

文章编号: 0253-2239(2010)02-0364-05

# 基于经验模态分解的虹膜识别

韩 民 彭玉华 张顺利 孙伟峰

(山东大学信息科学与工程学院, 山东 济南 250100)

**摘要** 虹膜识别是一种有效的生物特征识别方法。经验模态分解(EMD)是一种可自适应的对非线性、非平稳信号进行多分辨率分解的信号分析算法。将虹膜图像进行 EMD 分解,找出有利于虹膜识别的敏感频带,使用选择后的固有模态分量对虹膜图像进行特征提取。仿真实验结果表明,该方法正确识别率达到 99.44%,并且由于其在特征提取的同时消除了高频噪声和背景光影响,简化了预处理过程,降低了算法的复杂度。

**关键词** 生物光学;生物特征识别;虹膜识别;经验模态分解;固有模态函数;特征提取

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20103002.0364

## Iris Recognition Based on Empirical Mode Decomposition

Han Min Peng Yuhua Zhang Shunli Sun Weifeng

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250100, China)

**Abstract** Iris recognition is an effective method of biometrics recognition. Empirical mode decomposition(EMD), a multi-resolution decomposition technique, is adaptive and appears to be suitable for nonlinear, non-stationary data analysis. We adopt the EMD approach to decompose the iris images and select the intrinsic mode functions with proper frequency range for iris recognition. The experimental results indicate that the recognition rate can achieve 99.44%; meanwhile, the complexity of the algorithm can be reduced because the effect of high frequency noise and illumination can be eliminated during our feature extraction process.

**Key words** biological optics; biometrics recognition; iris recognition; empirical mode decomposition; intrinsic mode functions; feature extraction

## 1 引 言

随着信息技术的飞速发展,生物特征识别技术在众多领域得到广泛的应用。生物特征识别是通过人体所固有的生理特征或行为特征对个人身份进行鉴定的技术。常见的生物特征有指纹、掌纹<sup>[1]</sup>、虹膜、视网膜、脸形、声音、笔迹、DNA、人耳<sup>[2]</sup>、人体气味等。与其他生物特征识别技术相比,虹膜具有天然的唯一性、稳定性和受保护性等优点,近年来得到学术界和企业界越来越多的关注。

到目前为止,国内外相关学者在虹膜识别技术领域作出了很多有益的探索,一些虹膜识别技术已经应用于商业领域。Daugman<sup>[3]</sup>利用 Gabor 滤波

器提取虹膜图像的相位信息,用 Hamming 距离作为测度进行匹配;Boles<sup>[4]</sup>提出基于小波的过零检测方法,采用相同数目的过零点,根据相关性进行匹配;Wilds<sup>[5]</sup>采用拉普拉斯金字塔分解算法,并利用图像间标准化的相关性进行分类;L. Ma<sup>[6,7]</sup>采用一种基于 Gaussian-Hermite 矩的方法,使用虹膜的局部强度变化作为特征,使用最小中心矩进行匹配。以上方法都取得了不错的效果,特别是 Daugman 算法,获得了很高的识别率。然而,这些算法对虹膜图像的质量要求很高,需要高端的图像采集设备和严格的采集条件。

经验模态分解(EMD)是近年来由 Huang<sup>[8]</sup>提

收稿日期: 2009-02-23; 收到修改稿日期: 2009-04-09

基金项目: 国家自然科学基金(30870666)资助课题。

作者简介: 韩 民(1973—),男,博士研究生,讲师,主要从事生物特征识别方面的研究。E-mail: hanmin@sdu.edu.cn

导师简介: 彭玉华(1966—2009),女,博士,教授,主要从事信号与信息处理等方面的研究。

出的一种新的分析非线性、非平稳信号的方法。它利用信号的局部特征时间尺度,自适应地从原信号中提取出若干个固有模态函数(IMF) 和一个残余量,各个 IMF 分量突出了数据的局部特征,对应着不同的频带,残余分量体现了信号中的缓慢变化量,对它们进行分析,可以更准确有效地把握原数据的特征。Jen-Chun Lee 等<sup>[9]</sup>将 EMD 方法引入到虹膜识别技术领域,但本质上,他仅仅将 EMD 作为一个低通滤波器对虹膜图像进行高频去噪,没有充分发挥 EMD 分解的优势。本文进一步利用 EMD 的特性,对大量虹膜图像进行分解、合并,以互信息为评判依据,通过实验分析,找出了有利于虹膜图象识别的频带,并据此进行特征提取。实验结果表明,本文提出的方法不仅简化了识别处理过程,而且取得了很好的识别效果。

