

基于局部特征的部分遮挡人耳识别

袁立 穆志纯 曾慧

北京科技大学信息工程学院, 北京 100083

摘要 通过对人耳受到部分遮挡时识别的研究, 提出了一种基于局部特征的部分遮挡人耳识别方法, 即首先利用 Gabor 小波对人耳图像进行特征提取, 由于该特征维数较高, 再使用核 Fisher 判别分析 (KFDA) 方法进行有效降维后用于人耳识别. 在逐步分析人耳各个子区域的鉴别能力的基础上, 提出了基于分块图像和概率模型的识别方法. 在北京科技大学 (USTB) 人耳图像库上的实验结果表明: 基于 Gabor 滤波后图像所提取的特征比基于原始图像直接提取的特征具有更高的识别率, 基于分块图像的识别率高于基于整体图像的识别率.

关键词 人耳识别; 部分遮挡; Gabor 特征; 核 Fisher 判别分析; 局部特征

分类号 TP391.4

Partially occluded ear recognition based on local features

YUAN Li MU Zhi-chun ZENG Hui

School of Information Engineering University of Science and Technology Beijing Beijing 100083, China

ABSTRACT A local feature based approach was proposed for ear recognition under partial occlusion. Firstly, the Gabor filter is applied for feature extraction. Because the Gabor feature vector is of high dimension, kernel Fisher discriminant analysis (KFDA) is used for dimension reduction as well as class separability enhancement. Based on investigations on the different discriminating ability of sub-regions in ear images, a sub-region and probability based model is proposed for recognition. Experimental results on the USTB ear image database show that ear recognition based on the features extracted from Gabor filtered images performs better than that based on the features extracted from the original images, and the local features based strategy gets a higher recognition rate than the whole image based strategy for recognition.

KEY WORDS ear recognition; partial occlusion; Gabor features; kernel Fisher discriminant analysis (KFDA); local features

人耳识别作为一种生物特征识别技术近来受到了越来越多的关注. 与人脸识别相比, 人耳识别具有不受表情、年龄和心理等因素影响的优势. 目前人耳识别方法可分为基于 3D 信息的人耳识别和基于 2D 图像的人耳识别. 借助特定的 3D 图像扫描仪, 3D 人耳识别可以在不同的光照和姿态条件下得到较为理想的结果^[1]. 但是, 在非打扰识别情况下, 人耳图像通常会经由监控摄像头来获取, 这时就得采用 2D 图像来进行识别. 因此本文主要着重探讨 2D 人耳识别方法.

国内外已有的基于 2D 图像的人耳识别方法主要有两类. 第 1 类基于人耳局部特征进行识别. 如

Mu 等^[2]提出的 LABSSFE 方法在提取外耳轮廓和内耳边缘的基础上, 寻找基于外耳轮廓的形状特征和基于长轴短轴线段比例的结构特征, 但这种方法适用于正面人耳图像, 而难于扩展到人耳角度变化的情况中, 且受光照的影响较大. 刘嘉敏等^[3]利用基于灰度形态学梯度和局部阈值分割的边缘检测方法提取外耳轮廓边缘; 然后用标准方差和边缘线段间长度差改进的 Hausdorff 距离表示人耳特征向量. 第 2 类基于人耳图像整体特征进行识别. 如 Hurley 等^[4]将图像看作由高斯吸引子组成的阵列, 利用力场转换 (force field transformation) 方法提取人耳图像的势能通道和势能阱, 并以势能阱的位置作为人耳

收稿日期: 2009-06-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 60973064); 北京市教育委员会重点学科共建资助项目 (No. XK100080537); 北京市自然科学基金资助项目 (No. 4102039)

作者简介: 袁立 (1978-), 女, 讲师, 博士, E-mail: yuanli64@hotmail.com

特征. Chang等^[5]提出使用经典的特征脸法, 利用主元分析法对人脸和人耳图像进行识别, 在 Human ID 图像库上进行实验, 得出结论为 人脸识别率和人耳识别率没有较大差别. Xie和 Mu^[6]利用改进的局部线性嵌入方法解决姿态变化下的人耳识别. Dun和 Mu^[7]利用独立成分分析法进行基于人耳和人脸信息融合的多模态识别.

