

一种基于 Gabor 描述的概率子空间人脸识别方法

龙 飞 董槐林 王备战 史 亮

(厦门大学软件学院 厦门 361005)

摘 要: 该文提出了一种 Gabor 小波域的概率子空间人脸识别方法, 简称 GPSA 方法。考虑到 Gabor 小波在人脸识别中的优势, 首先给出了一种改进的人脸图像 Gabor 特征描述方法, 在此基础上建立基于 Gabor 特征的概率子空间模型, 人脸识别按照概率匹配方式进行, 从而有机集成了 Gabor 特征描述和基于类内、类间变化的概率子空间分析两者所提供的鉴别信息, 增强了人脸识别系统的鲁棒性。在包括 190 人的人脸数据库上的实验结果表明, 所提出方法的识别性能较现有的概率子空间分析方法有了较明显的改善。

关键词: 人脸识别; Gabor 描述; 概率子空间分析

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)03-0626-05

Gabor Representation Based Probabilistic Subspace Analysis for Face Recognition

Long Fei Dong Huai-lin Wang Bei-zhan Shi Liang

(Software School, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: In this paper, a GPSA face recognition approach by probabilistic subspace analysis in Gabor wavelet domain is presented. First, an improved Gabor representation scheme for face images is given, then a Gabor based probabilistic subspace model is built, so recognition is performed in a manner of probabilistic matching. The discriminatory information yielded from both probabilistic subspace analysis and Gabor representation is exploited altogether in GPSA method, and hence the robustness of face recognition system is enhanced effectively. The experimental results on a mixture face database including 190 individuals show that the proposed GPSA method outperforms the existing PSA method.

Key words: Face recognition; Gabor representation; Probabilistic subspace analysis (PSA)

1 引言

在人脸识别研究中, 就识别环节而言很多方法采用了基于欧氏距离、相关等简单相似性度量的最近邻匹配。以经典的特征脸^[1](eigenfaces)方法为例, 先将识别目标样本和待识别样本一同映射到特征脸子空间, 然后采用欧氏距离进行最近邻分类。Moghaddam 等人^[2]提出的基于概率子空间分析 (Probabilistic Subspace Analysis, PSA) 的人脸识别方法在识别思想上与传统做法有较大不同。概率子空间方法着眼于图像之差, 并将其建模为满足高斯分布的两类: 类内变化 Ω_I (intrapersonal variations) 和类间变化 Ω_E (extrapersonal variations), 因此图像的相似性可用类内变化的后验概率来表达。这种处理方式的优点是: (1) 将人脸识别这一多类问题简化成 Ω_I 和 Ω_E 的两类问题; (2) 两幅人脸图像之间的相似度可表示成概率的形式, 人脸识别通过一种概率匹配 (probabilistic matching) 方式进行。由于对光照、表情及姿

态等引起的类内变化进行了概率分布建模, 有效降低了这些干扰对识别系统的影响。

概率子空间分析方法对传统人脸识别方法的改进主要体现在分类建模思想上, 但是所使用的特征仍然是图像像素的灰度值, 受光照等因素影响较大。对人脸识别这样的复杂模式识别问题而言, 特征描述是否有效对系统的性能至关重要^[3, 4]。Gabor^[5]小波函数具有空间局部性、频率选择性及方向选择性等特点, 可以有效检测和提取出反映人脸局部区域的频率及方向信息的 Gabor 特征, 是人脸图像分析和描述中的一个有效工具。实验表明^[6, 7], 与灰度值表达方式相比, Gabor 特征对各种类内变化具有一定的不敏感性, 可产生鲁棒的人脸描述。考虑到概率子空间分析方法和 Gabor 特征描述方法都是从不同的角度来改善人脸识别系统对各种干扰因素的鲁棒性, 因此本文对如何将这两种方法进行有机集成以进一步提高识别系统的性能进行了探讨, 给出了一种基于 Gabor 特征的概率子空间分析方法 (Gabor-based Probabilistic Subspace Analysis, GPSA)。通过一系列的人脸识别实验说明, 所提出的 GPSA 方法的识别性能优于现有概率子空间方法。

