

一种 Log-Gabor 滤波器结合多分辨率分析的虹膜识别方法

唐荣年, 韩九强, 张新曼
(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为提高虹膜识别算法的性能,提出了一种采用虹膜纹理全局信息的识别方法——全局信息识别法(IRBGT). 该方法使用下采样运算得到不同分辨率下的虹膜图像,然后通过不同方向尺度的 Log-Gabor 滤波器组提取虹膜纹理的全局特征. 最后,运用加权最小海明距离对生成的虹膜特征码进行匹配. 与传统的 Gabor 虹膜识别方法相比,IRBGT 方法在虹膜识别时更多地考虑了全局信息的可辨识力,能够降低等错误率和相同错误接收率下的错误拒绝率. 对 CASIA 和 UBIRIS 虹膜库的测试结果表明,相比传统的 Gabor 虹膜识别方法,IRBGT 方法在错误接受率为 0.01%和 0.1%时使错误拒绝率分别减小了 $0.54\% \pm 0.2\%$ 和 $0.35\% \pm 0.15\%$,使等错误率降低了约 0.2%.

关键词: 虹膜识别;Log-Gobar 滤波器;多分辨率;全局信息
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)04-0030-04

An Iris Recognition Method Using Log-Gabor Filter and Multi-Resolution Analysis

TANG Rongnian, HAN Jiuqiang, ZHANG Xinman
(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A new method is proposed to improve the performance of iris recognition, which is named iris recognition based on global texture (IRBGT). The method based on global information of iris texture, is realized through obtaining iris texture image with different resolutions by the down-sample algorithm. 2D Log-Gabor filters with different orientations are used to extract the global features of iris texture. The minimum weighted Hamming distance is used to test the similarity of two iris feature codes. The proposed method has lower equal error rate and lower false rejection rate at the same false acceptance rate than the traditional Gabor filter method has. Experiment results on the CASIA and UBIRIS iris database show that when the false acceptance rates are at 0.01% and 0.1%, the false rejection rates of IRBGT are decreased by $0.54\% \pm 0.2\%$ and $0.35\% \pm 0.15\%$ respectively, and the equal error rate is decreased by about 0.2%.

Keywords: iris recognition; Log-Gabor filter; multi-resolution; global information

虹膜因其具有高可靠性、稳定性和非侵犯性等优点,目前已成为生物特征识别领域的一个重要研究方向^[1]. 自 20 世纪 90 年代以来,学者们发表了大量相关的研究成果. 这些方法大致可以分为 3 类:①基于相位特征信息的识别方法,如 Daugman^[2-3] 的相位特征码方法;②基于纹理相似度的识别方法,如 Wildes^[4] 的 Laplacian 金字塔方法,Boles^[5] 的小波过零点方法,Ma^[6] 的二维纹理分析方法;③基于机器学习

收稿日期: 2008-09-25. 作者简介: 唐荣年(1978—),男,博士生; 韩九强(联系人),男,教授,博士生导师. 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60602025); 教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20050698025).

习的识别方法,如王勇^[7]的最大最小概率机方法。

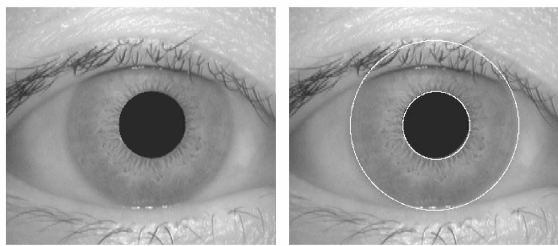
通过分析可以发现,上述方法存在一个共同的不足之处,即提取相应的虹膜纹理特征时对虹膜的微观细节关注较多,而对虹膜的全局纹理特征很少顾及。相关研究表明^[8],对微观细节特征的提取容易受到诸如睫毛、虹膜非线性形变等干扰因素的影响,限制了识别精度的提高。另外,由细节特征生成的虹膜特征码往往具有较长的代码长度,影响了识别的速度。为了改善虹膜识别算法的性能,本文提出了一种基于虹膜纹理全局信息的虹膜识别方法——全局信息识别法(IRBGT),利用多分辨率分析方法获取虹膜的全局纹理特征,通过 2D Log-Gabor 滤波器组提取相应的特征码进行识别匹配。

