

基于坐标系人脸注册和 集成分类器的 3D 人脸识别方法^①

卜 宇¹, 刘俊霞², 陈卫东¹

1. 新疆工程学院 计算机工程系, 乌鲁木齐 830023;

2. 新疆工程学院 电气与信息工程系, 乌鲁木齐 830023

摘要: 由于三维人脸识别精度很大程度上取决于对齐模块的质量, 提出一种内在坐标系注册人脸、两层集成分类器进行人脸识别的方法. 首先进行 3D 人脸注册, 人脸注册是基于由鼻尖、鼻子水平面以及人脸垂直对称平面表征的内在坐标系, 只需注册 1 次人脸扫描; 然后进行预处理, 去除噪声和填充空洞区域; 最后通过主成分分析(PCA)提取图像特征, 两层集成分类器采用马氏余弦(MahCos)匹配度和加权波达计数法(WBC)对人脸区域分类并进行合并和重新排列. FRGC v2.0 和 CurtinFaces 数据库的实验结果验证了此方法的有效性. 与 Mesh shift 方法、三维 PCA 方法、ICP 匹配方法和 LDA 方法相比, 此方法提高了识别性能, 且在计算复杂度上也有较大优势.

关键词: 三维人脸识别; 人脸注册; 主成分分析; 波达计算法; 预处理

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2017)10-0106-09

人类生物特征数据通常利用人类独特的生理以及行为特征对人类进行分类^[1], 如熟知的人脸、虹膜、声音、指纹、手掌纹和步态, 其中人脸作为一种有效的人类生物特征在众多不同领域得到了广泛的应用. 最近几十年的研究大多基于 2D 人脸识别, 随着可靠性更强、价格更便宜的 3D 扫描仪出现, 3D 人脸识别逐渐增多, 两者既有很多共性也有很多不同.

3D 数据更容易进行姿势矫正, 且不受光线变化影响^[2]. 然而, 为了处理人脸表情变化, 无论 2D 还是 3D 数据都需要对人脸识别算法进行优化, 这是因为富有表现力的人脸会产生比类间方差更高的类内方差, 这使得人脸识别变得更加复杂. 2D 人脸识别所涉及的主要算法是基于人脸图像的整体和局部特征, 比较有代表性的有主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[3]、线性成分分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[4]、独立主成分分析(Independent Component Analysis, ICA)^[5]、改进的三维 PCA^[6]以及 Gabor 小波等.

基于局部特征的 3D 匹配采用局部描述性角点、曲线和区域的特性, 研究表明^[7]基于角点的方法利用 mesh SIFT 算法能够发现人脸的关键角点, 3D 人脸识别已经有一些成果, 如: 文献[8]中提出了一种基于 PCA 的 2D-3D 特征级融合算法, 该方法利用典型相关分析(CCA)将一个 2D 或 3D 人脸图像与一个融合图库人脸图像进行匹配, 融合图库人脸图像含有 2D 和 3D 模式特征. 所用的分类器为欧式距离分类器, 单独利用 CCA 和采用基于融合算法的 CCA-PCA 获取的识别精度分别为 55% 和 85%.

文献[9]采用了两个特征向量, 这两个特征向量是通过二元复数小波变换和六级子图像在六、四级子区域中提取得到. 在测试阶段, 利用余弦距离对两个类似的矩阵进行评估, 利用求和规则将相似矩阵进行

① 收稿日期: 2016-01-13

基金项目: 新疆维吾尔自治区高校科研计划青年教师科研启动基金项目(No. XJEDU2014S074); 新疆工程学院应用基础项目(2016xgy091812).

作者简介: 卜 宇(1981-), 女, 新疆昌吉人, 讲师, 硕士, 主要从事图像处理、模式识别等研究.

融合, 利用最近邻域分类器进行识别, 虽然识别率高达 98.6%, 但只是针对中性人脸的识别.

文献[10]提出了一种基于内部坐标系统的注册方法, 该方法需要找到人脸的垂直对称平面、鼻梁的斜率和鼻尖, 这些特征是标志结构而不是标志点, 标志点仅对位置进行标记. 选取标志结构对算法性能更有益^[10], 这是由于当姿势变化和表情变化时标志结构具有更强的稳定性, 上述的标志结构定义在一个内部坐标系统中.