2006-03-17 收到, 2006-09-18 改回

福建省青年人才项目(2006F3122)和厦门大学 985 工程二期信息创新平台项目资助课题

2 概率子空间方法基本原理

考虑两幅人脸图像的差 $\Delta = I_1 - I_2$, 从人脸识别的角度可将差别向量 Δ 分为互斥的两类: 类内变化 Ω_I (光照、表情、姿态等引起的变化) 和类间变化 Ω_E (不同人脸引起的变化)。图像之间的相似性度量可表示成概率形式:

$$S(I_1, I_2) = P(\Delta \in \Omega_I) = P(\Omega_I | \Delta) \quad (1)$$

$P(\Omega_I | \Delta)$ 表示差别向量 Δ 属于类内变化 Ω_I 的后验概率。由贝叶斯规则可知, 式(1)的相似性可表示为:

$$S(I_1, I_2) = \frac{P(\Delta | \Omega_I) \cdot P(\Omega_I)}{P(\Delta | \Omega_I) \cdot P(\Omega_I) + P(\Delta | \Omega_E) \cdot P(\Omega_E)} \quad (2)$$

其中, $P(\Omega_I)$ 和 $P(\Omega_E)$ 分别为两类变化的先验概率, $P(\Delta | \Omega_I)$ 和 $P(\Delta | \Omega_E)$ 分别为两类变化的类条件概率密度函数。人脸识别问题被简化成两类问题, 即判定两幅人脸图像是来自同一类(类内变化 Ω_I), 还是来自两个不同的类(类间变化 Ω_E)。根据最大后验概率原则(Maximum A Posteriori, MAP), 如果 $P(\Omega_I | \Delta) > P(\Omega_E | \Delta)$, 则将两幅图像归为同一类。

对于差别向量 Δ , 计算式(2)所示的图像相似性归结为对似然 $P(\Delta | \Omega_I)$, $P(\Delta | \Omega_E)$ 的求解。针对高维向量 Δ 的似然计算问题, 文献[2]中给出了一种基于子空间分解(subspace decomposition)的概率密度估计方法, 即假设两类满足高斯分布, 利用主分量分析(PCA)方法将样本空间 Ω 分解成两个互补的子空间: 主子空间 F (由前 D 个主分量张成), 和它的正交互补子空间 \bar{F} (维数为 $N - D$)。似然函数被估计为 F 和 \bar{F} 中两个相互独立的边缘高斯分布的乘积, 如式(3)所示:

$$\begin{aligned} \hat{P}(\Delta | \Omega) &= P_F(\Delta | \Omega) \hat{P}_{\bar{F}}(\Delta | \Omega) \\ &= \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^D \frac{y_i^2}{\lambda_i}\right)}{(2\pi)^{D/2} \prod_{i=1}^D \lambda_i^{1/2}} \cdot \frac{\exp\left(-\frac{\varepsilon^2(\Delta)}{2\rho}\right)}{(2\pi\rho)^{(N-D)/2}} \end{aligned} \quad (3)$$

其中 y_i 为差别向量 Δ 在前 D 个主分量上的投影系数, λ_i 为对应的特征值, $\varepsilon^2(\Delta)$ 为 PCA 重建误差(PCA residual), 用 \bar{F} 中特征值的算术平均作为参数 ρ 的最优估计。

3 GPSA 人脸识别方法

本节给出 GPSA 人脸识别方法的主要思想和具体步骤。GPSA 方法通过为人脸识别系统建立基于 Gabor 特征的概率子空间模型来达到改善性能的目的, 其基本思想是以两幅人脸图像的 Gabor 特征之差作为差别向量, 并形成类内变化样本空间 Ω_I^G 和类间变化样本空间 Ω_E^G , 在此基础上实现基于概率匹配的人脸识别。对于人脸图像 I_1 和 I_2 , 设 $Gf(I_1)$ 和 $Gf(I_2)$ 是各自的 Gabor 特征描述, 这里使用基于分块统计量的 Gabor 特征表示方式(具体方法参见下面的 3.1 小节)。考察两幅人脸图像的 Gabor 特征之差:

$$\Delta_{\text{Gabor}} = Gf(I_1) - Gf(I_2) \in \begin{cases} \Omega_I^G, & L(I_1) = L(I_2) \\ \Omega_E^G, & L(I_1) \neq L(I_2) \end{cases} \quad (4)$$

上式中 $L(I_1)$ 和 $L(I_2)$ 表示两人脸图像类别属性。如果 $L(I_1) = L(I_2)$, 即图像 I_1 和 I_2 来自同一人, 称差别向量 Δ_{Gabor} 属于基于 Gabor 特征的类内变化 Ω_I^G ; 反之如果 $L(I_1) \neq L(I_2)$, 称差别向量 Δ_{Gabor} 属于基于 Gabor 特征的类间变化 Ω_E^G 。

