

# 基于 Overcomplete ICA 的人脸特征提取<sup>\*</sup>

江宇闻 朱思铭

(中山大学数学系 广州510275)

**摘要** 人脸特征提取是人脸识别中最重要的一个环节,人脸特征提取的一种主要方法是寻找一系列的基图像,然后再把人脸表示为这一系列基图像的线性叠加。PCA 和 ICA 在寻找基图像的过程中,源图像和基图像的数目都是相同的。本文提出了一种基于 Overcomplete ICA 的人脸特征提取方法,所得到的基图像数目要多于源图像数目。最后采用最小距离分离器进行人脸识别的实验,并与 PCA 和 ICA 的识别效果进行比较。

**关键词** 人脸识别,特征提取,过完备独立成分分析

## Face Feature Extraction Based on Overcomplete ICA Feature Extraction

JIANG Yu-Wen ZHU Si-Ming

(Department of Mathematics, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510275)

**Abstract** Face feature extraction is the key procedure in face recognition. An important approach of face extraction is to face a set of base images, then represent faces as a linear combination of those base images. During the procedure of finding base images using PCA and ICA, the number of source images is equal to base images. In the paper, we present a face feature extraction approach, which gain the the number base images is lager than source images. At the end of this paper, we give a face recognition examination using Overcomplete ICA feture extraction and shortest distant separation, and compare the result with PCA and ICA.

**Keywords** Face recognition, Feature extraction, Overcomplete ICA

## 1 引言

人脸识别是人工智能当中的一个重要的研究课题。特征提取是人脸识别过程的首要步骤。当前,有一系列的人脸识别算法采用了非监督学习的统计工具作为寻找人脸表示的方法。这类工具典型的特点是,寻找一系列的基图像,然后再把人脸表示为这一系列基图像的线性叠加。PCA 是这一类统计工具中最为普遍的一种。然而,通过 PCA 发现的基图像只是依赖于图像中像素间的成对的关系。在人脸识别中,重要的信息往往是存在于像素间的高维关系。因此,有必要寻找一种能够对图像中像素的高阶统计信息敏感的统计工具去发现基图像。M. S. Bartlett<sup>[1]</sup>提出了基于独立成份分析(ICA)的人脸识别方法,通过对人脸图像做 ICA 分解得到相互独立的基图像而有别于 PCA 得到的互不相关的基图像,所以 ICA 做出来的识别效果比 PCA 更加优秀。

Bartlett 提出的人脸表示方法使用的是标准的 ICA 模型(underlying ICA),即用于学习的图像的数目和得到的基图像数目是一样的。Feild<sup>[6]</sup>提出了一种基于 Overcomplete 的图像表示方法,如果得到的图像数目比用于学习的自然图像数目更多的话,那么用于表示自然图像的基图像就会更多,自然图像也可以得到更加丰富的表示。基于上述考虑,本文提出了基于过完备独立成分分析(Overcomplete ICA)的人脸特征提取方法,目标是使用比输入学习图像的数目多的基图像来表示某一张人脸图像。

本文设计了一种基于 Overcomplete ICA 的人脸特征提

取方法,通过 Overcomplete ICA 进行人脸的特征提取,提取出用于表示人脸的基图像。本文第2节介绍了 Overcomplete ICA 的模型及算法;第3节描述了基于 Overcomplete ICA 的人脸特征表示方法;第4节给出了我们的试验结果;最后进行了总结。

## 2 Overcomplete ICA 算法

### 2.1 模型及记号

Ovecomplete ICA 模型可以表述为:

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

其中  $A$  是一个  $m \times n$  矩阵,  $n > m$ ,  $X$  是观测向量,  $S$  是独立的源信号向量,  $\epsilon$  是高斯噪音。根据混合向量、源信号向量和混合矩阵的维数的不同, BSS/ICA 可以分为三类问题,即:

• 对于  $m = n$ , 该类问题称为二次 ICA 问题(quadratic ICA)或者标准 ICA 问题(simply ICA)

• 对于  $m > n$ , 由于其更高的混合投影维数空间,因此该类问题被称为不完备 ICA 问(undercomplete ICA)。

• 对于  $m < n$ , 由于其在混合空间上的维数不足,因此该类问题被称为过完备 ICA 问题(overcomplete ICA)。

Lewiscki<sup>[1]</sup>提出了采用线性规划(linear program)和自然梯度(Nature Gradient)方法,该算法每一步都需要进行一次线性规划问题的求解,因此效率较低。随后 Fabian<sup>[4~6]</sup>提出了一种基于几何方法(Geo-ICA)的两步学习算法,其分离效果不错。Geo-ICA 第一步成为“矩阵恢复”,它将所有样本点投影到单位圆上,在通过“赢家通吃”(Winner Takes All)的方法

