文章编号：1000-8608(2008)01-0084-06

人脸识别中基于互信息的特征优选

唐旭晟*[1,2]， 欧宗瑛[1]， 苏铁明[1]， 胡青泥[1]， 华顺刚[1]

（1.大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室，辽宁 大连 116024；
2.中国科学院 沈阳自动化研究所，辽宁 沈阳 110016）

摘要： 人脸识别领域中常用Gabor小波系数表示人脸特征. 然而，提取的人脸Gabor特征是高维数据，不可避免存在冗余和随机噪声的干扰. 为了有效利用Gabor特征进行人脸识别，提出一种新的Gabor特征选取方法. 首先计算训练集上的任两张人脸图像的Gabor特征差，生成类内空间和类外空间. 用单个Gabor特征训练简单两值分类器，以其在类内空间和类外空间的分类错误率作为判据评价该Gabor特征的分类能力. 在选取分类错误低的特征的同时还要再评估候选特征与已选特征间的互信息，这样优选出具有无冗余、低误差率的特征. 最后对这些优选的Gabor特征进行主成分分析和线性判别分析完成人脸识别. 在CAS-PEAL大型人脸数据库上的实验结果表明，所提出的方法不但可大大降低Gabor特征的维数，而且还有效提高了识别精度.

关键词： 人脸识别；互信息量；特征选择；模式识别
中图分类号： TP391.41 **文献标志码：** A

0 引 言

人脸识别主要通过计算机分析人脸图像，并从人脸图像中提取有效信息进行身份识别. 人脸识别技术因在公安（罪犯识别等）、安全验证系统、信用卡验证、医学、档案管理、视频会议、人机交互系统等方面的巨大应用前景而成为当前模式识别和人工智能领域的一个研究热点.

人脸识别处理首先是提取特征，所提取的特征可以是基于全局性的[1,2]或基于局部性的[3~6]. 提取人脸图像特征表达常用方法是对2D图像作某种变换（包括傅里叶变换、离散余弦变换、各种小波变换等）. 其中Gabor变换是最受关注的一种，因为Gabor小波与人类视觉系统中简单细胞的视觉刺激响应非常相似，它在提取目标的局部空间和频率域信息方面具有良好的特性，能够提供良好的方向和尺度选择特性，而且对光照变化具有良好的适应性. 最近，ICPR2004人脸识别竞赛[7]中优胜者前两名的算法均采用Gabor小波变换提取特征.

使用Gabor特征进行人脸识别的典型方法包括弹性图匹配方法（elastic graph matching，EGM）[3]和Gabor特征Fisher分类法（Gabor Fisher classifier，GFC）[8]. EGM在实用中需要解决关键特征点的定位精度问题，且其速度较慢；为了解决精确定位关键特征点和Gabor特征维数过高问题，Liu提出的GFC采用了缩减分辨率和简单的均匀分布采样，然后再用PCA降维，最后用增强的判别分析方法完成识别. 尽管这避免了精确定位关键特征点的难题，但缩减采样的特征维数仍然较高，而且简单的均匀采样策略很可能遗漏了有用的特征，从而使得后续的分类精度下降. Shan等[9]采用Adaboost算法对Gabor特征进行优化选择取得了较好的效果，但Adaboost算法训练非常耗时.

针对上述问题，本文研究不同尺度和方向上的Gabor系数的分类能力，并采用相互信息熵作为判据对Gabor特征进行优化选择以消除冗余，进行Gabor特征矢量的重新构造；然后对优选出的Gabor特征进行主成分分析和线性判别分析

收稿日期： 2006-04-15； **修回日期：** 2007-12-16.
基金项目： 大连理工大学-中科院沈阳自动化所合作基金资助项目.
作者简介： 唐旭晟*（1973-），男，博士生；欧宗瑛（1936-），男，教授，博士生导师.

完成人脸识别，并在大型人脸图像库上进行对比实验以验证其识别精度.

