

基于多角度 LBP 特征的三维 人脸性别分类

赵海英^{1,2} 杨一帆² 徐正光²

摘要 人脸性别分类是一个富有挑战的研究方向, 目前的研究尚不完善. 本文提出一种三维人脸的性别分类方法, 首先对数据集进行局部区域最近邻点迭代算法 (Iterative closest point, ICP) 匹配, 自动实现人脸正向姿态校正; 对数据集人脸统一做俯仰角度的旋转, 从不同视角上提取基于深度缩略图的多角度 LBP (Local binary patterns) 特征; 再由支持向量机 (Support vector machine, SVM) 分类器完成训练分类. 该方法在 CASIA 数据库上实验, 对全库中性表情人脸进行性别分类, 可以得到最高 98.374% 的正确率.

关键词 三维人脸, 性别分类, 局部区域最近邻点迭代算法 (Iterative closest point, ICP), 深度缩略图, 多角度 LBP

引用格式 赵海英, 杨一帆, 徐正光. 基于多角度 LBP 特征的三维人脸性别分类. 自动化学报, 2012, 38(9): 1544-1549

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.01544

3D Facial Gender Classification Based on Multi-angle LBP Feature

ZHAO Hai-Ying^{1,2} YANG Yi-Fan² XU Zheng-Guang²

Abstract Facial gender classification is a challenging topic, and it's still not perfect until now. In this paper, we propose a series of methods of gender classification based on three-dimension faces. Automatic front-pose adjustment is needed through local region iterative closest point (ICP) registration firstly; then we do pitching rotating and extract multi-angle LBP features from depth thumbnail map in different viewing angles; at last, we use support vector machine (SVM) classifier to do training and prediction. This algorithm has been experimented on CASIA database, and for the neutral faces in this database, we can get a highest correct classification rate of 98.374%.

Key words 3D face, gender classification, local region iterative closest point (ICP), depth thumbnail map, multi-angle LBP

Citation Zhao Hai-Ying, Yang Yi-Fan, Xu Zheng-Guang. 3D facial gender classification based on multi-angle LBP feature. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(9): 1544-1549

人脸性别分类是一个具有挑战性的研究课题, 在模式识别和计算机视觉领域历经十余年的发展, 取得了诸多成果, 但仍有许多未知和亟待解决的问题. 目前利用机器学习能力进行性别识别分类的研究主要集中在二维人脸图像分析方面, 而基于三维人脸的研究尚不完善. 三维人脸具有受光照和姿态影响小、刚体变换特征不变的特点^[1], 因此基于三维人脸

的性别分类研究具有很大的研究意义. 本文主要从姿态校正、特征提取和分类器设计三个方面实现完整的三维人脸性别分类系统 (如图 1), 并依次解决如下三个关键问题:

1) 姿态校正: 现有对三维人脸性别分类的研究忽略了姿态自动校正过程或仅以手工形式进行校正. 而三维人脸采集时很难保证姿态统一, 未归一化的姿态角度势必会影响后续性别特征提取和最终分类结果. 提出基于改进的最近邻点迭代算法 (Iterative closest point, ICP) 局部区域对齐匹配算法, 与传统 ICP 方法相比, 提高了正确匹配几率, 使姿态校正自动化完成.

2) 特征提取: 根据人脸性别特征具有掩藏性, 提出了一套基于深度缩略图的多角度 LBP 特征提取方法. 通过“网格映射”生成小尺寸的 2.5D 深度缩略图, 在此基础上做 LBP 变换, 得到多角度的 LBP 特征.

3) 分类器设计: 实现人脸性别支持向量机 (Support vector machine, SVM) 分类器的学习和预测. 使用中国科学院自动化研究所的 CASIA 三维人脸数据库作为实验验证的基础.

