

# 基于子空间分析的人脸识别方法研究

葛 微,程宇奇,刘春香,陈秋萍

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院,北京 100039)

**摘要:**人脸识别技术是模式识别和机器视觉领域的一个重要研究方向,基于子空间分析的特征提取方法是人脸识别中特征提取的主流方法之一。本文对目前应用较多的子空间分析方法进行了研究,具体介绍了线性子空间分析方法:主成分分析(PCA)、线性鉴别分析(LDA)、独立主成分分析(ICA)、快速主成分分析(FastICA),和非线性子空间分析方法:基于核的PCA(KPCA)的基本思想以及这些方法在人脸识别中的研究进展和一些新的研究成果。此外,还应用 orl 及 Yale B 人脸库对几个基础的子空间方法进行了验证实验。实验结果表明,在几个子空间分析方法中,FastICA 算法取得了最高的识别率。最后,结合实验结果对各算法的优缺点进行了分析总结。

**关键词:**人脸识别;子空间分析;线性子空间分析;非线性子空间分析

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Research of face recognition methods based on subspace analysis

GE Wei, CHENG Yu-qi, LIU Chun-xiang, CHEN Qiu-ping

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*

*Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)*

**Abstract:** Face recognition is an important research direction of pattern recognition and machine learning. Among many approaches to the face recognition, the feature extraction methods based on subspace analysis give the most promising results, and have become one of the most popular methods. In this paper, subspace analysis methods were research and several kinds of the linear subspace method, such as Principal Component Analysis(PCA), Linear Discriminant Analysis(LDA), Independent Component Analysis(ICA), Fast ICA and nonlinear subspace methods such as Kernel PCA(KPCA) were introduced. The basic principles and their research achievements of these methods were described and the analysis applications to face recognition were given. Moreover, the ORL and YALE B databases were used to verify these basic subspace methods. The experiment results indicate that FastICA method is more powerful than other subspace methods for face recognition. Finally, the advantages and disadvantages of these methods were demonstrated by discussing the experimented results.

**Key words:** face recognition;subspace analysis;linear subspace analysis;nonlinear subspace analysis

# 1 引言

人脸识别是一个典型的图像模式分析、理解与分类计算问题,它涉及到模式识别、图像处理、计算机视觉、统计学习和认知科学等多个学科。人脸识别问题的深入研究和最终解决,可以极大地促进这些学科的成熟和发展。同时作为生物特征识别技术之一,人脸识别由于对人体的无侵害性、自然直观以及良好的交互性,已成为最容易被接受的生物特征识别技术,日益受到人们的重视,在国家安全、军事安全、公安、司法、民政、金融、民航、海关、边境及保险等领域应用前景十分广阔。

人脸识别是指基于已知的人脸样本库,利用图像处理和模式识别技术从静态或动态场景中识别或验证一个或多个脸。识别的主要依据是那些在不同个体之间存在较大差异,而对同一个人则比较稳定的特征,具体采用哪种特征因识别方法的不同而不同。常用的人脸识别算法主要有以下几类:几何特征方法<sup>[1~3]</sup>、子空间分析方法<sup>[4~10]</sup>、机器学习方法<sup>[11,12]</sup>、模型方法<sup>[13,14]</sup>和局部特征方法<sup>[15~17]</sup>。由于人脸图像的复杂性,即表面光滑且具有一定的纹理信息,局部像素间又具有较强的相关性,而利用显示的描述人脸特征的方法进行识别具有一定的困难,利用统计信息进行识别的方法逐渐受到重视。另外,人脸图像的维数通常都是很高的,而实际上人脸图像在这样的高维空间中像素之间是非紧密的,存在冗余信息,不利于分类,计算也很复杂,因此人们往往将人脸图像投影到低维的子空间进行判别。

子空间分析的出发点是根据一定的性能目标来寻找一个线性或非线性的空间变换,把在统计上对分类最有用的特征留在子空间中,使高维矢量在子空间的分布更加紧凑,从而达到压缩原始数据维数的目的,为数据的描述提供方便,并降低计算的复杂度。在人脸识别中得到成功应用的线性子空间分析方法有主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)<sup>[5]</sup>、线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)<sup>[6]</sup>、独立主元分析(Independent Component Analysis, ICA)<sup>[8]</sup>和非负矩阵因子(Non-matrix Factor, NMF)<sup>[20]</sup>等。非线性

性子空间方法主要有核主成分分析(Kernal PCA, KPCA)<sup>[21]</sup>和核 FISHER 鉴别分析(Kernel FISHER Distriminant Analysis, KFDA)<sup>[22]</sup>。本文分别介绍了几种主要的线性子空间和非线性子空间方法的理论,讨论了各子空间分析方法在人脸识别中的研究进展情况,并做了几组实验验证各算法,结果表明 FastICA 取得了比其它算法更好的识别率。最后通过实验结果和参考文献总结了各主流子空间分析方法的利弊。

## 2 线性子空间分析方法

### 2.1 主成分分析方法(PCA)

基于子空间的人脸识别算法最早见于 Kirby 等人的工作<sup>[23]</sup>,他们采用了 K-L 变换对人脸图像进行表示,K-L 变换是图像压缩中的一种最优正交变换,用于统计特征提取,它是形成子空间分析方法的基础。Turk 等人将 K-L 变换具体应用于人脸识别,提出了经典的“特征脸”(Eigenfaces)方法<sup>[24]</sup>,又叫主成分分析(PCA)。

