

文章编号:1004-4213(2011)04-0636-6

# 一种自适应的 Gabor 图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法

刘中华<sup>1,2</sup>, 殷俊<sup>1</sup>, 金忠<sup>1</sup>

(1 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 210094)

(2 河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

**摘 要:**为了克服光照、表情变化等因素对人脸识别的影响,本文提出了一种自适应的 Gabor 图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法.该方法首先把每幅人脸图像经过 Gabor 小波变换后得到的 40 个不同尺度和方向下的图像都看作是独立的样本,再把不同人脸中的同一尺度和方向的变换结果进行特征重组,得到 40 个独立地新特征矩阵.为了增强对光照、表情变化的鲁棒性,每一新特征矩阵的识别贡献被本文所提出的自适应权重方法计算得到.其次,对每一新特征矩阵采用离散余弦变化进行降维,并采用了鉴别力量分析方法来选取最有鉴别力的离散余弦变换系数作为特征向量.最后,抽取线性鉴别分析特征进行识别.大量的实验证明了本文所提方法的有效性.

**关键词:**Gabor 变换;自适应特征和权重选择;离散余弦变换;鉴别力量分析;人脸识别

中图分类号:TP181

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20114004.0636

## 0 引言

作为生物特征识别技术的一个主要方向,人脸识别近些年已成为计算机视觉和模式识别领域中的热门课题,它有着广阔的应用前景<sup>[1]</sup>.由于原始的人脸图像数据量十分庞大,如果对原始数据不进行一定的预处理,则对后面的分类问题在计算效率和识别准确度上都会产生很大的影响.良好的特征可以有效地避免表情、光照、姿态等因素的影响.因此,从原始图像中提取出有用的特征是人脸识别中一个非常重要的环节<sup>[2]</sup>.

在人脸特征提取及识别实验中,人们发现用 Gabor 变换<sup>[3-5]</sup>来提取特征具有许多优越性,它能够最好地兼顾信号在时域和频域中的分辨能力,对人脸特征的表述具有很好的作用.因此,Gabor 小波被广泛用于人脸特征提取<sup>[6-10]</sup>.然而,对整幅图像做不同尺度和方向的 Gabor 变换得到的特征维数太大,基本上无法直接计算.另外,巨大的数据量显然不利于人脸识别,因此,必须对 Gabor 变换后获得的特征数据量进行降维.

离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)是一种实数域变换,其变换核为实数的余弦

函数,具有快速算法,而且离散余弦变换是次最佳变换<sup>[11-12]</sup>.人脸图像经过离散余弦变换后,能量信号主要集中在低频部分,可以提取低频部分的离散余弦变换系数作为特征进行识别.实验证明了该方法有效地降低了数据维数,运算量小,同时又能保留图像可识别的大部分信息.

因此,本文提出了一种自适应的 Gabor 图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法.首先,本文计算每幅人脸图像在不同尺度和方向下 Gabor 变换图像,再把不同人脸图像中的同一尺度和方向的特征向量重组.由于不同尺度和方向下的 Gabor 图像对于不同的人脸库所起作用的大小不一样,受文献<sup>[13]</sup>启发,本文提出了一种自适应权重计算方法.其次,对每组经过 Gabor 变换后的图像使用离散余弦变换进行降维,并采用鉴别力量分析(Discrimination Power Analysis, DPA)方法<sup>[14]</sup>选取最有鉴别力的 DCT 系数作为特征向量.最后,用线性鉴别分析方法抽取特征进行识别.