以上研究工作对于训练和测试人耳图像的控制条件是比较严格的, 如人耳部分是不能被遮挡的. 实际上, 遮挡问题是不可回避的, 即耳部被头发或者其他饰物遮挡的情况. 根据统计^[8], 除去季节性因素(帽子 围巾)和偶然性因素(耳机)以外, 女性中比较固定的遮挡率为 51.7%. 所以有必要研究人耳被部分遮挡情况下的人耳识别方法.

从本质上讲, 目前的多数人耳识别方法都直接利用了 2D 图像表现(像素的灰度值)作为人耳表示, 其缺点是受光照、视角、饰物和遮挡等外界变化条件的影响比较大. 人耳表示的另一思路是对图像表现作某种变换, 如从空域表示变换到频域表示. Gabor分解可以看作一个对方向和尺度敏感的有方向性的显微镜. 2D Gabor函数也类似于增强边缘以及峰、谷和脊轮廓等底层图像特征, 这相当于增强了被认为是耳部关键部位如外耳轮廓、内耳沟回等信息, 同时也增强了诸如耳垂、耳屏、对耳屏和三角窝等位置的局部特征, 从而使得在保留总体人耳信息的同时增强局部特性成为可能. 因此本文利用 Gabor小波与人耳图像进行卷积运算提取不同尺度和方向的特征. 由于所得特征的维数往往较高, 通常的降维方法是线性子空间投影法, 但线性降维方法不适用于由角度、光照等引起的非线性人耳图像空间情况下的人耳识别, 因此本文采用基于核的 Fisher鉴别分析来实现非线性识别.

当人耳被部分遮挡时, 是否可以利用未遮挡部分来进行有效识别? 本文将人耳图像进行分块, 利用 Gabor特征提取和核 Fisher鉴别分析降维的组合方法(以下简称 GaKFDA方法)研究了各子区域对识别率的影响, 提出了基于概率模型的人耳识别方法.

1 Gabor特征提取

2D Gabor小波的定义为^[9]

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

式中, σ 为与小波频率带宽有关的常数; u, v 为 Gabor 滤波器的方向和尺度, 某个方向和波形尺度上的波形向量为 $k_{u,v} = k_v \exp(i\phi_u)$, $k_v = \frac{k_{\max}}{f}$ 为采样尺度; ϕ_u 为采样方向; k_{\max} 为频率最大值; f 为频域中的内核间隔因子. 由于人耳图像的边缘形状信息主要分布在 $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ 四个方向, 取 $\phi_u = \frac{u\pi}{4}$. 所以参数为 $u \in \{0, 1, 2\}$, $v \in \{0, 1, 2, 3\}$, $\sigma = 2\pi$, $f = \sqrt{2}$.

人耳图像 $I(x)$ 的 Gabor变换为其与 Gabor内核的卷积:

$$G_{u,v}(x) = (I * \varphi_{u,v})(x) \quad (2)$$

图 1(b)所示为 12 个 Gabor滤波器的实部, 图 1(c)所示为图 1(a)中的人耳图像经滤波后的幅值. 人耳图像都归一化为 30×54 像素. 这里采用双重卷积, 将人耳图像与对应尺度和方向的奇偶对称 Gabor滤波器分别进行卷积, 把两个卷积后图像的和取平方根, 得到对应某个尺度和方向的输出图像. 从图 1(c)中可见, 滤波后的图像中在人耳边缘呈现较多的四个方向上具有较大的系数(表现为灰度值较大).

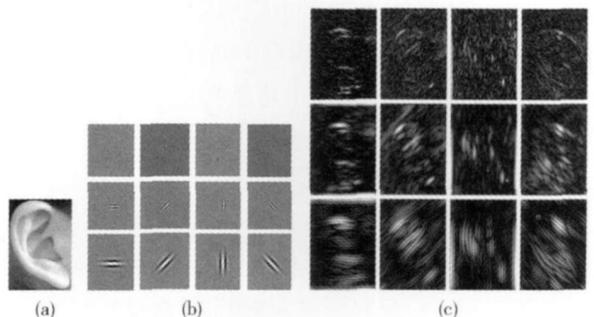


图 1 人耳图像 Gabor滤波结果. (a) 人耳图像示例; (b) Gabor 滤波器在三个尺度和四个方向上的实部; (c) Gabor 特征的幅值
Fig 1 Gabor feature of an ear image. (a) ear image examples (b) the real part of the Gabor filter on three scales and in four directions (c) the magnitude spectrum of the Gabor feature

