

Journal of Image  
and Graphics

# 中国图象图形学报



ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB

2012 12  
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12月 第17卷 第12期(总第200期)

## 目次

### 综述

高斯混合模型、求解算法及视觉应用综述..... 管涛,李玲玲(1461)

### 图像处理和编码

基于曲波变换和色度模型的彩色图像去噪..... 张云强,张培林,王国德,卓洪波(1472)

子矢量排序的渐进不相似度逼近算法..... 李阳,潘志斌,吴鑫鹏(1478)

稀疏梯度先验模型的正则化图像复原..... 刘伟豪,梅林,蔡烜(1485)

高精度亚像素全局运动估计的上采样梯度互相关算法..... 余应淮,王锦荣(1492)

### 图像分析和识别

点到弦距离累加的自适应角点检测..... 王万良,金亦挺,赵燕伟,胡峰俊(1500)

最大子分类间隔准则的核函数优化..... 张静,杨智勇,于红芸,孙晓燕(1509)

核典型相关性鉴别分析..... 陈伟琦,程强(1516)

小波变换和特征加权融合的人脸识别..... 赵焕利,王玉德,张学志,薛乃玉(1522)

具有身份标识的多目标跟踪..... 安国成,肖坦(1528)

### 图像理解和计算机视觉

用于圆锥体位姿测量的曲面标记..... 李蒙,谌德荣,周广铭,蒋玉萍,高翔霄(1534)

## 计算机图形学

基于特征识别的3维人脸动画模型自动构造…………… 徐明, 乔宁博, 文振焜, 曾新, 采振祥(1540)

3D GIS 环境下雨雪天气实时仿真…………… 李欢, 樊红, 冯浩(1548)

## 医学图像处理

结合马尔可夫随机场与模糊 C-均值聚类的脑 MRI 图像分割…………… 余黎煌, 钟华, 张石(1554)

## 遥感图像处理

面向遥感影像镶嵌的 SVR 色彩一致性处理…………… 吴炜, 骆剑承, 李均力, 杨海平, 沈占锋(1561)

遥感影像投影寻踪回归分类模型…………… 张正健, 李祚泳, 秦宁生, 刘志红, 巴桑(1568)

《中国图象图形学报》2012 年第 17 卷总目次…………… (1)

志谢…………… 封2

# 中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 12 期

2012 年 12 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 ZTTXFZ 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. 12 December 2012

## Contents

### Review

Overview of Gaussian mixture models, solving algorithms and visual applications ..... Guan Tao, Li Lingling(1461)

### Image Processing and Coding

Denoising method for color images based on chrominance model and curvelet transform  
..... Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Wang Guode, Zhuo Hongbo(1472)

Improved incremental dissimilarity approximations algorithm using sub-vector sorting ..... Li Yang, Pan Zhibin, Wu Xinpeng(1478)

Regularized image restoration algorithm on sparse gradient prior model ..... Liu Weihao, Mei Lin, Cai Xuan(1485)

High accuracy sub-pixel global motion estimation based on upsampled gradient cross-correlation algorithm  
..... Yu Yinghuai, Wang Jinrong(1492)

### Image Analysis and Recognition

Adaptive corner detection based on chord-to-point distance accumulation  
..... Wang Wanliang, Jin Yiting, Zhao Yanwei, Hu Fengjun(1500)

Kernel optimization approach based on maximum subclass margin criterion  
..... Zhang Jing, Yang Zhiyong, Yu Hongyun, Sun Xiaoyan(1509)

Kernel discriminant analysis based on canonical correlation ..... Chen Weiqi, Cheng Qiang(1516)

Face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of face features  
..... Zhao Huanli, Wang Yude, Zhang Xuezhi, Xue Naiyu(1522)

Multi-target tracking algorithms with identification label ..... An Guocheng, Xiao Tan(1528)

### Image Understanding and Computer Vision

Curved surface marker used for cone pose measurement  
..... Li Meng, Chen Derong, Zhou Guangming, Jiang Yuping, Gao Xiangxiao(1534)

### Computer Graphics

The approach to automatically construct animation models based on 3D facial geometry and texture features recognition  
..... Xu Ming, Qiao Ningbo, Wen Zhenkun, Zeng Xin, Cai Zhenxiang(1540)

Real-time snow and rain rendering in 3D GIS environment ..... Li Huan, Fan Hong, Feng Hao(1548)

### Medical Image Processing

Fuzzy C-means clustering algorithm combined with markov random field for brain MR image segmentation  
..... She Lihuang, Zhong Hua, Zhang Shi(1554)

### Remote Sensing Image Processing

Support vector regression color normalization method for image mosaic  
..... Wu Wei, Luo Jiancheng, Li Junli, Yang Haiping, Shen Zhanfeng(1561)

Remote sensing image classification model based on projection pursuit regression ..... Zhang Zhengjian, Li Zuoyong, Qin Ningsheng, Liu Zhihong, Ba Sang(1568)

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)12-1516-06  
论文引用格式: 陈伟琦, 程强. 核典型相关性鉴别分析[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1516-1521.