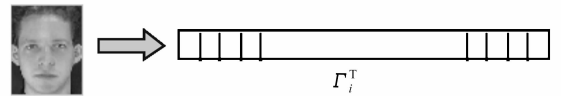


图1 将每幅图像排成一维列向量

Fig.1 Transforming each image into a vector

该方法首先将训练样本图像经 K-L 变换构成总体散布矩阵:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\Gamma_i - \Psi)(\Gamma_i - \Psi)^T, \quad (1)$$

其中,  $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$  为总体样本均值,  $\Gamma_i$  是将每一幅图像按列排成的一维列向量,维数为  $n$ ,如图1所示。求出  $C$  的一组正交特征向量  $u_1 \cdots u_n$  其对应的全部特征值分别为  $\lambda_1 \cdots \lambda_n$ ,这样,在新的正交空间中,人脸样本就可以表示为:

$$\Gamma = \sum_{i=1}^n \omega_i u_i,$$

其中  $\omega_i = u_i \cdot (\Gamma_i - \Psi)$ ,若通过保留  $m(m < n)$  个最大特征值对应的特征向量作为正交基(主成

分),则在该正交空间中就有以下表达式:

$$\Gamma = \sum_{i=1}^m w_i u_i$$

从而得到低维的子向量空间。如将子空间中的正交基按图像阵列排列,可看出这些正交基呈现人脸的形状,故将这些正交基称为“特征脸”。由训练得到特征脸后,将待识别人脸投影到新的  $m$  维人脸空间,即可用一系列特征脸的线性加权和来表示,就是说得到了一组投影系数向量  $(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)$  来代表待识别人脸,如图 2 所示。这时人脸识别问题转化为  $m$  低维空间的坐标系数矢量分类问题,最简单的分类方法是最小距离分类。



图2 主成分分析的形象说明

Fig. 2 A show of PCA

PCA 算法基于变换进行降维和特征提取的思想为模式识别提供了一种方法论,它生成的子空间具有最佳表示特性。但具有很好的人脸表示特性并不是说具有很好的人脸鉴别能力,它采用的是图像统计方法而非人脸统计方法,称其为非监督方法。许多研究人员对 PCA 进行了扩展应用。Pentland 等人考虑到人脸图像的局部受光线等干扰较少,在计算特征脸的基础上还计算了特征眼、特征嘴和特征鼻等,对各种特征进行加权匹配来改善识别效果<sup>[4]</sup>。Moghaddam 等人在特征脸的基础上,提出了双子空间进行贝叶斯概率估计的人脸识别方法<sup>[25,26]</sup>。该方法将两幅人脸图像的相似度计算问题转换为一个两类(类内差和类间差)分类问题,类内差和类间差数据首先通过主成分分析降维,再计算两个类别的类条件概率密度,最后用贝叶斯决策的方法进行人脸识别,有效提高了识别率。

奇异值分解方法(Singular Calue Decomposition, SVD)是一种与主成分分析相似的方法<sup>[27]</sup>,该方法也是将人脸图像的数据投影到子空间进行分类,其区别是给出的变换基不同。Cheng 等人用 SVD 方法提取图像的奇异值特征实现人脸识别,其优点是奇异值特征在一定范围内具有尺度、

平移和旋转不变性,但对图像的细节描述不充分<sup>[27]</sup>。

## 2.2 线性鉴别分析方法(LDA)

线性鉴别分析最早是由 Fisher<sup>[28]</sup>提出来的,因此该算法又称 Fisher 线性鉴别分析,其基本思想是选择使 Fisher 准则函数:

$$J_F(P) = \operatorname{argmax}_P \left| \frac{P^T S_b P}{P^T S_w P} \right|, \quad (2)$$

达到极值的向量作为最佳投影方向,从而使样本在该方向上投影后,达到最大类间离散度和最小类内离散度。其中:

$$S_b = \sum_{i=1}^c N_i (m_i - m) (m_i - m)^T$$

为类间散布矩阵,  $c$  为类别数,  $m_i$  为第  $i$  类样本均值,  $m$  为总体样本均值,  $S_b$  反映了各类中心到总体中心的平均平方距离,该矩阵的秩  $\leq c - 1$ :

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in D_i} (x - m_i) (x - m_i)^T$$

为类内散布矩阵,它反映了各分量到各类中心的平均平方距离,其秩  $\leq n - c$ ;使函数(2)最大化的投影方向须满足

$$S_b P = \lambda S_w P, \quad (3)$$

$P$  即为 Fisher 提取的最优鉴别矢量集。如图 3 中所示,PCA 算法虽然有很好的表示特性,却没有很好的人脸鉴别能力,是一种无监督的方法, LDA 具有很好的分类能力,是有监督的方法。

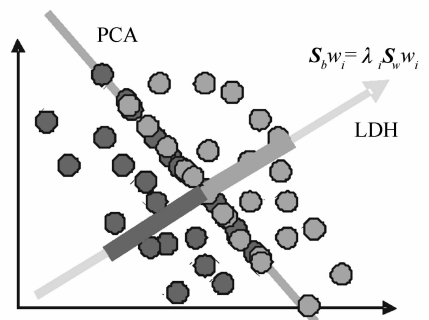


图3 PCA 与 LDA 空间投影说明

Fig. 3 Space projection of PCA and LDA

对于人脸识别的应用来说,通常没有足够的训练样本,类内离散矩阵  $S_w$  多数情况下是奇异的,很难直接求解,因此需要引入其它条件或策略求解,这就是 LDA 算法的小样本问题。