利用式(2)得到的 Gabor系数包括图像不同位置、不同尺度和不同空间频率的滤波系数. 图像的特征向量由如下方法产生: 将某个尺度和方向下的 $G_{u,v}(x)$ 系数进行采样, 采样因数为 $r \times r$ 采样方法是将 $r \times r$ 邻域内的系数值进行平均. 再将系数归一化为零均值和单位方差, 最后将各个尺度和方向得到的系数向量 x_u^r 进行连接得到特征向量 x^r :

$$x^r = ((x_{0,0}^r)^T, (x_{0,1}^r)^T, \dots, (x_{2,3}^r)^T)^T \quad (3)$$

这样若取 $r=3$, 30×54 像素大小的人耳图像得到的特征向量为 180 维, 12 幅 Gabor 变换图像的特征级

联起来共有 2160 维. 对于这个高维特征, 再利用核 Fisher 鉴别分析方法提取有效的鉴别信息.

2 基于核 Fisher 鉴别分析的 GaKFDA 特征提取算法

由于使用上述方法得到的图像特征维数较高, 所以本文采用基于全空间的核 Fisher 鉴别分析算法对特征空间进行降维, 同时提取有效的鉴别信息, 该算法在文献 [10] 中有详细描述. 基于核 Fisher 鉴别分析的 Gabor 特征提取过程如图 2 所示.

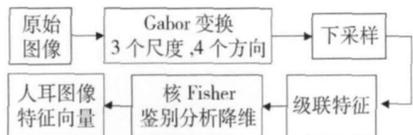


图 2 基于核 Fisher 鉴别分析的 Gabor 特征提取

Fig 2 Gabor feature extraction based on Kernel Fisher discriminant analysis

3 部分遮挡情况下的人耳识别

3.1 人耳子区域对识别的贡献

3.1.1 人耳上部分被不同程度遮挡时的识别率

这里采用自行构建的北京科技大学人耳遮挡图像库. 该库包括 24 人, 每人 9 幅图像, 其中 3 幅为不同程度的遮挡图像, 这里将遮挡程度分为三种: 小部分遮挡 (上部 15% 被遮挡)、少部分遮挡 (上部 25% 被遮挡) 和大部分遮挡 (上部 35% 被遮挡), 分别如图 3(b)、3(c) 和 3(d) 所示. 另外 6 幅为无遮挡图像, 这些图在同一光照条件, 不同转动角度 (分别为 0° 两幅、左转 5° 两幅和右转 5° 两幅) 条件下拍摄, 如图 4 所示.

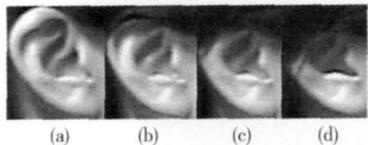


图 3 部分遮挡人耳图像. (a) 未遮挡; (b) 上部 15% 遮挡; (c) 上部 25% 遮挡; (d) 上部 35% 遮挡

Fig 3 Ear image under partial occlusion: (a) no occlusion; (b) top 15% occluded; (c) top 25% occluded; (d) top 35% occluded



图 4 未遮挡的人耳图像

Fig 4 Ear images with no occlusion

实验中, 将每个人无遮挡的 6 幅图像用于训练, 测试图像为遮挡图像库中的三种遮挡程度的人耳图像. 首先直接对源图像采用核 Fisher 鉴别分析法提取特征, 核 Fisher 鉴别分析中采用 RBF 核函数, 如下式所示:

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \quad (4)$$

再利用基于 Cosine 距离测度的距离分类器进行识别, 如下式所示:

$$\delta_{\cos}(x, y) = \frac{-x^T y}{\|x\| \cdot \|y\|} \quad (5)$$

式中, x 和 y 为两个特征向量.

识别结果如图 5 所示, 其中横轴代表特征向量维数, 纵轴代表首选识别率. 从图中可以看出, 随着遮挡部分面积的增大, 识别率依次下降. 特征空间的维数取 80 时, 三种遮挡程度的首选识别率依次为 0.78、0.78 和 0.52.

