

# 基于小波包分析的虹膜识别研究

周俊<sup>1,2</sup> 王帅<sup>3</sup> 刘凡漪<sup>4</sup>

1 中国人民解放军陆军勤务学院信息工程系 重庆 401331

2 重庆现代服务业研究中心 重庆 401331

3 中国人民解放军陆军勤务学院基础部基础实验中心 重庆 401331

4 重庆交通大学 重庆 400074

(hgzhou2008@163.com)

**摘要** 虹膜特征提取是虹膜识别中的关键环节。小波方法在提取虹膜特征时未对分解后的高频空间进一步细化分解,而虹膜纹理特征较多地蕴含在高频空间中,因此提取的虹膜特征在表示特征能力上存在不足。针对此类问题,提出一种基于小波包多尺度分解的虹膜识别方法,利用阈值将小波包分解后第二层对角高频子带图调制为虹膜特征码,利用海明距离对特征进行识别。对108类人眼虹膜图像进行特征提取与匹配,分解小波采用sym2小波,共进行5350次特征匹配,正确识别率达到98.5%,在识别性能上优于Boles的小波变换过零点法和Lim的二维Haar小波变换法,仅次于Daugman的二维Gabor方法。

**关键词:** 小波包;分解;对角高频;阈值化;虹膜特征

**中图法分类号** TP391.5

## Research on Iris Recognition Algorithm Based on Wavelet Packet Decomposition

ZHOU Jun<sup>1,2</sup>, WANG Shuai<sup>3</sup> and LIU Fan-yi<sup>4</sup>

1 Department of Information Engineering, Army Service College, Chongqing 401331, China

2 Chongqing Modern Service Industry Research Center, Chongqing 401331, China

3 Basic Laboratory Center, Army Service College, Chongqing 401331, China

4 Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

**Abstract** Iris feature extraction is the key step in iris recognition. The wavelet method does not further decompose the high-frequency space when decomposing the iris image, but the iris features are more contained in the high-frequency space, and the extracted iris features are insufficient in the feature expression capabilities. Aiming at the above problems, an iris feature recognition method based on wavelet packet multi-scale decomposition is proposed in this paper, diagonal high-frequency subband map from the second layer based on wavelet packet de-composition is modulated into iris feature code, and the feature is recognized through hamming distance. In the experiment, sym2 wavelet is used as decomposition wavelet function, which carries out 5350 times of feature matching. The results show that the correct recognition rate is 98.5%, which is superior to the wavelet zero crossing method of Boles and the two-dimensional Haar wavelet transform method of Lim, is second only to the two-dimensional Gabor method of Daugman.

**Keywords** Wavelet packet, Decomposition, Diagonal high-frequency, Threshold, Iris features

## 1 引言

虹膜识别是生物特征识别技术中的一种,相比指纹、人脸等生物识别技术具有更高的识别率和安全性<sup>[1]</sup>。虹膜识别中特征提取是关键性环节,从虹膜纹理中提取识别身份的特征,然后利用模式识别方法进行身份确认或识别。早期的虹膜识别算法主要包括:Daugman的二维Gabor方法<sup>[2]</sup>、Wildes的高斯-拉普拉斯金字塔方法<sup>[3]</sup>。Daugman方法在识别质量较差的虹膜图像时效果往往大幅度下降,而且该算法只是从定性角度表示虹膜的特征,在表示虹膜纹理细节特征上有所欠

缺。Wildes方法由于提取的特征复杂,匹配复杂度高,因此只能在认证模式(Verification)下工作,在实际应用中存在局限性。随着人工神经网络的发展,也有学者将神经网络应用于虹膜识别中。He等<sup>[4]</sup>将深度信念网络和Gabor滤波器应用在虹膜识别中;Yang等<sup>[5]</sup>利用Haar小波提取特征,利用BP神经网络对所提取的特征进行分类。与其他传统模式识别方法相比,人工神经网络具有自适应、自学习等优势,但由于深度学习中的神经网络结构较复杂,应用在虹膜识别中的识别速度有待提高,而传统的浅层网络如BP神经网络容易陷入局部极值而影响虹膜识别精度<sup>[6]</sup>。

基金项目:重庆市教育委员会科学技术研究计划(KJZD-K202004401, KJZD-K201904401);重庆商务职业学院人工智能技术应用协同创新中心资助项目

This work was supported by the Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission(KJZD-K201904401, KJZD-K202004401) and Artificial Intelligence Application Collaborative Innovation Center of Chongqing Business Vocational College.

