

基于 ICA 的多姿态人脸表示*

王 刚, 刘 伟, 冯贵玉

(国防科技大学机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 将独立成分分析(ICA)应用于多姿态人脸识别。对比分析了 ICA 和主成分分析(PCA)两种人脸识别方法的差异, 并重点研究了多姿态人脸的独立成分(IC)表示。在基于权向量幅值的方法基础上, 引入了基于比例因子的 IC 核选择的新方法。实验表明, 新方法有利于提高识别的准确率和识别的效率。

关键词: 独立成分分析; 多姿态; 人脸表示; 比例因子

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Pose-varied Face Representation Using the Independent Component Analysis

WANG Gang, LIU Wei, FENG Gui-yu

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Independence component analysis (ICA) is applied in pose-varied face recognition. Discriminations between ICA and principal component analysis (PCA) in face recognition are analyzed, and independent component (IC) representation in pose-varied face is discussed in detail. Based on the method that selects a subset as the kernel for the representation by ordering the sources via the magnitude of the corresponding weights, a novel IC representation of pose-varied face based on the scale factor is proposed. Demonstration indicates that the proposed method is efficient.

Key words: ICA; pose-varied; face representation; scale factor

人脸是一个具有很强变异性的非刚性目标, 实时条件下多姿态人脸信息的处理是人脸识别的难点之一。关于这方面的工作主要集中于两个方面: 一是基于多姿态人脸的视角调整预处理^[1,4,9]; 二是在多姿态人脸的表示和识别过程中运用新的方法^[5-7,10,11], 如在 PCA^[8] 方法的基础上出现的神经网络方法、支持向量机方法等^[1,7,10,11]。

ICA 是一种基于高阶统计的数据分析方法, 目前已广泛应用于特征提取、生理学数据分析、语音信号处理等领域。相对于基于二阶统计的 PCA 而言, ICA 能够提取并利用多像素间隐藏的信息, 成为人脸识别的一种新方法。尤其是其良好的局部空间特性更有利于多姿态人脸的识别^[4-6,10]。IC 核空间是实现人脸表示和识别的关键因素, 在其构成上, 通常做法是选取权向量幅值较大的部分 IC^[1,2,6,10]。由于识别的关键在于寻找并利用不同类之间的差异, 我们引入了类内类间比值的概念, 将比例因子的方法应用于 IC 核子空间的选择和人脸表示, 并用实验验证新方法对识别的影响。

1 ICA 理论基础^[3]

独立成分分析是实现盲源分离最有效的方法之一。盲源信号分离可用以下数学模型描述:

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad t = 1, 2, \dots \quad (1)$$

其中 $\mathbf{r}(t)$ 、 $\mathbf{s}(t)$ 和 $\mathbf{n}(t)$ 分别是 M 维的观测矢量、 N 维的信号矢量和 M 维的加性噪声矢量, \mathbf{A} 是 $M \times N$ 的混合矩阵。为了便于表示和计算, 通常采用去噪后盲源分离模型作为基本 ICA 模型:

* 收稿日期: 2002-11-25

基金项目: 国家 863 高技术基金资助项目(2001AA114180); 国家杰出青年科学基金资助项目(60225015); 高等学校优秀青年教师
学科研究奖励计划资助项目

作者简介: 王刚(1976-), 男, 博士生。

$$r(t) = As(t), \quad t = 1, 2, \dots \quad (2)$$

其目的是在仅知道观测矢量 $r(t)$ 的情况下, 确定出混合矩阵 A 和信号矢量 $s(t)$ 。当前 ICA 方法已成功应用于特征提取、生理学数据分析、语音信号处理等领域。

关于 ICA 模型的估计, 主要有非高斯的最大化、互信息的最小化和最大似然函数等方法, 文献[3]介绍了多种基于非高斯最大化的独立程度量准则, 本文采用的就是其中的一种基于负熵的独立性判决准则和分离算法——快速定点算法(Fast ICA)。

