

基于几何特征与深度数据的三维人脸识别

陈立生, 王斌斌

(厦门大学 计算机科学系, 福建 厦门 361005)

摘要:提出一种基于三维点云数据多特征融合的人脸识别方法。利用深度信息提取人脸中分轮廓线和鼻尖横切轮廓线;采用曲率分析的方法定位出人脸关键点,针对鼻子等人脸刚性区域,选取并计算了4类(包括曲率、距离、体积和角度)共13维的特征向量作为三维几何特征。深度图特征采用结合LBP与Fisherface的方法进行提取与识别。在3DFACE-XMU和ZJU-3DFED数据库上比较了该方法与PCA、LBP等单一方法的识别性能,识别效果有比较明显的提升。

关键词:三维人脸识别;几何特征;深度图像;LBP算子;FisherFace

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3044(2013)08-1864-05

3D Face Recognition Based on Geometric Features and Range Images

CHEN Li-sheng, WANG Bin-bin

(Department Of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: This paper proposes a face recognition method based on fusing features from 3D face point cloud. The central vertical profile and the nasal tip transverse profile are extracted by the depth information. Calculate the curvature value of the points on the profiles and locate the feature points. For the rigid region of face such as nose, the algorithm calculates four types of geometric features, 13 dimensional feature vectors in all, including curvature, distance, volume and angle. Combines Local Binary Pattern (LBP) with Fisherface method to extract the depth features. The experimental results on 3DFACE-XMU and ZJU-3DFED show that the proposed method is more effective in face recognition with compare to the single module method such as PCA and LBP.

Key words: 3D face recognition; geometric features; range images; local binary pattern(LBP); Fisherface method

1 概述

基于二维图像的人脸识别算法经过半个多世纪的发展,已经取得了一定的研究成果。随着LBP^[1]和Gabor^[2]等算子的引入,以及子空间方法在人脸识别上的应用,人脸识别进入高速发展的时期。然而研究表明^[3],受限于所采用的数据形式,二维人脸识别方法不可避免的受到环境(如光照,背景等)和人脸本身(如姿态,表情等)等因素的影响。因此本课题组赖海滨^[4]、刘丹华^[5]通过双目立体视觉技术获得了具有良好表征能力的人脸三维点云数据。该文在此基础上研究了基于点云的三维人脸识别技术。分别研究了基于几何特征以及基于深度图的三维人脸识别。

该文计算几何特征主要选取人脸的中分轮廓线、鼻尖横切轮廓线作为研究对象。人脸的中分轮廓线上包括了前额、鼻子、嘴巴和下巴的缩影,呈现出了人脸中最突出的各个器官的轮廓。鼻尖横切轮廓线上包含了鼻翼点和鼻尖点的信息,能够有效地表达鼻子宽度、鼻尖鼻翼所成角度等信息。该文在人脸中分轮廓线和鼻尖横切轮廓线上定位了十三个特征点并根据这些特征点之间的关系计算出几何特征。

该文采用LBP算子提取人脸深度图的纹理特征。利用分块的思想,将人脸均匀分成不同的区块,提取每个区块各自的LBP直方图特征,所有区块的直方图拼接以后得到空间增强直方图。再采用Fisherface的思想对所提取的LBP直方图构建最佳投影线性子空间,得到降维后的深度图特征向量。在识别阶段,采用最近邻分类器来计算测试样本与训练样本的相似度。

2 三维几何特征提取

2.1 轮廓线提取及特征点定位

该文采用3DFACE-XMU和ZJU-3DFED数据库进行实验。在三维点云数据上提取几何特征。选取人脸宽度方向(正方向为水平向右)为X轴,人脸长度方向(正方向为垂直向上)为Y轴,Z轴为人脸深度方向(正方向为垂直XY平面向外)。根据所选定的三维坐标

收稿日期:2013-02-21

作者简介:陈立生(1990-),男,福建永泰人,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉,图像处理,人脸识别;王斌斌:硕士研究生。

系和网格控制顶点的先验知识可知,在全部点云坐标中,深度值局部最大的点,可能是额头上最突出的点、鼻尖点、嘴部最突出的点和下巴最突出的点。因此在XOY平面上的中心区域寻找深度值最大的点作为鼻尖点。再如图1所示,提取人脸点云与经鼻尖点的YOZ平面的交集作为中分轮廓线;提取人脸点云与经鼻尖点的XOZ平面的交集作为鼻尖横切轮廓线。

