

## 基于核独立成分分析的人脸识别研究

尹克重, 龚卫国, 李伟红, 梁毅雄, 张红梅  
(重庆大学 光电工程学院, 重庆 400044)  
(yinkezhong@gmail.com)

**摘要:**在人脸识别中提出一种基于非线性子空间的核独立成分分析(KICA)方法。在简单介绍了ICA方法的基础上,对KICA方法的基本原理和算法作了较为详细的描述。为了验证基于KICA和ICA的人脸识别方法的识别效果,进行了对比实验和分析。实验和分析结果表明,在人脸识别中,基于KICA的方法优于基于ICA的方法。

**关键词:**核独立成分分析;独立成分分析;广义核方差;人脸识别  
**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A

## Research on KICA-based face recognition

YIN Ke-zhong, GONG Wei-guo, LI Wei-hong, LIANG Yi-xiong, ZHANG Hong-mei  
(College of OptoElectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** A new approach to face recognition—kernel independent component analysis (KICA) was introduced that was based on an entire function space of nonlinear subspace. First introduced ICA in a concise way and mainly discuss the KICA's basic principle and algorithm, and analyzed the differences between the ICA and KICA in face recognition. Finally, the experimental and analytical results show that in face recognition KICA algorithm outperforms ICA algorithm.

**Key words:** kernel independent component analysis (KICA); independent component analysis (ICA); kernel generalized variance (KGV); face recognition

## 0 引言

人脸识别在人与人的交流过程中起着极其重要的作用,其应用领域包括很多方面,比如身份鉴别、保安系统、人机交互界面等等。人脸识别系统虽然有着良好的应用前景,但是在现实中却还没有广泛的使用。主要原因之一就是人脸的图像数据具有高度的随机性。光照条件、脸的姿态、表情、发型、胡子、化妆、衣饰(眼镜、帽子)等等略有变化,就可以给识别系统带来很大的困难。因此在人脸识别中选取的特征要对上述因素具备一定的稳定性和不变性。目前已有很多人脸特征提取方法,大多采用无监督统计方法。这些无监督统计方法一般是先找出一组人脸基影像,然后用这组基影像的线性组合来表示人脸图像。独立成分分析(ICA)就是其中应用较广泛的一种。ICA是近几年发展起来的基于信号高阶统计特性的分析方法,特点是经ICA分解出的各信号分量之间是相互独立的<sup>[1]</sup>。已有许多基于ICA的人脸识别方法的研究<sup>[2-4]</sup>。

核技术由于其在支持向量机<sup>[5]</sup>中的成功应用,也在人脸识别研究领域得到广泛关注。核技术的思想就是利用非线性映射,把原输入空间中的数据映射到特征空间F中,然后在这特征空间F中对被映射的数据进行分析。这种技术引人注目的特点之一是可以利用核函数来代替两向量间的内积以实现非线性变换,而不需要考考虑非线性变换的具体形式。

基于ICA和核技术的优点,我们提出在人脸识别中应用核独立成分分析(KICA)方法。其特点是利用重建核希尔伯特空间(RKHS)内的非线性函数作为对比函数,将信号从低维空间映射到高维空间,并运用核方法在该空间内搜索对比函数的最小值。因此,与传统ICA算法相比具有更好的灵活性和鲁棒性。

## 1 ICA 基本原理

ICA的基本思想就是用一组基函数来表示一系列随机变量,而假设它的各成分之间是统计独立的或近似独立。在这种假设前提下,能从训练样本中找到一组相互独立的成分,并以此来描述样本数据。利用ICA算法进行人脸识别,人脸训练样本影像集X可看作是独立基影像S和可逆混合矩阵A的线性组合:

$$X = AS \quad (1)$$

ICA算法的目的就是找出混合矩阵A或者分离矩阵W,使其满足下式:

$$\tilde{S} = WX = WAS, A = W^{-1} \quad (2)$$

其中, $\tilde{S}$ 为独立基影像S的估计。

本文采用Hyvarinen提出的基于负熵最大判据的快速算法FastICA<sup>[6]</sup>。利用下面的迭代公式可以求得W:

收稿日期:2004-12-06;修订日期:2005-02-25 基金项目:国家教育部科学技术重点项目(02057);教育部春晖计划(2003589)