Liu 等人提出的增强 Fisher 线性鉴别模型法<sup>[29]</sup>,利用同时对角类间散度和类内散度的方法求解最优变换来解决小样本问题;Chen 等人提出零空间法<sup>[30]</sup>,先将样本投影到类内散布矩阵的零空间,再在其中寻找最大化类间散布程度的一组基向量;Yu 等人提出了一种直接的线性鉴别分析方法(DLDA)<sup>[6]</sup>,通过去除类间散度矩阵的零空间来降低维数;Shan 等人用一幅图像生成一个人脸不同光照和表情下的多幅图像<sup>[7]</sup>,有效改善了 LDA 方法中训练样本少的问题;龙飞等人提出了一种将小波变换和 Fisher 鉴别分析相结合的人脸识别方法<sup>[31]</sup>,该方法先将经过二级小波分解得到的一级低频子带系数与二级低频子带的积分投影结果一并作为该图像的一次特征;再对其进行 Fisher 判别分析得到低维的特征矢量,判别分析中采用增强 Fisher 线性鉴别模型法,避免了传统 LDA 求解方法受类内散布矩阵  $S_w$  出现奇异的困扰。

### 2.3 独立成分分析方法(ICA)

主成分分析和线性鉴别分析方法都是基于训练样本的二阶统计信息,忽略了高阶统计信息,实际上,人脸图像的许多重要特征都隐含在高阶统计信息中。独立成分分析充分利用了高阶统计信息,其目的是把混合信号分解为相互独立的成分,它强调的是分解出来的各分量之间的相互独立性,使信号的二阶统计和高阶统计信息都得到利用。

Bartlett 等人首先将 ICA 应用于人脸识别中<sup>[8]</sup>,前提是假设人脸图像是由一组相互独立的鉴别矢量线性叠加而成的。文献[33]通过分析 ICA 性能,提出了增强 ICA(EICA)算法来恢复图像。算法的实现过程首先用 PCA 算法对图像进行去二阶相关和降维处理,然后再用 ICA 算法求出这组独立的鉴别矢量集,这组矢量集就是 ICA 人脸子空间。文献[32]对 ICA 方法进行了详细的评价说明,并与主成分分析和 Fisher 鉴别分析方法进行比较,结果显示 ICA 略好于后两者。文献[34]针对利用 ICA 提取人脸特征时需要将人脸图像转换成向量,导致空间维数过高的问题,提出块独立成分分析(B-ICA)。该算法把人脸图像划分成一些互不重叠的子块,然后把每个子块转

换成向量,看成是低维空间中的训练点,这样样本的维数比 ICA 算法中样本维数低,降低了因样本训练个数远小于样本维数而造成的错误识别率。近几年,人们又将 ICA 与其它算法相结合进行人脸识别。如文献[35]用 ICA 提取独立基,再采用最近邻特征线和最近邻分类器的联合分类器进行分类,提高了人脸识别率;文献[36]提出一种 ICA 结合隐马尔可夫模型(Hide M Model, HMM)识别表情的情感分类系统,能有效地识别人脸表情。

独立成分分析的思想是通过线性变换,从训练样本集中找到一组相互独立的基(独立元),以此来描述样本数据。图4是 ICA 的结构模型图。

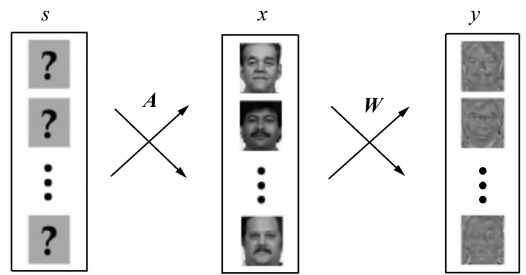


图4 ICA 的结构模型

Fig.4 Framework model of ICA

将初始的人脸库矩阵  $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$  看成  $m$  个随机观测矢量,设每一个分量都能由  $n$  ( $n \leq m$ ) 个未知的独立成份以不同的系数线性组合,则观测量为:

$$X = AS, \quad (4)$$

式中:  $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ ;  $s_i$  是均值为零,方差为 1 的非高斯分布的独立成份;  $A$  为一个未知的  $m \times n$  满秩矩阵,也称混合矩阵。以某种方法估计  $A$  时,则有  $S = A^{-1}X = WX$ ,  $W$  称为分离矩阵,  $W = A^{-1}$ 。ICA 的目的就是根据观测矢量  $X$ ,估计出  $A$  和  $s_i$ 。如果源信号被假设相互独立,此算法面临的问题就是要找到一个  $W$ ,用来将观测信号  $X$  变换到独立信号  $Y$ ,独立信号  $Y$  表示未知源信号  $S$  的近似估计。也可以说 ICA 要解决的关键问题是建立一个能够度量分离结果独立性的判决准则和相应的分离算法。判决准则有很多种,例如互信息判决准则、信息极大判决准则等。对于分离结果的好坏用独立分量的非高斯性来判断。只有各独立分量的非高斯性达到最强,才意味着本次

分离成功。

根据信息论,在等方差的随机变量中,具有高斯分布的随机变量信息熵最大,而非高斯性越强的变量信息熵越小。因此信息熵可以作为判别非高斯性的依据。对于一个概率密度函数为 $f(y)$ 的随机量 $y$ ,其负熵定义为

$$N_g(y) = H(y_{\text{Gauss}}) - H(y), \quad (5)$$

式中, $H(y) = -\int f(y) \log f(y) dy$ 为随机变量的信息熵, $y_{\text{Gauss}}$ 为与 $y$ 同方差的高斯随机变量。

