

文章编号 1004-924X(2013)01-0197-10

基于 PCHIP-LMD 的虹膜识别方法

李欢利^{1,2}, 郭立红^{1*}, 陈 涛¹, 杨丽梅³, 王心醉⁴

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039;

3. 长春工业大学, 吉林 长春 130012;

4. 中国科学院 苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163)

摘要:针对虹膜识别经验模态分解(EMD)和局部均值分解(LMD)方法具有无法兼顾分解速度和包含小误差的缺点,提出了将分段三次 Hermite 多项式插值引入局部均值分解(PCHIP-LMD)的虹膜识别方法来提高识别准确率。针对虹膜纹理的分布特性,利用 PCHIP-LMD 对归一化的虹膜图像逐行分解,得到不同尺度的分量图像;通过提取有效的分量图像将其二值化为特征图像。然后用 Hamming 距离对特征图像进行移位匹配,得到匹配向量。最后计算匹配向量的改进标准差,用此标准差进行虹膜识别。对 CASIA1.0、CASIA2.0、CASIA3.0-Interval、MMU1 图像库进行了识别试验,结果显示识别率分别达到了 99.968 1%、99.884 5%、99.993 7%、99.878 2%。实验结果表明:该方法消除了虹膜特征提取时的高频噪声,有效提取了图像的二值特征,与 EMD 和 LMD 方法相比,识别速度,识别准确率和鲁棒性均有极大提高。

关键词:虹膜识别;经验模态分解;局部均值分解;Hamming 距离;移位匹配;分段三次 Hermite 多项式插值

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132101.0197

Iris recognition based on PCHIP-LMD

LI Huan-li^{1,2}, GUO LI-hong^{1*}, CHEN Tao¹, YANG Li-mei³, WANG Xin-zui⁴

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;*

3. *Changchun University of Technology, Changchun 130012, China;*

4. *Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163, China)*

* *Corresponding author, E-mail: guolh@ciomp.ac.cn*

Abstract: As Empirical Mode Decomposition (EMD) and Local Mean Decomposition (LMD) cannot take care of both the decomposition rate and the smallest error simultaneously, a fast and effective method combined Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial with the LMD (PCHIP-LMD) was proposed to improve the precision of iris recognition. According to the distribution characteristics of iris textures, the PCHIP-LMD method was used to decomposed a normalized recognition image line

收稿日期:2012-10-23;修订日期:2012-11-19.

基金项目:中科院知识创新工程资助项目(No. KG CX2-YW-911-2)

by line to generate the component image with different scales. Then, the feature image of iris was obtained by binarization of useful components for the iris recognition. Furthermore, the Hamming distance was used to match the feature image by horizontal and vertical shifts to obtain the matched vectors. Finally, the improved standard deviation of the matching vector was calculated and was used to iris recognition. This method was used in CASIA1.0、CASIA2.0、CASIA3.0—Interval and MMU1 database and obtained results show that the correct recognition rates are achieved respectively 99.968 1%, 99.884 5%, 99.993 5%, 99.878 2%. These experimental results demonstrate that the proposed method eliminates the high frequency noise when the iris feature is extracted and obtains the binary feature of the image effectively, which have the advantages of higher speeds, higher recognition rates and better robustness.

Key words: iris recognition; Empirical Mode Decomposition (EMD); Local Mean Decomposition (LMD); Hamming distance; shifting match; Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial (PCHIP)

1 引言

随着信息技术的飞速发展,生物识别技术在各个领域得到广泛的应用。常见的生物识别技术有:指纹识别、掌纹识别、人脸识别、视网膜识别、虹膜识别、DNA 识别等。由于虹膜具有天然防伪性、唯一性、非侵犯性、稳定性等特征,近年来得到了学术界的广泛关注^[1]。

1936年,Safir等人首次提出用虹膜图像进行身份识别,Daugman^[2]用 Gabor 滤波器方法提取出虹膜纹理的相位特征,并用 Hamming 距离进行匹配分类;Wildes^[3]等人用金字塔分解的方法提取特征,并用图像间的相关性进行匹配分类;Boles^[4]用小波过零点检测提取特征的方法,采用过零点数目一致,根据相关性进行匹配分类。以上方法均取得了很好的效果,但是这些算法对图像的质量要求较高,需要高端的采集设备和条件。

1998年 Huang 提出了经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[5-6]方法。它依据信号的局部时间尺度特征,自适应地将信号分解成频率由高到低的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和一个残余分量,每个 IMF 对应不同的频带突出了局部特征,而残余分量则是信号缓慢变化的分量。

2005年英国学者 Jonathan S. Smith 在 EMD 基础上提出局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)^[7]。LMD 自适应地将一个

复杂的非平稳的信号分解成由若干个乘积函数(Production Function, PF)和一个单调函数的和,每个 PF 分量是一个包络函数和一个调频函数的乘积。相对 EMD 分解,PF 分量可比 IMF 分量保存更多的包络和频率信息。LMD 方法克服了 EMD 方法在端点抑制效应、迭代次数和保留信息完整性方面的不足,但平滑次数较多后信号会发生提前或者滞后现象,而且平滑步长不能最优确定^[8-9]。