## 1 特征抽取

### 1.1 Gabor 小波变换

Gabor 小波变换核函数具有与人类大脑皮层简

基金项目:国家自然科学基金(No.60973098, No.60632050, No.60873151)资助

第一作者:刘中华(1975-),男,博士研究生,主要研究方向为人脸识别及图像处理. Email:lzhua@yahoo.cn

导师(通讯作者):金忠(1961-),男,教授,博导,主要研究方向为模式识别、计算机视觉及人脸识别等. Email:zhongjin@mail.njust.edu.cn

收稿日期:2010-10-29;修回日期:2010-12-24

单细胞的二维反射区相同的特性,即能够捕捉到对应于空间频率(尺度)、空间位置及方向选择性的局部结构信息,被广泛应用于图像分析和理解.由于 Gabor 小波可以很好地模拟人类的视觉特性,对于人脸的光照和表情变化不敏感,因此被广泛应用于人脸特征提取领域.二维 Gabor 小波的核函数定义为

$$\psi_{\mu,v}(z) = \frac{\|k_{\mu,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{\mu,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[ \exp(ik_{\mu,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

式中, $\mu$  和  $v$  表示 Gabor 核的方向和尺度; $z=(x,y)$  为坐标值; $\|\cdot\|$  表示向量模; $\sigma$  为小波滤波器的宽度; $k_{\mu,v} = \begin{bmatrix} k_v \cos \varphi_\mu \\ k_v \sin \varphi_\mu \end{bmatrix}$ ,  $k_v = k_{\max}/f^v$ ,  $\varphi_\mu = \pi\mu/8$ . 式(1)中方括号内第一项是交流成分,第二项是直流补偿,参量  $\sigma$  很大时可忽略第二项.本文取 5 个尺度  $v \in \{0, \dots, 4\}$  和 8 个方向  $\mu \in \{0, \dots, 7\}$ , 并且取  $\sigma = 2\pi$ ,  $k_{\max} = \pi/2$ ,  $f = \sqrt{2}$ .

设  $I(z) = I(x, y)$  表示一幅灰度人脸图像.  $I(z)$  和一组 Gabor 小波核函数进行卷积得到该图像的 Gabor 小波表示,即

$$G_{\mu,v}(z) = I(z) * \psi_{\mu,v}(z) \quad (2)$$

图 1 显示了一幅人脸图像在 5 个尺度和 8 个方向上共 40 个 Gabor 核函数上的投影表示.

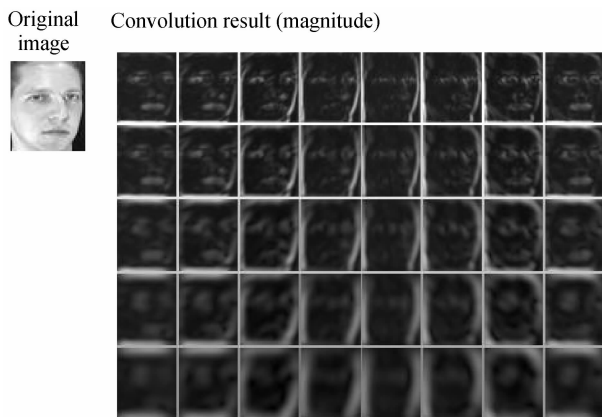


图 1 图像的 Gabor 小波滤波结果

Fig. 1 Convolution results of a face image with Gabor filters

## 1.2 DCT

DCT 是一种常用的图像数据压缩方法.它的压缩质量接近于信息压缩的最优变换 K-L 变换.对于一幅  $M \times N$  的数字图像  $f(x, y)$ , 其 2D 离散余弦变换的定义为

$$C(u, v) = a(u)a(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \cos \left[ \frac{(2x+1)u\pi}{2M} \right] \cos \left[ \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \right] \quad (3)$$

式中,  $C(u, v)$  称为矩阵  $f(x, y)$  的 DCT 系数.  $u =$

$0, 1, 2, \dots, M-1$ ,  $v = 0, 1, 2, \dots, N-1$ .  $a(u), a(v)$  分别定义为

$$a(u) = \begin{cases} \sqrt{1/M}, & u=0 \\ \sqrt{2/M}, & u=1, 2, \dots, M-1 \end{cases} \quad (4)$$

$$a(v) = \begin{cases} \sqrt{1/N}, & v=0 \\ \sqrt{2/N}, & v=1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (5)$$

DCT 的特点是:频域变化因子  $u, v$  较大时, DCT 系数  $C(u, v)$  的值很小;而数值较大的  $C(u, v)$  主要分布在  $u, v$  较小的左上角区域,这也是有用信息的集中区域.也就是说,经过 DCT 变换后,图像的主要信息即低频信息包含于矩阵的左上角,而高频信息主要集中于矩阵的右下角.图 2 显示了一幅经过 Gabor 变换后的 Gabor 图像的 DCT 变换.