## 2 虹膜图像预处理

### 2.1 虹膜定位

虹膜是位于瞳孔(内边界)和巩膜(外边界)之间的环形区域,内边界和外边界都近似于圆,然而这两个圆往往不同心。先对原始图像  $I$  的虹膜区域进行粗略的定位,首先定位瞳孔的中心,由

$$\begin{cases} X_p = \arg \min_x \left[ \sum_y I(x, y) \right] \\ Y_p = \arg \min_y \left[ \sum_x I(x, y) \right] \end{cases}, \quad (1)$$

可以得到瞳孔的中心位置。然后利用边缘检测(这里采用 Canny 算子)和 Hough 变换来精确计算确定内外圆的轮廓参数。

### 2.2 虹膜归一化

将环形虹膜逆时针展开,将虹膜区域从直角坐标系  $(x, y)$  映射到极坐标系下  $(r, \theta)$ , 使其归一化为一个  $64 \text{ pixel} \times 360 \text{ pixel}$  的矩形图像。如图 1 所示。

## 3 特征提取

靠近巩膜的虹膜外圈部分所含纹理较少,且容易被眼睑和睫毛遮挡,只提取靠近瞳孔的 50% 部分<sup>[10]</sup>。因此,从归一化后的图像中得到我们感兴趣的图像  $I$  大小为  $K \times L$  (实验中为  $32 \text{ pixel} \times 360 \text{ pixel}$ )。用数学表达为

$$I = \begin{pmatrix} I_1 \\ \vdots \\ I_i \\ \vdots \\ I_K \end{pmatrix} = (I_1^T, \dots, I_i^T, \dots, I_K^T)^T, \quad (2)$$

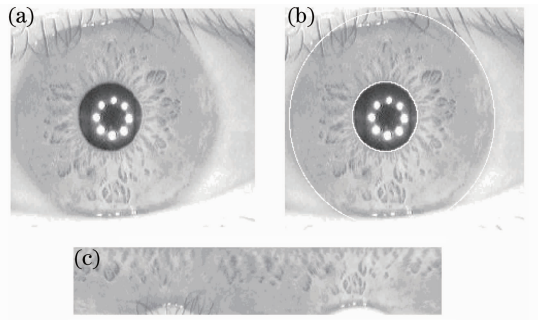


图 1 虹膜图像的定位及归一化。(a)原始图;  
(b)定位后图像;(c)归一化后图像

Fig. 1 Iris image localization and normalization. (a) Original image; (b) localized image; (c) normalized image

式中  $I_i$  代表归一化图像中第  $i$  行的灰度值向量。

### 3.1 EMD 算法

EMD 算法的目的在于将性能不好的信号分解为一组性能较好的 IMF, 这里 IMF 须满足两个性质:

- 1) 信号的极值点(极大值或极小值)数目和过零点数目相等或最多相差一个;
- 2) 由局部极大值构成的上包络线和由局部极小值构成的下包络线的平均值为零。

若信号为  $z$ , 则 EMD 算法的计算步骤如下:

步骤 1: 令  $r_0 = z$ , 计算出信号  $r_0$  所有的局部极值点。

步骤 2: 求所有的极大值点构成的上包络线和所有的极小值点构成的下包络线, 分别记为  $m_{\max}$  和  $m_{\min}$ 。

步骤 3: 记上、下包络线的均值为  $m = (m_{\max} + m_{\min})/2$ , 并记信号与上、下包络线的均值的差为:  $h = z - m$ 。

步骤 4: 判断  $h$  是否满足 IMF 的上述两条性质。若满足, 则  $h$  为一个 IMF。否则, 记  $h$  为  $z$  重复步骤 1 至步骤 3; 直至得到一个 IMF, 记为  $F_{IM1}$ 。