1　基于 Gabor 小波变换的图像特征表达

1.1　Gabor 小波变换

二维 Gabor 小波变换定义为

$$\Psi_{\mu,\nu}(z)=\frac{\|\boldsymbol{k}_{\mu,\nu}\|_2}{\sigma^2}\mathrm{e}^{-\|\boldsymbol{k}_{\mu,\nu}\|_2\|z\|_2/2\sigma^2}\left[\mathrm{e}^{\mathrm{i}\boldsymbol{k}_{\mu,\nu}z}-\mathrm{e}^{-\frac{\sigma^2}{2}}\right] \tag{1}$$

式中 μ 和 ν 确定了 Gabor 内核的方向和尺度，$z=(x\quad y)$，$\|\cdot\|_2$ 表示求 2 范数算子，$\boldsymbol{k}_{\mu,\nu}$ 由下式决定：

$$\boldsymbol{k}_{\mu,\nu}=\boldsymbol{k}_\nu\mathrm{e}^{\mathrm{i}\Phi_\mu} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{k}_\nu$ 的第 ν 个元素 $k_\nu=k_{\max}/f^\nu$，$\boldsymbol{\Phi}_\mu$ 的第 μ 个元素 $\Phi_\mu=\pi\mu/8$，这里 f 是一个限定频域中核函数距离的间隔因子，通常取为$\sqrt{2}$. 最终的采样则通过设定 5 个不同的尺度 $\nu=\{0,1,2,3,4\}$ 和 8 个不同的方向 $\mu=\{0,1,2,3,4,5,6,7\}$ 来完成；另外两个参数的取值通常为 $\sigma=2\pi$，$k_{\max}=\pi/2$.

1.2　人脸图像的 Gabor 特征表达

图像 I 的 Gabor 变换通过 I 与 Gabor 核函数的卷积实现：

$$J_{k,x_0}=\int\Psi_k(\boldsymbol{x}_0-\boldsymbol{x})I(\boldsymbol{x})\mathrm{d}^2x=(\Psi_k*I)(\boldsymbol{x}_0) \tag{3}$$

卷积过程产生由实部和虚部两个分量构成的复数响应. 在人脸识别问题中，一般只保留Gabor响应的幅值(即实部和虚部平方和开根号).

通过上述方法在每个图像位置计算得到的 40 个幅值特征反映了以该图像位置为中心的局部区域频域内的能量分布特征，这 40 个幅值特征级联起来通常被称为一个 Jet，简写为 J，即图像位置 $p(x,y)$ 处的 Jet 为

$$J_{p(x,y)}=(J_{00,p(x,y)},J_{10,p(x,y)},\cdots,J_{70,p(x,y)},J_{01,p(x,y)},J_{11,p(x,y)},\cdots,J_{74,p(x,y)}) \tag{4}$$

进一步将所有像素位置的 Jet 级联起来，就得到了输入图像 I 的 Gabor 特征表示：

$$\boldsymbol{R}_\mathrm{I}=\{J_{p(x,y)}\mid(x,y)\in\Omega_\mathrm{I}\} \tag{5}$$

显然，$\boldsymbol{R}_\mathrm{I}$ 的特征维数是原始图像维数的 40 倍，如果原始输入图像为 64×64 大小，得到的 Gabor 特征维数是163 840维. 由于大量的卷积操作，这个计算量相当巨大；同时，直接对这样一个高维的特征向量进行分类识别也非常困难. 而这样的高维数据显然存在冗余，且它们对分类识别的贡献也是不同的，因此对其进行适当的选取是必不可少的.

2　算法流程

特征选取是从原始特征集 S 中优选生成一特征子集 S′，使得任一特征 $f_j\in S'$ 均对分类有利且不存在冗余. 这要解决两个方面的问题：(1)确定哪些特征对分类贡献大；(2)确定哪些特征是冗余特征.

