

一种 Log-Gabor 滤波结合特征融合的虹膜识别方法

王风华, 韩九强

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 提出了一种 Log-Gabor 滤波器结合特征融合的虹膜识别方法. 该方法利用多尺度多方向二维 Log-Gabor 滤波器构成的多通道滤波器提取虹膜纹理特征, 在特征层利用幅值信息对同尺度下多方向的 Log-Gabor 特征进行融合, 以压缩冗余信息及去除非有效特征, 然后对融合后的特征进行相位编码, 并运用加权海明距离进行匹配, 匹配时借助噪声屏蔽码去除眼睑遮挡干扰. 提出了一种虹膜图像质量评价方法, 可有效鉴别不适于识别的低质量虹膜图像. 与传统的 Gabor 方法相比, 新识别方法能得到更小的等错误率和相同错误接收率下更小的错误拒绝率, 同时又将虹膜特征码的大小压缩为传统方法的 $1/2$, 可提高匹配速度及节约存储空间. 在 CASIA 和 UBIRIS 虹膜库的测试结果表明, 与传统 Gabor 方法相比, 该方法在错误接受率为 0.01% 和 0.1% 时的错误拒绝率分别降低了 0.57% 和 0.36% , 等错误率降低了 0.25% , 特征码长度为 128 B, 减少了 50% .

关键词: 虹膜识别; 纹理特征; 加权海明距离; 图像质量

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)08-0889-05

Iris Recognition Method Using Log-Gabor Filtering and Feature Fusion

Wang Fenghua, Han Jiuqiang

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An iris recognition method is developed based on Log-Gabor filtering and feature fusion. Multichannel 2D Log-Gabor filters are employed to extract the iris features. To reduce redundancy of the Log-Gabor features, multiple Log-Gabor features in the same scale with different orientations are combined by using the magnitude information, and the fusion features are encoded based on the phase information. The similarity of two iris codes is measured by their weighted Hamming distance. The noise mask codes are adopted to reduce the interference of eyelids occlusion. In addition, a method for iris image quality assessment is presented, which can discriminate the images that are unsuitable for recognition. The approach can achieve lower equal error rate and lower false rejection rate under same false acceptance rate, and the size of the iris codes is only a half of the traditional approach. The experimental results show that the false rejection rates at the false acceptance rates of 0.01% and 0.1% are respectively decreased by 0.57% and 0.36% , the equal error rate is decreased by 0.25% , and the size of iris codes is decreased by 50% , compared to the results of the traditional Gabor approach.

Keywords: iris recognition; texture feature; weighted Hamming distance; image quality

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身份进行验证和识别的技术, 其中虹膜识别由于具有高可靠性、稳定性和非侵犯性等优点,

已成为生物特征识别领域的一个研究热点.

目前已提出的虹膜识别方法主要有相位编码方法^[1]、基于拉普拉斯金字塔的图像匹配方法^[2]、基

于小波过零点描述的方法^[3]、二维纹理分析方法^[4]、基于多通道 Gabor 滤波器的方法^[5-6]等。其中,相位编码方法、二维纹理分析方法及多通道 Gabor 方法主要利用 Gabor 滤波器提取虹膜特征,然后从纹理分析的角度进行识别,但由于 Gabor 滤波器存在直流分量(DC),最大带宽被限制在 1 倍频^[7],因而影响了纹理特征的提取效果。如何克服因 Gabor 滤波器的局限带来的不足,是提取虹膜特征时面临解决的一个问题。此外,特征码大小直接影响系统速度,如何得到更小的特征码,也是研究中的一个关键问题。针对这两个问题,本文提出了 Log-Gabor 滤波结合特征融合的虹膜识别方法,取得了良好的效果。

Log-Gabor 滤波器不受带宽限制^[7],因此本文利用多通道 2D Log-Gabor 滤波器提取纹理特征。在对特征编码时,本文未采用传统方法^[1]进行编码,而是先利用幅值信息对多通道 Log-Gabor 特征进行融合,然后仅对融合后的特征相位编码,这样可在不影响识别性能的前提下,压缩特征码大小。

