

# 基于独立分量分析的人脸自动识别方法研究\*

丁佩律 梅剑锋 张立明 康学雷

(复旦大学电子工程系智能与图像实验室, 上海, 200433)

**摘要** 提出了一种独立分量分析(ICA)和遗传算法(GA)相结合的人脸自动识别方法,人脸图像的独立基的获取是采用基于四阶统计信息的 ICA 算法;为了减少计算复杂度,对原图像进行滤波降维,并用遗传算法对 ICA 求得的独立基集合进行搜索得到了一个最优的独立基子集;最后,选择合适的分类器根据待识别图像在独立基上投影系数进行分类判决. 对人脸图像库的实验表明本方法识别率比基于主元分析的特征脸方法高,且计算量小于传统的基于 ICA 人脸识别方法.

**关键词** 独立分量分析(ICA), 主分量分析(PCA), 遗传算法(GA).

## RESEARCH OF AUTOMATIC FACE RECOGNITION BASED ON ICA\*

DING Pei-Lu MEI Jian-Feng ZHANG Li-Ming KANG Xue-Lei

(Department of Electronics and Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

**Abstract** A combined method for automatic face recognition with both independent component analysis (ICA) and genetic algorithms (GA) was proposed. The fourth-order blind identification (FOBI) algorithm was used to derive the independent sources out of the face images. To decrease the computing complexity, the dimension of the original image was reduced and GA was applied to the sources set to get an optimal subset of it. Faces can be recognized by classifying the coefficients of the face image projecting to the independent bases. The experiments in the face database show both a higher recognition rate than the eigenface method based on PCA and a lower computing complexity than the traditional ICA face recognition method.

**Key words** independent component analysis (ICA), principal component analysis (PCA), genetic algorithms (GA).

### 引言

人脸的自动识别自 90 年代初得到了广泛的重视和应用. 1991 年, Turk 等人提出了经典的特征脸方法<sup>[8]</sup>, 用主分量分析(PCA)进行特征提取. 但它只考虑图像数据中的两阶统计信息, 而未能利用高阶统计信息. 针对这点, 1998 年 Bartlett 提出了基于独立分量分析(ICA)算法的人脸的识别方法<sup>[1]</sup>, 认为人脸图像由一组互相独立的基图像线性叠加而成, 用 ICA 求得这组基图像, 构造了一个子空间, 根据待识别图像在这个空间里的投影系数进行识别. ICA 方法比 PCA 方法更有效地利用了高阶统计信息, 取得了更好的效果. 但是, 使用独立分量分析导致运算量的大大增加, 而且对于求得的独立基也没

有较好的特征选择方法. 本文采用 3 种方法来降低其运算复杂度: (1) 对原始人脸图像进行低通滤波后降维, 减少运算数据量并去除高频干扰信息; (2) 对于常用的 ICA 算法进行分析比较, 采用运算复杂度低、基空间识别率高的基于四阶统计信息的 ICA 算法<sup>[1]</sup>求得独立基; (3) 采用遗传算法(GA)对 ICA 求得的独立基集合进行搜索, 得到一个最优的独立基子集, 有效的减少了特征空间的维数, 以上措施使本文方法速度达到实时, 且识别率达到最优, 取得了令人满意的识别效果.

### 1 人脸图像的预处理

我们首先将训练集中的人脸图像进行人脸位置及大小校准, 消除拍摄距离及位置的影响, 保证图像

\* 国家自然科学基金(编号 39870194)资助项目  
稿件收到日期 2000-12-21, 修改稿收到日期 2001-06-19

\* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 39871094)  
Received 2000-12-21, revised 2001-06-19

中人脸尺度一致性,并对图像进行直方图均衡处理改善图像的对比度,最后将图像归一化使其均值为0,方差为1.在系统前端对原始图像先进行一定层数的降维以降低运算量.Nastar 等<sup>[1]</sup>的研究表明,人脸表情的变化和局部光照的改变主要影响图像的高频分量,所以,适当滤除人脸图像中的高频分量,能减少影响人脸识别的局部细节,突出人脸的全局主要特征.我们在低通滤波的基础上再进行间隔采样,获得更适合自动识别的低维人脸图像

$$f_2^{(1)}(l,n) = [f_1(x,y) * h(x,y)](2l,2n), \quad (1)$$

式(1)中  $h(x,y)$  是二维低通滤波器的冲击响应函数,  $f_2^{(1)}$  为高分辨率图像  $f_1(x,y)$  大小的 1/4, 数据量减少了 3/4.