本文在综合分析了 LMD 和 EMD 优缺点的基础上,将分段三次 Hermite 多项式插值^[10](Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial, PCHIP)引入 LMD 求取局域均值函数和包络估计函数(即 PCHIP-LMD),避免了滑动平滑步长选取带来的问题。PCHIP 在保证各点连续相切的同时也保证了多项式导数在各点的连续性和平滑性,具有优良的保形性。利用此方法对虹膜进行识别得到了非常高的识别率。

韩民^[11]、刘伟华^[12]、罗忠亮^[13]等把归一化后的虹膜图像按行设成一维信号,用 EMD 分解,行与行连接处产生噪声,提取的特征误差较大,且没有充分利用虹膜图像的纹理信息,识别率不高。基于以上诸多因素,本文根据虹膜纹理的分布特性,对虹膜归一化图像用 PCHIP-LMD 方法逐行分解,得到不同尺度的分量图像;提取有效的分量,二值化为特征图像;最后对特征图像进行匹配,计算匹配向量的改进标准差,以此标准差来判别两幅虹膜图

像是否匹配。结果表明,采用PCHIP-LMD方法取得了更好的效果。

2 虹膜图像的预处理

虹膜图像的预处理包括虹膜的定位、归一化和增强^[14]。虹膜是介于黑色瞳孔区域和白色巩膜区域之间的环形区域,两者均接近于圆形,虹膜的定位就是找到这个环形区域的圆心并确定其半径。目前广泛使用的归一化方法为Daugman教授提出的橡皮圈(Rubber-sheet)模型^[15],该模型把虹膜假设为一个具有柔韧性和各向同性的弹性模型,将环形的虹膜区域线性展开成为具有固定大小的矩形区域。

图1为虹膜定位和归一化的结果。归一化后的图像左半部分容易受到睫毛和眼睑遮挡,上面容易受到瞳孔的影响,为了提高计算速度和识别准确率,本文舍弃靠近瞳孔的四行像素,取右上面大小为 $32 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的区域,该部分有清晰的纹理,可代表虹膜图像的特征。虹膜的归一化使其具有了平移不变性和尺度不变性。(彩图见期刊电子版)



图1 虹膜的定位和归一化

Fig. 1 Result of iris localization and normalization

3 改进的LMD方法

3.1 局部均值分解

LMD自适应地从原信号中提取出包络信号和调频信号,将包络信号和调频信号相乘得到具有瞬时频率的PF分量。对于已知的信号 $X(t)$,用LMD对其分解计算PF的过程如下:

- (1)初始化 $i=1; u_i = X(t)$;
- (2)初始化 $j=1, c_j = u_i$;
- (3)找出输入信号 c_j 所有的极值点 e ;
- (4)求出所有相邻极值点的平均值:

$$m_i = \frac{e_i + e_{i+1}}{2}, \quad (1)$$

将相邻的平均值点 m_i 用直线连接起来,然后用平滑函数进行平滑处理,得到局部均值函数 $m_{i,j}(t)$ 。

(5)求出包络估计值

$$a_i = \frac{|e_i - e_{i+1}|}{2}, \quad (2)$$

将相邻的包络点 a_i 用直线连接起来,然后用平滑函数进行平滑处理,得到局部包络函数 $a_{i,j}(t)$ 。

(6)从原始信号 R_p 中分离出局部均值函数 $m_{i,j}(t)$,得到:

$$h_{i,j}(t) = X(t) - m_{i,j}(t). \quad (3)$$

(7)用 $a_{i,j}(t)$ 对 $h_{i,j}(t)$ 进行解调得到:

$$s_{i,j}(t) = h_{i,j}(t)/a_{i,j}(t). \quad (4)$$

(8)令 $c_{j+1}(t) = s_{i,j}(t)$,重复(3)~(6)得到它的包络估计函数 $a_{i,j+1}(t)$,如果 $a_{i,j+1}(t) \neq 1$ 说明 $s_{i,j}(t)$ 不是一个纯调频信号,则重复迭代上面的过程 n 次直至 $s_{i,n}(t)$ 为一个纯调频信号,即 $a_{i,n+1}(t) = 1$,所以有:

$$\begin{cases} h_{1,1}(t) = X(t) - m_{1,1}(t) \\ h_{1,2}(t) = s_{1,1}(t) - m_{1,2}(t) \\ \dots \\ h_{1,n}(t) = s_{1,n-1}(t) - m_{1,n}(t) \end{cases}, \quad (5)$$

式中:

$$\begin{cases} s_{1,1}(t) = h_{1,1}(t)/a_{1,1}(t) \\ s_{1,2}(t) = h_{1,2}(t)/a_{1,2}(t) \\ \dots \\ s_{1,n}(t) = h_{1,n}(t)/a_{1,n}(t) \end{cases}. \quad (6)$$

迭代的终止条件为:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{i,n+1}(t) = 1. \quad (7)$$