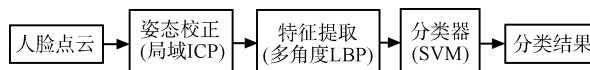


图 1 三维人脸性别分类系统框图

Fig. 1 System diagram of 3D face gender classification

1 相关工作

人们通过机器视觉的角度研究人脸性别分类起步于二维图像, 早期的研究如 Abdelkader 等采用主元分析 (Principal component analysis, PCA) 和全连接双层神经网络方法, 在 90 个样本的基础上实现了 90% 的识别率^[2]; Moghaddam 等于 2002 年最早将 SVM 分类器应用于人脸分类, 在 FERET 数据库 1755 个样本上^[3] 实现了 96.6% 的识别率^[4]. 三维人脸性别分类研究的先驱 O'Toole 等最早提出将三维人脸应用于性别识别分类, 并指出三维人脸的结构数据比二维的灰度图像能更好地用于性别分类^[5], 其采用 PCA + ANN (Artificial neural network) 的方法, 在男 65 人、女 65 人的人脸数据库上将识别率提高到 96.9%. 但三维人脸性别分类研究仍较少, 近年来的研究成果屈指可数, 如: Han 等在 GavabDB 数据库^[6] 上提取眼角、嘴角等特征角点的相对几何距离信息作为特征, 使用径向基函数 (Radial basis function, RBF) 核 SVM 分类, 报告的平均错误率为 17.44%^[7]; Hu 等在 UND 数据库上提取角点坐标特征, 使用 SVM 分类器获得 94.3% 的识别率^[8]; Shen 等在 CASIA 数据库上采用 ULBP (Uniform local binary patterns) 的特征, 利用 SVM 分类器对有无表情的人脸性别分类进行了研究^[9]. Wu 等提出了基于 SFS (Shape from shading) 利用其形状和纹理进行性别分类的方法, 在 200 个人脸样本集上达到最高 93.6% 的识别率^[10].

2 三维人脸性别分类

2.1 三维人脸姿态校正

基于三维人脸模型的性别分类, 其优点在于三维模型可旋转调整得到归一化的人脸, 从而便于比较判别. 如何充分利用这一优势并实现自动校正是研究的关键. 本文以传统 ICP 为基础, 提出了包含多层级判断策略的改进算法, 提高匹配几率.

收稿日期 2011-10-08 录用日期 2012-01-11
Manuscript received October 8, 2011; accepted January 11, 2012
国家自然科学基金 (60973064, 61163044), 973 前期计划专项课题 (2010CB334709) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60973064, 61163044) and Special Program for the National Basic Research Program of China (Pre-973 Program) (2010CB334709)
本文责任编辑 刘一军
Recommended by Associate Editor LIU Yi-Jun
1. 新疆师范大学计算机科学技术学院 乌鲁木齐 830054 2. 北京科技大学自动化学院 北京 100083
1. College of Computer Science and Technology, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054 2. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology, Beijing 100083

2.1.1 传统 ICP 方法

Besl 等、Mayo 等提出 ICP^[11-12] 可以实现输入数据点集向参考模板点集对齐匹配。该方法的原理是迭代的旋转平移使两点集间的匹配点间均方误差不断减小, 输入点集向参考点集不断靠近重合。均方误差 d_{ms} 可表示为

$$d_{ms} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{p}_i\|^2 \quad (1)$$

其中, \mathbf{x}_i 是参考点集 X 中的点, \mathbf{p}_i 是输入点集 P 中的点, N_p 是 P 点集所包含的点数。

本文在 ICP 算法基础上实现人脸姿态的归一化校正。首先选择一个大众化的人脸模板作为参考点集, 并依此作为姿态的统一标准, 然后令待校正人脸为输入点集, 通过搜索输入人脸点集每一点相对参考人脸的最近邻点对, 计算点对距离的均方误差 d_{ms} , 迭代求得最优刚体变换, 使 d_{ms} 收敛到很小的数值, 认为二者对齐, 从而完成姿态校正。

2.1.2 输入人脸点云预处理方法

作为参考模板的大众人脸选取应当满足胖瘦适中、无过大的男女性别差异的脸型。实际可以通过手工融合多个人脸, 并调整目标姿态角度以满足作为参考模板的要求。最近邻迭代算法成功匹配的前提是待校正点云应包含于参考模型点云, 在三维人脸中即应保证参考人脸模型应有尽可能大的覆盖范围, 从而使大众人脸模板点集完整地覆盖人脸表面; 而待校正人脸数据应不包含参考人脸没有覆盖到的区域, 因此应该适当减小待校正人脸的覆盖区域。为获得小面积关键面部区域, 采用粗截余的方法裁切掉发髻和颈部部分, 然后按离重心距离排序删除远离重心的部分, 剩余的原点云集中在面颊、眼、鼻、嘴等重要区域。通常统一的裁切处理为保证一定裕量进行裁切, 剩余部分只包含完整人脸面积的 50% 左右。在这种局部区域与完整模板匹配情况下用传统的 ICP 方法极易陷入局部极小, 迭代终止于误匹配陷阱, 而使姿态正确校正几率减小。

