 2 维灰度或彩色图像的^[1-2], 经过四十多年的发展, 基于图像的方法已取得较好的识别性能, 但仍易受光照、姿态、表情、年龄、化妆等内外因素的影响。3D 人脸识别是利用人脸的 3 维形状信息进行识别, 主要是深度图像或 3D 点云, 在识别时利用了更多的信息量, 且人脸的 3 维形状对于头部姿势和光照变化具有不变性, 所以 3D 人脸识别也被认为具有更好的识别效果, 近几年得到了极大的关注^[3-4]。近年来, 美国联邦调查局、司法局、国家标准与技术研究所等多个部门联合设立了“人脸识别大挑战 (FRGC)”评测评估计划^[5], 其主要目标之一即是评估与推动 3 维人脸识别的研究。

传统的 3 维人脸识别算法无法处理表情引起的非刚性形变, Lu 等人建立人脸表情模型, 通过变形人脸表情模型进行识别^[6], 该方法存在的问题是难以找到通用的人脸表情模型; Chang 等人利用受表情影响较小的人脸区域进行匹配^[7], 取得较好的效果, 但匹配算法比较耗时, 影响了识别的实时性; Mi 等人提出采用“SFR-SIFT”作为预比较算法以简化后续匹配模型^[8], 但“SFR-SIFT”利用了人脸一些不稳定的信息, 影响了整个识别的精度。

针对上述问题, 提出一种基于人脸侧面轮廓线

和刚性区域的完全自动的 3 维人脸识别方法。该方法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, 在识别初期首先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, 采用改进的迭代最近点 (ICP) 算法进行精确匹配, 最后根据最近邻分类器进行识别。实验证明, 本文算法在表情鲁棒性和计算复杂度上都体现了比较好的性能。

1 算法简介

提出的基于侧面轮廓线和刚性区域的 3 维人脸识别方法系统模块如图 1 所示。首先定位人脸鼻尖和内眼角特征点, 根据特征点确定人脸对称面, 提取 3 维人脸侧面轮廓线, 截取受表情影响较小的鼻尖到眼角段轮廓线作为有价值侧面轮廓线进行匹配对齐, 计算对齐后的 3 维人脸的相似度, 通过排除分类器, 对有 N 个模型的库集中相似度较低的模型进行排除, 得到有 N' 个模型的剩余库集 ($N' < N$)。提取测试人脸中对表情不敏感的两个刚性区域, 分别与剩余库集模型的匹配区域匹配, 匹配算法采用改进的 ICP 算法, 两刚性区域的匹配结果通过求和规则融合, 最后由最近邻分类器, 确定识别结果。为提高算法效率, 库集模型的侧面轮廓线和匹配区域在离线时提取。所用的人脸数据为 3D 点云。

