

文章编号: 0253-2239(2008)08-1485-07

尺度不变特征与几何特征融合的人耳识别方法

田 莹^{1,2} 苑玮琦¹

(¹ 沈阳工业大学视觉检测技术研究所, 辽宁 沈阳 110023; ² 辽宁科技大学计算机科学与工程学院, 辽宁 鞍山 114051)

摘要 要提高人耳的识别率,关键是特征的提取与表达。尺度不变特征变换(SIFT)技术是局部点特征提取算法,在尺度空间寻找极值点,提取对图像的尺度和旋转变化具有不变性,对光照变化和图像变形具有较强的适应性的特征向量。尝试用 SIFT 技术来提取外耳图像的结构特征点以形成稳定的特征描述子,为了克服一幅图像中有多个局部描述子相似的问题,在 SIFT 特征描述子中融入一个耳廓几何特征。最后采用特征向量的欧氏距离作为两幅图像相似性度量标准进行人耳识别。在耳图像库上进行实验,结果表明,该方法不仅可以有效地提取人耳特征,通过少量特征可获得较高的识别率,而且对耳图像刚体变化具有较强的稳健性。

关键词 模式识别; 人耳识别; 尺度不变特征变换; 几何特征; 特征融合

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20082808.1485

Ear Recognition Based on Fusion of Scale Invariant Feature Transform and Geometric Feature

Tian Ying^{1,2} Yuan Weiqi¹

¹*Institute of Computer Vision, Shenyang University of Technology, Shenyang, Liaoning 110023, China*
²*School of Computer Science & Engineering, Liaoning University of Science and Technology, Anshan, Liaoning 114051, China*

Abstract Extraction and expression of features are critical to improve the recognition rate of ear image recognition. Scale invariant feature transform (SIFT) is a local point features extraction method. It can find those feature vectors in different scale spaces which are invariant for scale changes and rotations and flexible for illumination variations and affine transformations. SIFT is used to extract structural feature points of ear images and get stable feature descriptors. In order to overcome a defect of local descriptor that an image may have multiple similar regions, an auricle geometric feature is fused. Ear recognition based on these fusion vectors is carried out by using Euclid distance as similarity measurement. Experimental results show that the proposed method can effectively extract ear feature points and obtain high recognition ratio by using few feature points. It is robust to rigid transformation of ear image.

Key words pattern recognition; ear recognition; scale invariant feature transform; geometric features; feature fusion

1 引 言

人耳识别是一种新的生物特征识别技术。耳廓本身具有丰富的物理结构,良好的稳定性,并且其特征能够在长时期内保持不变。人耳所具有的普遍

性、唯一性和持久性,证实其作为一种生物识别对象是切实可行的^[1]。

相比其他传统生物特征识别技术,人耳识别有其自身优势。作为一种非打扰式的识别特征,它比

收稿日期: 2007-12-11; 收到修改稿日期: 2008-02-25

基金项目: 教育部春晖计划合作项目(Z2005-2-11009)资助课题。

作者简介: 田 莹(1971—),女,博士研究生,主要从事图像处理与模式识别、生物特征识别等方面的研究。

E-mail: astianying@126.com

导师简介: 苑玮琦(1960—),男,教授,博士生导师,主要从事机器视觉检测、图像处理与模式识别,生物特征识别、基于DSP的图像采集与处理系统等方面的研究。E-mail: yuan60@126.com