还有一些研究^[11]在人脸扫描图像上利用曲线变换检测显著点以构建多尺度局部表面. 基于曲线的方法^[12]提出了一种黎曼框架, 利用这种框架对鼻尖处为起点的径向曲线构成的人脸形状进行分析. 3D 人脸识别算法的大多数关键平面都是对人脸表面的注册, 识别结果的最后精度很大程度上依赖于对齐模块的质量. 本文的主要研究目的是解决基于坐标系统的人脸注册算法的有效性以及基于集成分类器人脸识别算法的有效性. 其主要贡献如下:

- 1) 提出了一种 3D 注册算法, 不需要注册两次人脸扫描图像, 而是将每个 3D 扫描图像转换到内部坐标系统, 这个参考坐标系统基于人脸的鼻尖、垂直对称平面和水平鼻平面;
- 2) 提出了一种定量分析方法, 且方法的计算成本较低;
- 3) 提出了一种基于区域的两层分类器方法, 将人脸划分为多个小区域.

1 三维人脸注册

图 1 中给出了含有 x, y 和 z 轴, 原点在鼻尖 O 的世界坐标系统, 图 1 显示了一个模型人脸和含有 a, b 和 c 轴以及相同原点的内部坐标系统. 在内部坐标系统中定义 3 个角度和一个初始点, 初始点是鼻尖, 内部坐标系统中定义的 3 个角度分别为 α 、 β 和 γ . 角度 α 是内部坐标系统 b 轴代表的鼻子斜面和世界坐标系统中的 yz 平面中 y 轴代表的鼻子斜面的夹角. β 表示内部坐标系统中的 c 轴和世界坐标系统中 z 轴间夹角, β 表示 xz 平面中的人脸旋转. 类似地, 角度 γ 表示内部和世界坐标系统在 xy 平面上 x 轴之间的夹角. α 对人脸绕着 x 轴旋转的角度进行了表示, β 和 γ 分别表示人脸绕着 y 轴和 z 轴旋转的角度. 找到角度 α 、 β 和 γ 之后, 利用这些参数将每个点进行旋转和转化, 最终使得内部坐标系统的坐标轴和世界坐标系统的坐标轴是一致的.

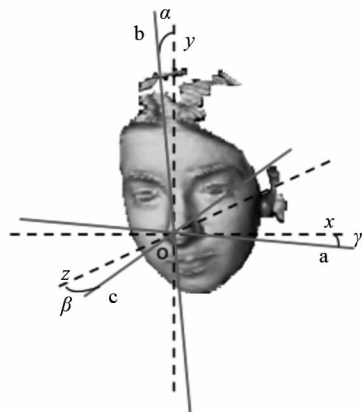


图 1 三维人脸的世界坐标系和内部坐标系

1.1 人脸定位和鼻尖检测

利用鼻尖启发法可以对单个人脸进行定位和裁切. 本文首先找到的是 3D 扫描中的鼻尖位置, 当捕获扫描时, 鼻尖点距离 3D 扫描仪最近. 由于场景中存在噪声, 因此找到的最近点位置存在一些问题, 前额上的头发距离扫描仪最近, 而不是鼻子. 类似地, 对于女性目标, 头发分布在脖颈或耳朵处, 此时, 脖颈或耳朵距离扫描仪最近, 而不是鼻子. 为了对头发引起的噪声问题进行处理, 本文算法在感兴趣区域 (ROI) 周围寻找鼻尖位置, 利用最初的点进行下一步处理.

1.2 水平鼻平面检测

利用人脸的水平鼻平面可以确定旋转参数 β , 为了找到这个平面需要确定鼻尖最初的 x, y 和 z 坐标位置 $O(x, y, z)$. 固定 3D 点的 y 轴, 在 xy 平面可以确定鼻尖处的所有 x 值. 这个处理过程提取了鼻尖上所有沿着 x 轴分布的特征点, 提取的这些特征点构成了水平鼻平面, 如图 2(a) 所示, 水平鼻平面与人脸区域平行, 在鼻尖处于人脸区域相接触. 在水平鼻平面上找到 3 个与人脸相交的点, 这 3 个点到鼻子两侧的距离相等. 利用位于鼻子两侧点的平均值对异常值进行补偿, 如图 2(a) 中所示分别标记为 B 和 Q .

为了找到沿着 y 轴旋转的角度 β 的大小, 需要确定 $\angle AOB$ 和 $\angle POQ$ 的大小, 在计算 β 大小的过程中, $\angle AOB$ 和 $\angle POQ$ 十分重要, 具体的算术推导过程如下所示:

在图 2(b) 中, 当 \overline{oO} 表示 y 轴时, \overline{AP} 表示 x 轴. \overline{OB} 和 \overline{OQ} 表示穿过原点的直线, 由本文提出的算法可以确定点 B 和 Q 的位置. \overline{BQ} 表示穿过鼻尖的弧线, 点 o 表示弧线的中心点. \overline{BQ} 将点 B 和 Q 相连, 这条线

穿过弧线的中心点 o . 下面的公式涉及到了弧线 \overline{BQ} , 半径 \overline{oO} 和角度 β .