实际应用中,为了减少迭代次数用:

$$\sum a_{i,n+1}(t) \approx 1. \quad (8)$$

作为终止条件。

(9)把迭代过程中所有的包络估计函数相乘得到相应的包络信号即瞬时幅值函数:

$$a_i(t) = a_{1,1}(t)a_{1,2}(t)\dots a_{n,n}(t). \quad (9)$$

(10)将包络信号 $a_i(t)$ 和纯调频信号 $s_{i,n}(t)$ 相乘得到原始信号的一个PF分量:

$$PF_i(t) = a_i(t)s_{i,n}(t). \quad (10)$$

(11)从原始信号中将得到的PF分量分离出

来,得到一个信号:

$$u_{i+1} = u_i - PF_i. \quad (11)$$

将 u_{i+1} 作为原始数据重复上述步骤 2~10 次直到 u_k 为一个单调函数为止。

$$\begin{cases} u_1(t) = X(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \dots \\ u_k(t) = u_1(t) - PF_k(t) \end{cases}. \quad (12)$$

所有的 PF 分量和 u_k 可以重构出原始信号 $X(t)$,说明 LMD 分解没有造成原始信号数据的丢失。

3.2 PCHIP-LMD 算法

3.2.1 EMD 和 LMD 方法的不足

在平均包络函数产生的过程中,LMD 通过滑动平均方法不断平滑信号局部极值点构成的局部均值线段和局部幅值线段,得到光滑的局部均值曲线和包络估计曲线,但是采取滑动平均法会产生相位差,并且相位差会随着平滑次数的增加而增加,导致分解结果失真。而平滑步长的大小也直接影响到信号局部信息的完整性,步长越小,平滑次数越多所保留的信息也越多,反之亦然。但步长的选择具有很大的主观性,这会对分解结果造成影响。可见平滑次数和平滑步长相互制约,因而分解时间与分解精度之间构成了矛盾。

EMD 方法用三次样条插值(Spline 插值)有效地解决了这个矛盾,但与 LMD 方法通过除以包络估计函数获得纯调频信号相比,EMD 方法需要不断地“筛分”才能获得 IMF,使得迭代次数增多,降低了分解速度;同时 Spline 插值由于其固有特性,对于光滑函数构成的插值点尚能够产生较好的效果,但是对于强非平稳信号来说,在构造极值点的包络函数时会产生过包络、欠包络及端点效应问题,这也给之后的信号分解带来了新的误差。

3.2.2 PCHIP-LMD 算法

综合 LMD 和 EMD 方法的优缺点,本文对 LMD 算法进行了改进,将 PCHIP 用于 LMD 方法获取局部均值函数和包络估计函数。这样避免滑动平滑窗口大小如何选取及其带来的问题。PCHIP 保证了各点连续相切的同时也保证了多项式导数在各点的连续性和平滑性,具有优良的保形性;同时 PCHIP 保证了 2 个相邻点之间插值

曲线的单调性,可以有效消除过包络、欠包络现象,非常适合计算信号的包络曲线。具体操作方法是算法中的步骤(3)、(4)、(5)改为:找出信号 c_j 所有的极小值和极大值点,用 PCHIP 函数分别拟合极大值和极小值构成的上下包络 $\max_{i,j}(t)$ 和 $\min_{i,j}(t)$,计算平均包络函数和局部包络函数:

$$m_{i,j}(t) = \frac{\max_{i,j}(t) + \min_{i,j}(t)}{2}, \quad (13)$$

$$a_{i,j}(t) = \frac{|\max_{i,j}(t) - \min_{i,j}(t)|}{2}. \quad (14)$$

得到这 2 个函数后,继续执行 LMD 的后续步骤就可以实现 PCHIP-LMD 算法。

上面介绍了 PCHIP 的优点和 PCHIP-LMD 方法,下面简要介绍 PCHIP 的基本定义:

设区间 $[a, b]$ 上有节点序列 $x_i (i=0, 1, 2, \dots, n)$, $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$, 其对应的函数值为 y_i , $f'(x_i) = m_i$, $h_k = x_{k+1} - x_k$, $h = \max h_k$, 分段三次插值函数 $I_h(x)$ 满足:

$$(1) I_h(x) \in [a, b];$$

$$(2) \text{在任一小区间 } [x_{k+1}, x_k] (k=0, 1, \dots, n-1) \text{ 上, } I_h(x) \text{ 为三次多项式 } I_k(x);$$

$$(3) \text{满足插值条件, } I_h(x_i) = f_i, I'_h(x_i) = m_i; (i=0, 1, 2, \dots, n).$$

在区间 $x \in [x_{k+1}, x_k]$, PCHIP 函数表达式为:

$$I_k(x) = y_i + c_{k,1}(x - x_k) + c_{k,2}(x - x_k)^2 + c_{k,3}(x - x_k)^3, \quad (15)$$

其中:

$$\begin{cases} c_{k,1} = m_i \\ c_{k,2} = \left(\frac{3}{h_k} (y_{k+1} - y_k) - 2m_k - m_{k-1,1} \right) \frac{1}{h_k} \\ c_{k,3} = \left(m_{k+1} + m_k - 2 \frac{y_{k+1} - y_k}{h_k} \right) \frac{1}{h_k^2} \\ \text{当 } x \in [x_k, x_{k+1}], (k=0, 1, \dots, n-1) \\ h_k = x_{k+1} - x_k, m_k = f'(x_k) \end{cases}. \quad (16)$$