本文实验采用 FastICA 算法<sup>[9]</sup>,这是基于负熵最大化准则来度量数据的非高斯性的一种 ICA 算法,它可以加速求解分离矩阵  $\mathbf{W}$  的速度,步骤如下:

(1)白化处理:设一组包含  $N$  个  $n$  维人脸训练样本图像向量集合为  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ ,人脸图像的平均向量为:

$$\mathbf{x}_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i,$$

将训练样本集中的每个向量减去平均向量得到新的训练集:

$$\mathbf{X}' = \{(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_{\text{avg}}), \dots, (\mathbf{x}_N - \mathbf{x}_{\text{avg}})\}.$$

对  $\mathbf{X}'$  进行 PCA 变换,得到白化变换矩阵:

$$\mathbf{M} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{V}^T,$$

其中  $\mathbf{D} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$  为训练样本  $\mathbf{X}'$  的协方差矩阵的前  $m$  个最大特征值对应的特征矩阵,  $\mathbf{V} = [\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_m]$  为相对应的特征向量矩阵。这样白化后的矩阵为:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{X}' = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{V}^T \mathbf{X}',$$

$\mathbf{Z}$  具有零均值和单位方差,且分量之间互不相关,这样大大减小了独立基图像提取的计算复杂度,  $\mathbf{Z}$  作为 ICA 分析的输入矩阵;

(2)提取独立分量:采用定点迭代法寻找一个方向,使  $\mathbf{Z}$  在  $\mathbf{w}$  上的投影  $\mathbf{w}^T \mathbf{Z}$  具有最大的非高斯性,对于非高斯性的判断采用近似负熵来度量:

$$J_G(y) \approx \{E[G(y)] - E[G(v)]\}^2, \quad (6)$$

式中, $v$  是一个零均值和单位方差的高斯随机变量, $G(\cdot)$  是某种形式的非线性二次核函数, $y = \mathbf{w}^T \mathbf{Z}$ 。根据负熵最大原理,要使  $J_G(\mathbf{W})$  最大,由 Kuhn-Tucker 条件和牛顿迭代法可得:

$$\mathbf{w}_{i+1} = E[\mathbf{Z} \mathbf{G}'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{Z})] - E[\mathbf{G}''(\mathbf{w}_i^T \mathbf{Z})] \mathbf{w}_i, \quad (7)$$

归一化后有:  $\mathbf{w}_{i+1} = \frac{\mathbf{w}_{i+1}}{\|\mathbf{w}_{i+1}\|}$  反复迭代可得一系列权值向量  $\mathbf{w}_1^T, \mathbf{w}_2^T, \dots, \mathbf{w}_m^T$ , 每个向量对应  $\mathbf{W}$  中的一行,得出分离矩阵  $\mathbf{W}$  后可提取独立基图像:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{Z}. \quad (8)$$

## 2.4 非负矩阵分解算法(NMF)

人类视觉系统在识别人脸时是局部累加为一个整体的过程,而 ICA 方法在用基图像的线性叠加来描述原图像时,可能会存在复杂的减性关系,并且 PCA 及 LDA 都是全局描述图像的,都不符合局部累加为一个整体的直观性。非负矩阵分解算法(NMF)是一种新的子空间分析方法,它对基图像的像素点和重建系数都加了非负性约束,使重建图像由基图像非减的叠加组合而成,能更多地呈现局部特征,应用于人脸识别时眉毛、鼻子、嘴、耳朵等与人类思维中“局部构成整体”的概念相符。可以说 NMF 算法强调的是局部的整体<sup>[37,18]</sup>。

非负矩阵的基本思想就是寻找一个线性空间  $\mathbf{W}$ ,使原样本  $\mathbf{X}$  在  $\mathbf{W}$  上的投影  $\mathbf{H}$  满足  $\mathbf{X} \approx \mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{H}$ ,且  $\mathbf{W}, \mathbf{H}$  中的元素都是非负的。Lee 等人先将 NMF 算法用于人脸识别<sup>[37]</sup>,但没有用大量的实验来验证它的鲁棒性,且对于子空间基个数的选定也没有一个可参考的标准。于是改进的 NMF 算法纷纷被提出,如文献[38~42]。文献[38]提出了一种局部 NMF 算法(Local NMF, LNMF),能进一步提取局部特征;文献[39]进一步增加了 NMF 分解的稀疏性,提出一种稀疏非负矩阵分解(Sp NMF, SNMF);文献[41]将 PCA 的思想和 NMF 思想融合在一起,提出来了 PNMF 算法,这几种改良方法在光照、姿态、表情等变化不大情况下的识别效果都很好,但在环境因素干扰大时,识别率会下降很大。这是因为 NMF 本质上是一种无监督的方法,在获取子空间过程中没有利用人脸图像类别信息,它们得到的特征是最佳描述特征而不是最佳分类特征。于是文献[42]将线性鉴别分析的思想融入 NMF 算法,首先根据 NMF 算法计算基图像,再将原始的人脸图像向每个 NMF 基图像做投影,在一维投影子空间上进行线性鉴别,抛弃主要反应类内差异的基图像,选择主要反应类间差异的基图像来构造新子

空间,结果显示该方法对光照、姿态等变化不敏感,能有效提高识别率。

### 3 非线性子空间分析方法

基于线性子空间分析的人脸识别,实际是把人脸图像中存在的光照、姿态、表情等复杂的变化进行了线性简化,不能得到人脸的充分描述。且由文献[44]的分析可得,人脸识别实际上是一个非线性识别问题,线性子空间分析方法并不能很好地描述人脸图像数据的非线性特征。于是有人将模式识别中的非线性子空间分析方法用于人脸识别。非线性方法就是将原空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题,而基于核技术的非线性分析因其具有计算简单的特点成为广泛使用的非线性子空间分析方法<sup>[45,47]</sup>。