通信作者:刘凡漪(470926161@qq.com)

小波分析可以通过伸缩和平移等变换对图像进行多尺度分析,特别适合具有丰富纹理生物信息的虹膜特征提取。Boles 利用小波变换的积分平均值来表示虹膜特征<sup>[7]</sup>,该算法将二维虹膜图像转化成一维信号提取特征,削弱了虹膜图像作为二维纹理之间的相关性。Lim 利用 Haar 小波作为母小波对虹膜归一化区域进行 4 次滤波分解,对分解得到的第 4 层高频区域进行调制,与第 1 至第 3 层的小波分解高频系数的均值形成 87 位虹膜特征编码,使用学习向量化(Learning Vector Quantization, LVQ)网络对提取的特征分类,识别率为 98.4%。Lim 算法提取的虹膜特征空间较小,运算速度较快且节省了存储空间,但其仅用 87 个二进制位表征虹膜纹理,在海量数据下的识别率难以保证<sup>[8]</sup>。在信号处理中,小波包分析可以对图像的高频部分逐层进行细化分解,而小波分析只能对低频空间逐层分解。对于虹膜识别来说,利用小波包变换可以提取更丰富的纹理特征信息以获取更高的识别率,而现有利用小波包变换方法提取虹膜特征方面的文献

较少,有待进一步研究。

本文提出一种基于小波包变换多尺度分解的虹膜特征提取方法,利用阈值将虹膜图像小波包分解的对角高频信息调制为虹膜特征码,并且利用海明距离对特征进行识别。实验采用 sym2 小波对 CASIA(V1.0)版本虹膜数据库进行实验,其取得了 98.5% 的正确识别率,且正确识别率较其他经典算法具有优势。

## 2 虹膜识别原理

### 2.1 基本原理

虹膜识别主要包括人眼图像采集、虹膜图像预处理、虹膜特征提取、虹膜特征匹配等步骤<sup>[9]</sup>,通过以上步骤采集分辨率高、质量好的含虹膜的人眼图像,然后对虹膜图像进行定位和归一化,利用特征工程相关算法从虹膜纹理中提取易区分的特征编码,将提取的特征编码与数据库中的样本特征模板匹配,从而完成身份认证或识别。虹膜识别的原理如图 1 所示。

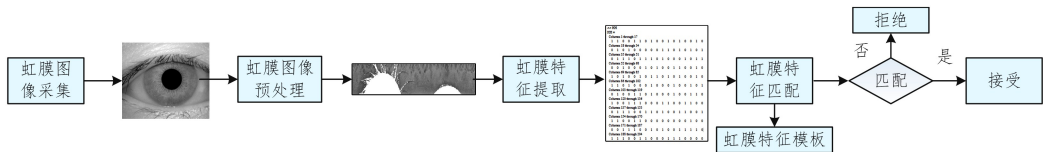


图 1 虹膜识别原理

Fig. 1 Principle of iris recognition system

### 2.2 虹膜图像预处理

对虹膜内、外边缘进行定位,检测干扰虹膜图像的光斑、眼睫毛、眼睑是虹膜图像预处理的主要工作。虹膜预处理,能够为特征提取提供高质量的有效虹膜区域,去除噪声干扰,提高虹膜识别率。