1 虹膜预处理

虹膜是人眼中位于瞳孔和巩膜之间的近似的圆环状区域(如图 1a 所示),预处理过程用于实现虹膜组织的定位、归一化及对比度增强。图 1 是上述各阶段的处理结果。

虹膜定位就是寻找到虹膜的内、外边缘并求得对应的参数,如图 1b 所示。本文采取不同的方法对虹膜的内、外边缘进行定位。虹膜内边缘的定位是在应用膨胀算子消除睫毛等干扰源以及二值化轮廓提取后,通过 Hough 变换实现的。虹膜外边缘的定位通过求解下式实现

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G(r) \frac{\partial}{\partial r} \int_{L(r, x_0, y_0)} \frac{I(x, y)}{\sum_{i=1}^n i} ds \right| \quad (1)$$



(a) 虹膜原图

(b) 虹膜的定位



(c) 归一化图像



(d) 对比度增强

图 1 预处理过程

式中: $G(r)$ 为高斯滤波器; $I(x, y)$ 为虹膜图像的像素值; $L(r, x_0, y_0)$ 是由参数 (r, x_0, y_0) 确定的圆上的弧线段; i 为弧线段上的像素点数。详细的论述参见作者前期的工作^[9]。

定位后的虹膜纹理图像必须进行归一化处理和对比度增强,以得到清晰的、具有可比性的虹膜纹理图像。通常,坐标系映射方法^[3-6]能够较好地地在伪极坐标系中对虹膜图像进行表示,图 1c 是定位的虹膜图像进行归一化处理的结果。归一化图像减去背景亮度即可增强对比度。由于虹膜纹理是沿径向伸展的,因此本文用 16×4 像素的长方形模板来估计背景亮度

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum I(x, y) \quad (2)$$

式中: M 、 N 分别为 16 和 4; $I(x, y)$ 是模板区域中虹膜图像的像素值。图 1d 是对比度增强后的结果。为了标识眼睑等物体对虹膜图像的遮挡情况,生成了一个与纹理图像大小相同的噪声屏蔽模板,用以记录虹膜纹理的相关位置。

2 特征提取

特征提取就是要有效地获取一种具有排他性的虹膜特征以区分不同的个体,是虹膜识别过程中非常重要的步骤。考虑到全局信息在识别中的重要性,本文尝试提取虹膜纹理的全局信息来表示虹膜纹理的特征。首先,将虹膜图像进行多分辨率分解,以获取虹膜纹理的全局形态,然后利用多通道 2D Log-Gabor 滤波器提取指定分辨率下虹膜纹理的特征。

2.1 虹膜纹理图像的多分辨率输出

人眼的视觉辨识是一个由轮廓到细节的渐进过程,因此全局信息中包含了最基本的识别信息,具有很强的可分辨能力。不仅如此,相对于细节信息,全局信息对噪声干扰的敏感度较差,具有更强的抗干扰能力,因此对于噪声以及弹性形变等常见的干扰因素,全局信息能够提供更为稳健的信息,有利于提升虹膜识别的准确度。图像处理理论已经证明,在经过适当的下采样过程后,图像仅仅会丢失部分细节信息,全局信息并不会受到严重影响,因此本文利用对虹膜纹理图像的下采样运算来获取其在多个分辨率下所表现的全局信息。

设虹膜图像的原分辨率为 0 级,经过 p 次下采样运算可得到对应的 p 级分辨率下的虹膜图像

$$I^{(p)}(i, j) = \frac{1}{4} \sum_{m=2i-1}^{2i} \sum_{n=2j-1}^{2j} I^{(p-1)}(m, n) \quad (3)$$

式中: $I(m,n)$ 、 $I(i,j)$ 分别为下采样运算前后的虹膜图像; $p \geq 1$ 为分辨率级数; i,j,m,n 为像素坐标.