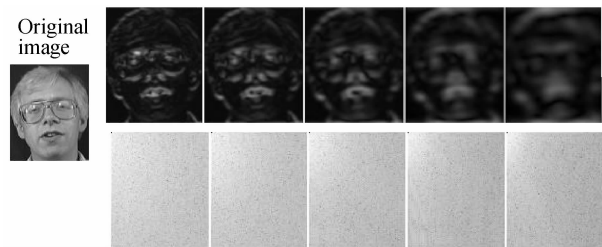
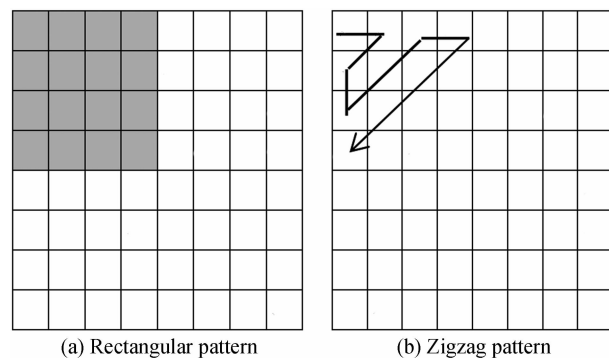


图 2 Gabor 图像及其 DCT 系数能量图

Fig. 2 Gabor image and the corresponding coefficient energy graph of DCT

Chen<sup>[15]</sup>等证明了直接在 DCT 域上和空域上进主成分分析和线性判别分析可以获得相同的识别结果.因此,只要选取低频部分的 DCT 系数作为特征,而不需要进行逆变换.然而,一个关键性的问题是如何有效的提取出 DCT 系数.通常的做法是使用一个  $m \times m$  矩阵提取左上角的系数值,如图 3 左边(a)所示,其中阴影部分为选取的 DCT 系数,对应着图像的低频分量.另一个有效的 DCT 系数提取方法是采用 Zig-Zag 方法,如图 3 右边(b).



(a) Rectangular pattern

(b) Zigzag pattern

图 3 DCT 系数的选取方式

Fig. 3 Selection method of DCT coefficients

## 1.3 DPA

由于系数矩阵左上角低频部分,它代表图像信息的低频分量,是图像信息的主体,从图像压缩和重构的角度出发,上面两种选取 DCT 系数的方

法都是有效的. 但是从识别的角度, 这样做并不一定能取得最佳的识别效果. 因为这两种方法都是固定的选取一些低频部分的 DCT 系数作为特征. 然而, 对应于不同的训练集, 低频部分的相同位置的 DCT 系数的贡献是不一样的. 因此, 本文采用了 DPA<sup>[14]</sup> 方法选取对每一个训练集来说都最具有鉴别力的 DCT 系数来作为特征.

某一位置的系数的鉴别能力主要依赖于两个方面: 一方面要求类间变化大, 另一方面同时要求类内变化小. 因此, 系数的鉴别能力便可以通过计算类间方差和类内方差之比得到. 通过这种方式, 便可以估计出哪些位置上的像素鉴别能力大, 哪些位置上的像素鉴别能力小. 设方程(6)表示了一幅大小为  $M \times N$  的图像的 DCT 系数矩阵.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M1} & x_{M2} & \cdots & x_{MN} \end{bmatrix}_{M \times N} \quad (6)$$

假定训练集中有  $C$  类对象, 每类对象有  $S$  个训练样本, 则共有  $C \times S$  个训练样本. 每一系数  $x_{ij}$  ( $i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N$ ) 的鉴别能力通过下面的鉴别力量算法(DPA)便可估计得到.