2 基于 ICA 人脸多姿态识别方法

2.1 ICA 人脸识别

在 ICA 人脸识别中, 随机变量就是训练的人脸图像, 可以建立一个由 n 个随机变量的训练图像集 $\{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$, 这些变量假设为 m 个未知独立分量 $\{s'_1, s'_2, \dots, s'_m\}$ 的线性组合。对于 $i (i = 1, 2, \dots, n)$, 通过行连接处理将图像集 $\{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$ 转换成矩阵 $X, X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 行向量对应人脸图像。同理对 $\{s'_1, s'_2, \dots, s'_m\}$ 进行处理得到矩阵 $S, S = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T$, 则 X, S 满足 $X = AS$, 即人脸图像

x_i 可以表示成权重为 $a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}$ 的分量 s_1, s_2, \dots, s_m 的线性组合, 如图 1 所示。 W 是学习滤波器矩阵, U 是统计独立输出。 W 通过某种无导师的学习方法得到, 本文采用的就是基于负熵的 Fast ICA 算法。从原理上讲 $A = W^{-1}$, 矩阵 A 可以看作是所有训练人脸图像的新的表示。

识别过程中, 用距离参数 $\delta_{ICA}(X, X')$ 表示训练集模板与测试集人脸间的差异,

$$\delta_{ICA}(X, X') = \|A - A'\| \quad (3)$$

其中 X 表示模板图像, X' 表示给出的测试人脸, A 和 A' 分别表示图像 X 和 X' 对应的权重向量。满足 δ_{ICA} 最小的训练集模板 X 和测试人脸 X' 认为属于同一个人。

在计算机人脸识别领域, 较早采用的是 PCA 方法^[4,5], 它对标准化人脸的识别效果较好, 但是对于非标准人脸, 尤其是多姿态人脸的识别效果并不理想^[6]。从原理分析看, ICA 可以看成是 PCA 从信号二阶去相关处理向高阶处理的拓展, 由于人脸的很多重要信息包含于高阶统计中, 经过高阶去相关处理(统计独立)的 IC 表示趋向于表现对象的局部特征, 优于只经过二阶去相关处理的 PC 表示^[5,6,10]。

2.2 基于比例因子的 ICA 多姿态人脸表示

关于 IC 核空间的选取主要有三种方法^[6]: 一是基于权向量幅值的方法, 即通过选取权向量较大幅值的部分 IC 组成子空间; 二是在选定 PC 的基础上, 经过变换得到相应的 IC; 三是根据 IC 核空间对应权值的类内和类间差异选择核子空间, 这里采用了称为比例因子的选择方法, 记为 S-ICA。在人脸识别中, 尤其是多姿态的人脸识别, 由于训练人脸和识别人脸的空间特性突出, 如果能够从寻找不同类之间的差异出发, 即通过分析权矩阵找出反映同一个体的相似性和不同个体间的差异的若干独立分量用于多姿态人脸的表示, 将有利于提高人脸的识别效果。具体做法是在基于权向量幅值方法选择的 IC 核空间(包括计算得到的所有 IC 集合)的基础上, 计算训练集脸间和脸内差异的比值(对相应权向量的分析), 选择其中对应比值较小的独立成分组成核子集, 并用于人脸表示。

假设矩阵 X 来自于 n 个人, 每个人有 m 个不同的图像, 混合矩阵 A 显示了 S 中独立分量的权重。用 a_{ij} 表示第 i 行, 第 j 列的记录。 W_j 称作第 j 列类内距离的均值, 表示为:

$$W_j = \frac{1}{nm(m-1)} \sum_{i=1}^m \sum_{u=1}^m \sum_{v=1}^m \rho[a_{(i-1)m+u,j} - a_{(i-1)m+v,j}] \quad (4)$$

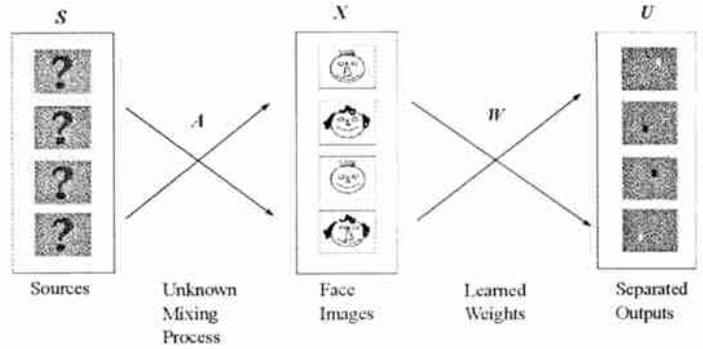


图 1 图像合成模型^[10]

