

基于 Log-Gabor 子带图像分割的虹膜识别算法*

陈书贞,王林,侯莉,尚燕

(燕山大学 电子与通信工程系,河北 秦皇岛 066004)

摘要: 提出一种基于 Log-Gabor 子带图像分割的虹膜识别算法。该方法具有平移、放缩和旋转不变性,并且生成的虹膜特征码仅 288B。实验结果和数据分析证明该方法的合理性和可行性。

关键词: 虹膜识别 Log-Gabor 局部直方图均衡化 相位编码 汉明距离

在高度信息化的社会中,身份鉴别已经渗透到日常生活的每一个方面。传统的利用密码等身份鉴别的方法具有易遗忘、易假冒等缺点,已经逐渐不符合现代数字社会的需要。近年来,基于生物特征的身份鉴别技术,因其稳定、便捷、不易伪造等优点,逐渐成为身份鉴别的热点。虹膜作为重要的身份鉴别特征,具有惟一性、稳定性、可采集性、非侵犯性等优点,与其他的生物特征身份鉴别方法相比,虹膜识别的错误率是最低的^[1]。目前,国内外已有许多研究机构投入人力对虹膜识别进行研究,如剑桥大学的 Daugman 博士^[2]、MIT 人工智能实验室的 Wildes 博士^[3]、韩国汉城 Kon-Kuk 大学的 Lim^[4]、我国中科院自动化研究所的谭铁牛^[5]等。

传统的虹膜识别算法在克服旋转对识别产生的不利影响时,需要对同一虹膜生成不同角度下的多个特征模板,占用存储空间过大。本文提出的算法在消除旋转影响的同时节省了存储空间。该算法包括虹膜定位、虹膜归一化、虹膜图像增强、特征提取和特征匹配五个环节。

1 虹膜定位

虹膜是位于瞳孔和巩膜之间的环状区域,它内侧与瞳孔相邻,外侧与巩膜相邻,其内外边界可以近似地看作两个非同心的圆形。虹膜定位就是要计算出内外边界的圆心和半径,根据所得的圆心和半径,将环状虹膜区域从原始眼部图像中提取出来,并且去除眼皮、睫毛等干扰信息的不利影响。内外边界的定位采用参考文献^[6]提出的方法,定位后的图像如图 1 所示。

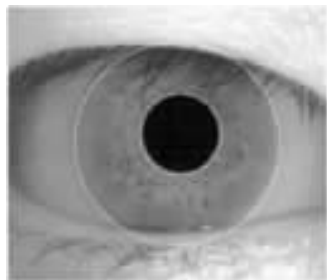


图 1 内外边界定位图像

在去除眼皮的过程中,由于睫毛的存在会给眼皮的去除带来一定的影响,使得眼皮的定位不精确。本文采用一种形态

学闭运算与 Hough 变换相结合的眼皮和睫毛去除算法,该算法分三步实现:

(1)使用长度为 15 个像素的 line 结构元素对原始眼部图像每隔 5°进行一次闭运算,处理效果如图 2 所示。从图 2(c)、(d)的对比中可以看出,闭运算有效减小了睫毛对眼皮定位的不利影响。

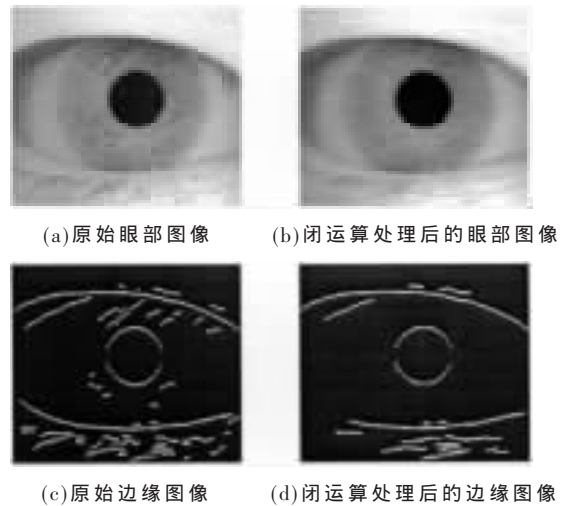


图 2 闭运算处理效果图

(2)将经过闭运算处理后的眼部图像平均分为左上、左下、右上、右下四个区域,分别运用 Canny 算子和线性 Hough 变换来进行眼皮定位。眼皮去除后的图像如图 3(a)所示。