步骤 5: 记  $r_1 = z - F_{IM1}$ ,  $r_1$  为新的待分析信号重复步骤 1 至步骤 4, 以得到第二个 IMF, 记为  $F_{IM2}$ , 此时余项  $r_2 = r_1 - F_{IM2}$ 。重复上述步骤, 直至得到的余项  $r_n$  是一个单调信号或  $r_n$  的值小于预先给定的阈值, 分解结束。

如此, 最终可得到  $n$  个  $F_{IM1}, F_{IM2}, \dots, F_{IMn}$ , 余项为  $r_n$ , 这样原始信号可以表示为

$$z = \sum_{i=1}^n F_{IMi} + r_n. \quad (3)$$

### 3.2 特征提取

在得到的归一化图像中, 水平方向对应原图像

中的角度方向;垂直方向对应原图像中的径向方向。而虹膜图像中的角度方向信息更为密集。径向方向也就是垂直方向信息有很大的冗余。提取归一化图像中沿水平方向上的局部突变来表征一个虹膜的特征是比较充分的。基于这一点,把得到的二维图像按行连接转化为一维信号,构成一个一维矢量

$$\mathbf{V} = \{I_1 \cdots I_i \cdots I_K\} = \{v_1, v_2, \cdots, v_j \cdots v_n\}, \quad (4)$$

式中  $I_i$  表示图像  $I$  的第  $i$  行的灰度值,  $v_j$  表示在一维矢量  $\mathbf{V}$  中位置  $j$  点的灰度值,  $n$  表示所构成的一维向量的维数。

对于得到的一维信号矢量  $\mathbf{V}$ , 对其进行 EMD

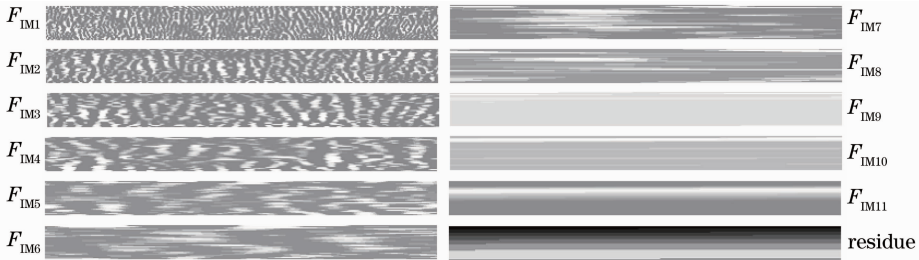


图 2 各 IMF 还原而成的 2D 虹膜图像

Fig. 2 2D Iris image reconstructed by individual IMFs respectively

利用互信息测度作为评判准则,分析比较各个 IMF 分量对虹膜识别的贡献。将得到的各 IMF 分别移位 1, 3 和 5, 新得到的矢量  $\mathbf{V}_{\text{new}}$  和原矢量  $\mathbf{V}_{\text{orig}}$  之间的互信息  $I_M$  为

$$I_M(\mathbf{V}_{\text{new}}, \mathbf{V}_{\text{orig}}) = H(\mathbf{V}_{\text{new}}) + H(\mathbf{V}_{\text{orig}}) - H(\mathbf{V}_{\text{new}}, \mathbf{V}_{\text{orig}}), \quad (5)$$

式中  $H(\mathbf{V}_{\text{new}})$  和  $H(\mathbf{V}_{\text{orig}})$  分别是  $\mathbf{V}_{\text{new}}$  和  $\mathbf{V}_{\text{orig}}$  的独立熵,  $H(\mathbf{V}_{\text{new}}, \mathbf{V}_{\text{orig}})$  为二者的联合熵,  $I_M$  可以作为  $\mathbf{V}_{\text{new}}$  和  $\mathbf{V}_{\text{orig}}$  之间非线性依赖的测度。

对图 2 和图 3 进行分析可以看出,最有利于对虹膜图像进行正确分类的信息存在于  $F_{\text{IM}3} \sim F_{\text{IM}6}$  这几个频带中,其他频带分量包含了过多的噪声(高频噪声和光照不均),不利于进行正确识别,因此选取这四个分量作为特征矢量