2.1.3 改进的局部区域 ICP 方法

为解决局部区域人脸匹配对齐完整模板人脸时易陷入局部极小陷阱的问题, 提出一种能自动跳出局部极小的改进 ICP 迭代策略。

对原有的迭代过程添加收敛状态的层级判断条件, 扩充原有的迭代终止条件, 称为先粗后细的多层级判断准则。准则的判断策略如下:

1) 粗匹配层级: 此时观测均方误差 d_{ms} 和迭代均方误差变化量 Δd_{ms} 两个值, 依据经验设置阈值判断是否有成功匹配的可能性。如当均方误差 d_{ms} 很大而均方误差变化量 Δd_{ms} 很小时, 认为该趋势很可能发展到陷入误匹配的局部极小。一旦认定不具备成功匹配的可能性则进行跳出局部极小操作, 转而从新的初始位置重新进行迭代匹配。由层级定义多层阈值, 根据 d_{ms} 和 Δd_{ms} 的值作最快的趋势判别, 当成功匹配希望渺茫时选择尽早跳出局部极小, 转而执行新的粗层级的匹配, 从而大大减少 ICP 迭代时间。

2) 精匹配层级: 当均方误差 d_{ms} 小于某一经验值 t_1 时, 认为人脸已有成功对齐的可能性, 可以进入精匹配层级。继续迭代对齐直至 d_{ms} 小于另一经验值 t_2 ($t_2 < t_1$), 此时认定已基本对齐成功, 并继续迭代对齐以使对齐更精确, 直到 Δd_{ms} 达到 ϵ (ϵ 为一个非常小的数) 终止迭代, 完成人脸的对齐校正。若之前 d_{ms} 在若干有限次数内不能达到小于 t_2 ,

同样认为陷入局部极小, 转而跳出重置初始位置并重新返回粗匹配层级。

3) 跳出局部极小操作: 跳出操作即给输入人脸点云选择新的初始位置, 采用随机产生的一组旋转、平移参数, 对输入人脸数据进行刚体变换。

经过该算法对局部区域人脸进行对齐匹配后, 将同样的刚体变换应用于原始的完整人脸, 最终实现人脸的姿态校正。图 2 为姿态校正人脸调整前后的比较, 可见对于头部有偏斜的情况均有较好的校正效果。

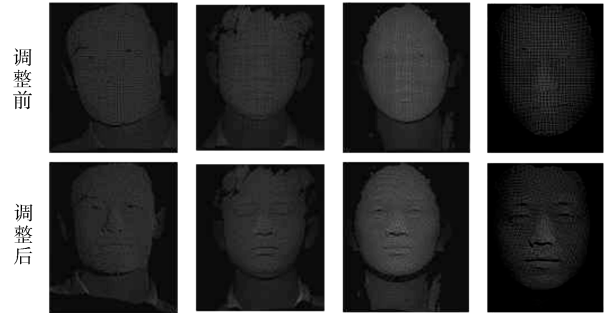


图 2 针对局部区域的改进 ICP 算法姿态校正效果
Fig.2 Attitude correction effect based on the improvement of ICP of local area

2.2 三维人脸性别特征提取

2.2.1 人脸性别特征表征规律

1) 性别差异存在于人脸粗略特征与整体性状中, 性别的判别无需太多精确量化的细节信息, 如具体的眼角间距、鼻子高度值。仅考察对象的单一特征也很难给出可准确判断的依据, 如只单一地考察眼睛或鼻子。

实际上, 人脸的粗略特征和整体性状已包含可辨别性别的信息。一组图例可以直观地说明这一点。图 3 为任取 MIT-CBCL 二维人脸库的 12 组人脸缩略图。

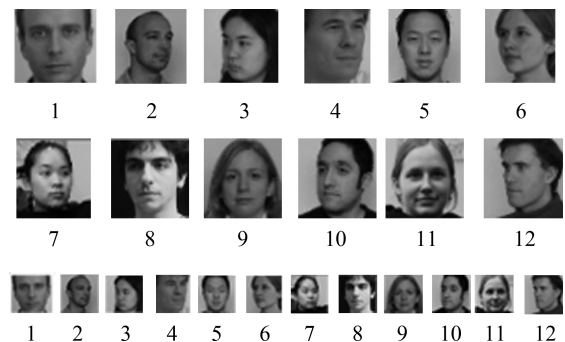


图 3 MIT-CBCL 人脸缩略图
Fig.3 MIT-CBCL face thumbnail

图 3 中, 人脸均为将分辨率降至很低, 所有小头像长宽像素均小于 50×50 , 尤其是第三行头像的像素约 25×25 。尽管如此, 仍不难通过主观准则判断出各自的性别, 其中编号 1、2、4、5、8、10、12 为男性, 编号 3、6、7、9、11 为女性。