对于第一个问题，本文采用单个 Gabor 特征构建简单分类器，然后按其在数据集上的分类错误率评判特征对分类的贡献大小，显然，分类错误率越低的特征被认为对分类贡献越大. 为了解决第二个问题，本文采用相互信息熵作为判据，检查候选特征与已选特征之间的相互信息量，如果其相互信息量大于给定的阈值，那么就认为候选特征所提供的信息已包含在已选特征中，则该候选特征将不被选取，反之则将该特征加入到优选特征集中.

优选出的特征将进一步作线性判别分析生成人脸识别器. 整个算法流程如图 1 所示.

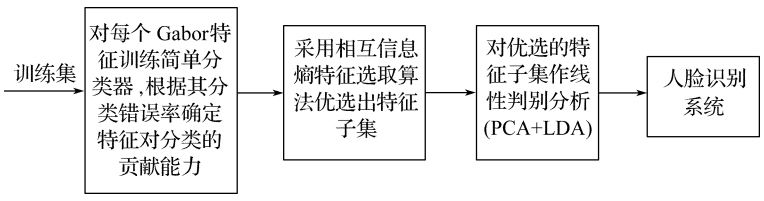


图 1　本文提出算法的流程图

Fig. 1　Scheme for the algorithm proposed in this paper

3　单个 Gabor 特征的分类性能评估

3.1　多类问题的二类化

人脸识别是个多类问题，本文采用了将多类问题转化为“类内差”空间和“类间差”空间的方法[10]：同一个人不同图像的差形成“类内差”空间，不同人的不同图像的差形成“类间差”空间.

类内差空间 Ω_{I} 和类间差空间 Ω_{E} 定义为

$$\Omega_{\mathrm{I}}=\{\| \boldsymbol{R}_{\mathrm{I}_p}-\boldsymbol{R}_{\mathrm{I}_q}\|,\ p=q\};$$
$$\Omega_{\mathrm{E}}=\{\| \boldsymbol{R}_{\mathrm{I}_p}-\boldsymbol{R}_{\mathrm{I}_q}\|,\ p\neq q\} \tag{6}$$

式中 I_p 和 I_q 分别表示第 p 人和第 q 人的人脸图像，$\boldsymbol{R}_{\mathrm{I}}$ 表示按式(5)求得的图像 I 的 Gabor 特征向量，$\|\cdot\|$ 表示对向量 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{I}}$ 的每个元素取绝对值.

这样对 100 人每人 4 幅图像(共 400 幅)样本空间，经过二类化处理，得到 $C_{400}^2=79\ 800$个新的二类化样本空间. 其中类内差样本有 $100\times C_4^2=600$ 个，类间差样本有 $4\times4\times\sum_{i=1}^{99}i=79\ 200$个. 每个新样本均用一 N 维向量 $\boldsymbol{X}$ 表示，如果原始输入图像为 64×64 大小，那向量 $\boldsymbol{X}$ 的维数则为 163 840维. 采用$\{(\mathrm{X}_1,\mathrm{Y}_1),\cdots,(\mathrm{X}_{\mathrm{M}},\mathrm{Y}_{\mathrm{M}})\}$表示新的二类化样本空间，$\mathrm{Y}_i\in\{0,1\}$，0 表示类内差样本，1 表示类间差样本. 用 $f_1,\cdots,f_{\mathrm{N}}$ 表示 N 个 Gabor 特征，$f_j(\mathrm{X}_i)\in R$ 表示样本 X_i 的第 j 个特征的特征值($1\leqslant j\leqslant \mathrm{N}$)，那么 $\boldsymbol{X}_i=(f_1(\mathrm{X}_i)\ \cdots\ f_{\mathrm{N}}(\mathrm{X}_i))^{\mathrm{T}}$. $\boldsymbol{X}_i$ 由式(6)求得.

3.2 单个 Gabor 特征的分类性能

在人脸的不同位置，不同方向和不同中心频率的 Gabor 小波特征的分类性能并不相同. 本文采用单个 Gabor 小波特征在二类化样本空间构建简单二值分类器，根据其在样本空间上的分类误差作为评判准则，以此衡量单个 Gabor 特征的分类性能.

