

文章编号:1001-9081(2009)08-2095-03

结合小波变换和 Log-Gabor 滤波的虹膜识别方法

周治平,吴会军

(江南大学 通信与控制工程学院,江苏 无锡 214122)

(zpz@jiangnan.edu.cn)

摘要:提出了一种将小波变换和 Log-Gabor 滤波结合起来进行虹膜识别的方法:小波分解后的低频子带包含了虹膜图像的主要信息,而 Log-Gabor 滤波能有效提取图像的纹理信息。将归一化的虹膜图像进行两层小波分解,再取其低频子带进行 Log-Gabor 滤波并量化生成虹膜模板,采用汉明距进行快速分类。实验结果验证了本算法具有很好的识别率和等错率。

关键词:虹膜识别;小波变换;Log-Gabor 滤波器;汉明距

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:**A

Iris recognition algorithm combining wavelet transform and Log-Gabor filter

ZHOU Zhi-ping, WU Hui-jun

(School of Communication and Control Engineering, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

Abstract: An algorithm combining wavelet transform and Log-Gabor filter was presented for iris recognition. The low frequency sub-image of the wavelet transform contains the primary information of the iris, and the Log-Gabor filter can effectively extract the iris texture information. The combination of these two approaches is an effective way to extract iris texture. This algorithm firstly decomposed the normalized image by the wavelet transform, then the low frequency sub-image was filtered by Log-Gabor to generate the iris code, finally Hamming distance was used to classify the iris images. The experimental results show the algorithm is superior in terms of recognition rate and equal error rate.

Key words: iris recognition; wavelet transform; Log-Gabor filter; Hamming distance

0 引言

生物识别技术是指通过人类生物特征进行身份认证的一种技术,比传统的身份鉴定方法更为安全、保密和方便。各种生物识别技术中,虹膜识别由于其唯一性、稳定性、可采集和非侵犯性等突出优点,在过去的十多年里得到了广泛的研究。Daugman^[1]于1993年提出利用2D-Gabor滤波器的虹膜纹理相位编码算法,1997年Wildes等人^[2]提出的基于拉普拉斯金字塔的图像登记技术的方法,Boles等人^[3]于1998年提出利用一维小波过零检测虹膜特征的编码方法。随后Lim等人^[4]采用小波变换的方法来提取虹膜特征,使用神经网络来进行分类,获得了比较理想的识别效果;王蕴红等人^[5]提出了基于多通道Gabor滤波器的二维纹理分析方法;马力等人^[6]提出了圆对称滤波器提取局部虹膜特征信息的方法,也都取得了不错的识别效果。2003年Masek^[7]采用了1D Log-Gabor滤波的纹理分析方法,它是对Gabor滤波方法的一种改进。由于小波分析是一种多尺度分析,能从低分辨率到高分辨率对图像加以分析,既能显示过程变化的全貌又能剖析局部变化特征,很适合于图像的纹理分析,因此继Lim之后小波分析的方法也得到了众多的研究。

近年来,有部分研究人员采用不同虹膜特征的联合来进行识别,如Zhang等人^[8]通过使用Log-Gabor滤波来得到全局特征及局部特征的联合来进行识别;而Park等人^[9]首先对虹膜图像通过方向滤波器进行滤波,对滤波结果用不同方法来提取出两种特征,分别计算匹配度,然后采用加权求和来进行

分类;Kumar等人^[10]综合考虑了四种典型的特征提取方法,对提取出的特征进行两两组合,运用不同的融合方式进行识别和比较,得出使用Log-Gabor+Haar小波的组合和加权求和的融合规则进行识别有最好的识别效果。

这些方法主要是对特征进行联合或融合,很少考虑提取阶段的联合。本文将着重考虑在特征提取阶段,将小波和Gabor滤波结合来进行特征的提取。

1 虹膜图像预处理

基于虹膜的身份鉴别系统主要由四个部分构成:虹膜图像获取、图像预处理、虹膜特征提取、匹配与识别。虹膜的预处理是为了分离出虹膜,并归一化到相同大小的图像,便于识别。本文采用了文献[7]的方法来对原始虹膜图像进行预处理,归一化结果如图1。

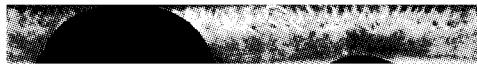


图1 虹膜归一化图

当前算法中,虹膜的归一化图像分辨率有多种,一般来讲,分辨率越高保留的虹膜越全面,但过高的分辨率会导致冗余信息量的增加,除了影响识别的速度外,甚至会影响到识别的效果,而太低的分辨率会使虹膜的信息表达得不完整。对CASIA虹膜数据库,当前虹膜识别中归一化图像以 64×512 分辨率较为常见,因为CASIA库中虹膜外圆半径集中在100个像素附近。虹膜靠近外边界部分选择512个像素点确能很好地复现虹膜的信息,不过对虹膜内圆附近部分,归一化中的插值运算