核技术的基本思想就是利用一个非线性映射把原空间的数据映射到一个隐特征空间,然后在这一隐特征空间中对数据进行分析,在计算上并不需要明确计算这个非线性变换,只需要通过一个内积核函数来计算在隐特征空间中两两向量的内积即可<sup>[47]</sup>。

#### 3.1 基于核技术的 PCA 算法(KPCA)

90年代末,Scholkopf等人将主成分分析方法与核技术思想结合提出一种基于输入数据的高阶统计,并且描述了多个像素间的相关性的新特征提取方法—核主成分分析方法(KPCA)<sup>[47]</sup>,该方法是对PCA向非线性特征空间的推广。KPCA算法通过核函数将输入空间的数据变换到特征空间中,以此得到特征空间的特征向量,选取其中对样本方差贡献率大的几个特征对应的特征向量作为基向量,将样本投影在上面,达到降维的目的,降维后的特征向量作为分类器的训练数据,既简化了分类器设计,又减少了训练识别时间。Yang等人将KPCA和PCA及ICA方法进行了比较,实验结果表明KPCA具有一定的优越性<sup>[46,47]</sup>。

尽管KPCA比PCA更有效地描述人脸的复杂变化,但它同PCA方法一样,得到的非线性主元素仍以样本的最优重建为目标,对于分类不一定是最优的,有时它的识别率会低于Fisher鉴别

分析方法<sup>[18]</sup>。

#### 3.2 基于核技术的 Fisher 鉴别分析方法(KFDA)

Baudat等人提出了核Fisher鉴别分析(KFDA)方法<sup>[48]</sup>,即将核方法与Fisher判别分析方法结合起来提取非线性判别特征。和KPCA不同的是在高维特征空间中KFDA,也是寻找一种变换,使样本在高维特征空间中的类内离散度尽可能小,而类间离散度尽可能大。KFDA既有线性鉴别分析的特点,又能有效描述数据中复杂的非线性关系,因此从理论上说该方法比KPCA更适用于人脸识别问题<sup>[17]</sup>。目前还没有文献对KFDA做大数据集测试,也没有较详细地考察它在小样本情况下的性能及对光照、表情等变化的鲁棒性且KFDA也无法处理每类只有一个训练样本情况下的人脸识别问题<sup>[49]</sup>。

基于核的非线性方法虽然具有好的泛化能力、抗干扰能力强和非线性处理能力强等特点,但也有一些不足,如核变换几何意义不明确,无法预知核变换以后样本变成什么;核参数选取没有一个很好的选择标准,通常都是根据经验选取;不适合大训练样本情况。若训练样本很大,核样本向量维数过高,将遇到计算上的难题<sup>[17]</sup>。

### 4 子空间分析方法最新研究成果

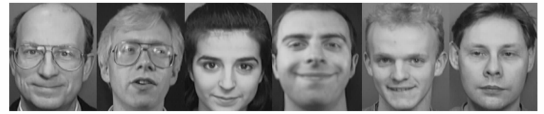
文献[50]提出一种感兴趣Fisher分类方法,该算法的创新在于提出了一种多方向多尺度的感兴趣滤波器(interest filter),滤波器中的感兴趣算子(interest operator)可表示出图像的局部活跃性,最终可得到人脸图像的感兴趣特征向量,再用Fisher线性鉴别式对扩展的感兴趣特征向量进行分类,结果表明该方法较其它流行的子空间方法更有效。文献[51]对ICA进行了改进,提出了一种基于领域保护的独立成分分析方法(IC-NPA)。该方法能在保留类内样本几何特性的同时兼备强大如LDA方法的鉴别能力。NPA用于减少人脸图像统计独立成分重建的ICA子空间,从而达到降维的目的。这种方法能将图像的局部信息保存完好且比传统的子空间方法有更好的鉴别能力。

在与其它子空间方法的对比实验中取得了较高的识别率。文献[53]提出二维拉普拉斯(Laplacian-faces)算法。拉普拉斯是基于局部保持映射算法(Locality Preserving Projections, LPP)产生的。LPP算法是非监督学习算法,但识别性能要好于监督式的Fisher LDA算法。在某些特定的条件下,PCA算法和Fisher算法可以看成是LPP算法的特例<sup>[19]</sup>。文献[53]的新算法基于局部保持和图像映射两项技术,结果表明用二维拉普拉斯算法提取人脸特征比一维拉普拉斯算法更高效且更准确。

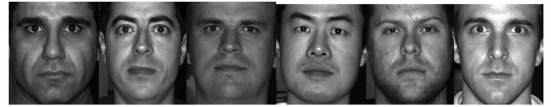
## 5 仿真实验及结果分析

为了比较各子空间方法的利弊,本文进行了如下实验验证。考虑到各种创新的子空间分析方法也就是对基础算法的改良与发展,本文对基础的PCA、LDA、ICA算法及FastICA算法进行了对比实验。