定义 1 第 j 个特征的简单二值分类器为

$$h_j(x)=\begin{cases}1;\ p_jf_j(x)<p_j\theta_j\\0;\text{其他}\end{cases} \tag{7}$$

分类器由阈值 θ_j、偏置 p_j 决定，其中偏置决定不等式方向，只有±1 两种情况.

本文采用感知机学习算法训练获得简单二值分类器. 这样根据每个 Gabor 小波特征构建简单二值分类器的分类错误率 ε_j，以此来衡量 Gabor 特征的分类性能. 显然，ε_j 越小，意味着其分类性能越好，反之亦然. 实验表明，简单选取分类性能最优的特征组成的人脸识别器的识别性能并不是最优的，这是由于一方面所选的特征中含有大量的冗余，另一方面被丢弃的特征中可能含有对分类有用的信息.

4 基于相互信息量的特征选取算法

4.1 信息熵和相互信息(MI)

在信息论领域，信息熵 $H(\mathrm{X})$用来度量随机变量 X 的不确定性. 假如 X 是一离散随机变量，那么信息熵 $H(\mathrm{X})$定义如下：

$$H(\mathrm{X})=-\sum_i P(x_i)\log\ P(x_i) \tag{8}$$

当一随机变量 Y 已知的情况下，随机变量 X 的信息熵 $H(\mathrm{X}|\mathrm{Y})$定义为

$$H(\mathrm{X}|\mathrm{Y})=-\sum_j P(y_j)\sum_i P(x_i|y_j)\times\log\ P(x_i|y_j) \tag{9}$$

式中 $P(x_i)$表示随机变量 X 的所有可能取值的先验概率，$P(x_i|y_j)$ 表示已知 Y 的条件下 X 的后验概率.

相互信息量 $I(\mathrm{Y};\mathrm{X})$是用来度量当 Y 已知时随机变量 X 的熵减少的量，其定义如下：

$$I(\mathrm{Y};\mathrm{X})=H(\mathrm{X})-H(\mathrm{X}|\mathrm{Y}) \tag{10}$$

由上式可知，如果 $I(\mathrm{Y};\mathrm{X})>I(Z;\mathrm{Y})$，则说 X 比 Z 与 Y 更相关.

4.2 特征选取算法

每个 Gabor 特征构成的简单二值分类器 h_j 对所有样本 x 的分类结果 $h_j(x)\in\{0,1\}$可看成一随机变量. 设有 T 个特征$\{h_1,\cdots,h_T\}$被选取，对新特征 h_j，按下式计算 h_j 与已选取的 T 个特征之间的相互信息量 $R(h_j)$：

$$R(h_j)=\max I(h_j,h_t);\ t=1,2,\cdots,T \tag{11}$$

如果 $R(h_j)$大于给定的相互信息量阈值(TMI)，则可以判定该特征 f_j 所包含的分类信息已包含在先前选取的特征集中了，因此该特征 f_j 不被选取，反之则选取该特征. 由于简单分类器 h 已按分类错误率从小到大排序，该算法既保证所选取的特征具有最小的分类误差，同时消除了冗余特征. 经过该算法优选出的特征将进一步作线性判别分析，构建最终的人脸识别分类器. 算法的具体实现步骤如下：

设 $f_j(1\leqslant j\leqslant \mathrm{N})$表示特征，共 N 个特征；$\varnothing$ 表示空集；$getElement(\mathrm{S}_i)$表示取出集合 S 中的第 i 个元素；t 为已选取的特征数

输入：二类化样本集$\{(x_1,y_1),\cdots,(x_{\mathrm{M}},y_{\mathrm{M}})\}$，$y_i\in\{0,1\}$；预定义的阈值 TMI；