人脸特征更稳定,比指纹和虹膜采集更方便,更易被接受。不但可以单独应用于一些个体身份鉴别领域,还可以作为其他生物识别技术的有益补充。

人耳识别的一个重要步骤就是精确提取出那些能充分表征人耳特征的特征矢量。现有的人耳特征提取方法基本上可分为两类:基于整体的代数方法和基于离散特征的几何方法。前者将整个人耳作为一个全局的描述,采用代数或统计方法抽取全局特征,其矢量虽然物理意义并不直观,但反映了图像的本质,对模式的分类起重要作用,占主流的是 PCA^[2]、ICA^[3]、Fisher 分类判别^[4]等。但这些方法一般都需要较大的计算量和一组与特定环境相关的实验参量,如 PCA 就存在速度慢的问题。此外,虽然这些代数方法可以抓住图像之间的差异,但由于它不管这些差异是由照明姿态等变化所导致,还是属于耳朵本身的内在差异,因此,对人耳的姿态、大小和光照条件变化非常敏感,其稳健性都很差。后者抽取的是离散的特征,其分量通常包括耳轮廓或内部沟回形成的边缘曲线、特征点及角度等,比如使用内耳边缘^[5]、外耳解剖学特征点^[6]、外耳形状特征和内耳结构特征相结合^[7]等。这类方法一般计算量小,特征物理意义直观。但其识别率一般建立特征点和特征边缘提取的精确度基础之上,由于边缘特征和点特征有方向性和尺度差异,通常在图像发生尺度、旋转角度等变化时,提取的边缘也会产生误差,从而增大错误拒绝率。

与之相比,尺度不变特征变换技术(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)^[8]具有较好地描述模式特征、保持结构信息、提取特征点稳定、对图像的平移缩放和旋转等保持不变性等优点,引起了广泛的关注,已经报道了其在目标识别^[8]、全景图拼接^[9]、图像水印算法^[10]、从运动恢复结构^[11]等领域的成功应用。本文将 SIFT 算法引入到人耳图像识别问题中,提出一种基于 SIFT 特征和几何特征融合的人耳识别方法,能够提取稳定的、不受光照、尺度以及旋转角度变化的关键特征点。

2 基于 SIFT 算法的特征点检测

在二维(2D)灰度人耳图像上尝试了几个特征点检测方法,包括 Harris 角点^[12,13]、特征角点^[14]等,但这些方法提取的特征点都不具有尺度、旋转不变性。本文采用 SIFT 算子检测特征点。SIFT 技术^[8]是一种局部特征提取算法,在尺度空间寻找极值点,提取的特征对图像的尺度变化和旋转是不变

量,而且对光照的变化和图像变形具有较强的适应性,对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性。SIFT 算子在提供特征点的同时还提供了每个特征点的 SIFT 描述子,具有较高的辨别能力。SIFT 算法由两大步骤组成:(1)尺度空间极值检测;(2)SIFT 描述子的生成。

2.1 尺度空间极值点检测

图像的多尺度要求大尺度下图像的结构是小尺度下图像结构的简化,有很多种建立图像多尺度表示的方法。但 Koendetink 证明高斯卷积核是实现尺度变换的唯一变换核,而 Lindeberg 则进一步证明高斯核是唯一的线性核^[8]。

二维高斯函数定义如下:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2], \quad (1)$$

一幅二维图像,在不同尺度下的尺度空间表示可由图像与高斯核卷积得

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (2)$$

式中 (x, y) 表示图像的像素位置, σ 为尺度因子,其值越小表征图像被平滑得越少,相应的尺度也越小。 L 代表图像的尺度空间。高斯函数一阶导数的最大值对应其二阶导数的零点,在尺度由小到大的过程中,过零点的数目会减少,且不会引入新的过零点。

为使特征具有尺度不变性,在尺度空间检测关键点。将输入图像通过不同尺度的高斯核函数连续滤波和降采样形成高斯金字塔图像,本文初始 $\sigma = \sqrt{2}$, σ 依次递增 $\sqrt{2}$,再对相邻尺度的两个高斯图像相减得到 DoG(Difference of Gaussian)金字塔多尺度表示。本文高斯金字塔每层 5 幅图像,在 DoG 金字塔中每层有 4 幅图像。对已平滑的高斯图像进行下采样,采用双线性插值实现,这样图像大小变为上一层的 1/4,然后同样步骤生成下一层的 DoG 金字塔;由于耳图像较小,所以只生成了 3 层的高斯金字塔结构。

在金字塔结构中,DoG 图像中的每个点都和它同尺度的 8 邻域以及同一层金字塔中的上下相邻尺度两幅图像对应位置的 9 个邻域点共 26 个点比较,得到的局部极值位置即为关键点所处的位置和对应的尺度。

然后通过拟合三维二次函数来精确确定关键点的位置和尺度,同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点,以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。

