

基于 ICA 和 NFL 分类的局部人脸识别方法

叶伊松 武妍

(同济大学计算机科学与工程系, 上海 200092)

摘要 目前已存在很多基于统计的人脸整体识别方法, 独立元分析方法就是一种基于信号高阶统计特性的方法。但由于人脸光照、姿态、信息缺损等外部不可避免因素会引起整个人脸灰度图像产生很大的变化, 因而会对这类整体统计性方法的稳定性产生很大影响。为此提出了一种基于独立元分析和最近邻特征线的局部人脸识别方法。首先, 通过对人眼的手工定位并依据人脸几何特征完成对人脸图像的截取和局部分块, 从而移除发型等无用信息; 然后对每个局部图像进行 PCA/ICA 特征提取; 最后的识别阶段, 通过最近邻特征线方法得到各自识别距离, 并通过对各部分设置合理的权重来综合判定。实验结果表明, 作为一种有效的识别方法, 分块独立元方法在识别率、识别的稳定性、应用的灵活性等方面都优于传统的整体识别方法。

关键词 人脸识别 主元分析 独立元分析 最近邻特征线

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)04-0468-05

ICA/NFL Local Face Recognition

YE Yi-song, WU Yan

(Department of Computer Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092)

Abstract A number of current face recognition algorithms use whole face representations found by statistical methods. Independent Component Analysis (ICA) is an example of such methods which is based on signal high-order statistic characteristics. While such unavoidable external factors as illumination, posture and information deformity will cause great changes of gray-scale image data, and eventually will decrease the stability of recognition. This paper presents a local face recognition algorithm that is based on ICA and the nearest feature line (NFL). Firstly, by using manually aligned eye position, segmenting a face image into two parts according to the geometric characteristics of human face, removing hair style and other useless information, then processing principal component analysis (PCA) and ICA for respective parts, and calculating corresponding NFL distance, ultimately processing comprehensive recognition by setting reasonable coefficient of weight. Compared with traditional holistic image representation, this method has many advantages, such as a much higher recognition rate, more stable and flexible in practice. Through a number of experiments, it proves to be an efficient human face recognition algorithm.

Keywords face recognition, principal component analysis (PCA), independent component analysis (ICA), nearest feature line (NFL)

1 引言

人脸识别技术主要通过计算机分析人脸图像, 从人脸图像中提取有效信息进行身份识别。如何从人脸图像的冗余数据中提取稳定的结构性特征信

息, 是个非常复杂的课题, 也是人脸识别技术的关键。

当前主流的人脸识别技术基本上可以归结为 3 类: 基于模板的方法、基于几何特征的方法和基于模型的方法^[1]。作为一种基于模板的方法, 特征脸方法^[2]利用人脸图像矩阵的二阶协方差来提取特征,

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60135010)

收稿日期: 2004-01-18; 改回日期: 2004-09-21

第一作者简介: 叶伊松(1976~), 男, 1998 年于同济大学获得学士学位, 2002 年进入同济大学计算机系模式识别专业攻读硕士学位。研究兴趣为模式识别、图像处理、人工神经网络等。E-mail: yeyisxp@hotmail.com

具有简单有效的特点。但是,中心极限定理限制了二阶矩的能量差异,而人脸的某些重要特征可能包含在高阶的统计信息中^[3],因而如果利用某种高阶统计的方法有可能获得分类性能更好的特征参数。独立元分析(independent component analysis, ICA)^[4]作为一种盲信号分离技术,是基于信号的高阶统计特性的分析方法。从数学上讲,独立元分析是一种对多变量数据的非正交的线性坐标变换的方法,坐标轴的方向由可观察的混合数据的二阶和高阶统计信息确定,变换目的是使变换后的变量间相互独立。

由于很多主流算法都是基于整张人脸进行识别的,而在很多实际的场合,比如对戴墨镜或遮盖面部的通缉犯进行识别,必须利用脸部的局部特征进行识别。因此,综合人脸的统计和几何特征,提出一种基于局部分块独立元的人脸识别方法。通过对人眼的手工定位完成人脸的局部分割,并对各部分分别进行主元分析(principle component analysis, PCA)初提取、ICA特征提取、计算相应的最近邻特征线距离,最后通过设置合理的权值系数进行综合识别。实验结果表明,新的方法在识别率、识别的稳定性、应用的灵活性等方面都优于传统的整体ICA或PCA方法。