作者简介:尹克重(1977-),女,辽宁人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别; 龚卫国(1957-),教授,博士生导师,主要研究方向:模式识别及机器视觉、智能化信息技术及系统; 李伟红(1962-),女,四川人,讲师,博士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理; 梁毅雄(1977-),男,湖南人,博士研究生,主要研究方向:人脸识别、图像处理; 张红梅(1979-),女,河北人,硕士研究生,主要研究方向:人体生物识别技术中的面像识别。

$$W^*(k) = C^{-1}E\{Xg(W(k-1)^T X)\} - \\ E[g'(W(k-1)^T X)|W(k-1)]$$

$$W(k) = W^*(k) / \sqrt{W^*(k)C W^*(k)}$$

其中  $C$  是协方差矩阵,  $g$  是一种非线性函数,  $g'$  是其导数。

在 ICA 算法中,先要对人脸图像  $X$  进行去均值(中心化)处理,使其均值为 0, 然后进行白化处理,就是将中心化的人脸图像  $X$  与一个白化矩阵相乘  $M$ , 得到:

$$X_1 = MX \quad (3)$$

这里,要求  $X_1$  的协方差矩阵是单位矩阵,也就是说  $E(X_1 X_1^T) = I$ , 利用协方差特征值分解,即  $E(X_1 X_1^T) = P \Lambda P^T$ , 其中  $\Lambda$  是由正交矩阵  $E(X_1 X_1^T)$  的特征值组成的对角阵,  $P$  是由对应的特征向量组成的矩阵。因此,得到的白化矩阵为:

$$M = P \Lambda^{-1/2} P^T \quad (4)$$

由式(3)得到独立基影像:

$$S = W^T X_1 = W^T M X$$

$$A = W^{-1} = (W^T M)^{-1} = M^{-1} W \quad (5)$$

因此,训练样本集中的人脸图像在独立基子空间上的投影为:

$$X_{ICA} = S X^T \quad (6)$$

对于测试集中的任一图像,将其投影到独立基子空间后,再利用 pearson 相关系数法<sup>[7]</sup>来与训练样本影像在独立基子空间上的投影进行比较,即可实现人脸识别。

## 2 KICA 算法

ICA 的出发点非常简单,它假设各成分是统计独立的且是线性的。但由于光照、表情等因素的影响,因此它并不能处理人脸图像的非线性变化。下面将论述一种基于非线性函数空间的 ICA 方法——KICA,即核独立成分分析。这种分析方法不是现有的 ICA 方法的核化,而是一种新的 ICA 方法。

输入空间的样本  $x_k \in R^n, k = 1, 2, \dots, N$ ,  $\phi$  是一个把特征空间  $R^n$  映射到  $q$  维的核空间  $R^q$  的连续映射。根据核理论,假设下式成立:

$$K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \quad (7)$$

KICA 就是用满足核条件<sup>[8]</sup>的核函数来代替两向量间的内积运算来实现非线性变换。本文采用高斯核函数<sup>[9]</sup>,其具体形式为  $K(x, y) = \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - y\|^2)$ , 其中,  $\sigma$  为宽度参数,选取经验值  $\sigma = 1$ 。可以证明存在映射函数  $\phi$  把特征向量映射到  $q = \infty$  的核空间。因此  $\phi$  的像空间为无穷维的 Hilbert 空间,然而我们不可能直接实现无穷维的映射,但映射  $\phi$  是存在的,所以 Hilbert 空间中向量之间的点积运算可以通过式(7)在原模式空间中计算,这样,基于内积运算的子空间分类可以在核空间中实现,而无需知道映射  $\phi$  的具体表达式。

本文采用一种基于核广义方差<sup>[10]</sup>的独立成分分析算法。该方法是把两个变量  $\{x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^N\}$  和  $\{x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^N\}$  的观测数据映射到核空间,成为  $\{\phi(x_1^1), \phi(x_1^2), \dots, \phi(x_1^N)\}$  和  $\{\phi(x_2^1), \phi(x_2^2), \dots, \phi(x_2^N)\}$ , 然后再用核广义方差算法。核广义方差和核典型相关性分析<sup>[11]</sup>的计算最后均可以归结为求取特征值问题,其中核典型相关性分析得到的  $F$  相关系数其实就是  $K_i \alpha = \lambda D_i \alpha$  的最小的特征值,而核广义方差就是考虑

该式的所有特征值。

在只有两个变量的情况下,定义核广义方差为  $\hat{\delta}_F = \prod_i (1 - \rho_i^2)$ , 其中  $\rho_i$  可以通过核典型相关性来计算。在有  $m$  个变量的情况下,  $\hat{\delta}_F = \frac{\det K}{\det D}$ , 针对高斯核函数定义对比函数:  $\hat{I}_{\delta F} = -\frac{1}{2} \log \hat{\delta}_F$ , 其中,  $K$  表示  $mN \times mN$  维矩阵, 当  $i \neq j$  时, 其块矩阵为  $K_{ij} = K_i K_j$ ,  $K_i$  是 Gram 矩阵; 用  $D$  表示  $mN \times mN$  块对角矩阵, 对角块为  $(K_i + \frac{N}{2} I)^2$ 。

