

# 基于 LLE 的多姿态人耳识别

谢朝霞<sup>1</sup>, 穆志纯<sup>1</sup>, 谢建军<sup>2</sup>

(1. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 2. 河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003)

**摘 要:** 多姿态人耳识别是人耳识别技术面临的一个难题, 目前这方面的研究并不多见. 通过分析国内外 2-D 人耳识别方法在解决姿态问题时存在的不足, 引入流形学习算法, 提出一种基于局部线性嵌入的多姿态人耳识别方法. 实验结果表明, 这种方法在人耳姿态变化时能够取得非常理想的识别率, 提高了人耳识别的鲁棒性, 增强了人耳识别技术的实用性.

**关键词:** 多姿态人耳识别; 流形学习; 局部线性嵌入; 姿态变化

**中图分类号:** TP181; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785 (2008) 04-0321-07

## Multi-pose ear recognition based on locally linear embedding

XIE Zhao-xia<sup>1</sup>, MU Zhi-chun<sup>1</sup>, XIE Jian-jun<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

**Abstract:** Multi-pose ear recognition is a challenging problem in ear recognition technology, and it has not received sufficient attention. In this paper, on the basis of the manifold learning algorithm, we propose a multi-pose ear recognition method based on LLE (locally linear embedding) that overcomes the disadvantages of 2-D ear recognition methods in dealing with pose variations. Experimental results show that this method can obtain a satisfactorily high recognition rate, improving the robustness of ear recognition, and enhancing the practicability of ear recognition technology.

**Keywords:** multi-pose ear recognition; manifold learning; LLE; pose variation

如何快速、准确地鉴定个人身份, 保护信息安全是当今网络信息时代所面临的关键社会问题. 由于人体身体特征具有不可复制的特点, 人们便把目光转向了生物特征识别技术, 希望能够应用此技术加强现行系统的安全性.

人耳作为一种新的生物特征, 具有其独有的自身特点<sup>[1]</sup>: 丰富和稳定的结构特征, 这些特征在人生的相当长一段时间内都保持不变; 人耳特征不受表情变化的影响; 而且人耳的特定生理位置使其紧靠的背景可以预测. 鉴于人耳独特的生理结构和生理位置, 人耳识别技术不仅可以单独应用于一些个体识别场合, 而且还可以和其他生物特征识别技术互为补充, 构成多模态生物特征识别技术, 如人耳人

脸多模态融合识别, 丰富了生物特征识别技术.

目前的人耳识别技术一定程度上对光照、姿态等环境条件做了特定的限制, 在实际中难以被广泛应用. 而且现在研究多为前视人耳图像, 但是在实际应用中, 由于人耳与摄像机之间的角度会经常发生变化, 获取正面人耳图像存在一定难度. 此外, 当人耳姿态发生变化时, 人耳形状会产生不同程度的形变, 现有的 2D 人耳图像识别技术存在其局限性. 因此, 为了提高人耳识别的鲁棒性, 满足实际应用的需要, 必须放松对姿态条件的限制, 研究多姿态人耳识别技术势在必行.

## 1 人耳识别研究现状

近年来, 国内外基于 2-D 图像的人耳识别方法可大体分为 2 类: 基于几何特征的人耳识别方法和基于代数特征的人耳识别方法, 如表 1 所示.

收稿日期: 2008-03-19.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60375002, 60573058); 北京市教委重点学科共建项目 (XK100080537).

通信作者: 谢朝霞. E-mail: xiezhaox@163.com.

