

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 **10**
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年10月 第17卷 第10期(总第198期)

目次

综述

张量值图像插值方法综述 邵宇, 刘莹, 孙富春(1197)

图像处理和编码

利用模运算及其周期性特点的安全隐写算法 廖琪男(1206)

结合快速融合与颜色传递的双波段夜视图像染色 李郁峰, 冯晓云, 徐铭蔚, 黄文丽(1213)

Weber 定律下尺度空间的自适应构建 刘立, 张瑞军, 万亚平, 黄欣阳, 彭复员(1222)

改进权值函数的非局部均值去噪算法 单建华(1227)

图像分析和识别

非相似度保持投影 陈才扣, 侯钰(1232)

非正交二值子空间模板表示的并行生成 杨培, 武港山, 杨扬, 任桐炜(1237)

Adaboost 和随机图划分的无监督图像分类 李巍, 杨素锦, 段晓华(1245)

aiNet 背景抑制的单帧红外弱小目标检测 陈炳文, 王文伟, 秦前清(1252)

韦伯-中心环绕结构的图像显著性检测模型 林丽莉, 周文晖(1261)

气象传真图信息提取 李存东, 肖传毅, 潘海朗, 陈日清, 杨劲松(1268)

图像理解和计算机视觉

多要素空间场景相似性匹配模型及应用 宋腾义, 汪闽(1274)

计算机图形学

Delaunay 三角网通用合并算子及分治算法的简化 刘永和, 冯锦明, 郭维栋, 田根, 金毅(1283)

基于 Laplace 谱嵌入和 Mean Shift 的三角网格一致性分割 马亚奇, 李忠科, 赵静(1292)
断裂面匹配的破碎刚体复原 李群辉, 周明全, 耿国华(1298)

虚拟现实与增强现实

核爆炸外观景象实时模拟 郑涛, 徐晓刚, 邵承永(1305)

医学图像处理

全局脑白质纤维群智能跟踪算法 冯远静, 王哲进, 张贵军, 俞立(1312)

遥感图像处理

对偶四元数线阵遥感影像几何定位 盛庆红, 姬亭, 刘微微, 王惠南(1319)

修正安装矩阵提高 FY-3B/MERSI 的地理定位精度 吴荣华, 杨忠东, 关敏, 李翔翔(1327)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 10 期

2012 年 10 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101
电子信箱:jig@irsa.ac.cn
电话:010-64807995 010-82614429
网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司
(中国国际书店)
(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
CAS China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational
Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
of Journal of Image and Graphics
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 10 October 2012

Contents

Review

Overview of tensor valued images interpolation technology Shao Yu, Liu Ying, Sun Fuchun (1197)

Image Processing and Coding

Secure steganography based on modulo and its cyclical characteristic Liao Qinan (1206)

Night vision dual-band images coloration using fast fusion and color transfer
..... Li Yufeng, Feng Xiaoyun, Xu Mingwei, Huang Wenli (1213)

Adaptive algorithm of scale-space construction method based on Weber's law
..... Liu Li, Zhang Ruijun, Wan Yaping, Huang Xinyang, Peng Fuyuan (1222)

Non-local means denoising algorithm with enhanced weight function Shan Jianhua (1227)

Image Analysis and Recognition

Dissimilarity preserving projection Chen Caikou, Hou Yu (1232)

Parallel algorithm for generating template representation based on non-orthogonal binary subspace
..... Yang Pei, Wu Gangshan, Yang Yang, Ren Tongwei (1237)

Unsupervised image categorization based on Adaboost and stochastic graph partition Li Wei, Yang Sujin, Duan Xiaohua (1245)

Infrared dim target detection in single image based on background suppression by aiNet
..... Chen Bingwen, Wang Wenwei, Qin Qianqing (1252)

Image saliency detection model with Weber's law based on center-surround structure Lin Lili, Zhou Wenhui (1261)

Information extraction from meteorological facsimile maps
..... Li Cundong, Xiao Chuanyi, Pan Hailang, Chen Riqing, Yang Jinsong (1268)