不可否认, 高分辨率的人脸包含更多的性别特征信息, 但冗余信息也同时增多, 导致计算量增加的同时可能引入更多扰动信息。因此本文基于面部整体低分辨率的缩略图表征性别特征。

2) 面部形状起伏是人脸构成的基本特征之一, 性别差异以此为载体. 三维人脸模型直接存储了人脸形状信息. 深度图是三维形状模型的一种表现形式. 因此本文以深度缩略图作为表征人脸性别的度量体, 同时为增强面部起伏特征, 结合利用 LBP 变换法.

3) 根据人的视觉判断能力可知, 观测角度不同会影响性别的判别, 从侧面观察待测对象很难分辨其性别, 而换个角度便能很容易作出判断. 基于多角度特征提取有助于性别判别. 综上所述, 本文提出基于深度缩略图的多角度 LBP 特征提取方法.

2.2.2 网格映射法生成深度缩略图

通过“网格映射”算法实现三维人脸点云数据转换为深度缩略图表示, 步骤如下:

步骤 1. 输入点云数据, 待生成缩略图尺寸 $s \times s$;

步骤 2. 根据缩略图尺寸开辟二维数组的像素存储空间;

步骤 3. 限定世界坐标系中有效点云的范围 (如图 4), 对框定区域内的点数据进行统一归一化处理 (x, y 方向规范化到 $0 \sim s$, z 方向规范化到 $1 \sim 255$), 然后向 xoy 平面映射; 计算表达式为

$$x' = \text{int} \left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} s \right) \quad (2)$$

$$y' = \text{int} \left(\frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} s \right) \quad (3)$$

$$z' = \text{int} \left(\frac{z - z_{\min}}{z_{\max} - z_{\min}} 254 \right) + 1 \quad (4)$$

其中, x, y, z 为点云中原始三维空间坐标值, x', y', z' 分别表示在二维图像中横向坐标位置、纵向坐标位置以及深度信息值, $\text{int}(\cdot)$ 表示取整运算.

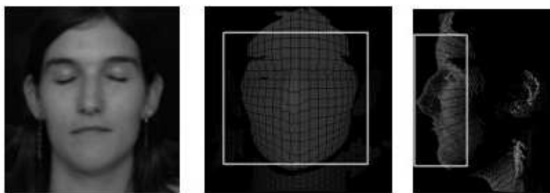


图 4 限定有效人脸点云的范围框定示意图

Fig. 4 The limited scope of the effective point cloud face

步骤 4. 把二维存储空间看作 $s \times s$ 的网格, 每个像素对应一个格子, 网格接收从点云向 xoy 平面映射来的点, 每个格子落有不同数量的点 (如图 5). 搜索格子中所有点中 z 值最大值, 将该值赋予格子对应的像素. 对于无映射点的格子, 对应像素置为 0.

步骤 5. 输出深度缩略图 (如图 6).

人脸点云数据中往往存在缺失的孔洞, 这是由于扫描设备对暗部不敏感或对象区域不可见造成的, 过多的孔洞势必会影响特征提取和最终分类的结果, 因此在深度缩略图的基础上利用人脸自身对称性进行孔洞修复^[13].

用网格映射法生成仅包含面颊、眉、眼、鼻、嘴等关键区域的深度缩略图, 如图 7 所示.

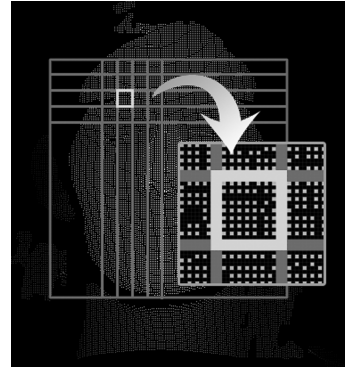


图 5 云点向缩略图的像素网格中映射示意图 (注: 实际应用中网格要比图示细小得多)

Fig. 5 Mapping between cloud point and the pixel grid of thumbnail (In the practical application, the grid size would be smaller.)



