

# 基于 Bit 平面和广义 PCA 的人脸识别

冷 严, 王汇源, 郭 恺, 王增锋

(山东大学信息科学与工程学院, 济南 250100)

**摘 要:** 提出了一种结合 Bit 平面信息和广义 PCA 进行人脸识别的新算法。利用人脸图像的 Bit 平面信息, 经特征融合来构造新的人脸, 在此基础上再进行广义 PCA 分析。实验表明, 该文提出的方法不仅能提高人脸的识别率, 而且在人脸特征空间的维数较低时, 识别率已经达到稳定。

**关键词:** 人脸识别; Bit 平面; 特征融合; 广义 PCA

## Face Recognition Based on Bit Planes and Generalized PCA

LENG Yan, WANG Huiyuan, GUO Kai, WANG Zengfeng

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100)

**【Abstract】** This paper proposes a face recognition algorithm based on both Bit planes and generalized PCA. With Bit planes of face images, it gets features. Generalized PCA is applied to the new face images constructed by feature fusion. It is shown through experiments that, the proposed approach can not only increase the recognition rate, but also need fewer features to reach its stable recognition rate.

**【Key words】** Face recognition; Bit planes; Feature fusion; Generalized PCA

近年来, 由于在身份鉴别、信用卡识别、护照核对等方面有着重要的应用, 人脸识别已经成为模式识别和图像处理等学科研究的一个热点课题。当前大多数人脸识别算法是基于无监督统计方法, 其中主成分分析(principle component analysis, PCA)是当前用得最多的方法。Sirovich和Kirby用PCA算法来表示人脸, Turk和Pentland于1991年提出了著名的基于KL变换的人脸识别算法, 即“特征脸”。自此以后, 基于主元分析的特征脸算法由于计算简单、概念清晰易于实现, 一直受到研究者的广泛关注<sup>[1~4]</sup>。

本文提出的 Bit Planes Generalized PCA(BPGPCA)是一种对PCA的扩展算法, 该算法从人脸图像的 Bit 平面信息中分别提取出形状特征和纹理特征, 并将两种特征进行融合, 在此基础上再进行广义PCA分析。实验结果表明, 本文提出的BPGPCA算法与其它PCA的扩展算法相比, 提高了人脸识别率, 而且在人脸特征空间维数较低时, BPGPCA已经达到了稳定而又较高的识别率。但是BPGPCA算法要求每个人的训练样本足够多。

### 1 人脸图像的 Bit 平面信息

假设人脸图像的一个像素由8比特表示, 则一幅人脸图像可以分解为8个Bit平面, 即从最低有效位的位平面0到最高有效位的位平面7<sup>[5]</sup>。

图1中列出了一幅人脸图像及其8个Bit平面的示例。图1中第1行的图像是原始人脸图像, 第2行的8幅图像从左到右分别对应第1行图像的位平面0~7。由图1可见, 图像的各位平面所反映的信息规律符合传统的位平面信息规律<sup>[5]</sup>, 即高Bit位平面会携带大量的轮廓形状信息, 低Bit位平面则分布着一些微小的细节。

本文所用的人脸图像都经过了直方图均衡预处理, 实验发现, 预处理后的图像的各位平面反映的信息规律发生了改

变。为了验证本文的位平面信息规律的普适性, 对大量人脸图像及各类非人脸图像进行实验。

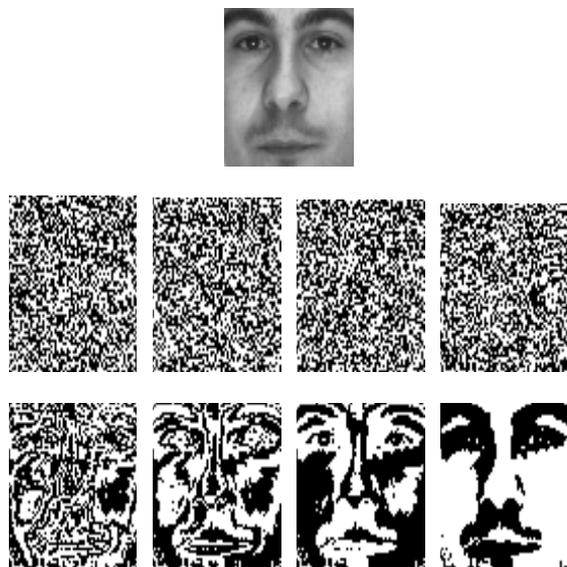


图1 原始人脸图像及其8个Bit平面

实验中, 先后对各类图像在直方图均衡前和直方图均衡后进行位平面抽取, 并观察各位平面所反映的信息规律。实验发现, 未经预处理的图像的位平面信息规律如图1所示, 而经直方图均衡后的图像的位平面信息规律为位平面0、1、5、6、7反映了图像的轮廓形状信息, 位平面2、3、4则更