Image Understanding and Computer Vision

Multi-feature based spatial scene matching model and its application Song Tengyi, Wang Min (1274)

Computer Graphics

Merging planar Delaunay triangulations based on universal operators and the implementation of a divide-conquer algorithm
..... Liu Yonghe, Feng Jinming, Guo Weidong, Tian Gen, Jin Yi (1283)

Consistence segmentation of triangle mesh using Laplace spectral embedding and Mean Shift
..... Ma Yaqi, Li Zhongke, Zhao Jing (1292)

Reassembly of broken 3D solids based on fractured surfaces matching Li Qunhui, Zhou Mingquan, Geng Guohua (1298)

Virtual Reality and Augmented Reality

Real-time simulation of nuclear explosion scene Zheng Tao, Xu Xiaogang, Shao Chengyong (1305)

Medical Image Processing

Global white matter tractography using swarm optimization Feng Yuanjing, Wang Zhejin, Zhang Guijun, Yu Li (1312)

Remote Sensing Image Processing

Geo-positioning line-array CCD images with dual quaternion Sheng Qinghong, Ji Ting, Liu Weiwei, Wang Huinan (1319)

Improved FY-3B/MERSI geolocation accuracy using installation matrix
..... Wu Ronghua, Yang Zhongdong, Guan Min, Li Xiangxiang (1327)

中图分类号: TP139 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)10-1232-05
论文引用格式: 陈才扣, 侯钰. 非相似度保持投影[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(10): 1232-1236.

非相似度保持投影

陈才扣^{1,2}, 侯钰¹

1. 扬州大学信息工程学院, 扬州 225127; 2. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094

摘要: 由主成分分析(PCA)可知任何一幅人脸图像都可以通过一组特征脸的线性加权来重构, PCA是最小均方误差意义下图像的最优表示, 但是传统的PCA最终只通过比较加权系数的欧氏距离来进行识别, 没有考虑残差。因此, 提出非相似尺度的概念, 将两个样本同时投影到相同向量上, 在确定它们关系时既考虑投影系数, 也考虑重构所产生的残差。两者的投影系数和残差相差越大, 说明这两个样本越不相似。和保局投影(LPP)有所不同, 非相似度保持投影算法不必预先设定近邻个数, 它是利用非相似度的概念, 创建非相似度散布矩阵, 最终通过最大化目标函数获取最优子空间。在AR库和Feret库上的实验结果证明了该方法的有效性。

关键词: 人脸识别; 非相似尺度; 特征抽取; 残差; 投影系数

Dissimilarity preserving projection

Chen Caikou^{1,2}, Hou Yu¹

1. Information Engineering College, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China;
2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

Abstract: We know that Principal Components Analysis (PCA) can represent each face image in terms of a linear combination of the eigenface, we also know that the PCA algorithm gives the best representation of images under the sense of minimum mean square error. However, PCA only compares the Euclidean distance between projection coefficients of samples and ignores the residue between the original sample and its reconstructed one. Therefore a new concept called dissimilarity distance metric is proposed in this paper. We project the two images into the same subspace and then characterize the similarity between pairs of samples by comparing to both the projecting coefficients and the approximation errors simultaneously. The higher is the value, the more dissimilar are the two samples. Different from Locality Preserving Projections, a new method, called Dissimilarity Preserving Projections, uses the concept of the dissimilarity above, and constructs the dissimilarity scatter matrix. This algorithm does not have to pre-set the number of neighbors, finally it gets the optimal projection subspace by maximizing the Objective function. The experimental results on AR and FERET face image database demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: face recognition; dissimilarity distance metric; feature extraction; residue; projecting coefficients

0 引言

机器视觉、模式识别等实际应用中经常会遇到

高维数据问题, 因此降维或者称之为特征抽取就成为这些领域中的关键。迄今为止, 人脸识别领域中最著名的方法就是 Turk 和 Pentland 所提出的基于主成分分析的 Eigenfaces^[1-2]法, 其目的是寻找一个

收稿日期: 2011-11-16; 修回日期: 2012-04-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(60875004); 江苏省高校自然科学基金项目(07KJB52013)