#### 2.2.1 虹膜定位

虹膜定位是指对虹膜与巩膜以及虹膜与瞳孔的边界进行定位和检测。由于采集的虹膜图像还包含人眼区域,为便于后续特征提取与识别,需要从人眼图像中分割出虹膜区域,虹膜定位对于虹膜正确识别身份具有基础性作用。虹膜定位算法根据定位原理,主要分为两大类:一类是以 Daugman 为代表的基于虹膜边缘梯度的微积分方法<sup>[2]</sup>,另一类是以 Wildes 为代表的 Hough 变换方法<sup>[3]</sup>。Hough 变换对虹膜图像质量要求较高,且 Hough 变换是变换到在三维空间运行的,计算复杂度较高,占用计算资源较多,定位速度受到影响,另外,边缘检测算子的性能对其定位效果存在影响。这里采用 Daugman 的微积分方法对虹膜进行定位,该方法的核心在于利用一个有效的微积分算子来计算虹膜边缘参数:

卷积操作用来对虹膜图像进行平滑滤波,去除噪声的影响,滤波模板的尺寸会影响定位的精度。利用 Daugman 方法对虹膜边缘进行检测定位,如图 2 所示。

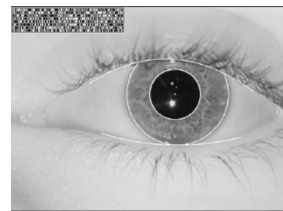


图 2 Daugman 算法定位虹膜边缘

Fig. 2 Iris localization with calculus algorithm

#### 2.2.2 虹膜干扰检测与归一化

虹膜定位提取出的虹膜区域中存在眼睑、睫毛和光斑的干扰,如果不去除这些干扰噪声,则在后续的虹膜特征提取编码过程中其会混合在真实虹膜纹理特征中,从而影响虹膜识别的精度。目前,眼睑检测算法主要包括:抛物线拟合上下眼睑检测法<sup>[10]</sup>,Daugman 的经典微积分算法对上下眼睑进行抛物线路径拟合<sup>[11]</sup>,基于眼睑边缘点提取的最小二乘法拟合抛物线眼睑<sup>[12]</sup>。最小二乘法将三维空间搜索,降为一维空间搜索,速度较快,因此采用该方法对眼睑进行检测,如图 3 所示。

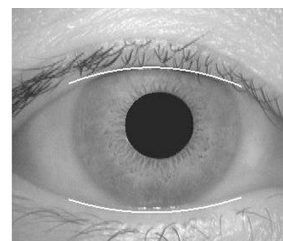


图 3 最小二乘法检测眼睑

Fig. 3 Eyelid localization accurately by ordinary least squares

$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{(r, x_0, y_0)} \frac{I(x, y)}{ds} \right| \quad (1)$$

其中, \* 为卷积运算;  $G_\sigma(r)$  为 Gaussian 函数; 用来平滑图像;  $r$  为圆形检测算子的半径;  $I(x, y)$  为虹膜图像在点  $(x, y)$  处的灰度值。式(1)中的 Gaussian 函数为:

$$G_\sigma(r) = \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right) e^{-\frac{(r-r_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

其中,  $r_0$  为 Gaussian 函数的中心,  $\sigma$  为 Gaussian 函数的标准偏差。遍历虹膜图像上所有的点,当半径  $r$  按像素点增长时,求每个  $r$  所对应的圆周像素平均值的梯度,梯度最大时所对应的  $r$  为虹膜的内、外边界参数。

在人眼图像中检测睫毛难度较大。相比已有研究提出的算法,Masek<sup>[13]</sup>利用睫毛灰度值与附近虹膜灰度值相差较大的特点,设定阈值清除睫毛区域。该方法简便有效,且取得了理想效果,如图4所示。

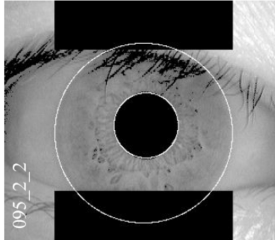


图4 采用 Masek 方法检测睫毛

Fig. 4 Detecting eyelid and eyelash with Mask's algorithm

### 2.2.3 虹膜图像归一化

为消除提取的虹膜图像在尺寸、位置和角度上的差异,要对尺寸、分辨率不同的虹膜图像进行归一化处理,将其转化为尺寸相同的区域,从而消除平移、缩放和旋转对虹膜识别的影响,便于后续的匹配与识别。在现有的归一化模型中,应用最广泛的是 Daugman 提出的 Rubber-Sheet 模型<sup>[14]</sup>。虹膜图像中的各点通过式(3)映射到极坐标系下,使得提取的尺寸不一的虹膜区域变换为相同尺寸的矩形区域,如图5所示。