输出：优选的特征集合 $\mathrm{S}_{\mathrm{best}}$

(1) 初始化：$\mathrm{S}_{\mathrm{best}}=\varnothing$，$t=0$；

(2) for($j=1;j\leqslant \mathrm{N};j++$)

在训练集上，对特征 f_j 调用简单二值分类器算法学习得到 h_j 及相应分类错误率 ε_j

End for j；

(3) 按 ε_j 从小到大对相应的 h_j 排序得一有

序的简单二值分类器集合 $S(1\leqslant j\leqslant N)$；

(4) $h_1=getElement(S_1)$；$S_{best}\leftarrow h_1$；$t=t+1$；

(5) for($j=2$；$j\leqslant N$；$j++$)

a) $h_j=getElement(S_j)$；

b) 按式(11)计算 $R(h_j)$；

c) if $R(h_j)<TMI$

$S_{best}\leftarrow h_j$；$t=t+1$；

End if

End for j；

(6) 输出优选的特征集合 S_{best}

5　优选的 Gabor 特征线性判别分析

尽管优选后的 Gabor 特征维数已大大降低，但对于分类器设计而言，几千维的特征仍然是高维的，容易带来维数灾难问题. Fisher 线性判别分析(LDA)广泛应用于特征提取和降维，也已成功地应用于人脸识别. LDA 力图找到一组最佳的投影方向，在这些投影方向上，可以最好地区分训练集中属于不同类别的样本. 最佳投影矩阵 $\mathbf{W}_{opt}$ 可以通过求解下式优化问题得到：

$$J_{FLD}(\mathbf{W}_{opt})=\underset{w}{\arg\max}\frac{|\mathbf{W}^T\mathbf{S}_B\mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T\mathbf{S}_W\mathbf{W}|} \qquad (12)$$

式中：$\mathbf{S}_B$ 是样本类间离散度矩阵；$\mathbf{S}_W$ 是总类内离散度矩阵. 在人脸识别领域，$\mathbf{S}_W$ 通常是奇异的，为了解决这一问题，本文采用先进行主成分分析(PCA)进行降维后再用 LDA 进行判别分析的策略.

6　实验结果

6.1　测试数据库及测试条件

测试在 CAS-PEAL-R1 共享人脸数据库[11]的正面图像子库上进行，该库包含1 040人的共9 060幅图像. 测试严格按照 CAS-PEAL-R1 的评测协议进行，即在数据库规定的训练集、原型图像集和测试集上进行训练和测试. 训练集是从正面子库中随机选择 300 人、每人随机选择 4 幅正面图像，共1 200幅图像构成的. 原型图像集是提供给算法为待识别人建立原型的图像子集，包含1 040人，每人 1 幅标准正面图像. 测试集合是提供给算法进行识别的图像子集，分为表情(Exp)、光照(Lig)、饰物(Acc)、背景(Bac)、距离(Dis)和时间(Age)跨度 6 个子集，如表 1 所示. 原型集与训练集中的图像有部分重复，而测试集中的图像则与训练集和原型集中的图像都严格没有重复.

人脸图像均按两眼的中心坐标裁剪旋转缩放至 64×64 像素并进行直方图均衡化. 在本文实验中的相互信息量阈值(*TMI*)取值为0.085.

表 1　实验用的 CAS-PEAL-R1 人脸数据库的结构

Tab. 1　Structure of the CAS-PEAL-R1 face database used in the experimental evaluation

数据集	训练集	原型图像集	测试集(正面子库)					
			Exp	Lig	Acc	Bac	Dis	Age
人数	300	1 040	377	233	438	297	275	66
图片数	1 200	1 040	1 570	2 243	2 285	553	275	66

6.2　算法优选的特征点分析

运用本文算法优选的头 200 个特征在人脸上分布位置如图 2 所示. 从图中可以看出分类能力最大区域为眉毛、鼻子区域和外轮廓区域，而嘴巴、眼睛区域分类能力较弱. 这主要是由于嘴巴及眼睛易受表情变化的影响，同时眼睛也易受眼镜等装饰物的影响. 同时由于本测试库中对应于同一人的图像背景是不变的，背景区域也提供了一定的分类信息.