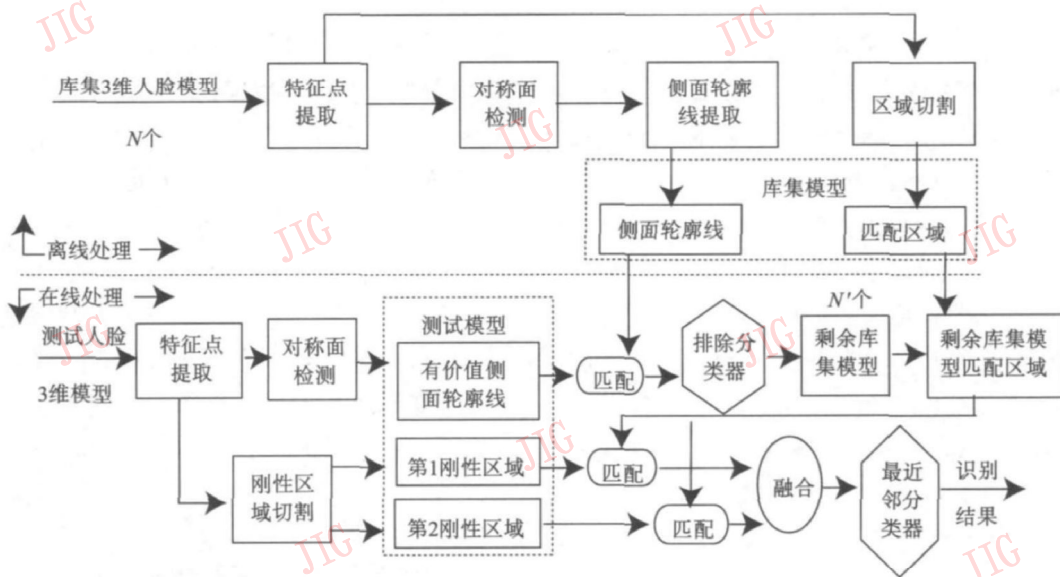


图 1 系统模块图

Fig 1 System diagram

2 特征点提取与对称面检测

为提取人脸侧面轮廓线, 首先要确定人脸对称面, 对称面确定方法主要有基于特征点的^[9]和基于人脸对称性的^[10]。利用人脸对称性确定对称面的方法, 假定人脸是完全对称的, 而实际上人脸并不完全对称, 扫描误差和怪异表情的存在又加剧了这种不对称性, 并且基于对称性提取人脸对称面的方法一般算法比较复杂, 对于有大量数据的 3 维人脸模型, 降低了实时性。基于特征点的方法, 根据特征点来确定人脸对称面, 该方法相对简单, 但要求特征点定位精确。本文首先采用曲率结合几何约束的方法较为精确地定位特征点, 然后根据特征点及其法向量信息确定人脸鼻梁线和鼻尖点的法向量, 最后选取过鼻梁线及鼻尖点法向量的面作为人脸对称面。

2.1 特征点提取

选取鼻尖、左、右内眼角作为特征点。在特征点提取时, 首先利用先验知识确定几何约束, 选出特征点候选点集, 然后结合曲率信息, 精确定位特征点。

2.1.1 几何约束

人脸主轴坐标系是指由 3 维人脸数据的 3 个主轴所构成的坐标系, 3 个主轴分别对应人脸的朝向轴 (Z 轴), 过人脸对称平面并和朝向轴垂直的轴 (Y 轴), 以及垂直于对称平面的轴 (X 轴), 如图 2 所示。观察人脸点云的基本形状, 发现人脸点云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, 对人脸点集分布做主元分析 (PCA), 可以得到 3 个主方向的特征向量 v_1 , v_2 和 v_3 , 这 3 个特征向量分别对应从大到小排序的 3 个特征值。如果 3 维人脸数据严格对称, v_1 , v_2 和 v_3 应分别对应人脸主轴坐标系的 X, Y, Z 轴, 将人脸点云坐标转换到主轴坐标系下, 并平移主轴坐标系使原点在 Z 坐标最大的点处。考虑人脸模型的几何结构特征, 并参照人脸主轴坐标系信息, 可知鼻尖点在人脸主轴坐标系原点附近, 内眼角点的大致位置也可确定, 在主轴坐标框架内确定鼻尖候选点集 S_{nt} 和内眼角候选点集 S_{ei} 。这样就使特征点定位过程限定在一定范围内, 不仅提高了特征点定位的精度, 也减小了计算量。

2.1.2 曲率信息

计算特征点候选点集中每个点的 Shape Index



图 2 人脸主轴坐标系

Fig 2 Pose coordinate system of the face

值。Shape Index 特征由 Dorai 等人提出^[11], 可表示每一点的凹凸程度, 与坐标系独立, 且与刚体运动无关。点 p 的 Shape Index 是由它的最大、最小主曲率 $\kappa_1(p)$ 和 $\kappa_2(p)$ 得到的。

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

2.1.3 特征点精确定位

在鼻尖点候选点集 S_{nt} 中选取 Shape Index 值在 0.85~1 之间的点组成联通域, 作为鼻尖区域, 鼻尖点定位为该联通区域的质心。在内眼角候选点集 S_{ei} 中选取 Shape Index 值在 0~0.27 之间的点组成联通域。一般联通域大于等于两个, 选取其中关于 yoZ 平面对称的两个区域作为内眼角区域, 分别选取两个联通域的质心作为内眼角点。实验表明, 该方法能够很好地处理人脸正面、平面内旋转、俯、仰及部分绕竖轴旋转的情况。

