

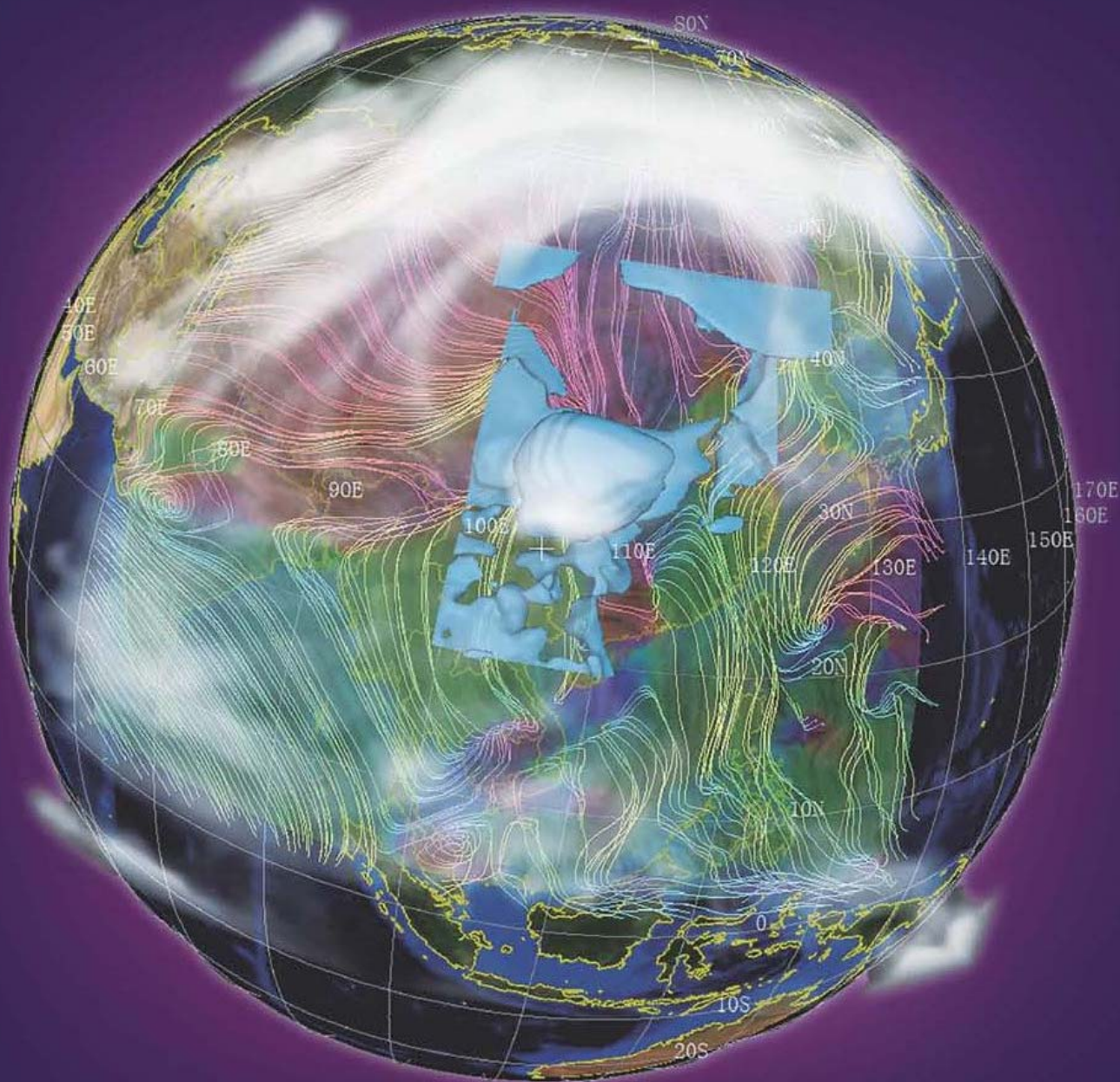


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
05
VOL.20

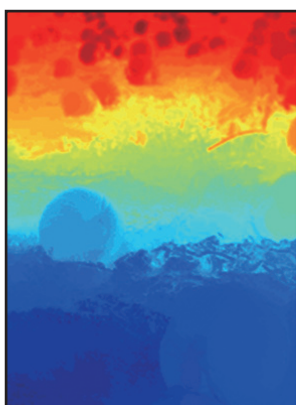
ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



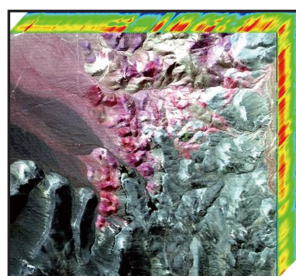
风场云场混合可视化



面向彩色增强图像的客观质量评价算法(第0643页)



使用柯西分布点扩散函数模型的单幅散焦图像深度恢复(第0708页)



基于蛙跳算法的离散粒子群优化端元提取(第0724页)