表 1 2D 人耳识别方法  
Table 1 2D ear recognition methods

特征分类	识别方法	代表研究
几何特征	Iannarelli 人耳识别	12 段测量法
	N-graph 曲线邻接关系	Voronoi 相邻图
	神经网络法	外耳轮廓点和耳形特征
	力场转换法	势能井和势能通道
	LAB SSFEM	外耳形状和内耳结构
代数特征	傅立叶方法	入耳轮廓特征
	PCA	人耳识别与人脸识别的比较
	不变矩法	高阶不变矩提取特征
	ICA	高阶统计特征
	核 Fisher	核 Fisher
	KPCA	KPCA

1.1 基于几何特征的人耳识别

最具有代表性的早期研究是 A. Iannarelli 提出的基于 12 个测量段为特征的 Iannarelli 系统<sup>[2]</sup>。这种方法以人耳解剖学点作为测量系统的基础,所有的测量都取决于原点的精确定位,因此不适用于计算机视觉;Moreno<sup>[3]</sup>等分别提出了基于外耳特征点、基于外耳形态学分析和基于宏观特征的压缩网络的识别方法,同时又通过复合分类技术将上述 3 种方法组合进行人耳识别;Burge 和 Burger<sup>[4]</sup>首先构造人耳边缘曲线的 Voronoi 图,然后提取相邻曲线的关系来构造特征向量进行识别;Hurley、Nixon 和 Carter 等<sup>[5-6]</sup>使用力场转换方法提取人耳图像的势能通道和势能井,并将它们的位置作为人耳描述特征进行识别;刘炜杰等<sup>[7]</sup>使用基于傅里叶系数的方法对人耳轮廓进行识别;Mu<sup>[1]</sup>等提出了基于外耳轮廓形状特征和内耳结构特征 (long axis based shape and structural feature extraction method, LAB SSFEM) 的人耳识别方法,但是这种方法仅适用于正面人耳图像。

通过以上论述,可以看出,基于几何特征的人耳识别方法首先需要提取外耳边缘和内耳轮廓,这就决定了这些方法必定易受光照、姿态等因素的影响,特征提取不稳定。

1.2 基于代数特征的人耳识别

Victor 等<sup>[8]</sup>应用标准主元分析法 (PCA) 对人耳进行识别,并与人脸识别进行比较,实验结果均为人脸识别结果优于人耳识别;王忠礼<sup>[9]</sup>等采用高阶不变矩方法提取人耳图像特征,并提出基于不变矩的改进算法,可一定程度上克服人耳图像因为平移、缩放等因素造成的图像失真对识别结果的影响;张海军<sup>[10]</sup>、袁立<sup>[11]</sup>等分别采用 ICA、核 Fisher 与核 PCA 方法,在 USB 自建人耳库上进行识别,实验结果表明当人耳

姿态变化较大时,识别率将急剧下降。

基于代数特征的人耳识别方法,从人耳图像的整体出发,提取反映人耳的特征。PCA<sup>[8]</sup>被认为是最成功的线性鉴别分析方法之一,本质上 PCA 方法的目的是在最小均方意义下寻找最能代表原始数据的投影。独立分量分析是基于高阶统计特性的分析方法,ICA<sup>[10]</sup>的目标就是利用一种线性变换,分离出独立主元,使得图像中的统计依赖性消失或减到最小程度。但是当样本点具有非线性性质时,采用线性方法无法反映出样本点之间所隐藏的非线性性质。文献<sup>[12]</sup>表明,当光照、姿态变化时,人脸图像在高维观测空间呈现出高度的非线性流形结构。同样,当光照、姿态变化时,人耳图像也具有这种非线性性质。因此,PCA、ICA 等线性方法存在一定的局限性。

基于核技巧的人耳识别方法的基本思想<sup>[11]</sup>是通过一个非线性变换把输入数据映射到一个高维特征空间,使得原本在输入空间无法线性分类的数据变换到特征空间来实现线性分类。这种方法虽然可以对非线性数据进行分类识别,但是需要在图像预处理阶段对人耳图像进行角度、光照归一化,以消除由于姿态、光照所带来的影响,因而在一定程度上也易受姿态、光照的影响。文献<sup>[11]</sup>的实验结果表明,当发生角度和光照变化时,在 USB 图像库 2 (带角度和光照变化的图像库) 上的识别率急剧下降,特征空间取 70 维,识别率取得最大值为 54%。