2.2 SIFT 描述子构造

构造 SIFT 描述子之前首先为每个关键点赋予

一个主方向。主方向是指关键点邻域内各点梯度方向的直方图中最大值所对应的方向。利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向

参量,后续的描述子构造均以该方向为参照,这样所构造的描述子具有旋转不变性。

(x, y) 处梯度的模值和方向为

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2}, \\ \theta(x, y) &= \arctan2\left[\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right], \end{aligned} \quad (3)$$

式中 L 所用的尺度为每个关键点各自所在的尺度。按(3)式计算高斯金字塔图像中任意点 (x, y) 的梯度值和梯度方向,然后在以关键点为中心的邻域窗口内采样,用直方图统计邻域像素的梯度方向。

梯度直方图的范围是 $0 \sim 360^\circ$, 本文采用每 10° 一个柱,共 36 个柱。直方图的峰值代表该关键点处邻域梯度的主方向,作为该关键点的方向。到此即可确定一个 SIFT 特征区域,如图 1 用箭头所示,其中箭头起点代表关键点位置,箭头方向代表关键点的方向,箭头的长度代表关键点所在的尺度。一般,一幅耳图像可以检测到 $10 \sim 30$ 个这样的关键点。

标轴旋转为关键点的主方向,以确保旋转不变性。对任意一个关键点,在其所在的尺度空间,取以关键点为中心的 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 大小的邻域,将此邻域均匀地分为 16 个子区域,则每个子区域大小为 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$,然后在每 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图,绘制每个梯度方向的累加值,即可形成一个种子点,每个种子点有 8 个方向向量信息,这样形成了一个 $16 \times 8 = 128$ 维的 SIFT 描述子 S :

$S = [s_{01}, s_{02}, \dots, s_{08}, s_{11}, s_{12}, \dots, s_{18}, \dots, s_{f1}, \dots, s_{f8}]$, 对于其中每一个分量 s_{ij} , 下标 $i = 0, 1, 2, \dots, e, f$, 表示关键点周围的 16 个子区域;下标 $j = 1, 2, \dots, 8$ 为一组分别表示每个区域的 8 个梯度方向,例如: s_{24} 表示第 3 个子区域的第 4 个梯度方向,依次类推。

这种邻域方向性信息联合的思想增强了算法抗噪声的能力,同时对于含有定位误差的特征匹配也提供了较好的容错性。此时 SIFT 特征向量已经去除了尺度变化、旋转等几何变形因素的影响,接下来将特征向量的长度归一化,则可以进一步去除光照变化的影响。图 2 所示为两幅人耳图像中对应的特征点对和一个非匹配点所创建的 SIFT 特征描述子。

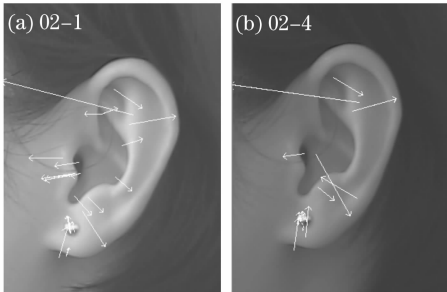


图 1 外耳特征点信息

Fig. 1 Feature point information of ear images

最后求关键点的 SIFT 特征描述子。首先将坐

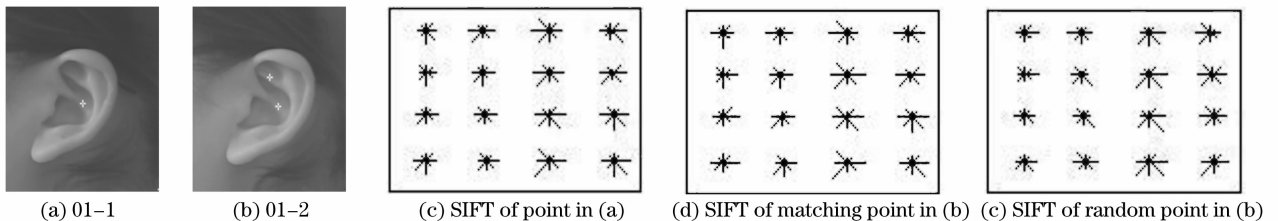


图 2 耳图像上的 SIFT 特征点及相应的特征描述子

Fig. 2 Ear images with SIFT feature points and their feature descriptors

3 耳廓几何特征提取

对于 SIFT 算子而言,一幅图像如果有多处相似区域会导致模糊判断。本文将一个耳廓几何特征与 SIFT 特征融合,弥补局部特征算子的不足。耳廓的几何特征多表现为耳廓曲线的形状以及曲线间