1 虹膜识别系统框架

自动虹膜识别系统主要包含两大模块:虹膜图像获取装置和虹膜识别算法。虹膜图像的获取是虹膜识别的第一步,而识别算法是虹膜识别系统的核心。虹膜识别算法主要包括图像前期处理、特征提取、编码和匹配 4 个过程。图像前期处理又包括虹膜预处理和图像质量评估。图 1 为虹膜识别系统的示意图。

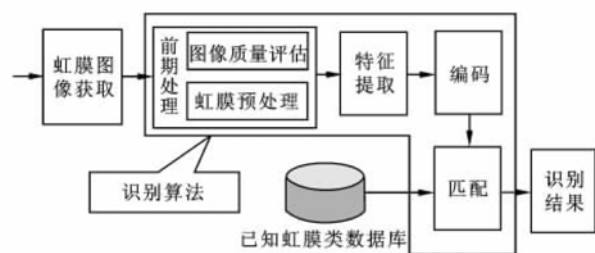


图 1 虹膜识别系统示意图

2 虹膜预处理

虹膜预处理主要包括内外边缘定位、眼睑定位、归一化、噪声屏蔽模板生成及对比度增强等,图 2 所示为虹膜预处理各阶段的结果。

2.1 虹膜内外边缘定位

虹膜内外边缘定位采用由粗到精的定位方法,

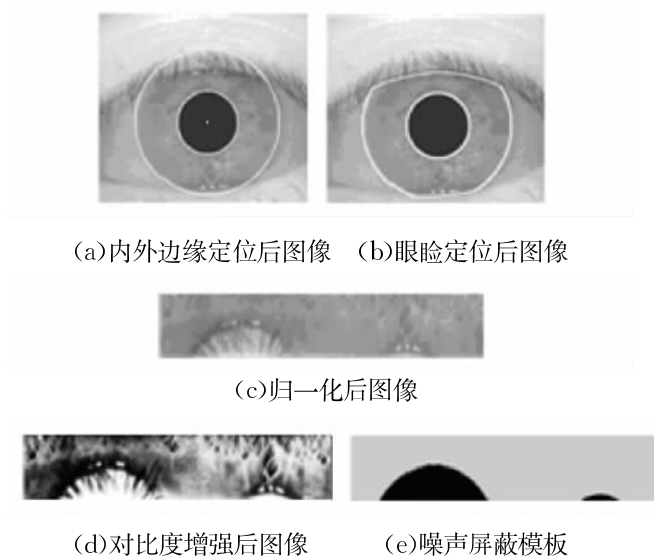


图 2 虹膜图像预处理结果

首先进行虹膜内边缘圆心和半径的粗定位,然后再对内外边缘进行精确定位。

内边缘粗定位可以将内外边缘的搜索范围限制在一个较小范围内,大大节省总的定位时间。内边缘粗定位的参数确定后,再利用圆检测算子^[1]进行内外边缘的精确定位

$$e = \max_{r, x_0, y_0} \left| G_\sigma(r) \otimes \frac{\partial}{\partial r} \int_{r, x_0, y_0} \frac{I(x, y)}{\alpha r} ds \right| \quad (1)$$

式中: $G_\sigma(r)$ 为高斯滤波器; $\otimes$ 表示卷积; (x_0, y_0) 为圆心,在粗定位圆心周围很小范围内变化; r 为半径,在粗定位半径确定后, r 的搜索范围也大大减小; α 为被积分圆弧的弧度,外边缘常受眼睑遮挡,定位外边缘时积分弧度范围调整为 $(-\pi/4, \pi/4)$ 和 $(3\pi/4, 5\pi/4)$; $I(x, y)$ 为虹膜图像。