经过上述分析可以看出,目前人耳识别所采用的各种方法,在解决人耳姿态问题时都存在其局限性。流形学习作为一种新的基于拓扑学的非线性方法,从人类认知角度出发<sup>[13]</sup>,通过研究高维数据集的内在几何结构,发现其内在几何规律,能够更好地解决数据的非线性问题<sup>[14]</sup>。比起前面的各种方法,流形学习在解决姿态问题上具有明显的优势,它能够很好地发现高维数据集的结构,提供更好的数据理解。作为流形学习谱方法中的一种,近年来提出一种称之为局部线性嵌入<sup>[15]</sup>的流形学习算法,它通过非线性维数约简方式,获得高维数据的有代表性的最佳低维投影。

2 局部线性嵌入

2.1 算法简介

局部线性嵌入 (locally linear embedding, LLE)<sup>[16-17]</sup>是一种非线性降维算法,其基本思想是保持原流形中局部邻域间相互关系,将高维数据映射到低维全局坐标系中,即把  $N$  个样本的数据集  $\{X_i\}_{i=1}^N \in R^D$  映射到低维向量  $\{Y_i\}_{i=1}^N \in R^d$ 。LLE 的

具体算法分 3 步:

1)邻域选择:计算每个样本点  $x_i$  的邻域点 (取距离最近的  $K$  个邻域点或固定半径 的球状邻域);

2)计算重构权值矩阵  $w_{ij}$ :在  $x_i$  的邻域中,计算能最好地重构每个  $x_i$  的权值矩阵  $w_{ij}$ ,使重构误差  $E(W) = \sum_i \left\| x_i - \sum_j w_{ij} x_j \right\|^2$  最小. 其中,权值矩阵  $w_{ij}$  要满足 2 个约束条件: 1) 每一个数据点  $x_i$  都只能由它的邻近点来表示,若  $x_j$  不是近邻点,则  $w_{ij}$  为零矩阵; 2) 权值矩阵  $w_{ij}$  的每一行的和为 1. 这样,求解最优权值就转化为重构误差  $E(W)$  在约束条件下的最小二乘问题;

3)计算  $d$  维嵌入值  $Y_i$ :根据权值矩阵  $w_{ij}$ ,重构每个数据点的低维嵌入向量  $Y_i$ ,使得重构误差  $(Y)$  最小:

$$(Y) = \sum_i \left\| Y_i - \sum_j w_{ij} Y_j \right\|^2. \tag{1}$$

为了保证式 (1)能得到惟一解,低维嵌入  $Y_i$  需满足 2 个约束条件: 1)  $Y_i$  为零矩阵;

$$2) \frac{1}{N} \sum_i Y_i Y_i^T = I$$

LLE 的优点在于: 1) 待定参数少,只有  $K$  和  $d$ ; 2) 具有整体最优解,不需要迭代,避免了局部极值问题; 3) 嵌入向量的求解归结为求解稀疏矩阵的特征向量,计算复杂度较低,容易执行.

图 1 给出了 LLE 在人工合成数据上的低维嵌入实例. 在  $R^3$  空间中的 S-Curve 曲面上,随机选取 2 000 个数据点,邻域大小  $K=37$ ,低维嵌入维数  $d=2$ ,采用 LLE 获取该数据集的最佳 2 维嵌入,结果如图 1 (b) 所示.

2 2 参数的选择

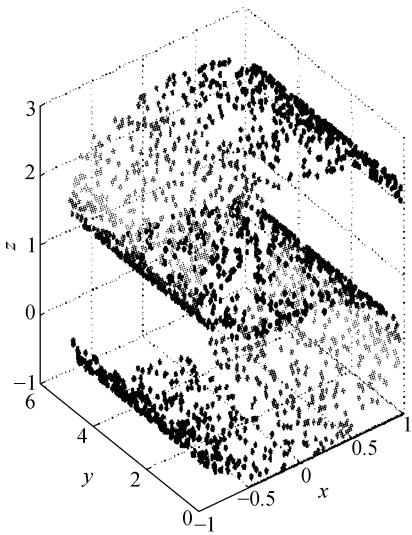
LLE 算法中待定参数只有  $K$  和  $d$ ,然而这 2 个参数的选择却对后续操作有着至关重要的影响.