实验应用的数据库平台为ORL人脸库及YALE B人脸库。ORL人脸库中共40人,每人各10幅图像,包括不同光照、表情、发型和姿态变化,每幅图像均为 $92 \times 112$ 的灰度图像。YALE B人脸库中共5760幅人脸图像,包括10个人的9种姿态,每种姿态又有64幅不同光照条件的图像,按光源照射方向(方位角和仰角)的不同这64幅图像分别被放入5个子集中。5个子集依次为: $S_1(0 \sim 12^\circ)$ ,  $S_2(13 \sim 15^\circ)$ ,  $S_3(26 \sim 50^\circ)$ ,  $S_4(51 \sim 77^\circ)$ ,  $S_5(78^\circ \text{以上})$ 。由于本文仅验证各子空间分析方法的优劣,所以在YALE B中只选取光照条件相对简单的前3个子集 $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$ 中的图像进行实验。图5给出了两个人脸库中的部分图像。实验中,分别选取ORL库中每人前5幅共200幅图像和每人前两幅共80幅图像作训练样本,余下200幅作测试样本;同样在YALE B库中选取每人两幅共20幅图像和每人五幅共50幅图像作训练集,从余下图像选取50幅作测试集。表1和表2分别为基于ORL和YALE B人脸库的用最小距离分类器得出的识别率。



(a) ORL库部分图像  
(a) Some images of ORL database



(b) YALE B库部分图像  
(b) Some images of YALE B database

图5 ORL及YALE B中的部分图像

Fig. 5 Some images of ORL database and YALE B database

表1 ORL人脸库实验结果

Tab. 1 Results of using ORL database

	80	200
PCA	86.5%	90.5%
LDA	84.5%	92.5%
ICA	86%	88.5%
Fast-ICA	88.5%	93.5%

表2 YALE B人脸库实验结果

Tab. 2 Results of using YALE B database

	20	50
PCA	84%	88%
LDA	84%	90%
ICA	82%	86%
Fast-ICA	86%	90%

结合参考文献及本文的实验结果对PCA、LDA、ICA的优缺点进行对比分析可得:

(1) PCA方法是发展人脸识别子空间方法的基石,它具有人脸的最佳表示特性,生成的人脸子空间有很好的脸表达能力,却没有最佳的鉴别能力。它虽然考虑了图像之间的差异,却不管这样的差异是由照明、背景和姿态等因素导致,还是属于人脸的内在差异,这种理论上的缺陷往往会使得识别率在环境不利的情况下急剧下降。解决方法之一便是增加训练样本数量,如本实验结果

表1及表2,可看出训练样本多的情况下识别率明显高于训练样本少的情况;另外,也可通过采用一人的训练样本的平均图像来计算类间散布矩阵,但这些方法只能在一定程度上纠正 PCA 的缺点。

(2)LDA 是以样本的可分性为目标来寻找一组线性变换,使每类的类内离散度最小而类间离散度最大,它是有监督的方法,所以从理论上说,LDA 比 PCA 更适用于人脸识别问题。但是 LDA 的缺点在于易发生对样本的过训练,识别率在样本较少时甚至低于 PCA 方法,见表1中80个训练样本实验结果,LDA 较 PCA 少识别出4幅图像,且算法的推广能力也因此而较差。

(3)ICA 方法较 PCA, LDA 的发展之处在于它不仅利用了训练样本的二阶统计信息,更利用了高阶统计信息,从而其可以更好地表示人脸图像的局部特征,但文献[10]指出在选择 PCA, LDA 及 ICA 各自的最佳的距离度量后,独立分量分析并不优于主成分分析。在 PCA 中通常是根据特征值的大小来自动选取主分量,但如何有效地自动地选取对分类有用的独立分量,目前还没有一个很好的标准,通常都是经验选取的。另外,由于 ICA 基于所有阶的统计信息,因而其求解较 PCA 和 LDA 更复杂。

(4)FastICA 的收敛速度很快,是目前应用最广的 ICA 算法。它以至少2次的速度收敛,而普通 ICA 算法收敛速度仅仅是线性的;算法性能可以通过选择适当的非线性函数  $G$  达到最优,独立分量可以一个接一个的估计,可极大地减少计算量。由本文的实验结果也可以看出 FastICA 较其

它方法取得了最高的识别率。

## 6 结束语

特征提取是人脸识别的首要任务,在众多提取方法中子空间分析方法因其计算代价小、描述能力强、可分性好等特点,已成为目前人脸识别的主流算法之一,在多个人脸识别竞赛中均取得了较好的识别结果。本文对用于人脸识别中特征提取部分的子空间分析方法进行了研究,从理论分析和大多数文献的实验结果来看,各子空间分析方法都各有利弊,如按方法有无监督性来看,主成分分析方法与独立成分分析均无监督性,提取的特征都具有很好的表示性,却没有最佳分类性,Fisher 鉴别分析能提取最佳鉴别特征;按图像信息的描述能力来看,ICA 可描述高阶统计信息,PCA 与 LDA 只能描述二阶统计特征;按计算复杂程度来看,ICA 较 PCA 与 LDA 更复杂,非线性子空间分析较线性子空间分析更复杂。本文的实验选用的分类器是最简单的距离分类器,结果显示 FastICA 取得了最高的识别率。对于子空间分析方法下一步的研究工作,作者认为应首先研究如何改进各子空间方法各自的不足,更重要的一点是选取适合各方法的更有效的分类器。因为人脸识别的最终目的是让计算机能更高效更准确地识别人脸,只有选取了适合于子空间分析方法所得到的特征子空间的分类器才能取得最理想的识别效果。

## 参考文献:

- [1] BRUNELLI R, POGGIO T. Face recognition: feature versus templates[J]. *IEEE Trans. PAMI*, 1993, 15(10): 1042-1052.
- [2] RODER N, LI X B. Accuracy analysis for facial feature detection[J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(1): 143-157.
- [3] STAROVOITOV V, SAMAL D. A geometric approach to face recognition[J]. *Proc. Workshop Nonlinear Signal and Image Processing*, 1999, 1: 210-213.
- [4] PENTLAND A, MOGHADDAM B, STARNER T. View-based and modular eigenspaces for face recognition[C]. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle USA, 1994: 84-91.
- [5] BELHUMEUR P N, HESPAHNA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711-720.
- [6] YU H, YANG J. A direct LDA algorithm for high-dimensional data with application to face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2000, 34(10): 2067-2070.