2.2 眼睑定位

采集到的虹膜往往受一定程度的眼睑遮挡,为准确提取虹膜信息,排除眼睑遮挡干扰,需要进行眼睑定位,眼睑可以用二次曲线近似描述。

2.3 虹膜归一化

不同虹膜大小不一,即使同一虹膜在不同采集条件下也不尽相同,为消除这种差异,需进行归一化处理,将虹膜内外边缘之间的区域展成统一尺寸。

2.4 对比度增强

采集到的虹膜图像由于受采集设备、环境等因素的影响往往具有较低的对比度,本文采用直方图均衡化的方法对归一化后的虹膜图像进行增强。

2.5 噪声屏蔽模板生成

归一化后的矩形虹膜图像包含噪声信息(主要由眼睑遮挡引起)。为避免噪声干扰,需对噪声进行

标记,生成一个噪声屏蔽模板.该模板与归一化虹膜大小相同,且一一对应,模板将虹膜信息标记为 1,噪声信息标记为 0.图 2e 所示为噪声屏蔽模板,颜色较深部分对应遮挡引起的噪声.匹配时通过引入噪声屏蔽码(由噪声屏蔽模板生成)去除噪声干扰.

3 虹膜图像质量评价

虹膜图像在采集中会出现低质量图像,主要表现为清晰度不够、闭眼及遮挡面积过大等.性能可靠的虹膜识别系统应该能够对不适于识别的低质量图像进行鉴别.本文首先在定位前对清晰度进行评价,然后在预处理中对遮挡程度进行评价.

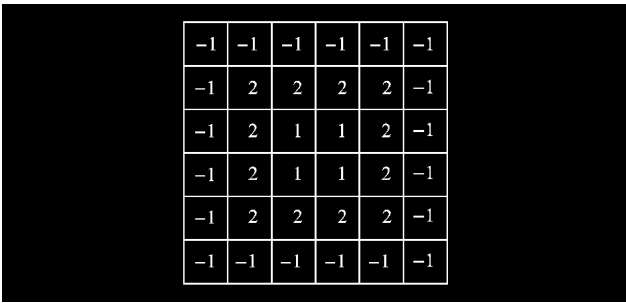
3.1 虹膜图像清晰度评价

对焦不准确、光照太强或太暗都会影响虹膜图像的清晰度.文献[1]通过计算图像傅里叶变化的高频能量来评价其清晰度,高频能量通过一个 8×8 算子来提取.本文提出了一个 6×6 的高频能量提取算子(如图 3 所示),相比 8×8 算子,可取得相同效果,但计算速度更快.本文高频能量的计算公式为

$$c = \frac{A}{MN} \sum_x \sum_y H_{6 \times 6} \otimes I(x, y) \quad (2)$$

式中: $I(x, y)$ 为虹膜图像; MN 为图像大小; $H_{6 \times 6}$ 为高频提取算子; A 为常量.

利用式(2)计算得到的清晰图像和模糊图像的高频能量值有明显差别,因此可通过设定一阈值 t_c 进行清晰度的区分.



-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	2	2	2	2	-1
-1	2	1	1	2	-1
-1	2	1	1	2	-1
-1	2	2	2	2	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1

图 3 高频能量提取算子

3.2 遮挡程度评价

遮挡造成的低质量虹膜图像有两种情况:完全遮挡(闭眼)和非完全遮挡(遮挡面积较大).本文采用两步鉴别法.

第一步鉴别是在内外边缘定位时,对式(1)的迭代结果进行判断.在图像无虹膜(即闭眼)或严重遮挡情况下,式(1)结果远小于正常情况的值.设内外边缘定位时式(1)结果分别为 d_i 和 d_o , t_i 和 t_o 为设定的判别阈值,如果 $d_i < t_i$ 或 $d_o < t_o$,则认为图像中

无虹膜(闭眼)或严重遮挡,但仍有部分遮挡面积较大的情况可通过第一步鉴别.第二步鉴别是在求得噪声屏蔽模板后,计算模板中噪声信息的面积比,若面积比大于 $2/5$,则认为遮挡面积过大.

4 虹膜特征提取、融合及编码

通过多通道二维 Log-Gabor 提取虹膜纹理特征,并利用幅值信息对同尺度下不同方向的 Log-Gabor 特征进行融合,最后对融合的后特征进行相位编码.