的位置关系。因此,从耳廓边缘上提取若干特殊点,计算 SIFT 特征点与它们之间的欧氏距离作为耳廓的几何特征。

3.1 边缘检测

尝试使用 Canny、Sobel、LoG 等边缘检测算子,

只有 Canny 算子提取的边缘为单像素。考虑到特征提取时完整单像素边缘的重要性,选择 Canny 作为耳廓图像的边缘检测算子。Canny 算子包含一对阈值参量 $T=[t_1, t_2]$, t_2 越大图像中滤除的噪声越多,损失有用信息越多; t_1 越小,保留细节信息越多,边缘完整连贯,噪声也越多。因此很难选取一对合适的阈值 T 提取边缘完整、同时噪声很少的边缘图像。为此本文将不同阈值检测出的边缘图做相互补充,最终得到效果较好的边缘图像。文中实验选择阈值 $T_1=[0.12, 0.3]$, 检测结果如图 3(a) 所示, $T_2=[0.0025, 0.0625]$, 效果如图 3(b) 所示, 用图 3(b) 对图 3(a) 进行边缘补充过程如下:

1) 将图 3(a)、图 3(b) 中的边缘灰度全部置为 128;

2) 遍历图 3(a), 找到一个灰度为 128 的端点(如 A 点), 记录其坐标, 从 (b) 中相同坐标处找到其对应点 A';

3) 从 A 点和 A' 点同时开始跟踪它们所在边缘 AB 和 A'B', 并置跟踪过边缘像素灰度值为 0;

4) 如果图 3(a) 中全部边缘像素灰度值都为 0, 则遍历图 3(b), 删除所有灰度值为 128 的像素点, 保留所有灰度值为 0 的像素点即为最终的边缘图像; 否则, 重复 2)、3) 步操作。

删除图像中过短的曲线(长度小于 20)及小分叉, 得到最终的耳边缘图, 如图 3(c)。

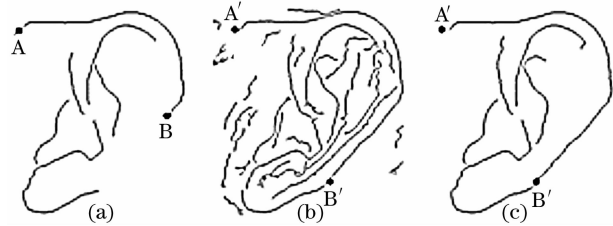


图 3 多尺度 Canny 算子相结合边缘检测

Fig. 3 Edge detection with different scale Canny operation

3.2 耳廓几何特征提取

在耳廓边缘上选取若干特殊点以提取耳廓几何特征(图 4):

1) 从外耳轮廓上找出距离最远的两点作为长轴^[7] AC, 反映耳廓的高度。

2) 外耳轮廓中找出垂直于长轴 AC 的最远距离 BD, 反映耳廓宽度。

3) 长轴 AC 交上耳轮内侧边缘于点 E, 交对耳屏边缘于点 F。AE 和 CF 分别反映耳轮和耳垂的高度。

4) 设耳廓上任一 SIFT 关键点为 X, 则 X 到 A、

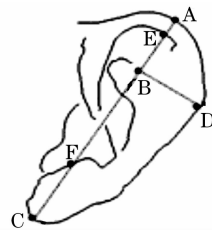


图 4 耳廓几何特征

Fig. 4 Geometric feature of auricle

C、D、E、F 的距离构成耳廓几何特征向量 \mathbf{V} :

$$\mathbf{V} = \left(\frac{|XA|}{|AC|}, \frac{|XD|}{|AC|}, \frac{|XC|}{|AC|}, \frac{|XE|}{|AC|}, \frac{|XF|}{|AC|} \right)$$