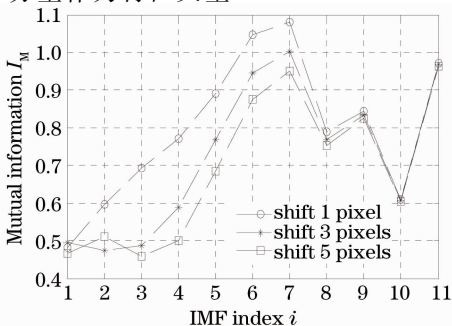


图 3 IMF 筛选判别

Fig. 3 IMF Selection criterion

分解,得到它的所有 IMF。由于 EMD 固有的缺陷即端点效应的存在,会导致随着分解的继续,后面的 IMF 分量受到污染。为了解决这个问题,采取了 2 种方法,1)在分解前采用镜像对称的方法,抑制端点效应;2)对应于原图像中的 1~32 行数据,只取 EMD 分解后的 3~30 行数据,而放弃受到污染的靠近端点的数据。信号的 IMF 反映了丰富的频率和幅值信息,图 2 是由每个 IMF 分别还原而成的 2D 图像。从图 2 中可以看出,高频分量包含了较多的噪声,而低频部分反映了背景光的影响。

$$\mathbf{V} = \{v_1^3, \cdots, v_n^3, v_1^4, \cdots, v_n^4, v_1^5, \cdots, v_n^5, v_1^6, \cdots, v_n^6\}. \quad (6)$$

EMD 产生的 IMF 分量不但反映了丰富的频率与幅度信息,而且是基于位置信息的。对相同位置的 IMF 进行叠加,就可以实现特征融合,达到减少特征向量个数的目的。通过叠加,得到降维后的特征矢量

$$\mathbf{V}_0 = \{v_1^s, \cdots, v_n^s\}, \quad (7)$$

在实验中还发现,不同虹膜的信息分布区域差别很大,如图 4 所示,图 4(a)的信息分布区域比较大,图 4(b)的信息分布区域只是集中在靠近瞳孔的狭窄区域。因此,对已得到的特征矢量进行进一步的处理,一是为了降低特征矢量的维数;二是使特征矢量更能体现虹膜的特征信息。

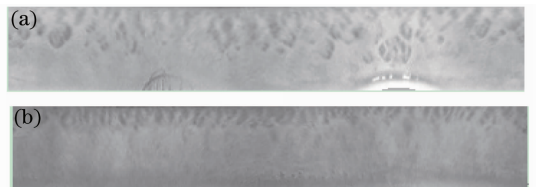


图 4 特征信息分布区域不同的虹膜比较。(a)纹理分布分散的虹膜;(b)纹理分布集中的虹膜

Fig. 4 Iris comparison with different feature distribution.

(a) Iris with spreading texture; (b) iris with concentrating texture

对于图 4(a),对归一化图像 3~30 行进行隔行

抽取,以消除径向方向的信息冗余

$$\mathbf{S}_i = \{v_{(i-1)*L+1}^s, v_{(i-1)*L+2}^s, \dots, v_{(i-1)*L+L}^s\}, \quad (8)$$

式中  $i=3, 5, 7, \dots, 29; L=360$ ;

$$\mathbf{V}_1 = \{\mathbf{S}_3, \mathbf{S}_5, \dots, \mathbf{S}_{29}\}. \quad (9)$$

对于图 4(b),提取归一化图像中信息密集的 3~15 行,构成特征矢量

$$\mathbf{T}_j = \{v_{(j-1)*L+1}^s, v_{(j-1)*L+2}^s, \dots, v_{(j-1)*L+L}^s\}, \quad (10)$$

式中  $j=3, 4, \dots, 15; L=360$

$$\mathbf{V}_2 = \{\mathbf{T}_3, \mathbf{T}_4, \dots, \mathbf{T}_{15}\}. \quad (11)$$

由于虹膜图像属于图 4(a)类还是图 4(b)类是未知的,所以,在实验中,对每一个图像都取了  $\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2$  两个特征矢量。