<sup>\*</sup> 本文得到国家自然科学基金资助(10371135)。江宇闻 博士研究生,主要研究方向:计算机网络,人工智能,动力系统。朱思铭 博士生导师,主要研究方向:计算机网络与人工智能,动力系统,混沌理论。

得出权重矩阵  $A$  的估计  $W$ ; 第二步称为“向量恢复”, 通过  $W$  使用最短路径算法 (Shortest Path Algorithm), 求出源向量  $X$ 。

随后 Khurram<sup>[8]</sup>提出了一种与几何方法相似的代数学习算法 (AICA), 其学习本质与 Fabian 的算法相类似, Khurram 以点积计算代替了欧氏空间中的距离计算, 虽然本质上使用的还是赢家通吃方法, 但是在高维向量空间上表现出比 Fabian 的算法更好的扩展性和计算上的简便性。本文采用了 AICA 作为 Overcomplete 图像特征提取算法的基础。

## 2.2 Overcomplete ICA 算法

在 Overcomplete 的自主学习过程中要同时求得  $A$  和  $s$  是相当困难的, 因此 Fabian<sup>[5]</sup>提出两步的 Overcomplete 算法, 称 Geo-ICA。该算法先求出  $A$  在单位球上的投影  $A'$ , 再通过它来近似地求出  $s$ 。Geo-ICA 分为两步:

- 1) 矩阵恢复 (Matrix Recover Step)。
- 2) 源信号恢复 (Source Recover Step)。

代数 Overcomplete ICA 算法 (AICA) 和 Geo-ICA 在思想上是基本一致的, 都是通过先学习基向量矩阵  $A$  在单位圆上的投影再来恢复源向量。AICA 算法依据点积运算来测算向量间的距离, 向量  $\alpha, \beta$  间的点积可以定义为:

$$\alpha \cdot \beta \triangleq \alpha^T \beta = |\alpha| |\beta| \cos \theta_{\alpha\beta} \quad (2)$$

其中  $\theta_{\alpha\beta}$  表示向量  $\alpha$  和  $\beta$  间的方向角。当  $\alpha$  和  $\beta$  表示两个不同的向量在单位圆上的投影的时候, 则它们之间的距离可以完全通过方向角  $\theta_{\alpha\beta}$  来刻画。使用点积的另一个好处是点积运算满足交换率, 即:  $\alpha\beta = \beta\alpha$ 。

矩阵恢复过程采用了 win-takes-all 规则, 可以归纳为下面的步骤:

1. 在  $m$  维单位圆上选择  $n$  个向量组成一个权重矩阵  $W_i = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ 。在该矩阵初始化的时候, 初始的点可以在单位圆上随机地选择也可以按照某种分布选择。

2. 在观测向量组中选择一个  $m$  维的样本  $x_i$ , 使得  $x_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, N$ 。

3. 将选出的样本  $x_i$  投影到单位圆上, 即:

$$y_i = \frac{x_i}{\|x_i\|}, i = 1, 2, \dots, N$$

4. 计算  $y_i$  与  $W_i$  的列向量间的点积。

5. 通过下面的公式选出与  $y_i$  距离最近的列向量:

$$w_j^* = \underset{w_j}{\operatorname{argmax}} |y_i^T \cdot w_j| \quad (3)$$

$$j = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, N$$

6. 根据距离最近的原则进行迭代更新:

$$w_j(k+1)^* = \begin{cases} \psi(w_j(k)^* + \eta(t) \operatorname{sgn}(y_i - w_j(k)^*)), & y_i^T \cdot w_j^* > 0; \\ \psi(w_j(k)^* + \eta(t) \operatorname{sgn}(-y_i - w_j(k)^*)), & y_i^T \cdot w_j^* < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中  $\eta(t)$  是一个依赖于迭代次数的学习率。 $\Psi(\cdot)$  是将权重矩阵中的列向量投影到单位圆上的非线性方程。

7. 更新权重矩阵:

$$\Delta W_i = W_i - W_{i-1}; i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

8. 若  $|\Delta W_i| < \varepsilon$ , 其中  $\varepsilon > 0$ , 则该算法收敛到它的结束状态, 最后得到的  $W_i$  即为所求的基向量矩阵。