综述

中国图像工程: 2014

章毓晋 0585

图像分割中的超像素方法研究综述

宋熙煜, 周利莉, 李中国, 陈健, 曾磊, 闫钊 0599

图像处理和编码

结合通道共生和选择集成的彩色图像隐写分析

栗风永, 张新鹏 0609

复数基下的图像伪装算法

朱喜玲, 陈伟, 宋瑞霞, 齐东旭 0618

复杂自然环境下感兴趣区域检测

肖志涛, 王红, 张芳, 耿磊, 吴骏, 李月龙, 李峰 0625

结合调整差值变换的(K,N)有意义图像分存方案

欧阳显斌, 邵利平, 陈文鑫 0633

图像分析和识别

面向彩色增强图像的客观质量评价算法

李子印, 倪军 0643

基于局部模型匹配的几何活动轮廓跟踪

刘万军, 刘大千, 费博雯, 曲海成 0652

密集特征加权跟踪算法

罗会兰, 梅晶, 孔繁胜 0664

利用Kolmogorov-Smirnov统计的区域化图像分割

赵泉华, 张洪云, 李玉 0678

混合生成式和判别式模型的图像自动标注

李志欣, 施智平, 张灿龙, 王金艳 0687

基于协作表示残差融合的3维人脸识别

詹曙, 臧怀娟, 相桂芳 0700

图像理解和计算机视觉

使用柯西分布点扩散函数模型的单幅散焦图像深度恢复

明英, 蒋晶珏 0708

计算机图形学

用户驱动的微博可视化搜索

周霞娟, 汪飞, 金玲, 陈为, 王章野 0715

遥感图像处理

基于蛙跳算法的离散粒子群优化端元提取

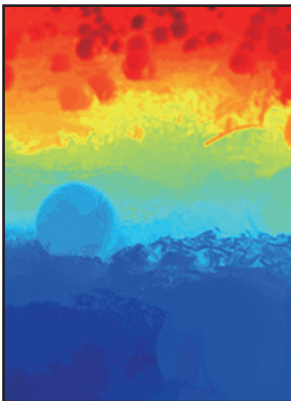
吴国伟, 赵艳玲, 王龙, 倪巍, 许立江, 冉艳艳 0724

CONTENTS

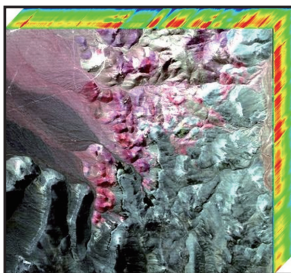
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Objective quality assessment
for enhanced chromatic
images(P0643)



Depth recovery from a single
defocused image using a
Cauchy-distribution-based
point spread function model
(P0708)



Discrete particle swarm
optimization endmember
extraction based on shuffled
frog leaping algorithm
(P0724)

Review

Image engineering in China: 2014 Zhang Yujin	0585
Review on superpixel methods in image segmentation Song Xiyu, Zhou Lili, Li Zhongguo, Chen Jian, Zeng Lei, Yan Bin	0599

Image Processing and Coding

Steganalysis for color images based on channel co-occurrence and selective ensemble Li Fengyong, Zhang Xinpeng	0609
Image disguise algorithm based on complex number base Zhu Xiling, Chen Wei, Song Ruixia, Qi Dongxu	0618
ROI detection under the complicated natural environment Xiao Zhitao, Wang Hong, Zhang Fang, Geng Lei, Wu Jun, Li Yuelong, Li Feng	0625
Meaningful (K, M) image sharing scheme combined with the adjusting difference transformation Ouyang Xianbin, Shao Liping, Chen Wenxin	0633

Image Analysis and Recognition

Objective quality assessment for enhanced chromatic images Li Ziyin, Ni Jun	0643
Geometric active contour tracking based on locally model matching Liu Wanjun, Liu Daqian, Fei Bowen, Qu Haicheng	0652
The dense feature-weighted object tracking Luo Huilan, Mei Jing, Kong Fansheng	0664
Regionalized image segmentation using Kolmogorov-Smirnov statistics Zhao Quanhua, Zhang Hongyun, Li Yu	0678
Hybrid generative/discriminative model for automatic image annotation Li Zhixin, Shi Zhiping, Zhang Canlong, Wang Jinyan	0687
Three dimensional face recognition by fused residual based on collaborative representation Zhan Shu, Zang Huaijuan, Xiang Guifang	0700

Image Understanding and Computer Vision

Depth recovery from a single defocused image using a Cauchy-distribution-based point spread function model Ming Ying, Jiang Jingjue	0708
--	------

Computer Graphics

User-driven visual micro-blog search Zhou Xiajuan, Wang Fei, Jin Ling, Chen Wei, Wang Zhangye	0715
--	------

Remote Sensing Image Processing

Discrete particle swarm optimization endmember extraction based on shuffled frog leaping algorithm Wu Guowei, Zhao Yanling, Wang Long, Ni Wei, Xu Lijiang, Ran Yanyan	0724
--	------

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)05-0700-08

论文引用格式: Zhan S, Zang H J, Xiang G F. 3D face recognition by fused residual based on collaborative representation [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(5): 0700-0707. [詹曙, 臧怀娟, 相桂芳. 基于协作表示残差融合的 3 维人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(5): 0700-0707.] [DOI: 10.11834/jig.20150512]

基于协作表示残差融合的 3 维人脸识别

詹曙, 臧怀娟, 相桂芳

合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009

摘要: 目的 针对 2 维人脸难以克服光照、表情、姿态等复杂问题, 提出了一种基于协作表示残差融合的新算法。方法 协作表示分类算法是将所有类的训练图像一起协作构成字典, 通过正则化最小二乘法代替 1 范数求解稀疏系数, 减小了计算的复杂度, 由此系数重构测试人脸, 根据重构误差最小原则, 对测试人脸正确分类。该方法首先在 3 维人脸深度图上提取 Gabor 特征和 Geodesic 特征, 然后在协作表示算法的基础上融合两者的残差信息, 作为最终差异性度量, 最后根据融合残差最小原则, 进行人脸识别。结果 在不同的训练样本、特征维数条件下, 在 CIS 和 Texas 2 个人脸数据库上, 本文算法的识别率可分别达到 94.545% 和 99.286%。与 Gabor-CRC 算法相比, 本文算法的识别率平均高出了 10% 左右。结论 在实时成像系统采集的人脸库和 Texas 3 维人脸库上的实验结果表明, 该方法对有无姿态、表情、遮挡等变化问题具有较好的鲁棒性和有效性。