DPA 算法:

Step 1. 通过下式把训练集中的 DCT 系数进行重组构成矩阵  $A_{ij}$ .

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} x_{ij}(1,1) & x_{ij}(1,2) & \cdots & x_{ij}(1,C) \\ x_{ij}(2,1) & x_{ij}(2,2) & \cdots & x_{ij}(2,C) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{ij}(S,1) & x_{ij}(S,2) & \cdots & x_{ij}(S,C) \end{bmatrix}_{s \times c}$$

Step 2. 计算每一类的均值.

$$M_{ij}^c = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S A_{ij}(s,c), c=1, 2, \dots, C$$

Step 3. 计算每一类的方差.

$$V_{ij}^c = \sum_{s=1}^S (A_{ij}(s,c) - M_{ij}^c)^2, c=1, 2, \dots, C$$

Step 4. 计算所有类的方差均值.

$$V_{ij}^w = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C V_{ij}^c$$

Step 5. 计算所有训练样本的均值.

$$M_{ij} = \frac{1}{S \times C} \sum_{c=1}^C \sum_{s=1}^S A_{ij}(s,c)$$

Step 6. 计算所有训练样本的方差.

$$V_{ij}^B = \sum_{c=1}^C \sum_{s=1}^S (A_{ij}(s,c) - M_{ij})^2$$

Step 7. 估计位置  $(i, j)$  处的鉴别值(DP).

$$D(i, j) = \frac{V_{ij}^B}{V_{ij}^w}, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N$$

DPA 方法不同于一些相似的方法例如 PCA、LDA 方法, 它们是利用类间和类内方差来试图得到在变换域中最大化特征的变换矩阵, 而 DPA 是搜寻原始域中最好鉴别特征. 大的鉴别能力值就意味着对应系数具有较高的鉴别能力. 也就是说, 通过选取具有较高 DP 值所对应的系数作为特征进行识别时将会得到较高的识别率. 图 4(a) 和 (b) 显示了 ORL 和 Yale 人脸库的 DP 值. 亮度大的像素值对应大的 DP 值, 亮度小的像素值对应小的 DP 值. 图 4(c) 和 (d) 显示了最大的 60 个 DP 值所对应的位置. 在图 4(c) 和 (d) 中, 我们把前 60 个最大位置所对应的位置设为 1, 其余位置设为 0.

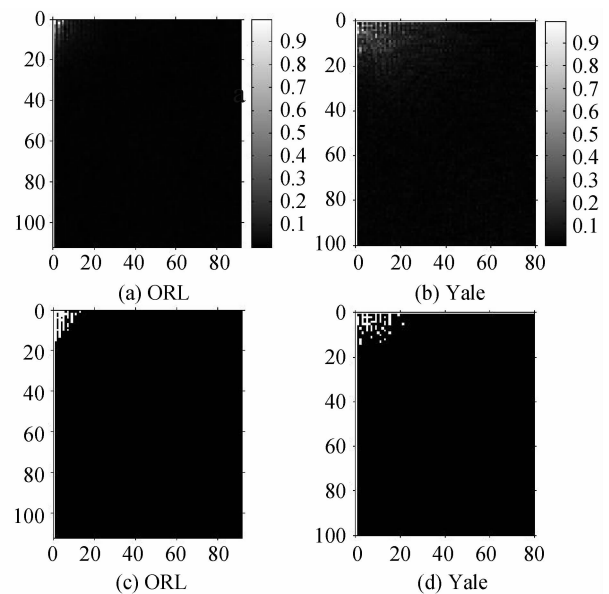


图 4 (a)、(b) 分别表示对应于库 ORL 和 Yale 的 DPA 值; (c)、(d) 表示在库 ORL 和 Yale 上前 60 个最大 DPA 值所对应的位置

Fig. 4 (a), (b) DPA values for all of the frequency indexes on the ORL and Yale database; (c), (d) the location of sixty largest DPA values on the ORL and Yale database