由于特征向量 \mathbf{V} 中各特征值以比值形式出现, 所以使得特征向量 \mathbf{V} 满足图像尺度、平移和旋转不变性。

4 匹 配

对于每一幅待匹配的耳图像, 都可以检测到一个稳定的特征点集, 其中的每个特征点都有一个稳健的特征描述子, 它由两部分组成: SIFT 描述子 \mathbf{S} 代表点的局部属性, 几何向量 \mathbf{V} 用来消除局部相似特征。则每个点的描述子向量可以定义为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \omega \mathbf{S} \\ (1 - \omega) \mathbf{V} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中 ω 为权值。采用关键点特征向量的欧式距离作为两幅图像中关键点的相似性判定度量。给定两个特征描述子 \mathbf{F}_i 和 \mathbf{F}_j , 度量标准为

$$D = |\mathbf{F}_i - \mathbf{F}_j| = \omega \sqrt{\sum_{k=0}^{127} (s_{ik} - s_{jk})^2} + (1 - \omega) \sqrt{\sum_{k=0}^4 (v_{ik} - v_{jk})^2}. \quad (5)$$

取图像 1 中的某个关键点, 按 (5) 式分别找出其与图像 2 中欧氏距离最近的和次近的两个关键点, 距离分别记为 D_1 和 D_2 , 在这两个关键点中, 如果最近的距离 D_1 除以次近的距离 D_2 少于某个比例阈值, 即 $D_1/D_2 < T_N$, 则接受这一对匹配点。降低这个比例阈值, 匹配点数目会减少, 但更加精确和稳定。当匹配点数达到某一数量 P_M 时, 认为两幅图像是相同个体的耳朵。

5 实验结果与分析

目前没有标准人耳图像库, 实验使用北京科技大学提供人耳图像库 I 和图像库 II。其中图像库 I 共 61 人, 每人 3 幅图像(轻微光照变化), 大小为 $80 \text{ pixel} \times 150 \text{ pixel}$; 图像库 II 共有 77 人, 每人 4 幅

图像,大小为 300 pixel×400 pixel。其中第一幅和第四幅为人耳正面图像,第一幅为室内正常光照,第四幅为光照有变化图像;第二幅和第三幅分别为人耳+30°和-30°深度旋转后的图像,反映角度的变化。在图像库 I 中选择 61 人,每人 2 幅(第一、第二幅),图像库 II 中去除一组有严重质量问题的图像,选择 76 人,每人 3 幅(反应光照和角度变化,分别为第一、第二和第四幅),一共 350 幅图像进行实验。

本文主要为了验证算法对于图像光照、旋转角度和尺度变化的稳健性,因此,事先未对图像进行归一化操作。

在上述人耳图像库上进行两个实验:实验 1 研究应用在受控环境下算法的执行性能,使用图像库 I;实验 2 研究当耳图像的光照条件、旋转角度等发生变化时算法的稳健性,使用图像库 II。

5.1 参量确定

算法中需要预先设置 3 个参量,包括阈值 T_N 、匹配点数 P_M 的选取和权值 ω 的确定。

当阈值 T_N 取不同值时两幅图像匹配的点对数 P_M 分布如图 5 所示(图中实验结果为两个图像库的平均值)。由图可见,当 $T_N = 0.7$ 时识别效果最好,因此,本文选取阈值 $T_N = 0.7$,同时选择匹配点对数 $P_M = 2$,即如果两幅耳图像有 2 对以上的点对匹配,则认为是成功识别。当 $P_M > 2$ 时,似乎有更好的结果,实际上,当增大匹配点对数 P_M 时,虽然误识率(False accept rate, FAR)减小,但误拒率(False reject rate, FRR)却急剧增大,本实验中类内样本数相对较少,类内匹配次数少,因此,误拒次数的增加相对误识次数减少对整个识别率的影响极小,在识别率上体现不明显。因此,综合考虑,本文选择 $P_M = 2$ 作为匹配点对数阈值。