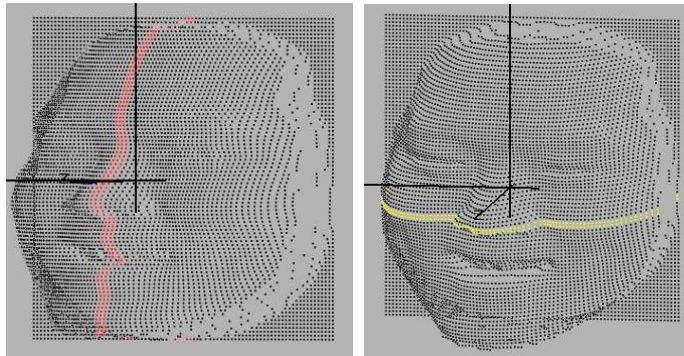


图1 中分轮廓线与鼻尖横切轮廓线

在提取出中分轮廓线和鼻尖横切轮廓线之后,该文通过计算分析轮廓线上离散点的曲率,找出局部曲率值最大的点作为特征候选点。结合已经获取的鼻尖点坐标及各特征点位置关系的先验知识,就可以从这些候选点中确定各特征点。图2显示了在中分和横切轮廓线上定位出的候选点和根据先验知识确定的特征点。其中基准点用蓝色圆圈标注,特征点用数字标注。中分轮廓线(左图)上共提取10个特征点,分别为:

- | | | | |
|-------|-------|--------|-------|
| ① 前额点 | ③ 鼻根点 | ⑥ 嘴唇上点 | ⑨ 颞上点 |
| ② 眉间点 | ④ 鼻尖点 | ⑦ 口点 | ⑩ 颞下点 |
| | ⑤ 鼻下点 | ⑧ 嘴唇下点 | |

鼻尖横切轮廓线(右图)上提取3个特征点,分别为左鼻翼点,鼻尖点和右鼻翼点。

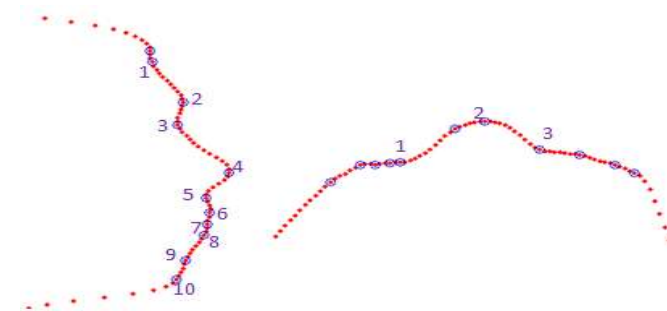


图2 轮廓线上的候选点和特征点定位

2.2 几何特征计算

根据轮廓线上提取出的特征点之间的几何关系计算出人脸的几何特征。鼻子是脸部最显著的器官之一^[6],人脸的形状常受到表情的影响而发生扭曲形变,鼻形则具有在不同的表情下仍保持相对稳定的刚性特征。为了增强对表情变化的鲁棒性,该文针对鼻子刚性区域提取了部分特征。在两条轮廓线上总共提取了4类(体积、距离、角度、曲率)共13维的几何特征,具体特征如下:

- (1) 体积特征:鼻子体积V
- (2) 距离特征:鼻子高度H
- (3) 角度特征:眉间、鼻根、鼻尖构成的角度P1;鼻根、鼻尖、鼻下构成的角度P2;鼻尖、左鼻翼点、右鼻翼点构成的角度P3
- (4) 曲率特征:
 - C1:中分轮廓线上额头点到嘴唇上点的平均曲率;
 - C2:中分轮廓线上嘴唇下点到下颌点的平均曲率;
 - C3:鼻尖横切轮廓线平均曲率;
 - C4:鼻尖横切轮廓线上左鼻翼点曲率;
 - C5:鼻尖点横向曲率值;
 - C6:鼻尖点纵向曲率值;
 - C7:中分轮廓线上鼻根点曲率;
 - C8:中分轮廓线上鼻下点曲率;

3 深度图特征提取

三维人脸数据表现形式多样,如深度图数据,点云数据以及三角形网格等。课题组对获取的人脸点云数据进行B样条规格化^[8],在XOY平面上用一个矩形网格对人脸模型重采样。重采样后所有的模型都是84×84的大小,并且均为正面人脸。由重采样后每

个网格的深度值得到人脸深度图像。

典型的基于表观的方法如PCA、LDA、ICA以及局部特征方法如LBP、Gabor、SURF算子等都可以应用于深度图像。该文在深度图上进行了Gabor、LBP以及Fisherface的识别实验。提出了一种LBP算子与Fisherface有效结合的方法。