由图 4 可知, 正如期望一样, 高频区域的系数具有较小的鉴别力量, 而低频区域的系数具有较高的鉴别力量. 并且, 这些具有较高的鉴别力量的系数集中于低频区域较小的范围内, 不过, 不同的人脸库由于受光照、表情或姿态等因素影响程度不同, 所以在这些不同的人脸库上得到的最有鉴别力量的系数所对应的位置是不一样的. 传统的按矩形或“之”字形方法提取的 DCT 系数对不同的人脸库都是提取相同区域的系数, 而 DPA 方法是根据不同的人脸库提取最大鉴别力量所对应的系数作为降维后的特征. 因此, 与传统提取 DCT 系数的方法相比, DPA 方法更为灵活, 提取出的系数更有鉴别力. 另外, 由于鉴别力量较大的系数都在低频区域附近, 所以, 为了节省计算时间, 我们仅选取矩阵左上角占整个区

域 1/4 的区域进行 DPA 计算,然后选取较大的 DPA 值对应的系数作为特征.此外,由于 DCT 系数项  $x_{11}$  对应于整体亮度值,  $x_{12}$  和  $x_{21}$  是分别对应左右侧光和上下侧光,把此三项去掉就可以减弱光照的影响.因此,在计算出 DPA 值时把对应的三项置为零.

## 2 分类

### 2.1 自适应权重计算

由于 Gabor 小波变换后得到不同尺度和方向的变换结果在某种特性上应具有相对独立性,不能把一幅人脸图像的全部 Gabor 特征简单的组合在一起.本文把所有训练图像通过 Gabor 变换所得到的在同一尺度和方向下的图像组成一个新的训练集,这样共有 40 个训练集,记为  $T_i (i=1, 2, \dots, 40)$ , 假定  $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]$  表示  $i$  个训练集  $T_i$  中的  $N$  幅 Gabor 图像.由于不同尺度和方向下的 Gabor 图像在不同的人脸库上所起的作用是不一样的,即 40 个新的训练集对分类识别的贡献是不一样的,所以,不能在识别阶段简单的采取投票表决方法.因此,本文提出了一种自适应权重的计算方法.对于第  $i$  个训练集中的每一幅 Gabor 图像  $x_{ij} (j=1, 2, \dots, N)$ , 首先通过计算该向量与同一训练集中的其它向量的欧氏距离找到它的  $k$  近邻.让  $k_{ij}$  表示  $k$  近邻中与  $x_{ij}$  同一类别标签的样本的个数.那么第  $i (i=1, 2, \dots, 40)$  个训练集的权重通过下式可以得到

$$\text{weight}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N k_{ij} \quad (7)$$

为了说明由不同尺度和方向下 Gabor 图像组成的训练集的鉴别能力与该训练集中每个对象的近邻有关系.假定第  $i$  个训练集中不同类别的样本点相互分开而同类样本点相互靠近,那么每一数据点和它的  $k$  近邻点的类标签是相同的,因此,由方程(7)计算得到的第  $i$  个训练集的权重是趋向于 1 的.也就是说,这个训练集对于识别来说是重要的.相反,如果第  $i$  个训练集中不同类别的样本点之间有相互重叠,那么在重叠区域的样本点与它的  $k$  近邻就可能有不同的类别标签,因此,由方程(7)计算得到的第  $i$  个训练集的权重就相对来说比较小,也就是说,由该训练集对识别所产生的贡献就应该比较小些.