4.1 二维 Log-Gabor 滤波器

提取虹膜纹理特征时常用到的 Gabor 滤波器并非严格意义上的带通滤波器,当带宽大于 1 倍频时,其偶对称滤波器产生非零直流分量,而 Field^[7]提出的 Log-Gabor 滤波器是在对数频率尺度上传递函数为高斯函数的滤波器,除具备 Gabor 滤波器的多通道及多分辨率等优点外还具备两个主要特点:一是无直流分量,带宽可不受限制;二是传递函数在高频端有一个延长的尾巴,弥补了 Gabor 滤波器过度表达低频分量而对高频分量表达不足的缺点,因此 Log-Gabor 滤波器能更加真实地反映自然纹理图像的频率响应.

图 4 和图 5 分别为利用二维 Gabor 和二维 Log-Gabor 偶对称滤波器(两者选取相同方向、尺度和中心频率)对归一化虹膜(见图 2c)滤波后的相位特征效果图,比较可见,二维 Log-Gabor 滤波器在表达高频分量方面具有优势.

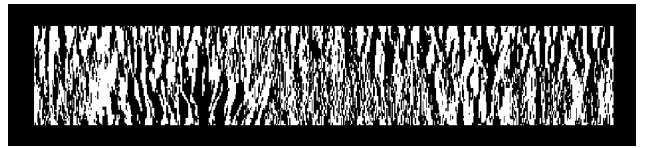


图 4 二维 Gabor 滤波器提取的特征效果图



图 5 二维 Log-Gabor 滤波器提取的特征效果图

在极坐标下,频域的二维 Log-Gabor 函数为

$$H(f, \theta) = \exp \left\{ \frac{-[\ln(f/f_0)]^2}{2[\ln(\sigma_f/f_0)]^2} \right\} \exp \left\{ \frac{-(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2} \right\} \quad (3)$$

式中: f_0 为中心频率; θ_0 为滤波器的方向; σ_f 用于确定径向带宽, $B_f = 2(2/\ln 2)^{1/2} |\ln(\sigma_f/f_0)|$; σ_θ 确定方向带宽, $B_\theta = 2\sigma_\theta(2/\ln 2)^{1/2}$.

4.2 特征提取

从频域分析,二维 Log-Gabor 滤波器是一个特定方向的带通滤波器,一个滤波器只能覆盖一定频率和方向,称为一个通道.和 Gabor 滤波器相比,一个通道的 Log-Gabor 滤波器覆盖的频率范围可以更大.本文选取 n_1 个频率尺度,每个尺度选取 n_2 个方向,构造了一族不同频率尺度和方向的多通道 Log-Gabor 滤波器,利用式(4)提取虹膜的纹理特征

$$F_{kj}(x, y) = H_{kj} \otimes I(x, y) \quad (4)$$

式中: $I(x, y)$ 为预处理后的虹膜图像; H_{kj} 为 Log-Gabor 滤波器; k 为尺度序号, $k=1, \dots, n_1$; j 为方向序号, $j=1, \dots, n_2$.

本文采用分块计算并编码的方法,将 $I(x, y)$ 分成若干个 $M \times M$ 的子块,并与滤波器模板大小相同,采用下式计算每个子块的结果

$$F_{kj}(m, n) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M I\left(m+x-\frac{M}{2}, n+y-\frac{M}{2}\right) H_{kj}(x, y) \quad (5)$$

式中: (m, n) 为每个子块的中心坐标.

4.3 特征融合及编码

对于利用多通道 Log-Gabor 滤波器提取的特征 F_{kj} , 主要包含幅值信息 M_{kj} 和相位信息 P_{kj}

$$M_{kj}(x, y) = [F_{kj}(x, y) \overline{F_{kj}(x, y)}]^{1/2} \quad (6)$$

$$P_{kj}(x, y) = \arctan\left(\frac{i \overline{F_{kj}(x, y)} - F_{kj}(x, y)}{\overline{F_{kj}(x, y)} + F_{kj}(x, y)}\right) \quad (7)$$

式中: $\overline{(\cdot)}$ 表示共轭复数.