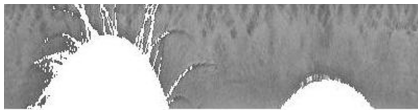


图5 虹膜图像的归一化处理

Fig. 5 Normalization image for iris

## 3 基于小波包分解的虹膜特征提取

### 3.1 小波包分解

小波变换只对信号的低频部分做逐层分解,而对分解得到的高频部分不再继续分解,所以小波变换在表征含有大量细节信息(细小边缘或纹理)的信号上有所欠缺,而小波包变换可以对信号分解后的高频部分进一步分解,能对包含丰富纹理细节信息的虹膜图像进行更好的特征提取。

设  $f(t)$  为待分解信号;  $p_j^i$  表示第  $j$  层上第  $i$  个小波包,称为小波包系数;  $G$  和  $H$  为小波分解滤波器,  $H$  与尺度函数有关,  $G$  与小波函数有关<sup>[14]</sup>。小波包变换定义为:

$$\begin{cases} p_0^1(t) = f(t) \\ p_j^{2^{j-1}} = \sum_k H(k-2t) p_{j-1}^1(t) \\ p_j^{2^j} = \sum_k G(k-2t) p_{j-1}^1(t) \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $i=1,2,\dots,2^j; j=1,2,\dots,J; J=\log_2 N, N$  为小波包分解层数。

图6和图7分别是小波包分解和小波分解树结构图。图6中每个子树的左节点表示信号小波包分解后的低频信息,右节点代表分解后的高频信息。图7中节点(1,0),(2,0),(3,0)为小波分解后的低频部分,(1,1),(2,1),(3,1)为小波分解后的高频部分。与小波包分解相比,小波分解后的高频部分没有进一步分解。

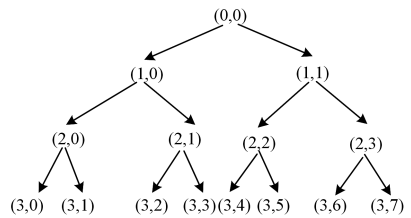


图6 小波包分解结构

Fig. 6 Wavelet packet decomposition structure

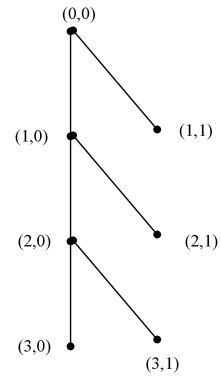


图7 小波分解结构

Fig. 7 Wavelet decomposition structure

### 3.2 虹膜特征提取

#### 3.2.1 特征提取区域划分

虹膜纹理分布如图8所示。在虹膜区域中,距瞳孔边缘约1.5 mm处有一环状结构,叫卷缩轮,该结构将虹膜大致分为两部分:靠近瞳孔的部分叫做虹膜瞳孔部;靠近虹膜外缘的部分叫做虹膜睫状体部。瞳孔部有较多辐射状条纹褶皱,在外观上表现为较丰富的纹理细节,在这一区域能提取更多的虹膜特征以供识别<sup>[15]</sup>。