收稿日期:2009-02-09;修回日期:2009-04-02。

作者简介:周治平(1962-),男,江苏无锡人,副教授,博士,主要研究方向:信息安全、模式识别、图像与信号处理; 吴会军(1979-),男,湖北天门人,硕士研究生,主要研究方向:信息安全、模式识别。

则会产生一定的冗余信息。同时,虹膜本身的像素之间也有一定的相关性,即信息冗余,因此,综合考虑系统实时性识别率等指标,选择 32×256 的分辨率能使系统性能更佳。

2 虹膜特征提取及分类

2.1 图像的多尺度分解

小波变换是一种多分辨率分析的方法,图像的一层小波分解将产生四个子带图像,包括低频子带 LL1、水平细节子带 HL1、垂直细节子带 LH1 和对角细节子带 HH1。进一步的分解是对小波低频子带 LL1 进行。Lim 的方法是对虹膜归一化图像进行 4 层小波分解,然后对第 4 层 HH4 子带系数进行量化,正值取为“1”负值为“0”,形成虹膜码本;文献[11]对虹膜中频带的小波系数选取多个阈值进行量化,生成双位二进制码;而 Jain 等人^[12]对各子带分块提取均值、方差等统计信息作为量化的方法。这几类特征提取方法都是对小波子带系数进行比较简单的处理,提取出的特征显得粗糙,对虹膜纹理的信息表达得不够。小波变换后的各个子带本身可以看成一幅新的图像,对于低频子带图像,既包含有全局特征,也包含有丰富的细节信息,将其看作一幅新的归一化眼图进行特征提取,由于其分辨率较低,却保存有原图大量的特征信息,采用一些传统的方法能得到很好的效果。提取虹膜纹理信息一般采用较多的方法是 2D-Gabor 滤波方法。Gabor 滤波具备良好的多通道和多分辨率特性,在纹理分析中得到了广泛的应用,但 Gabor 滤波器并不是严格意义上的带通滤波器,当带宽大于一倍频时,其偶对称滤波会产生非直流分量,从而使 Gabor 滤波的带宽限制在一倍频。比较而言,Log-Gabor 除了具备 Gabor 滤波的优点外,同时还没有直流分量,是严格的带通滤波器,其传递函数的设计在高端弥补了 Gabor 滤波器对高频频量表达不足的缺点,能更有效地提取虹膜信息。虹膜纹理信息主要是相位信息,即对应归一化图像的行方向的信息,为了减少计算复杂度,采用 1D Log-Gabor 滤波器对行进行分析,即能很好地完成特征提取的任务。

在小波基的选择上,目前已有很多种小波基函数得到了应用,Haar 函数是一种基本的正交小波函数,实现简单,收敛均匀而迅速,其变换特性与图像中的边界或线条的特性十分相近,因此适合于用来分析虹膜纹理的变化信息。文献[13]对多种小波基函数的虹膜识别性能进行了比较,也得出 Haar 小波的识别率是最高的,因此本文也选择 Haar 小波来进行虹膜的特征提取。虹膜特征信息主要集中在中频段,Lim 算法把虹膜进行了四层分解后提取特征,由于四层分解的小波特征包含的虹膜特征有限,取第二层或第三层分解的子带信息能更好地表达虹膜纹理特征。考虑到特征位过少将会给系统的识别率带来影响,降低其适用性,因此本文对 32×256 的归一化图像采用 Haar 小波进行两层分解,然后对其低频子带图像用 1D Log-Gabor 滤波,进一步分解以提取虹膜特征。

2.2 Log-Gabor 滤波

Log-Gabor 滤波器是 Field 于 1987 年提出的,其频域上的表达式为:

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\beta/f_0))^2}\right) \quad (1)$$

这里, f_0 代表中心频率, β/f_0 为常数以保证滤波器的形状不改变。滤波器参数的选择对系统的识别效果有很大的影响,判断不同组参数分类效果的好坏可由类内距和类间距的差别来进行,因此定义区分性指标:

$$d = \frac{|\mu_a - \mu_e|}{\sqrt{\frac{(\sigma_e^2 + \sigma_a^2)}{2}}} \quad (2)$$

其中 μ_a, σ_a 表示类内分布的均值和方差, μ_e, σ_e 表示类间分布的均值和方差。 d 反映了类内和类间分布的可区分性, d 越大表示类内距和类间距分离的越远,可区分性越好,对应的识别效果也越好,从而可确定出最优的滤波器参数值。