将预处理得到的低维标准人脸图像按行展开成一维横向量  $f_i = [f_i(1,1), f_i(1,2), \dots, f_i(1,N), \dots, f_i(N,N)]$ ,  $m$  幅人脸图像可构成人脸矩阵

$$F = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \dots \\ f_m \end{bmatrix}, \quad F \in R^{m \times N^2}$$

## 2 独立分量分析在人脸识别中的应用

独立分量分析(ICA)主要应用于未知源信号  $s$  及其叠混特性  $A$  的情况下,仅从接收到的混合信号  $x=As$  中提取出源信号,其基本网络结构如图 1.

为了将独立分量分析应用于人脸图像,假设  $m$  幅人脸图像是由  $m$  个统计独立的源图像经过线性叠混后得到的,即

$$F = A \cdot S, \quad (2)$$

$S \in R^{m \times N^2}$  是源图像集构成的矩阵,每一行向量都代

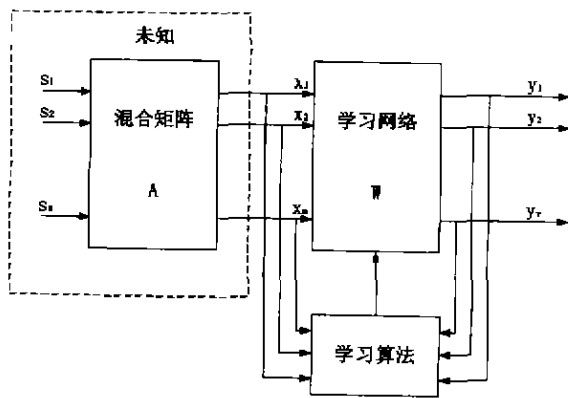


图1 独立分量分析的基本结构  
Fig.1 Architecture of ICA

表了一幅源图像,  $A \in R^{m \times m}$  为叠混阵,我们的目标就是要找到恢复阵  $W$ ,使输出矩阵  $U = [u_1, u_2, \dots, u_m]^T$  的行向量  $u_i \in R^{N^2}$  是独立源图像的重现,如图 2 所示,即

$$U = W \cdot F = W \cdot A \cdot S = S, \quad (3)$$

得到  $U$  以后,就以空的行向量为特征向量构造特征空间,将每一幅待识别的标准人脸图像投影到这个空间中去,即用这组独立基图像的线性组合来表示.设  $f_p$  是待识别的图像,有

$$f_p = a_1 \cdot u_1 + a_2 \cdot u_2 + \dots + a_m \cdot u_m, \quad (4)$$

$u_1, u_2, \dots, u_m$  为  $m$  个独立基,  $(a_1, a_2, \dots, a_m)$  就是这幅人脸在特征空间中的投影系数,可以用下式求得:

$$[a_1, a_2, \dots, a_m] = f_p \cdot (U^T)^{-1}. \quad (5)$$

式(5)中  $(U^T)^{-1}$  表示  $U$  矩阵的伪逆.有了投影系数,我们就可以在特征空间设计适当的分类器实现分类识别.

我们将一些常用的 ICA 算法应用于人脸图像特征提取,并就运算时间和识别率进行了比较,结果如表 1. 其中人脸图像的训练集中由 9 个人每人 5 幅  $160 \times 160$  的图像构成,测试集由每人 8 幅  $160 \times 160$  的图像构成,用求得的 45 个源图像全部作为特征进行最小距离识别.结果表明 J. Cardoso 提出的基于四阶统计信息的 ICA 算法计算量小,识别率高,该算法与常见的叠代学习的 ICA 算法不同,采用批处理的方法,比较适合于确定的图像数据;另外该算法没有引入非线性函数,计算量小,适合于人脸图像的特征