## 核典型相关性鉴别分析

陈伟琦, 程强

江南大学数字媒体学院, 无锡 214122

**摘要:** 提出一种新的基于典型相关性的核鉴别分析, 以图片集为基础的人脸识别算法。把每个图片集映射到一个高维特征空间, 然后通过核线性鉴别分析(KLDA)处理, 得到相应的核子空间。通过计算两典型向量的典型差来估计两个子空间的相似度。根据核 Fisher 准则, 基于类间典型差与类内典型差的比率建立核子空间的相关性来得到核典型相关性鉴别分析(KDCC)算法。在 ORL、NUST603、FERNT 和 XM2VTS 人脸库上的实验结果表明, 该算法能够更有效提取样本特征, 在识别率上要优于典型相关性鉴别分析(DCC)和核鉴别转换(KDT)算法。

**关键词:** 典型相关性; 典型差; 核线性鉴别分析; 核鉴别转换; 人脸识别

### Kernel discriminant analysis based on canonical correlation

Chen Weiqi, Cheng Qiang

School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China

**Abstract:** In this study, we propose a new kernel discriminant for learning and recognition of image sets using canonical correlation. Each image set is mapped into a high-dimensional feature space. The corresponding kernel space is then constructed by a kernel linear discriminant analysis. The similarity of two kernel subspaces is assessed by calculating the canonical difference between them. According to the kernel Fisher discriminant, a Kernel Discriminant Analysis of Canonical Correlation algorithm is derived to establish the correlation between the kernel subspaces based on the ratio of the canonical differences of the between-classes to those of the within-classes. The experimental results on the ORL, NUST603, FERNT and XM2VTS database demonstrate that the proposed method can efficiently extract the features of the images. Moreover, the recognition rate of the proposed algorithm outperforms DCC and KDT.

**Key words:** canonical correlation; canonical difference; kernel linear discriminant analysis; kernel discriminant transformation; face recognition

## 0 引言

人脸识别在人机交互(HCI)、基于内容的图片检索(CBIR)、安全和门禁系统等计算机视觉领域有广泛的用途。人脸图片包括大量的表情、方向、光照的变化, 而单一图片并不能提供充足的识别信

息<sup>[1-4]</sup>, 已有的一些基于单个测试图片的识别方法其效果受到一些限制。而同一目标的多个图片能提供更多的识别信息, 所以基于图片集的识别方法能得到更好的识别效果。

近年来, 由于典型相关性能捕获更多的图片集信息<sup>[5-12]</sup>, 所以作为描述两个图片集相似性的典型相关性引起了学者的研究兴趣。其主要思想是计算

收稿日期: 2012-03-11; 修回日期: 2012-06-07

基金项目: 江苏省研究生教育创新工程项目(CXLX11\_04910); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(JUSRP211A70)

第一作者简介: 陈伟琦(1969—), 男, 工程师, 2006年于江南大学获硕士学位, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别。E-mail: cq625652@gmail.com

图片集所对应的线性空间中典型向量间的角的余弦值。Yamaguchi 等人<sup>[7]</sup>提出了共享子空间方法 (MSM),指出用多视图图片组成的图片集能极大地提高自动人脸识别的效果,但该方法没有考虑两个不同图片集所对应的线性子空间之间的内部相关性。后来,Yamaguchi 等人<sup>[8]</sup>以两个子空间的差来构造约束子空间,并将子空间在约束子空间上的投影进行比较得到了约束共享子空间方法 (CMSM)。该法虽然克服了 MSM 的缺点,但其分类效果很大程度上依赖于约束子空间维数的恰当选取。为此, Kim 等人<sup>[9]</sup>提出了一种典型相关性鉴别分析 (DCC) 算法,它不需要明确指定子空间的维数,并且说明了在人脸图像的姿态和光照环境变化时,典型向量使子空间鲁棒性更好。