$$s = r\beta \tag{1}$$

式中, s 表示曲线的长度, r 表示曲线所在圆的半径, β 表示弧线内向角. 在 xz 平面上, 利用点 $x = 0$ 将鼻尖对齐, 将下列的目标函数 fn 进行最小化:

$$fn = \frac{s}{r} \tag{2}$$

参考图 2(b) 和对称关系, 可以观察到:

$$\angle AOB = \angle BoT = \angle SoQ = \beta_1 \tag{3}$$

$$\angle POQ = \angle QoV = \angle UoB = \beta_2 \tag{4}$$

由于 $\angle BoO$ 和 $\angle QoO$ 是右侧角, 因此:

$$\angle OoU = 90^\circ - \beta_2 = \beta_1 \tag{5}$$

$$\angle OoS = 90^\circ - \beta_1 = \beta_3 \tag{6}$$

将公式(5)减去公式(6)可得:

$$\angle OoU - \angle OoS = \beta_1 - \beta_2 = \beta_1 - \beta_3 \tag{7}$$

角度测量完成之后, 计算出 $\angle AOB$ 和 $\angle POQ$ 的角度差值, 角度差值的一半即角度 β . 这是因为角度 $\angle POQ$ 每增加 5° , 角度 $\angle AOB$ 就减少 5° , 或者情况刚好相反, 即如果 $\angle AOB = 45^\circ$, $\angle POQ = 35^\circ$, 那么角度差值的大小就变成 5° . 因此, 将 $\angle AOB$ 的值减小 5° , 则 $\angle AOB = 40^\circ$, 那么 $\angle POQ$ 的值就会增加 5° , 则 $\angle POQ = 40^\circ$. 另外, 利用公式(9)中给出的旋转矩阵将每个 3D 点沿着 x 轴进行旋转, 本文对于所有的场景设置 $\alpha = 15^\circ$, $\beta = 0^\circ$ 和 $\gamma = 0^\circ$.

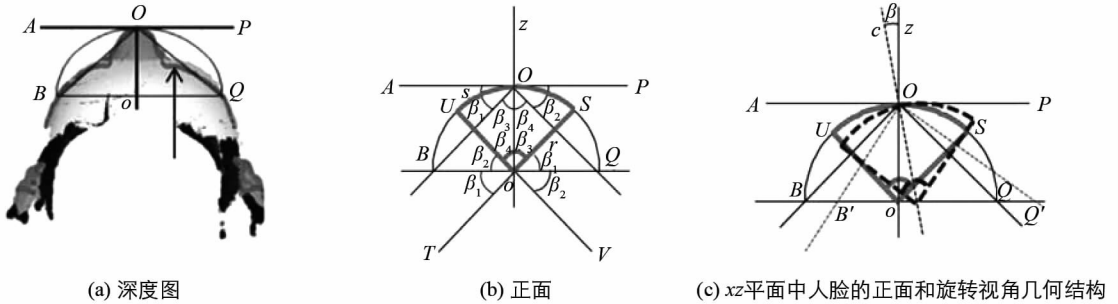


图 2 目标解析

1.3 垂直对称平面检测

垂直对称平面十分重要, 这是因为可以利用这个平面确定角度 α 的大小. 角度 α 的变化可以使得人脸的位置前倾或后仰, 这样可以将经过角度 α 调整后的人脸当成正面人脸进行处理. 本文在鼻尖点, 通过固定 3D 点的 x 坐标获取沿着 y 轴分布的点, 通过这种方法获取所有点的 x 坐标值都相同, 但是 y 坐标值在发生变化. 找到所有选取的 y 坐标对应的 z 坐标后, 构建出垂直对称平面, 如图 3(a) 所示. 通过确定角度 α 值, 可将 3D 点在 yz 平面进行描绘, 如图 3(a) 所示, $\overline{yy'}$ 表示 y 轴, $\overline{zz'}$ 表示 z 轴. 根据鼻尖位置, 在垂直对称平面中确定鼻梁上的一个点 N . 因此本文算法测量的中心角度 α 即为鼻尖位置处弧线 l 两个端点间的夹角.

$$l = \alpha \tag{8}$$

式中, l 表示弧线的长度, ρ 表示弧线的半径, α 表示弧线两个端点间的夹角. 通过式(9)的旋转矩阵^[13]内部的评估旋转参数的替换值可以对个体的 3D 姿势进行矫正. 重复执行这个过程直达到收敛状态. 即当角度 β 和角度 γ 等于零时, α 的大小为 30° .

$$A = \begin{bmatrix} \cos\beta\cos\gamma & -\cos\alpha\sin\gamma + \sin\alpha\sin\beta\cos\gamma & \sin\alpha\sin\gamma + \cos\alpha + \cos\alpha\sin\beta\cos\gamma \\ \cos\beta\sin\gamma & \cos\alpha\cos\gamma + \sin\alpha\sin\beta\sin\gamma & -\sin\alpha\cos\gamma + \cos\alpha\sin\beta\sin\gamma \\ -\sin\beta & \sin\alpha\cos\beta & \cos\alpha\cos\beta \end{bmatrix} \tag{9}$$

图 4 给出了来自 FRGC v2.0 数据集图像注册后的结果, 其中第一行是没有姿势校正的结果, 第二行式经过式(9)校正后的注册结果.