2.2 人脸对称面检测

人脸对称面提取方法如下: 首先根据上文所述方法确定鼻尖点及其法向量, 在主轴坐标系下的 3 维人脸点集中从鼻尖到眼角区域的 y 轴方向上寻找法向量与鼻尖点法向量最近似共面的点, 这些点组成了鼻梁线, 过鼻梁线和鼻尖点法向量的平面即为人脸对称面, 侧面轮廓线的求取只需计算对称平面与 3 维人脸点云的交。采用该方法提取的轮廓线除个别由于点云质量问题产生偏差外基本符合下一步处理的要求。

3 排除算法及其分类器

排除算法 ϕ 是指给定输入 $x \in S$ 返回一系列类标签 $\phi(x)$, 满足 $x \in W_i \Rightarrow i \in \phi(x)$ ^[12], 其中 x 为输

入的特征向量, $\mathbf{S} = \mathbf{R}^d$ 是具有 d 个特征向量的类空间, W_i 表示第 i 类, 且 $W_i \subseteq \mathbf{S}$ 。

排除算法的效率定义为

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

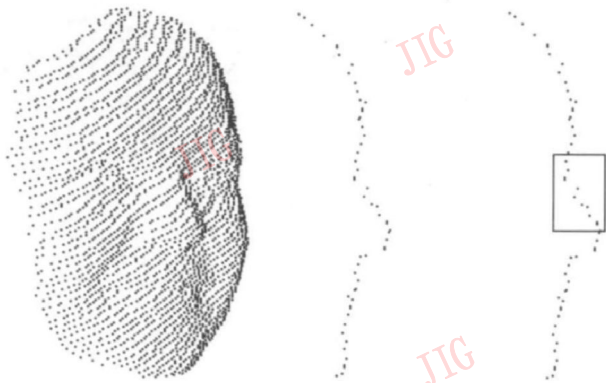
式中, $E_{x \in S} (|\phi(x)|)$ 表示排除算法势 (基数) 的期望, N 表示排除前的对象个数, 在本文中指库集模型个数。 $E_{x \in S} (|\phi(x)|)$ 越小, 排除算法效率越高。3 维人脸点云数据量大, 导致识别速度很慢, 特别是在大型数据库中, 要将测试模型与库集中的每个模型进行匹配、识别, 严重影响了识别的实时性, 在精确匹配之前先通过简单的排除算法将库集中一些不相似的模型排除, 则可以提高识别效率。

由以上分析可知, 采用排除算法减少了后续精确匹配的模型数, 可以大大提高识别效率, 但是在排除算法选择时有以下两点要求:

1) 排除算法要简单。若选取复杂的算法, 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。

2) 排除算法所用的特征要稳定。如果特征不稳定, 同一对象在不同表情或情况发生变化时的特征会发生很大变化, 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(b)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, 而在鼻子附近的轮廓线又具有较好的稳定性。故本文截取受表情变化影响较小的鼻子附近区域轮廓线, 采用 ICP 算法匹配, 作为排除算法, 实验表明可收到较好的效果。



(a) 3 维人脸模型 (b) 侧面轮廓线 (c) 有价值侧面轮廓线

图 3 侧面轮廓线

Fig 3 Illustration of the profile

3.1 有价值侧面轮廓线截取

为防止在预先匹配时将正确的库集模型排除, 保证算法对表情变化的人脸识别具有较好的稳定性, 选取人脸相对刚性区域的侧面轮廓线进行匹配, 而鼻尖到两眼角中心点之间的轮廓线段受各种表情的变化都是最小的, 是人脸中最稳定的区域, 文中选取该区域段侧面轮廓线作为有价值侧面轮廓线, 如图 3(c)所示, 矩形框中包括的轮廓线段即为截取的价值侧面轮廓线。

3.2 侧面轮廓线匹配

轮廓线对齐算法采用 ICP 算法^[13]。ICP 算法是当前最有效的 3 维数据配准方法之一, 它的基本思想是在每次迭代过程中, 对待配准模型上的每个点在标准模型中找到距离最近的点 (对应点), 利用得到的所有对应点对计算相应的旋转和平移矩阵, 并将其作用到待配准模型上。