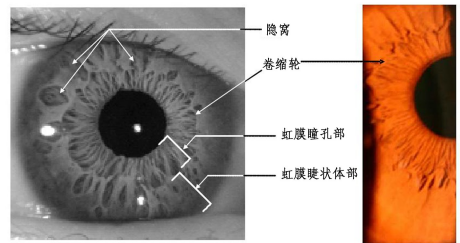


图8 虹膜纹理结构

Fig. 8 Iris texture distribution

根据瞳孔部和睫状体部的分布,将虹膜区域分为  $R_1$  和  $R_2$  区域,分别对应大致的虹膜瞳孔部和虹膜睫状体部,如图9所示。反映到归一化后的虹膜图像上,则是在垂直(径向)方向上分为二个平行不相交的子区域,如图10所示。考虑到  $R_1$  区域为虹膜瞳孔部,含有丰富的纹理特征,且  $R_2$  区域含有的虹膜纹理特征较少,且易受上下眼睑的遮挡,初步选定  $R_1$  区域为虹膜有效区域。但是对一幅受睫毛干扰的虹膜归一化图像分析,如图11所示,白色区域为检测到的眼睑和睫毛区域。将  $R_1$  区域分为两部分:  $R_3$  和  $R_4$  区域。  $R_3$  区域受上眼睑遮挡及睫毛干扰较严重;且对大量原始虹膜图像分析发现,上眼睑覆盖虹膜较下眼睑更严重,且上睫毛对虹膜区域的干扰更严重<sup>[16]</sup>。基于以上分析,选择  $R_4$  区域为虹膜有效区域。

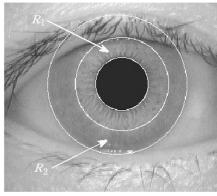


图9 在原图像上虹膜子区域的划分

Fig. 9 Subrange division in original iris image

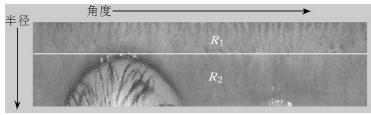


图10 在归一化图像上虹膜子区域的划分

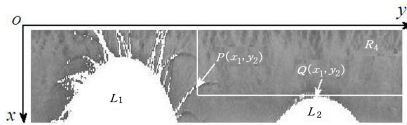
Fig. 10 Subrange division in normalization iris image



图11 受眼睑和睫毛干扰的归一化图像

Fig. 11 Normalization iris image disturbed by eyelid and eyelash

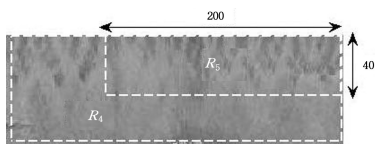
$R_1$  区域根据检测到的眼睑和睫毛区域确定, 眼睑及睫毛区域被赋予统一、较高的灰度值(对于 8 位灰度图像来说为 255), 如图 12 所示。设上眼睑和睫毛区域为  $L_1$ , 对  $L_1$  区域中所有的点进行检测, 检测到的最“靠右”即拥有最大纵坐标值的点为  $P(x_1, y_1)$ ; 设下眼睑区域为  $L_2$ , 对  $L_2$  区域中所有的点进行检测, 检测到的最“顶端”即拥有最大横坐标值的点为  $Q(x_2, y_2)$ 。

图12 虹膜有效区域  $R_4$  的划分Fig. 12 Iris division for effective region of  $R_4$ 

为保持更多的虹膜纹理细节信息, 提高识别精度, 本文选取归一化图像分辨率为  $100 \times 400$ <sup>[17]</sup>。为生成固定大小的虹膜特征码, 便于后续的虹膜模式的匹配, 需要从  $R_4$  区域中选取固定大小的特征提取区域  $R_5$ , 且  $R_5$  区域由上向下、由右至左选取, 如图 13 所示。这里利用不受干扰的部分虹膜区域进行特征提取与对比, 特征提取区域的大小有一定限制, 根据文献<sup>[18]</sup>中的实验结果, 虹膜有效区域  $R_5$  的大小一般不小于归一化图像大小的  $1/6$ , 这里固定区域大小选取  $40 \times 200$ 。



(a) 虹膜有效区域



(b) 在虹膜有效区域中选取特征提取区域

图13 特征提取区域的划分

Fig. 13 Division for features extraction region

### 3.2.2 小波包分解提取虹膜特征

采用小波包变换对选取的特征区域进行二层分解, 分解树结构如图 14 所示, 分解后的小波系数图像如图 15 所示。在第一层分解后, 各节点子图都被进一步分解, 以节点 (1, 1) 为例, 其被分解为子节点 (2, 4) 图像低频信息、(2, 5) 水平高频信息、(2, 6) 垂直高频信息和 (2, 7) 对角高频信息。小波包分解后, 第二层每个子节点图像大小为 500。

