

文章编号: 1001-3806(2004)01-0078-04

基于 PCA 和 ICA 的人脸识别

刘直芳, 游志胜, 王运琼

(四川大学 图形图像研究所, 成都 610064)

摘要: 提出利用主成分分析 (PCA) 和独立成分分析 (ICA) 相结合的方法对人脸进行识别。首先对预处理后的图像进行降维, 即利用 PCA 算法对图像进行去二阶相关和降维处理, 然后再利用 ICA 算法获得人脸影像独立基成分, 利用人脸影像独立基来构造一子空间, 最后利用待识别图像在这个空间上的投影系数进行人脸识别。从两个不同的数据集, 将传统的 PCA 人脸识别算法和提出的人脸识别算法进行比较。从实验数据结果看, 提出的 PCA 和 ICA 结合人脸识别算法优于传统的 PCA 人脸识别算法。

关键词: 主成分分析; 独立成分分析; 人脸识别; 特征脸; 独立影像基

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Face recognition based on PCA and ICA

LIU Zhi-fang, YOU Zhi-sheng, WANG Yun-qiong

(Institute of Image & Graphic, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

Abstract: This paper proposes the face recognition method based on principle component analysis (PCA) and independent component analysis (ICA). PCA and ICA are both multivariable data statistics. In order to reduce dimension and sec-order correlation, firstly, the image data can be processed by PCA, and then the independent image basis can be got using ICA, finally, face recognition is processed in the subspace. In our experiments, the proposed methods have been successfully evaluated using two different datasets, and PCA and ICA method are compared. The experimental results show that ICA face recognition method is superior to PCA method.

Key words: principle component analysis (PCA); independent component analysis (ICA); face recognition; eigenface; independent basis image

引 言

人脸自动识别是模式识别和图像处理等学科研究的一个热点课题,它在身份鉴别、信用卡识别、护照的核对以及监控系统等方面有广泛的应用。由于受光照、表情以及姿态等因素的影响,使得同一个人的脸像矩阵差异较大,因此,人脸识别中所选取的特征必须对上述因素具备一定的稳定性和不变性。当前大多数人脸识别算法是基于无监督统计方法^[1],其中主成分分析 (principle component analysis, PCA) 是当前用得最多的方法。PCA 是用于信号恢复的经典算法,也是多元数据分析中最重要的方法之一。SIROVICH 和 KIRBY^[2]首先用 PCA 算法来表示人

脸,而 TURK 和 PENTLAND^[3]提出了一个著名的人脸识别算法称为“特征脸”,但是它只考虑了二阶统计信息,而没有利用图像的高阶统计信息。信号处理中的独立成分分析 (independent component analysis, ICA) 方法是 PCA 方法的一般化表示,但它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^[4]。作者认为人脸图像是由一组相互独立的基影像线性叠加而成,利用 ICA 算法求出这组独立影像基,从而构造一子空间,然后利用待识别图像在这个子空间上的投影系数进行人脸的识别。

利用 PCA 和 ICA 相结合的算法进行人脸识别。为了减少计算量,在利用 ICA 算法获取人脸影像独立基前,首先通过 PCA 算法对图像进行去二阶相关和降维处理,然后再利用 ICA 算法获得人脸影像独立基成分,利用独立影像基构造一子空间,最后将待识别影像投影到低维独立基空间中,由余弦距

作者简介:刘直芳(1974-),女,博士研究生,现从事图像处理、计算机视觉、模式识别、人工智能、智能交通方面和人脸检测识别的科研工作。

E-mail: liuzhifang7563@163.com

收稿日期:2003-03-28;收到修改稿日期:2003-08-17

脸进行人脸识别。通过两组不同的实验图像(姿势表情变化和光照改变),利用传统的 PCA 算法和 PCA 和 ICA 结合算法进行实验,从实验结果来看,提出基于 PCA 和 ICA 结合的人脸识别算法在姿态改变和光照改变的情况下,其识别率都高于传统的 PCA 算法。

1 PCA 和 ICA 的人脸识别

1.1 PCA 人脸识别

PCA 是线性模型参数估计性能的一种常用方法。基本思想是将原来的回归自变量变换到另一组变量,即所谓的“主成分”,然后选择其中一部分重要成分作为自变量(此时丢弃了一部分不重要的自变量),最后利用最小二乘方法对选取主成分后的模型参数进行估计。PCA 算法用于人脸识别主要是在二阶统计量基础上进行分析的。