设 L_p 为测试模型的价值侧面轮廓线 (表示为点集), L_g 为库集模型的价值侧面轮廓线 (表示为点集), 则基于 ICP 的侧面轮廓线对齐算法步骤如下:

1) 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;

2) 利用 1) 中得到的对应点对集合, 计算相应的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T , 使得 $\sum_{i=1}^{n_p} \|Rp_i + T - g_i\|$ 最小;

3) 利用 2) 得到的旋转、平移矩阵更新 L_p 为 L'_p , 即

$$L'_p = R \cdot L_p + T$$

4) 计算 L'_p, L_g 之间的对应点对平均距离 d^{k+1} , 当 $|d^{k+1} - d^k|$ 不小于阈值时, 令 $d^k = d^{k+1}$, $L_p = L'_p$, 返回 1), 继续循环迭代, 直至 $|d^{k+1} - d^k|$ 小于设定阈值, 其中, 上标 k 表示第 k 次循环。

为使第 1 次迭代顺利进行, 应为初始对应点对的平均距离 d^1 设定初值, 本文中设为 $d^1 = 100 \text{ mm}$ 。基于 ICP 的对齐算法受模型初始位置影响较大, 如果初始位置相差太大, 其匹配结果是不可靠的。本文已将人脸模型都置于主轴坐标系中, 相当于对匹配的两个侧面轮廓线实现了粗对齐, 从而保证 ICP 的对齐精度, 并加快了 ICP 的收敛速度。

对采用 ICP 算法对齐后的侧面轮廓线 L_p, L_g , 两者的相似程度用对应点对的平均距离度量:

$$s(L_p, L_g) = \left| \sum_{i=1}^{n_p} \|p_i - g_i\| \right| / n_p \quad (3)$$

式中, (p_i, g_i) 为 ICP 最终迭代时的对应点对。s 越小表示相似度越高。

3.3 基于侧面轮廓线的排除算法

将测试模型侧面轮廓线 L_p 与库集中所有的 N 个模型侧面轮廓线 $L_{g_j} (1 \leq j \leq N)$ 匹配, 得出匹配结果 $S, S = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$, 对结果规则化后为 S' , 如式 (4) 所示:

$$S' = \frac{S - \min(S)}{\max(S) - \min(S)} \quad (4)$$

对 S' 中的 N 个元素进行排序, 设定阈值 δ_{ep} , 选择小于 δ_{ep} 的 N' 个模型组成剩余库集, 作为下一步精确匹配的候选人脸模型。

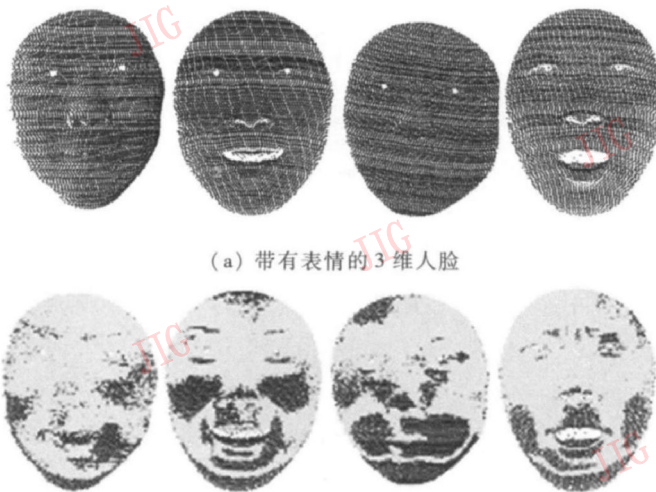
4 基于人脸刚性区域的精确匹配

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候选模型中, 哪一个待测模型的实例。

4.1 人脸刚性区域选取

人脸不同区域对表情的敏感程度是不同的。将同一对象在不同表情下的人脸分别与中性表情人脸进行刚性匹配, 在所有匹配中都有较好匹配效果的区域可认为是人脸刚性区域。如图 4 所示, 图 4(a)