第一作者简介: 陈才扣(1967—), 男, 教授, 2007年于南京理工大学博士后流动站出站, 研究方向为模式识别理论与应用、生物特征识别。E-mail: cck.yzu@gmail.com

相互正交的基向量构成的低维子空间,使得原始图像在该低维子空间的投影与原始图像的误差最小,即使所有原始图像在该低维子空间的投影值的方差尽可能大。主成分分析(PCA)是一种线性方法。而实际上人脸往往更可能存在非线性空间中,保局投影(LPP)^[3]作为流行算法的一种,能够很好地保留非线性子流行中数据的局部信息。它的目标是使投影后两个样本点之间的距离关系与它们在原始空间中对对应点之间的距离关系有一定的相似性。

尽管这两种方法是线性和非线性领域经典的算法,后来也有无数的人在它们上面作改进以提高性能,如核 PCA^[4]、局部 PCA^[5]、有监督的保局投影^[6]、核监督保局投影^[7]等。但是,它们都没注意到主成分分析(PCA)仅仅利用对图像的投影系数的某种距离度量来确定图像间的相似度,没有考虑到用低维子空间的线性加权和近似重构时所产生的误差,即残差,而且它也只能提取图像的总特征;保局投影(LPP)算法有个最大的障碍,就是在创建近邻图时近邻数的选择,通常实验时都是预先规定好,这样就忽略了样本的真实分布。

针对上面所说的 PCA 和 LPP 的不足,提出非相似度保持投影算法,在计算两个样本关系时利用了非相似尺度^[8]的概念,即将两个样本同时投影到相同向量上,两者的非相似度值既考虑了投影系数也重视重构时的残差,从而构建了非相似度散布矩阵,最终通过最大化目标函数,希望找到合适的线性变换,使得样本在低维子空间中能保持原始空间两个样本的非相似度。在整个过程中不需要考虑近邻数选择问题,直接用非相似度值作为权重,很好地描述了样本间的真实关系。AR 库和 FERET 库的实验结果表明该方法较传统的一些人脸识别方法有明显优越性。

1 相关工作

假设有 C 个类别模式, $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为 N 个 d 维训练样本, y_i 表示经过投影得到的低维空间 $\mathbf{R}^l (l \ll d)$ 中的对应点。

1.1 人脸识别中的主成分分析

PCA 认为任何一张人脸都可以由一组特征脸的线性加权和来重构,其加权系数可以通过将人脸图像投影到特征脸上得到。特征脸即主分量的选择就是寻找一组向量,使原始图像这组向量上的投影

值方差尽可能大。因为一个随机变量方差越大,所包含的信息越多,它由训练样本协方差矩阵的特征向量构成。样本 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$ 的协方差矩阵

$$\mathbf{S}_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (1)$$

式中, $\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i$ 是所有训练样本的平均脸,则 PCA 的目标函数可定义为

$$J(\boldsymbol{\varphi}) = \arg \max_{\boldsymbol{\varphi}^T \boldsymbol{\varphi} = \mathbf{I}} (\boldsymbol{\varphi}^T \mathbf{S}_i \boldsymbol{\varphi}) \quad (2)$$

1.2 线性鉴别分析(LDA)

LDA 算法目的是寻找一个从高维到低维空间的投影变换 \mathbf{w} , 使得投影后的同一类样本尽可能聚集在一起,不同类的样本尽可能地分开,即使类间散度与类内散度之比达到最大。

基于 Fish 准则得到 LDA 的目标函数为

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \arg \max_{\mathbf{w}} \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_b \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_w \mathbf{W}|} \quad (3)$$

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1}^C n_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^T \quad (4)$$

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{n_i} (\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{m}_i)^T \quad (5)$$

式中, n_i 是第 i 类训练样本的个数, \mathbf{x}_{ij} 代表第 i 类中第 j 个训练样本, \mathbf{m}_i 是第 i 类训练样本的均值, \mathbf{m} 为所有样本的均值。