图像纹理信息特征主要由相位信息决定,而幅值信息则表示了纹理变化的强弱,利用同频率尺度不同方向的滤波器对虹膜处理后,得到的是纹理在这一尺度下延不同方向变化的特征描述.本文采用下面的融合规则并编码:对同尺度下的所有 n_2 个方向的 Log-Gabor 特征进行比较,选取幅值较大的 $n_2/2$ 个作为最有效特征,然后利用相位信息编码,对每个特征的相位信息用两位二进制码(h_r, h_i)表示, h_r 和 h_i 分别称为实部码和虚部码.实现如下

在 k 尺度下,幅值最大的方向序号为

$$s = \arg \max_j [M_{kj}(x, y)] \quad (8)$$

编码公式

$$(h_r, h_i) = (1, 1), 0 \leq P_{ks}(x, y) < \pi/2 \quad (9)$$

$$(h_r, h_i) = (0, 1), \pi/2 \leq P_{ks}(x, y) < \pi \quad (10)$$

$$(h_r, h_i) = (0, 0), \pi \leq P_{ks}(x, y) < 3\pi/2 \quad (11)$$

$$(h_r, h_i) = (1, 0), 3\pi/2 \leq P_{ks}(x, y) < 2\pi \quad (12)$$

对幅值最大的一个特征完成相位编码后,排除该特征,再对剩下的其他方向的特征重复上面的过程,直到完成幅值较大的 $n_2/2$ 个特征的编码.利用上面的方法,可得到所有尺度的虹膜特征码,将这些特征码组合起来就构成完整的虹膜特征码.

为消除噪声的影响,本文在生成特征码的同时,根据噪声屏蔽模板生成噪声屏蔽码.噪声屏蔽码与特征码长度相同,并一一对应.噪声屏蔽码由 0 和 1 组成,0 表示对应位置的特征码处于噪声区域,1 表示对应位置的特征码为虹膜信息.在匹配时可以通过“与”运算过滤掉噪声生成的特征码.

5 虹膜匹配

本文采用加权海明距离对于虹膜特征码进行匹配.虹膜纹理信息越靠近瞳孔越丰富,对识别起的作用越大,匹配时根据距离瞳孔的远近将虹膜图像分成若干区域,不同区域赋予不同的权值,越靠近瞳孔权值越大,计算公式如下

$$h_w(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{L/N} \beta_i \{A_{M_i}(j) \cap B_{M_i}(j) \cap [A_i(j) \oplus B_i(j)]\}}{\sum_{j=1}^L A_M(j) \cap B_M(j)} \quad (13)$$

式中: A 和 B 为进行匹配的两个特征码; L 为特征码的总长度; N 表示将预处理后虹膜根据距离瞳孔的远近分成的区域数; β_i 为各个区域的权值; $\oplus$ 表示异或运算; $\cap$ 表示与运算; A_M 和 B_M 分别对应 A 和 B 的噪声屏蔽码; A_i 、 B_i 、 A_{M_i} 和 B_{M_i} 分别表示第 i 个区域的特征码和噪声屏蔽码.

采集到的虹膜会产生小角度旋转.为保证算法的旋转不变性,从不同初始角度展开圆环状虹膜,选择初始角度为 -8° 、 -4° 、 0° 、 4° 、 8° ,并生成相应特征码,分别与已知类虹膜展开角度为 0° 的特征码匹配,匹配的最小值作为最终匹配距离.

6 实验结果与分析

为了对本文方法进行分析和评价,在 CASIA1.0^[8] 和 UBIRIS^[9] 虹膜图像数据库中进行了测试. CASIA1.0 是一个高质量的图像库共有 108 只眼睛的 756 幅图像样本, UBIRIS 为一个噪声图像库,它包括 241 人共 246 只眼睛的 1 877 幅图像.首先利用本文质量评价方法对两库的图像进行评价, CASIA 库中所有图像都适于识别,而 UBIRIS 库中

评价合格图像的样本数为 981.