2 2 1  $K$  的选择

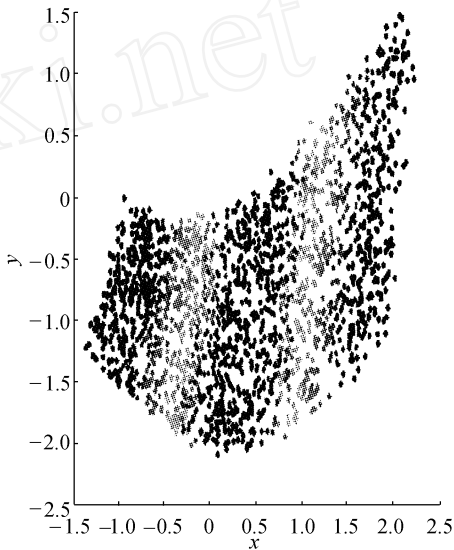
选择合理的  $K$  值,是 LLE 算法的关键问题之一.  $K$  值过大<sup>[18]</sup>,可能会导致不能正确表示其局部几何关系;相反, $K$  值过小,将会导致将连续流形分割为不相交的子流形.

图 2 分别给出图 1 (a) 中 S-Curve 曲面在低维嵌入维数相同时,即  $d=2$ ,不同  $K$  值得到的低维嵌入映射.

对比图 1、图 2 可以看出,选取  $K=37$  (图 1) 所得到的 2 维嵌入结果显然要优于  $K$  取值分别为 5、15、25 和 40 时 (图 2) 的嵌入结果. 这表明  $K$  取值不同,得到的低维嵌入结果也不同.  $K$  取值的合理与否



(a) S-Curve 曲线



(b) 二维嵌入结果

图 1 LLE 低维嵌入

Fig 1 Low dimensional embedding using LLE

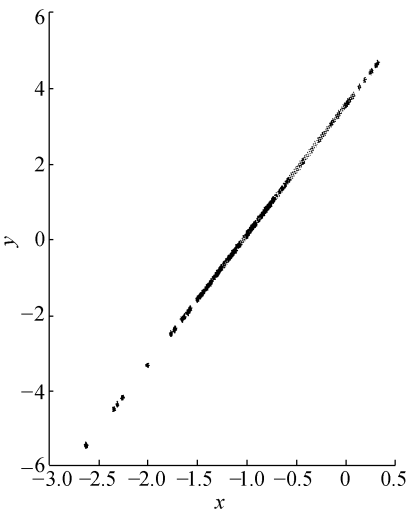
直接影响低维嵌入映射的好坏.

2 2 2  $d$  的选择

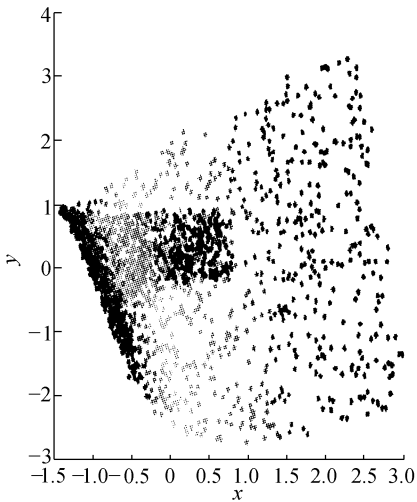
和  $K$  一样, $d$  的选择是 LLE 算法的另一个关键问题. 从直观角度考虑, $K$  取值越大,说明对每个数据点的描述信息越丰富,所需的自由变量的数目也越多,参数  $d$  的取值也应增大. 但是对于有限样本容量,数据点在高维空间通常呈现出高度稀疏性, $d$  取值过大显然不合理. 因此,合理选择  $d$  值,是一个值得考虑的问题.

图 3 分别给出图 1 (a) 中 S-Curve 曲面在邻域大小相同时,即  $K=37$ ,不同  $d$  得到的低维嵌入结果.