以上方法均假设模式样本是线性的,对非线性情形 Fukui 等人<sup>[10]</sup>提出了核约束共享子空间方法 (KCMSM) 方法,先把数据映射到高维特征空间中,再利用核主成分分析 (KPCA) 去构造线性核子空间。虽然 KCMSM 对于非线性分布的数据提供了一种有效的分类方法,但是分类效果仍依赖于约束子空间维数的适当选择。Chu 等人<sup>[11-12]</sup>提出了一种基于典型差的核鉴别转换 (KDT) 算法,该法对高维空间进行 KPCA 处理得到核子空间之后,利用 DCC 对核子空间进行处理。但是 DCC 和 KDT 方法只考虑了图片集与图片集之间的关系而没有考虑样本与样本之间的关系。

提出一种新的基于图片集的核典型相关性鉴别分析 (KDCC) 方法,先对整个图片集合进行核线性鉴别分析 (KLDA)<sup>[13-16]</sup> 处理,得到每个图片集相应的子空间,该子空间不仅考虑了样本集与样本集的关系,同时也考虑了样本与样本之间的关系。最后运用 DCC 方法进行处理。实验结果表明,KDCC 方法在识别效果上好于 DCC 和 KDT 方法。

### 1 典型相关性

典型相关性是指两个典型向量间夹角的余弦值,可表示两个子空间的相似度。假设将输入空间的每一个图片集描述为一个线性子空间,并设  $S_i$  和  $S_j$  为两个线性子空间,它们分别可用两个  $n \times d$  正交基矩阵  $P_i$  和  $P_j$  来表示,对其积进行奇异值分解 (SVD) 得

$$P_i^T P_j = \Phi_{ij} \Lambda \Phi_{ji}^T, \Lambda = \text{diag}(\delta_1, \dots, \delta_2) \quad (1)$$

式中,  $\Phi_{ij} \Phi_{ij}^T = \Phi_{ji} \Phi_{ji}^T = \Phi_{ij}^T \Phi_{ij} = \Phi_{ji}^T \Phi_{ji} = E$ ,  $\Phi_{ij}$  和  $\Phi_{ji}$  是特征向量构成的特征矩阵;  $\{\delta_1, \dots, \delta_2\}$  是  $(P_i^T P_j)(P_i^T P_j)^T$  特征值的平方根,描述两个子空间相似性程度。典型子空间可表示为  $C_i = P_i \Phi_{ij} = [u_i^1, \dots, u_i^d]$ ,  $C_j = P_j \Phi_{ji} = [v_j^1, \dots, v_j^d]$  其中每一个典型子空间中的典型向量都是正交的。从而式 (1) 也可表示为:  $\Lambda = \Phi_{ij}^T P_i^T P_j \Phi_{ji} = C_i^T C_j$ 。

求两个子空间的相似度可以通过计算矩阵的迹  $\text{tr}(\Lambda)$  来得到。因此,正交矩阵  $P_i, P_j$  的相似性

$$s_{ij} = \frac{1}{d} \text{tr}(\Lambda) = \frac{1}{d} \text{tr}(C_i^T C_j) = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d (c_i^{kT} c_j^k) = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d \cos(\theta_k)$$

用这种方式生成的相似矩阵  $S = (s_{ij})$  是对称矩阵,每个元素都满足  $0 \leq s_{ij} \leq 1$ ,并且对角线上的元素都等于 1。事实上,由于  $s_{ij} = \text{tr}(C_i^T C_j) = \text{tr}(C_j^T C_i) = s_{ji}$ ,所以  $S$  是对称的;又由于典型相关性被定义为主元角 (典型角) 的余弦值  $\cos(\theta_k) = \max_{u_k \in C_i} \max_{v_k \in C_j} u_k^T v_k$ ,其中  $u_k^T u_k = v_k^T v_k = 1, k = 1, \dots, d, u_k^T u_l = v_k^T v_l = 0, k \neq l$ ,而  $0 \leq \theta_1 \leq \dots \leq \theta_d \leq \pi/2$ ,这样每个典型相关性都有  $0 \leq \cos(\theta_k) \leq 1, \forall k = 1, \dots, d$ ,所以  $s_{ij}$  的范围为  $[0, 1]$ 。如果  $P_i = P_j$ ,由式 (1) 可以得到  $\Phi_{ij} = \Phi_{ji}$  和  $C_{ij} = C_{ji}$ ,因此  $c_{ij}^k = c_{ji}^k$  和  $\cos(\theta_k) = 1, \forall k$ 。由于典型角不容易计算,可以用典型差的长度  $\|d\|^2$  来代替典型角,从而得两个图片集的典型差可表示为

$$\text{Diff}(i, j) = \sum_{r=1}^d \|u_r - v_r\|^2 = \text{tr}((C_i - C_j)(C_i - C_j)^T) \quad (2)$$