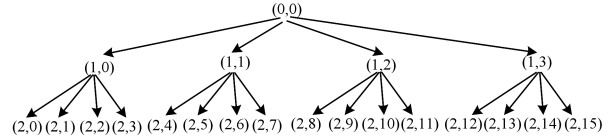


图14 小波包分解树结构

Fig. 14 Tree structure by wavelet packet decomposition

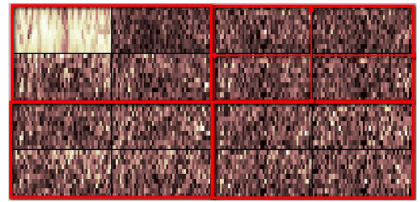
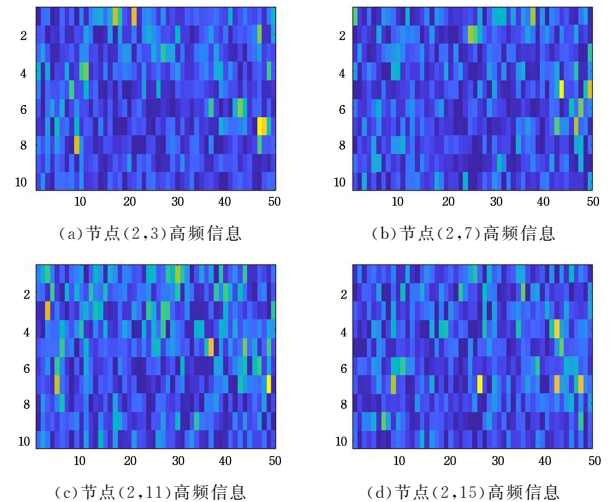


图15 虹膜特征提取区域小波包分解图

Fig. 15 Wavelet packet decomposition of iris feature extraction region

由于虹膜纹理特征是灰度存在变化的细节信息, 主要通过高频信息表现, 为了更好地表征虹膜纹理信息, 消除噪声影响, 这里选取第二层的对角高频信息的组合作为虹膜特征提取对象, 共 4 个节点 (2, 3), (2, 7), (2, 11), (2, 15), 如图 16 所示。分析第 2 层对角高频信息值的统计分布, 如图 17 所示。



(a) 节点 (2,3) 高频信息

(b) 节点 (2,7) 高频信息

(c) 节点 (2,11) 高频信息

(d) 节点 (2,15) 高频信息

图16 小波包分解第2层对角高频信息

Fig. 16 Decomposition of the second level diagonal high frequency information by wavelet packet

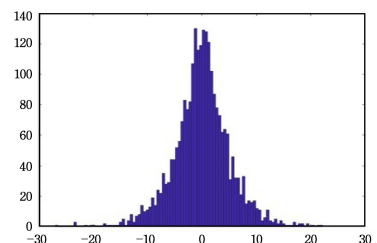


图17 对角高频信息统计分布

Fig. 17 Statistical distribution of diagonal high frequency information

提取的对角高频信息共有 2000 个高频系数值,其中 991 个系数值为负数,1009 个系数值为正,分解后对角高频信息 1009 个系数值为正,分解后对角高频系数正值和负值的比例约为 1:1,此种信息的分布为虹膜特征编码提供了良好基础。分解后产生的高频系数描述分解小波与被分解信号的相似性<sup>[14]</sup>,设置阈值 0 对提取的高频系数进行二进制编码。特征空间元素  $C(i)$  的编码规则如式(5)所示。

$$C(i) = \begin{cases} 0, & \text{if } C(i) < 0 \\ C(i) = 1, & \text{if } C(i) \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