1.3 局部保留投影

LPP 算法的目的是在降维的同时,保持样本固有的局部流形结构不变,即原空间相邻的样本点在投影后的空间上也保持相应的相邻关系。

LPP 的目标函数为

$$\mathbf{A}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{A}} \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{A}) \quad (6)$$

约束条件为

$$\mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{A} = \mathbf{I} \quad (7)$$

式中, \mathbf{W} 为权值矩阵, \mathbf{D} 为对角矩阵, 且 $D_{ij} = \sum_j W_{ji}$; $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W}$ 为拉普拉斯矩阵。

1.4 无监督鉴别投影(UDP)

UDP 算法将样本的整体特征和局部特征结合起来,提出了非局部的思想,其物理意义是在最大化非局部散度的同时使局部散度最小。

UDP 的目标函数为

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \arg \max_{\mathbf{w}} \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_N \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_L \mathbf{W}|} \quad (8)$$

$$\mathbf{S}_N = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (1 - H_{ij}) (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T =$$

$$XD_N X^T - XH_N X^T = XL_N X^T \quad (9)$$

式中, H 为权值矩阵, $H_N = (1 - H_{ij})_{N \times N}$, D_N 的元素是 H_N 行(或列)元素的数值和。

2 非相似度保持投影

2.1 非相似尺度

由 PCA 可以知道任何一幅人脸图像都可以通过一组特征脸的线性加权来重构。给定一个样本 x_i , PCA 可以产生一个 x_i 的近似, 它是特征脸的一个线性组合, 即

$$\bar{x}_i = a_{i1}u_1 + a_{i2}u_2 + \dots + a_{ik}u_k \quad (10)$$

式中, \bar{x}_i 为样本 x_i 的近似, $a_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{ik}]^T$ 是每个特征向量的组合系数。 x_i 和它的近似 \bar{x}_i 之间的误差定义为残差

$$R_i = x_i - (a_{i1}u_1 + a_{i2}u_2 + \dots + a_{ik}u_k) \quad (11)$$

所以样本 x_i 可以写成

$$x_i = Ua_i + R_i \quad (12)$$

可以看出按一定顺序排列的特征向量 U 、相应的加权系数 a_i 以及残差 R_i 三者完全完全决定了样本 x_i 。因此要比较两个样本 x_1 和 x_2 之间的关系, 必须同时考虑这三者, 漏掉其中任何一个其结果都可能是不理想的。下面的例子就能说明问题。

将图 1 的 4 幅图分别投影到第 1, 2 两个特征脸(图

2)组成的子空间上, 得到 4 组系数 $\begin{bmatrix} 7.2153E+03 \\ 8.6913E+03 \end{bmatrix}$ 、

$\begin{bmatrix} 7.6389E+03 \\ 8.6527E+03 \end{bmatrix}$ 、 $\begin{bmatrix} 8.3231E+03 \\ 8.3091E+03 \end{bmatrix}$ 、 $\begin{bmatrix} 7.3631E+03 \\ 8.8511E+03 \end{bmatrix}$,

如果只比较系数, 图 1(b)(c) 两幅的投影系数的欧氏距离还小于图 1(c)(d) 两幅的系数的欧氏距离, 这样就很容易把图 1(b)(c) 认为是同一类, 图 1(c)(d) 认为是不同类, 事实上这样分类是错误的。

将图 1 中的 4 幅图由第 1, 2 两个特征脸和相应的投影系数来重构时, 得到相应的误差, 求模后为 $[6.3366E+03 \ 5.9272E+03 \ 7.1176E+03 \ 6.4939E+03]$, 如果只比较残差, 图 1(a)(d) 就会被分成同一类, 显然这也是不对的。

因此提出了非相似尺度的概念, 定义

$$\delta(x_1, x_2) = [\alpha \|R_1(x_1, U) - R_2(x_2, U)\|^2 + (1 - \alpha) \|a_1(x_1, U) - a_2(x_2, U)\|^2]^{1/2} \quad (13)$$

式中, U 为投影向量, $U = [u_1, u_2, \dots, u_k]$; $R_1(x_1, U)$ 和 $R_2(x_2, U)$ 分别为样本 x_1 和 x_2 的重构误差, $R_1(x_1, U) = x_1 - (a_{11}u_1 + a_{12}u_2 + \dots + a_{1k}u_k)$;