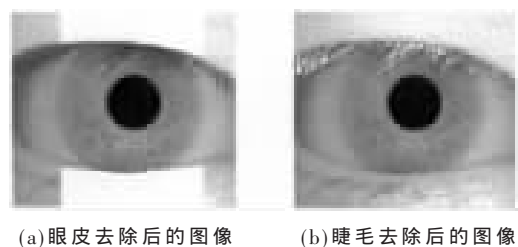


图 3 干扰信息的去除

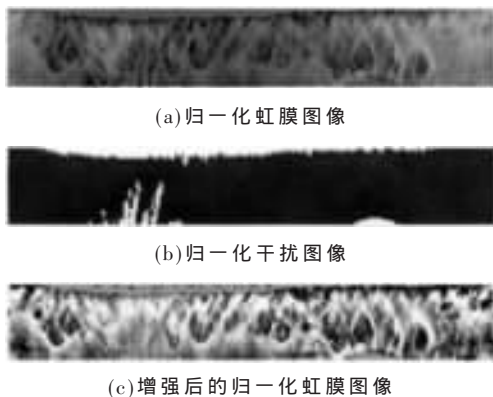
* 本课题得到河北省教育厅自然科学基金项目(2004124)资助

(3)睫毛去除,采用阈值化的方法,如果某像素的灰度值小于给定的阈值,则该像素就被当作睫毛上的点被去除,如图3(b)所示。

2 虹膜归一化和增强

虹膜归一化采用极坐标变换的方法^[7],将环状的虹膜区域展成一个大小为40×480的矩形,这种映射对于平移和内外圆环的大小变化(放缩)具有不变性。在产生如图4(a)所示的归一化虹膜图像之后,为了能对干扰像素进行标注,需要生成一个和归一化虹膜图像同样大小的归一化干扰图像,如图4(b)所示。该图像中干扰像素的强度是1,非干扰像素的强度是0。

归一化图像的对比度较低,同时,由于光源位置的原因,使得某些图像的光照分布不均匀。为了更好地提高识别效果,需要对归一化图像进行增强。本文采用参考文献[8]中的方法进行增强,增强后的归一化虹膜图像如图4(c)所示。



(a) 归一化虹膜图像

(b) 归一化干扰图像

(c) 增强后的归一化虹膜图像

图4 虹膜归一化和增强

3 特征提取

3.1 Log-Gabor 滤波器

特征提取在虹膜识别算法中起着至关重要的作用。目前国际上比较通用的是由Daugman设计、采用二维Gabor滤波器进行滤波^[2,7]的系统。

Gabor函数由Gabor首先提出^[9],由Daugman将其扩展成二维结构^[10],它具有优良的性能,近年来在很多领域得到广泛应用。但Gabor滤波器的最大带宽被限制在一倍频,而且,对得到具有最大空间局部化的尽可能宽的谱信息目标来说并不是最优的。

Log-Gabor函数是由Field提出的^[11],该函数在带宽方面没有限制,且具有最小空间支撑。Log-Gabor函数是定义在对数频率尺度上的高斯函数。在线性频率尺度上,Log-Gabor函数表示为:

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

式中, f_0 为滤波器的中心频率。

二维Log-Gabor滤波器组的构建包括两部分:即控制滤波器频率带宽的径向分量和控制滤波器方向选择

的方向分量。设计径向分量时要考虑滤波器带宽和相邻滤波器中心频率比例因子之间的关系,目的是用较少的滤波器得到宽度合理、统一覆盖的谱。方向分量是一个围绕中心极角的高斯函数,中心为滤波器方向。滤波器频域表达式中,角度的交叠由滤波器方向角度间隔与方向高斯函数标准差的比值控制。在使用二维Log-Gabor滤波器组对归一化虹膜图像滤波时,如何选择滤波器的参数,将影响算法的性能。

由于二维Log-Gabor函数没有空域解析形式,所以滤波结果通过将归一化虹膜图像的Fourier变换与Log-Gabor滤波器的频谱表达式在频域上相乘,然后进行Fourier反变换的方法得到。滤波后生成的各子带图像为复数值矩阵。