由于当  $d>3$  时,低维嵌入映射呈现在维数大于



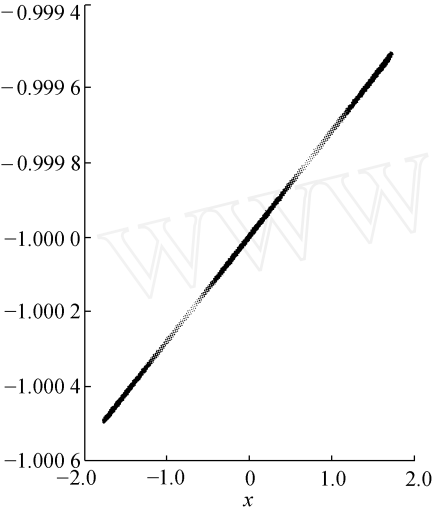
(a)  $K=5, d=2$



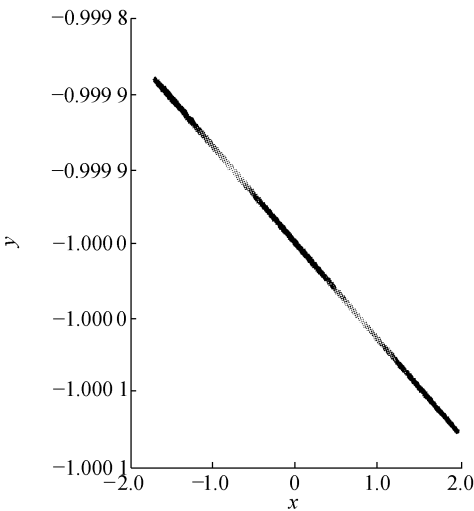
(d)  $K=40, d=2$

图 2 不同  $K$  值的 2 维嵌入

Fig 2 Two dimensional embedding with different values of  $K$



(b)  $K=15, d=2$



(c)  $K=25, d=2$

3的高维空间,无法给出直观表示,因而这里仅给出  $d=2$  和  $d=3$  的图示.

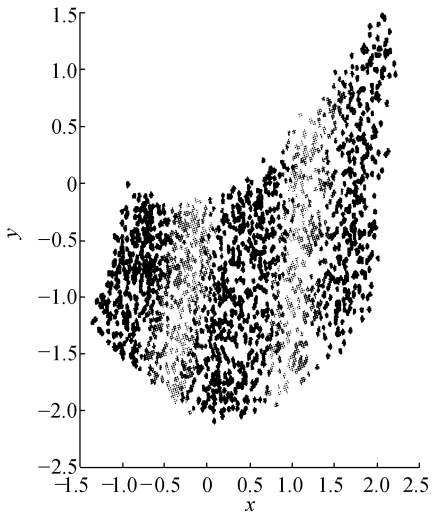
由图 3 可以看出,  $d$  取值不同,得到的低维嵌入映射也不同,实验结果充分说明了  $d$  取值的变化对低维嵌入映射存在重要影响.

通过在人工合成数据 S-Curve 曲面上比较  $K$  和  $d$  的不同取值所得到的不同嵌入结果,进一步证实了 LLE 算法中合理选择邻域大小  $K$  和低维嵌入维数  $d$  的重要性.

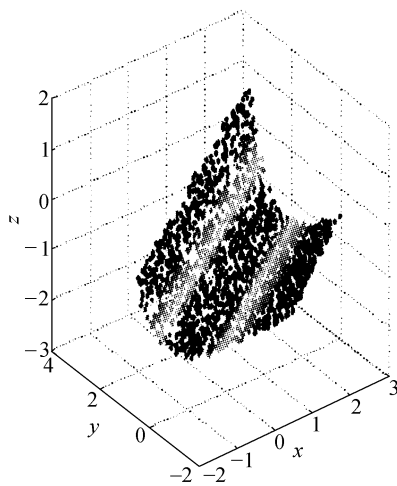
### 3 多姿态人耳识别

#### 3.1 实验数据

实验采用本课题组自建的人耳库 (USTB 人耳



(a)  $K=37, d=2$



(b)  $K=37, d=3$   
图 3 不同  $d$  的低维嵌入

Fig 3 Low dimensional embedding with different values of  $d$

库). USTB 人耳库包括 79 人,采用彩色 CCD 摄像机拍摄白色背景下的包含完整人头的侧面图像,拍摄距离 1.5 m.采集的图像为 24 位真彩色图像,显示分辨率为 768 × 576.定义彩色 CCD 摄像机与人耳角度垂直时为正侧面.光照恒定,角度变化依次是向左转 5°、10°、15°、20°、25°、30°、35°、40°.如图 4 所示.图 5 所示为实验中所采用的切割后的带有角度变化的灰度人耳图像.