2 ICA 基本思想

ICA对人脸图像进行特征抽取可以看作是实现最小冗余度的一种方法^[5]。假设多通道观测信号为 $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))^T$, n 维独立元源信号组成向量 $S(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t))^T$,且 $X(t)$ 是由 $S(t)$ 线性混合而成,即存在混合矩阵 $A_{m \times n}$,使得 $X(t) = AS(t)$ 。虽然 $A, S(t)$ 皆未知,但由假设的 $s_i(t)$ 的统计独立性和非高斯性,可以通过一定方法估计出混合矩阵 A ,则由 $S(t) = A^{-1}X(t)$ 可分离出源信号。目前已经存在很多代表性的ICA算法^[6,7],本文利用的是Bell和Sejnowski的方法,此法主要是基于定点递推以最大化目标和输入的互信息^[8]。

3 人脸识别的分块独立元方法

按人脸的几何特征分割人脸图像,舍去发型等较多无用信息,再分别完成各自的PCA/ICA特征提取过程,通过分类器计算在各自空间的分类距离,最

后通过设置适当的权重系数完成综合识别。

对于传统的基于PCA/ICA/LDA的整体识别方法,由于人脸光照、姿态等外部不可避免因素会引起整个人脸灰度图像产生很大的变化,因而会对这类整体方法的稳定性产生很大影响。为消除光照的影响,Wang和Tan提出二阶(2nd-order)PCA方法^[9],还有些基于PCA的算法通过简单的舍弃一些最大特征向量来优化提取;为消除表情和姿态的影响,Lien提出了基于光流的识别方法^[10],Liu提出了Eigenflow方法^[11]等等。尽管存在这么多方法,但普遍存在实用性差或计算复杂的缺点。同时从统计的角度来讲,人脸的某一局部区域可以容忍一定程度的环境变化,并且同一外界因素对人脸的不同部位影响也不尽相同^[12]。因而通过局部独立元的方法可以提高识别的稳定性。识别阶段也可以通过灵活地调整权重系数以适应不同的实际情况^[13]。如对戴墨镜的样本,可以只利用下半脸进行局部识别,或通过降低眼部区域的权重系数来综合识别。

另外,考虑到实际的人脸识别系统一般只提取面部五官图像进行后期的识别,所以本实验对人脸图像进行了重新裁剪,舍去了发型等较多的无用信息。

为简化实验,本实验通过人眼的手工定位完成人脸的自动裁减和上下分割,具体示例如图1所示。

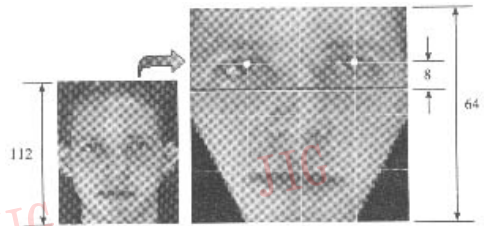


图1 人脸分割示例图

Fig. 1 A typical example for face clipping and segment

因而产生原始图像、裁减图像、上半脸和下半脸4个模式空间,对各自模式空间进行ICA训练,得到4类空间的基。对于某一输入模式 $F^{(i)}$ (i 为样本标识),完成各自ICA空间投影,得到新空间向量组坐标 $d^{(i)} = (d_1^{(i)}, d_2^{(i)}, d_3^{(i)}, d_4^{(i)})$ (下标为空间标识),设权重系数向量 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$,则其综合评价距离为

$$D^{(i)} = d^{(i)} \alpha^T = \sum_{j=1}^4 \alpha_j d_j^{(i)} \quad (1)$$

最后通过适当的分类器完成最终的识别。本文采用

了最近邻特征线(NFL)识别方法。

4 最近邻特征线识别方法(NFL)