为同一对象在不同表情下的 3 维人脸数据, 图 4(b) 为将图 4(a) 中数据分别与中性表情数据匹配的结果, 对应点对距离小于一定阈值的点以灰色表示, 这部分区域具有较好的表情鲁棒性。由图 4 可以看出鼻子和眼睛-额头区域是人脸最稳定的区域, 显然不同对象在该区域又有较大的差异性。本文选取鼻子和眼睛-额头附近的两个子区域作为测试模型的刚性区域, 如图 5(a)、图 5(b) 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(c) 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。

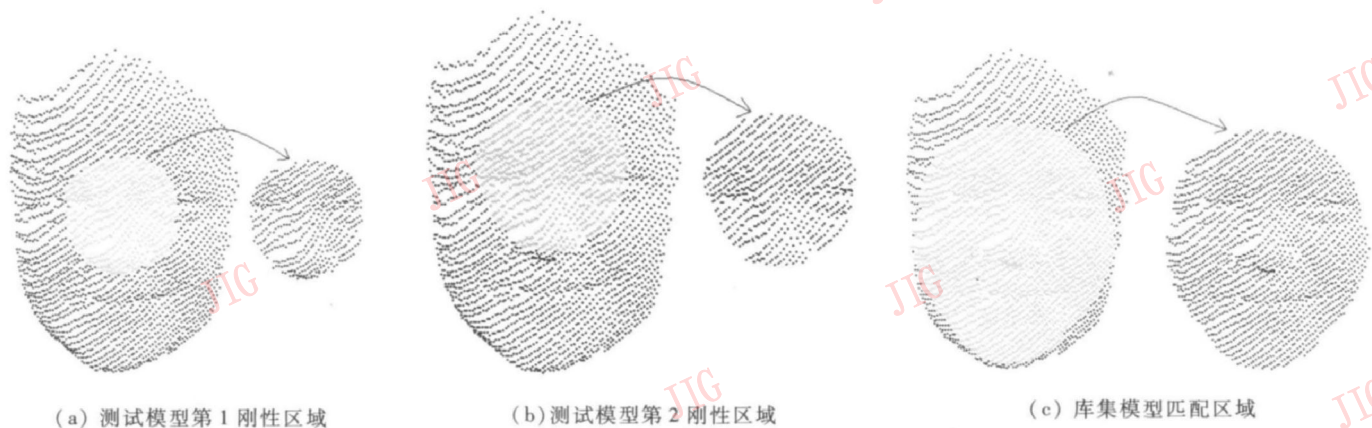


(a) 带有表情的 3 维人脸

(b) 刚性匹配结果

图 4 人脸区域的表情敏感性

Fig. 4 Expression sensitivity of face regions



(a) 测试模型第 1 刚性区域

(b) 测试模型第 2 刚性区域

(c) 库集模型匹配区域

图 5 用于匹配的人脸区域

Fig. 5 Illustration of the face regions used for matching

4.2 刚性区域匹配

采用改进的 ICP 算法对人脸刚性区域进行匹

配。3 维人脸点云包含大量的点, 而 ICP 算法在每次迭代时, 都要在两个点集之间建立最近点对应关

系, 严重影响了匹配速度。借鉴在 3 维点云拼接方面的应用成果^[14], 采用基于邻域带搜索最近点的 ICP 算法。该算法的改进之处在于根据 3 维人脸扫描数据的存储特点, 定义了一种点的邻域带求取方法, 然后根据点的邻域带来搜索最近点。

人脸点云数据一般都是由多幅 2 维图像转化来的, 将 2 维图像的像素点按列逐行转化即可得到 3 维数据, 故数据是按顺序一列一列存储, 即在大多数情况下, 当前点与前一个点都是邻近点, 只有在另起一列时, 才不是邻近点。因此, 在该算法中将每个 3 维人脸数据存储在一个链表中, 要找一点 P_i 的最近点时, 首先看 P_i 是否在上一个点 P_{i-1} 的邻域中, 如果不在, 采取全局搜索; 若在, 则在 P_{i-1} 对应的最近点 g_{i-1} 的邻域带中搜索 p_i 的最近点 g_i 。其中, g_{i-1} 的邻域带定义为 g_{i-1} 所在的前几列和后几列组成的一个带状几何空间。该改进的 ICP 算法在最近点对搜索时借助点云的邻域带信息, 避免每次都在全局范围搜索, 从而提高识别速度。在对两个模型进行匹配时, 进行循环迭代, 每次迭代时, 采用邻域带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、平移矩阵, 对模型进行更新, 直至迭代误差小于一定阈值, 匹配结束。具体步骤与第 3.2 节有价值侧面轮廓线匹配步骤相似, 故在此不做详细描述。