人脸识别按照概率匹配的方式进行, 如图 1 所示, 假设有 n 个类别, 每类一个样本构成的识别目标样本集 $\{g_i\}_{i=1}^n$, 提取并存储所有样本的 Gabor 特征向量, 将待识别样本 p 的 Gabor 特征向量与每个目标样本的 Gabor 特征向量相减得到 n 个差别向量 $\{\Delta_{\text{Gabor}}^i\}_{i=1}^n$, 对这 n 个差别向量进行相似性的排序, 并将得分最高的目标样本类作为人脸识别结果。在相似性的度量中, 如果采用式(1)所示的后验概率表达方式, 则构成最大后验概率(MAP)分类器。另外, 相似性也可直接由类内变化 Ω_I^G 的似然函数 $P(\Delta_{\text{Gabor}} | \Omega_I^G)$ 表示, 构成最大似然(ML)分类器, 这种度量方式较前者形式更加简单。下面分别给出分块统计量 Gabor 特征的提取步骤, 和基于概率的人脸图像相似性具体计算方法。

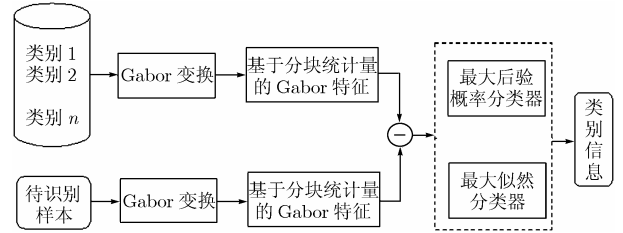


图 1 GPSA 人脸识别方法的系统框图

3.1 基于分块统计量的 Gabor 描述

人脸图像的 Gabor 描述通过将人脸图像 $I(z)$ 与多尺度、多方向的 Gabor 滤波器 $\varphi_{\mu,\nu}(z)$ 作卷积实现。二维 Gabor 函数实际上是一个被高斯窗所限制的波函数, 定义如下^[8]:

$$\varphi_{\mu,\nu}(z) = \frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(ik_{\mu,\nu}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (5)$$

其中 μ 和 ν 分别代表 Gabor 滤波器的方向和尺度, $z = (x, y)$ 为空间位置, $k_{\mu,\nu} = k_\nu e^{i\phi_\mu}$ 为平面波的波向量, $k_\nu = k_{\max}/f^\nu$, $\phi_\mu = \pi\mu/8$, $k_{\max} = \pi/2$ 为最大频率。

本文使用的 Gabor 滤波器组包含 8 个方向 $\mu = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ 和 5 个尺度 $\nu = \{0, 1, 2, 3, 4\}$, 共得到 40 个子带输出(取幅度信息), 如图 2(b)所示。所产生的 Gabor 特征由所有子带中的所有元素构成, 因此数目巨大。为了降低特征维数一般做法是直接对 Gabor 子带图像进行下采样^[6], 这样虽然可以压缩特征数目, 但同时也难免会造成有用信息的丢失。为了能在进行特征数目压缩的同时尽可能减少特征中有用鉴别信息的丢失, 本文提出了一种基于 Gabor 子带图像分块

统计量的标记方法,以代替对Gabor特征的直接下采样。具体做法是:对于人脸图像 $I(z)$,令 $M_{\mu,\nu}(z)$ 是方向 μ , 尺度 ν 下的Gabor子带图像,将其分成 K 个子块,如图 2(d)所示。对于每个子块,提取该子块内所有元素的均值和标准差作为特征,对该块进行标记。最后将所有子带图像的所有子块特征简单连接成一列向量,构成表征人脸图像 $I(z)$ 的特征向量,其维数为 $5 \times 8 \times K \times 2$ 。需要合理选择子带图像中的子块个数 K ,以确保在增强特征描述的精确程度的同时压缩特征数目。