3.2 虹膜特征码的生成

设经过滤波生成 M 个尺度、 N 个方向共 $M \times N$ 幅子带图像,其中尺度 i 方向 j 的子带图像标记为 $I_{ij}(x, y)$ 。由于虹膜纹理的谱信息主要集中在中高频^[12],所以只选择中高频子带图像来生成特征码就足以进行识别,而且这样可以有效地降低特征码占用的存储空间。

对所选中高频尺度($L \sim M$)的子带图像按照所处的尺度和方向排列为 $I(x, y)$,将 $I(x, y)$ 分割为大小为 $U \times V$ 的共 $D \times T$ 个子块,其中位于 d 行 t 列的子块标记为 $I^d(x, y)$ 。由于能量较大的像素点抗干扰性强,包含的信息量较大,因此,本文提取每个子块的局部极大值点组成矩阵 $G(x, y)$,提取过程如式(2)~(4)所示:

$$I(x, y) = \begin{bmatrix} I_{L1} & I_{L2} & \cdots & I_{LN} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ I_{M1} & I_{M2} & \cdots & I_{MN} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$(x_d, y_d) = \arg \max_{x, y} (|I^d(x, y)|) \quad (3)$$

$$d = 1 \sim D, t = 1 \sim T$$

$$G(x, y) = \begin{bmatrix} I^{L1}(x_{L1}, y_{L1}) & \cdots & I^{LT}(x_{LT}, y_{LT}) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ I^{D1}(x_{D1}, y_{D1}) & \cdots & I^{DT}(x_{DT}, y_{DT}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

对 $G(x, y)$ 矩阵中的每个元素进行相位粗量化编码。为使相邻象限间的汉明距离一致,编码时采用格雷码。如果某个元素的复数值位于第一象限,则该元素编码为[1, 1];位于第二象限,则编码为[0, 1];位于第三象限,则编码为[0, 0];位于第四象限,则编码为[1, 0]。

虹膜旋转对应着归一化图像的循环移位,当采用合适的分割方法时,每个子块的局部极大值并不因移位而改变,这就克服了旋转(通常角度很小)对识别产生的不利影响。另外,这种方法能够大大减小特征维数。子块尺寸要通过试验来确定,块过小起不到减少特征维数和抗旋转的作用,块过大生成的特征码维数太小不足以进行识别。

为克服干扰像素的不利影响,需要生成一个和虹膜特征码同样大小的干扰掩模。将归一化干扰图像沿行和列方向重复性排列,并扩展为和 $I(x,y)$ 同样大小的矩阵。该矩阵使用与 $I(x,y)$ 同样的分割方法,仅提取各子块中与 $I^{\#}(x,y)$ 中的局部极大值点位置相对应的点来构成矩阵 $N(x,y)$ 。由于 $N(x,y)$ 中只含有 0 和 1 两种数值,所以干扰掩模只需要对 $N(x,y)$ 进行简单的扩展就可以生成,如下所示:

$$M(2x, 2y) = N(x, y) \quad (5)$$

$$M(2x-1, 2y-1) = N(x, y) \quad (6)$$

式中, $M(x,y)$ 为干扰掩模,干扰掩模中的 1 代表干扰位,0 代表非干扰位, $M(x,y)$ 的尺寸是 $N(x,y)$ 的二倍。

4 特征匹配

特征匹配时,采用汉明距离 (HD) 来衡量虹膜之间的相似程度。比较时,需要用到虹膜特征码和干扰掩模,只有那些在掩模中的对应位为 0 的虹膜码位,才被用来计算汉明距离。采用如下的改进公式来计算汉明距离:

$$HD = \frac{1}{N - \sum_{i=1}^N (X_{n_i} \wedge Y_{n_i})} \sum_{i=1}^N (X_i \oplus Y_i \& \overline{X_{n_i}} \& \overline{Y_{n_i}}) \quad (7)$$

式中, X_i 和 Y_i 是两组进行比较的虹膜特征码中的第 i 位, X_{n_i} 和 Y_{n_i} 是 X_i 和 Y_i 对应的干扰掩模位, N 为特征码的尺寸。