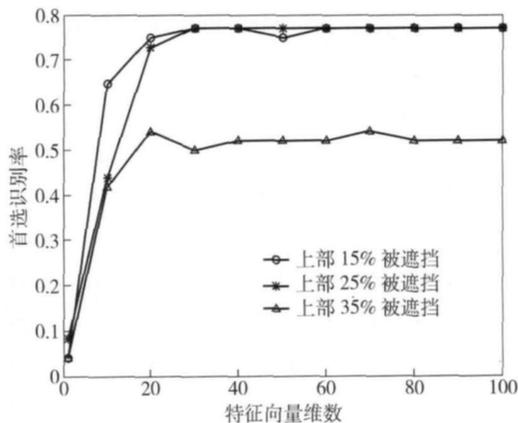


图 5 人耳上部分被遮挡时的识别率 (KFDA 特征提取)

Fig 5 Recognition rate with top part occluded images (KFDA for feature extraction)

图 6 所示为首先利用 Gabor 滤波器提取图像的 Gabor 特征, 再利用核 Fisher 鉴别分析法提取鉴别

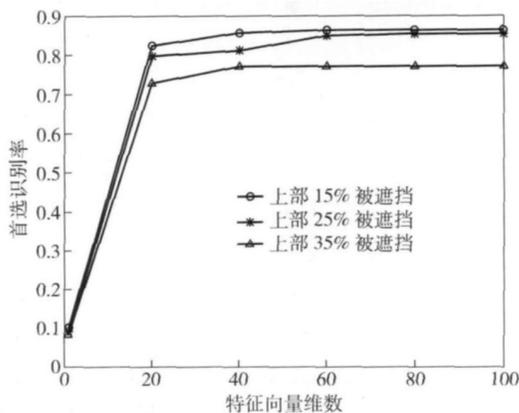


图 6 人耳上部分被遮挡时的识别率 (GaKFDA 特征提取)

Fig 6 Recognition rate with top part occluded images (GaKFDA for feature extraction)

向量,最后用距离分类器进行识别得到的结果. 横轴代表特征向量维数,纵轴代表首选识别率. 从图中可以看出,这种方法的识别率要优于直接利用核 Fisher 鉴别分析法对源图像提取特征时的识别率. 特征空间的维数取 80 时,随着遮挡部分面积的增大,三种遮挡程度的首选识别率依次为 0.86、0.85 和 0.75. 所以,基于局部特征的 Gabor 特征提取有助于解决遮挡问题.

从图 5 和图 6 可以看出,与 Gabor 相关的方法,遮挡前后识别率的变化小于直接利用 KFDA 方法提取特征的识别率的变化. 对这个结果的解释如下: Gabor 滤波后的每个特征结浓缩了不同方向和不同尺度的多分辨率信息,而且由于采用卷积操作,每个特征结的信息都是与图像的整体相关联,当对图像进行部分遮挡时,部分特征结的信息损失了,但是其他特征结仍然包含图像的整体信息,对判决仍然具有贡献,所以识别性能好一些.

3.1.2 人耳上、中、下部分被遮挡时的识别率

图 7 所示为人耳上、中和下各 1/3 部分被遮挡的示意图. 其中上 1/3 被遮挡是头发自然遮挡,中和下 1/3 被遮挡是人为添加的. 实验的目的是为了研究人耳哪一部分具有更强的鉴别能力. 图 8 所示为 GaKFDA 特征提取得到的识别结果,横轴代表特征向量维数,纵轴代表首选识别率. 特征空间取 80 维时,上、中和下 1/3 被遮挡时的首选识别率分别为 0.62、0.52 和 0.64. 可见,中间 1/3 被遮挡时对识别率的影响最大,说明人耳图像的中上部包括了大部分的鉴别信息,而中间 1/3 部分的沟回分布又比上面 1/3 部分具有更多的鉴别信息.

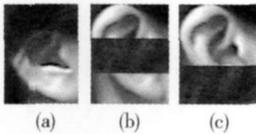


图 7 上 (a)、中 (b) 和下 (c) 1/3 部分被遮挡的示意图

Fig. 7 Ear images under occlusion on different locations: (a) top 1/3; (b) middle 1/3; (c) bottom 1/3

3.1.3 人耳中部被遮挡时的识别率

由于上一小节得到结论:中间 1/3 部分的沟回分布具有最优的鉴别信息. 所以这里将中间 1/3 部分图像分为左右两部分,如图 9 所示,其中的黑块为人为添加. 本实验的目的在于研究中间部分的左右两块对识别结果的重要程度. 图 10 所示为 GaKFDA 特征提取得到的识别结果,横轴代表特征向量维数,纵轴代表首选识别率. 可见,中间 1/3 的右部分 (图 11(b)) 对识别率的贡献最大.