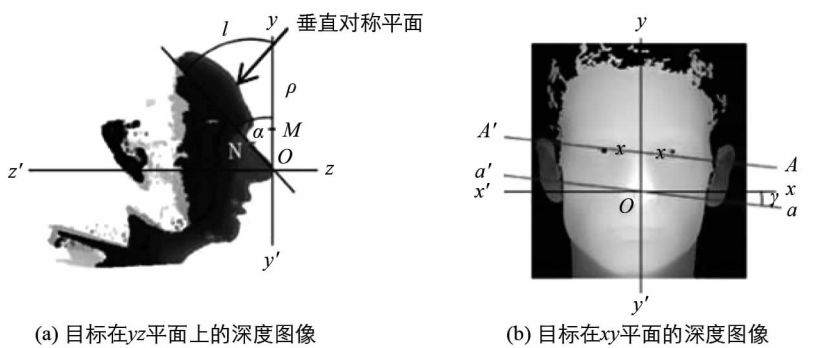


图 3 目标的垂直对称平面检测



图 4 FRGC v2.0 数据集上的一些图像注册后的结果

2 三维人脸识别

由于深度图像中含有噪声和缺口, 在进行分类之前需要对其进行预处理, 首先利用中值滤波去除人脸扫描过程中产生的尖锐毛刺; 然后利用双线性插值法填充人脸中的孔洞; 最后利用低通滤波对人脸进行处理, 消除人脸中的不规则区域. 预处理之后, 进行人脸识别, 本文的整个流程图如图 5 所示.

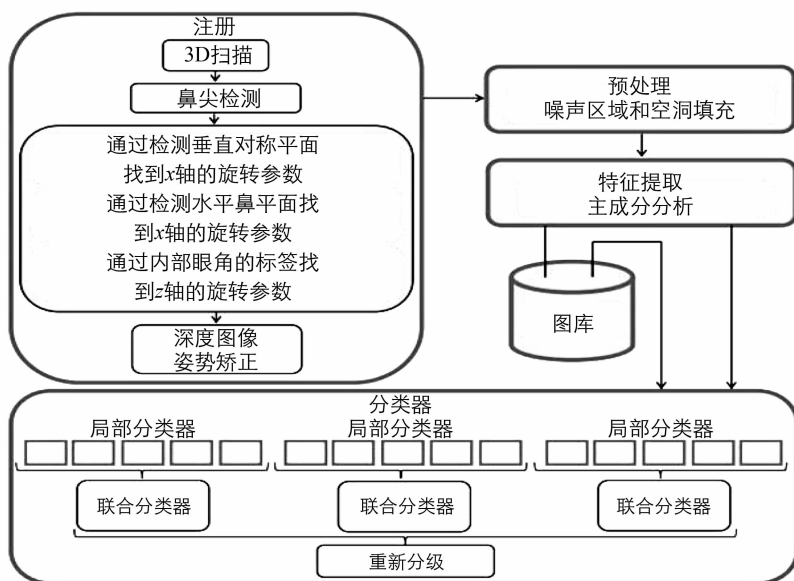


图 5 本文提出的 3D 人脸注册和识别算法流程图

2.1 区域分类器

本文利用 MahCos 距离度量, 通过 PCA 的分类器对发生遮挡的人脸区域进行分类. MahCos 距离由式

(10) 和式(11) 给出^[14], 即图像空间中向量 u 和 v 之间的距离. 通过 matlab 的系统自带函数 princomp(), 输入向量化的人脸区域, 可以输出低维特征表示、基向量以及包含样本协方差矩阵的特征向量. PCA 的作用就是特征提取, 为了两层集成分类器作准备.

$$S_{\text{MahCos}}(u, v) = -\frac{m \cdot n}{|m| |n|} = -\frac{\sum_{i=1}^N (m_i n_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (m_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (n_i)^2}} = -\frac{\sum_{i=1}^N \left(\frac{u_i}{\sigma_i} \frac{v_i}{\sigma_i}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \left(\frac{u_i}{\sigma_i}\right)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N \left(\frac{v_i}{\sigma_i}\right)^2}} \quad (10)$$