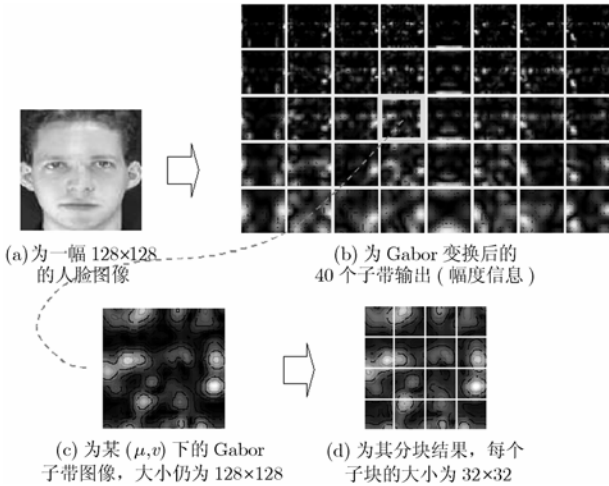


图 2 基于分块统计量的 Gabor 描述

3.2 基于概率的相似性表达

分类识别阶段,如果采用最大后验概率分类器,需先按照式(3)得到 Ω_I^G 、 Ω_E^G 的似然估计 $\hat{P}(\Delta_{\text{Gabor}} | \Omega_I^G)$ 和 $\hat{P}(\Delta_{\text{Gabor}} | \Omega_E^G)$,再按式(2)计算相似性。如果采用最大似然分类器,相似性直接由类内变化 Ω_I^G 的似然函数表示:

$$S_{\text{ML}} = \hat{P}(\Delta_{\text{Gabor}} | \Omega_I^G) \quad (6)$$

先考虑形式较简单的最大似然分类器,考察式(3)所示的对似然函数估计的表达式形式不难得出,匹配中使用

$$S'_{\text{ML}} = - \sum_{i=1}^{D_I} \frac{y_{I,i}^2}{\lambda_{I,i}} - \frac{\varepsilon^2(\Delta_{\text{Gabor}})}{\rho_I} \quad (7)$$

作为相似性度量与使用似然本身是等价的,并且计算上更加方便。最大后验概率分类器中的相似性度量方式也可简化,将式(2)分子、分母同除以 $\hat{P}(\Delta_{\text{Gabor}} | \Omega_I^G) \cdot P(\Omega_I^G)$,再经简单整理可得:使用

$$S''_{\text{MAP}} = \frac{\hat{P}(\Delta_{\text{Gabor}} | \Omega_I^G)}{\hat{P}(\Delta_{\text{Gabor}} | \Omega_E^G)} \quad (8)$$

作为相似性度量进行匹配的效果和使用式(2)是等价的。将式(3)所示的似然函数估计结果代入上式,并结合式(7)所示的相似性简化表达式进行整理可得:

$$S''_{\text{MAP}} = - \left(\sum_{i=1}^{D_I} \frac{y_{I,i}^2}{\lambda_{I,i}} + \frac{\varepsilon^2(\Delta_{\text{Gabor}})}{\rho_I} \right) + \left(\sum_{i=1}^{D_E} \frac{y_{E,i}^2}{\lambda_{E,i}} + \frac{\varepsilon^2(\Delta_{\text{Gabor}})}{\rho_E} \right) \quad (9)$$

将 S''_{MAP} 作为相似性的度量进行概率匹配所产生的效果与使用 S_{MAP} , S'_{MAP} 均是等价的,而其计算最为简单。

4 实验结果与分析

为了更加有效地验证所提出的GPSA人脸识别方法的有效性,本文使用了一个由 190 人组成的较大规模数据库进行测试,该数据库由ORL, IIS以及USTC-IIP这 3 个数据库混合而成。ORL库共 40 人,每人 10 张人脸图片, IIS库共 100 人,每人 30 张人脸图片,USTC-IIP是由中国科技大学智能信息处理实验室采集的 50 人的数据库,每人 10 张人脸图片,样本采集充分考虑了光照、表情、姿态和尺寸等变化因素。使用这 3 个库中每人的前 5 个样本构成实验数据库,样本总数为 950 ($= 190 \times 5$)。实验方案的设计采用了著名的FERET测试^[9]中的有关规则。将本文方法与现有的概率子空间分析方法(PSA)^[2]进行比较,并使用经典的Eigenfaces方法^[1]作为基准测试算法(baseline)。

从数据库中随机选择 90 人每人 2 幅图片作为训练样本(部分训练样本如图 3 所示),剩余的 100 人的共 500 幅图片用来测试,这就使得测试集和训练集彼此互不重叠,以验证识别算法对新样本的推广能力(generalization ability)。根据 FERET测试规则^[9],测试集又被划分为识别目标样本集(gallery set)和待识别样本集(probe set)两个相互独立的部分。以下的识别率测试实验基于 3 种划分方式,即分别从测试集中选择每人第 1、第 2、第 3 幅图片作为识别目标样本,其它的 4 幅图片作为待识别样本,记与这 3 种划分方式相对应的目标样本集为Gallery-A, Gallery-B和Gallery-C。训练集、目标样本集和待识别样本集的大小分别为 180, 100, 400。