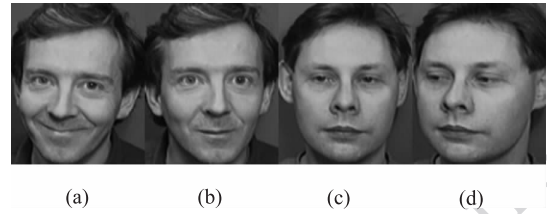


图 1 ORL 人脸库中某两个人

Fig. 1 Two person in ORL face database

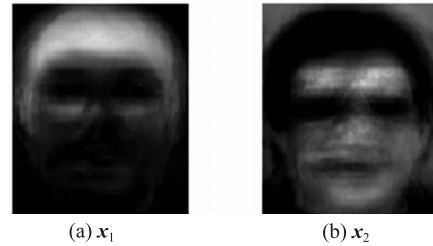


图 2 “特征脸”图像

Fig. 2 “Eigenface” Image

$a_1(x_1, U)$ 和 $a_2(x_2, U)$ 分别为 x_1 和 x_2 样本上的投影系数, $a_1(x_1, U) = U^T x_1$ 。

样本 x_1 和 x_2 投影到了相同的特征向量上, 如果两者残差和投影系数之间的误差越大即 δ 越大说明这两个样本越不相似, 其中 $\alpha \in [0, 1]$ 表示残差和投影系数的相对重要性。

2.2 基本思想

主成分分析(PCA)给出了最小均方误差意义下图像的最优表示, 但是它没有考虑重构时产生的误差, 即使残差很小。因此基于非相似尺度的鉴别投影完全考虑了投影向量、投影系数和残差三者, 也不用预先规定近邻个数, 利用式(13)非相似尺度的概念, 将所有训练样本两两投影到 PCA 求出的特征脸上, 创建样本关系图, 组成非相似度矩阵 H , 最终希望能找到合适的低维子空间, 使两个样本能保持原空间的非相似度。基于非相似尺度的鉴别投影目标函数可以定义为

$$\sum_{i,j} (y_i - y_j)^2 H_{ij} \quad (14)$$

式中, H_{ij} 是非相似度矩阵, $H_{ij} = \delta(x_i, x_j)$ 。因此如果原始空间样本 x_1 和 x_2 不相似, 最大化目标函数, 则在低维空间可以保持 y_1 和 y_2 的不相似度。

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \sum_{i,j} (y_i - y_j)^2 H_{ij} &= \frac{1}{2} \sum_{i,j} (w^T x_i - w^T x_j)^2 H_{ij} = \\ &= \sum_i w^T x_i D_{ii} x_i^T w - \sum_{i,j} w^T x_i H_{ij} x_j^T w = w^T X L X^T w \end{aligned} \quad (15)$$

式中, $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, $D_{ii} = \sum_j H_{ij}$, $L = D - H$ 。

最终最优投影轴可表示为

$$J(w) = \arg \max_{w^T XDX^T w = 1} w^T X L X^T w \quad (16)$$

2.3 α 的选择

参数 α 决定了确定两者样本关系时投影系数和残差的相对重要性,可以看出当 $\alpha = 0$ 时,式(13)只比较两个样本的投影系数,在低维空间两个样本的关系保持和投影系数一致,算法类似主成分分析,仅仅通过比较图像加权系数的某种度量来确定两者相似度;当 $\alpha = 1$ 时,算法只比较两个样本重构时所产生的误差,跟现有的稀疏表示^[9]、 L_2 范数方法思想一致。

对于参数 $\alpha \in [0, 1]$ 值的确定暂时还没有一定准则,只能证明同时考虑样本的投影系数和重构残差时识别效果要比只考虑其一好,即使 PCA 是图像的最优表示,残差很小。