3.1 基于LBP(局部二值模式)的特征提取

LBP特征用于描述图像中每个像素与其邻域像素的关系。在灰度图像上,这种关系反应为局部表面的亮度、颜色变化等纹理信息。在深度图上,这种关系对应于局部表面的深度变化,即人脸在三维空间中的形状信息。

LBP算子的基本思想是以窗口中心像素 p 的灰度值为阈值,利用像素 p 圆形邻域内的各像素灰度值与阈值做比较。若周围像素的灰度值大于阈值,则该像素位置置1,否则置0。按照顺时针方向对得到的0/1值进行排列得到一个二进制串,将其转换为十进制数,最后将该十进制数作为中心像素 p 的标记。

本文采用(8,1)邻域的原始LBP算子对人脸深度图 $f(x,y)$ 进行计算,得到LBP图谱 $f_{lbp}(x,y)$ 。再对 $f_{lbp}(x,y)$ 做直方图统计,得到 $f(x,y)$ 的LBP直方图特征向量。定义为:

$$H_i = \sum_{x,y} I\{f_{lbp}(x,y) = i\}, (i = 0, 1, \dots, 255) \quad (1)$$

由LBP图谱产生的LBP直方图是一个256维的特征向量,其所包含的信息不足。考虑到人脸在空间结构上,不同器官所在区域都有不同的深度信息。因此我们将人脸深度图划分为16个互不重叠的区域 R_0, R_1, \dots, R_{15} ,并分别求取其LBP直方图。定义为:

$$H_{i,j} = \sum_{x,y \in R_j} I\{f_{lbp}(x,y) = i\}, (i = 0, 1, \dots, 255; j = 0, 1, \dots, 15) \quad (2)$$

将各区域的直方图连接起来构成一个4096维的LBP直方图序列(LBP Histogram Sequence, LBPHS)。图3为基于LBP的特征提取示例。

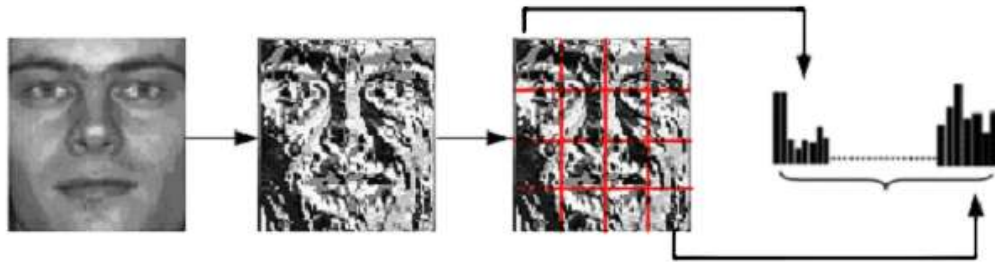


图3 基于LBP的特征提取

3.2 Fisherface方法

传统的PCA方法是一种标准的统计技术。其主要做法为建立一个可保留训练集大部分信息的低维度特征空间,再将图像集合投影至该空间中以得到投影向量,最后计算投影向量在此空间中的距离来达到识别目的。PCA方法又被称为Eigenface法。

Fisher所提出的LDA方法的主要目标是找出一个最佳的投影方向,使得不同类别的投影向量尽量分开,同一类别的尽量聚集。该方法能够提供反应不同图像类别之间差异性的特征空间,所以应用在图像识别中经常可以得到比PCA更好的效果。

在类别数为 c ,样本数为 N 的人脸识别问题中,类内离散度矩阵的秩最多为 $N-c$,训练样本总数 N 通常比人脸图像的特征维数小得多,因此类内离散度矩阵通常是奇异的,导致LDA求解最佳平面的过程无法进行。这就是所谓的“SSS”问题(Small Sample Size Problem)。

目前已有几种解决SSS问题的方法,其中以结合PCA与LDA的Fisherface方法较为常用。

3.3 融合策略

LBP特征向量常采用欧氏距离和直方图交等相似性度量函数来判断两幅图像之间的相似性。文献^[9]提出用LBP算子提取人脸灰度图像和深度图像的区域LBP直方图序列,再采用Fisherface对LBP特征向量构建线性子空间,用余弦相似度作为投影向量的相似度量(下文将该方法用LBP_Fisher表示)。该文在3DFACE-XMU和ZJU-3DFED上进行了LBP特征提取、Fisherface以及LBP_Fisher三种方法的实验。图4为三种方法得到的首选识别率。

两个数据库上的识别结果都显示:用欧氏距离作为LBP相似性度量的效果并不好。Fisherface和LBP_Fisher方法都获得了比LBP更优秀的识别率。LBP_Fisher方法相比较Fisherface并没有明显的识别率提升。