### 2.2 分类识别

为了对一幅待识别人脸图像  $U$  进行分类识别,待识别图像  $U$  首先经过 Gabor 变换得到 40 幅不同尺度和方向的 Gabor 图像  $U_i (i=1, 2, \dots, 40)$ . 然后对每一幅 Gabor 图像做离散余弦变换(DCT),选取

较大 DP 值对应位置的 DCT 系数作为特征向 LDA (Linear Discriminant Analysis) 投影轴投影并用最近邻方法进行识别.然而,经过 Gabor 和 DCT 变换得到的 40 个图像是相互独立的,对待识别图像来说共得到 40 个结果.为了得到最终的识别结果,使用了权重投票方法.待识别图像  $U$  属于第  $c (1, \dots, C)$  类的可能性为

$$p_c = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} \text{weight}_i q_i^c \quad (8)$$

$$\text{式中 } q_i^c = \begin{cases} 1 & \text{If } U_i \in c(1, \dots, c) \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

最终的识别结果是

$$\text{Identity}(U) = \arg \max_c (p_c) \quad (9)$$

## 3 本文算法步骤

为了评估本文建议的方法,一个简单的人脸识别系统被提出.具体的算法步骤如下:

1) 训练集中每幅图像经过 Gabor 变换得到 40 幅不同尺度和方向的 Gabor 图像,把训练集中相同尺度和方向下的 Gabor 图像组合在一起,这样就得到了 40 组新的训练集;

2) 按照本文 2.1 节所提出的自适应权重方法计算出每一新的训练集的权重系数  $\text{weight}_i (i=1, 2, \dots, 40)$ ;

3) 对新的第  $i$  个训练集中的每幅图像做 DCT 变换,用 DPA 方法计算指定区域的 DP 值,求出较大 DP 值对应的位置  $D_i (i=1, 2, \dots, 40)$ ;

4) 对  $i$  个训练集,选取每幅图像的对应位置  $D_i$  处的 DCT 系数作为特征;

5) 对第  $i$  个训练集用线性鉴别分析方法抽取投影轴  $P_i (i=1, 2, \dots, 40)$ ;

6) 将第  $i$  个训练集中的每幅图像向投影轴  $P_i (i=1, 2, \dots, 40)$  进行投影;

7) 按照本文 2.2 节介绍的方法完成分类识别任务.

## 4 实验

为了验证本文所提出的方法在分类识别中的有效性,本文设计了大量的实验在不同的人脸库上进行验证.为了比较,分别采用了矩形和“之”字型方法来提取 DCT 系数,并结合到本文的算法中来完成分类识别,分别记这两种方法为方法一和方法二.另外,还按照文献[9]中采用下采样方法对 Gabor 图像进行降维,然后抽取 LDA 特征用最近邻完成分类识别.此外,采用 PCA 和 LDA 方法作为基准方法完成分类识别.

#### 4.1 在 ORL 人脸库上的识别实验

ORL 人脸库包括 40 个不同人脸图像,每人 10 幅图像,共 400 幅,在不同时间拍摄的,且具有不同表情、姿态和面部细节.实验中,每幅图像均剪裁为  $56 \times 46$ .识别结果如图 5.

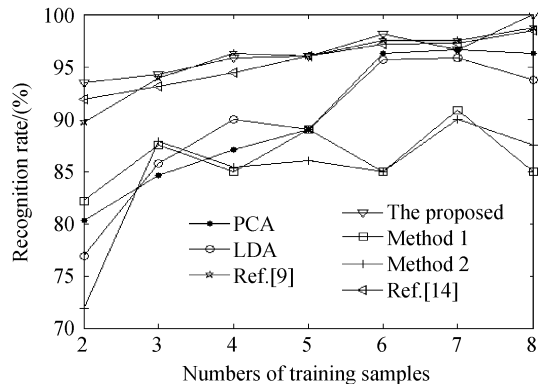


图 5 在 ORL 人脸库上的识别结果

Fig. 5 Recognition rate vs. training samples of several methods on ORL database

由图 5 可知,本文所建议方法、文献[9]和文献[14]的识别率远高于方法一(矩形选取+本文方法)和方法二(“之”字型选取+本文方法)的识别率,并且本文方法的识别率要高于文献[14]所提方法的识别率.

#### 4.2 在 Yale 人脸库上的识别实验

Yale 人脸数据库包含 15 个人,每人 11 张不同表情、姿态和受光照影响的人脸图像.实验中,每幅图像均剪裁为  $100 \times 80$ (见图 6).