2.4 算法步骤

- 1) PCA 降维得到特征脸 U 和降维后的样本 $\{\bar{x}_k\}$;
- 2) 根据式(13)计算两两样本之间的关系,创建样本关系图,组成非相似度矩阵;
- 3) 计算特征值和特征向量 $XLX^T w = \lambda XDX^T w$, 按特征值 λ 由大到小排列,选取 k 个最大特征值对应的特征向量组成最优子空间;
- 4) 将降维后的训练样本和测试样本投影到最优子空间上,运用最近邻或者最小距离分类器等进行分类识别。

3 实验结果及分析

3.1 AR 人脸库上的实验

该库由 120 人,每人 26 幅在不同表情、光照、姿势、遮挡条件下拍摄的图像组成,每幅图像分辨率为 100×80 像素。

实验中,选择前 7 幅作为训练样本,接下来的 7 幅(大部分均为有遮挡)作为测试样本,则训练样

本总数为 840,测试样本总数为 840。分别采用 PCA、LDA、LPP、UDP 及本文方法进行特征抽取。各方法中具体参数选取如下:PCA 主分量取为 120, LPP、UDP 中 k 近邻选取训练样本数减一,即 $k = 6$, 本实验中 $\alpha = 0.5$ 。图 3 描述了在最近邻分类器下 5 种算法的最大识别率随维数的变化关系;图 4 显示了不同 α 取值对算法性能的影响;表 1 对比了 5 种算法在不同维数下的最大识别率。

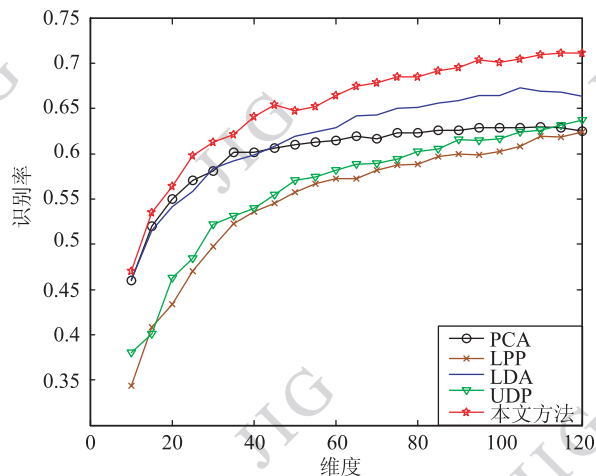


图 3 不同维数下 5 种算法在 AR 库上的性能比较
Fig. 3 Comparison of the recognition rates corresponding to different dimensions of five methods on AR database

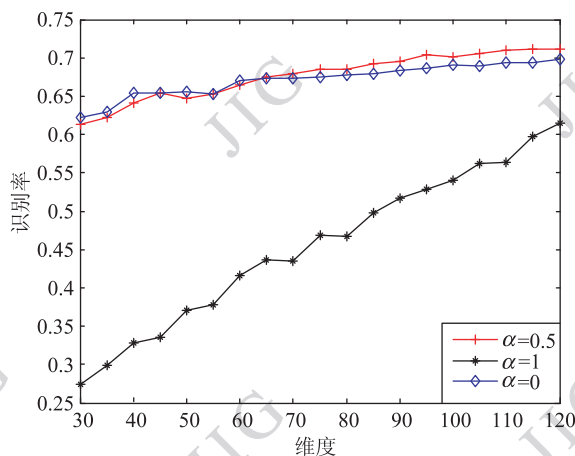


图 4 本文方法取不同 α 值时识别率的比较
Fig. 4 Recognition rates of our method vs different value of α

表 1 5 种算法在 AR 人脸库上的最大识别率

Table 1 The top recognition rate of five methods on AR face database

	PCA	LDA	LPP	UDP	本文方法
AR 库最大识别率(投影轴数)	63.21% (170)	67.26% (120)	62.38% (120)	63.69% (160)	71.07% (120)
FERET 库最大识别率(投影轴数)	57.00% (40)	59.67% (80)	54.00% (40)	56.33% (30)	67.17% (40)