2.3 特征编码及识别

人眼虹膜的纹理信息主要在虹膜圆周上,对应归一化的图像的行方向信息,表现为相位信息。将子带 LL2 中每一行都看作一维信号,分别与 1D Log-Gabor 滤波器进行卷积,对所得的结果进行量化编码。具体计算时先将每一行变换到频率与 1D Log-Gabor 相乘,然后再进行反变换得到:

$$\begin{aligned} h_{|\text{Re}, \text{Im}|} &= \text{sgn}_{|\text{Re}, \text{Im}|} \text{ifft}(G(f) * \text{fft}((LL2(r)))) ; \\ r &= 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (3)$$

其中 Re, Im 表示分别取运算后的实部和虚部, fft 为离散傅里叶变换, ifft 为离散傅里叶反变换, $*$ 表示向量相乘, $LL2(r)$ 为子带 LL2 的第 r 行, N 为子带图像的行数。对于滤波器的输出用式(4)进行量化:

$$\begin{aligned} h_{\text{Re}} &= \begin{cases} 1, & \text{Re ifft}(G(f) * \text{fft}((LL2(r)))) \geq 0 \\ 0, & \text{Re ifft}(G(f) * \text{fft}((LL2(r)))) < 0 \end{cases} \\ h_{\text{Im}} &= \begin{cases} 1, & \text{Im ifft}(G(f) * \text{fft}((LL2(r)))) \geq 0 \\ 0, & \text{Im ifft}(G(f) * \text{fft}((LL2(r)))) < 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

最终形成 8×128 位的二进制的虹膜模板 $codeA$ 。在小波变换后图像中的眼皮、眼脸等噪声信息对应为变换后的零值,这部分零值在计算时是需要屏蔽的,为此需进行对应量化及扩展处理,生成屏蔽模板 $maskA$ 。首先进行量化,即 LL2 子带中非零值取为“1”,零值不变:

$$noiseA(i, j) = \begin{cases} 1, & LL2(i, j) \neq 0 \\ 0, & LL2(i, j) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

然后根据式(6)完成扩展:

$$maskA(i, 2j-1) = maskA(i, 2j) = noiseA(i, j) \quad (6)$$

对于二进制的模板,计算两模板间的汉明距是一个简洁有效的分类方法,且识别运算速度也快。汉明距计算公式如下:

$$HD = \frac{\sum ((codeA \oplus codeB) \cap maskA \cap maskB)}{\sum (maskA \cap maskB)} \quad (7)$$

其中 \oplus 表示按位异或, \cap 表示位与操作。

3 实验及分析

本文对 CASIA 虹膜数据库中 1.0 版本的图像进行实验分析。在虹膜预处理阶段,虹膜的正确分离率为 83%。选择每类中超过 3 幅眼图均正确分离的图像作为实验对象,其中前 3 幅图用来训练,其余图像用来测试。因为 CASIA 库 1.0 版中的图片是分两个阶段获取的,其中前一阶段获取 3 幅眼图,后一阶段获取了 4 幅眼图而形成图库,本文这样组织实验样本与当前广泛接受的生物特征识别算法测试标准是一致的,即采用不同阶段采集的样本来评估算法和系统。测试时,对一未知眼图,依次与每类中的三幅眼图比较计算出汉明距,取其中最小汉明距离作为与该类眼图的最终匹配结果。

3.1 Log-Gabor 滤波器参数选择

由 Masek 的分析可知,多组滤波器并不能得到更好的分类效果,一个滤波器已经能够很好地表达虹膜的特征,生成一

个紧凑的虹膜模板。因此,需要确定的参数为 β/f_0 和 f_0 。对于不同的参数值,得出区分性指标 d 的趋势如图 2 所示。

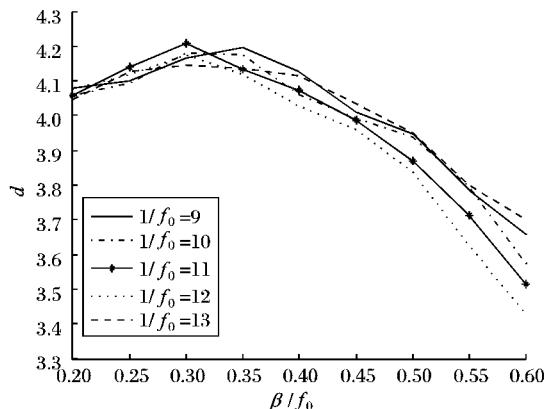


图 2 不同参数组合的区分性指标分布

由图 2 可知,对于某一中心频率, β/f_0 在 $0.3 \sim 0.35$ 附近 d 达到最大值,往两边延伸时,均为下降趋势,故 β/f_0 在 $0.3 \sim 0.35$ 附近时,系统有最好的区分效果。实验结果显示 $f_0 = 1/11$, $\beta/f_0 = 0.3$ 时区分性指标达到最大值为 $d = 4.2071$, 其对应的类内和类间分布如图 3 所示。