关键词: 协作表示; Gabor 特征; Geodesic 特征; 残差融合; 人脸识别; 3 维人脸深度图; 特征选择

Three dimensional face recognition by fused residual based on collaborative representation

Zhan Shu, Zang Huajuan, Xiang Guifang

School of Computer & Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

Abstract: **Objective** To overcome the crucial problem of expression, illumination, and pose variations in 2D face recognition, a fused residual algorithm based on collaborative representation is proposed. **Method** Collaborative representation classification (CRC) algorithm combines all training images to constitute a dictionary collaboratively. CRC algorithm has less complexity by using regularized least square to solve sparse coefficients, and the coefficients reconstruct a testing face. Testing faces are classified correctly based on reconstruction residuals. This approach extracts Gabor and geodesic features from 3D face depth images, and then fuses two features via collaborative representation algorithm. The fused residuals serve as the ultimate difference metric. Finally, the minimum fused residual corresponds to the correct subject. **Result** While the Gabor feature has good scale and orientation selectivity, the geodesic feature has facial intrinsic geometric structure and robust to facial expression, CRC is insensitive to occlusion. Experiments are conducted on CIS and Texas face databases, and results show that the recognitions rates of the proposed method are up to 94.545% and 99.286%, respectively. The recognitions rates outperform that of Gabor-CRC by approximately 10%. **Conclusion** Comprehensive experiments on CIS and

收稿日期: 2014-10-15; 修回日期: 2015-01-20

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61371156)

第一作者简介: 詹曙 (1968—), 男, 硕士, 2000 年于中国科学技术大学获电子与通信工程专业博士学位, 主要研究方向为 3 维人脸识别和医学图像处理。E-mail: shu_zhan@hfut.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61371156)

Texas database verify that the proposed algorithm is effective and robust.

Key words: collaborative representation; gabor feature; geodesic feature; fused residual; face recognition; 3D face depth image; feature selection

0 引言

目标识别是光学成像、模式识别和计算机视觉的交叉学科。而人脸识别具有自然、友好、非接触性等优势,成为这一交叉领域中一个活跃的研究热点。2维图像的人脸识别方法有主成分分析法^[1](PCA),线性判别分析法^[2](LDA)、流形学习^[3](Manifold Learning)和核主成分分析法^[4](KPCA)等。尽管2维人脸识别技术渐趋成熟,但由于对光照、姿态、表情变化的敏感,在很大程度上限制了人脸识别技术的发展,使得越来越多的研究者转向3维人脸识别的研究。

深度学习(deep learning)是由Hinton等人^[5]在《Science》上发表的一篇文章中提出来的,是机器学习中的一个新的研究领域。深度学习用于目标和行为识别^[6],以及人脸识别领域中^[7-8],文献[6]主要研究了深度学习在目标和行为识别中的新进展,文献[7-8]将深度学习用于人脸识别中,取得了不错的效果。

稀疏表示是最近几年信号处理领域的关注点。2009年Wright等人^[9]将稀疏表示用于人脸识别,提出了一个基于稀疏表示的分类器(SRC),表现出较好的鲁棒性,能够在人脸处于遮挡的情况下依然取得很好的分类效果。但一些研究人员^[10-12]开始对稀疏表示用于识别时, l_1 范数的作用提出了质疑,他们认为在基于稀疏表示的分类器中真正起作用的是协作表示,并通过大量的实验证明了该想法。2011年Zhang^[12-13]提出协作表示分类法(CRC)并将其用于人脸识别,通过 l_2 范数求解稀疏系数并将不同类样本共同协作用于字典学习,取得了不错的识别效果。

2维Gabor滤波器由于在时域和频域都有着良好的分辨能力,被广泛应用在纹理分析和图像识别^[14]等领域。在人脸识别方面^[15-17],Gabor特征能够抑制光照、姿态和表情等全局干扰对识别效果的影响,放大人脸的局部信息,成为易于描述人脸的重要特征,在人脸识别中发挥着重要的作用。

根据微分几何理论,测地线的一个重要性质是

其长度不会随曲面的弯曲发生变化,即对人脸上的等距形变鲁棒。流形上任意两点之间的测地线距离在非刚性形变的情况下可以保持足够的稳定性,因此可以将人脸表面上的测地线距离作为内蕴特征用于人脸识别。Bronstein等人^[18-19]首先提出用流形嵌入方法提取表情不变特征,将人脸表情变化视为等距变换,通过Multi Dimensional Scaling(MDS)算法得到不受表情变化影响的标准形式,最后用刚性匹配的方法来识别人脸。

3维人脸深度图对光照、表情及姿态等变化具有良好的鲁棒性^[20]。本文直接基于深度图像,结合协作表示算法进行人脸识别。首先提取3维人脸深度图像的Gabor特征和Geodesic特征代替全局特征,利用协作表示知识,求解各自的稀疏系数,根据重构的融合残差,作为最终差异性的度量,进行分类识别。实验结果表明,该算法能够克服姿态、表情、遮挡等变化造成的识别率不高,并且具有一定的鲁棒性。