图 4 USTB 人耳库的实例  
Fig 4 Examples of USTB ear database

3.2 实验结果

通过前面的论述,可以看出,基于局部线性嵌入的多姿态人耳识别研究,共涉及 3 个参数,它们分别是邻域  $K$ 、低维嵌入维数  $d$  以及人耳图像姿态参数.

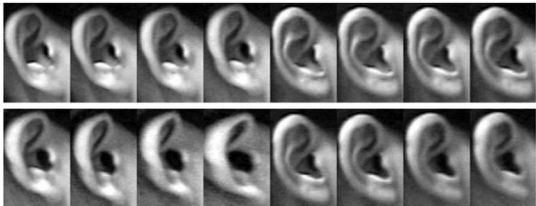


图 5 切割后的灰度人耳图像  
Fig 5 Gray ear images after cutting

为简化问题,假定  $K$  值是一固定常量(本文选择  $K=12$ ),重点讨论低维嵌入维数  $d$  和人耳图像姿态参数 对人耳图像识别率的影响,从而得到最佳识别角度.为此设计如下策略进行训练和测试:首先选择  $=5^\circ$  的人耳图像作为测试样本,其余角度的人耳图像作为训练样本;然后选择  $=10^\circ$  的人耳图像作为测试样本,其余角度的人耳图像作为训练样本;依此类推,分别选择  $=15^\circ$ 、 $=20^\circ$ 、 $=25^\circ$ 、 $=30^\circ$ 、 $=35^\circ$ 、 $=40^\circ$  的人耳图像作为测试样本,每种测试角度之外的其余人耳图像作为训练样本.所有实验均采用最小欧式距离分类器进行分类识别.

对应每个参数,低维嵌入维数  $d$  依次从 1~200 取值,得到识别率曲线图 6 和图 7,其中横坐标代表嵌入维数  $d$ ,纵坐标代表识别率.图 6 中分别表示  $=5^\circ$ 、 $=10^\circ$ 、 $=30^\circ$ 、 $=35^\circ$  和  $=40^\circ$  时的人耳图像作为测试样本的人耳识别率曲线.图 7 中分别表示  $=15^\circ$ 、 $=20^\circ$  和  $=25^\circ$  时的人耳识别率曲线.

从图 6 可以看出,采用  $=5^\circ$  的人耳图像做测试,最高识别率达到 91.14%.采用  $=10^\circ$  的人耳图像做测试,最高识别率达到 98.73%.采用  $=30^\circ$  的人耳图像做测试,最高识别率达到 98.73%.采用  $=35^\circ$  的人耳图像做测试,最高识别率达到 98.73%.采用  $=40^\circ$  的人耳图像做测试,最高识别率达到 92.41%.

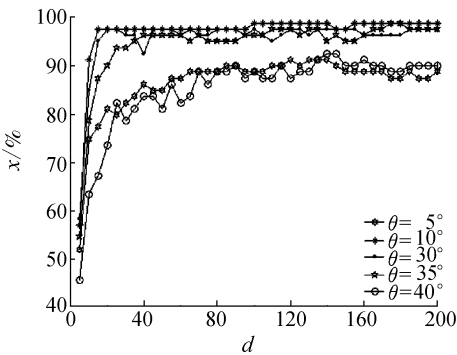


图 6  $=5^\circ$ 、 $=10^\circ$ 、 $=30^\circ$ 、 $=35^\circ$  和  $=40^\circ$  时的人耳图像作为测试样本的人耳识别率曲线

Fig 6 Recognition rate using different ear test images with  $=5^\circ$ 、 $=10^\circ$ 、 $=30^\circ$ 、 $=35^\circ$  and  $=40^\circ$

从图 7 可以看出,采用  $=15^\circ$ 、 $=20^\circ$  和  $=25^\circ$  的人耳图像做测试,最高识别率均可达到 100%.