利用 PCA 算法进行人脸识别,对训练影像进行标准化处理:

$$X = (X - \bar{X}) / D \quad (1)$$

式中, X 为训练样本影像集,大小为 $N \times P$, N 为样本(人脸影像), P 为影像的大小, \bar{X} 为训练样本集的平均影像, D 为方差。训练样本集的主成分可以通过下式计算得到:

$$U^T (X X^T) U = \Lambda \quad (2)$$

式中, Λ 为特征值组成的对角阵, U 为特征值相对应的特征向量组成的正交阵。

特征值为 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, N)$, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$, 特征向量为 $U_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 则:

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_N \end{bmatrix}, U = [U_1 \dots U_N].$$

选择前 $m (m \ll N)$ 个较大特征值组成的特征向量 U^m 来计算样本的主成分。因此得到前 m 个特征脸为:

$$W_{\text{eig}} = U^m X \quad (3)$$

则训练样本影像集 X 在特征脸子空间上的投影为:

$$\rho_{\text{PCA}} = W_{\text{eig}} X^T \quad (4)$$

因此,前 m 个主轴所决定的子空间能最大可能地还原原始数据。引入主成分的目的是为了降低维数, m 到底取多大合适呢? 可以通过贡献率或者累计贡献率来确定 m :

$$R = \lambda_j / \sum_{i=1}^N \lambda_i \text{ 或 } R = \sum_{j=1}^m \lambda_j / \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad (5)$$

选择 m 使 $R \in [85\% \quad 95\%]$ 。文中实验选择累计贡献率,其大小设定为 90%。

对于测试集中的任一影像 X_{test} , 将其投影到特征脸子空间上, 然后通过余弦公式与训练样本影像集在特征脸子空间上的投影进行比较, 即可实现人脸识别:

$$\rho_{\text{test}} = W_{\text{eig}} (X_{\text{test}} - \bar{X})^T$$

$$d(\rho, \rho_{\text{test}}) = \frac{\rho \cdot \rho_{\text{test}}}{\|\rho\| \cdot \|\rho_{\text{test}}\|} \quad (6)$$

另外,训练样本集中的任一影像可以通过特征脸子空间重建,如图 1 所示。

$$\hat{X} = U^m W_{\text{eig}} = U^m [(U^m)^T X] = X \quad (7)$$

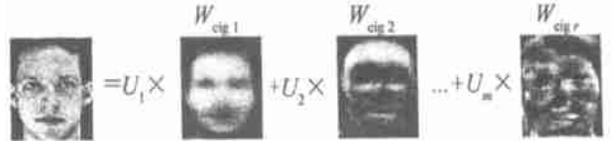


Fig.1 Face reconstruction by eigenface

1.2 ICA 人脸识别

PCA 方法是沿数据集方差最大方向寻找一些相互正交的轴,而 ICA 方法将不限制这些轴是否正交,它的轴是沿最大统计相关方向,因此,其输出元素之间的相关性被移走^[1],这样,在这些轴上的投影就有很少的交叠产生。PCA 和 ICA 的投影轴在二维空间之间的关系如图 2 所示。

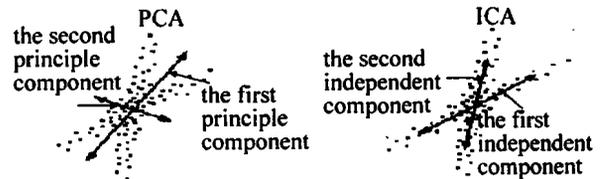


Fig.2 Example 2-D data distribution and the corresponding PCA and ICA axes

在人脸识别中,许多重要的信息包含在高阶统计量中。ICA 算法是一种基于高阶统计量的去相关多元数据处理方法。其基本思想是用一些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者尽可能独立^[1]。

利用 ICA 算法进行人脸识别,人脸训练样本影像集 X 可以看作是统计独立的基影像 S 和可逆混合矩阵 A 的线性组合:

$$X = AS \quad (8)$$

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:

$$I = WX = WAS, A = W^{-1} \quad (9)$$

式中, I 为独立统计基影像 S 的估计。

因此,ICA 人脸识别就是根据输入影像求出混合矩阵 A 或者分离矩阵 W ,其模型如图 3 所示。

文中引用 HYVARINEN^[5]给出的快速固定点

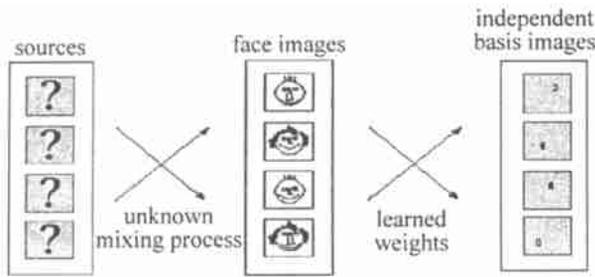


Fig. 3 The model of ICA

算法来求 W , 利用迭代递归方式求 W 。

$$W^*(k) = E\{X[X^T W(k-1)]^3\} - 3W(k-1) \quad (10)$$

$$W(k) = W^*(k) / \sqrt{W^*(k)^T W^*(k)} \quad (11)$$

为了保证每次所估计的都是不同的独立成分,在标准化 $W(k)$ 之前将增加一个正交化投影操作。正交混合矩阵 B 中的一列为最后所求的向量 $W(k)$ 。因此通过投影当前 $W(k)$ 的解到混合矩阵 B 的列上,定义混合矩阵 B 的列是目前已找到的混合矩阵 B 的列。正交化投影为:

$$W(k) = W(k) - BB^T W(k) \quad (12)$$

为了降低维数,使迭代递归 W 时收敛速度快,因此,首先利用 PCA 算法去二阶统计相关,将其训练样本影像投影到 m 维子空间,然后利用 ICA 算法分离出混合影像中的独立成分。

在 ICA 算法中的 X 是指零均值和白化后的影像,因此首先对训练样本影像集 X 按照(1)式进行零均值化,而 X 的白化过程是根据 PCA 算法利用(2)式获得特征值矩阵 Λ 和特征矢量 U ,取前 m 个较大特征值所对应的特征向量,则白化矩阵 M 为:

$$M = \Lambda^{-1/2} U^T \quad (13)$$

因此,零均值后的训练样本集 X 白化过程为:

$$X' = MX \quad (14)$$

则 ICA 的独立基影像 S 和混合矩阵 A 为:

$$S = W^T X' = W^T M X, A = (W^T M)^{-1} = M^{-1} W \quad (15)$$

训练样本集影像 X 在独立基影像子空间上的投影为:

$$\rho_{ICA} = S X^T \quad (16)$$

对于测试集中的任一影像 X_{test} ,将其投影到独立基影像子空间,然后(6)式与训练样本影像在独立基影像子空间上的投影进行比较,即可实现人脸识别。

$$\rho_{test} = S(X_{test} - X)^T \quad (17)$$

训练样本影像集中的任一人脸影像可以通过独立基影像重建,如图4所示。



Fig. 4 Face reconstruction by independent basis images

$$\hat{X} = AS = (M^{-1}W)(W^T M)X \quad (18)$$

2 实验结果分析

利用两个不同影像集对该算法进行测试,第1个训练样本集是基于姿势和表情改变的影像库,称为 P 集。该影像库有 225 张图像,共 75 个人,每个人有 3 种不同姿势或表情图像,其中 40 人为 ORL 数据库中标准人脸,其它 35 个人为自己影像库里的人。相应的测试集有 421 张图像,共 75 个人,其中的 49 人,每人有 7 种姿势表情与训练集图像都不相同的图像,另外 26 人有 3 种不同表情或者姿势的图像。第 2 个训练样本集是基于光照改变的影像库,称为 L 集。该影像库是利用 P 集中的部分人脸进行人为光照处理得到的,有 90 张图像,共 30 个人,每个人 3 种不同方向光照下的图像。相应的测试集有 150 张图像,每个人有 5 种与训练集不同光照方向的图像。文中实验所用数据集如表 1 所示。

Table 1 The training sets and test sets of faces

condition	person numbers	training set	test set
pose and expression (P set)	75	225	421
light set (L set)	30	90	150

两个不同的训练集的贡献率和累计贡献率如图 5 所示。通过图 5 的累计贡献率可以看出,对于 P 集,使累计贡献率达到 90%,只需要 65~75 个特征,而对 L 集只需要 25~35 个特征就可以了。

通过传统的 PCA 算法和本文中的算法实验得到的特征脸、独立基影像以及重建结果如图 6 所示,其中 P 集的特征脸和独立基影像是通过 65 个特征获得, L 集的特征脸和独立基影像是通过 30 个特征获得。

根据不同的特征数量,分别利用传统 PCA 算法和文中算法进行人脸识别结果如图 7 所示。从图可以看出,对于 P 集在 60 个独立基下,利用文中算法识别率就能达到 90.2%,而传统 PCA 算法只有 78.1%;在 75 个独立基下,识别率能达到 93.1%,而传统 PCA 算法则只有 86.2%左右。对于 L 集在 25 个独立基下,用文中算法识别率达到 83.7%,而传统 PCA 算法只有 81.4%;在 35 个独立基下,识别率为 97.1%,而 PCA 算法则只有 89.4%。可以看出,无论是 P 集还是 L 集,利用文中算法进行的人脸识别要高于传统 PCA 算法。