将测试模型的两个刚性区域分别与库集模型匹配区域匹配对齐, 以对齐后的对应点对平均距离作为匹配结果, 分别得出匹配结果 d_1 , d_2 。采用求和规则对这两个刚性区域的匹配结果融合, 得出最终匹配结果:

$$d = d_1 + d_2 \quad (5)$$

以融合后的最终匹配结果 d 即两刚性区域对齐后的对应点对平均距离的和, 作为两个模型的相似性度量:

$$s(\mathbf{P}, \mathbf{G}) = \left| \sum_{i=1}^{n_{p1}} \|p_{1i} - g_i\| \right| / n_{p1} +$$

$$\left| \sum_{j=1}^{n_{p2}} \|p_{2j} - g_j\| \right| / n_{p2}$$

式中, \mathbf{P} 表示测试模型, \mathbf{G} 表示剩余库集模型, p_{1i} 表示第 1 刚性区域中的点, p_{2j} 表示第 2 刚性区域中的点, g_i 表示剩余库集模型中的点, n_{p1} 表示第 1 刚性区域中点的个数, n_{p2} 表示第 2 刚性区域中点的个数。

将测试模型刚性区域与 N' 个剩余库集模型匹配区域分别进行如上所示的匹配, 得出 N' 个匹配结果, 通过最近邻分类器, 选取相似性最高的人脸作为最终的识别结果。

5 实验结果与分析

使用 3D_RMA 3 维人脸数据库^[15]进行实验, 并将基于整个人脸区域的 ICP 匹配算法作为基准算法, 与本文算法进行比较。3D_RMA 是通过结构光系统采集的数据质量一般的 3D 人脸数据库, 每个人脸数据约有 3 000 左右个点构成。根据不同的采集时间和构建方式, 共分为 4 个数据集: DBs1m, DBs2m, DBs1a 和 DBs2a。在实验中采用数据集 DBs2m, 该数据集中有 30 人, 每个人有 3 份 3D 数据, 分别对应 3 种姿态: 正面的、些许朝左或朝右的、些许朝上或朝下的, 共 90 个 3D 数据。其中, 库集用 30 个正面的 3D 数据, 即每人有一个; 测试集由剩余的 60 个 3D 数据组成。被采集的人中, 有戴眼镜的, 有较多胡须的, 还有少许人出现微笑表情的, 其中有部分样本的脸部表面有较大缺陷, 尤其是鼻子根部、眼镜区域, 如图 6 所示, 每一行为同一个人的多个不同模型, 为方便观察, 将所有模型都转化为正面姿态进行显示。



图 6 人脸数据示例

Fig 6 Sample 3D faces

5.1 排除算法的阈值选取

算法需要预先设置排除算法的阈值 δ_{ej} 。通过设定不同的阈值 δ_{ej} , 可以决定剩余库集模型数目 N' 的大小。 δ_{ej} 的选取需在识别精度和效率之间平衡, 取较大的阈值 δ_{ej} 可以避免将正确模型排除, 但是

会导致排除算法效率不高;取较小的阈值 δ_{ep} 可以排除较多库集模型,提高识别速度,但是会增加错误匹配的几率。考虑以上因素,通过实验选取 $\delta_{ej} = 0.4$ 此时得出的 *Rank-1* 识别率为 80%, *Rank-10* 识别率为 90% 以上,其中 *Rank-n* 表示识别时返回的最相似模型的个数为 n 。此时对应的排除算法效率 $Eff(\phi)$ 为 0.25 即在保证以上识别率的情况下,精确匹配之前,排除算法会排除 75% 的库集模型。所用的 3 维人脸库,测试集中有 60 个模型,库集有 30 个模型,对所有模型进行一次完全的识别需要 $60 \times 30 = 1800$ 次匹配,而采用本文算法则可将匹配次数减小到 450 次。