Fig. 1 Image syrtthesis model^[10]

B_j 被称作第 j 列间距离的均值,

$$B_j = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{s=1}^n \sum_{t=1}^n \rho(a_{s,j} - a_{t,j}) \quad (5)$$

其中 $a_{i,j} = \frac{1}{m} \sum_{u=1}^m a^{(i-1)m+u,j}$, ρ 为距离函数。

通过类内距离与类间距离之比的分析, 从 A 中选择混合特征。比例 γ_j 定义为

$$\gamma_j = W_j/B_j \quad (6)$$

$\gamma_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 越小, 分类越好。

将 A 中的每一个列特征 A_j 和 S 中的每一个独立分量 s_j 都通过 γ_j 按照升序排列: $A' = (A'_1, A'_2, \dots, A'_n)$ 和 $S' = (s'_1, s'_2, \dots, s'_n)^T$ 。其中, 对应于 A'_j, S' 的 γ'_j 满足 $\gamma'_1 < \gamma'_2 < \dots < \gamma'_n$ 。

3 实验与分析

3.1 选用数据库

选择的 Umist 实验室多姿态标准数据库, 包括 10 人, 每人 10 幅不同姿态的人脸图像。分辨率统一调整为 45×56 。选择其中的 5 幅存入训练库, 用于训练, 部分图像如下:



将其余的 5 幅图像存入测试库, 用来检验识别效果。部分图像如下:



3.2 实验及结果

运用 PCA、ICA 和基于比例因子 ICA 分析训练集人脸, 将得到的成分按照相应的规则进行排序, 组成核子空间, 图 2 给出了 3 种表示的前 5 个成分。从图中可以看出 3 种表示的成分存在的差异。较 PC 表示而言, IC 表示更趋于表现局部特征; 同样是 IC 表示, 虽然基于权向量幅值选择的 IC 核和基于比例

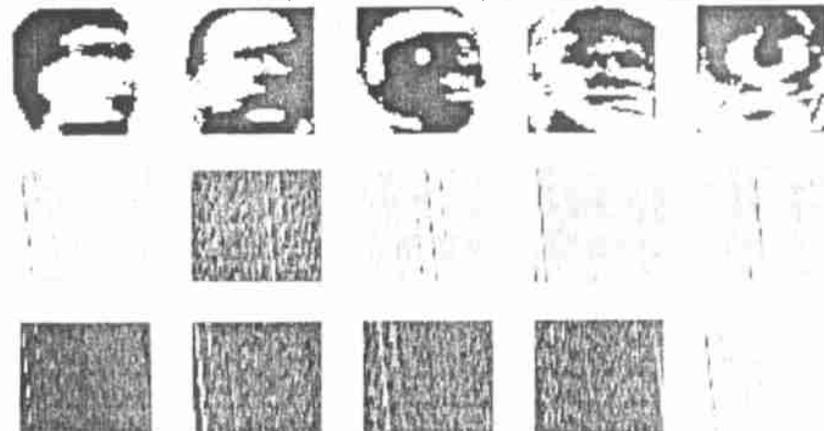


图 2 由上到下分别为 PCA、ICA 和 S-ICA 核空间的前 5 个成分

Fig. 2 (up to down) The former five component of kernel subspaces using PCA, ICA and S-ICA

因子选择的 IC 核所包含的元素可能一样,但是元素的排序并不一样,选择的核空间必然存在差异,识别的效果自然也不一样。

运用 PCA、ICA 和 S-ICA 三种方法分别对训练集和测试集进行了识别。在识别训练集时,三种方法都能够在运用较少的成分数的情况下达到 100% 的识别率。由于识别的难点是测试集的人脸,这里我们主要分析测试集的识别情况。图 3 是 3 种表示对应的测试集识别率关系曲线。从曲线分析看,ICA 的识别率比 PCA 的识别率总体上要高;S-ICA 的效果明显优于前两者。其中 PCA 表示的最大识别率为 0.76,对应 PC 个数为 10;ICA 表示的最大识别率为 0.84,对应 IC 个数为 35;S-ICA 表示的最大识别率为 0.88,对应 IC 个数仅为 12,明显优于前两者。