设有 L 类模式,每类的 N_c 个样本 $\{x_1^{(c)}, x_2^{(c)}, \dots, x_{N_c}^{(c)}\}$,对测试样本 y 和 N_c 个样本中的任意 $x_i^{(c)}, x_j^{(c)}$,定义距离

$$d_{NFL}(\overrightarrow{x_i^{(c)} x_j^{(c)}} , y) = \|y - p\| \quad (2)$$

其中, $p = x_i^{(c)} + \mu(x_j^{(c)} - x_i^{(c)})$,表示 y 到向量 $\overrightarrow{x_i^{(c)} x_j^{(c)}}$ 的垂足,而 $\mu = \frac{(y - x_i^{(c)}) \cdot (x_j^{(c)} - x_i^{(c)})}{\|x_j^{(c)} - x_i^{(c)}\|^2}$ 。具体几何意义如图 2 所示。由图 2 可知,通过计算 y 到 $x_i^{(c)}, x_j^{(c)}$ 特征线的距离即 \overrightarrow{yp} 向量模得到 NFL 距离,从而取代传统的 y 分别到 $x_i^{(c)}, x_j^{(c)}$ 之间的点的距离测度。具体最终判决式子为

$$d_{NFL}(x_i^{(c)}, x_j^{(c)}, y) = \min_{1 \leq c \leq L} \min_{1 \leq i \leq N_c} d_{NFL}(\overrightarrow{x_i^{(c)} x_j^{(c)}} , y) \quad (3)$$

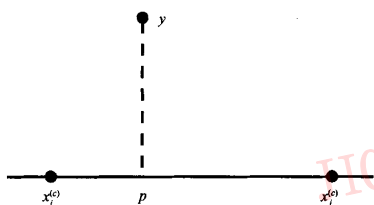


图 2 NFL 几何表示

Fig. 2 NFL's geometric meaning

5 实验及结果

5.1 实验步骤

以 ORL 人脸库作为训练测试样本。该库由 40 人,每人 10 幅 112×92 的灰度图像组成。全取 40 个模式作为训练模式,每个模式随机选 5 幅共 200 张图片作为训练样本,另外 5 幅作为测试样本。

训练步骤如下:

(1) 对每幅图像完成整体的剪切和分割,并各自按先后行列次序组成一个列向量,形成训练集 $\{F_i^{(1)}, F_i^{(2)}, \dots, F_i^{(M)}\}$ ($M=200$ 为总样本数, $i=1, 2, 3, 4$ 为类别标识)。计算样本的均值

$$\bar{F}_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M F_i^{(j)}$$

(2) 为降低 ICA 训练复杂度,按特征脸的方法^[2]对 \bar{F}_i 做 K-L 变换,求得排序后的特征向量和特

征值。选取前 M' 个主元得到 X_i 。

(3) 对 X_i 按 Bell 算法^[7]进行 ICA 训练,得到表征 X 的独立元子空间。

(4) 对 X_i 进行到独立元子空间的投影,得到表征该图像的子空间特征参数。

识别步骤如下:

(1) 按训练步骤 1 方法得到零均值测试向量组,再分别投影到训练样本的主元空间,得到主元空间特征系数 Y_i 。

(2) 对 Y_i 进行到独立元子空间的投影,得到独立元空间特征参数。

(3) 根据各分块特征参数的经验权重线性组合得到综合参数,再按 NFL 方法分类识别。

5.2 实验结果

图 3 显示了分块图像的各自主元和独立元基图像。对这些基图像,可以理解为它们代表了不同样本所蕴含的共性特征。从图中对比可以看出独立元基图像在保持整体轮廓的同时,更好地刻画了面部细节信息。

由图 4 可以看到 ICA 的识别率要好于 PCA。同时,ICA 在较少的独立元下就可以获得很高的识别率,这也证实了 ICA 的特征编码效率确实要高于 PCA,特别在低统计复杂度空间中,效果更加明显^[14]。

由图 5 可以看到,上下半脸组合识别率要明显高于各自的识别效果,在独立元数为 30 时,识别率就达到 92.5%,并且整个曲线随着独立元个数的递增,变化平稳,其他的各组合也有类似的结果。表 1 只列举了部分组合对应的 [10,200] ICA 基元区间中的平均识别率。由表 1 可以看到,ORL 库原始人脸的识别率要明显高于只截取面部图像的截取脸,这主要是由于 ORL 库中同一样本具有不变的发型等其他理想化信息,且这些信息占去图像中很大的区域,而实际的人脸识别系统一般只提取面部图像进行识别。由表 1 可以看到,仅仅通过对截取图像进行上下分块进行组合识别,平均也能达到 92.85% 的识别率。表 1 同时列出了部分组合的最优组合系数和小样本实验数据。通过大量实验表明,分块独立元法不仅明显提高了整体识别率和识别的鲁棒性,而且可以获得更优的特征编码效率。