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60172022)

**作者简介:** 冷 严(1981-), 女, 硕士生, 主研方向: 人脸识别, 图像处理; 王汇源, 教授; 郭 恺、王增锋, 硕士生

**收稿日期:** 2006-05-09 E-mail: lyansdu@sdu.edu.cn

多地包含了人脸中的微小细节(详见图 2)。

图 2 中第 1 行的图像是原始人脸图像经直方图均衡后的结果,第 2 行的 8 幅图像从左到右分别对应第 1 行图像的位平面 0~7。对于直方图均衡前后图像位平面信息规律的变化,有待进一步的理论分析,本文不作详细讨论。

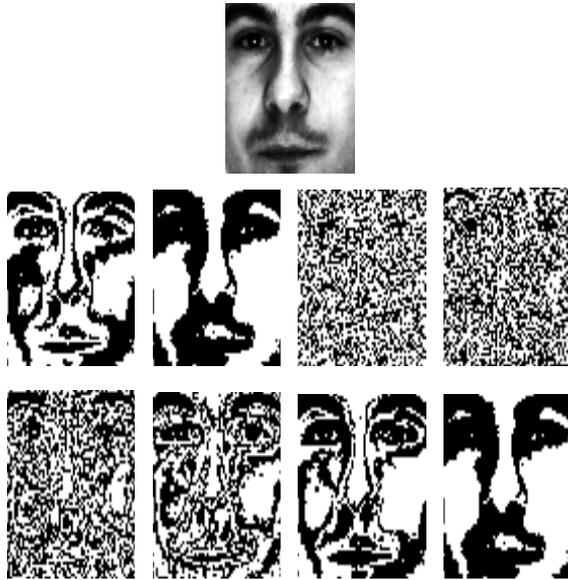


图 2 经直方图均衡后的人脸图像及其 8 个 Bit 平面

## 2 特征融合

传统的 PCA 算法虽然考虑了图像之间所有差异,但它不管这样的差异是由照明、背景导致,还是属于人脸的内在差异。同一个人的多幅图像由于受光照、表情等因素的影响,人脸的内在差异会远远大于人与人之间的类间差异。研究表明,PCA 随着光线、表情等因素的引入,识别率急剧下降。为了提高人脸的识别率,急需降低人脸的内在差异,因此考虑为属于同一类的每一张人脸图像作一个类标记,并根据每一幅人脸的具体特征为其融合加权的纹理细节特征。由于同一类中的人脸图像具备共有的类标记,类内各样本都向各自的类中心靠拢,它们的差异就在于细节特征上,而由于各细节特征根据其对应识别贡献的大小进行了加权,引起类内差异过大的细节特征的权重小,因此整体来说,经过特征融合后的样本的类内差异减少,类间距离增大。

特征融合的具体实现方法:

### (1)训练阶段

设  $X_n^l$  是第  $l$  个人的第  $n$  幅图像 ( $n=1, \dots, N$ ;  $l=1, \dots, L$ ), 人脸图像默认都经过了直方图均衡预处理, 则其均值为

$$\bar{X} = \frac{1}{LN} \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^N x_n^l \quad (1)$$