下面分别使用 Spline 插值和 PCHIP 对虹膜图像某一部分极大值进行插值拟合,计算包络曲线,结果如图 2 所示。可以看出,Spline 插值得到的包络线,极值点震荡严重,而 PCHIP 得到的包络线由于在相邻极值点间保持单调,消除了过包络和欠包络现象。可见 PCHIP 能够更加精

确地拟合计算极值点包络曲线。

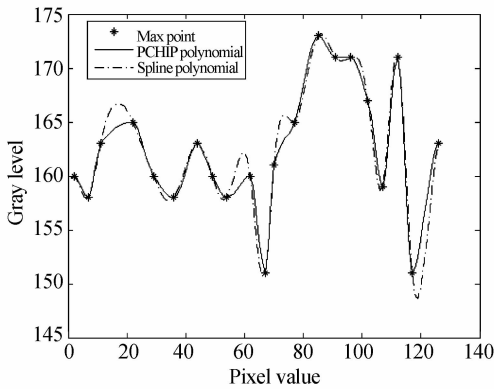


图 2 极大值点的 PCHIP 和 Spline 插值

Fig. 2 PCHIP and Spline of max point polynomial

3.3 PCHIP-LMD 的虹膜特征提取

虹膜的纹理分布有这样的规律:虹膜纹理微结构通常沿着虹膜的半径延展,即虹膜纹理中环向(角度方向)上的灰度随机变换要强于径向上的灰度随机变化,这表明虹膜的环向承载着更多的可区分特征^[16]。虹膜归一化后水平方向代表了原图像角度方向,基于此,对虹膜图像分解时可以只考虑环向方向,逐行对图像进行 PCHIP-LMD 分解,得到虹膜图像二维的 PF 分解图像。

对于归一化后的虹膜图像 $I, I = [I_1, I_2, \dots, I_m]^T$, 其中 I_i 为虹膜归一化后的第 i 行, 分别对 I_i 进行 PCHIP 的 LMD 分解, 得到第 i 行的 $PF_{i,j}$, 其中 $i = 1 \dots m, j = 1 \dots n, m$ 为归一化后虹膜图像的行数, n 为 LMD 分解的 PF 分量个数。则图像 I 的 PF 分解为:

$$PF_j = [PF_{1,j}, \dots, PF_{m,j}]^T. \quad (17)$$

对虹膜库中的一幅图像进行 PCHIP-LMD

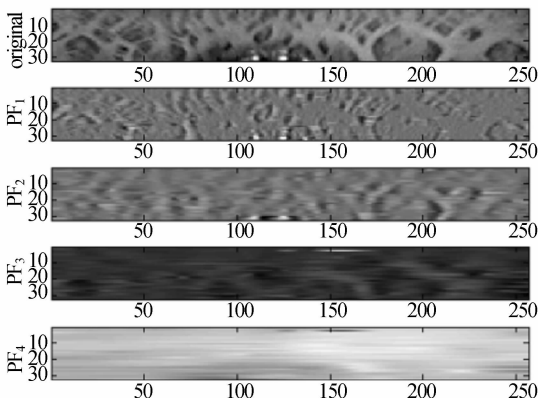


图 3 虹膜图像 PCHIP-LMD 分解

Fig. 3 PCHIP-LMD decomposition of an iris image

分解,如图 3 所示,可以看出 PF_1 为图像的高频部分,不能反映图像的特征, PF_2 可以反映出图像的纹理特征, PF_3 、 PF_4 主要为图像的背景特征。

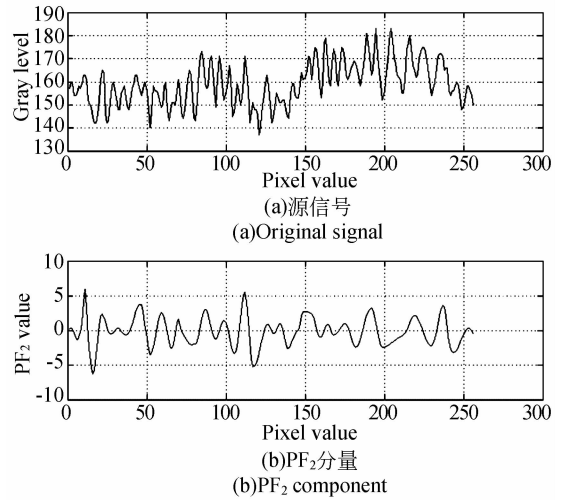


图 4 虹膜图像某行的原信号和 PF_2 分解信号

Fig. 4 Original signal and PF_2 of one line in iris image

虹膜纹理微结构的不规则性和随机性分布产生了大量不规则且随机的灰度变化。虹膜图像归一化后某行的信号如图 4(a) 所示,灰度值发生剧烈变化的位置对应纹理的变化。对信号进行 PCHIP-LMD 分解的 PF_2 分量如图 4(b) 所示,分解后的信号与原信号的幅值有相应的对应波动关系,并且以 0 为基轴上下波动。