根据文献[10]得到基于核广义方差的 KICA 算法如下:

输入:人脸训练样本影像  $X^1, X^2, \dots, X^N$  和核函数  $K(x, y)$

1) 白化训练样本影像  $X^1, X^2, \dots, X^N$ ;

2) 计算基影像  $\{S^1, S^2, \dots, S^N\}$  的中心化 Gram 矩阵  $K_1, K_2, \dots, K_m$ , 其中  $S^i = W X^i$  (利用 Cholesky 分解);

3) 把  $\delta_F(K_1, \dots, K_m) = \frac{\det K_i}{\det D_i}$  定义为广义特征向量等式  $K_i \alpha = \lambda D_i \alpha$  的初始特征值;

4) 用最速下降法  $W(i+1) = W(i) - \lambda \nabla C$  对进行迭代, 再将  $C(W)$  对  $W$  求最小化,

$$C(W) = -\frac{1}{2} \log \lambda_F(K_1, \dots, K_m) \quad (8)$$

$$\nabla C = \frac{\partial C}{\partial W} - W \left( \frac{\partial C}{\partial W} \right)^T W \quad (9)$$

其中,  $\frac{\partial C}{\partial W}$  是  $C$  对  $W$  求导。

输出:  $W$

上面的算法不断的在 2) ~ 4) 之间反复进行, 满足收敛条件后可得到矩阵  $W$ 。

对于一组人脸图像  $X$ , 通过上面的 KGV 算法可以得到  $W$ , 从而根据(1)式可有效的估算出独立基影像  $S$ 。对于测试集中的任一图像, 将其投影到独立基子空间后, 再利用 pearson 相关系数法来与训练样本影像在独立基子空间上的投影进行比较, 即可实现人脸识别。

## 3 实验结果及分析

下面利用两个人脸库进行实验验证 KICA 的识别效果:

1) ORL 人脸库, 包括 40 人, 每人 10 幅, 共 400 幅图像组成, 每幅原始图像有 256 个灰度级, 大小为  $112 \times 92$ 。取 40 人中的前 20 人, 选取每人的前 5 种姿态图像构成训练样本集, 余下的 5 种姿态图像构成测试样本集。2) 重庆大学 IITLAB 实验室制作的中国人脸图像库, 包括 52 人, 每人 28 幅, 每幅原始图像均为彩色, 大小为  $480 \times 640$ 。选取 52 人正面图像构成训练样本集, 相同 52 人的不同表情或者姿势的图像随机选择一幅构成测试样本集, 本次实验并未考虑光照因素。

利用 ORL 库进行实验时, 先将图像大小统一调整为  $56 \times 46$  维, 并用矩阵表示, 再将矩阵转换为  $1 \times 2576$  维列向量, 选用的训练图像有 20 幅, 则  $X$  就有 40 行、2576 列, 每幅图片都经过中心化处理和白化处理, 然后利用 KICA 算法进行特征提取。IITLAB 库人脸图像按以上同样方法进行预处理。文中实验所用数据集如表 1 所示。

表1 ORL 和 IITLAB 人脸库的训练样本和测试样本数

	人员总数	训练样本	测试样本
ORL 人脸库	20	100	100
IITLAB 人脸库	52	52	52



图1 ORL 和 IITLAB 人脸库示例

最终的实验结果如图2和表2所示。其中图2给出了通过 KICA 和 ICA 算法提取特征后的重建影像示例,表2给出的是人脸识别中经过 KICA 和 ICA 两种算法求出的识别率结果。