图 6 经过变换获得的深度缩略图

Fig. 6 Depth thumbnails map after transform

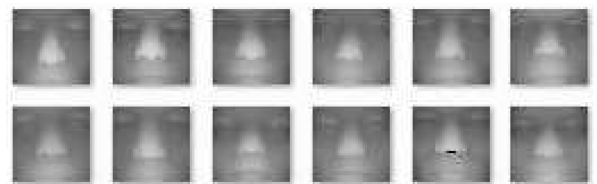


图 7 由点云数据转换生成的深度缩略图

Fig. 7 Generated depth thumbnail map conversion from point cloud data

2.2.3 基于深度缩略图的 LBP 特征提取

LBP 是 Ojala 等在 1996 年提出的, 它最初用于描述图像纹理信息^[14-15], 近年来很多研究者将其用于人脸特征提取^[16-18]. 本文在人脸深度缩略图基础上进一步进行 $LBP_{8,1}$ 变换, 以提取曲面空间位置关联信息.

利用 LBP 的编码机制, 并非为了获取它的纹理信息, 因为缩略图并无丰富的细节纹理. 缩略图用少量的像素信息反映面部起伏的大致取向, 通过 LBP 反映出的是空间中人脸上任一点与其周围的相对前后位置信息, 二值编码增强表现人脸的空间起伏特征. 这样的特征还具有很强的鲁棒性, 使其不受微小角度偏差的影响. 例如正向姿态脸中鼻尖处始终高于邻近点, 其编码 $LBP_{8,1} = (00000000)_{b=0}$, 一定偏转角度内始终保持该恒定值. 由图 7 所示样本进行 LBP 变换后

得到的 LBP 人脸特征图如图 8 所示。可以明显看出, 经过 LBP 变换后的深度人脸显出轮廓分明的面部特征, 类似绘画中的勾勒, 增强了起伏变化大的五官等棱角边缘。



图 8 由深度缩略图转换生成的 LBP 特征图

Fig. 8 LBP feature graphs generation from the depth thumbnails map

2.2.4 俯仰多角度 LBP 特征提取方法

俯仰多角度 LBP 特征提取步骤如下: 1) 对校正后的人脸数据集统一做不同角度的俯仰旋转。根据人脸左右对称特点, 正向姿态校正后的人脸是相对 yoz 平面对称的, 仅绕 x 轴进行俯仰角度的旋转, 按一定的间隔旋转得到不同角度的人脸姿态。2) 利用基于深度缩略图的 LBP 变换, 对人脸从不同俯仰角度上提取多组 LBP 特征, 如图 9 所示。

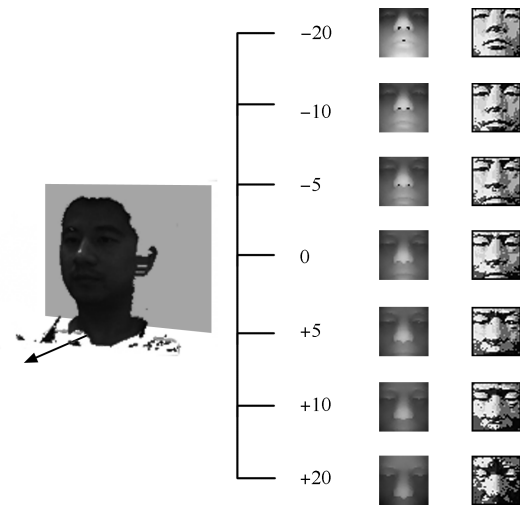


图 9 俯仰角度变化后的深度缩略图和 LBP 特征图

Fig. 9 Depth thumbnail map and LBP feature graphs based on the difference of pitch angle

2.3 支持向量机性别分类器设计

SVM 是一种优越的模式识别分类方法, 通过求解二次寻优问题获取可使达到最大化边界的高维分界面。它泛化性能好、无需先验知识, 并且具有解决小样本、非线性、高维模式问题的优势, 非常符合本文人脸性别非线性分类问题及样本库容量有限的需求, 并且即便使用整体人脸像素基的 LBP 特征, 其高维特征也不会引起一般分类器会遇到的维数灾难问题。三维人脸性别分类问题的分类器设计分为训练和预测两个部分, 基于 SVM 的分类系统流程图如图 10 所示。

为解决三维人脸性别分类问题, 选用 RBF 核的 C-SVM 分类器, 利用 LIBSVM 软件包^[19]进行算法实验。关于 SVM 的详细介绍可参阅文献 [20]。