将虹膜图像 PF 分量中信号大于 0 的值设为 1, 小于 0 的设为 0, 进行二值化, 如图 5 所示。二值化的 PF_2 分量有效地反应了图像的纹理特征, 本文将其作为虹膜图像的特征编码, 为后续的虹膜识别做准备。



图 5 二值化的 PF 图像

Fig. 5 Binary PF image

4 虹膜特征图像的匹配

4.1 虹膜旋转不变性的移位匹配

虹膜的归一化使其具有平移不变性和尺度不变性。由于拍摄虹膜图像时,头部的倾斜会造成虹膜图像的旋转,需使虹膜具有旋转不变性^[17]。旋转不变性对应于归一化后图像的水平移位,所以旋转不变性可通过水平移位来消除。

4.2 Hamming 距离匹配

设 I 和 J 分别为两个不同虹膜图像的特征编码,则它们间的 Hamming 距离^[2]为:

$$HD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \oplus J_i, \quad (18)$$

其中: N 为图像编码的总位数, \oplus 为异或关系运算,当 I_i 与 J_i 相同的时候为 0,不同的时候为 1。相同虹膜的编码相似,Hamming 距离小;不同虹膜的编码则有很大的差异,Hamming 距离大;可以用 Hamming 距离作为标准来区分两幅虹膜图像是否为同一虹膜。

4.3 虹膜特征图像的匹配

从 CASIA1.0 图像库中取 4 组特征图像进行移位匹配,将其移位匹配向量绘制成曲线如图 6 所示。可以看出,相同虹膜在最佳移位匹配位置取得最小值,而不同虹膜为无规律的波动。因此匹配向量的最小值可以作为判别的依据。

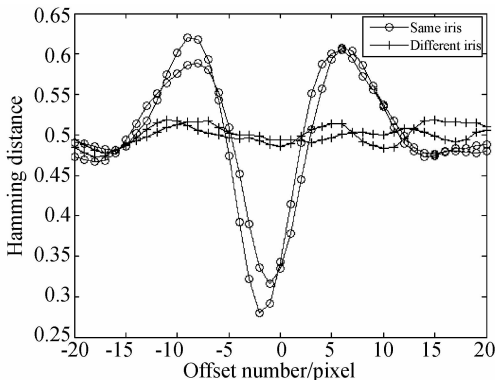


图 6 移位匹配的 Hamming 距离曲线

Fig. 6 Curves of shift match Hamming distance

由于同一虹膜的匹配向量的标准差比不同虹膜大,文献^[17]用曲线最小值代替均值计算其标准差,可以增大相同虹膜与不同虹膜的差别,为了进一步区分两者,本文将计算出来的改进标准差

再除以向量的最小值。

设 HD 为移位匹配向量,则改进的标准差:

$$STD = \frac{\sqrt{\frac{1}{2n+1} \sum_{i=-n}^n (HD_i - \min(HD))^2}}{\min(HD)}, \quad (19)$$

其中: n 为最大位移数目, $-i$ 为左移 i 个像素, $+i$ 为右移 i 个像素, $\min(HD)$ 为向量 HD 的最小值。

5 实验结果与分析

本文对中科院自动化研究所的 CASIA1.0、CASIA2.0、CASIA3.0-Interval、MMU1 虹膜库进行识别。实验环境如下:CPU 为 Pentium(R) E5500(主频 2.80 GHz),内存 3 GB,操作系统为 windows XP,使用的软件为 matlab7.8。

在水平移位匹配中,对识别图像进行向左右各平移 20 pixel,共移位 40 pixel,即旋转 $-14.0625 \sim 14.0625^\circ$ 。

对于虹膜定位不太精确造成的垂直方向的差异,通过垂直方向移位匹配方法消除。本文对在水平移位匹配过程中取得最小值的位置进行 $-3 \sim 3$ pixel 的垂直移位匹配,如果此时的值小于匹配向量中的最小值,用它代替,得到新的匹配向量,最后再计算新向量的改进标准差。

5.1 与其它方法相比较

对 CASIA1.0 图像库用 PCHIP-LMD 方法进行特征提取和匹配,结果如图 7、8 所示。图 7 为类内与类外改进标准差的概率密度分布图,图

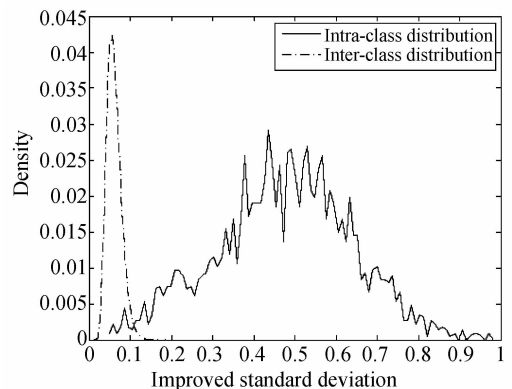


图 7 类内与类间的 STD 分布直方图

Fig. 7 STD histograms of intra-class and inter-class

8 为选取不同阈值时错误拒绝率(FRR)和错误接受率(FAR)分布图。当阈值为 0.157 1 时,取得最高识别率,错误拒绝次数 (FR)为 68,错误接受次数 (FA)为 23,正确识别率 (CRR)为 99.968 1%。