对于相同实验的条件下,文献^[15]列出了其他人脸识别方法的最优识别率,本实验通过综合全部局部图像获得的最优识别率为 97.50%,优于整体

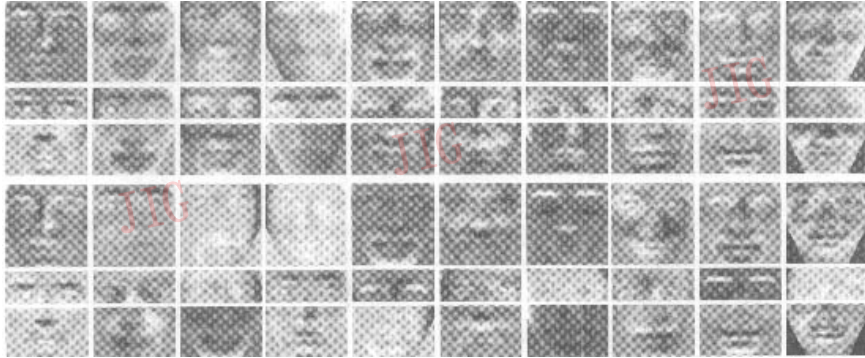


图3 对独立元数为10的分块图片,各自主元(前3行)和独立元(后3行)基图像

Fig.3 Basis images of principal component (the first three lines) and independent component (the last three lines) for the local facial image with 10 independent components

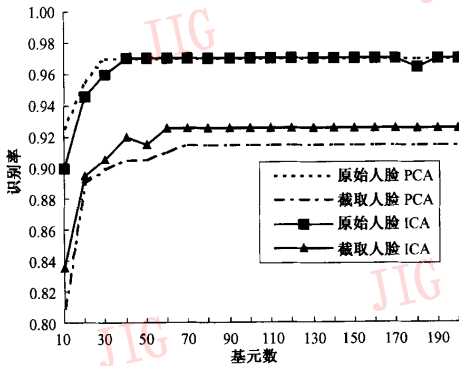


图4 不同基元下原始 ORL 库人脸和截取人脸各自 PCA 和 ICA 的识别率

Fig.4 With different basis number, the average recognition performance obtained for the PCA and ICA, which are respectively applied to original ORL face and clipped face

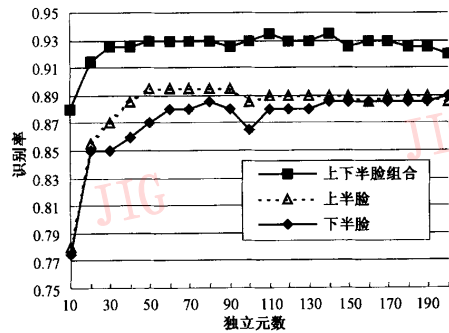


图5 对上、下半脸和二者组合,各自 ICA 的识别率
Fig.5 The average recognition performance obtained for the upper-part face, the lower-part face and the combination of both

表1 图像不同组合时对应的[10,200]ICA 基元区间中的平均识别率
Tab.1 Corresponding to various partial combinations, the average correct recognition rate in ICA basis range[10,200]

组合系数 (#1:#2:#3:#4)	平均识别率 (训练样本数:5)	组合系数 (#1:#2:#3:#4)	平均识别率 (训练样本数:3)
原始人脸(#1)	0.9645	/	0.8583
截取人脸(#2)	0.9173	/	0.8155
上半脸(#3)	0.8820	/	0.7217
下半脸(#4)	0.8718	/	0.7420
#12 组合	0.9700	0.9:0.1:0:0	0.8644
#34 组合	0.9253	0:0:0.6:0.4	0.8230
#234 组合	0.9285	0:0.4:0.24:0.36	0.8280