首先,从图 6 和图 7 的实验结果可以看出,由于训练样本含有  $=5^\circ$  和  $=10^\circ$  的人耳图像,使得采用  $=15^\circ$ 、 $=20^\circ$  和  $=25^\circ$  的人耳图像作为测试样本时得到的识别结果要明显优于采用  $=$

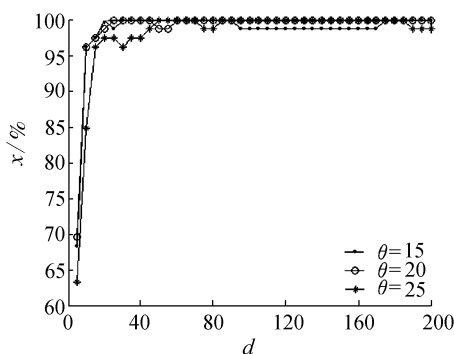


图7  $\theta=15^\circ$   $\theta=20^\circ$   $\theta=25^\circ$  时的人耳图像作为测试样本的人耳识别率曲线

Fig 7 Recognition rate using different ear images with  $\theta=15^\circ$   $\theta=20^\circ$   $\theta=25^\circ$

5°、10°、30°、35°和40°的人耳图像作为测试样本时得到的识别结果。分析其原因主要在于训练样本中含有 $\theta=5^\circ$ 和 $\theta=10^\circ$ 的人耳图像,由于旋转角度小,人耳图像所包含的鉴别信息也相对丢失较少,从而导致采用 $\theta=15^\circ$ 、 $\theta=20^\circ$ 和 $\theta=25^\circ$ 的人耳图像作为测试样本时取得了较好的识别率,这对于实际人耳识别系统而言无疑具有重要的实际参考价值。其次,应用LLE算法均可以很好地识别各种姿态的人耳,并且识别率都达到了90%以上,这主要是由于LLE算法能够保持非线性数据的局部几何性质,对于数据呈现的非线性结构有较强的处理能力。此外,从实验结果还可以看出,横坐标 $d$ 的变化对识别率也会产生影响,随着嵌入维数 $d$ 的增加,识别率总体呈现上升趋势。当 $d < 40$ 时,识别率上升的趋势非常明显,当 $d \geq 40$ 时,识别率上升趋于平缓,嵌入维数增加对于识别率提升作用不再明显,数据的处理量却会越来越大。因此,嵌入维数 $d$ 取值40左右是一个较好的选择。

## 4 结束语

针对人耳识别中的姿态问题,本文提出了一种基于局部线性嵌入的多姿态人耳识别方法。实验结果证明,该方法在人耳姿态变化时能够取得非常理想的识别率,提高了人耳识别的鲁棒性,很好地解决了目前2-D人耳图像识别技术在研究姿态变化时所面临的识别率低的难题,增强了人耳识别技术的实用性。对于LLE算法中低维嵌入 $d$ 的选择,本文采用实验验证方法进行了研究,结果表明低维嵌入维数 $d$ 对识别率有着非常重要的影响。根据实验,本文给出了 $d$ 的合理选择范围,这

具有极大的参考价值。对于下一步的工作,将考虑邻域 $k$ 变化带来的影响,建立邻域 $k$ 、低维嵌入 $d$ 和姿态等3个参数共同作用时的多姿态人耳识别参数模型。