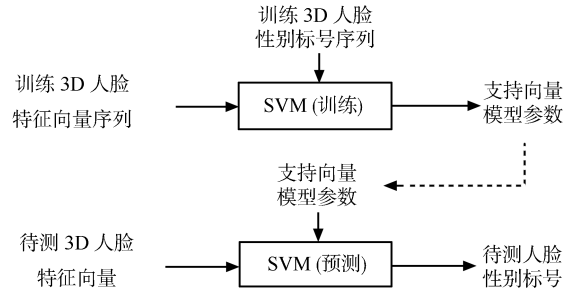


图 10 三维人脸性别分类器系统流程图

Fig. 10 System flow chart of 3D face gender classifier

3 实验结果与分析

实验基于 CASIA 三维人脸数据库, 该数据库包含 2004 年 8 月~9 月间采集的 123 个个体的不同角度、不同表情的人脸扫描数据, 其中男性个体数 96 个, 女性个体数 27 个。实验分类正确率的评价采用留一法交叉检验方法 (Leave one out, LOO), 表达式为

$$ca = \left(1 - \frac{N_{\text{error}}}{N_{\text{total}}} \right) \times 100\% \quad (5)$$

ca 表示分类正确率 (Classification accuracy), N_{error} 表示被误样本个数, N_{total} 表示总样本个数。

3.1 实验 1. 改进 ICP 算法对齐匹配

为验证改进的对齐匹配算法的有效性, 从 CASIA 数据库中任取 011~001 号人脸作为参考模板, 004~001 号人脸作为待匹配输入人脸, 进行姿态对齐校正迭代。经 81 次迭代最终成功实现对齐校正, 图 11 为迭代误差的变化曲线。

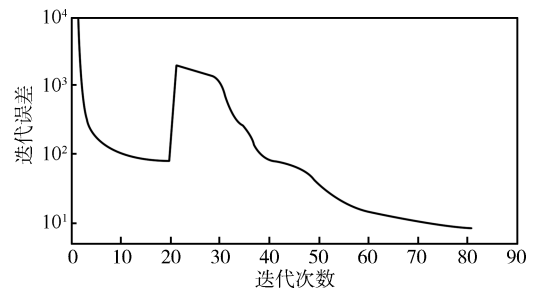


图 11 实验 1 迭代误差变化曲线

Fig. 11 Iteration error change curves of Experiment 1

由图可见, 在第 20 次迭代时, 误差收敛趋缓认为陷入了局部极小的误匹配陷阱, 于是以随机的方式跳出陷阱, 并重置初始匹配位置继续迭代, 因此出现曲线中部的尖峰, 最后收敛到期望的水平。由实验可以看出, 本文提出的算法解决了如何跳出误匹配陷阱的问题, 能够很好地实现局部区域的对齐匹配。

3.2 实验 2. 不同角度特征分类结果比较

利用三维人脸刚体旋转不变性特点, 对姿态对齐校正后的三维人脸点云做统一的旋转, 在此不同角度的基础上提取特征, 从而扩展特征数量。实验在正向人脸上任间隔 5 度做俯仰角度变化来生成多组不同 LBP 特征, 在此基础上将角度对分类正确率的影响进行分类比较。同时将缩略图深度信息也作为特征进行分类实验, 将结果与 LBP 特征进行对比。

由表 1 和图 12 可知, 不同的角度下特征的可区分性不同, 对于一种特征提取方法, 总能找到一个对应的姿态角度使性别可区分的特征突显出来, 便于分界面划分类别, 使其正确分类率相对其他角度高。

以角度为 +20 度与 -20 度情况下 SVM 训练结果对比为例, 同样的 SVM 参数时, 分类正确率高的 +20 度下的特征作为支持向量的个数少于正确率较低的 -20 度的情况, 二者支持向量占样本总数的比例分别约为 50% 和 65%。支持向量的个数越少通常说明分类器的泛化能力越好, 从而说明这种特征对于男女两个类别具有更好的可区分性。

另外, SVM 分类器训练中, 由于使用男女样本比例不均程度较大, 使支持向量数量偏向于样本数量多的男性一侧, 预测结果更偏向于男性, 实验结果也表明被误分的女性数量略高于男性。训练时, 通过为样本少的一侧 SVM 代价值赋予较大的权重或者用扩充正负样本数量使之均衡的方法来减小这样的偏向性。

表 1 不同俯仰角度时的分类结果

Table 1 Classification results based on different pitch angles

俯仰角 (度)	深度缩略图特征			LBP 特征		
	分类 正确率 (%)	误分 男性	误分 女性	分类 正确率 (%)	误分 男性	误分 女性
+25	92.683	5	4	95.935	2	3
+20	92.683	4	5	96.748	0	4
+15	89.431	7	6	91.870	3	7
+10	90.244	8	4	92.683	1	8
+5	92.683	5	4	86.992	4	12
0	93.496	4	4	87.805	2	13
-5	89.431	5	8	89.431	2	11
-10	86.179	7	10	85.366	4	14
-15	86.992	3	13	86.179	5	12
-20	86.179	2	15	81.301	8	15
-25	76.423	2	27	78.049	11	16