5.2 有价值侧面轮廓线分析

为更好地分析所截取的有价值侧面轮廓线性能,采用东南大学复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室自主开发的 3 维测量设备获取不同表情人脸的 3 维数据,图 7 是提取的两个不同模型 a、b 分别在大笑、惊讶、生气和中性表情下的有价值侧面轮廓线,由图 7 可以看出,同一模型不同表情的有价值侧面轮廓线具有较好的聚集性,而不同模型的价值侧面轮廓线又有较明显的分散性,这说明提取的有价值侧面轮廓线具有较好的稳定性和较强的表征性,采用该段轮廓线匹配作为排除算法可以同时保证识别的精度和效率。

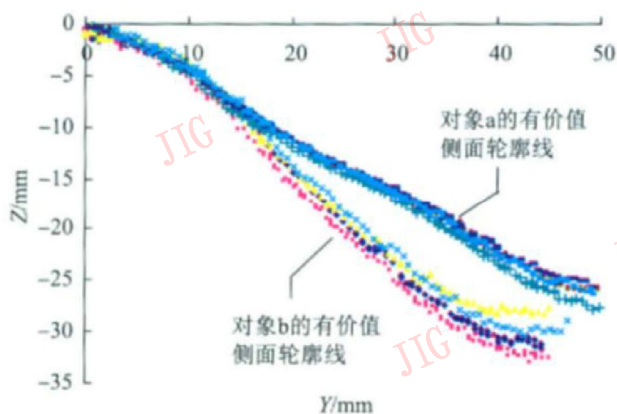


图 7 有价值侧面轮廓线比较

Fig 7 Comparison of valuable profiles

5.3 时间代价分析

电脑配置为 Intel(R) Core(TM)2 Duo 2.34 GHz CPU, 2.0 GB 内存,使用 VC++ 6.0 编程。将一个测试模型与库集中所有的 30 个模型分别进行匹配并得出最终匹配结果作为一次完整的匹配过程,表 1 分别列出了侧面轮廓线匹配、刚性区域匹配、本文算

法和基准算法在一次完整匹配过程中的平均运算时间。

表 1 不同算法运算时间分析

Tab 1 Time cost analysis of three methods

匹配方法	平均运算时间 /s
侧面轮廓线匹配	0.23
刚性区域匹配	11.49
本文方法	3.10
基准算法	52.30

由表 1 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。基于侧面轮廓线匹配完成一次识别过程需要 0.23 s,而基于刚性区域的匹配需要 11.49 s,这也表明了选取侧面轮廓线匹配作为排除算法是满足简单性要求的。基准算法由于要对测试人脸所有数据进行匹配,匹配时间更长。本文算法首先通过侧面轮廓线匹配排除库集中 75% 的模型,比较耗时的精确匹配只在剩余 25% 的库集模型中进行,大大提高了识别速度。本文所用库集只有 30 个模型,若在大型的数据库中使用该方法,效果将更加明显。

5.4 识别率分析

CMC(累积匹配特性)曲线反映了系统返回最相似模型的个数与正确率之间的关系,图 8 为实验得到的 CMC 曲线。从图 8 中可以看出,本文算法的 *Rank-1* 识别率为 80%, *Rank-3* 识别率为 84.3%, *Rank-7* 识别率为 90% 以上。从图 8 还可以看出,本文方法在识别率上略逊于单纯的基于刚性区域的人脸匹配,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。在 3D_RMA 中有些样本的脸部有较大缺损,特别是在鼻子和眼睛区域,从而引起侧面轮廓线提取有部分不准确,故导致了基于侧面轮廓线匹配的排除算法识别率相对不高。而基于整个人脸区域的基准算法在匹配时由于易受表情影响,识别率要低于基于刚性区域的匹配算法。

6 结论

给出了一种基于侧面轮廓线和刚性区域匹配的由粗到细的人脸识别方法。第 1 步以有价值侧面轮廓线匹配作为排除算法,将库集中不相似模型排除;第 2 步对剩余库集模型进行精确匹配,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