对  $X_n^l$  进行位平面抽取得到其 8 个 Bit 平面  $B_{nm}^l$  ( $m=0,1,\dots,7$ )。

令

$$S_n^l = \sum_{m=0,1,5,6,7} \alpha_m B_{nm}^l \quad (2)$$

$$T_n^l = \sum_{m=2,3,4} \beta_m B_{nm}^l \quad (3)$$

$$\text{则 } S^l = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N S_n^l \quad (4)$$

$$F_n^l = S^l + jT_n^l \quad (5)$$

对  $\bar{X}$  进行位平面抽取得到其 8 个 Bit 平面  $B_m$  ( $m=0,1,\dots,7$ )。

令

$$S = \sum_{m=0,1,5,6,7} \alpha_m B_m \quad (6)$$

$$T = \sum_{m=2,3,4} \beta_m B_m \quad (7)$$

$$\text{则 } F = S + jT \quad (8)$$

$S_n^l$  代表第  $l$  个人的第  $n$  幅图像的轮廓形状特征,  $S$  是均值图像的轮廓形状特征,它是通过对其第 0、1、5、6、7Bit 平面加权求和得到的。 $T_n^l$  是第  $l$  个人的第  $n$  幅图像的纹理细节特征,  $T$  是均值图像的细节特征,它是通过对其第 2、3、4Bit 平面加权求和得到的。

权值  $\alpha_m$ 、 $\beta_m$  ( $\alpha_m \geq 0$ ,  $\beta_m \geq 0$ ) 是通过反复实验得到的,其值对于不同的训练样本来说取值一般是不同的,每更换一组训练样本都需要对  $\alpha_m$ 、 $\beta_m$  的值重新通过实验确定。具体求算时采用的是试值法。 $S^l$  是通过对其第  $l$  个人的  $N$  幅不同图像的轮廓形状特征取平均而得到的第  $l$  个人的类标记。对第  $l$  个人的第  $n$  幅图像,将其所属类的类标记  $S^l$  和它的纹理特征  $T_n^l$  相融合得到  $F_n^l$ ,  $F_n^l$  就是我们构造的新的人脸图像。将  $S$  和  $T$  相融合得到  $F$ ,  $F$  是新的均值图像。 $j$  是虚部单位,即  $j^2 = -1$ 。

### (2)识别阶段

对于一幅待识别的人脸图像  $Y$ , 先对其进行位平面抽取得到其 8 个 Bit 平面  $B_{Ym}$  ( $m=0,1,\dots,7$ )。

$$\text{令 } S_Y = \sum_{m=0,1,5,6,7} \alpha_m B_{Ym} \quad (9)$$

$$T_Y = \sum_{m=2,3,4} \beta_m B_{Ym} \quad (10)$$

$$\text{则 } F_Y = S_Y + jT_Y \quad (11)$$

其中,  $S_Y$ 、 $T_Y$  分别代表待识别人脸的形状特征和纹理特征,  $F_Y$  是新的待识别人脸。

图 3 给出了特征融合人脸的一组示例,这 4 幅图像从左到右依次为:原始人脸经直方图均衡后的图像  $X_n^l$ , 该人脸所属类的类标记  $S^l$ , 该人脸的形状特征  $S_n^l$ , 该人脸的纹理特征  $T_n^l$ 。由图 3 可以看出,由于人脸的类标记是通过加权平均得到的,它消除了人脸的表情变化,表情变化主要体现在纹理特征中。



图 3 人脸图像及其类标记、形状、纹理特征

## 3 特征融合人脸的广义 PCA 分析

定义融合特征空间为

$D = \{ \alpha + i\beta \mid \alpha, \beta \in R \}$ ,  $\alpha, \beta$  为实数空间的  $n$  维向量

显然  $D$  空间为  $n$  维复向量空间,现定义如下内积:

$$(X, Y) = X^T Y \quad (12)$$

其中,  $X, Y \in D$ , 定义了以上内积的复空间称为酉空间。

在酉空间中定义的模式类的类间散布矩阵、类内散布矩阵和总体散布矩阵均为Hermite阵,且非负定<sup>[6]</sup>,因此在酉空间中进行PCA分析,也称其为广义PCA分析。

本文中,广义PCA分析的生成矩阵为

$$S_i = \frac{1}{LN} \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^N (F_n^l - F)(F_n^l - F)^T \quad (13)$$