式中, $m_i = \frac{u_i}{\sigma_i}$, $n_i = \frac{v_i}{\sigma_i}$, σ_i 表示第 i 维度的标准差. 相似性越高则分数越大, 实际距离的计算如下:

$$D_{\text{MahCos}}(u, v) = 1 - S_{\text{MahCos}}(u, v) \quad (11)$$

2.2 多区域融合

在人脸选取多个小区域, 通过将多个区域的匹配分数进行融合, 并对单个区域引起的误差进行补偿, 这增强了识别过程对皱纹、头发或表情变化的鲁棒性. 文献[10]采用类似的方法, 小尺寸区域获取的识别率较低, 大尺寸重叠区域获取的识别率较高. 文献[10]中已经采用大的重叠区域, 因此, 本文将多个相对较大的重叠区域进行融合. 首先对第一行中(如图 6)5 个区域分类器的输出结果进行融合, 融合过程采用 WBC 方法; 然后在第二级将所有的 3 个区域集合的组合分类器的分类结果进行融合, 融合过程中采用重新排列的方式. 由于集成分类器利用 WBC 方法计算出对应于区域的序列, 因此, 可以计算出每个图库图像对应的序列链表的总和, 将序列 1 的值设置成所有总和中的最大值, 序列 2 的值设置成所有总和中的第二大值, 以此类推. 在第二个集成阶段采用了重新排序的方法, 将集成分类器生成的结果融合成 3 个区域集合.

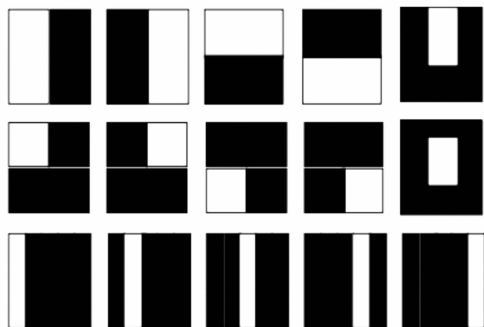


图 6 构建用于融合的区域

将性能较差分类器的结果进行融合的方法有很多, 文献[10]给出了许多融合方法, 如 DS 证据理论、加权多数投票理论以及分类器最优组合的选取等. 其中, 波达计数法(Borda Count, BC)^[15] 是通过各自区域分类器将排序之和分配给每个小区域, 排序之和最低的图像进行匹配. BC 算法的一个限制条件为: 具有糟糕质量的区域对最后的结果会产生非常强烈的影响. 比如, 如果 4 个区域都对检测人脸进行一级匹配, 第 5 个区域由于噪声和遮挡会导致错误的匹配结果.

为了克服 BC 算法的缺陷, 本文在集成分类器的第一层上采用 WBC 融合, 利用一个函数 f 将序列 \mathcal{R} 的集合映射到集合 $f(\mathcal{R})$ 之中, 函数 f 可以是任意的非线性单调递增函数, 如下所示:

$$\mathcal{R} = \{r, r+1, r+2, r+3, \dots, R\} \quad (12)$$

式中, r 和 R 分别表示序列 1 和序列 N 的结果, 且

$$f(\mathcal{R}) = \{f(r), f(r+1), f(r+2), f(r+3), \dots, f(R)\} \quad (13)$$

$$f(r) = (s-r)^w \quad (14)$$

式中, $s = 6$, $w = 2$. s 和 r 的值是根据经验选取的, 采用函数 f 的主要动机是为了惩罚序列链表低端的类别, 为序列顶端的类别赋予较高的权重值, 在实验过程中可以获得比传统 BC 方法更好的效果, 当对一个新图像进行分类时, 区域分类器为序列链表生成一个序列, 这个序列对应于每个图库图像.

WBC 方法在重新排序方法中, 通过给集成分类器分配一个以经验选取的权重和一个对应于集成分类

器输出序列的权重值, 然后对集成分类器的输出结果进行融合. 最后, 对这些序列进行重新排序以生成一个有序链表, 在链表中, 每个有序标签表示一个单独的融合结果, 这种重新排序方法如下所示:

$$W_{T_x} = \sum_{i=1}^c W_{K_i} \cdot W_{R_{x_i}} \quad (15)$$

式中, c 表示集成分类器的个数, W_{K_i} 表示一个集成分类器计算出的权重值, x 表示匹配图像, W_{T_x} 表示计算出的对应于匹配图像 x 的总权重值. $W_{R_{x_i}}$ 表示设定给集成分类器输出的一个序列的权重值, 这个集成分类器操作对象为匹配图像 x , $W_{R_{x_i}}$ 的大小如下所示:

$$W_{R_{x_i}} = \frac{1}{e^{R_{x_i}}} \quad (16)$$

式中, R_x 表示对应于匹配标签的序列, 因此, 匹配标签在序列中的级别越大, 计算出的序列权重值越小.