其几何意义如图 1 所示。

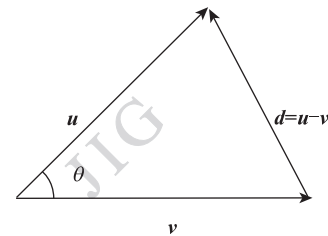


图 1 向量典型差:  $u$  和  $v$  分别表示两个典型向量;  $\theta$  为两向量的夹角;  $d$  为典型差

Fig. 1  $u$  and  $v$  are canonical vectors, the angle  $\theta$  between of them, and  $d$  is the canonical difference

从图 1 中可以看出,两个典型向量间的典型差与他们之间的角成正比,而与角的余弦值成反比。

## 2 KDCC 算法

DCC 算法利用了同一目标的多个图片来获得更多的识别信息,因此取得不错的识别效果,但是它假设样本分布是线性的。在实际应用中,人脸不可能一直处于相同的光照环境下,也不可能一直保持一种表情,这样就导致包含这些变化的人脸图片的分布不可能是线性,而是非线性的。由于核子空间能够从目标图片中提取充足的非线性特征,为能更好地描述人脸的分布,KDT 算法先对图片集进行 KPCA 处理然后再运用 DCC 算法。但是 KDT 算法只是对整个图片集进行处理,没有考虑样本与样本间的关系,为了增强类间的可分离性,先利用 KLDA 方法来处理整个样本图片矩阵,然后再运用 DCC 算法处理。

### 2.1 用 KLDA 产生核子空间

假设有样本矩阵  $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_N]$ ,  $x_i$  为一个样本图片,  $N$  为样本总数,  $\mathbf{X}_i = [x_1, \dots, x_{n_i}]$  为第  $i$  个图片集,  $n_i$  为图片集中所含样本图片数。原始空间中的每一个图片集  $\mathbf{X}_i (i=1, \dots, m)$  通过非线性映射函数  $\phi: \{\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_m\} \rightarrow \{\phi(\mathbf{X}_1), \dots, \phi(\mathbf{X}_m)\}$  被映射到一个高维的特征空间  $\mathbf{F}$  中,其中  $m$  为训练图片集的数量。 $\{\phi(x_1), \dots, \phi(x_N)\}$  是所有映射后的训练样本。

高维空间  $\mathbf{F}$  中,其类间离散度和类内离散度分别为<sup>[13-16]</sup>

$$S_b^\phi = \sum_{j=1}^c n_j (\mu_j^\phi - \mu^\phi) (\mu_j^\phi - \mu^\phi)^T \quad (3)$$

$$S_w^\phi = \sum_{j=1}^c \sum_{g=1}^{n_j} (\phi(x_g^j) - \mu_j^\phi) (\phi(x_g^j) - \mu_j^\phi)^T \quad (4)$$

式中,  $c$  为类别数,  $n_j$  为第  $j$  类的样本数,  $\mu^\phi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x_i)$  为在特征空间  $\mathbf{F}$  中所有样本均值,  $\mu_j^\phi = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} \phi(x_k^j)$  为在特征空间  $\mathbf{F}$  中第  $i$  类样本的均值。Fisher 准则函数为

$$J^\phi(\varphi) = \frac{\varphi^T S_b^\phi \varphi}{\varphi^T S_w^\phi \varphi}, \varphi \neq 0 \quad (5)$$

根据再生核理论,  $\varphi$  可以表示成所有训练样本的线性组合,即

$$\varphi = \sum_{s=1}^N a_s \phi(x_s) = \sum_{r=1}^c \sum_{s=1}^{l_r} a_s^r \phi(x_s^r) \quad (6)$$

由(3)(6)并用核函数得

$$\begin{aligned} \varphi^T \mu_j^\phi - \varphi^T \mu^\phi &= \\ \sum_{r=1}^c \sum_{s=1}^{l_r} a_s^r \left[ \frac{1}{l_j} \sum_{k=1}^{l_j} \phi(x_s^r)^T \phi(x_k^j) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \phi(x_s^r)^T \phi(x_i) \right] &= \\ \sum_{r=1}^c \sum_{s=1}^{n_r} a_s^r \left[ \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} k(x_s^r, x_k^j) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k(x_s^r, x_i) \right] &= \\ \sum_{r=1}^c \sum_{s=1}^{n_r} a_s^r (KB_j)_s^r &= \mathbf{a}^T \mathbf{KB}_j \end{aligned}$$