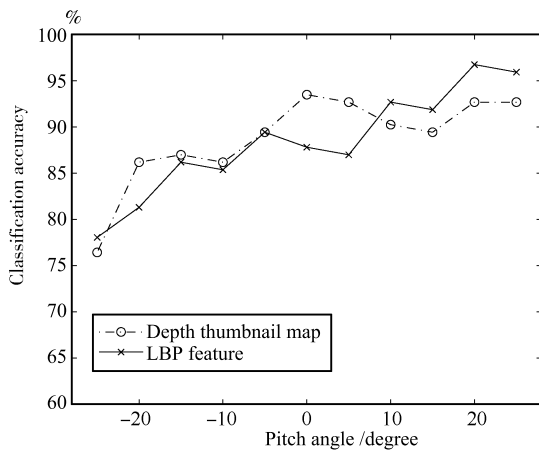


图 12 不同俯仰角度对分类正确率的影响

Fig. 12 Different pitch angles to the influence of the classified accuracy

3.3 实验 3. 不同缩略图分辨率下分类结果比较

对不同缩略图分辨率下深度特征及对应的 LBP 特征进行分类比较, 缩略图尺度范围取 $18 \times 18 \sim 54 \times 54$, 该组数

据在人脸俯仰旋转 +20 度时获得, 分类正确率分别如表 2 所示。

通过观察表 2 和图 13 可以发现, 缩略图分辨率的变化对性别分类的影响是显著的。由三维点云映射成图像中的每一个像素均作为一个特征, 其分辨率的大小直接关系到特征向量的维数, 过高的分辨率会导致维数太高而减缓运算处理速度。实验表明, 对于三维点云转换为深度缩略图及其基础上的 LBP 图, 其长宽分辨率分别取值 35 像素 ~ 45 像素时具有较好的综合效果。分辨率越大会引入越多与性别特征不相关的扰动信息, 反而使识别结果降低。这与本文提出的性别差异存在于人脸粗略特征中的观点是一致的。

表 2 不同分辨率时的分类结果

Table 2 Classification results based on different resolution

分辨率	缩略图深度特征			LBP 特征		
	分类 正确率 (%)	误分 男性	误分 女性	分类 正确率 (%)	误分 男性	误分 女性
18×18	86.179	13	4	91.870	3	7
22×22	86.992	10	6	92.683	3	6
26×26	86.992	9	7	97.561	0	3
30×30	89.431	6	7	96.748	0	4
34×34	92.683	4	5	96.748	0	4
38×38	92.683	4	5	95.122	1	5
42×42	94.683	4	5	98.374	0	2
46×46	91.057	4	7	98.374	0	2
50×50	90.244	4	8	96.748	0	4
54×54	89.431	3	10	97.561	0	3

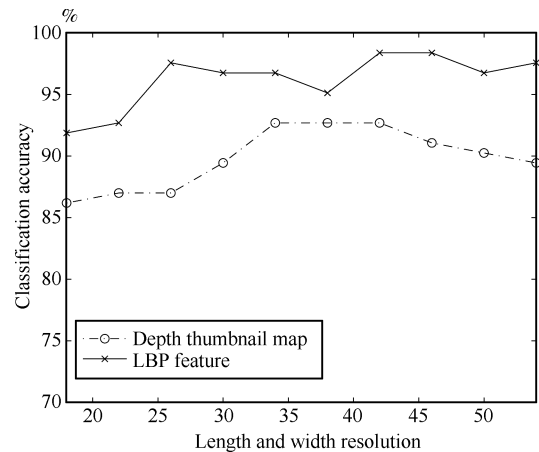


图 13 不同分辨率尺度对分类正确率的影响

Fig. 13 Different resolution to the influence of the classification accuracy

4 结论

本文提出了基于改进的局部区域 ICP 人脸对齐的三维人脸性别分类方法, 该方法为三维人脸规范化预处理提供了有利保证。在此正向姿态调整后的数据集上做基于缩略深度图的俯仰多角度 LBP 特征提取, 该特征增强了反映涵盖面部重点区域的起伏特点。SVM 分类器通过训练样本特征的学习得到性别分类器模型, 从而对任意输入未知性别的人脸

进行预测, 得到性别分类结果. 该算法在 CASIA 数据库 123 个样本 (96 男, 27 女) 上进行实验、留一法测试, 最终获得最高 98.374% 的正确识别率. 下一步工作期望通过特征融合策略将多角度提取的特征进行融合, 使其具有更强的鲁棒性; 另外期望在更大的训练样本集上训练得到 SVM 模型, 使其样本覆盖面更广, 从而具有实用价值.