由图 3 可以看出,在取不同投影轴数时,本文方法的识别率始终高于其他方法,并且随着维数的增加,性能也在逐渐提高。图 4 说明了 α 取值对算法性能的影响,残差相和投影系数忽略其中之一。由表 1 可以看出,本文方法的最佳识别率也高于其他算法,这进一步表明了本文方法的有效性。

3.2 FERET 人脸库上的实验

该库包含了 200 个人,1 400 张多姿态、不同性别、光照、拍摄方向和种族的灰度人脸图像,每幅图像的分辨率为 80×80 像素。

在实验中,选择前 4 幅作为训练样本,剩下的 3 幅作为测试样本,则训练样本总数为 800,测试样本总数为 600。分别采用 PCA、LDA、LPP、UDP 及本文方法进行特征抽取。各方法中具体参数选取如下:PCA 主分量取为 40,LPP、UDP 中 k 近邻选取训练样本数减一,即 $k=3$,本实验中 $\alpha=0.5$ 。

由图 5 可以看出,当维数取 40 时,本文方法的最大识别率比其他算法高出近 10 个百分点。由于本方法考虑了残差,所以分类效果明显优于其他算法。

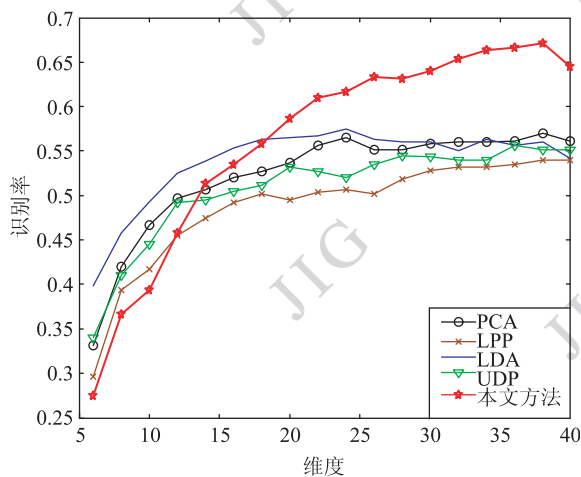


图 5 不同维数下 5 种算法在 FERET 库上的性能比较

Fig. 5 Comparison of the recognition rates corresponding to different dimensions of five methods on FERET database

4 结 论

本文提出了一个新的度量尺度,将两两样本均投影到特征脸上,在确定它们关系时既考虑了投影

系数,也考虑由特征脸重构时产生的误差(即残差),这样就保持了样本在原始空间的位置关系,有效降低了人脸表情、光照条件等外在因素的干扰,而且事先无需人为的选择近邻,最终识别效果优于 PCA、LDA、LPP 和 UDP 方法,AR 库和 FERET 库上的实验表明了本方法的实用性和普遍性。

参考文献 (References)

- [1] Matthew A T, Alex P P. Face recognition using eigenfaces [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washinton, USA: IEEE Computer society, 1991: 586-591.
- [2] Peter N B, Joao P H, David J K. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [3] He X, Niyogi P. Locality preserving projections [J]. Neural Information Processing Systems, 2003, 16(4): 153-160.
- [4] Bernhard S, Alexander S, Klaus R M. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem [J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299-1319.
- [5] Yang J Y, David Z, Yang J Y. Locally principal component learning for face representation and recognition [J]. Neurocomputing, 2006, 69(13): 1697-1701.
- [6] Zheng Z L, Yang F, Tan W, et al. Gabor feature-based face recognition using supervised locality preserving projection [J]. Signal Processing, 2007, 87(10): 2473-2483.
- [7] Cheng J, Liu Q, Lu H, et al. Supervised kernel locality preserving projections for face recognition [J]. Neurocomputing, 2005, 67(3): 443-449.
- [8] Raazia M, Paul D G, Joseph N W. A matching pursuit based similarity measure for fuzzy clustering and classification of signals [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Hong Kong, China: IEEE Computational Intelligence Association, 2008: 1950-1955.
- [9] John W, Arvind G, Allen Y, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [10] Shi Q F, Anders E, Anton V D H, et al. Is face recognition really a compressive sensing problem? [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washinton, USA: IEEE Computer Society, 2011: 553-560.