$F_n^l$ 、 $F$ 由式(5)、式(8)求得,二者均为复数矩阵,因此 $S_i$ 也为一复数矩阵。



图4 特征融合人脸图像的特征脸和人脸灰度图像的特征脸

图4中第1行给出了由本文提出的特征融合人脸生成的前8个特征脸,由于其特征脸存在于复数空间,这里给出的是特征脸的模值图像。第2行的8幅图像代表由人脸的灰度值生成的前8个特征脸,即传统的特征脸。由图4可以看出,由特征融合人脸生成的特征脸较多地突出了人脸各个部位的信息,而传统的特征脸则较多地反映了人脸的整体轮廓信息,因此,本文提出的方法才能优于传统的PCA算法。

#### 4 实验结果

实验选用ORL、AR标准人脸库,ORL人脸库包含了40个人,每人10幅图像。AR人脸库包含126人的4000多幅彩色图像,将彩色图像转换为黑白图像来进行识别,并去除其中含有遮挡物的人脸,只挑选包含光照、表情变化的正视人脸图像。图像大小统一裁剪为64×64像素。在ORL人脸库上,选取每人的前7张图像作为训练样本,用剩下的图像作为测试样本,这样,ORL人脸库上训练样本数为280,测试样本数为120。在AR人脸库上,每次实验从AR中随机挑选50人,每人12幅图像,用其中的7幅训练,剩下的5幅识别,共实验3次,取3次实验的平均值作为最后的识别结果。

另外,还在不同的训练样本数下进行了大量实验,结果发现,本文提出的BPGPCA算法在每个人的训练样本足够多时,才能达到满意效果。将本文提出的BPGPCA算法和传统PCA、2DPCA<sup>[2]</sup>、WTPCA<sup>[3]</sup>进行比较。表1列出了在ORL

人脸库上各种识别方法在不同特征数下的识别率比较。在AR人脸库上,由于不同方法达到稳定识别率时,特征数相差较大,不便于在不同特征数下比较,因此在表2中列出了各种识别方法的最优识别率及达到最优识别率时所需的最少特征数。

表1 ORL人脸库上各种识别方法的识别率比较(%)

识别方法	特征脸空间的维数						
	10	20	30	40	50	60	70
PCA	45.83	63.33	70.83	76.67	82.50	85.00	85.00
2DPCA	81.67	82.50	85.83	87.50	--	--	--
WTPCA	67.50	76.67	83.33	83.33	88.33	88.33	88.33
BPGPCA	71.67	80.00	85.00	84.17	90.00	90.83	90.83

表2 AR人脸库上各种识别方法的识别率比较(%)

识别方法	最优识别率	达最优识别率所需的最少特征数
PCA	82.40	165
2DPCA	93.20	49
WTPCA	84.80	124
BPGPCA	92.00	36

由表1可见,在ORL人脸库上,BPGPCA的识别率明显地高于PCA,2DPCA在特征数较低时就能达到稳定的较高的识别率,但是其最优识别率却低于WTPCA、BPGPCA。由表2可见,在AR人脸库上,BPGPCA的最优识别率明显高于PCA、WTPCA,而且达最优识别率所需的最少特征数远少于PCA、WTPCA。2DPCA的最优识别率略高于BPGPCA,但是其最少特征数要大于BPGPCA。BPGPCA在特征数较少的情况下就已经能达到稳定的较高的识别率。

#### 5 结论

本文提出一种新的基于PCA的人脸识别算法——BPGPCA,利用人脸的Bit平面信息,通过特征融合构造新的人脸,最后进行广义PCA分析。BPGPCA大幅度提高了识别率,在特征数较少时识别率就已经稳定。但是BPGPCA受训练样本数限制,当每个人的训练样本足够多时,才能达到满意效果。

#### 参考文献

- Lin Luo, Swamy M N S. A Modified PCA Algorithm for Face Recognition[C]//Proc. of Electrical and Computer Engineering. 2003.
- Jian Yang, Zhang D, Frangi A F. Two-dimensional PCA: a New Approach to Appearance-based Face Representation and Recognition[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 28(1): 131-137.
- Yuela P C, Dai D Q, Feng G C. Wavelet-based PCA for Human Face Recognition[C]//Proc. of IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation. 1998: 223-228.
- Su G, Zhang C, Ding R. MMP-PCA Face Recognition Method[J]. Electronics Letters, 2002, 38(25): 1654-1656.
- Rafael C G. 数字图像处理[M]. 2版. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- Jian Yang, Yang J Y. Generalized K-L Transform Based Combined Feature Extraction[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 295-297.