- [7] SHAN S G, GAO B, GAO W, *et al.*. Extended Fisherface for face recognition from a single example image per person[J]. *In Proceedings of IEEE International symposium on Circuits and systems*, 2002, 2:81-84
- [8] BARTLETT M S, MOVELLAN J R, SEJNOWSKI T J. Face recognition by independent component analysis[J]. *IEEE Transaction on Neural Networks*, 2002, 13(6):1450-1464.
- [9] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1999, 10(3):626-634.
- [10] BAEK K, DRAPER B A, BEVERIDGE J R, *et al.*. PCA vs. ICA: a comparison on the FERET data set[C]. *Proceedings of International Conference on Computer Vision, Pattern Recognition and Image Processing*, Durhan NC, USA, 2002, 824-827.
- [11] LAWRENCE S, GILES C L, TSOI A C, *et al.*. Face recognition: a convolutional neural - network approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(1):98-113.
- [12] Anil K, Jain, Stan Z Li. Handbook of Face Recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002.
- [13] BLANZ V, VETTERT. Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(9):1063-1075.
- [14] OTHMAN H, ABOULASR T. A separable low complexity 2D HMM with application to face recognition[J]. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(10):1229-1238.
- [15] TEFAS A, KOTROPOULOS C, PITAS I. Using support vector machines to enhance the performance of elastic graph matching for frontal face authentication[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(7):735-746.
- [16] 张海旻, 马华东. 基于网络的自适应弹性图人脸匹配方法[J]. *计算机辅助设计与图形学报*, 2008, 20(2):253-258.  
ZHANG H Y, MA H D. Adaptive elastic graph face matching method in grid[J]. *J. Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2008, 20(2):253-258. (in Chinese)
- [17] 王国强. 嵌入邻域判别关系的子空间人脸识别算法研究[D]. 大连:大连理工大学, 2008.  
WANG G Q. Research on face recognition approach using subspace with embedding neighborhood discriminant relation [D]. *Dalian: Dalian University of Technology*, 2008. (in Chinese)
- [18] 梁毅雄. 基于子空间分析的人脸特征提取及识别研究[D]. 重庆:重庆大学, 2005.  
LIANG Y X. Research on subspace analysis-based feature extraction and face recognition[D]. *Chongqing: Chongqing University*, 2005. (in Chinese)
- [19] 张春雨. 基于子空间的人脸识别算法研究[D]. 长春:吉林大学, 2006.  
ZHANG CH Y. Research on subspace-based face recognition methods[D]. *Changchun: Jilin University*, 2006. (in Chinese)
- [20] LI S Z, HOU X W, ZHANG H J, *et al.*. Learning spatially, parts-based representation[J/OL]. *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, (1):207-212[2009-07-14]. <http://www.citeulike.org/user/yama-tah/article/423558>.
- [21] SCHOLKOPF B, SMOLA A J, MULLER K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. *Neural Computation*, 1998, 10(5):1299-1319.
- [22] MIKA S, RATSCH G, WESTON J, *et al.*. Fisher discriminant analysis with kernels[C]. *Neural a Networks for Signal Processing LX*, 1999. *Proceedings of the 1999 IEEE Signal*, Modison. WI, USA, 1999:41-48 .
- [23] KIRBY M, SIROVICH L. Application of the Karhunen-loeve procedure for the characterization of human faces[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(1):103-108.
- [24] TURK M A, PENTLAND A P. Face recognition using eigenfaces[C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Proceedings, CVPR'91*. Maui Hi, USA, 1991:586-591.
- [25] LIU CH J. A Bayesian discriminating features method for face detection[J]. *IEEE Transations on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(6):725-740.