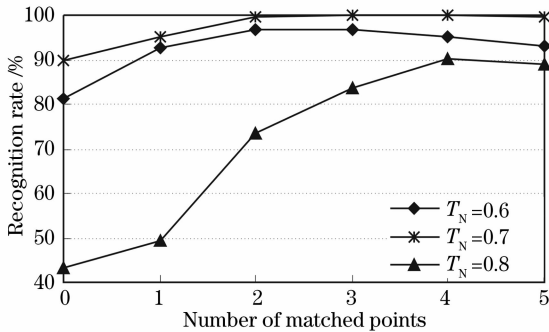


图 5 匹配精度与阈值 T_N 和匹配点数的关系

Fig. 5 Matching accuracy versus threshold T_N and P_M

图 6 为当 $P_M = 2$ 时选取不同的权值 ω 对识别率的影响。 $\omega = 0$ 和 $\omega = 1$ 时,为单独使用几何特征

和 SIFT 描述子的识别情况。可见,具有局部特性的 SIFT 特征描述子向量只与特征点周围局部区域有关,因而在识别过程中表现出更加稳定的特性,具有更高的识别率;而具有全局特性的几何特征则极易受边缘检测及边缘上特殊点的定位不准确等因素影响,识别率不高,只能作为辅助特征,赋予更小的权值,而将二者适当融合可以进一步提高识别率。根据图 6,本文 $\omega = 0.7$ 。

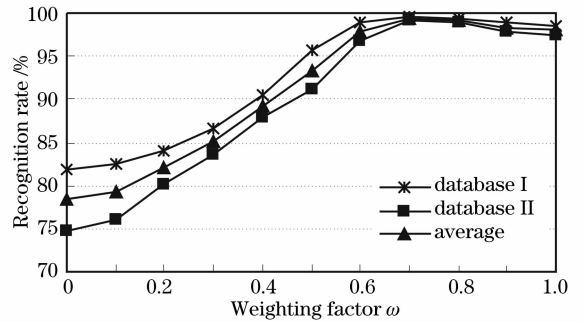


图 6 识别率与权值的关系

Fig. 6 Recognition ratio versus weighting factor

5.2 实验结果与分析

实验 1 共进行 $C_{122}^2 = 7381$ 次匹配,其中类内匹配 $61 \times C_2^2 = 61$ 次,类间匹配 $7381 - 61 = 7320$ 次。实验 2 共进行 $C_{228}^2 = 25878$ 次匹配,类内匹配 $76 \times C_2^2 = 228$ 次,类间匹配 $25878 - 228 = 25650$ 次。

当阈值 $T_N = 0.7, P_M = 2, \omega = 0.7$ 时,两个图像库的正确识别率(Correct recognition rate, CRR)、误识率和误拒率如表 1 所示。图 7 给出了该方法在两个图像库上的接受者操作特征(Receiver operating characteristic, ROC)曲线,从 ROC 曲线上可以得到该方法的等错率(Equal error rate, ERR)为 2.9%。

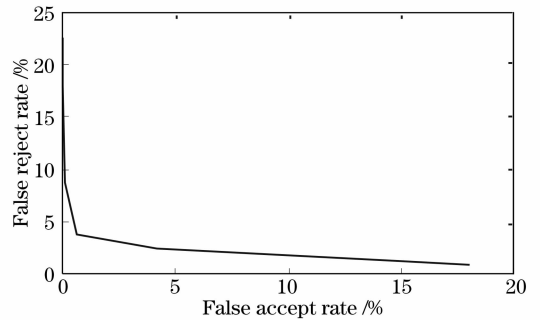


图 7 ROC 曲线

Fig. 7 ROC curve

由表 1 的数据可见,本文算法在人耳识别上是有效的。而在图像库 II 上得到了比图像库 I 稍差的结果。这主要是由于图像库 I 中图像比较理想,两

幅图像相差不大,只有轻微光照改变,因此识别效果较好。图像库Ⅱ存在光照、缩放、平移以及旋转等变化的情况,相对于图像库Ⅰ识别率自然会有所下降。但从表中的实验结果可以看出,图像的这些变化对分类结果的影响并不大,主要是因为本文方法提取特征向量具有缩放不变性、平移不变性和旋转不变性,因此人耳图像的缩放、平移和旋转变化不会影响特征变量和识别结果。可见该方法具有很强的稳健性。