### 3.3 不变性

在虹膜识别中,重要的是要实现平移不变性、尺度不变性和旋转不变性。通过虹膜的准确定位,可以实现平移不变性;对于图像采集的距离远近产生的尺度变化,可以通过归一化实现。对于旋转不变性的处理,充分利用了归一化图像中垂直方向的冗余信息和相关性,通过对特征矢量的移位,来实现对角度旋转图像的匹配。因为已经把二维的归一化图像转化成了一维信号,而相邻的两行之间具有极大的相关性,角度的旋转就可以表现为一维信号的移位。在实验中,分别采取了移位 1, 2, 3, 5, 8 和 -1, -2, -3, -5, -8, 分别对应角度旋转的  $1^\circ, 2^\circ, 3^\circ, 5^\circ, 8^\circ, -1^\circ, -2^\circ, -3^\circ, -5^\circ, -8^\circ$ 。之所以采取这些移位数值是因为实验发现,即使角度只有  $1^\circ$  的旋转,识别结果也会变差;而采集图像时,图像的旋转也很少会超过  $8^\circ$ 。而且这种对角度旋转性的处理,并没有采用建立 11 个模版库的方法,而是在匹配时通过移位来实现,大大减少了存储空间。

## 4 特征匹配

首先对得到的特征矢量进行 0-1 编码,如果元

素的值大于零,则编为 1;否则,编为 0。这样,就将特征矢量变为二进制序列,然后通过计算特征矢量间的汉明距离来衡量虹膜间的相似程度。

汉明距离测度

$$D_H = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_i \oplus q_i, \quad (12)$$

式中  $\oplus$  表示异或运算;  $p_i$  和  $q_i$  分别为两个特征矢量的元素,  $M$  为特征矢量元素的个数。

实验过程设计如下:

- 1) 对两幅的特征矢量  $\mathbf{V}_1$  计算汉明距离,并通过 10 次移位,取其中的最小值  $\min 1$
- 2) 对两幅的特征矢量  $\mathbf{V}_2$  计算汉明距离,并通过 10 次移位,取其中的最小值  $\min 2$
- 3) 取两个最小值中的较大值作为汉明距离判别的依据  $D_H$ 。

## 5 实验结果

采用中国科学院自动化所提供的 CASIA 虹膜图像数据库<sup>[11]</sup>,从中选取受睫毛遮挡影响较小便于识别的 70 只眼,每只眼选取不同时间和条件下的 5 幅图像,共 350 幅图像进行实验。将虹膜的识别问题看成是模式比对结果进行两类问题的分类:来自相同虹膜的比对和来自不同虹膜的比对。在实验中,共进行了 61075 次比对,其中,来自相同虹膜的比对 700 次,来自不同虹膜的比对 60375 次。

图 5 显示了利用汉明距离进行匹配的统计分布。从图 5 中可以看出,相同虹膜的比对和不同虹膜的比对,汉明距离差别非常明显。同一虹膜的汉明距离在 0.15~0.40 之间,不同虹膜的汉明距离集中在 0.39~0.61 之间。选取阈值为 0.395 进行判别。

图 6 显示了分别采用本文提出的方法与 Jen-Chun Lee 的方法对相同样本进行识别的 ROC 曲线比较结果,其中  $A_z$  是 ROC 曲线下的面积。

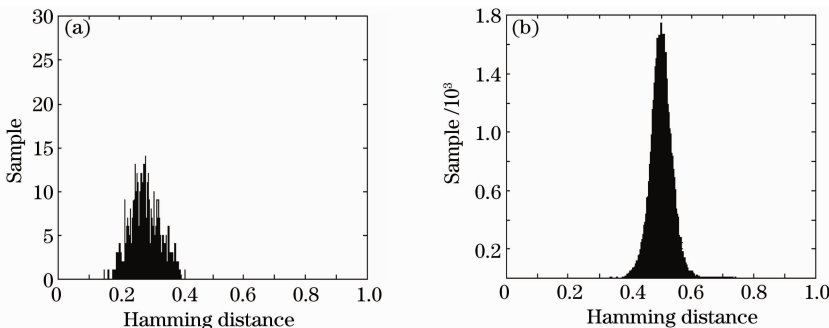


图 5 虹膜特征矢量匹配汉明距离分布统计。(a)类内比较;(b)类间比较

Fig. 5 Distribution of hamming distance between the same Iris (a) and different Iris (b)