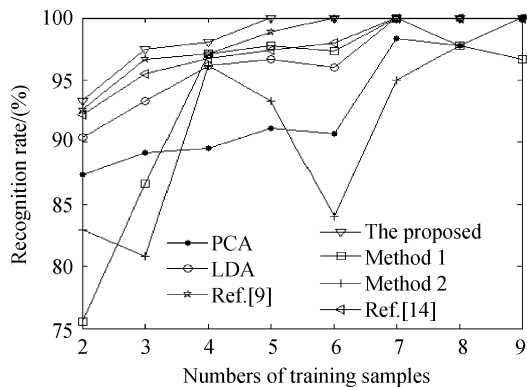


图 6 在 YALE 人脸库上的识别结果

Fig. 6 Recognition rate vs. training samples of several methods on Yale database

由图 6 可知,本文所建议方法、文献[9]和文献[14]的识别率远高于方法一和方法二的识别率,并且本文方法的识别率高于文献[9]和文献[14]的识别率.这说明了本文所提方法能够很好地处理存在光照条件变化和表情变化的人脸库.

#### 4.3 在 YaleB、CMU PIE 和 AR 人脸库上的识别实验

YaleB 人脸库<sup>[16]</sup>共包含 38 个人的 9 种不同姿

态的人脸图像,每种姿态又包含 45 种不同的光照情况.在实验中,只选取正面姿态下的人脸图像参与实验.另外,选取每一对象的人射光线角度小于  $12^\circ$  的 7 幅图像作为训练集,其余 38 幅图像作为测试集.此外,每幅图像均剪裁为  $48 \times 42$ ;CMU PIE 人脸库<sup>[17]</sup>包括 68 个人,具有不同姿态、光照和表情,共 41 368 幅,实验中,选取接近正面姿态的 5 种姿态,每人 170 幅参与实验,其中选取每个对象的 43 幅图像作为训练集,其余 127 幅图像作为测试集.此外,每幅图像均剪裁为  $32 \times 32$ ;AR 人脸库包括 120 个人,每人 26 张不同表情、遮挡和在不同光照条件下的图像.实验中,本文只选取没有遮挡的 14 张图像,其中每一对象在第一阶段拍摄的 7 幅图像作为训练集,在第二阶段拍摄的 7 幅图像作为测试集.每幅图像均剪裁为  $50 \times 40$ .识别结果如表 1.

表 1 五种方法在人脸库上的识别结果

Face database	Recognition rate/(%)				
	PCA	LDA	Ref. [9]	Ref. [14]	The proposed
YALEB	34.42	60.73	84.78	81.43	86.23
PIE	38.82	67.67	90.13	89.12	91.15
AR	65.12	67.98	73.76	70.39	75.24

从表 1 可知,本文所建议方法、文献[9]以及文献[14]在相同实验条件下的识别率要远远高于基准方法 PCA 和 LDA 的识别率,而本文方法在这三个库上的识别率高于文献[9]和文献[14]方法的识别率.

## 5 结论

经过 Gabor 变换后得到的 5 个尺度和 8 个方向共 40 个 Gabor 特征矩阵,由于不同尺度和方向下的 Gabor 图像对于不同的人脸库所起作用的大小不一样,因此,首先把不同人脸中的同一尺度和方向的变换结果进行特征重组,得到 40 个新特征矩阵,由本文提出的自适应权重方法计算得到每一新特征矩阵的贡献.其次,本文采用离散余弦变换来对新特征矩阵进行降维,不像传统方法那样固定地选取低频离散余弦变换系数作为降维后的特征,而是使用了鉴别力量分析方法来选取最有鉴别力的系数作为特征.最后用线性鉴别分析方法提取特征完成识别任务.在公共的人脸库上的大量实验证明了本文方法的有效性.