式中,  $\mathbf{a} = (a_s^r)_{s=1, \dots, l_r, r=1, \dots, c}$ ,  $(K_b)_s^r = \frac{1}{l_j} \sum_{k=1}^{l_j} k(x_s^r, x_k^j) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k(x_s^r, x_i)$ ,  $\mathbf{KB}_j = ((KB_j)_s^r)_{s=1, \dots, n_r, r=1, \dots, c}$ 。于是有

$$\varphi^T S_b^\phi \varphi = \sum_{j=1}^c n_j \mathbf{a}^T (\mathbf{KB}_j) (\mathbf{KB}_j)^T \mathbf{a} = \mathbf{a}^T \mathbf{KBa} \quad (7)$$

由式(4)(6)并用核函数得

$$\begin{aligned} \varphi^T \phi(x_g^j) - \varphi^T \mu_j^\phi &= \\ \sum_{r=1}^c \sum_{s=1}^{n_r} a_s^r \left[ \phi(x_s^r)^T \phi(x_g^j) - \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} \phi(x_s^r)^T \phi(x_k^j) \right] &= \\ \sum_{r=1}^c \sum_{s=1}^{n_r} a_s^r \left[ k(x_s^r, x_g^j) - \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} k(x_s^r, x_k^j) \right] &= \\ \sum_{r=1}^c \sum_{s=1}^{n_r} a_s^r (KW_j)_s^r &= \mathbf{a}^T \mathbf{KW}_j \end{aligned}$$

式中,  $(KW_j)_s^r = k(x_s^r, x_g^j) - \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} k(x_s^r, x_k^j)$ ,  $\mathbf{KW}_j = ((KW_j)_s^r)_{s=1, \dots, l_r, r=1, \dots, c}$ 。于是有

$$\varphi^T S_w^\phi \varphi = \sum_{j=1}^c \sum_{g=1}^{n_j} \mathbf{a}^T (\mathbf{KW}_j) (\mathbf{KW}_j)^T \mathbf{a} = \mathbf{a}^T \mathbf{KWa} \quad (8)$$

由式(5)(7)(8)可得 KLDA 的准则函数为

$$J(\mathbf{a}) = \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{KBa}}{\mathbf{a}^T \mathbf{KWa}}, \mathbf{a} \neq 0。$$

根据  $\mathbf{KB}\alpha = \lambda \mathbf{KW}\alpha$ , 求  $\mathbf{KW}^{-1} \mathbf{KB}$  的前若干个最大特征值所对应的特征向量便可得到变换矩阵  $\mathbf{A} = \{\alpha\}_{i=1}^d$ , 把样本矩阵  $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_N]$  投影到  $\mathbf{A}$  上就得到了投影后的样本  $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_N]$ ,  $\mathbf{Y} = \mathbf{A}^T \mathbf{X}$ 。则处理后的图片集为  $\mathbf{Y}_i = [y_1, \dots, y_{n_i}] (i=1, \dots, m)$ , 设对应的子空间为  $\mathbf{P}_i \in \mathbf{R}^{n \times d}$ 。

### 2.2 进行典型相关性的鉴别分析(DCC)

经过 KLDA 处理后得到的子空间  $\mathbf{P}_i \in \mathbf{R}^{n \times d}$  作为第  $i$  个图片集对应的  $d$  维子空间。典型相关性鉴别分析的主要思想就是寻找一个核鉴别变换阵  $\mathbf{T} \in$

$\mathbf{R}^{n \times v}$  来最大化类内相关性的同时最小化类间相关性,也就是最小化类内典型差和最大化类间典型差。

假设  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_i$  表示经过矩阵  $\mathbf{T}$  变换后的核子空间,为了满足典型相关性的定义,  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_i$  必须是单位正交基。由于核子空间并不是标准化的,所以  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_i$  也并非单位正交的。因此把子空间  $\mathbf{P}_i$  标准化为  $\mathbf{P}'_i$ ,使得  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}'_i$  是正交的。对每一个转换核子空间  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}'_i$  进行 QR 分解,即  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}'_i = \mathbf{Q}_i \mathbf{R}_i$ ,其中  $\mathbf{Q}_i$  是  $v \times d$  正交矩阵,  $\mathbf{R}_i$  是  $d \times d$  的上三角可逆矩阵。由于  $\mathbf{R}_i$  是可逆的,则正交矩阵  $\mathbf{Q}_i$  可表示为