2.2 2D Log-Gabor 滤波器提取特征

Gabor 滤波器并非严格意义上的带通滤波器, 因此存在带宽限制以及非零直流分量等不足之处. 为了克服 Gabor 滤波器的这些缺点, Field^[10] 提出了具有无直流分量且高频分量表达能力强等优点的 Log-Gabor 滤波器. 研究表明, Log-Gabor 滤波器还能更加真实地反映自然纹理图像的频率响应, 其频域表示为

$$H(f,\theta) = \exp\left\{\frac{-[\ln(f/f_0)]^2}{2[\ln(\sigma_f/f_0)]^2}\right\} \exp\left\{\frac{-(\theta-\theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2}\right\} \quad (4)$$

式中: f,θ 为待滤波图像的频率和方向; f_0,θ_0 分别为中心频率和滤波器方向; σ_f,σ_θ 分别为滤波器的径向带宽和方向带宽.

为了实现滤波器对多个方向的覆盖, 需要构建一个滤波器组, 即通过多通道滤波器组来实现对特定方向信息的拾取. 对于不同分辨率下虹膜纹理频率信息的提取则选用相同尺度的波长. 具体参数的设置为: 各级分辨率所对应频率尺度的波长为 3; 滤波器的带宽为 1 倍频, 即 σ_f/f_0 为 0.74; 方向通道为 4 个, 即 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$. 本文采用分块滤波获取特征的方法, 即将纹理图像分为若干个与滤波器模板等大小的子块后进行滤波. 提取虹膜纹理特征的公式为

$$F_k(i,j) = G_k \otimes I_{m \times m}^{(p)}(i,j) \quad (5)$$

式中: $F_k(i,j)$ 为提取结果; $I_{m \times m}^{(p)}(i,j)$ 是以 (i,j) 为中心的 $m \times m$ 子块; G_k 为 Log-Gabor 滤波器组; $k=1, 2, 3, 4$ 为方向通道序号; $\otimes$ 表示卷积运算. 图 2 显示了不同分辨率级数下的纹理图像在相同方向尺度下的滤波结果. 由滤波结果可见, 较高分辨率级数下的图像能够更为直观、清晰地反映虹膜纹理的趋向, 便于提取更为直接的虹膜纹理特征.

3 特征编码及匹配

3.1 特征编码

经过上述 2D Log-Gabor 滤波器组提取的虹膜特征 F_k 中主要包含幅值信息和相位信息. 相关文献证实^[2-3], 虹膜特征中包含的幅值信息的区分度不高, 而且易受噪声因素的影响, 因此本文方法在进行特征编码时仅使用相位信息

$$P_k(i,j) = \arctan\left[\frac{j \overline{F_k(i,j)} - F_k(i,j)}{F_k(i,j) + \overline{F_k(i,j)}}\right] \quad (6)$$

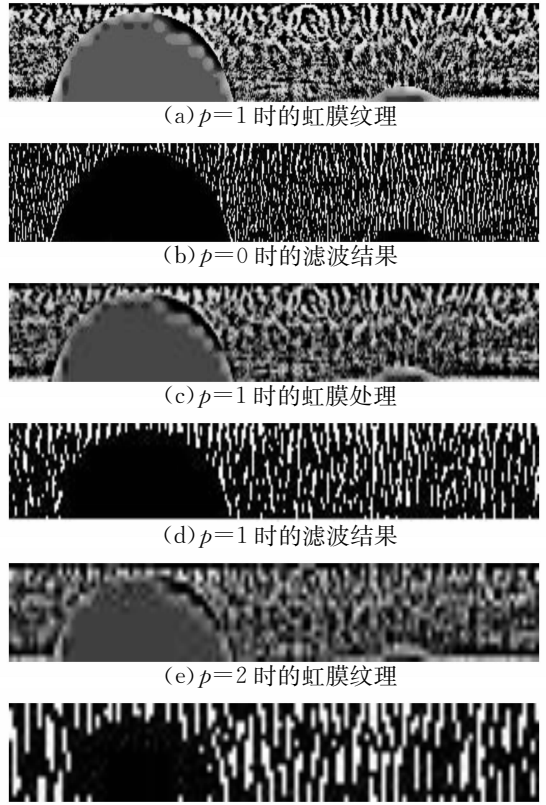


图 2 特征提取结果

式中: $\overline{(\cdot)}$ 表示共轭复数.