9. 若算法未达到收敛条件, 则重复进行 2~7 步运算直到达到算法收敛。

源向量还原过程使用了最短路径算法 (shortest-path algorithm)。为简单起见, 不妨假设  $m=2$ , 该算法的目标是使得

$\operatorname{argmin}_{s_1 \in S} \|s_1\|$ 。其中混合矩阵  $A$  可以通过矩阵恢复过程求得。令:  $A = (a_1 | \dots | a_n)$  表示矩阵  $A$  的列向量。Fabian<sup>[7]</sup>证明了只要通过最靠近  $x_1$  的两个列向量  $a_i$  和  $a_k$  就可以还原出源向量  $s_1$ 。算法的运算公式可以表述为:

$$(s_1)_i = \begin{cases} ((a_i | a_k)^{-1} x_1)_i, & i = j \\ ((a_i | a_k)^{-1} x_1)_k, & i = k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

我们不难验证通过上述运算所得到的  $A$  和  $s_1$  有如下关系  $As_1 = x_1$ 。

## 3 Overcomplete ICA 人脸特征表示

一张人脸图像可以表示为一组相互独立的基图像的线性叠加<sup>[1]</sup>。令  $x_i$  表示一个人脸的图像, 则由  $n$  个训练图像构成的训练集为:  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 。对每张图片进行白化处理, 使得图片的均值为 0。训练图片可以认为是  $m$  个独立分量  $u_i$  的线性组合,  $U = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ 。当  $m=n$  时, 问题就成为 ICA 特征提取问题; 然而更一般的情形应该是  $m > n$ , 即 Overcomplete 情形。 $X = AU$  表示了训练样本与独立分量之间的关系, 即每幅图片  $x_i$  均可以表示为  $u_1, u_2, \dots, u_m$  的线性组合, 其系数为权重矩阵  $A$  的第  $i$  个行向量, 如图 1 所示。

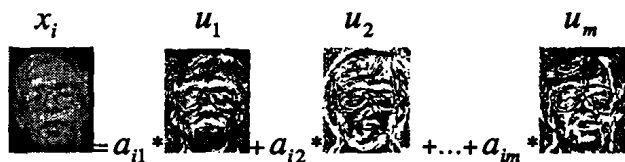


图1 Overcomplete ICA 人脸表示

最后把坐标向量  $(a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im})$  作为 Overcomplete ICA 的人脸表示, 这样一副图像可用与基图像有关的坐标进行表示。Overcomplete 提供了一种更好的人脸表示方法, 因为 Overcomplete 基向量提供了用于表示全部脸部数据的更多样的人脸特征。

## 4 实验结果

实验采用 ORL 人脸图像库 (the Olivetti and O2racle Research Lab's face image database) 来测试 Overcomplete ICA 的人脸特征提取。ORL 人脸图库由 40 个人, 每个人 10 幅  $112 \times 92$  图像组成, 分别具有不同的表情、不同的脸部细节和不同的姿态。

为了对比 Overcomplete ICA 的性能, 使用 PCA 和 ICA 在相同的人脸库上作识别率上的对比。我们每人选取 5 幅图像组成训练样本集, 另外 5 幅作为测试集, 样本集中包含了 ORL 人脸库中的 40 张人脸, 一共是 400 张人脸图片。

使用 Overcomplete ICA 与 ICA 方法进行特征提取的不同之处还在于, 使用 ICA 方法是通过学习  $W = X^{-1}$ , 然后再将图像投影到 ICs 子空间; 而 Overcomplete ICA 方法则是直接学习  $A$ , 然后通过向量恢复的方法生成 Overcomplete ICs 子空间。

我们从每个人选取出 5 幅脸部图片作为每张人脸的训练样本。使用 PCA 和 ICA 进行特征提取, 得到的是 5 张基图像。而使用 Overcomplete ICA 的方法, 为了简便起见我们仅设  $n=7, m=8$ , 即从 1 幅脸部图片中提取出 8 幅特征基图像。使用 PCA 提取出的是人脸基图像的本征脸 (eigen face); 而使用 ICA 提取出的是人脸基图像的独立成分脸 (IC face); 使用 Overcomplete ICA 方法提取出的人脸基图像我们称为过完