$$\mathbf{Q}_i = \mathbf{T}^T \mathbf{P}'_i \mathbf{R}_i^{-1} \quad (9)$$

令  $\mathbf{P}'_i = \mathbf{P}_i \mathbf{R}_i^{-1}$ ,  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}'_i$  就是正交矩阵。为了得到两个子空间的典型差,首先必须计算  $d \times d$  的投影矩阵  $\Phi_{ij}$  和  $\Phi_{ji}$ ,即对  $\mathbf{Q}_i^T \mathbf{Q}_j$  进行奇异值分解

$$\mathbf{Q}_i^T \mathbf{Q}_j = \Phi_{ij} \Lambda \Phi_{ji}^T \quad (10)$$

把式(9)与式(10)代入到式(2)中得两个变换核子空间  $i$  和  $j$  间的典型差:

$$\begin{aligned} Diff(i, j) &= \text{tr}((\mathbf{Q}_i \Phi_{ij} - \mathbf{Q}_j \Phi_{ji})(\mathbf{Q}_i \Phi_{ij} - \mathbf{Q}_j \Phi_{ji})^T) = \\ &= \text{tr}(\mathbf{T}^T (\mathbf{P}'_i \Phi_{ij} - \mathbf{P}'_j \Phi_{ji})(\mathbf{P}'_i \Phi_{ij} - \mathbf{P}'_j \Phi_{ji})^T \mathbf{T}) \end{aligned}$$

最后通过最大化类间典型差与类内典型差的比率来解决<sup>[9]</sup>,即

$$\mathbf{T} = \arg \max_{\mathbf{T}} \frac{\text{tr}(\mathbf{T}^T \mathbf{S}_B \mathbf{T})}{\text{tr}(\mathbf{T}^T \mathbf{S}_W \mathbf{T})}$$

式中,  $\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^m \sum_{l \in B_i} (\mathbf{P}'_i \Phi_{il} - \mathbf{P}'_l \Phi_{li})(\mathbf{P}'_i \Phi_{il} - \mathbf{P}'_l \Phi_{li})^T$ ,  $B_i$  表示与  $i$  不同类的类间图片集标签,即  $B_i = \{j | X_j \notin c_i\}$ ;  $c_i$  为第  $i$  个类。

$$\mathbf{S}_W = \sum_{i=1}^m \sum_{k \in W_i} (\mathbf{P}'_i \Phi_{ik} - \mathbf{P}'_k \Phi_{ki})(\mathbf{P}'_i \Phi_{ik} - \mathbf{P}'_k \Phi_{ki})^T$$

$W_i$  表示与  $i$  同类的类内的图片集标签,即  $W_i = \{j | X_j \in c_i\}$ 。最后根据  $\mathbf{S}_B \mathbf{t} = \lambda \mathbf{S}_W \mathbf{t}$  求得其前  $v$  矩阵  $\mathbf{T} = \{t_i\}_{i=1}^v$ 。当  $\mathbf{S}_W$  是非奇异的,可直接对  $\mathbf{S}_W^{-1} \mathbf{S}_B$  进行特征分解来得到  $\mathbf{T}$ 。若  $\mathbf{S}_W$  是奇异的,通过  $\mathbf{S}_W = \mathbf{S}_W + \nu \mathbf{I}$  变换,来保证  $\mathbf{S}_W$  可逆。

### 2.3 比较方法

运用上述方法,在训练集上执行 KLDA 和 DCC 得到相应的转换矩阵  $\mathbf{T}$ 。再把  $\mathbf{P}_i$  投影到  $\mathbf{T}$  上得到相应的参考子空间  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_i$ 。

通过相似的过程,得到相应的测试集上的参考子空间  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_{test}$ 。通过把  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_{test}$  与训练集上每个的  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_i$  进行比较,即求  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_{test}$  与  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_i$  之间的典型差,

最小的典型差对应的  $\mathbf{T}^T \mathbf{P}_i$  所对应类别号就是识别结果,即  $class = \arg \min_i Diff(i, test)$ 。

## 3 实验结果与分析

ORL 库(www.cs.nyu.edu/~roweis/data.html)包括 40 人的 400 幅  $112 \times 92$  大小的人脸图像。人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化,人脸姿态也有相当程度的变化,深度旋转和平面旋转达  $20^\circ$ ,人脸的尺度也有 10% 的变化。图 2 是 ORL 人脸库的一组人脸图像。



图 2 ORL 人脸库中的图像

Fig. 2 The image of ORL database

NUST603 人脸库共有 96 人的 960 幅人脸图像,人脸在图像所占比例较大,背景复杂,光照有自然光、室内白炽光,每张脸在上下左右的范围内倾斜。图 3 是 NUST603 人脸库的一组人脸图像。