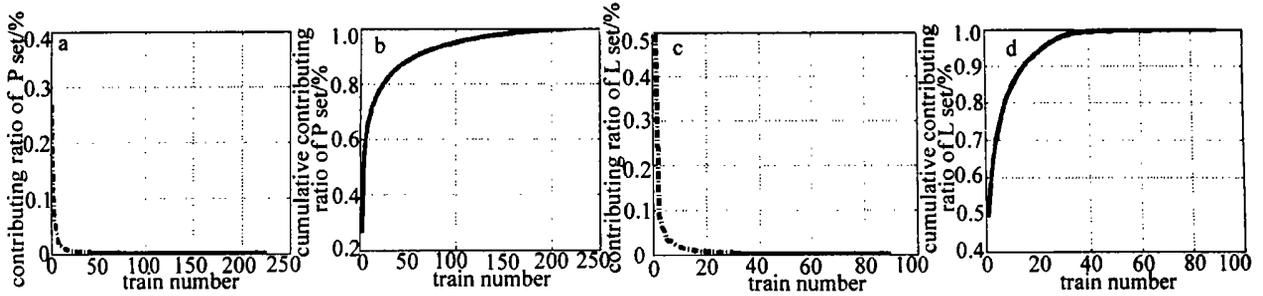


Fig. 5 The contributing and cumulative contributing ratio of P and L set

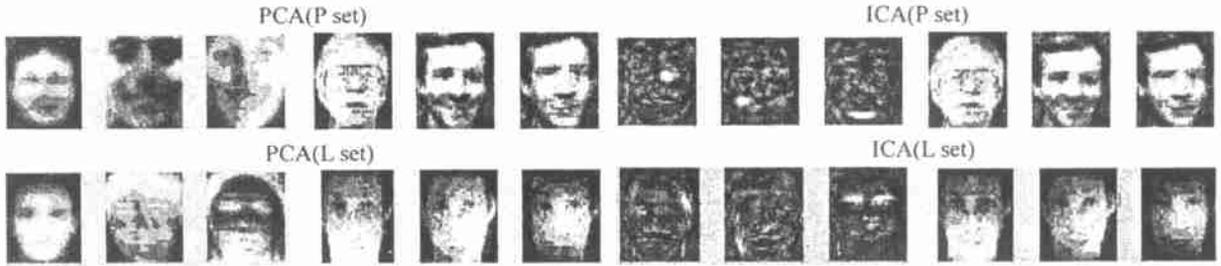


Fig. 6 Eigenface ,independent basis images and reconstruction results

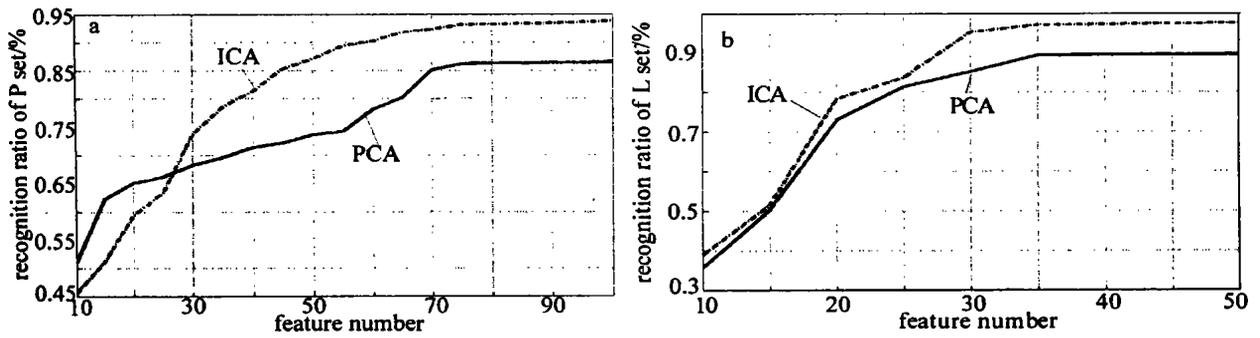


Fig. 7 The recognition ratio in different feature numbers

3 结 论

提出利用 PCA 和 ICA 相结合算法对人脸进行识别处理,根据不同的人脸数据进行测试实验。结果表明,提出相结合的算法进行人脸识别的效果要优于传统 PCA 算法。从实验数据看,该算法识别光照条件改变的识别率高于姿势和表情改变的识别率。

参 考 文 献

- [1] BARTLETT M S. Face image analysis by unsupervised learning and redundancy reduction. Ph. D Thesis of University of California ,1998. 27~37.
- [2] SIROVICH L ,KIRBY M.J O S A ,1987,4(3) :519~524.
- [3] TURK M A ,PENTLAND A P.J Cognitive Neurosci ,1994 ,3 (1) :71~86.
- [4] COMON P. Signal Processing ,1994 ,36(3) :287~314.
- [5] HYVARINEN A. IEEE Trans on Neural Networks ,1999 ,10 (3) :626~634