1 协作表示分类算法

SRC算法是将原始的训练图像作为字典,测试样本表示为训练图像的线性叠加,利用最小化 l_1 范数求解测试图像在该字典下的稀疏系数,由此系数对测试人脸进行重构,求出其残差,将其归为残差最小类,实现了人脸分类识别。但是没有任何理论和经验表明 l_1 范数对于系数的稀疏约束可以提升识别性能和鲁棒性,并且 l_1 范数的求解比较耗时,计算复杂度高。因此,Zhang等人^[12-13,21-22]认为在稀疏表示用于人脸识别时,决定最终识别分类准确的关键因素是多个样本构造字典时的协同作用。在大多数情况下,训练样本图像构成的字典是欠完备的,可将所有类的训练样本一起协作构成字典,为了减少计算复杂度,突出协作表示,通过正则化最小二乘法来求解稀疏系数,但稀疏性不像原来的 l_1 范数那么强,因此对分类准则进行了改进,在不降低原算法识别性能的基础上,大大降低了计算的复杂度。协作表示算法是设有 K 类样本,训练图像的矩阵为 $X = [X_1, X_2, \dots,$

$X_K]$, 测试人脸图像为 y , 则

$$\hat{\rho} = \arg \min_{\rho} \{ \|y - X\rho\|_2^2 + \lambda \|\rho\|_2^2 \} \quad (1)$$

式中, λ 是正则化参数, 经过数学推导, 式(1)可以变换为

$$\hat{\rho} = (X^T X + \lambda \cdot I)^{-1} X^T y \quad (2)$$

定义矩阵 $P = (X^T X + \lambda \cdot I)^{-1} X^T$, 对于 1 幅测试人脸图像 y , 可以将其投影到矩阵 P 上, 得到稀疏投影系数, 记为 $\hat{\rho} = Py$, 然后利用该系数和字典重构测试人脸图像, 求出重构后图像与测试人脸图像的残差 $\|y - X\hat{\rho}_i\|_2$, 式中 X_i 和 $\hat{\rho}_i$ 分别对应于第 i 类的训练样本矩阵和系数向量, 根据残差最小原则进行分类时, 将系数向量的 l_2 范数 $\|\hat{\rho}_i\|_2$ 加入残差的求解中, 为分类提供了更多的鉴别信息。CRC 算法的具体流程如下:

1) 构建训练样本集矩阵 $X = [X_1, X_2, \dots, X_K]$, 归一化 X 中的每一列;

2) 将测试人脸图像投影到确定的矩阵 P 上, 求解投影系数向量 $\hat{\rho} = Py$, 式中 $P = (X^T X + \lambda \cdot I)^{-1} X^T$;

3) 计算各类样本的残差

$$r_i = \|y - X\hat{\rho}_i\|_2 / \|\hat{\rho}_i\|_2 \quad (3)$$

4) 根据残差最小原则进行分类识别, 即

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \{r_i\} \quad (4)$$

2 特征提取

对于人脸识别过程, 如何提取有效的特征来描述人脸是关键性问题, 降维亦是一个重要的环节。为了降低维数和减少计算复杂度, 一般先采用特征变换的方法将人脸图像从图像空间映射到特征空间, 常见的有 PCA, LDA 变换等, 利用提取的特征构造字典, 再通过协作表示分类算法进行人脸分类识别。

2.1 Gabor 特征

在人脸识别中, 为了提取更加有效的纹理信息和局部信息, 对人脸图像进行 Gabor 变换, 得到鉴别性强的特征人脸, 对光照、表情和姿态变化相对于整体特征更具鲁棒性, 该特征不仅利用局部特征提取了主要的低频识别成分, 而且很好地保留了人脸的完整信息。2 维 Gabor 滤波器的函数定义为^[15]

$$\varphi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\left[\exp(ik_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (5)$$

式中, $z = (x, y)$ 表示坐标 (x, y) 处的像素值, u 和 v 分别表示方向和尺度, 波向量 $k_{u,v} = k_v e^{i\phi_u}$, 其中 $k_v = k_{\max}/f^v$ 为采样尺度, $\phi_u = \pi u/8$ 为采样方向, $k_{\max} = \pi/2$ 为最大频率, i 为虚数单位, f 是频域核间距因子 (取 $f = \sqrt{2}$), σ 表示小波频率带宽有关的常数 (取 $\sigma = 2\pi$)。

要获取人脸图像的 Gabor 特征 $G_{u,v}(z)$, 只需将人脸图像 $I(z)$ 与 Gabor 滤波器 $\varphi_{u,v}(z)$ 进行卷积即可实现, 即

$$G_{u,v}(z) = I(z) * \varphi_{u,v}(z) = M_{u,v}(z) \cdot \exp(i\theta_{u,v}(z)) \quad (6)$$

式中, $M_{u,v}(z)$ 表示幅度信息, $\theta_{u,v}(z)$ 表示相位信息。采用 5 个尺度 $v = \{0, 1, 2, 3, 4\}$, 8 个方向 $u = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$, 得到的不同方向、不同尺度的 Gabor 特征, 表示为 $\chi = [a_{0,0}^T, a_{0,1}^T, \dots, a_{4,7}^T]^T$ 。提取后的 Gabor 特征作为分类器的输入。但是这些 Gabor 特征组成的特征空间维数很大, 因此需要对 Gabor 特征进行下采样和降维, 最终得到一个合适的特征空间代替原来的图像空间, 作为训练样本进行字典学习。从式(6)可以看出, Gabor 特征是复数, 所以本文将幅值 $M_{u,v}(z)$ 作为输入, 因为幅值 $M_{u,v}(z)$ 包含了图像局部能量的变化, 可以作为人脸图像局部特征的一个度量标准。