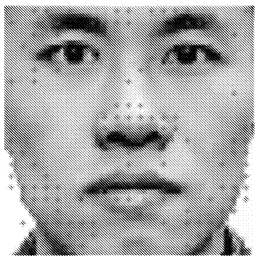


图 2　优选头 200 个 Gabor 特征的位置分布

Fig. 2　The position of the first 200 selected Gabor features

6.3　算法优选的 Gabor 特征统计分析

运用本文算法从原始的 17 640 个 Gabor 特征中挑选出 4 347 个 Gabor 特征(这里 $TMI=0.085$). 表 2 列出了这些优选的特征的统计情况. 从表中不难看出，不同尺度(对应于式(1)中的 ν)的 Gabor 特征对识别贡献有较大的不同. 小尺度的 Gabor 特征更有利人脸的分类识别，即人脸图像的细节特征对人脸识别有较大的贡献. 类似地，不同方向(对应于式(1)中的 μ)的 Gabor 特征也具有不同的贡献. 总体而言，垂直方向($\mu=$

4)的 Gabor 特征判别能力最弱,67.5°方向($\mu=3$ 和 $\mu=5$)的 Gabor 特征判别能力最强.

表 2 优选的 Gabor 特征方向和尺度的分布情况

Tab. 2 The orientation and scale distribution of the selected Gabor feature

方向		尺度	
μ	数值	ν	数值
0	528	0	1 798
1	517	1	1 129
2	537	2	690
3	600	3	455
4	461	4	275
5	603		
6	564		
7	537		

6.4 识别性能对比分析

为了比较本文算法与其他算法性能上的差别,也实现了 GFC 方法[8]. GFC 算法是基于 Gabor特征均匀下采样,然后进行主成分分析和 Fisher 判别分析的方法. 这里下采样的比例为 3×3,从而其特征维数为 21×21×40=17 640维. 两种算法的训练集均为 CAS-PEAL-R1 人脸库提供的标准训练集. 表 3 给出了两种方法在 CAS-PEAL-R1人脸库 6 个测试子集上的首选识别率对比情况. 通过表 3 不难看出,在原始特征维数大大降低的情况下,本文方法在所有测试子集上的识别性能还要优于 GFC 方法. 本文算法所提取的 Gabor 特征维数仅为 GFC 算法的 1/4,因此其特征提取时间也大大降低了,从而可以加速识别速度. 另一方面,由于维数的降低,也使得采用更大的学习集进行判别分析或者其他的分类器设计更加方便.

表 3 不同识别算法在 CAS-PEAL-R1 人脸库上识别性能比较

Tab. 3 Performance comparisons of GFC and the algorithm of this paper on the different probe sets of CAS-PEAL-R1 face database

算法	Gabor 特征维数	首选识别率/%					
		Exp	Lig	Acc	Bac	Dis	Age
GFC	17 640	90.19	53.41	85.51	97.83	98.91	84.84
本文算法	4 347	91.02	56.84	86.78	98.55	100	89.39

7 结 论

如何进行人脸表征和特征提取是实现鲁棒高效的人脸识别算法的核心问题. Gabor 特征具有优良的空间局部性和方向选择性,因而广泛地运用于人脸描述. 传统的方法通常选择全部的 Gabor展开系数构成人脸特征表达,存在维数过高、冗余度过大、有干扰信息等问题,影响了识别系统的速度和精度. 本文借鉴了类内差和类间差的思想,将多类问题简化为两类问题,然后研究单个 Gabor 特征的分类性能,再用特征间的相互信息量,优选出具有无冗余、低误差率的特征子集. 在 CAS-PEAL 人脸图像库上的对比实验表明:本文的算法不但可以大大降低 Gabor 特征的维数,而且可以有效提高识别精度.