备独立成分脸(Overcomplete IC face)。

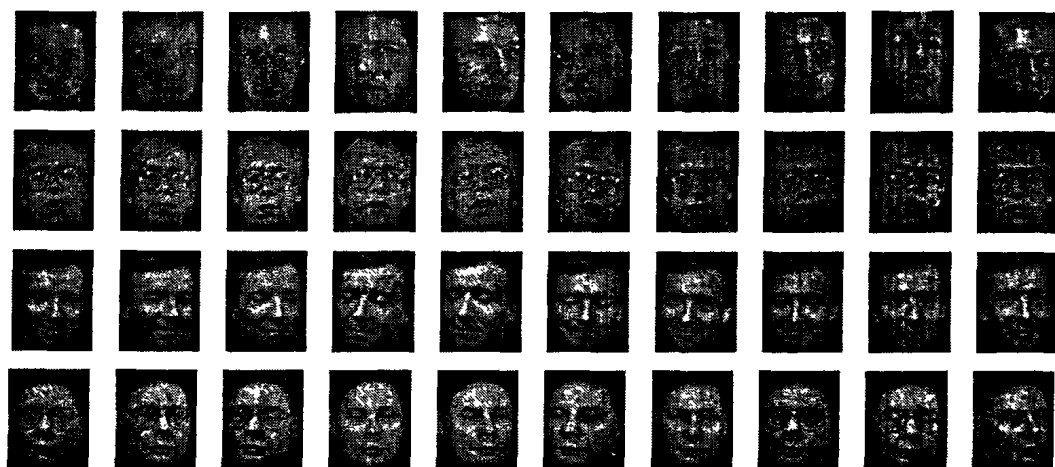


图2 ORL 人脸库示例



图3 第1,2行为使用 PCA 提取的 Eigen face,第3,4行为使用 ICA 提取的 IC face



图4 基于 Overcomplete ICA 提取的 Overcomplete IC face

图3的第1,2行显示的是对人脸样本进行 PCA 特征选取的结果;第3,4行显示的是对人脸样本进行 ICA 特征选取的结果。即通过 ICA 和 PCA 方法把参与学习的训练样本脸映射到由主成分(PCs)和独立成分(ICs)张成的子空间中。

从效果上看,PCA 提取得本征脸基本上能保留人脸的形状;而通过 ICA 提取出的独立成分脸则更好地刻画出人脸的线条轮廓,反映了人脸的局部统计特征和图像的灰度信息。而通过 Overcomplete ICA 提取出来的特征脸也能比较好地刻画出面部轮廓,同时充分反映了“稀疏”性的特征。然而 Overcomplete ICA 算法在计算的过程中引入了一定的噪音,从而对 Overcomplete 特征脸造成了一定的影响。

我们采用最短距离分类器,具体分类的结果如表1所示。

表1

| 采用方法             | 识别率(%) |       |
|------------------|--------|-------|
|                  | 训练样本集  | 测试集   |
| PCA              | 100    | 70.96 |
| ICA              | 100    | 89.13 |
| Overcomplete ICA | 100    | 88.86 |

我们可以看到,ICA 的表现是最好的,其次便是 Overcomplete ICA,Overcomplete ICA 比 ICA 的识别效果略微逊色,但是差距并不太大。由于算法中采用了近似的方法,因此在 Overcomplete ICA 算法中引入了部分噪音,降低了识别率。但总的来说,Overcomplete ICA 在人脸识别中表现还是相当不错的,通过特征提取算法的进一步改进可以使 Overcomplete ICA 的表现得到有效的提高。

**结束语** 在人脸识别的过程中,特征提取是最为关键的一个步骤。采用 PCA 进行的基图像提取仅仅依赖于图像的2阶统计信息;而采用 ICA 进行基图像提取充分利用了图像的4阶统计信息。然而,它们进行学习的样本数目和学习后获得的基图像数目是一样的,图像在信息提取的过程中会产生信息的冗余。在图像特征提取的过程中进行稀疏处理可以在保留图像基本统计信息的基础上减少冗余信息。本文采用了 Overcomplete ICA 进行人脸的特征提取取得了不错的结果。由于在执行 Overcomplete ICA 算法的过程不可避免地会引

# 基于二次成像与清晰度差异的多聚焦图像融合<sup>\*</sup>

苗启广<sup>1,2</sup> 王宝树<sup>1</sup>

(西安电子科技大学计算机学院 西安710071)<sup>1</sup> (桂林电子工业学院 桂林541004)<sup>2</sup>

**摘要** 本文提出了一种基于清晰度差异的不同聚焦点图像的融合方法。该方法首先选择了一种基于梯度向量模方的清晰度定义,然后根据几何光学系统的成像模型,以及点扩散函数的作用效果提出了模拟光学系统的二次成像模型。然后根据二次成像前后各图像清晰度的差异情况,对各幅图像中的目标进行判断,并选择其中的清晰部分生成融合图像。实验结果表明,该方法可以提取出多聚焦图像中的清晰目标,生成的融合图像效果优于Laplacian塔型方法和小波变换方法。