表 1 在 2 个不同图像库上的识别率比较

Table 1 Recognition results for two image databases

Ear image database	CRR	FRR	FAR
Database I	99.54%	3.28%	0.44%
Database II	99.2%	4.39%	0.76%

由图 7 可见,该方法的误拒率和等错率并不低,即类内匹配错误率较高。主要原因是带有旋转角度的图像出错率高。如图 8(a)为同一个体的两幅图像,却没有特征点匹配。观察发现,头部旋转后外耳结构和形状变化过大,此时旋转的影响已经超过了不同人耳特征之间的差异,因而出现错误拒绝。图 8(b)~图 8(d)为图像库Ⅱ上一组正确匹配的实验结果,其中图 8(b)两图像有旋转角度变化,图 8(c)有光照变化,图 8(d)则为分辨率变化。图库中没有分辨率变化很大的图像,人为改变分辨率进行实验,发现识别率不受分辨率影响。

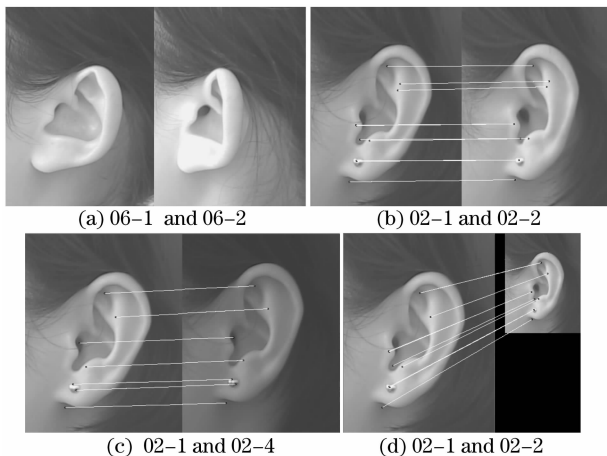


图 8 匹配结果的例子

Fig. 8 Examples of matching results

由于人耳没有标准图库,文献中各算法多数在自建图库上实验,因此,表 2 仅对使用相同图像库进行实验的几种耳识别算法的识别率进行了比较。结果显示,本文方法取得了较好的识别效果。但在识别率上,还略低于指纹和虹膜识别,一定程度上和人耳特征相对较少有关。但这并不影响人耳识别的存

在意义,人耳不单纯是作为一种新的生物特征,其更重要的意义是对其他生物特征识别技术的补充,如人脸。作为一种非打扰式的识别方式,在采集人脸图像的同时能够方便地采集到人耳图像,以构成多模式识别系统,从而提高人脸识别的准确率。

表 2 与其他算法在 2 个不同图像库上的识别率比较

Table 2 Comparisons with other methods for two image databases

Methods	Database	Correct recognition ratio
ICA+BP ^[3]	database I	88.33%
PCA	database I	88.5%
Ref. [16]	database I	94.8%
Proposed	database I	99.54%
PCA	database II	72.8%
LABSFE ^[7]	database II	85.7%
KPCA+SVM ^[15]	database II	98.7%
Proposed	database II	99.2%

6 结 论

提出一种融合 SIFT 特征与耳廓几何特征的人耳识别新方法,在提取人耳尺度不变特征描述子的基础上,使用欧氏距离进行识别。SIFT 特征描述了图像的局部结构性信息,虽然不如角点和边缘特征那样有十分明显的视觉意义,但因其估计了尺度和方向,从而对图像变化因素保持一定的不变性。虽然 SIFT 算法具有很强的局部特征辨识能力,但是有些情况下可能会产生错误匹配。如果一幅图像中有多个区域相互之间局部相似会使匹配局部描述子时发生不确定现象,本文将其与具有耳廓整体特征的几何描述方法相结合,提高 SIFT 算法的性能,从而提高人耳识别率。