这是因为LBP算子提取出的LBPHS是直方图特征,不宜采用欧式距离、余弦相似度等相似性度量方法。因此在深度图上直接用LBPHS进行识别效果不佳。而LBP_Fisher是在提取出LBPHS之后再利用Fisherface优秀的鉴别能力进行分类。因此它能提高LBP的识别率。

Fisherface是一种基于全局统计的方法,它把原始图像直接当做特征向量来构建最佳投影方向,并没有对图像进行特征提取。它和LBP_Fisher这一基于局部特征的方法获得了相当的识别率说明Fisher准则对深度图的全局特征和局部特征具有相当的鉴别能力。因此本文考察了Fisherface和LBP_Fisher的互补性。

ZJU-3DFED库测试样本为180张。把识别结果正确的样本称为正样本,错误的称为负样本。在方法一中识别错误但被方法二正确识别的样本称为互补样本。

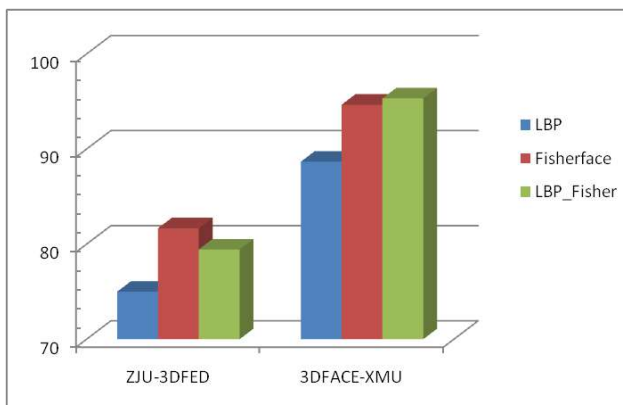


图4 LBP、Fisherface 和 LBP_Fisher 得到的首选识别率

表1 Fisherface 与 LBP_Fisher 的互补性

	正样本	负样本	互补样本
Fisherface	144	36	18
LBP_Fisher	135	45	27

表1具体的识别结果显示:在ZJU-3DFED库中,Fisherface得到的负样本中有50%能够被LBP_Fisher正确识别;LBP_Fisher得到的负样本有60%能够被Fisherface正确识别。在3DFACE-XMU中得到的数据分别是78%和89%。因此,Fisherface和LBP_Fisher具有较强的互补潜力。该文在此基础上设计了Fisherface和LBP_Fisher的融合策略,并验证了该方法的有效性。融合策略采用决策级融合。过程如下:

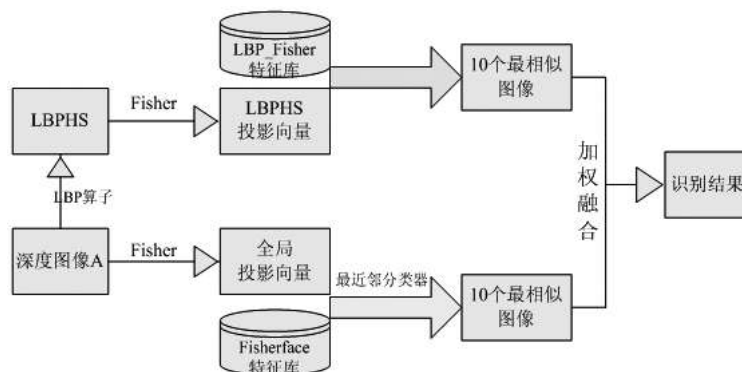


图5 Fisherface 和 LBP_Fisher 的融合策略

加权融合是对Fisherface与LBP_Fisher分别得到的10个结果按照相似度从高到低赋予从10到1的权值;再将相同人脸账号的结果按权相加得到各个人脸账号的得分。最终得分最高的人脸账号为识别结果。表2为以人脸图像1201.jpg为例的加权求和。

表2 对Fisherface和LBP_Fisher识别结果的权值分配(以人脸图像1201.jpg为例)

权值	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1
Fisherface 识别结果	2209	2208	1209	3009	2207	506	2506	3006	2508	2006
LBP_Fisher 识别结果	1206	1209	1207	1607	2506	1906	806	1208	3006	2206

(表格中数字编号的前两位为人脸账号,后两位为该账号下的图像编号)

4 实验结果

4.1 基于几何特征的识别实验

本文采用ZJU-3DFED库和3DFACE-XMU库对本文算法的识别性能进行验证。ZJU-3DFED数据库包括40个人,3DFACE-XMU包括30个人,每个人9种表情。图6为两个数据库上基于本文几何特征的CMC曲线。