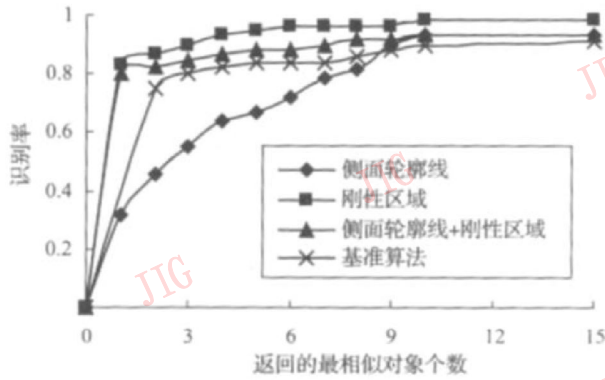


图 8 CMC 曲线

Fig 8 CMC curves

情况下有效提高识别速度,而且具有很好的鲁棒性,对人脸的姿势和表情变化不敏感。提出的方法有如下特点:

1) 基于人脸刚性区域的 ICP 匹配,计算复杂,耗时很长,难以满足实时性要求,本文结合简单、稳定的侧面轮廓线匹配算法,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) 在特征点定位时引入人脸主轴坐标系信息作为几何约束,不仅提高了特征点定位的精度和速度,而且降低了算法的复杂性。

3) 以鼻尖到眼角区域的价值侧面轮廓线作为排除算法所用的特征,证明了人脸的价值侧面轮廓线是一个具有较好稳定性和较强表征性的特征。

4) 在精确匹配时,自动切割受表情影响较小的人脸刚性区域进行匹配,不仅使识别具有较好的表情鲁棒性,还简化了模型,提高了匹配速度。

参考文献 (References)

[1] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J et al. Face recognition: A literature survey[J]. *ACM Computing Surveys* 2003, 35(4): 399-458

[2] Wang Yun-hong, Fan Weij, Tan Tie-niu. Face recognition based on information fusion[J]. *Chinese Journal of Computers* 2005, 28(10): 1657-1663 [王蕴红, 范伟, 谭铁牛. 融合全局与局部特征的子空间人脸识别算法[J]. *计算机学报*, 2005, 28(10):

1657-1663]

[3] Bowyer K W, Chang K, Flynn P J. A survey of approaches and challenges in 3D and multimodal 3D + 2D face recognition[J]. *Computer Vision and Image Understanding* 2006, 101(1): 1-15

[4] Bronstein A M, Bronstein M M, Kimmel R. Expression-invariant representations of faces[J]. *IEEE Transactions on Image Processing* 2007, 16(1): 188-197

[5] Phillips P J, Flynn P J, Scruggs T, et al. Overview of the face recognition grand challenge[C] // *Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, USA: IEEE Computer Society, 2006: 947-954

[6] Lu X, Jain A K. Deformation modeling for robust 3D face matching[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 2008, 30(8): 1346-1357

[7] Chang K I, Bowyer K W, Flynn P J. Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 2006, 28(10): 1695-1700

[8] 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

[9] Lin T H, Shih W P. Automatic face authentication with self compensation[J]. *Image and Vision Computing* 2008, 26(6): 863-870

[10] Pan G, Wang Y, Wu Z. Finding symmetry plane of 3d face shape[C] // *Proceedings of Institute of Electrical and Electronics Engineers*. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2006: 1143-1146

[11] Dorai C, Jain A K. COSMOS-A representation scheme for 3d free-form objects[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1997, 19(10): 1115-1130

[12] Baker S, Nayar S K. Pattern rejection[C] // *Proceedings of 1996 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, CA, USA: IEEE Computer Society, 1996: 544-549

[13] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-d shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1992, 14(2): 239-256

[14] Gu Jibing. Research of Registration and Filling Holes of Point Cloud in 3D Scanning System[D]. Nanjing: School of Automation Southeast University, 2008 [谷继兵. 三维扫描系统中点云的拼接及补孔的研究[D]. 南京: 东南大学自动化学院, 2008]

[15] Beumier C, Achery M. Automatic 3d face authentication[J]. *Image and Vision Computing* 2000, 18(4): 315-321