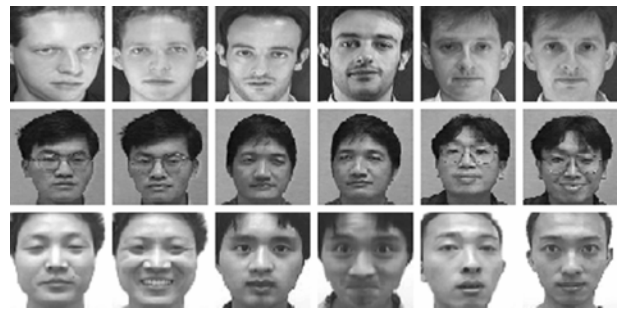


图 3 人脸识别实验中使用的部分训练样本图片

实验中,将所有人脸图片的尺寸归一化到 128×128 。对于本文的GPSA方法,先从人脸图像中提取出基于分块统计量的Gabor特征,其中子带图像内的子块个数 $K = 16$,得到的基于分块统计量的Gabor特征个数为 1280。因此类内变化 Ω_I^G 、类间变化 Ω_E^G 的样本空间维数均为 1280,在此基础上进行分类模型的训练以及人脸图像的概率匹配。在基于PCA方法的似然函数估计中,我们分别使用了 $M_I = 180$ 个类内差别样本和 $M_E = 1602$ 个类间差别样本作为子空间学

习的训练样本。对于 PSA 方法和 Eigenfaces 方法而言,对图像的水平、垂直方向上进行 4 倍下采样,因此输入的样本空间维数为 1024(=32×32)。PSA 方法中模型训练所使用的类内、类间差别样本与 GPSA 方法一致。GPSA, PSA 两种方法的概率匹配具有最大似然(ML)分类器和最大后验概率(MAP)分类器两种选择,相应的相似性计算分别如式(7)和式(9)所示,故共有 GPSA-ML, GPSA-MAP, PSA-ML, PSA-MAP 这 4 种不同组合。实验中分别将 GPSA-ML, GPSA-MAP 两种新方法 与 PSA-ML, PSA-MAP 两种现有方法进行比较,在每组比较中都使用 Eigenfaces 作为基准测试方法。

分别在以 Gallery-A, Gallery-B 和 Gallery-C 为代表的 3 种 “gallery-probe 组合” 上计算各种方法的正确识别率, Eigenfaces 方法中的子空间维数以及 GPSA, PSA 两个方法中的类内主子空间维数 D_I 和类间主子空间维数 D_E 均为 30。在使用最大后验概率分类器时,由于需要同时考虑类内、类间信息,因此实际使用的映射方向数为 $D_I + D_E = 60$ 。如表 1 所示,在 3 种不同的测试数据划分方式下,本文的 GPSA-ML 方法和 GPSA-MAP 方法的识别精度都分别高于现有的 PSA-ML 方法和 PSA-MAP 方法,且显著高于经典的 Eigenfaces 方法。这说明基于 Gabor 特征的概率子空间模型的建立和使用的确可以增强识别系统的鲁棒性。从表 1 还可看出,使用最大后验概率分类器的效果稍好于最大似然分类器,然而前者无论是训练过程(包括两次 PCA 训练过程)还是匹配过程都比后者更为复杂耗时,因此从实用角度来看,最大似然分类器是一个更加合理的选择。

表 1 GPSA 和 PSA 在 Gallery-A, Gallery-B, Gallery-C 3 种测试集划分方式下的识别率比较(%)

我们还考查了 GPSA, PSA 两种方法在使用少数映射方向数(主子空间维数)下的识别性能情况,实验同样是在 Gallery-A, Gallery-B 和 Gallery-C 这 3 种测试数据划分方式下进行,使用最大似然分类器。实验结果如图 4 所示。与 Eigenfaces 方法随着映射方向数的减少其识别性能大幅下降所不同的是,本文的 GPSA 方法以及现有的 PSA 方法即使在使用少数映射方向数的情况下产生的识别效果也不会太差。同时,本文的 GPSA 方法在不同子空间维数和各种测试数据下的识别性能均优于现有的 PSA 方法。