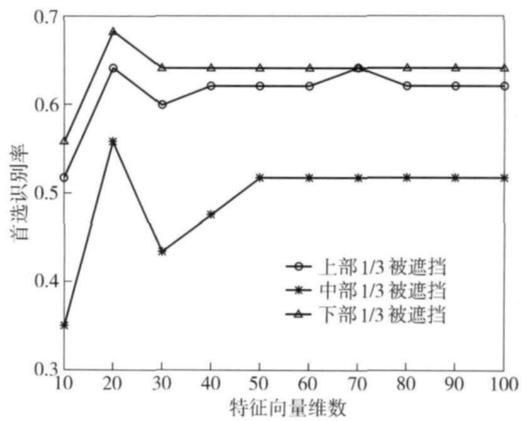


图 8 人耳上、中和下 1/3 被遮挡时的识别率 (GaKFDA 特征)
Fig. 8 Recognition rate with occluded ear images on different locations: top 1/3, middle 1/3 and bottom 1/3 occluded (GaKFDA for feature extraction)

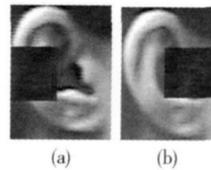


图 9 中间部分左 (a)、右 (b) 遮挡人耳图像

Fig. 9 Ear images with left middle occlusion (a) and right middle occlusion (b)

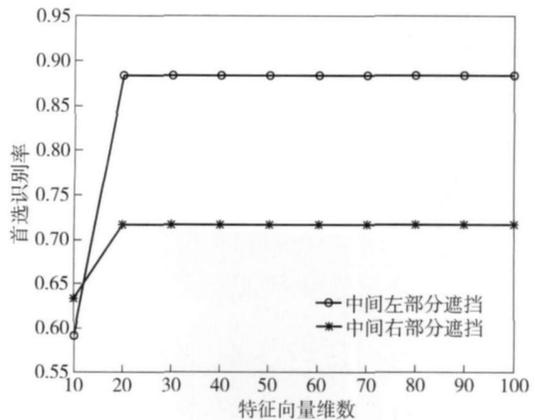


图 10 中间部分左右遮挡时的识别率

Fig. 10 Ear recognition rate with left middle occlusion (a) and right middle occlusion (b)

3.2 基于概率模型的人耳识别

根据上面的分析可知人耳的不同子区域对于识别的贡献是不一样的,类似于人脸识别中认为眼睛部位对识别起到最重要的作用. 所以,在这里将整个人耳划分为六个子区域,如图 11(a)所示. 在这六个子区域中,对识别率影响最大的是图 11(b)所示的子区域.

假设图像库中的训练样本为 $\{x_{r,i}\}$, $r=1, 2, \dots, R$, $i=1, 2, \dots, N_r$. 其中 R 为图像库中的人数, N_r 为

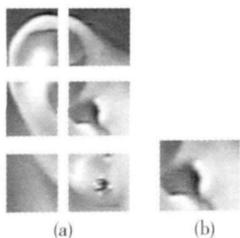


图 11 图像分块示意图. (a) 图像等分为六块; (b) 鉴别能力最强的子窗口

Fig 11 Sketch map for Image division: (a) six sub-windows division; (b) the most discriminating sub-window

图像分块数. 训练样本不存在遮挡, 如图 4 所示. 对每个子区域, 可以得到一组归一化训练样本, 记为 $\{y_{r,i}\}$. 根据这组训练样本 $\{y_{r,i}\}$, 通过 GaKFDA 方法可以确定一个相应的鉴别特征子空间 $\{w_{r,i}\}$, 设其维数为 d . d 远小于原始特征的维数. 将所有 $\{y_{r,i}\}$ 投影到该特征子空间, 得 $\{y'_{r,i}\}$. 用高斯模型来描述其分布状况, 参数估计值为:

$$\hat{u}_i = \left[\sum_{r=1}^R y'_{r,i} \right] / R \quad (6)$$

$$\Sigma_i = \left[\frac{1}{R} \sum_{r=1}^R (y'_{r,i} - \hat{u}_i)(y'_{r,i} - \hat{u}_i)^T \right] \quad (7)$$

式中, \hat{u} 平均值, Σ 为协方差矩阵. 设 v 为特征子空间中任意点, 则 v 属于相应子区域的概率密度函数为:

$$\frac{1}{(2\pi)^{1/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (v - \hat{u}_i)^T \Sigma_i^{-1} (v - \hat{u}_i) \right\} \quad (8)$$