通过以上编码方式,共形成 2000 位的虹膜特征码。

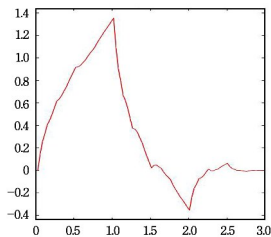
#### 4 虹膜特征的分类与匹配

虹膜特征的分类与匹配是计算当前虹膜特征码和虹膜模板库内虹膜编码的相似度,并由相似度值的大小决定两个特征码是否来自于同一虹膜,从而对虹膜图像进行分类。最常用也是应用最广泛的分类器是海明距离(Hamming Distance)<sup>[19]</sup>。比较取的虹膜特征码  $X$  与数据库中的虹膜模板特征编码  $\bar{X}$  是否一致,将异或操作产生的不一致的编码位数占总模板位数  $N$  的比例作为海明距离,距离越小则表示两类虹膜模式越相似。

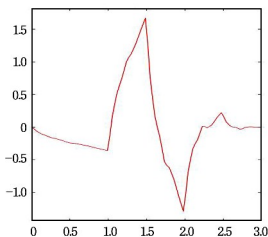
$$HD(X, \bar{X}) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X \oplus \bar{X} \quad (5)$$

#### 5 仿真实验

实验平台采用 MATLAB R2019a 版本,虹膜图像来自于中科院 CASIA(V 1.0)版本<sup>[20]</sup>虹膜数据库,数据库包含 108 类人眼虹膜图像,每类包括 6 幅人眼虹膜图像。分解小波基选择 sym2 小波,其尺度函数和小波函数如图 18 所示。



(a) W0-phi function



(b) W1-phi function

图 18 sym2 小波函数

Fig. 18 Sym2 wavelet function

在认证模式下,从每类人眼虹膜图像中选取一幅并提取特征作为模板,与同类其他虹膜特征比对,共产生  $108 \times 6 = 648$  个同类海明距离。在识别模式下,从每类人眼虹膜图像中选取一幅并提取特征作为模板,与其他 107 类不同类虹膜特征比对,共产生  $50 \times 107 = 5350$  个不同类海明距离。如图 19 所示,同类和不同类海明距离分布曲线间距较大,重叠

部分很少,有较明显的区分模式。同类海明距离分布的均值  $\mu_{\text{same}} = 0.760$ ,标准差  $\sigma_{\text{same}} = 0.087$ 。不同类海明距离分布的均值  $\mu_{\text{diff}} = 0.560$ ,标准差  $\sigma_{\text{diff}} = 0.032$ 。同类虹膜特征海明距离方差较大的原因主要是比对次数较少,下一步应采集等多同类虹膜图像进行实验。

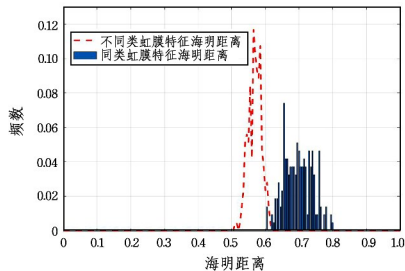


图 19 虹膜特征的海明距离分布

Fig. 19 Hamming distance of iris feature

在认证模式下,所提出的虹膜识别算法的性能用 ROC 曲线来评价,ROC 曲线整体离原点越近则虹膜识别算法的总体性能越高。图 20 给出了本算法与经典虹膜识别算法的 ROC 曲线。图中 FAR(False Accept Rate)为错误接受率,定义为系统将不属同类的虹膜模式误匹配为同一类的比例;FRR(False Reject Rate)为错误拒绝率,定义为系统将属同类的虹膜模式误匹配为不同类的比例。可以看出,提出的算法在整体性能上优于 Lim 和 Boles 算法,仅次于 Daugman 的算法。