3 实验和结果

所有实验在配置为 Intel i3 双核处理器、4 GB 内存、2.98 GHz 主频、安装 windows7 操作系统的台式电脑上进行, 使用 matlab 与 C 混合编程实现算法, 以提高运行速度, 实验界面如图 7 所示. 比较的文献如下: 文献[7]中提出的方法基于 Mesh shift, 这种方法通过分类的稀疏表示人脸的关键点, 文献[6]利用 PCA 结合欧式距离匹配直方图, 将局部和全局因素进行整合, 文献[9]是基于 DT-CWT 和最近邻分类器的 LDA 方法, 文献[16]是一种基于 3D 二进制图像、主成分最大曲率和 ICP 匹配的 3D 人脸识别方法. 本文方法是基于注册内部坐标系和集成分类器方法, 这些方法各自作者主页和 Github 网站上都有相关源码.



图 7 本文实验的程序界面

3.1 在 FRGC v2.0 数据库上的人脸注册

FRGC v2.0^[14] 含有共 50,000 个训练和验证样本, 图库和探针集合是由每个目标的外形和纹理图像构成, 这个数据库中含有年龄在 18 岁及以上的男女对象, 在前向视角以及最小姿势变化的情况下获取单个个体的脸图像. 几乎 60% 的目标是中性表情, 其它的目标表情为高兴、恶心、惊奇、悲伤等. 采集的图像距离扫描仪的距离各不相同, 因此扫描的分辨率也不同, 有些目标的人脸发生了遮挡, 比如头发, 所提供的 2D 图像均一一对应 3D 扫描图像. 利用本文方法对注册参数进行了评估, 首先当前角度对所有找到的目标在 xz, yz 和 xy 平面的人脸旋转情况进行了解释, 然后计算出所需要的姿势校正角度, 并利用这个参数对目标的 3D 姿势进行校正.

由图 8 可以明显看出鼻尖和点 $O(x_0, z_0)$ 之间的距离线段 d_2 垂直于穿过点 $O(x_2, z)$ 的直线 $x'x$. 到直线上一个点的垂直距离总是最短的, 因此其它鼻尖距离 d_1 和 d_3 总是大于 d_2 . 然而, 图 8 中的距离 d_1 和 d_3 分别增加了距离 d_1 和 d_3 的大小. 因此, 当将一个 3D 扫描图像从非正向旋转为正向时, 鼻尖垂直于直线 $x'x$, 鼻尖到扫描仪的距离变小, 即当将一个人脸的姿势从非正向调整为正向时, 鼻尖到扫描仪的距离本质上变小了. 本文的基于距离消减方法在 FRGC v2.0 数据库上的注册精度达 99.95%.

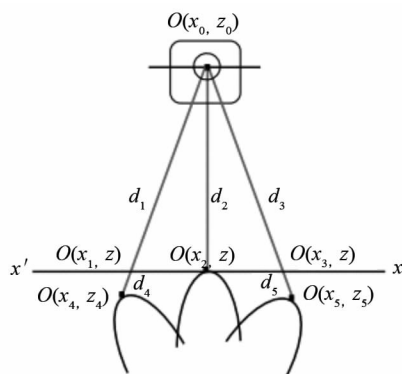


图 8 鼻尖到 3D 扫描仪的距离

3.2 在 FRGC v2.0 数据库上的人脸识别

这部分是在 FRGC v2.0 数据库上的人脸识别实验,利用中性 3D 人脸图像对本文提出的方法进行了评估,数据库 FRGC v2.0 中含有 466 个目标以及几乎 2410 个中性表情的点云,其中 466 幅图像(一个图像含有一个目标)包含于图库中,1944 幅图像为探针图像. PCA^[6]中已经采用将图库和探针集合拆分的策略.对于集合 S_1 ,集成分类器对于级别 1 的识别率达到了 89.02%,对于集合 S_2 和 S_3 ,识别率分别达到了 86.1%和 80.24%,但是,经过重新排序,对于级别 1 的识别率达到了 94.15%.表 1 是 FRGC v2.0 上的识别结果,其中“—”表示对应的算法中的图库和探针尺寸没有给出.识别率 r 的计算公式如下:

$$r = N_{\text{correct}} / N_{\text{total}} \quad (17)$$

式中, N_{correct} 代表正确识别数目, N_{total} 表示 FRGC v2.0 数据库中的测试图像总数.在训练阶段采用了 FRGC v1 数据库中的 943 幅扫描图像,因而这里 N_{total} 等于 943,集成分类器对于集合 S_1, S_2 和 S_3 的识别率分别为 94.21%,90.99%和 85.84%,经过重新排序之后识别率达到了 98.93%.分类器精度的提高源于在图库中使用了已知类标签的多个训练图像.