- [26] MOGHADDAM B, TONY JEBARA, ALEX PENTLAND. Bayesian face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(11):1171-1782.
- [27] CHENG Y Q, YANG J Y, LIV K. A novel feature extraction method for image recognition based on similar discriminant function[J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(1):115-125.
- [28] FISHER R A. The use of multiple measurements in taxonomic problem[J]. *Ann. Eugenics*, 1936, 7(2):178-188.
- [29] LIU C J, WECHSLER H. Enhanced fisher linear discriminant models for face recognition[C]. *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, ICPR'98*. Queensland, Australia, 1998, (2):1368-1372.
- [30] CHEN L F, LIAO H M, LIN J C, et al. A new LDA-based face recognition system which can solve the small sample size problem[J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(10):1713-1726.
- [31] 龙飞, 庄连生, 庄镇泉. 基于小波变换和 Fisher 判别分析的人脸识别方法[J]. *模式识别与人工智能*, 2005, 18(2):223-227.
- LONG F, ZHUANG L SH, ZHUANG ZH Q. Face recognition by 2D wavelet decomposition and fisher discriminant analysis[J]. *PR & AI*, 2005, 18(2):223-227. (in Chinese)
- [32] LIU C J, WECHSLER H. Comparative assessment of independent component analysis(ICA) for face recognition[C]. *Proceedings of International Conference on Audio and Video Based Biometric Person Authentication, AVBPA'99*. Washington D C, USA, 1999.
- [33] LIU C J. Enhanced independent component analysis and its application to content based face image retrieval[J]. *IEEE Transactions on System, man and Cybernetics, Part B*, 2004, 34(2):1117-1127.
- [34] 张磊, 高全学. 块独立成分分析的人脸识别[J]. *计算机应用*, 2007, 27(9):2091-2094.
- ZHANG L, GAO Q X. Block independent component analysis for face recognition[J]. *Computer Appl.*, 2007, 27(9):2091-2094. (in Chinese)
- [35] 余慧海, 申金媛, 刘润杰. 基于 ICA 和 NFL 与 NN 联合分类器的人脸识别[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(26):183-185.
- YU H H, SHEN J Y, LIU R J. Face recognition with new classifier based on ICA features[J]. *Computer Engineering and Application*, 2008, 44(26):183-185. (in Chinese)
- [36] 周书仁, 梁昔明, 朱灿等. 基于 ICA 与 HMM 的表情识别[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(12):2321-2328.
- ZHOU SH R, LIANG X M, ZHU C, et al. Facial expression recognition based on independent component analysis and hidden markov model[J]. *J. Image and Graphics*, 2008, 13(12):2321-2328. (in Chinese)
- [37] LEE D D, SEUNG H S. Algorithms for non-negative matrix factorization[J/OL]. *Proceedings Neural Information Processing Systems*, 2000, (13):556-562[2009-07-14]. <http://hebb.mit.edu/people/seung/papers/nmfconverge.pdf>.
- [38] FENG T, LI S Z, SHUM H Y, et al. Local non-negative matrix factorization as a visual representation[C]. *IEEE Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Development and Learning*. Cambridge, U. K., 2002:178-183.
- [39] HOYER P O. Non-negative sparse coding[C]. *Proceeding of the 2002 12th IEEE Workshop on Neural Networks for Processing*. Martigny, Switzerland, 2002, (11):557-565.
- [40] BUCIU I, PITAS I. Application of non-negative and local non negative matrix factorization to facial expression recognition [C]. *Proceedings of the 17<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition*. Cambridge, U. K., 2004, (1):288-291.
- [41] WANG Y, JIA Y, HU CH M, et al. Non-Negative matrix factorization framework for face recognition[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Interlligence*, 2005, 19(4):494-511.
- [42] 张志伟, 夏克文, 杨帆, 等. 一种改进 NMF 算法及其在人脸识别中的应用[J]. *光电工程*, 2007, 34(8):121-125.
- ZHANG ZH W, XIA K W, YANG F, et al. Improved non-negative matrix factorization and its application to face recognition[J]. *Opto-Electronic Eng.*, 2007, 34(8):121-125. (in Chinese)
- [43] 李勇智, 杨静宇. 基于非负矩阵分解新的人脸识别方法[J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(1):111-116.
- LI ZH Y, YANG J Y. Novel method of face recognition based on non-negative matrix factorization[J]. *J. System Simulation*, 2008, 20(1):111-116. (in Chinese)
- [44] SEUNG H S, LEE D D. The manifold ways of perception[J]. *Science*, 2000, 290(5500):2268-2269.

- [45] SCHOLKOPF B, SMOLA A, MULLER K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. *Neural Computation*, 1998, 10(5):1922-1319.
- [46] YANG M H. Kernel eigenfaces vs. kernel fisherfaces; face recognition using kernel methods[C]. *Proceedings International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Washington D C, USA, 2002:215-220.
- [47] 王辉. 基于核主成分分析特征提取及支持向量机的人脸识别应用研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2006.  
WANG H. An application research on face recognition based on KPCA feature extract and SVM[D]. Hefei: *Hefei University of Technology*, 2006. (in Chinese)
- [48] BAUDAT G, ANOUAR F. Generalized discriminant analysis using a kernel approach[J]. *Neural Computation*, 2000, 12(10):2385-2404.
- [49] 王汇源. 基于线性子空间及环形对称 GABOR 变换的人脸识别算法研究[D]. 济南:山东大学, 2007.  
WANG H Y. Face recognition approaches based on linear subspace and circularly symmetrical gabor transforms[D]. *Ji'nan: Shandong University*, 2007. (in Chinese)
- [50] ZHAO T, LIANG ZH ZH, ZHANG D, *et al.*. Interest filter vs. interest operator; Face recognition using fisher linear discriminant based on interest filter representation[J]. *Pattern Recognition Letters*. , 2008, 29(13):1849-1857.
- [51] HU H F. ICA-based neighborhood preserving analysis for face recognition[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 112(3):286-295.
- [52] NIU B, YANG Q, KEUNG SIMON CHI, *et al.*. Two dimensional laplacianfaces method for face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(10):3237-3243.

作者简介:葛 微(1982—),女,吉林柳河人,博士研究生,主要从事数字图像处理方面的研究。

E-mail:geweiciomp@163.com

程宇奇(1977—),女,吉林长春人,博士研究生,主要从事数字图像处理方面的研究。

E-mail:tkgg-cyq@tom.com

刘春香(1983—),女,吉林长春人,硕士研究生,主要从事实时图像处理方面的研究。

E-mail:yu-hit2007@163.com

陈秋萍(1985—),女,福建莆田人,硕士研究生,主要从事数字图像处理方面的研究。

E-mail:sanmi1985@163.com