将遮挡子库中的每个训练图像中的每个区域 $\{gallery_{r,i}\}$, $r=1, 2, \dots, 24$, $i=1, 2, \dots, 6$ 向相应的鉴别特征子空间 $\{w_{r,i}\}$ 投影, 得到特征向量 $\{gallery'_{r,i}\}$. 再将遮挡子库中的每个测试图像中的每个区域 $\{probe_{r,i}\}$, $r=1, 2, \dots, 24$, $i=1, 2, \dots, 6$ 向相应的鉴别特征子空间 $\{w_{r,i}\}$ 投影, 得到特征向量 $\{probe'_{r,i}\}$. 使用式 (8) 来计算每个子区域发生遮盖的概率. 如果概率值小于设定阈值 T_h , 则表明待测试子区域发生了遮挡.

对于每个子区域, 计算测试图像 $probe'_{r,i}$ 与训练图像 $gallery'_{r,i}$ 的相似度 s_{ri} . 这里采用余弦距离测度 $s_{ri} = \frac{-gallery'_{r,i} \cdot probe'_{r,i}}{\|gallery'_{r,i}\| \cdot \|probe'_{r,i}\|}$. 则测试图像与训练图像的总相似性为:

$$s_i = \sum_{r=1}^6 \alpha_i \omega_i s_{ri} \quad (9)$$

式中, α_i 为反映每一块子区域的鉴别能力的权值, 六个权值的总和为 1. $\omega_i = \frac{1}{P_i} \sum_{r=1}^6 P_r$. 权值系数 ω_i 越大, 表示对应的子区域对识别的贡献率越大. 对应最大总体相似度的训练图像则为识别的对象.

3.3 实验结果与分析

本实验在包括 24 人的遮挡图像库上进行. 特征空间、训练图像和测试图像分别如下所述.

特征空间: 采用北京科技大学 (USTB) 人耳图像库 2. 该图像库 2 包括 308 幅人耳图像, 共 77 人, 每人 4 幅, 如图 12 所示. 图 12(a) 为室内正常光照条件下的图像, 图 12(b) 为逆时针偏转 30° 的图像, 图 12(c) 为顺时针偏转 30° 的图像, 图 12(d) 为光照变化条件下的图像.

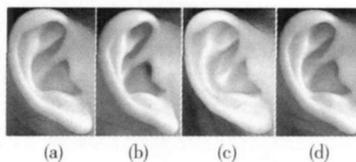


图 12 USTB 人耳图像库 2 的人耳图像实例. (a) 室内正常光照; (b) 逆时针偏转 30° ; (c) 顺时针偏转 30° ; (d) 光照变化

Fig 12 Ear images from USTB ear database 2: (a) indoor normal lighting condition; (b) 30° counter-clockwise rotation; (c) 30° clockwise rotation; (d) different lighting conditions

将每人 4 幅无遮挡图像进行分块, 所有 308 幅图像相应位置的子图像构成图像子空间. 对每一个图像子空间使用 GaKFDA 方法提取相应的子特征空间 (即得到六个投影矩阵), 该过程所用时间用 t 表示.

训练图像: 遮挡图像库, 24 人. 将每人一幅无遮挡图像分块后向上述特征空间投影, 得到分块后各子图像的特征向量, 该过程所用时间用 t 表示.

测试图像: 遮挡图像库, 24 人. 三种遮挡情况下各一幅图像. 将受部分遮挡的图像分块后向相应的子特征空间投影, 得到各子区域的特征向量后, 利用 3.2 节所述的方法进行识别. 这里将识别出全部 24 人的时间用 t 表示.

由于 Gabor 特征维数较高, 所以将图像归一化为 30×54 像素大小, 分成六块后, 每块为 15×18 像素大小. 每块经 Gabor 滤波后采样得到的特征向量为 360 维, 再利用核 Fisher 鉴别分析进行降维. 阈值 T_h 设为 0.2. 权值向量 $\alpha = (0.15, 0.15, 0.2, 0.3, 0.1, 0.1)$. 当特征空间维数取 60 时, 识别率如表 1 所示. 从该表结果可以看出: (1) 在遮挡情况下, 基于概率模型的子区域识别方法在三种遮挡程度下的

识别率均高于基于整体图像方法的识别率。(2) 基于分块图像识别方法的 t_1 、 t_2 和 t_3 三个时间均长于基于整体图像的识别方法(实验环境: 1.7GHz CPU, 256M 内存, MATLAB6.5)。(3) 表 1 中还将本文方法与笔者以前提出的基于一种改进的非负矩阵因子方法的人耳识别^[11]进行了比较。经