**关键词** 清晰度,点扩散函数,二次成像,图像融合,模糊

## Multi-Focus Image Fusion Based on Second Imaging and Difference of Clarity

MIAO Qi-Guang<sup>1,2</sup> WANG Bao-Shu<sup>1</sup>

(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an 710071)<sup>1</sup> (Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004)<sup>2</sup>

**Abstract** A new multi-focus image fusion algorithm is given in this paper. It is based on the difference of clarity. A definition of clarity based on the sum of square of gray-level gradient vector module is chosen. Through analyzing the model of geometry optical system imaging and the effect of point spread function, a simulated second imaging model of optical system is proposed. After the second imaging, the clear region in the image will be blurred and the blur region will be blurred more. The clear region is decided by comparison of the difference of clarity of each pixel, between the two different focus images and their second imaging images. Through this way, the clear region of each original image is decided automatically, and merged into the fused image. Experiments show that the proposed algorithm works better in preserving edge and texture information than that of the other image fusion methods in multi-focus image fusion.

**Keywords** Clarity, Point spread function, Second imaging, Image fusion, Blur

## 1 引言

图像融合是多传感器信息融合的一个重要分支,已经广泛应用于机器视觉、医疗诊断、军事、遥感等领域<sup>[1~3]</sup>。图像融合是通过采用一定的算法,将从不同传感器得到的两个或多个具有互补性的源图像进行综合处理得到一幅融合的新图像,从而使融合后的图像具有更高的可信度和清晰度、更好的可理解性<sup>[1]</sup>。多聚焦图像融合是图像融合的一个研究方向,所谓多聚焦图像融合指的是将两幅(或多幅)已经配准的、成像条件相同而且关于同一场景的不同焦点图像,融合成一幅比原图像都清晰的图像。

图像融合中具有代表性的方法主要是简单平均法、Laplacian塔型方法和小波变换方法。简单平均法是将各幅图像相应位置的灰度值进行加权平均,方法简单、处理效率高但处理效果不够理想。Laplacian塔型方法是在不同的空间频带上进行融合处理,适用场合广,其缺点是分解时有冗余、层间分解量之间具有一定的相关性,影响了融合效果。小波变换法具有良好的空域和频域的局域性,可以较好地保留多聚焦图像的高频信息,但仍在一定程度上会丢失原始图像中的一些特征信息(如边缘信息等)。

在多聚焦图像融合中,参与融合的两幅源图像用同一相机获取,其中一幅聚焦前景,另一幅聚焦背景,因此这两幅源

<sup>\*</sup> 本文获得国防科技预研基金项目(51406050301DZ0107)资助。苗启广 研究;王宝树 教授,博导,主要研究方向:数据融合、智能信息处理等。

讲师,博士生,主要从事智能信息处理与模式识别、图像融合等方面的

入噪音,因此基图像的特征点会受到引入噪音的干扰。作者正在研究将基于Overcomplete ICA的特征提取方法与SVM分类器进行结合,提出一种新的人脸识别过程。另外,使用Overcomplete ICA进行特征提取的过程中如何选取合适的才能使识别的效果达到最佳,也是一个值得深入研究的问题。

## 参考文献

- Lewicki M S, Sejnowski T J. Learning Overcomplete Representations. Neural Computation, 1998
- Lee T-W, Lewicki M S, Giorlami M. Blind Source Separation of More Sources Than Mixture Using Overcomplete Representations. IEEE Signal Processing Letters, 1999, 6(4): 87~90
- Theis F J. A Geometric Algorithm For Overcomplete Linear ICA
- Waheed K, Salem F M. Algebraic Independent Component Analysis: An Approach for Separation of Overcomplete Speech Mixtures. IEEE (2003), 775~780
- Scott, Chen S B, Donoho D L, Saunders M A. Atomic Decomposition by Basis Pursuit
- Olshausen B A, Field D J. Sparse Coding with an Overcomplete Basis Set: A Strategy Employed by V1?, Elsevier Science, 1997, 37(23): 3311~3325
- Bartlett M S. Face Recognition by Independent Component Analysis. IEEE Trans On Neural Networks, 2002, 13(6)
- Vapnik V. The Nature of Statistic Learning Theory. Springer, New York, 1995
- Davies M, Mitianoudis N. Simple mixture model for sparse overcomplete ICA. IEEE Proc. -Vis Image Signal Process, 2004, 151(1)
- 江宇闻, 黄榕波, 朱思铭. 基于Overcomplete ICA的声音压缩模型. 计算机科学, 2005, 32(4)