在图2中,其中前三行为 ICA 算法求出的重建人脸示例,后三行为 KICA 算法求出的重建人脸示例。

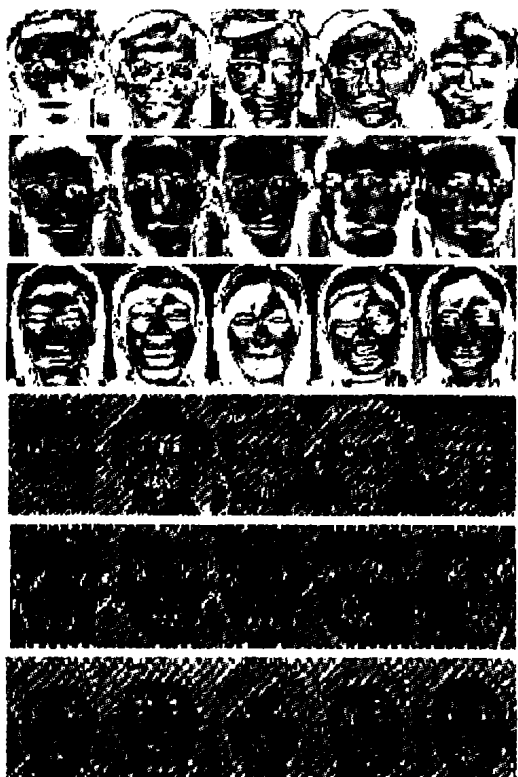


图2 ICA 和 KICA 算法求出的部分重建人脸

由表2可以看出,对训练样本集内的图像进行识别,KICA 和 ICA 都表现了很好的识别效果,但是对于测试集中的人脸图像识别,KICA 方法的识别率比 ICA 方法的识别率高出了近7个百分点。总体而言,KICA 在训练集和测试集中的识别效果均优于 ICA,但从表2也可以看出,KICA 算法计算所用的时间也是 ICA 算法的5倍,这是因为 KICA 计算量比 ICA 大的缘故。我们在进行实验的时候选用了两个人脸库,由此得到的结果也不尽相同,在此仅列出两种方法的识别率,而对

每个库的识别率情况并未细分。表2中的结果是两个库识别率的均值。

表2 KICA 和 ICA 的识别率比较

	识别率		算时间
	训练集	测试集	
KICA	96.7%	82.9%	1.2min
ICA	94.7%	76.3%	0.23min

在 ICA 和 KICA 两种算法中,IITLAB 库的识别率无论是在训练集还是测试集中都要比 ORL 库低,是因为 IITLAB 库的图像中的背景噪声比 ORL 库中的人脸图像要多,而噪声对特征提取算法造成了很大的干扰,从而导致了识别率的差异。也由此可以知道,人脸识别中,对人脸图像进行预处理,消除背景噪声对识别效果有着很大的影响。

#### 4 结语

我们提出在人脸识别中应用核独立成分分析法,它在 RKHS 空间使用更为灵活,可以归结为求广义特征向量的问题,这是在其他的 ICA 算法中找不到的。但 KICA 的计算量也要比其他的方法要大,所用时间也更长。由于不同的核建立的是不同的空间,产生的结果是不同的。对于如何选取合适的核函数及其参数仍无具体的标准,只能依靠研究者的经验来选定。另外是否存在性能更为优良的未知核函数,现在仍不能断定。

由于 KICA 是近年才出现的新的方法,它的理论和技术还处于发展阶段,有待进一步完善,因此本文的很多讨论内容还需要进一步补充和拓展。该方法在人脸识别中的应用也有很大的发展空间,我们目前的实验都是基于小样本,有待进一步的实验验证。

#### 参考文献:

- [1] COMON P. Independent component analysis, a new concept[J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287-314.
- [2] 王宏漫, 欧宗瑛. 采用 PCA/ICA 特征和 SVM 分类的人脸识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(4): 416-420.
- [3] 杨竹青, 李勇, 胡德文. 独立成分分析法综述[J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 762-772.
- [4] 刘直芳, 游志胜, 王运琼. 基于 PCA 和 ICA 的人脸识别[J]. 激光技术, 2004, 28(1): 78-81.
- [5] OSUNA E, FREUND R. Training Support Vector Machines: an Application to Face Detection[J]. Tech Report, Ailab, MIT, 1997.
- [6] HYVARINEN A. Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis[J]. IEEE transactions on neural networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [7] 耿修林, 谢兆茹. 应用统计学[M]. 北京: 科学出版社, 2002, 246-249.
- [8] VLADIMIR N. Vapnik. An overview of Statistical Learning Theory[J]. IEEE transactions on neural networks, 1999: 988-999.
- [9] SCHOLKOPF B, SMOLA AJ. Learning with Kernels[M]. Britain, The MIT press, 2001. 45-48.
- [10] BACH FR, JORDAN MI. Kernel Independent Component Analysis[J]. Journal of Machine Learning Research(3), 2002: 1-48.
- [11] 姚伏天, 金连甫, 戴光. 基于核独立成分分析的盲源信号分离[J]. 计算机工程与应用, 2004, 6: 44-46.