图 3 NUST603 人脸库中的图像

Fig. 3 The image of NUST603 database

FERET 人脸库由 FERET 项目组创建,包含 200 人的 1 400 张人脸图像,其中图像具有多姿态,不同光照环境的特点。图 4 是 FERET 的一组图像。



图 4 FERET 人脸库中的图像

Fig. 4 The image of FERET database

XM2VTS 人脸库包括 295 人在 4 个月时间内 4

次录制的人脸和语音数据。在每个时间段,每人被记录了 2 个头部旋转的视频片段和 6 个语音视频片段。其中每幅图像的分辨率为  $55 \times 51$ 。图 5 是一组 XM2VTS 库图像。

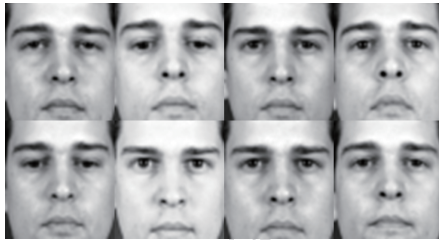


图 5 XM2VTS 人脸库中的图像

Fig. 5 The image of XM2VTS database

在 ORL 库上选前 6 幅图像作为训练图像,后 5 幅图像作为测试图像。在 NUST603 人脸库上,选前 6 幅图像作为训练图像,后 4 幅作为测试图像。FERET 库的前 4 幅图像作为训练图像,后 5 幅作为测试图像。表 1 显示了本文方法(KDCC)与 DCC、KDT 方法在 ORL 库、NUST603 库和 FERET 库上的最大识别率:

表 1 ORL、NUST603 和 FERET 库上的识别率

Table 1 The recognition results on the ORL, NUST603, FERET database

方法	DCC	KDT	KDCC
ORL	95.00	97.50	1
NUST603	90.63	94.79	98.96
FERET	90.00	93.33	95.00
XM2VTS	94.17	95.83	97.50

从表 1 可以看出,在以上人脸库中,DCC 方法的识别率最低,因为它假设样本分布是线性的,没有更好地提取样本的非线性特征。KDT 方法要优于 DCC 方法,它先利用了 KPCA 对样本集进行处理,更好地提取了样本的非线性特征。本文方法要优于 DCC 和 KDT 方法,因为先利用了 KLDA 对样本集进行处理,不但能更好地提取非线性特征,而且考虑的样本与样本之间的关系,增加了样本的类间分离性。

为了经测试子空间维数的变化对识别率的影响,在 ORL 库和 XM2VTS 库上对 3 种方法作了比较,结果如图 6 和图 7 所示。

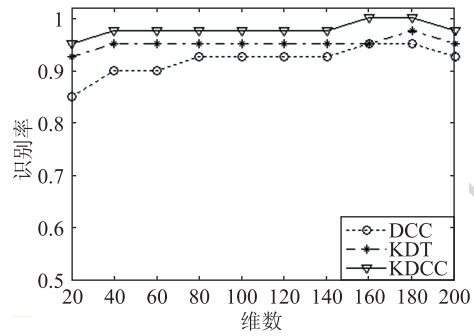


图 6 ORL 库上不同子空间维数对识别率的影响

Fig. 6 The effect of the dimensionality of the discriminative subspace on the ORL database

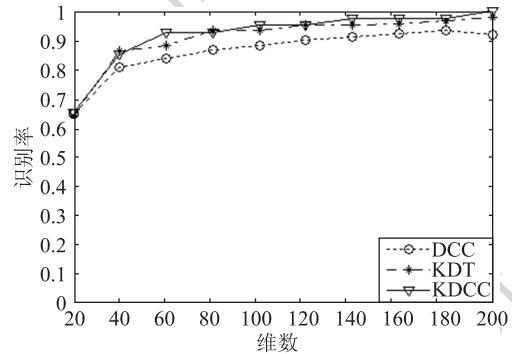


图 7 XM2VTS 库上不同子空间维数对识别率的影响

Fig. 7 The effect of the dimensionality of the discriminative subspace on the XM2VTS database

图 6 和图 7 显示了子空间维数对识别率的影响。从图 6 中可以看出,在 ORL 库 3 种方法的识别率都比较稳定,受维数影响较小,并且当维数为 180 的时候 KDCC 方法取得最大值 1。从图 7 中可以看出,3 种方法都随着子空间维数的增加识别率而变大。对于 DCC 和 KDT 方法,随着维数增加是识别率逐渐变大,但变化率慢慢变小。对于本文方法,当维数大于 140 维时,识别率比较稳定,并在 200 维时取得最大值 1。另外, KDCC 方法识别率明显比 DCC 和 KDT 方法高。