需要指出的是,在识别的过程中,随着成分数目的增加,识别率并非单调上升。在 PCA 曲线中,当 PC 个数大于 23 时,识别率下降尤其明显。这一现象固然和所选择的测试集、训练集的组成有关,但另一方面也表明,从训练集得到的核空间中各成分对测试集识别的贡献并不满足单调递增或递减的简单规则,有些成分甚至会降低识别率。作为基于统计的识别方法无法从根本上消除这一影响,只能采用一些方法加以改进,如所提的 S-ICA 方法。根据经验分析选择合适的成分对于提高识别的准确率和识别的效率都很有意义。

4 结论

本文是独立成分分析在多姿态人脸识别中的应用研究。在分析 ICA 人脸识别方法后,重点研究了多姿态人脸的 IC 表示,在基于权向量幅值的 IC 核选择方法基础上,引入了基于比例因子的 IC 核空间选择方法。其后,分别将 PC 表示、基于权向量幅值的 IC 表示和基于比例因子的 IC 表示用于多姿态人脸的识别。实验表明,新的选择方法对于提高识别的准确率和识别的效率非常有意义。

参考文献:

- [1] Takio Kurita, Takahashi. Viewpoint Independent Face Recognition by Competition of the Viewpoint Dependent Classifiers[EB]. Neurocomputing (in press), <http://www.elsevier.com/locate/neucom>.
- [2] Cheung Yiu Ming, Xu Lei. Independent Component Ordering in ICA Time Series Analysis[EB]. Neurocomputing (in press), <http://www.elsevier.com/locate/neucom>.
- [3] 杨竹青,李勇,胡德文.独立成分分析方法综述[J].自动化学报.2002,28(5).
- [4] Dai Mo, Zhou Ming Quan. On Automatic Human Face Recognition[M].生物识别研究新进展(一).谭铁牛,主编.北京:清华大学出版社,2002:41-48.
- [5] Bartlett M S. Face Image Analysis by Unsupervised Learning and Redundancy Reduction [EB]. <http://www.cnl.salt.edu/~marn/disAbs.html>.
- [6] Bartlett M S, Sejnowski T J. Independent Component of Face Images: A Representation of Face Recognition[C]. Proceedings of the 4th Annual Joint Symposium on Neural Computation, Pasadena, CA, May 17, 1997.
- [7] Huang Fujie, et al. Pose Invariant Face Recognition[EB]. <http://research.microsoft.com/asia/download/disquisition/05.asp>.
- [8] 陈熙霖,山世光,高文.多姿态人脸识别[J].中国图象图形学报,1999,4(A)(10).
- [9] 游素亚,张永越,李武军,徐光佑.一种基于多视点图像的可变姿态人脸识别系统[J].中国人民警官大学学报(自然科学版),1997(1).
- [10] Bartlett M S, Sejnowski T J. Viewpoint Invariant Face Recognition Using Independent Component Analysis and Attractor Networks[J]. Neural Information Processing Systems—Natural and Synthetic, 1997, 9: 817-823.
- [11] 周志华,皇甫杰,张宏江,陈祖翰.基于神经网络集成的多视角人脸识别[J].计算机研究与发展,2001,38(10):1204-1210.

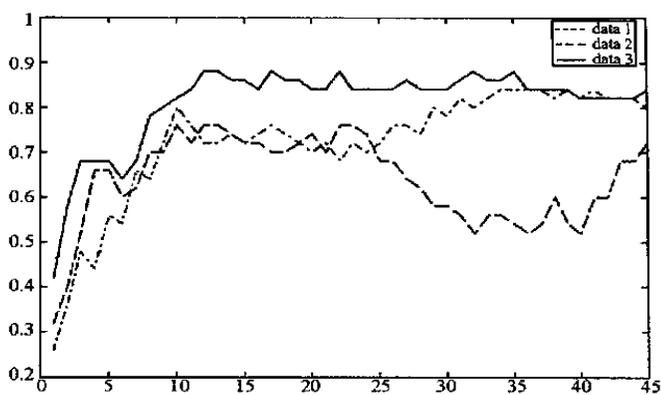


图 3 PCA、ICA 和 S-ICA 的成分数与识别率关系曲线

Fig. 3 Relationship between recognition rate and the number of component using PCA, ICA and S-ICA