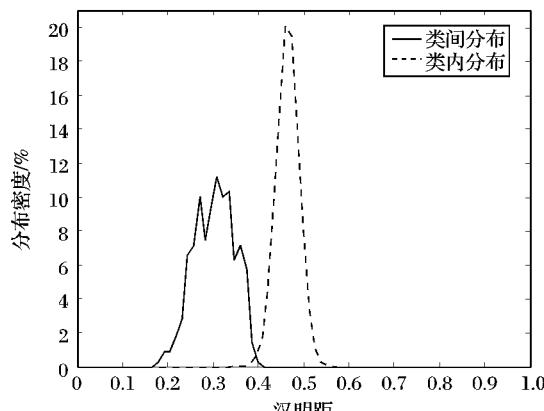


图 3 类内和类间距分布

图 4 为其对应的错误接受率(FAR)和错误拒绝率(FRR)曲线,曲线交点处阈值为 $Th = 0.3952$, 等错率 EER = 0.74%。

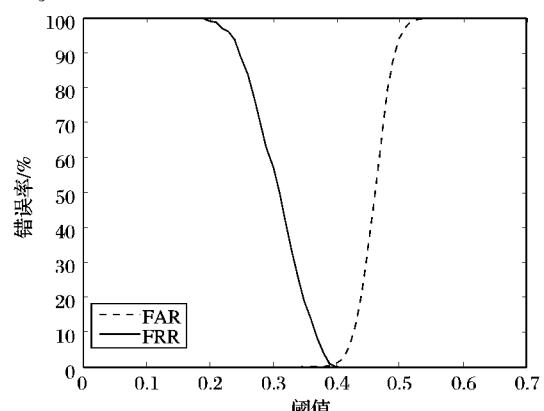


图 4 FAR 和 FRR 曲线

3.2 与已有算法的比较

由表 1 可知,本文提出的算法,与用单纯的小波变换来提取特征进行分类识别相比,其识别性能有比较明显的提高。而 Masek 的方法虽然得到了很好的识别效果,但模板长度比较长;同时为了补偿旋转的影响,其采用的是对模板左右移位

再进行匹配的方法,对 CASIA 虹膜库,左右各移 1~8 位分别进行比较才能得到好的识别效果,这大大增加的系统的计算消耗。而本文取前三幅图像构成 3 个模板来补偿旋转,降低了计算的复杂度,也取得了较好的识别效果。当取更多的图像形成模板时,识别率和等错率也能得到进一步的提升。

表 1 算法对比

方法	识别率/%	EER/%	模板长度/b
Lim 算法	98.4	2.7	87
Masek 算法	99.8	0.18	19 200
本文算法	99.3	0.74	2 048

4 结语

本文在图像小波变换的基础上,再进行 Log-Gabor 滤波来提取虹膜纹理信息,有效地结合了小波图像处理和 Log-Gabor 滤波器的优点,是对采用小波变换进行虹膜识别方法的一种有效的改进,实验结果也显示了本算法是有效的。

参考文献:

- [1] DAUGMAN J C. High confidence visual recognition of person by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148~1161.
- [2] WILDES R P. Automated iris recognition: An emerging biometric technology[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1348~1363.
- [3] BOLES 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.
- [4] LIM 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.
- [5] 王蕴红, 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.
- [6] MA LI, WANG YUNHONG, TAN TIENIU. Iris recognition using circular symmetric filters[C]// Proceedings of the Sixteenth International Conference on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2002, 2: 414~417.
- [7] MASEK L. Recognition of human iris patterns for biometric identification[EB/OL]. [2009-02-01]. <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/studentprojects/libor/>.
- [8] ZHANG PENGFEI, LI DESHENG, WANG QI. A novel iris recognition method based on feature fusion[C]// Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Shanghai: IEEE, 2004, 6: 3661~3665.
- [9] PARK C-H, LEE H-J. Extracting and combining multimodal directional iris features[C]// International Conference on Biometrics, LNCS 3832. Berlin: Springer, 2006: 389~396.
- [10] KUMAR A, PASSI A. Comparison and combination of iris matchers for reliable personal identification[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 1~7.
- [11] 明星, 刘元宁, 朱晓冬, 等. 基于平移不变预处理的小波变换的虹膜识别算法[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(7): 1186~1193.
- [12] JAIN J, RYOUNG P K, SONG JINBO, et al. A study on multi-unit iris recognition[C]// Proceedings of 8th Control, Automation, Robotics and Vision Conference, ICARCV 2004. Kunming: IEEE, 2004, 2: 1244~1249.
- [13] ELSHERIEF S M, ALLAM M E, FAKHR MW. Biometric personal identification based on iris recognition[C]// The 2006 International Conference on Computer Engineering and Systems. [S. l.]: IEEE, 2006: 208~213.