#### 参考文献

- [1] ZHANG Cui-ping, SU Guang-da. Human face recognition: a survey[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, 5A(11): 885-894.  
张翠屏,苏光大. 人脸识别技术综述[J]. *中国图象图形学报*, 2000, 5A(11): 885-894.

- [2] KWAK N. Feature extraction for classification problems and its application to face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(5):1701-1717.
- [3] LI Zhi-feng, TANG Xiao-ou. Nonparametric discriminant analysis for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(4): 755-761.
- [4] TENLLADO C, GOMEZ J I, SETOAIN J, *et al.* Improving face recognition by combination of natural and Gabor faces[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, **31**(11): 1453-1460.
- [5] ZHAO San-qiang, GAO Yong-sheng, ZHANG Bao-chang. Gabor feature constrained statistical model for efficient landmark localization and face recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, **30**(10): 922-930.
- [6] SERRANO A, de DIEGO I M, CONDE C, *et al.* Recent advances in face biometrics with Gabor wavelets: A review [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, **31**(5): 372-381.
- [7] KANAN H R, FAEZ K. Recognizing faces using adaptively weighted sub-gabor array from a single sample image per enrolled subject[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(3): 438-448.
- [8] SHEN Lin-Lin, JI Zhen. Gabor wavelet selection and SVM classification for object recognition [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 350-355.
- [9] LIU C, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **11**(4):467-476.
- [10] LIU D, LAM K, SHEN L. Optimal sampling of gabor features for face recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, **25**(2): 267-276.
- [11] KAO Wen-Chung, HSU Ming-Chai, YANG Yueh-Yiing. Local contrast enhancement and adaptive feature extraction for illumination-invariant face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(5): 1736-1747.
- [12] CHEN Wei-long, WU Shi-qian. Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain[J]. *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 2006, **36**(2): 458 -466.
- [13] WANG Jian-zhong, ZhANG Bao-xue. An adaptively weighted sub-pattern locality preserving projection for face recognition [J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2010, **33**(3): 323-332.
- [14] DABBAGHCHIAN S, GHAEMMAGHAMI M P, AGHAGOLZADEH A. Feature extraction using discrete cosine transform and discrimination power analysis with a face recognition technology[J]. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(4): 143-1440.
- [15] YIN Hong-tao, FU Ping, SHA Xue-jun. Face recognition based on DCT and LDA[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, **37**(10): 2211-2214.  
尹洪涛,付平,沙学军. 基于 DCT 和线性判别分析的人脸识别[J]. 电子学报, 2009, **37**(10): 2211-2214.
- [16] GEORGHIADES A, KRIEGMAN D, BELHUMEUR P. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable illumination and pose[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(6): 643-660.
- [17] SIM T, BAKER S, BSAT M. The CMU Pose, Illumination, and expression (PIE) database[C]. Proc. IEEE Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, 2002: 1-17.

## An Adaptive Feature and Weight Selection Method Based on Gabor Image for Face Recognition

LIU Zhong-hua<sup>1,2</sup>, YIN Jun<sup>1</sup>, JIN Zhong<sup>1</sup>

(1 School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

(2 Electronic Information Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471003, China)

**Abstract:** To overcome the negative effect of factors such as illumination and expression on face recognition, an adaptive feature and weight selection method was proposed. The method was based on Gabor image for face recognition. Firstly, 40 independent feature matrices which were reconstructed with the same scale and the same direction transform results of the different face images were obtained by regarding every Gabor wavelet transformed output image as an independent sample. In order to enhance the robustness to facial expression and illumination variations, the contribution of each new feature matrix could be adaptively computed by the proposed adaptive weight method. Secondly, after applying discrete cosine transform to each feature matrix, the coefficients which had more power to discriminate different classes than others were selected by discrimination power analysis to construct feature vectors. And, linear discriminant analysis features were extracted to fulfill recognition task. Experiments on the face databases demonstrate the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** Gabor transform; Adaptive weight and feature selection; Discrete Cosine Transform (DCT); Discrimination Power Analysis (DPA); Face recognition