表 1 在 FRGC v2.0 数据库上的识别率

文献及方法	图库尺寸	探针尺寸	级别-1 识别率/%
文献[6]PCA 方法	466	1944	93.78
文献[7]Mesh shift 方法	—	—	98.71
文献[16]ICP 方法	370	370	93.70
本文方法	466	1944	98.93

3.3 CurtinFaces 数据库上的人脸识别

为了评估算法对姿态和表情变化的鲁棒性,采用 CurtinFaces 数据库^[7],该数据库包含 52 个对象的大约 5000 幅图像,训练过程选择 18 幅图像,如图 9 所示,每幅训练图像包含光照、姿态和表情 3 种之一.图 10 所示为对象的 39 张姿态、表情变化的人脸,表 2 给出了不同姿态的识别率,其中, D 表示深度图, T 表示纹理图.



图 9 CurtinFaces 中的训练图像示例

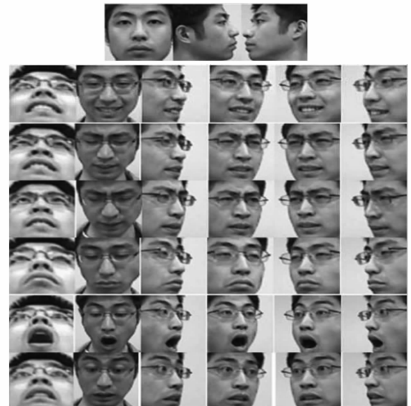


图 10 含有姿态、表情变化的测试图像示例

从表 2 可以看出,剖面视图有 84.6%的识别率,这归功于本文算法的人脸注册方法,深度和纹理都极大地受益于良好的注册方法,除了俯仰姿态的纹理图像(从 92.3%降至 89.4%),这是因为它不能靠对称性来估计,深度图大部分受益于人脸注册过程.表 3 是在 CurtinFaces 数据库上的识别率比较,可以看出本文方法在识别率方面具有明显的优势,也印证了上述分析.

3.4 复杂度分析

这部分比较各方法的计算复杂度,本文方法采用密集型计算操作,需要在每个图像点进行 1 项额外的鼻尖检测,在每个图像点处需要进行 9 次乘法和 6 次加法操作.对于 370 幅图像,基于 PCA 的人脸识别算法需要进行 $M \times N \times 370 \times 5$ 次乘法和加法操作(区域集合 S_1 中的 4 个半人脸区域, S_2 和 S_3 大致等于 5 个整幅人脸区域),5 次补偿操作的乘法因子.文献[16]的计算复杂度可以接受,这主要归功于采用了 MSE

距离进行计算, MSE 距离的计算过程对于 1331(11×11×11)次旋转使用了 3 次乘法和 6 次加法操作. 从表 4 可以看出本文方法在乘法和加法计算方面具有明显低的复杂度优势. 而 Mesh shift^[7]和 LDA^[9]的图库尺寸和探针尺寸与本文方法比较接近, 故不作比较, 而 Mesh shift^[7]没有这方面信息, 无从比较.

表 2 具有姿态和表情变化的识别率

姿态	不对称			对称		
	D	T	融合	D	T	融合
正面	100	100	100	100	100	100
旋转±30度	59.5	88.1	95.6	88.3	99.8	99.4
旋转±60度	24.9	80.4	85.1	87.0	96.4	97.4
旋转±90度	4.0	17.4	19.4	74.0	81.7	84.6
倾斜±60度	77.2	92.3	94.0	82.6	89.4	92.8
平均	56.2	87.0	87.7	85.4	94.0	96.3

表 3 在 CurtinFaces 数据库上的识别率比较

文献及方法	图库尺寸	探针尺寸	级别-1 识别率/%
文献[6]PCA 方法	466	1 956	92.18
文献[7]Mesh shift 方法	—	—	94.71
文献[9]LDA 方法	362	1 361	96.15
文献[16]ICP 方法	370	370	91.12
本文方法	466	1 856	97.81

表 4 与文献[16]的计算复杂度比较

ICP	ICP ^[16] 快速 ICP	ICP(最快 14%点)	本文方法
乘 法			
$(M \times N) \times (1331 \times 3) \times 370 = 369.35 \times 10^9$	$M \times \log(N) \times (1331 \times 3) \times 370 = 6.63 \times 10^9$	$0.14M \times \log(0.14 \times N) \times (1331 \times 3) \times 370 = 0.63 \times 10^9$	$(M \times N) \times 18 + (M \times N) \times 370 \times 5 = 0.467 \times 10^9$
加 法			
$(M \times N) \times (1331 \times 6) \times 370 = 738.71 \times 10^9$	$M \times \log(N) \times (1331 \times 6) \times 370 = 13.25 \times 10^9$	$0.14M \times \log(0.14 \times N) \times (1331 \times 6) \times 370 = 1.27 \times 10^9$	$(M \times N) \times 13 + (M \times N) \times 370 \times 5 = 0.466 \times 10^9$

4 结论与展望

本文提出了一种 3D 人脸注册和识别方法, 这种方法鲁棒性强、精确度高, 且可以快速注册人脸, 识别过程采用两种不同的融合技术, 即 WBC 和重新排序, 将区域分类器的结果融合成 3 个分类器, 在 FRGC v2.0 和 CurtinFaces 数据库上的实验结果验证了本文方法的有效性.