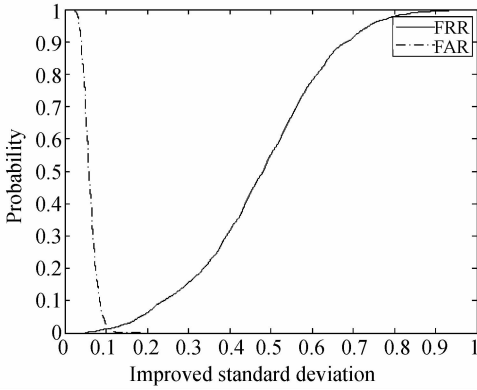


图 8 FAR 与 FRR 曲线

Fig. 8 Curves of FAR and FRR

文献[11-13]把多行的虹膜图像链接为一维的信号用 EMD 方法分解,然后进行识别,使用的是 CASIA1.0 库,其中文献[11]选用的是少遮挡的 70 组图像,每组选取 5 幅。实验结果对比如表 1 所示。表中的 EMD、LMD 为采用 EMD、LMD 对虹膜图像进行逐行分解,选取合适的分量求和二值化为特征图像,然后进行匹配识别。从表中可以看出,相对其他几种方法,本文的算法在极大降低特征提取时间的同时取得了更高的正确识别率。

表 1 不同方法的对比

Tab. 1 Comparison of different methods

方法	组	样例	CRR(%)	特征提取时间(s)
Ref. [11]	70	5	99.440	2.54
Ref. [12]	108	7	98.656	2.54
Ref. [13]	108	7	98.900	4.64
EMD	108	7	99.950 9	1.98
LMD	108	7	99.942 5	0.92
PCHIP-LMD	108	7	99.968 1	0.29

5.2 不同虹膜库的实验结果

上节,在 CASIA1.0 图像库上初步验证了本文算法的有效性,为了验证本文方法的鲁棒性,在遮挡比较严重的 CASIA2.0 库、图像数量较大的

CASIA3.0-interval 库以及包含不同种族和年龄人群的 MMU1 库上进行了实验。每个图像库的类内、类外、总匹配次数如表 2 所示。

表 2 不同数据库的匹配次数

Tab. 2 Match number of different iris databases

图像库	类别数	样本数	图像总数	类内匹配次数	类外匹配次数	总匹配次数
CASIA1.0	108	7	756	2 268	283 122	285 390
CASIA2.0	60	20	1 200	11 400	708 000	719 400
CASIA3.0-interval	395	不定	2 639	8 932	3 471 909	3 480 841
MMU1	90	5	450	900	100 125	101 025

ROC 曲线是错误拒绝率(FRR)和错误接受率(FAR)之间的曲线,反应了整个系统的匹配性能,ROC 曲线越接近纵横坐标轴,说明系统性能越好。对 CASIA1.0 库采用 PCHIP-LMD、EMD、LMD 方法的 ROC 曲线如图 9 所示,最高正确识别率如表 3 所示。

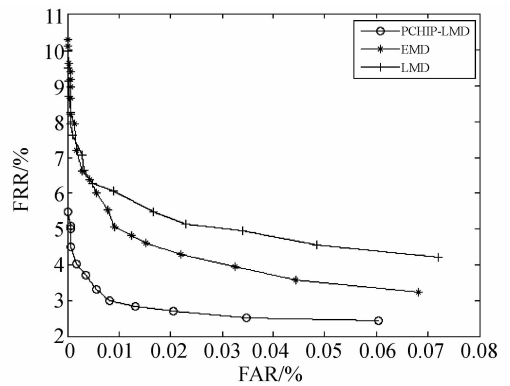


图 9 CASIA1.0 库不同算法的 ROC 曲线比较

Fig. 9 ROC curve comparison between different methods on CASIA1.0

表 3 不同方法下 CASIA1.0 库的最高正确识别率

Tab. 3 Highest CRR of CASIA1.0 using different methods

识别方法	CRR(%)	FR	FRR(%)	FA	FAR(%)
EMD	99.950 9	114	5.030	26	0.009 2
LMD	99.942 5	152	6.702	12	0.004 2
PCHIP-LMD	99.968 1	68	2.998	23	0.008 1

对 CASIA2.0 库采用 PCHIP-LMD、EMD、LMD 方法的 ROC 曲线如图 10 所示,最高正确识别率如表 4 所示。

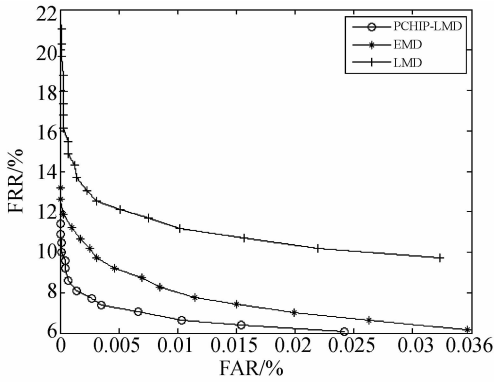


图 10 CASIA2.0 库不同算法的 ROC 曲线比较
Fig.10 ROC curves comparison between different methods on CASIA2.0