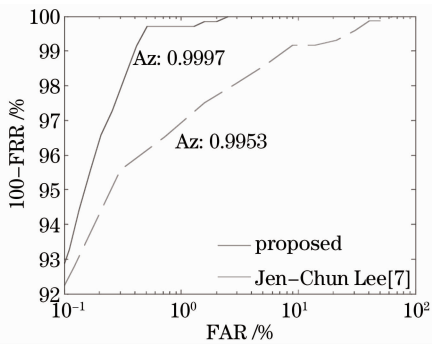


图 6 ROC 曲线比较

Fig. 6 ROC curve comparison

将实验结果与其他几种比较经典的算法进行比较,从表 1 中可以看出,本文提出方法的识别效果略次于 Daugman 提出的方法,高于其他方法。但简化了预处理过程,降低了算法的复杂度。

表 1 与其他方法结果比较

Table 1 Result comparison with other methods

Methods	Correct recognition rate /%	Az (area under the ROC curve)	Equal error rate /%
Daugman	100	0.9999	0.08
Boles	92.64	0.9452	8.13
Wildes	—	0.9975	1.76
Jen-Chun Lee	98.95	0.9953	2.23
Proposed	99.44	0.9997	0.48

在进行虹膜识别时,还可以进一步减少运算量。由于虹膜图像类似于图 4(a)类的占大部分,所以可以先只用特征矢量  $V_1$  来进行识别;当识别结果小于阈值时,再用特征矢量  $V_2$  进一步来判别;若仍然小于阈值,则说明是同类图像,若结果大于阈值,则可能就是图 4(b)类图像的影响。这样,在保证准确率不变的同时,可以进一步提高运算识别速度。

## 6 结 论

通过对虹膜归一化图像进行 EMD 分解,通过互信息测度选取有利于分类识别的 IMF 进行特征编码,同时去除高频噪声和背景光照不均对识别的

影响,大大简化了图像预处理过程。用特征矢量移位的方法实现旋转不变性,节省了大量存储空间。实验结果表明,该方法简单,易于实现,并且可以取得很高的识别率具有较好的应用价值。

## 参 考 文 献

- Guo Jinyu, Yuan Weiqi. Palmprint recognition based on locality preserving projection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(10): 1920~1924  
郭金玉, 苑玮琦. 基于局部保持投影的掌纹识别[J]. *光学学报*, 2008, **28**(10): 1920~1924
- Tian Ying, Yuan Weiqi. Ear recognition based on fusion of scale invariant feature transform and geometric feature [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1485~1491  
田莹, 苑玮琦. 尺度不变特征与几何特征融合的人耳识别方法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1485~1491
- J. Daugman. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(11): 1148~1161
- W. W. Boles, B. Boashash. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, **46**(4): 1185~1188
- R. Wildes, J. Asmuth, G. Green *et al.*. A machine-vision system for iris recognition[J]. *Machine Vision and Applications*, 1996, **9**(1): 1~8
- L. Ma, T. Tan, Y. Wang *et al.*. Local Intensity variation analysis for iris recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(6): 1287~1298
- L. Ma, T. Tan, Y. Wang *et al.*. Efficient iris recognition by characterizing key local variations [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(6): 739~750
- N. Huang, Z. Shen, S. Long *et al.*. The empirical mode decomposition and hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis [J]. *Proc. of the Royal Society of London*, 1998, **454**(1971): 903~995
- Jen-Chun Lee, Ping S. Huang, Chung-Shi Chiang *et al.*. An empirical mode decomposition approach for iris recognition [C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2006, 289~292
- Yuan Weiqi, Bai Yun, Ke Li. Analysis of relationship between region of iris and the accuracy rate [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 937~942  
苑玮琦, 白云, 柯丽. 虹膜区域选取与识别率对应关系分析 [J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 937~942
- Institute of Automation, Chinese Academy of Science. CASIA Iris Image Databases V1. 0 [DB/OL]. 2006, <http://www.sinobiometrics.com/english/Iris Date base, asp>