本文算法中的相互信息量阈值(TMI)是固定选取的,虽然简单易行,但可能并不是最佳的. 今后将考虑如何自适应选取 TMI,以进一步提高本文算法的性能.

参考文献:

[1] TURK M, PENTLAND A. Face recognition using eigenfaces [C] // **Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. Oakland: IEEE Computer Society Press, 1991: 586-591

[2] BARTLETT M S, MOVELLAN J R, SEJNOWSKI T J. Face recognition by independent component analysis [J]. **IEEE Trans on Neural Networks**, 2002, **13**(6): 1450-1464

[3] WISKOTT L, FELLOUS J, KRUGER N, *et al*. Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. **IEEE Trans Pattern Anal and Mach Intell**, 1997, **19**(7): 775-669

[4] 王蕴红,范 伟,谭铁牛. 融合全局与局部特征的子空间人脸识别算法[J]. 计算机学报,2005,**28**(10): 1657-1663

[5] 薛斌党,欧宗瑛. 加权合成的嵌入式隐 Markov 模型人脸识别[J]. 大连理工大学学报,2002,**42**(3): 326-332
(XUE Bin-dang, OU Zong-ying. Weighted synthesis embedden-hidden Markov model for face recognition[J]. **J Dalian Univ Technol**, 2002, **42**(3): 326-332)

[6] YANG P, SHAN S, GAO W, *et al*. Face

recognition using Adaboosted Gabor features [C] // **Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition.** Seoul: IEEE Computer Society Press, 2004: 356-361

[7] MESSER K, KITTLER J, SADEGHIN M, *et al*. Face authentication test on the BANCA database [C] // **Proceedings of International Conference on Pattern Recognition.** Cambridge: IEEE, 2004

[8] LIU C, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition [J]. **IEEE Trans Image Proces**, 2002, **11**(4): 467-476

[9] SHAN Shi-guang, YANG Peng, CHEN Xi-lin, *et al*. Adaboost Gabor Fisher classifier for face recognition [C] // ZHAO W, GONG S, TANG X, eds. **IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures.** Berlin: Springer-Verlag, 2005: 279-292

[10] MOGHADDAM B, JEBARA T, PENTLAND A. Bayesian face recognition [J]. **Pattern Recognition**, 2000, **33**(11): 1771-1782

[11] 张晓华，山世光，曹　波，等. CAS-PEAL 大规模中国人脸图像数据库及其基本评测介绍[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, **17**(1): 9-17

Optimal feature selection based on mutual information for face recognition

TANG Xu-sheng[*1,2], OU Zong-ying[1], SU Tie-ming[1], HU Qing-ni[1], HUA Shun-gang[1]

(1. Key Lab. for Precis. and Non-tradit. Mach. Technol. of Minist. of Edu., Dalian Univ. of Technol., Dalian 116024, China;
2. Shenyang Inst. of Autom., Chin. Acad. of Sci., Shenyang 110016, China)

Abstract: Gabor face representation has been getting popular in face recognition applications. However, it also suffers from the high dimensional data containing diverse redundancy and different random noises. To utilize the Gabor feature for efficient face recognition, a new Gabor feature selection method is proposed. Firstly, the Gabor feature differences between every two face images within a training data set are calculated and grouped into two categories: intra-individual set and extra-individual set. Then the rank of discriminating capabilities of features can be estimated by evaluating the classification error on intra-set and extra-set based on weak classifier built by single feature. The Gabor features with small errors were selected. And at the same time, the mutual information between the candidate feature and the selected features was examined. As a result, the non-effective features carrying information already captured by the selected features will be excluded. The features thus selected are both accurate and non-redundant. Finally, the selected Gabor features were classified by PCA and LDA for final face recognition. The experiments on CAS-PEAL large-scale Chinese face database show that the proposed method can greatly reduce the dimensionality of Gabor features and effectively increase the recognition accuracy.

Key words: face recognition; mutual information; feature selection; pattern recognition