过 Gabor 滤波后, 基于整体图像和分块图像方法的识别率均高于 NMF 识别方法; 在时间开销上, 本文方法在获取特征空间投影矩阵的时间 t_1 和训练图像的特征提取时间 t_2 上优于 NMF 方法, 但在识别时由于图像要经过 Gabor 滤波, 所以测试图像的识别时间 t_3 长于 NMF 方法。

表 1 部分遮挡情况下的人耳识别率

Table 1 Ear recognition rate under partial occlusion

识别方法	获取特征空间投影矩阵的时间, t_1 /s	训练图像的特征提取时间, t_2 /s	遮挡程度					
			小		中		大	
			测试图像的识别时间, t_3 /s	识别率 /%	测试图像的识别时间, t_3 /s	识别率 /%	测试图像的识别时间, t_3 /s	识别率 /%
分块图像识别率(本文方法)	123.4688	8.5938	8.5156	91	10.0000	87	10.4063	80
整体图像识别率(本文方法)	106.2969	7.5938	7.3438	86	7.7188	85	7.7500	76
分块图像识别率(NMF方法)	155.4688	0.4375	0.1875	87	0.2031	74	0.2188	65
整体图像识别率(NMF方法)	143.9844	0.3750	0.1406	83	0.1719	67	0.2031	53

4 结语

本文针对人耳图像被部分遮挡时的识别问题进行了研究, 提出了一种基于图像分块和概率模型的 GaKFDA 人耳识别方法, 即首先利用 Gabor 滤波器提取特征, 并将核 Fisher 判别分析法进行降维后的特征用于人耳识别。在带有部分遮挡的 USTB 人耳图像库上的实验结果表明基于图像分块和 Gabor 特征的识别方法有助于解决遮挡问题。由于人耳图像中各子区域的识别能力不同, 所以下一步的工作是研究基于分块图像的最优特征集的人耳识别方法以及缩短识别时间的策略, 并在规模更大的人耳库上进行实验, 提高识别方法的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] Chen H, Bhanu B. Efficient recognition of highly similar 3D objects in range images. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2009, 31(1): 172
- [2] Mu Z C, Yuan L, Xu Z G. Shape and structural feature based ear recognition // *Proceedings of Advances in Biometric Person Authentication*. Guangzhou: 2004: 663
- [3] Liu J M, Wang L, Lan Y J et al. Ear recognition based on the edge information of the auricle contour. *J Comput Aided Des Comput Graph* 2008, 20(3): 337
(刘嘉敏, 王玲, 兰逸君, 等. 基于外耳轮廓边缘信息的人耳
- 识别. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(3): 337)
- [4] Hurley D, Nixon M, Carter J. Force field feature extraction for ear biometrics. *Comput Vision Image Understanding* 2005, 98: 491
- [5] Chang K, Bowyer K, Sankar S et al. Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2003, 25(9): 1160
- [6] Xie Z X, Mu Z C. Ear recognition using LLE and DLLE algorithm // *Proceedings of 19th International Conference on Pattern Recognition*. Florida: 2008: 1
- [7] Dun W J, Mu Z C. Multimodal recognition of face and ear images based on two types of independent component analysis. *J Comput Inf Syst* 2008, 4(5): 1977
- [8] Yuan L, Mu Z C, Xu Z G, et al. Personal recognition with ear biometrics. *Pattern Recognit Artif Intell* 2005, 18(3): 310
(袁立, 穆志纯, 徐正光, 等. 基于人耳生物特征的身份识别. 模式识别与人工智能, 2005, 18(3): 310)
- [9] Liu C J. Gabor-based kernel PCA with fractional power polynomial models for face recognition. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2004, 26(5): 572
- [10] Yuan L, Mu Z C, Zeng H. Multimodal recognition using face and ear. *J Univ Sci Technol Beijing* 2007, 29(Supp12): 190
(袁立, 穆志纯, 曾慧. 基于人脸和人耳的多模态生物特征识别. *北京科技大学学报*, 2007, 29(增刊 2): 190)
- [11] Yuan L, Mu Z C, Zhang Y, et al. Ear recognition with occlusion based on improved non-negative matrix factorization with sparseness constraint // *Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition*. Hong Kong: 2006: 1