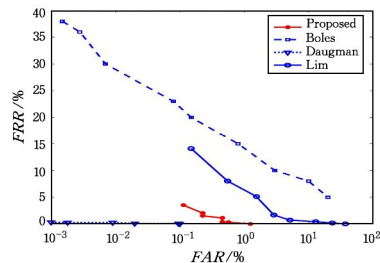


图 20 不同算法 ROC 曲线的比较

Fig. 20 Comparison of ROC curves of different algorithms

在识别模式下,将本文提出的虹膜识别算法与经典虹膜识别算法的正确识别率(CRR, Correct Recognition Rate)进行比较,如表 1 所列。可以看出,提出的虹膜识别算法识别率高于 Boles 和 Lim 的算法,稍低于 Daugman 的算法。

表 1 不同算法的 CRR

Table 1 CRR of different algorithms

算法	CRR/%
Daugman	98.7
Boles	95.6
Lim	97.4
Proposed	98.5

**结束语** 本文提出一种基于小波包多尺度分解的虹膜识别方法,将分割出的有效虹膜区域利用小波包进行分解,提取分解后第二层的对角高频信息为虹膜特征,分析对角高频信息值的分布并阈值化为便于识别的虹膜特征编码,再采用海明距离对特征进行识别。实验结果表明,提取的虹膜特征具有较好的分类性能,ROC 曲线显示提出算法的整体性能优于 Lim 和 Boles 算法,仅次于 Daugman 的算法。提出算法的 CRR 达到 98.5%,稍低于 Daugman 的算法,但高于 Boles 和 Lim 的算法。

## 参 考 文 献

- [1] TIAN Q C, ZHANG R S. Overview of biometric recognition technology [J]. Computer Application Research, 2010, 26(12): 4401-4410.
- [2] DAUGMAN J. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148-1161.
- [3] WILDES R, ASMUTH J C. A system for automated iris recognition[C]// Proceedings of the 2nd IEEE Workshop on Applicant Computer Vision. Sarasota, FL USA, 1994: 121-128.
- [4] HE F, HAN Y, WANG H, et al. Deep learning architecture for iris recognition based on optimal Gabor filters and belief network[J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(2): 023005.
- [5] YANG X, ZHU X D, LIU Y N, et al. Iris recognition method based on block wavelet feature combined with BP neural network [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(18): 132-139.
- [6] ZHENG Y P, LI G Y, LI Y. A review of research on the application of deep learning in image recognition[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12): 20-36.
- [7] LIMS S, LEE K, BYEON O, et al. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier[J]. ETRI Journal, 2001, 23(2): 61-70.
- [8] 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.
- [9] BAIY C. Research on iris recognition method of visible light mobile terminal [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2019.
- [10] KANG B J, PARK K R. A robust eyelash detection based on iris focus assessment [J]. Pattern Recognition, 2007, 28(13): 1630-1639.
- [11] DAUGMAN J. Statistical richness of visual phase information: Update on recognizing persons by iris patterns[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(1): 25-38.
- [12] MA L, TAN T, WANG Y, et al. Personal Recognition Based on Iris Texture Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1519-1533.
- [13] MASEK L. Recognition of human iris patterns for biometric identification[R]. Technical Report, School of Computer Science and Software Engineering, University of Western Australia, 2003.
- [14] YANG J G. Wavelet analysis and its engineering application [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2009.
- [15] SUNG H, LIM J, PARK J. Iris Recognition Using Collarett Boundary Localization[C]// Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington, DC, USA 2004: 857-860.
- [16] FU H Z, XU Y W, LIN S, et al. Angle-Closure Detection in Anterior Segment OCT Based on Multilevel DeepNetwork [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(7).
- [17] LIU S, LIU Y N, ZHU X D, et al. Iris double recognition based on modified evolutionary neural network[J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(6): 063023.
- [18] TIAN Q C. Principle and Algorithm of Iris Recognition [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.
- [19] JIANG H, MENG D T. Iris recognition based on CS-LBP and adaptive neural network[J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition), 2018, 50(3): 58-64.
- [20] Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. CASIA iris image database [EB/OL]. (2007-12-23). <http://www.cbsr.ia.ac.cn/English/Irisdatabase.asp>.



**ZHOU Jun**, born in 1981, doctoral candidate, senior engineer, is a member of China Computer Federation. His main research interests include signal processing and artificial intelligence.