实验结果显示在ZJU-3DFED的识别率要比3DFACE-XMU的识别率高。这是由于ZJU-3DFED的数据采用3D MEGA Capturor DF采集得到,噪声比较少,相对比较平滑,特征点定位错误也比较少。而3DFACE-XMU的数据采用三维重建技术得到,较多的噪声导致了几何特征获取不准确,识别率下降了很多。

4.2 基于深度特征的识别实验

采用LBP_Fisher与Fisherface决策级加权融合的方法对深度图进行识别实验。图7为该方法与PCA、Gabor等算法进行识别性

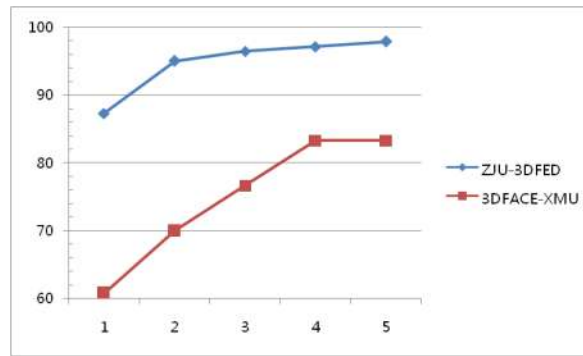


图6 基于几何特征的三维人脸识别 CMC 曲线

能对比。

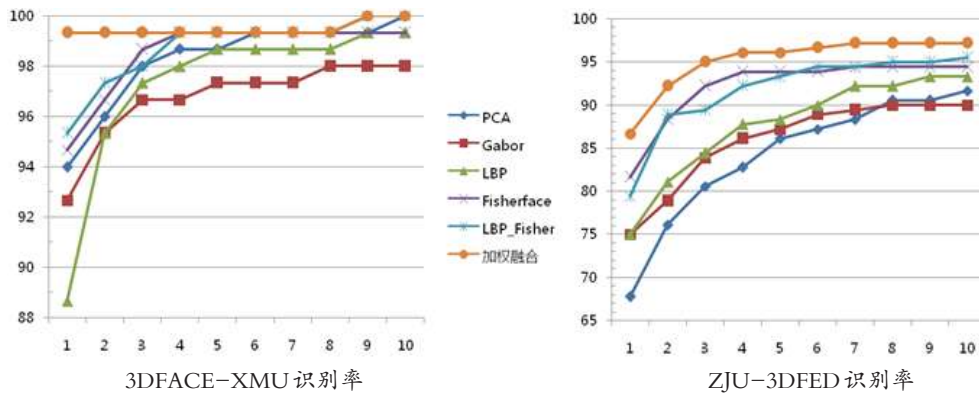


图7 基于深度特征的实验识别率对比

上图对比显示,3DFACE-XMU 基于深度特征的识别率高于几何特征的识别率。这是因为前者不需要特征点定位,能够弥补数据噪声较多的缺陷。

在两个数据库的算法对比结果中,采用 LBP_Fisher 与 Fisherface 决策级加权融合的方法均高于 PCA 和 Gabor 方法以及单 LBP 和单 Fisherface 方法。

5 结束语

本文在三维人脸点云数据上准确提取4类(包括曲率、距离、体积和角度)共13维的特征向量作为三维几何特征,在采样良好的 ZJU-3DFED 数据上具有较高的识别率。在深度图上,采用 LBP_Fisher 与 Fisherface 决策级加权融合的方法进行识别,对单 LBP 和 Fisherface 算法的识别率有显著的提升。

参考文献:

- [1] AHONEN T, HADID A, PIETIKINEN M. Face recognition with local binary patterns[J]. Computer Vision-ECCV 2004, 2004:469-481.
- [2] LIU D H, LAM K M, SHEN L S. Optimal sampling of Gabor features for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(2):267-276.
- [3] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face recognition: a literature survey[J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4):399-458.
- [4] 赖海滨. 基于双目立体视觉的人脸点云获取及识别研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2011.
- [5] 刘丹华. 三维人脸数据获取及识别技术研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2012.
- [6] 韩松, 潘纲, 王跃明, 吴朝晖. 三维鼻形: 一种新的生物特征识别模式[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(1):38-42.
- [7] 李庆敏. 多特征融合的三维人脸识别技术研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2010.
- [8] 吴众山. 基于B样条的三维人脸曲面生成及特征提取研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2008.
- [9] 叶剑华, 刘正光. 基于 LBP 和 Fisherfaces 的多模态人脸识别[J]. 计算机工程, 2009, 35(11):193-195.