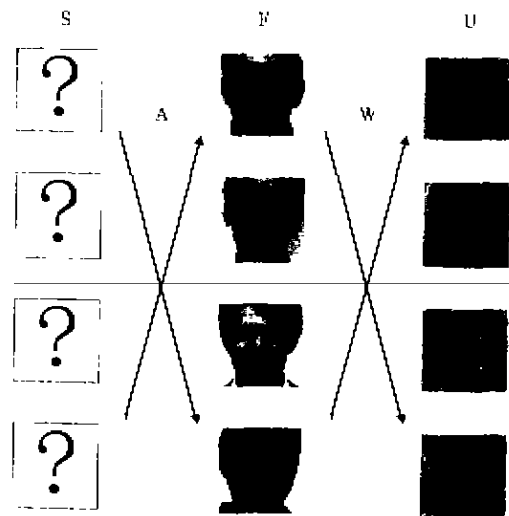


图2 对人脸图像做独立分量分析  
Fig.2 ICA processing of face images

提取. 这里作简单介绍, 该算法可以分为两步: (1) 对人脸图像矩阵做预白化处理: 一般先令源信号  $s$  满足均值为 0, 方差为 1, 所谓白化处理就是将人脸图像矩阵乘以一个白化矩阵  $C$ , 得到新的数据矩阵  $Y=C \cdot F$  的各个行向量相互正交, 即  $R_Y = \langle YY^T \rangle = I$ . 这时叠混模型变为  $Y=C \cdot A \cdot S=B \cdot S$ , 其中  $B=C \cdot A$ . 由于源信号  $s_i$  满足互相独立, 方差均为 1, 所以  $B \cdot B^T = R_Y = I$ , 表明  $B$  的行向量互相正交. 白化矩阵  $C$  可以用多种方法求得, 这里我们取  $C=(R_F)^{-\frac{1}{2}}$ .  $R_F$  是人脸图像矩阵  $F$  的协方差矩阵. 因为经过预处理后每幅图像的均值为 0, 所以  $R_F=FF^T$ . (2) 利用四阶统计信息求出独立源, 构造加权两次协方差矩阵 (quadratically weighted covriance) 为

$$\tilde{R}_Y = E(|Y|^2 YY^T), \tag{6}$$

可以证明

$$\tilde{R}_Y = \sum_{i=1}^m (\mu_i + m - 1) B_i B_i^T, \tag{7}$$

其中  $\mu_i = E(|s_i|^4)$  为源信号的四阶矩,  $m$  是人脸图像的数目为常数,  $B_i$  为矩阵  $B$  的第  $i$  个行向量. 由于  $B$  的行向量互相正交 ( $i \neq j$  时  $B_i \cdot B_j = 0$ ), 则  $B_i$  就是  $\tilde{R}_Y$  的特征矢量. 对  $\tilde{R}_Y$  做特征值分解就可以求得  $B$ , 从而解得  $A=CB, S=B^{-1}Y=B^T Y$ .

### 3 利用遗传算法进行特征选取

ICA 求得的独立基的优劣通常无法进行比较, 导致随着输入图像个数的增多, 输出独立元的数目也变多. 这就要求我们对 ICA 求得的独立基做选取. 本文采用遗传算法来求得独立基集的最优子集.

我们令染色体位串长度为  $m$ , 其中每一位基因若取为 1, 则选择相应的独立基, 若取为 0, 则表示不选. 由于大多数基将被保留, 在初始化种群时每一位取 1 的概率设为 0.8.

定义对于给定染色体  $q$  的合适度函数为

$$fit(q) = \sum_{f \in \omega} \delta(f, q), \tag{8}$$

其中  $\omega$  代表用于遗传算法训练的人脸图像集, 则

$$\delta(f, q) = \begin{cases} 1, & \text{若人脸图像 } f \text{ 被正确的分类} \\ 0 & \text{若人脸图像 } f \text{ 未被正确的分类} \end{cases}$$

这里采用简单的距离最近准则进行分类, 显然  $fit(q)$  的大小代表了染色体  $q$  在遗传算法训练样本集上的识别率.

我们采用的遗传算子如下: (1) 选择算子. 对每一个种群  $\Psi$ , 先将上一代最优的染色体保留, 其余染色体用轮盘赌的方法进行选择复制构成. 即对于种群的染色体  $q$ , 其被选择的概率是  $P_c = \frac{fit(q)}{\sum_{q \in \Psi} fit(q)}$ . (2) 交叉算子: 将染色体两两配对, 然后随机的选择交叉点, 将交叉点后的基因按交叉概率  $P_c$  (我们取 0.8) 进行互换. (3) 变异算子: 对每个染色体按变异概率  $P_m$  (我们取 0.03) 改变基因的值. 可以避免算法早熟.

按照上述步骤进行迭代, 直到每代中的最优染色体的适度值保持一定的代数未改变, 最后那些被选中的独立基构成了新的特征矩阵

$$\tilde{U} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_l \end{bmatrix} \in R^{l \times v}$$

它们构成一维的特征子空间. 类似的, 可以根据式 (6) 求得识别人脸图像在这个空间的投影坐标, 这样, 人脸识别就转化为一维投影系数的分类问题.

### 4 实验结果

我们利用耶鲁大学和普渡大学的人脸库构造了一个小型人脸库. 该数据库包括了 17 个人, 每人 25 张  $160 \times 160$  人脸图像. 其中包括了在不同光照条件下 (如左逆光、右逆光)、不同表情、以及脸旋转、移位、戴眼镜、围巾的人脸图像, 如图 3 所示.