实验结果证明,本文提出的算法不但可以有效地解决基于静态人耳图像的人耳识别问题,而且具有很强的稳健性,对图像光照条件、旋转角度以及尺度的变化不敏感。

目前人耳识别领域仍有很多问题需要进一步探究,如人耳在侧脸中的定位与检测,人耳部分受头发及饰物遮挡导致信息丢失的处理,以及如何将人耳和其他模式进行有效的结合,构成多模态识别系统以提高识别准确率等问题。因此,人耳识别研究存在着巨大的潜力和发展空间。

致谢 感谢北京科技大学人耳识别实验室提供人耳图像库,使我们的课题得以顺利进行。

参 考 文 献

- 1 M. Burge, W. Burger. Using ear biometrics for passive identification [C]. 14th *International Information Security Conference*, 1998. 1~8
- 2 Victor B, Bowyer K, Sarkar S. An evaluation of face and ear biometrics [C]. *International Conference on Pattern Recognition*, 2002. 429~432
- 3 Zhang Haijun, Mu Zhichun. Ear recognition method based on independent component analysis and BP neural network[J]. *J. Neijing University of Science and Technology*, 2006, **28**(6): 600~603
张海军, 穆志纯. 基于 ICA 和 BP 神经网络的人耳图像识别[J]. *北京科技大学学报*, 2006, **28**(6): 600~603
- 4 Zhu Haihua, Li Yajuan, Song Zhijian. Ear recognition based on image force field transformation [J]. *Acta Automation Sinica*, 2006, **32**(7): 512~518
朱海华, 李雅娟, 宋志坚. 基于图像力场转换的耳廓图像识别[J]. *自动化学报*, 2006, **32**(7): 512~518
- 5 M Burge, W Burger. Ear biometrics in computer vision[C]. 15th *International Conference of Pattern Recognition*, 2000. 822~826
- 6 B. Moreno, A. Sanchez. On the use of outer ear images for personal identification in security applications [C]. *IEEE 33rd Annual Intl. Conf. on Security Technology*, 1999. 469~476
- 7 Zhichun Mu, Li Yuan, Zhengguang Xu. Shape and structural feature based ear recognition [C]. *Sinobiometrics*, 2004, **LNCS 3338**: 633~670
- 8 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International J. Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91~110
- 9 Brown M, Lowe D G. Recognizing panoramas [C]. 9th *International Conference on Computer Vision (ICCV03)*, 2003
- 10 Leida Li, Baolong Guo, Kai Shao. Geometrically robust image watermarking using scale-invariant feature transform and Zernike moments[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(6): 332~335
- 11 Schaffalitzky F, Zisserman A. Multi-view matching for unordered image sets, or how do I organize my holiday snaps [C]. 7th *European Conference on Computer Vision*, (ECCV02), 2002
- 12 C. Harris, M. Stephens. A combined corner and edge detector [C]. 4th *Alvey Vision Conference*, Manchester, 1988. 147~151
- 13 Yang Zhanlong, Guo Baolong. Image mosaic technique based on pseudo-Zernike moments of interest points[J]. *Chin. J. Lasers*, 2007, **34**(11): 1548~1552
杨占龙, 郭宝龙. 基于兴趣点伪泽尼克矩的图像拼接[J]. *中国激光*, 2007, **34**(11): 1548~1552
- 14 Wang Xiangjun, Wang Yan, Li Zhi. Fast target recognition and tracking method based on characteristic corner [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(2): 360~364
王向军, 王 研, 李 智. 基于特征角点的目标跟踪和快速识别算法研究[J]. *光学学报*, 2007, **27**(2): 360~364
- 15 Yuan Li, Mu Zhichun, Liu Leiming. Ear recognition based on kernel principal component analysis and support vector machine [J]. *J. University of Science and Technology Beijing*, 2006, **28**(9): 890~895
袁 立, 穆志纯, 刘磊明. 基于核主元分析法和支持向量机的人耳识别[J]. *北京科技大学学报*, 2006, **28**(9): 890~895
- 16 Wang Zhongli, Mu Zhichun, Wang Xiuyan. Ear recognition based on moment invariants [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2004, **17**(4): 502~505
王忠礼, 穆志纯, 王修岩. 基于不变矩匹配的人耳识别[J]. *模式识别与人工智能*, 2004, **17**(4): 502~505