	Gallery-A	Gallery-B	Gallery-C
Eigenfaces(baseline)	65.50	71.25	65.75
GPSA-ML	82.25	86.75	84.50
PSA-ML	77.50	82.0	78.0
GPSA-MAP	85.50	88.25	87.0
PSA-MAP	78.25	83.75	81.0

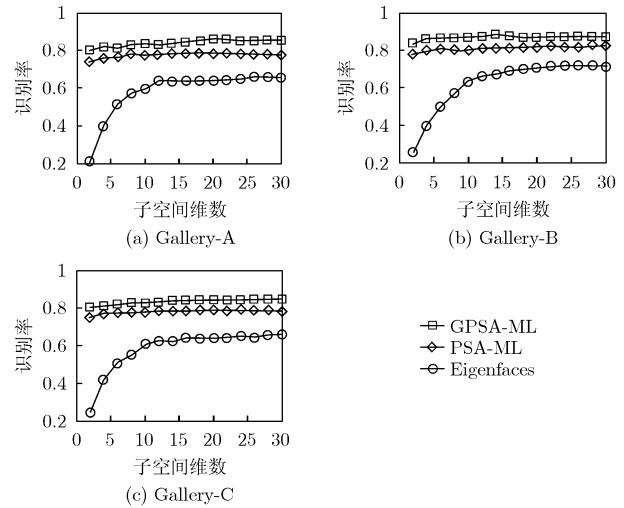


图 4 GPSA 和 PSA 随主子空间维数递增的识别率变化情况

5 结束语

如何进一步提高人脸识别系统的识别率是当前模式识别、计算机视觉领域一个非常具有挑战性的研究课题。考虑到概率子空间分析方法和 Gabor 变换方法都是从不同的角度来降低人脸识别系统对各种类内变化的敏感程度,本文探讨了一种基于 Gabor 特征的概率子空间人脸识别方法(GPSA),该方法为人脸识别系统建立了一种基于分块统计量 Gabor 特征描述的概率子空间模型,增强了系统对类内干扰的鲁棒性。在 190 人的较大规模数据库上进行了多项人脸识别的实验,结果表明 GPSA 方法产生的识别率高于现有的概率子空间方法。

参 考 文 献

- [1] Turk M and Pentland A. Eigenfaces for face recognition. *J. Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [2] Moghaddam B. Principal manifolds and probabilistic subspaces for visual recognition. *IEEE Trans. on PAMI*, 2002, 24(6): 780-788.
- [3] 龙飞, 叶学义, 李斌, 庄镇泉. 基于小波子图及广义鉴别分析理论的人脸特征抽取算法. *电子与信息学报*, 2005, 27(增刊): 185-188.
Long Fei, Ye Xue-yi, Li Bin, and Zhuang Zhen-quan. Facial feature extraction by wavelet subimage representation and generalized discriminant analysis. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2005, 27(Suppl):185-188.
- [4] Long Fei, He Jinsong, and Ye Xueyi, et al. Discriminant independent component analysis as a subspace representation. *Journal of Electronics(China)*, 2006, 23(1): 103-106.
- [5] Daugman J G. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression. *IEEE Trans. on ASSP*, 1988, 36(7): 1169-1179.
- [6] Liu C and Wechsler H. Gabor feature classifier for face

- recognition. In Proc. of ICCV, Vancouver, British Columbia, Canada, 2001: 270-275.
- [7] Zhang Lei, Li S Z, and Qu ZhiYi, *et al.* Boosting local feature based classifiers for face recognition. In Proc. of CVPR Workshop on Face Processing in Video, Washington DC, 2004: 87-93.
- [8] Wiskott L, Fellous J M, and von der Malsburg C. Face recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE Trans. on PAMI*, 1997, 19(7): 775-779.
- [9] Phillips P J, Moon H, and Rizvi S A, *et al.* The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms. *IEEE Trans. on PAMI*, 2000, 22(10): 1090-1104.
- 龙 飞: 男, 1977 年生, 讲师, 研究方向为模式识别、图像处理和 分析、智能信息处理.
- 董槐林: 男, 1957 年生, 教授, 研究方向为图像处理、数值分析、 软件工程.
- 王备战: 男, 1965 年生, 副教授, 研究方向为决策支持系统、数 据仓库、分布计算系统.
- 史 亮: 男, 1973 年生, 讲师, 研究方向为信息安全、智能信息 处理、图像配准技术.