2.2 Geodesic 特征

在欧氏空间中, 两点间最短的距离是直线段。微分几何中, 测地线为曲面上任意两点之间的最短距离, 人脸表面上的测地线距离是黎曼度量的内蕴几何量, 具有良好的几何不变性。由于它随着人脸表情的变化能够保持足够的稳定, 越来越多的被用在 3 维人脸识别中。常用的计算测地线的方法有, Johnson 等人^[23]提出了传统的 Dijkstra 最短路径算法, Kimmel 等人^[24]提出一种基于快速行进法 (FMM) 近似计算测地线的方法等, 本文用改进的测地线算法, 采用 Delaunay 三角剖分法实现 3 维数据的网格化处理, 然后结合 FMM 法计算测地线距离, 相比文献[23-24]提高了精度, 减少了计算时间。测地线矩阵表示为 $G = (d_{ij}) = d(x_i, x_j)$, 式中矩阵元素 d_{ij} 为人脸上任两点 x_i 和 x_j 之间的测地线距离。得到的测地线矩阵即为 Geodesic 特征, 其作为分类器的输入, 与 Gabor 特征一样, 由于矩阵维数比

较大,需要降维后作为训练样本输入。

3 基于协作表示的残差融合算法

3D人脸图像不仅包含2D的纹理信息,还包含了空间信息,是人脸本身的固有属性,对外界条件的变化有一定的抑制作用。全局特征一般对表情、光照、遮挡的存在会影响特征提取的准确性。而Gabor特征和Geodesic特征对光照、姿态及表情等变化具有一定的鲁棒性。Gabor特征具有良好的空间局部性和方向选择性,虽然能够保持原始数据的局部特性,但由于Gabor特征对于人脸图像遮挡非常敏感,而且不具有几何不变性。Geodesic特征是通过人脸面部拓扑结构几何关系为基础的特征矢量,测地线距离是3D人脸曲面的内蕴特征,具有良好的几何不变性,但对像张开嘴巴等强烈的表情变化的鲁棒性较差。因此,Gabor特征和Geodesic特征存在互补的优缺点。而协作表示算法对遮挡等不敏感,所以在此基础上提出的基于协作表示残差融合的算法,在发挥各自优势的同时,又弥补了各自的不足。不论是在姿态、表情抑或遮挡的情况下,都能很好地改善人脸图像的识别性能。

基于协作表示的Gabor特征和Geodesic特征残差融合的流程框图如图1所示。

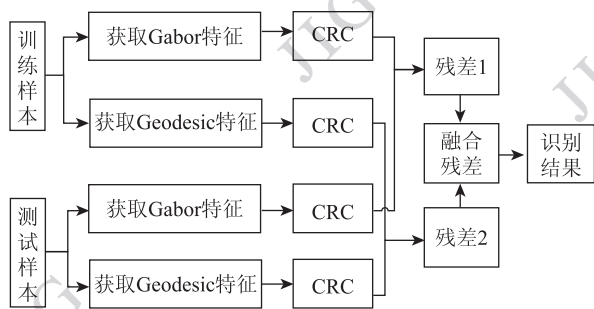


图1 基于协作表示残差融合的3D人脸识别流程图

Fig. 1 Flow chart of 3D face recognition by fused residual based on collaborative representation

基于协作表示残差融合算法(FCRC)进行人脸识别的步骤如下:

1) 训练样本集由3D人脸深度图像组成,假设有 K 类样本,训练样本集图像矩阵为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_K]$;

2) 对深度图像提取Geodesic特征和Gabor特征,其矩阵分别为

$$G_{\text{geodesic}} = [G_1^{\text{geo}}, G_2^{\text{geo}}, \dots, G_K^{\text{geo}}] \quad (7)$$

$$G_{\text{gabor}} = [G_1^{\text{gab}}, G_2^{\text{gab}}, \dots, G_K^{\text{gab}}] \quad (8)$$

3) 将 G_K^{geo} 和 G_K^{gab} 向PCA子空间做投影,可以得到降维后训练集图像特征和测试集图像特征为

$$T_r^{\text{geo}} = W^T G^{\text{geo}}, T_r^{\text{gab}} = W^T G^{\text{gab}} \quad (9)$$

$$T_t^{\text{geo}} = W^T Y^{\text{geo}}, T_t^{\text{gab}} = W^T Y^{\text{gab}} \quad (10)$$

4) 降维后的训练图像集特征构成训练字典

$$D_{\text{geo}} = [T_{r1}^{\text{geo}}, T_{r2}^{\text{geo}}, \dots, T_{rk}^{\text{geo}}] \quad (11)$$

$$D_{\text{gab}} = [T_{r1}^{\text{gab}}, T_{r2}^{\text{gab}}, \dots, T_{rk}^{\text{gab}}] \quad (12)$$

5) 归一化 D_{geo} 和 D_{gab} 中的每一列,将测试图像投影到矩阵 P_1 和 P_2 上,得到稀疏系数向量 $\alpha_1 = P_1 y, \alpha_2 = P_2 y$,式中, $P_1 = (D_{\text{geo}}^T D_{\text{geo}} + \lambda \cdot I)^{-1} D_{\text{geo}}^T$, $P_2 = (D_{\text{gab}}^T D_{\text{gab}} + \lambda \cdot I)^{-1} D_{\text{gab}}^T$,本文中正则化参数 $\lambda = 0.001, I$ 为单位矩阵。

6) 计算各类样本的残差

$$e_{\text{geo}}^i = \frac{\|y - D_{\text{geo}}^i \alpha_1\|_2}{\|\alpha_1\|_2} \quad (13)$$

$$e_{\text{gab}}^i = \frac{\|y - D_{\text{gab}}^i \alpha_2\|_2}{\|\alpha_2\|_2} \quad (14)$$