ICA 训练样本集由每人具有代表性的 5 幅图像构成, 它和另外的每人 4 张图像构成遗传算法训练集. 其余的图像都作为训练样本集. 最终实验结果如表 2 和 3. 表 2 给出了未做特征选择而采用全部特征时不同特征提取方法的计算时间和识别率, 表 3 是特征选择后的识别率结果. 可以看到, 在 ICA 处理前先进行滤波降维能有效地降低运算量, 同时识别率几乎保持不变. 而利用遗传算法进行特征选择, 有效降低了特征空间的维数, 提高了识别率. 是一种有效可行的特征选择方法.

表 1 3 种常用的 ICA 算法的结果比较  
Table 1 Comparison of three ICA algorithms' result

ICA 算法	运算时间 (s)	识别率
基于四阶统计信息的算法	20.6900	72/72
极大化输出信息率算法	90.7244	70/72
改进的前馈 h-j 的 ICA 算法	49.8900	69/72

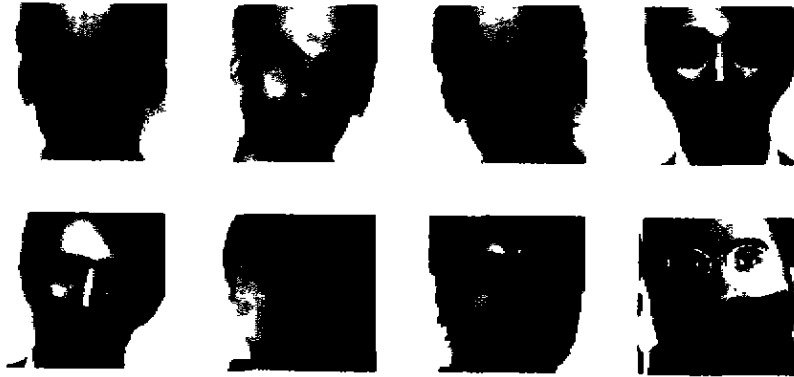


图3 人脸库中的部分人脸图像

Fig. 3 Some face images in the authors' face database

表2 不同特征提取方法的计算时间及识别率

Table 2 Comparison of computing time and recognizing rate of different methods

识别方法	提取特征的计算时间/s	识别率
未降维的ICA方法	57.9	91%
先降维的ICA方法	2.09	91%
主分量分析的方法 (原始图像未降维)	2.10	89%

表3 特征选择后几种方法的识别率的比较

Table 3 Comparison of recognizing rate of different feature sets

选择特征	识别率
全部独立特征	91.1%
GA选择独立特征	92%
同样数目的PCA特征	88%

## 5 结论与展望

为了减少运算量,我们先对原始的人脸图像进行降维,并采用合适的二维低通滤波器,在降低图像维数的同时滤去局部光照和表情细节引入的高频干扰信息,突出人脸的主要特征,得到适合于计算机识别的低维图像.还对几种主要的独立分量分析算法应用于人脸特征提取做了比较,结果表明J. Cardoso的基于四阶统计信息的ICA算法运算量小、提取的独立特征识别率高.采用遗传算法对求得的独立特征做选取,有效降低了特征空间的维数,且提高了识别率,取得了比较满意的结果.

同时也应看到,我们目前的实验结果都是在小型人脸数据库上获得的,对更大型数据库的识别效果尚有待于进一步的实验,今后我们将在这方面做更多的工作.

## REFERENCES

- [1] Bartlett M, Lades H, Sejnowski T. Independent component representations for face recognition. *Proceeding of the SPIE Symposium on Electronic Imaging, Human Vision and Electronic Imaging*. SPIE Press, 1998, 3299
- [2] Nastar C, Ayache N. Frequency-based non-rigid motion analysis. *IEEE Trans on PAMI*, 1996, 11: 1067—1079
- [3] Cardoso J. Source separation using higher order moments. *Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 2109—2112
- [4] KANG Xue-Lei, SHAO Lin, ZHANG Li-Min. A method using skin-color and template for automatic face detection. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (康学雷, 邵凌, 张立明. 一种基于肤色和模板的人脸检测方法. *红外与毫米波学报*), 2000, 19(3): 209—214
- [5] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources. Part 1: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 1991, 24, 11—21
- [6] Cichocki A, Unbehauen R. Robust neural networks with on-line learning for blind identification and blind separation of sources. *IEEE Trans. on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications*, 1996, 43 (11): 894—906
- [7] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition. *J. Cog. Neurosci.*, 1991, 3(1): 71—86
- [8] Bell A, Sejnowski T. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 1995, 7, 1129—1159