本文方法在进行相位信息编码时, 将每个特征的相位信息转化为 2 位的格雷码 (c_1, c_0) 形式, (c_1, c_0) 反映了相位信息点, $P_k(i,j)$ 所处的具体象限位置, 具体实现如下

$$(c_1, c_0) = (1, 1) \quad 0 \leq P_k(i,j) < \pi/2 \quad (7)$$

$$(c_1, c_0) = (0, 1) \quad \pi/2 \leq P_k(i,j) < \pi \quad (8)$$

$$(c_1, c_0) = (0, 0) \quad \pi \leq P_k(i,j) < 3\pi/2 \quad (9)$$

$$(c_1, c_0) = (1, 0) \quad 3\pi/2 \leq P_k(i,j) < 2\pi \quad (10)$$

利用上述公式对所有分辨率下的虹膜特征进行编码并组合起来就构成了完整的虹膜特征码. 在编码时, 为了降低编码的冗余度, 选取 4 个方向中幅值最大的 2 个方向所对应的相位信息进行量化编码, 同时依据噪声屏蔽模板生成与虹膜纹理图像对应的、由 0, 1 组成的屏蔽码, 以标识对应位置处的特征码是否为虹膜纹理.

3.2 特征匹配

由于本文方法提取的虹膜特征是由离散型的特征码表示的, 所以匹配方法与 Daugman^[3] 的方法类似, 即计算海明距离. 考虑到全局信息和细节信息在辨识过程中的差别, 本文对海明距离的求解进行了修改: 不同分辨率下的特征码被赋予不同的权值, 分

辨率级数越高,所代表的全局信息就越多,对应的权值就越大.因此,本文方法中采用最小加权海明距离进行虹膜特征的匹配

$$D_H = \frac{\sum_{p=0}^N \alpha_p \{ (A_{pc} \oplus B_{pc}) \cap A_{pm} \cap B_{pm} \}}{\sum_{k=1}^L A_m(k) \cap B_m(k)} \quad (11)$$

式中: D_H 为待求解的海明距离; A_m 、 B_m 分别为全部屏蔽码; A_{pc} 、 B_{pc} 、 A_{pm} 、 B_{pm} 为第 p 级分辨率下虹膜图像的特征码和屏蔽码; α_p 为各分辨率级的权值; $\oplus$ 、 $\cap$ 分别表示异或运算和与运算; N 为总的分辨率级数量; k 为特征码的位置; L 为特征码的长度.

另外,为了保证算法的旋转不变性,选择了 5 个初始角度 -10° 、 -5° 、 0° 、 5° 、 10° 对圆环状虹膜进行展开并提取相应的虹膜特征.匹配时,上述 5 组特征码分别与已知虹膜类进行运算,选取匹配的最小值作为最终的分类依据.

4 实验结果与分析

CASIA1.0^[11]和 UBIRIS^[12]虹膜图像库被用于进行测试.在剔除了聚焦不准、眼睑遮挡严重以及虹膜纹理模糊等质量较差的图像后,本文选取 CASIA 库中的 724 幅图像和 UBIRIS 库中的 975 幅图像为测试样本.仿真实验的测试环境为 celeron2.6 GHz、192 MB 内存的硬件平台和 Matlab7.0 软件平台,所有实验均在相同的实验环境中进行.

对于生物特征识别方法而言,错误接受率、错误拒绝率和等错误率是衡量相关方法性能的重要指标.由于实际应用中错误接受率和错误拒绝率是相关的,因此在评估时,本文主要考察了 2 种指标:一是在错误接受率为 2 种典型值(0.1%和 0.01%)下的错误拒绝率;二是等错误率.为了更好地说明本文方法的性能,分别采用文献[3]方法、文献[6]方法与本文方法进行了对比实验,结果如表 1、表 2 所示.