Eigenface, ICA, Fisherface, 略优于 Kernel Eigenface (96%), Kernel Fisherface (97%)。

另外,针对表情和光照变化幅度很大的 Yale 人

脸库,通过全取 15 个模式,每个模式随机选 5 幅共 75 张图片作为训练样本,另外 28 幅作为测试样本。通过对全部样本的截取人脸进行上下组合识别,得

到不同基元的平均识别率为 81.7%，高于各自的截取人脸（79.9%）、上半脸（73.5%）和下半脸（73.3%）。

为表明最近邻特征线法的特征分类效果，表 2 列举了和其他典型的分类器效果对比。由表中可以看出，最近邻特征线法明显高于其他传统的分类效果。

表 2 不同分类器在 [10,200] ICA 基元区间中的平均识别率
Tab. 2 The average correct recognition rate of different classifier in ICA basis range [10,200]

	最近邻特征线	欧氏距离	COS 角度 ^[16]	相似度 ^[13]
原始人脸	0.964 5	0.926 5	0.958 5	0.957 5
截取人脸	0.917 3	0.890 8	0.885 0	0.851 8
上半脸	0.882 0	0.801 5	0.826 5	0.814 0
下半脸	0.871 8	0.813 0	0.798 8	0.756 5

6 结 论

人脸图像局部独立元的组合识别方法，通过对截取人脸进行初步分块，再通过对样本在各自 ICA 特征空间的距离赋予合理的权重进行综合识别。局部独立元法同时考虑了统计和几何特征，克服了整体独立元法对光照和表情敏感的缺陷，并且可以获得更高的特征编码效率。大量的实验结果表明，相对于传统的整体识别方法，局部独立元方法在识别率、识别的鲁棒性、应用的灵活性等方面都占有明显的优势，是一种很有效的人脸识别方法。

参考文献 (References)

- VILAB. Face Recognition [OL]. <http://vilab.hit.edu.cn/otherpage/facerecog.htm>, 2004-04-15. [VILAB 研究室. 人脸识别 [OL]. <http://vilab.hit.edu.cn/otherpage/facerecog.htm>, 2004-04-15.]
- Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. *Journal of Cognitive Neuro-science*, 1991, 3(1): 71 ~ 86.
- Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face recognition by ICA [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(6): 1450 ~ 1463.
- Comon P. Independent components of analysis—a new concept [J]. *Signal Processing*, 1994, 36(3): 287 ~ 314.
- Harold Szu, Zhang L M. Intelligent vision and image processing—unsupervised learning and other methods of multi-channel image [M]. Shanghai Scientific and Technological Education Publishing House, 2002: 200 ~ 204. [斯华龄, 张立明. 智能视觉图像处理—多通道图像的无监督学习方法及其他方法 [M]. 上海: 科技教育出版社, 2002: 200 ~ 204.]
- Girolami M. Advances in independent component analysis [M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2000.
- Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626 ~ 634.
- Bell A J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution [J]. *Neural Computer*, 1995, 7(6): 1129 ~ 1159.
- Wang L, Tan T K. Experimental results of face description based on the 2nd-order eigenface method [R]. ISO/IEC JTC1/SC21/WG11 M6001, Geneva, May 2000.
- Lien J J, Zlochow A, Cohn J F, et al. Automated facial expression recognition [A]. In: *Proceedings of the Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture-Recognition [C]*, Nara, Japan, 1998: 390 ~ 395.
- Liu X M, Chen T, Kumar B K V. Face authentication for multiple subjects using eigenflow [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(2): 313 ~ 328.
- Nefian A, Hayes M. An embedded HMM-based approach for face detection and recognition [A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]*, Phoenix, Arizona, America, 1999, 6: 3353 ~ 3356.
- Su Guang-da, Zhang Cui-ping, Ding Rong, et al. MMP-PCA face recognition method [J]. *Electronics Letters*, 2002, 38(25): 1654 ~ 1656.
- Draper B A, Baek K, Bartlett M S, et al. Recognizing faces with PCA and ICA [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 9(1-2): 115 ~ 137.
- Kwak N, Chong H C, Ahuja N. Face recognition using feature extraction based on independent component analysis [J]. *Image Processing*, 2002, 2(18): 2002; 22 ~ 25.
- Bian Z Q, Zhang X G. *Pattern Recognition [M]*. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 4 ~ 6. [边肇祺, 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 4 ~ 6.]