7) 融合的残差作为最终度量标准

$$e_i = |e_{\text{geo}}^i| + |e_{\text{gab}}^i| \quad (15)$$

8) 根据残差最小原则进行识别分类,即

$$e(y) = \arg \min_i \{e_i\} \quad (16)$$

4 实验及结果分析

为了验证本文算法在处理光照、姿态以及表情变化等复杂环境下的有效性,分别在实时成像系统人脸库^[25]与Texas人脸库^[26]上进行了一系列的实验。实验结果均为在多次实验后求取的平均值。

4.1 实时成像系统人脸库

实时成像系统人脸库是由相关型图像传感器(CIS)3D实时成像系统获得的人脸数据。该人脸库集包含11个人的77幅不同姿态(正/侧面,抬头/低头)、不同表情(睁/闭眼,笑/不笑)、有无遮挡(戴眼镜/不戴眼镜)以及不同光照(亮光/暗光)的人脸图像。深度、灰度图像的分辨率均为 64×64 像素。库中部分人脸图像如图2所示。

实验选取每人任意2幅图像作为训练样本,每人剩余的5幅图像作为测试样本。表1给出了本文方法与其他几种方法取得的识别结果的比较。

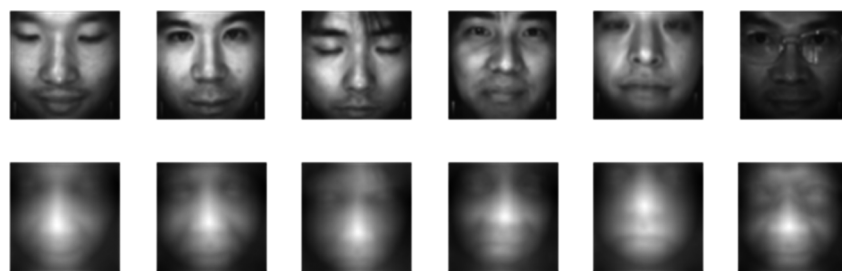


图2 实时成像系统部分人脸灰度图像和对应的深度图像

Fig. 2 Some human face intensity images and corresponding depth maps in CIS

表1 CIS 3 维人脸深度图像的认识结果比较

Table 1 Comparison between recognition results in CIS

算法	识别率/%
PCA	89.091
KPCA	89.09
SRC	89.09
CRC	87.273
Geodesic-CRC	94.545
Gabor-CRC	94.545
FCRC	94.545

由表1可知,以 Gabor 特征和 Geodesic 特征作为局部特征的协作表示及本文 FCRC 算法,均优于传统的基于整体特征的协作表示算法。

由于训练集样本数的选择影响着识别率的高低。随机依次分别选取该库中每人的 1, 2, 3, 4, 5, 6 幅作为训练样本。对应的每人剩余图像作为测试样本,选取的图像均为深度图。在特征维数为 4, 正则化参数 $\lambda = 0.001$ 时进行实验,在不同的训练样本数下,识别率的变化曲线如图 3。

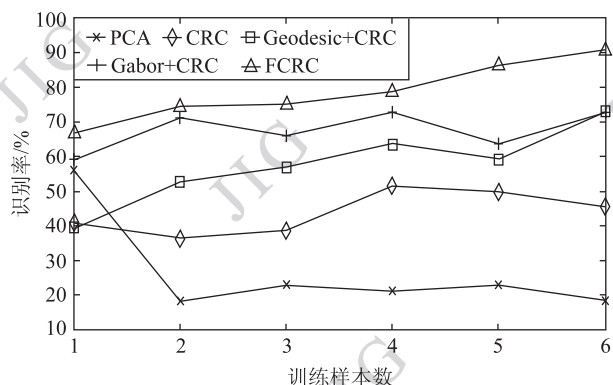


图3 CIS 人脸库中识别率随训练样本数变化曲线

Fig. 3 Recognition rate curve with different size of training samples set in CIS

从图3可以看到,随着训练样本数增加到4时,除 PCA 外,其余几种算法均有不同程度的升高。传统的 PCA 由于不能克服姿态、表情等变化,识别效果较差。而传统的采用整体特征的 CRC 算法,局部特征 Geodesic-CRC 算法和 Gabor-CRC 算法,取得较好的识别性能。在 5 幅训练样本时,其余几种算法均有所降低,而本文 FCRC 算法,一直稳定上升,识别率明显高于其他几种算法,特别是在训练集数较小的情况下,优势更为突出。实验结果表明本文算法对于选择不同的训练样本,均可得到最优的识别效果。

在 CIS 库上进一步验证本文算法的有效性。选择库中每人任意 3 幅深度图作为训练集,其余 4 幅构成测试集,训练集为 33 幅图像,测试集为 44 幅图像。识别率随特征维数的变化如图 4。

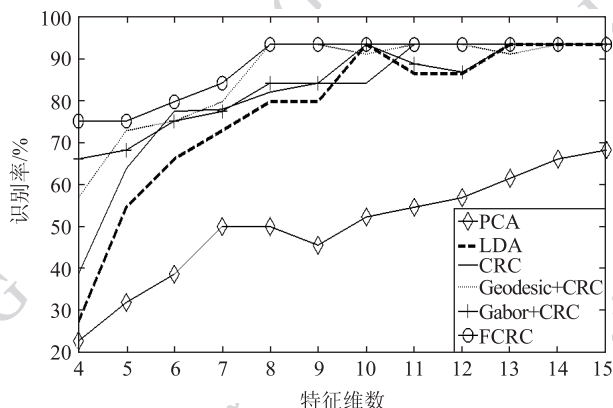


图4 CIS 3 维人脸库中识别率随维数变化曲线

Fig. 4 Recognition rate curve with different feature dimensions in CIS

从图4可以看出,在特征维数为 8 时,本文算法已达到 93.182%,且此后一直保持该水平。而其余几种算法一开始处于发散状态,除 PCA 算法外,直到特征维数为 14 维以后,才收敛于