## 参考文献:

- [1] 穆志纯,席德春,徐正光,袁立. 外耳形状特征和内耳结构特征结合的人耳特征提取[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(5): 497-500.
- [2] MU Zhichun, XIDechun, XU Zhengguang, YUAN Li Ear feature extraction combining the shape feature of outer ear with the structure feature of inner ear[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2006, 28(5): 497-500.
- [3] ANNARELLIA. Ear identification [M]. Fremont: Paramount Publishing Company, 1989.
- [4] MORENO B, AÁNCHEZ Á, VÉLEZ J. Use outer ear images for personal identification in security applications[C]// Proceedings of IEEE 33rd Annual International Camahan Conference on Security Technology. Madrid, Spain, 1999.
- [5] BURGE M, BURGE W. Ear biometrics in computer vision [C]//Proceedings of the 15th International Conference of Pattern Recognition. Barcelona, Spain, 2000.
- [6] HURLEY J, NIXON M, CARTER N. Force field energy functions for image feature extraction[J]. Image and Vision Computing, 2002, 20(5-6): 311-317.
- [7] HURLEY D, NIXON M, CARTER J. A new force field transform for ear and face recognition[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Vancouver, Canada, 2000.
- [8] 刘炜杰. 外耳图像识别研究 [M]. 北京: 北京科技大学出版社, 2002.
- [9] CHANG K, BOWYER K W, SARKAR S, VICTOR B. Comparison and combination of ear and face images in appearance-based biometrics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1160-1166.
- [10] 王忠礼, 穆志纯. 基于不变矩的人耳识别 [J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(4): 502-505.
- [11] WANG Zhongli, MU Zhichun. Ear recognition based on moment invariants[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2004, 17(4): 502-505.
- [12] ZHANG Haijun, MU Zhichun, QU Wei, LU Leiming, ZHANG Chengyang. A novel approach for ear recognition based on ICA and RBF network [C]// Proceedings of

- 2005 International Conference on Machine Learning and Cybernetics Guangzhou, China, 2005.
- [11] 袁立. 人耳识别中若干关键问题的研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2006.
- YUAN Li Study on some key issues in ear recognition [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2006.
- [12] LU H M, FANMAN Y, ROBERT H N. Image manifolds [C] // Proceedings of SPIE San Jose, CA, USA, 1998.
- [13] SEUNG H S, DANIEL D L. The manifold ways of perception [J]. Science, 2000, 290: 2268-2269.
- [14] 王珏, 周志华, 周傲英. 机器学习及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [15] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 2000, 290: 2323-2326.
- [16] SAUL L K, ROWEIS S T. Think globally, fit locally: unsupervised learning of low dimensional manifolds [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 4 (2): 119-155.
- [17] DICK D R, ROBERT P W D. Locally linear embedding for classification [D]. Delft: Delft University of Technology, 2002.
- [18] OLGA K, OLEG O, MATTI P. Selection of the optimal parameter value for the locally linear embedding algorithm [C] // Proceedings of the 1st International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery Singapore, 2002.

## 作者简介:



谢朝霞, 女, 1977 年生, 博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、生物特征识别、模式识别与图像处理。



穆志纯, 男, 1952 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为模式识别、过程控制、人工智能及其应用。曾获部级科技进步二等奖 1 项、三等奖 2 项, 主持重大横向课题 5 项, 发表学术论文 30 余篇。



谢建军, 男, 1972 年生, 助教, 主要研究方向为机械制造及其自动化等。

## 2008 年 IEEE 亚太地区计算智能与工业应用研讨会 IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence (IEEE PACIIA 2008)

2008 年亚太地区智能计算和工业应用研讨会 (PACIIA 2008) 将于 2008 年 12 月 19 日 ~ 20 日在武汉大学召开, 本次会议的主题是“先进智能计算技术及其工业应用”。会议由美国电子和电气工程师协会 (IEEE) 和 美国电子和电气工程协会工业电子分会支持 (IEEE IES), 由武汉工程大学主办, 武汉工程大学计算机学院和电气学院承办。该会议已经进入 IEEE 会议列表, 录用论文将被 IEEE CS 出版, 并被著名检索机构 EI 和 ISTP 检索。

会议议题 (不限于): 神经网络与软计算、智能控制、机器学习、模式识别、人机交互、信息安全、信号处理、无线通信、工业应用。

摘要截稿日期: 2008-8-1;

全文截稿日期: 2008-8-1;

论文录用通知日期: 2008-9-15;

交修订版截止日期: 2008-10-1;

网址: <http://www.pacii2008.cn>