表 4 不同方法下 CASIA2.0 库的最高正确识别率

Tab.4 Highest CRR of CASIA2.0 using different methods

识别方法	CRR(%)	FR	FRR(%)	FA	FAR(%)
EMD	99.869 6	797	6.991	141	0.019 9
LMD	99.817 1	1 161	10.184	155	0.016 2
PCHIP-LMD	99.884 5	758	6.679	73	0.010 3

对 CASIA3.0-interval 库采用 PCHIP-LMD、EMD、LMD 方法的 ROC 曲线如图 11 所示,最高正确识别率如表 5 所示。

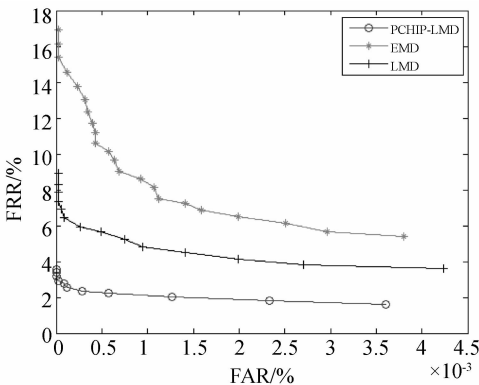


图 11 CASIA3.0-interval 库不同算法的 ROC 曲线比较
Fig.11 ROC curves comparison between different methods on CASIA3.0-interval

表 5 不同方法下 CASIA3.0-interval 库的最高正确识别率
Tab.5 Highest CRR of CASIA3.0-interval using different methods

识别方法	CRR(%)	FR	FRR(%)	FA	FAR(%)
EMD	99.982 6	504	5.643	103	0.003 0
LMD	99.987 6	339	3.795	94	0.002 7
PCHIP-LMD	99.993 7	199	2.230	20	0.000 6

对 MMU1 库中的图像采用 PCHIP-LMD、EMD、LMD 方法的 ROC 曲线如图 12 所示,最高正确识别率如表 6 所示。

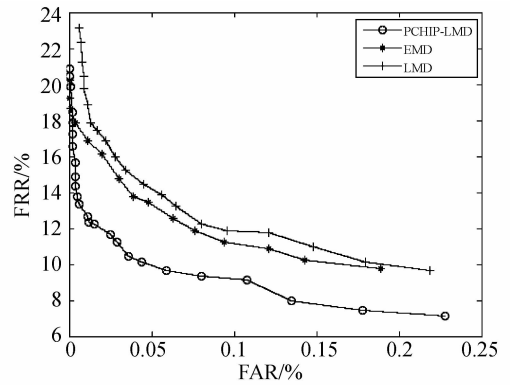


图 12 MMU1 库不同算法的 ROC 曲线比较
Fig.12 ROC curves comparison between different methods on MMU1

表 6 不同方法下 MUU1 库的最高正确识别率

Tab.6 Highest CRR of MUU1 using different methods

识别方法	CRR(%)	FR	FRR(%)	FA	FAR(%)
EMD	99.838 7	124	13.778	39	0.038 9
LMD	99.830 7	137	15.220	34	0.034 0
PCHIP-LMD	99.878 2	111	12.330	12	0.012 0

5.3 小结

从表 1、2、3、4、5、6 中可以得出:

(1) 相比其他 EMD、LMD 方法,本文算法的特征提取时间更短,识别率更高。

(2) 对于不同的数据库本文的算法均有很高的识别率,在 CASIA3.0-Interval 库上的识别率为 99.993 7%;在包含不同种族和年龄的 MMU1

数据上的识别率为 99.878 2%;在遮挡比较严重的 CASIA2.0 数据库上识别率达到了 99.884 5%,可以看出本文算法具有很好的鲁棒性。

(3)对于以上几个数据库,采用本文算法,FR 大于 FA,类内的匹配次数远小于类外匹配次数,所以 FRR 远大于 FAR,以至于 FAR 可以忽略不计。可以看出本文的算法识别错误更加倾向于错误拒绝,具有很高的安全性。

6 结 论

本文针对虹膜图像纹理分布的特点以及 EMD 和 LMD 无法兼顾分解速度和小误差的缺

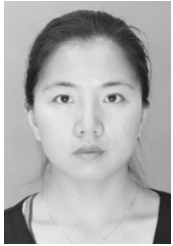
点,提出了一种快速有效的 PCHIP-LMD 算法。用该方法对图像进行逐行分解,提取出有利于识别的特征图像;然后对特征图像进行移位匹配,最后计算匹配向量的改进标准差,以此标准差为阈值进行虹膜识别。实验结果表明,该方法不论是在特征提取时间还是在识别率上均优于其它分解方法,并具有很好的鲁棒性。该方法在 CASIA3.0-Interval 库上正确识别率达到 99.993 7%,在包含不同种族和年龄的 MMU1 库上的识别率为 99.878 2%;在遮挡比较严重的 CASIA2.0 库上识别率达到了 99.884 5%;并且识别的结果倾向于拒绝,安全性能高,且算法易于实现,具有较好的应用价值。