93.182%。实验结果表明,用易于描述人脸的 Gabor 特征和 Geodesic 特征代替整体特征,在协作表示的基础上,融合两者的残差作为最终差异性度量,在不同维数变化时,都取得了优于其他几种算法的识别结果。

4.2 Texas 3 维人脸库

Texas 3 维人脸库由德克萨斯大学提供通过精

度较高的立体成像设备采集的一系列有关人脸的深度图像和与之对应的彩度图像。人脸图像包括性别的变化(男/女),人种的变化(亚洲/非洲),光线的变化(明光/暗光),表情的变化(笑/不笑,睁眼/闭眼)等。实验中选取其中 70 个人的每人 10 幅深度图像进行实验,部分实验人脸图像如图 5 所示。

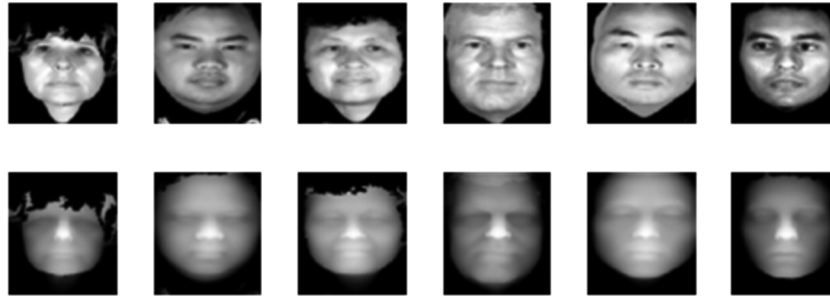


图 5 Texas 人脸库部分人脸灰度图像和对应的深度图

Fig. 5 Some human face intensity images and corresponding depth maps in Texas

实验中设定不同的训练集和测试集。即每类训练样本数依次为 1,2,3,4,5,6,7,8,9,剩余的图像作为测试样本,如 1 幅训练,9 幅测试。在特征维数为 9,正则化参数 $\lambda = 0.001$ 时,不同算法的识别率随训练样本数变化的实验结果如图 6 所示。

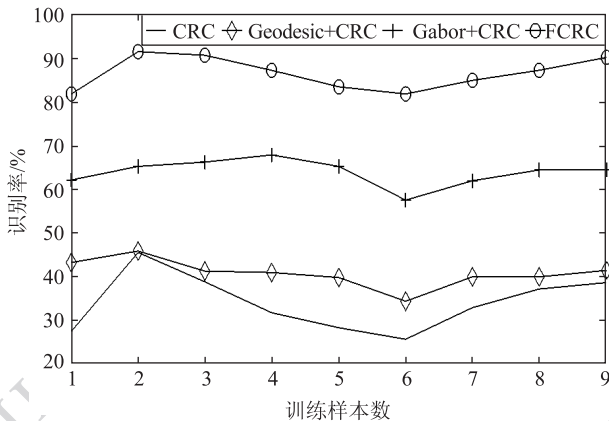


图 6 Texas 3 维人脸库识别率随训练样本数变化曲线

Fig. 6 Recognition rate curve with different size of training samples set in Texas

训练集规模的大小影响着识别率的高低。从图 6 可以看出,在特征维数一定时,识别率并非训练集样本数越多,识别率就越高。因为训练样本数增加,会造成信息的冗余干扰。但不论训练样数多少时,本文算法都要优于其他几种算法。

为了验证本文算法在不同维数下也有较好的识

别效果,在该人脸库中,再随机选择每人 2 幅深度图像作为训练集,其余 8 幅作为测试集进行实验,实验结果如图 7 所示。

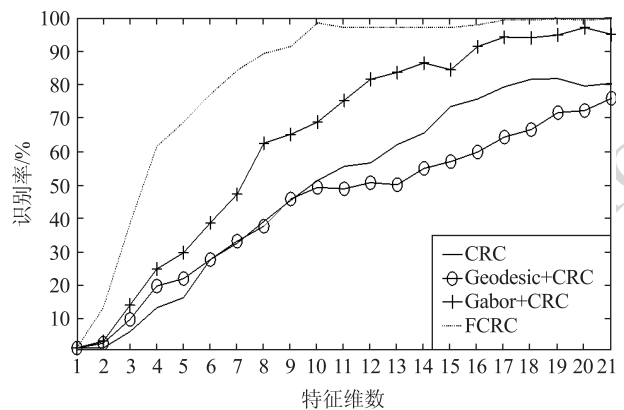


图 7 Texas 3 维人脸库中识别率随维数变化曲线

Fig. 7 Recognition rate curve with different feature dimensions in Texas

从图 7 可以看出,随着特征维数的增加,提取的特征信息量越多,几种算法的识别率均呈增长趋势。在特征维数为 9 维时,本文算法已达到 91.429%,远远高于其他几种算法,且在 9 维以后,识别率均高于 97%。特征维数较低时,相比其他几种算法,融合残差的协作表示有着更高的识别率,优势更加突出,实验结果表明了本文算法的可行性和有效性。