由于特征会对集成分类器的多样性产生影响, 未来将考虑基于区域和特征的区域级别分类技术用于融合, 可能会使集成分类器的性能更加优异.

参考文献:

[1] 晏 勇. 基于 SKLLE 和 SVM 的人脸表情识别 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2014, 39(1): 55-60.

[2] 孔令美, 汤 庸. 基于小波变换和小波神经网络的 3D 遮挡人脸识别方法 [J]. 湘潭大学自然科学学报, 2015, 37(4): 82-86.

[3] RUJIRAKUL K, SO-IN C, ANONKIJPANICH B. Weighted Histogram Equalized PEM-PCA Face Recognition [C]// Computer Science and Engineering Conference. IEEE: NY, USA, 2014: 144-150.

[4] 曹 洁, 吴 迪, 李 伟. 基于鉴别能力分析和 LDA-LPP 算法的人脸识别 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2012, 42(6): 1527-1531.

[5] 柴 智, 刘正光. 应用复小波和独立成分分析的人脸识别 [J]. 计算机应用, 2010, 30(7): 1863-1866.

[6] 周 然. 基于多相机的人脸识别的研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2012.

[7] ZHANG L, DING Z, LI H, et al. 3D Face Recognition Based on Multiple Keypoint Descriptors and Sparse Representa-

- tion [J]. Plos One, 2014, 9(6): 1620–1629.
- [8] KAMENCAJ P, HUDEC R, BENCO M, et al. 2D–3D Face Recognition Method Based on a Modified CCA-PCA Algorithm [J]. Int J Adv Rob Syst, 2014, 11(36): 1–8.
- [9] WANG X, RUAN Q, JIN Y, et al. Three-dimensional Face Recognition Under Expression Variation [J]. Eurasip Journal on Image & Video Processing, 2014, 21(1): 1–11.
- [10] SPREEUWERS L. Fast and Accurate 3D Face Recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 93(3): 389–414.
- [11] ELAIWAT S, BENNAMOUN M, BOUSSAID F, et al. 3–D Face Recognition Using Curvelet Local Features [J]. Signal Processing Letters IEEE, 2014, 21(2): 172–175.
- [12] 曾青松. 黎曼流形上的保局投影在图像集匹配中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(3): 1356–1361.
- [13] 祝海江, 徐晓波, 周靖林. 基于球面透视投影旋转矩阵的鱼眼图像匹配 [J]. 光学学报, 2013, 33(2): 122–129.
- [14] BAJWA U I, TAJ I A, ANWAR M W, et al. A Multifaceted Independent Performance Analysis of Facial Subspace Recognition Algorithms [J]. PloS one, 2013, 8(2): 56–62.
- [15] 靳天玉, 吕振肃, 吕鑫. 一种新的波达估计方法 [J]. 电子科技大学学报, 2007, 10(5): 918–920.
- [16] MAHOOR MH, ABDEL MOTTALEB M. Face Recognition Based on 3D Ridge Images Obtained From Range Data [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 445–451.

On 3D Face Recognition with Integrated Classifier and Coordinate Face Registration

BU Yu¹, LIU Jun-xia², CHEN Wei-dong¹

1. Department of Computer Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi 830023, China;

2. Department of Electrical and Information, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi 830023, China

Abstract: As the accuracy of three-dimensional face recognition depends mainly on the quality of alignment module, a registered face internal coordinate system and two integrated classifier recognition approach has been proposed. Firstly, 3D face registration is built, that is plane of symmetry. And the vertical plane of symmetry is characterized by a nose with face scanning only one time. Then, pre-treatment is to remove noise and used to fill empty area. Finally, principal component analysis is adopted to extract image features, and two integrated classifier using MahCos matching and weighted Borda count (WBC) is applied on the face area classification, merge and rearrangement. The effectiveness of the proposed method has been verified by the experiments on FRGC v2.0 and CurtinFaces database. The proposed method improves recognition performance in comparison with the Mesh shift method, three-dimensional PCA method, ICP matching method and LDA method, which has great advantages on computational complexity.

Key words: 3D Face Recognition; Face Registration; Principal Component Analysis; Borda Count; Pre-treatment

责任编辑 汤振金