参考文献:

- [1] 王蕊红,朱勇,谭铁牛. 基于虹膜识别的身份鉴别[J]. 自动化学报, 2002, 28(1): 1-10.
WANG Y H, ZHU Y, TAN T N. Biometrics personal identification based on iris pattern [J]. *Acta Automatic Sinica*, 2002, 28(1): 1-10. (in Chinese)
- [2] DAUGMAN J. 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.
- [3] WILDES R, ASMUTH J, GREEN G, et al.. A machine-vision system for iris recognition [J]. *Machine Vision and Applications*, 1996, 9(1): 1-8.
- [4] BOLES W W, BOASHASH B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(4): 1185-1188.
- [5] HUANG N, SHEN Z, LONG S, 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.
- [6] 李欣,梅德庆,陈子辰. 基于经验模态分解和希尔伯特-黄变换的精密孔镗削颤振特征提取[J]. 光学精密工程, 2011, 19(6): 1291-1297.
LI X, MEI D Q, CHEN Z CH. Feature extraction of chatter for precision hole boring processing based on EMD and HHT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6): 1291-1297. (in Chinese)
- [7] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. *Journal of the Royal Society Inter-face*, 2005, 2(5): 443-454.
- [8] 王明达,张来斌,梁伟,等. 基于 B 样条插值的局部均值分解方法研究[J]. 振动与冲击, 2010, 29(11): 73-77. (in Chinese)
WANG M D, ZHANG L B, LIANG W, et al.. Local mean decomposition method based on Bplie interpolation [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(11): 73-77.
- [9] 程军圣,张元,杨宇,等. 局部均值分解与经验模式分解的对比研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(5): 13-16.
CHENG J SH, ZHANG K, YANG Y, et al.. Comparison between the methods of local mean decomposition and empirical mode decomposition [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2009, 28(5): 13-16. (in Chinese)
- [10] 易大义,陈道崎. 数值分析引论[M]. 杭州:浙江大学出版社,1998.
YY D Y, CHEN D Q. *Introduction to Numerical Analysis* [M], Hangzhou: Zhejiang University press, 1988. (in Chinese)
- [11] 韩氏,彭玉华,张顺利,等. 基于经验模态分解的虹膜识别[J]. 光学学报, 2010, 30(2): 364-368.
HAN M, PENG Y H, ZHANG SH L, et al.. Iris Recognition Based on Empirical Mode Decomposition [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(2): 364-368. (in Chinese)

- [12] 刘伟华. 基于 EMD 的虹膜识别方法研究[D]. 长沙, 长沙理工大学, 2009.
LIU W H. *Research of iris recognition based on empirical mode decomposition* [D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2009. (in Chinese)
- [13] 罗忠亮. 虹膜生物特征提取与识别[D]. 广州: 华南理工大学, 2010.
LUO ZH L. *Iris biometric extraction and recognition* [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010. (in Chinese)
- [14] 程宇奇, 朱明, 李桂菊, 等. 应用迭代圆环像素率法实现快速虹膜定位[J]. 光学精密工程, 2010, 10(10): 2306-2313.
CHENG Y Q, ZHU M, LI G J, *et al.*. Rapid iris localization based on method of iterative pixel ratio to cirque area [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 10(10): 2306-2313. (in Chinese)
- [15] DAUGMAN J. How iris recognition works [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, 14(1): 21-30.
- [16] 何召锋. 虹膜图像预处理与特征分析[D]. 北京: 中国科学院自动化研究所, 2010.
HE ZH F. *Iris Image Preprocessing and Feature Analysis* [D]. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2010. (in Chinese)
- [17] 程宇奇. 用于身份鉴别的虹膜识别方法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2010.
CHENG Y Q. *Research on iris recognition algorithms for personal identification* [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, 2010. (in Chinese)

作者简介:



李欢利(1986—), 女, 河南洛阳人, 博士研究生, 2008 年于东北师范大学获得学士学位, 主要从事计算机视觉、图像处理等方面的研究。E-mail: lih1483@sina.com



王心醉(1979—), 男, 吉林长春人, 博士, 主要从事生物医学信号处理、图像处理、人脸识别等方面的研究。E-mail: wangxz@sibet.ac.cn

导师简介:



陈涛(1965—), 男, 内蒙古赤峰人, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事机械电子、伺服控制、光电仪器总体设计等方面的研究。E-mail: chent@ciomp.ac.cn



郭立红(1964—), 女, 吉林舒兰人, 研究员, 博士生导师, 主要从事激光对抗、计算机应用、天文惯导、星体自动化标校等方面的研究。E-mail: guolh@ciomp.ac.cn



杨丽梅(1974—), 女, 吉林松原人, 博士, 硕士生导师, 主要从事图像处理、图像导航方向的研究。E-mail: yanglm0517@yahoo.com.cn