5 结 论

由于2维人脸识别过程中存在的光照、姿态、表情等变化问题,提出了一种基于协作表示残差融合的新算法。首先在3维人脸深度图像上提取 Gabor 特征和 Geodesic 特征,来代替原始深度值特征,然后在协作表示的基础上,融合两者的残差进行分类识别。由于 Gabor 特征具有良好的尺度选择性和方向选择性,Geodesic 特征具有等距形变的性质,CRC 对遮挡具有不敏感性,最后实验结果表明,本文算法在不同的训练样本和特征维数下,都能有效地处理有无光照、姿态和表情等变化问题。

参考文献(References)

- [1] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86. [DOI: 10.1162/jocn.1991.3.1.7]
- [2] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720. [DOI: 10.1109/34.598228]
- [3] Sam T, Roweis Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326. [DOI: 10.1126/science.290.5500.2323]
- [4] Scholkopf B, Smola A, Muller K. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299-1319. [DOI: 10.1162/089976698300017467]
- [5] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507. [DOI: 10.1126/science.1127647]
- [6] Zheng Y, Chen Q Q, Zhang Y J. Deep learning and its new progress in object and behavior recognition[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(2): 175-184. [郑胤, 陈权崎, 章毓晋. 深度学习及其在目标和行为识别中的新进展[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 175-184.] [DOI: 10.11834/jig.20140202]
- [7] Sun Y, Wang X G, Tang X O. Deep Learning Face Representation from Predicting 10,000 Classes[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, OH: IEEE, 2014: 1891 - 1898. [DOI: 10.1109/CVPR.2014.244]
- [8] Sun Y, Wang X G, Tang X O. Deep convolutional network cascade for facial point detection[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR: IEEE, 2013: 3476 - 3483. [DOI: 10.1109/CVPR.2013.446]
- [9] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227. [DOI: 10.1109/TPAMI.2008.79]
- [10] Shi Q F, Eriksson A, Van D H A, et al. Is face recognition really a compressive sensing problem? [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE, 2011: 553-560. [DOI: 10.1109/CVPR.2011.5995556]
- [11] Rigamonti R, Brown M A, Lepetit V. Are sparse representations really relevant for image classification? [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE, 2011: 1545-1552. [DOI: 10.1109/CVPR.2011.5995313]
- [12] Zhang L, Yang M, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE Computer Society Press, 2011: 471-478. [DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126277]
- [13] Zhu P F, Zuo W M, Zhang L, et al. Image set based collaborative representation for face recognition [C]// IEEE Transactions on Information Forensics and Security. Biometrics Compendium: IEEE, 2014: 1120-1132. [DOI: 10.1109/TIFS.2014.2324277]
- [14] Hu Z Q, Xu B, Bai Y. Sparse representation for image recognition based on Gabor feature set and discriminative dictionary learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(2): 189-194. [胡正平, 徐波, 白洋. Gabor 特征集结合判别式字典学习的稀疏表示图像识别[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(2): 189-194.] [DOI: 10.11834/jig.2013]
- [15] Yang M, Zhang L. Gabor feature based sparse representation for face recognition with Gabor occlusion dictionary[M]. Computer Vision-ECCV 2010. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 448-461.
- [16] Zhan S, Zhang Q X, Jiang J G, et al. 3D face recognition by kernel collaborative representation based on Gabor feature[J]. Acta Photonica Sinica, 2013, 42(12): 1448-1453. [詹曙, 张启祥, 蒋建国, 等. 基于 Gabor 特征核协作表达的三维人脸识别[J]. 光子学报, 2013, 42(12): 1448-1453.] [DOI: 10.3788/gzxb20134212.1448]
- [17] Liu Z H, Yin J, Jin Z. An adaptive feature and weight selection method based on Gabor image for face recognition [J]. Acta Photonica Sinica, 2011, 40(4): 636-641. [刘中华, 殷俊, 金忠. 一种自适应的 Gabor 图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法[J]. 光子学报, 2011, 40(4): 636-641.] [DOI: 10.3788/gzxb20114004.0636]
- [18] Bronstein A M, Bronstein M M, Kimmel R. Three-dimensional

- face recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 64(1): 5-30.
- [19] Bronstein A M, Bronstein M M, Kimmel R. Expression-invariant representations of faces [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 188-197. [DOI: 10.1109/TIP.2006.884940]
- [20] Drira H, Ben A B, Srivastava A, et al. 3D face recognition under expressions, occlusions and pose variations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(9): 2270-2283. [DOI: 10.1109/TPAMI.2013.48]
- [21] Chi Y J, Porikli F. Classification and boosting with multiple collaborative representations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(8): 1519-1531. [DOI: 10.1109/TPAMI.2013.236]
- [22] Yang M, Zhang L, Jian Y, et al. Regularized robust coding for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1753-1766. [DOI: 10.1109/TIP.2012.2235849]
- [23] Johnson D B. A note on Dijkstra's shortest path algorithm [J]. Journal of the ACM, 1973, 20(3): 385-388.
- [24] Sethian J A. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1996, 93(4): 1591-1595.
- [25] Kurihara T, Ono N, Ando S. Surface orientation imager using three-phase amplitude-modulated illumination and correlation image sensor [C]// Electronic Imaging 2003. Minnesota, USA; International Society for Optics and Photonics. 2003: 95-102.
- [26] Gupta S, Castleman K R, Markey M K, et al. Texas 3D face recognition database [C]// IEEE Southwest Symposium on Image Analysis & Interpretation. Austin, TX, USA; IEEE, 2010: 97-100. [DOI: 10.1109/SSIAI.2010.5483908]