## 4 结 论

本文方法是在 DCC 方法的基础上提出的,克服 DCC 没有考虑非线性分布和 KDT 没有考虑样本与样本之间关系的缺点,同时说明了先用 KLDA 对样本集合进行处理来增加类间的可分离性,使 DCC 方法能更好地提取可鉴别信息。并且表明提出的 KDCC 方法在识别率上要优于其他方法。下一步的工

作就是在更多的人脸库进行测试,而且对提出的方法进行进一步的优化,使得识别效果和效能得到进一步的提高。

### 参考文献 (References)

- [ 1 ] Choi S I, Kim C, Choi C H. Shadow compensation in 2D images for face recognition [ J ]. Pattern Recognition, 2007, 40 ( 7 ): 2118-2125.
- [ 2 ] Lee S W, Moon S H, Lee S W. Face recognition under arbitrary illumination using illuminated exemplars [ J ]. Pattern Recognition, 2007, 40 ( 5 ): 1605-1620.
- [ 3 ] Wang M, Hua X S, Hong R C, et al. Unified video annotation via multi-graph learning [ J ]. IEEE Trans. On Circuit System and Video Technology. 19 ( 5 ), 2009:733-746.
- [ 4 ] Wang M, Hua X S, Tang J H, et al. Beyond distance measurement: constructing neighborhood similarity for video annotation [ J ]. IEEE trans. On Multimedia. 2009, 11 ( 3 ): 465-476.
- [ 5 ] Kim T K, Arandjelovic O, Cipolla R. Boosted manifold principal angles for image set-based recognition [ J ]. Pattern Recognition, 2007, 40 ( 9 ): 2475-2484.
- [ 6 ] Chu W S, Huang C R, Chen C S. Identifying gender from unaligned facial images by set classification [ C ] // Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2010: 2636-2639.
- [ 7 ] Yamaguchi O, Fukui K, Maeda K. Face recognition using temporal image sequence [ C ] // Proceedings of International Conference on Face & Gesture Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1998: 318-323.
- [ 8 ] Fukui K, Yamaguchi O. Face recognition using multi-view point patterns for robot vision [ J ]. International Symposium of Robotics Research, 2003, 11: 192-201.
- [ 9 ] Kim T K, Kittler J, Cipolla R. Discriminative learning and recognition of image set classes using Canonical Correlations [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 ( 6 ): 1005-1018.
- [ 10 ] Fukui K, Stenger B, Yamaguchi O. A framework for 3D object recognition using the kernel constrained mutual subspace method [ J ]. Lecture Notes in Computer Science, 2006 ( 3852 ): 315-324.
- [ 11 ] Chu W S, Chen J C, Lien J J J. Kernel discriminant analysis based on canonical differences for face recognition in image sets [ J ]. Lecture Notes in Computer Science, 2007 ( 4844 ): 700-711.
- [ 12 ] Chu W S, Chen J C, Lien J J J. Kernel discriminant transformation for image set-based face recognition [ J ]. Pattern Recognition, 2011, 44 ( 8 ): 1567-1580.
- [ 13 ] Cai D, He X F, Han J W. Speed up kernel discriminant analysis [ J ]. The VLDB Journal, 2011, 20 ( 1 ): 187-191.
- [ 14 ] Zheng Y J, Yang J Y, Wu X J, et al. A new kernel discriminant analysis algorithm and its application to face recognition [ J ]. Computer Science, 2006, 33 ( 7 ): 223-226. [ 郑宇杰, 杨静宇, 吴小俊, 等. 一种新的核线性鉴别分析算法及其在人脸识别上的应用 [ J ]. 计算机科学, 2006, 33 ( 7 ): 223-226. ]
- [ 15 ] Sugiyama M. Local fisher discriminant analysis for supervised dimensionality reduction [ C ] // Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning. New York, NY, USA: ACM, 2006: 905-912.
- [ 16 ] Zhou X Y, Zheng W M. Novel face recognition method based on KPCA plus KDA [ J ]. Computer Application, 2008, 28 ( 5 ): 1263-1226. [ 周晓彦, 郑文明. 一种融合 KPCA 和 KDA 的人脸识别新方法 [ J ]. 计算机应用, 2008, 28 ( 5 ): 1263-1266. ]