算法测试是在评价合格的图像中进行的,测试时先求得每个虹膜样本的特征码,将同一测试库中的特征码两两匹配,并计算不同阈值的错误接收率(R_{FA})和错误拒绝率(R_{FR}).为评估算法性能,将本文方法与其他方法进行了比较,主要比较两种指标:一是等错误率(R_{EE}),二是错误接收率为 0.01% 和 0.1% 时两种典型状态下的错误拒绝率(表 1 和表 2 列出了各方法在两测试库的结果).方法 1 为作者早期研究过程中提出的方法,该方法是无特征融合的二维 Log-Gabor 滤波器方法.

表 1 CASIA 库测试结果

	$R_{FR}/\%$	$R_{FR}/\%$	$R_{EE}/\%$	特征码
	$(R_{FA}=0.01\%)(R_{FA}=0.1\%)$			长度/B
文献[1]方法	1.76	0.91	0.55	256
文献[6]方法	1.95	1.03	0.77	
方法 1	0.97	0.41	0.31	256
本文方法	1.13	0.39	0.34	128

表 2 UBIRIS 库测试结果

	$R_{FR}/\%$	$R_{FR}/\%$	$R_{EE}/\%$	特征码
	$(R_{FA}=0.01\%)(R_{FA}=0.1\%)$			长度/B
文献[1]方法	2.98	1.13	0.77	256
文献[6]方法	3.12	1.28	0.93	
方法 1	2.69	0.89	0.55	256
本文方法	2.48	0.93	0.49	128

本文方法与文献[1]方法和文献[6]方法相比,性能指标有明显改善,得到了更小的 R_{EE} 以及相同 R_{FA} 下更小的 R_{FR} ,说明本文方法识别性能效果更好.而本文方法和方法 1 相比,大部分性能指标基本接近,说明本文采用先特征融合再编码的方法并没有降低识别性能,但由于本文方法的特征码长度仅为无特征融合方法的 1/2,因此本文方法编码效率更高,在总体性能上具有优势,尤其在海量用户场合应用时,匹配时间在总的识别时间中占有较大比重,而匹配时间又与特征码长度成正比,因此采用本文方法匹配时间更短,也可节省更多的存储空间,优势更明显.

7 结 论

本文提出了一种多通道二维 Log-Gabor 滤波器结合特征融合的虹膜识别方法.该方法可以克服

传统 Gabor 滤波在提取虹膜纹理特征时存在的不足,取得更好的识别性能,同时将虹膜特征码的大小压缩为传统编码方法的 1/2,可提高匹配速度及节省存储空间.此外,整个算法还能够对虹膜图像质量进行评价以鉴别不适于识别的低质量图像,并引入噪声屏蔽码消除眼睑遮挡干扰.在 CASIA 和 UBIRIS 虹膜图像库上的实验结果表明该方法是有效的.

参考文献:

- [1] Daugman J G. How iris recognition works [J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [2] Wildes R P, Asmuth J C. A machine-vision system for iris recognition[J]. Machine Vision and Application, 1996, 9(1): 1-8.
- [3] Boles W, Boashash B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1998, 46(4): 1185-1188.
- [4] Ma Li, Tan Tieniu, Wang Yunhong. Personal identification based on iris texture analysis [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1519-1533.
- [5] Ma Li, Wang Yunhong, Tan Tieniu. Iris recognition based on multichannel Gabor filtering [C]//Proceedings of the Fifth Asian Conference on Computer Vision (ACCV). Clayton, Australia: Asian Federation of Computer Vision Soc, 2002: 279-283.
- [6] Ma Li, Wang Yunhong, Tan Tieniu. Iris recognition using circular symmetric filters [C]//Proceeding of the 16th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, USA: Institute of Electrical and Electronic Engineers Inc, 2002: 414-417.
- [7] Field D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells[J]. Journal of the Optical Society of America, 1987, 4(12): 2374-2394.
- [8] Center for Biometric and Security Research. Iris image database[DB/OL]. (2003-10-01)[2005-12-22]. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>.
- [9] Proenca H, Alexandre L A. UBIRIS iris image database [DB/OL]. 2005[2006-03-12]. <http://iris.di.ubi.pt>.

(编辑 刘杨)