致谢

作者在此特别感谢中国科学院自动化研究所提供 CASIA 数据库的支持.

References

- Malassiotis S, Srinivasan M G. Robust face recognition using 2D and 3D data: pose and illumination compensation. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(12): 2537–2548
- Abdelkader B C, Griffin P A. A local region-based approach to gender classification from face images. In: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE, 2005
- Conde C, Serrano A, Cabello E. Multimodal 2D, 2.5D and 3D face verification [Online], available: <http://www.frav.es/databases/FRAV3d/>, November 5, 2011
- Moghaddam B, Yang M H. Learning gender with support faces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(5): 707–711
- O'Toole A J, Vetter T, Troje N F, Bülthoff H H. Sex classification is better with three-dimensional head structure than with image intensity information. *Perception*, 1997, **26**(1): 75–84
- Moreno A B, Sánchez A. GavabDB: a 3D face database. In: Proceedings of the 2004 Workshop on Biometrics on the Internet. Vigo, Spain: University of Vigo, 2004. 77–85
- Han X, Ugail H, Palmer I. Gender classification based on 3D face geometry features using SVM. In: Proceedings of the 2009 International Conference on CyberWorlds. Washington DC, USA: IEEE, 2009. 114–118
- Hu Y, Yan J Q, Shi P F. A fusion-based method for 3D facial gender classification. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering. Singapore: IEEE, 2010. 369–372
- Shen H H, Ma L Q, Zhang Q S. Gender categorization based on 3D faces. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Advanced Computer Control. Shenyang, China: IEEE, 2010. 617–620
- Wu J, Smitha W A P, Hancock E R. Facial gender classification using shape-from-shading. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(6): 1039–1048
- Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239–256
- Mayo M, Zhang E. 3D face recognition using multiview key-point matching. *Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2009. 209–295
- Ye Jian-Hua. A Study of 3D and Multi-mode Face Recognition [Ph. D. dissertation], Tianjing University, China, 2008 (叶剑华. 三维及多模态人脸识别研究 [博士学位论文], 天津大学, 中国, 2008)
- Ojala T, Pietikainen M, Maenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **24**(7): 971–987
- Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(1): 51–59
- Zhang G P, Wang Y H. Multimodal 2D and 3D facial ethnicity classification. In: Proceedings of the 5th International Conference on Image and Graphics. Washington, DC, USA: IEEE, 2009. 928–932
- Sun He. Based on the Face Facial Features Gender Classification [Ph. D. dissertation]. Shanghai Jiao Tong University, China, 2008 (孙鹤. 基于人脸面部特征的性别分类研究 [博士学位论文]. 上海交通大学, 中国, 2008)
- Ying Zi-Lu, Cai Lin-Bo, Liu Zhao-Yi. Based on the Laplace feature mapping LBP face recognition. *Signal Processing*, 2010, **26**(8): 1230–1233 (应自炉, 蔡淋波, 刘召义. 基于 LBP 的拉普拉斯特征映射人脸识别. 信号处理, 2010, **26**(8): 1230–1233)
- Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. LIBSVM—A Library for Support Vector Machines [Online], available: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>, November 5, 2011
- Deng Nai-Yang, Tian Ying-Jie. *The New Method of Data Mining—the Support Vector Machine (SVM)*. Beijing: Science Press, 2004 (邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法: 支持向量机. 北京: 科学出版社, 2004)

赵海英 北京科技大学自动化学院博士. 主要研究方向为图像处理, 图形学和模式识别. E-mail: zhaohaiying2008@gmail.com (ZHAO Hai-Ying Ph. D. at the School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing. Her research interest covers image processing, graphics, and pattern recognition.)

杨一帆 北京科技大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理和模式识别. 本文通信作者. E-mail: stephenyoung@163.com (YANG Yi-Fan Master student at the School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)

徐正光 北京科技大学自动化学院教授. 主要研究方向为图像处理和模式识别. E-mail: zhy.yn@163.com (XU Zheng-Guang Professor at the School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers image processing and pattern recognition.)