表 1 在 CASIA 库中的测试结果

	错误拒绝率/%		等错误率 /%
	错误接受率 为 0.01%	错误接受率 为 0.1%	
文献[3]方法	1.76	0.91	0.55
文献[6]方法	1.95	1.03	0.77
本文方法	1.05	0.42	0.37

虽然 CASIA 和 UBIRIS 是 2 个不同的虹膜图像库,但是表1和表2的数据表明:与文献[3]方法

表 2 在 UBIRIS 库中的测试结果

	错误拒绝率/%		等错误率 /%
	错误接受率 为 0.01%	错误接受率 为 0.1%	
文献[3]方法	2.98	1.13	0.77
文献[6]方法	3.12	1.28	0.93
本文方法	2.62	0.91	0.56

和文献[6]方法相比,本文方法的虹膜识别的性能指标都有了一定程度的改善,降低了等错误率以及固定错误接收率下的错误拒绝率.这不仅说明本文方法具有更好的识别效果,而且表明虹膜纹理的全局信息对于提高虹膜识别的精度具有实际意义.

5 结 论

本文分析了虹膜纹理中全局信息和局部信息在识别过程中的不同作用,并在此基础上提出了一种 Log-Gabor 结合多分辨率分析的虹膜识别方法.本文方法可以克服传统 Gabor 滤波在提取虹膜特征时存在的一些不足.仿真实验证实,虹膜纹理的全局信息可以提供更为稳定的特征,有助于改善虹膜识别的性能指标.通过与文献[3]方法和文献[6]方法的对比实验可知,本文方法可以使虹膜的识别精度进一步提升.数据表明,本文方法在错误接受率为 0.01%和 0.1%时使错误拒绝率分别减小了 0.54%±0.2% 和 0.35%±0.15%,使等错误率降低了约 0.2%.

参考文献:

[1] ZHANG D. Automated biometrics: technologies and systems [M]. Norwell, MA, USA: Kluwer, 2000.

[2] DAUGMAN J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1993, 15 (11): 1148-1161.

[3] DAUGMAN J G. Probing the uniqueness and randomness of iris codes: results from 200 billion iris pair comparisons [J]. Proc IEEE, 2006, 94 (11): 1927-1935.

[4] WILDES R P. Iris recognition: an emerging biometric technology [J]. Proc IEEE, 1997, 85(9):1348-1363.

[5] BOLES W W, BOASHASH B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform [J]. IEEE Trans Signal Process, 1998, 46(4): 1185-1188.

- [6] MA Li, TAN Tieniu, WANG Yunhong. Personal identification based on iris texture analysis [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2003, 25(12): 1519-1533.
- [7] 王勇, 韩九强. 基于最小最大概率机的虹膜图像分类方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(6): 651-654.
WANG Yong, HAN Jiuqiang. Study on iris image classification approach based on mini-max probability machine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(6): 651-654.
- [8] SUN Zhennan, WANG Yunhong, TAN Tieniu, et al. Improving iris recognition accuracy via cascaded classifiers [J]. IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics, 2005, 35(3): 435-441.
- [9] 唐荣年, 张新曼, 韩九强. 一种有效抑制睫毛干扰的虹膜定位算法[J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(10): 1175-1178.
TANG Rongnian, ZHANG Xinman, HAN Jiuqiang. An effective algorithm suppressing eyelash interference for iris location [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(10): 1175-1178.
- [10] FIELD D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells [J]. Journal of Optical Society of America, 1987, 4(12): 2374-2394.
- [11] Center for Biometric and Security Research. Iris image database [DB/OL]. (2003-10-10) [2006-08-01]. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/IrisDatabase.htm>.
- [12] PROENCA H, ALEXANDRE L A. UBIRIS iris image database [DB/OL]. (2005-09-15) [2007-01-05]. <http://iris.di.ubi.pt>.

(编辑 刘杨)