5 实验结果及分析

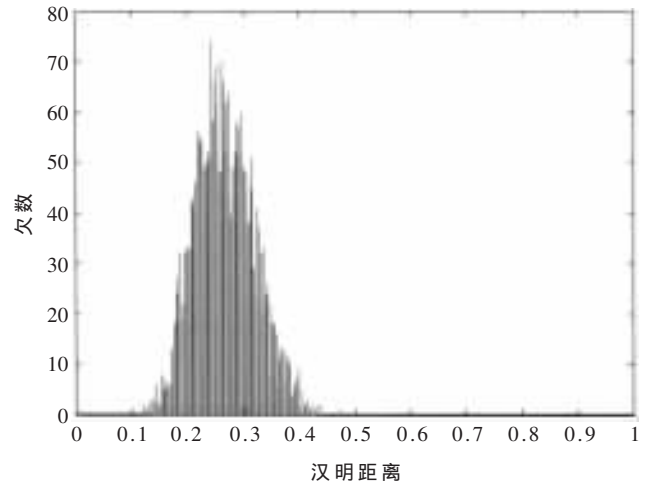
实验是在 CASIA 虹膜数据库中所有的 108 个虹膜类之间进行的,每个类包含 7 幅位灰度图像,其分辨率为 320×280 像素,共 756 幅虹膜图像。算法性能检验在验证和识别两种模式下进行。

实验中滤波器组选用 4 个尺度 6 个方向, σ/f_0 取 0.74,相邻滤波器中心频率之比取 3,最小波长取 2,滤波器方向角度间隔与方向高斯函数标准差的比值为 1.5,每个小块的尺寸为 10×20 ,选择第 3 和第 4 两个尺度生成特征码,实验获得了较好的效果。

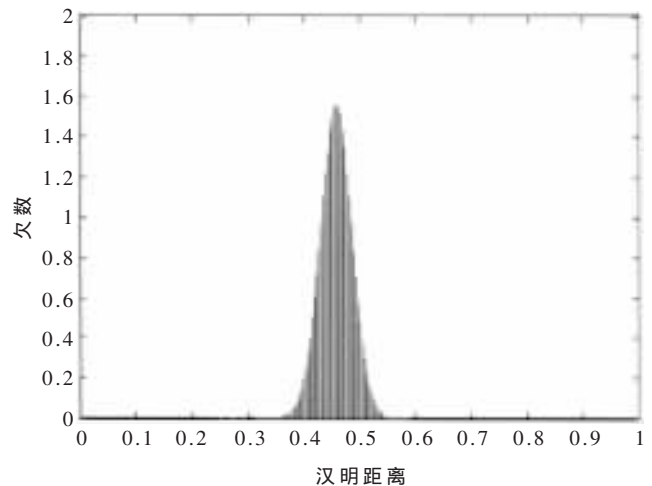
在验证模式下,将所有虹膜之间两两进行比较,共比较了 285 390 次。其中,同类虹膜间的比较有 2 268 次,异类虹膜间的比较有 283 122 次。验证模式下的算法性能如图 5 所示。

从图 5(a)、(b)可以看出,有少量同类虹膜的汉明距离较大,与异类虹膜的汉明距离之间存在交叉部分,但是绝大多数的同类距离和异类距离之间存在一个明显界限。

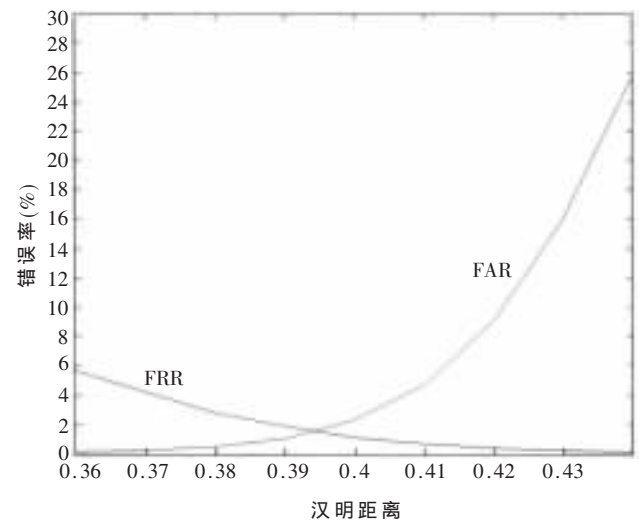
CASIA 虹膜数据库中并不是所有的图像都适合于虹膜识别,同类虹膜间汉明距离过大,可能是由以下几种情况造成的:(1)散焦和运动模糊的图像。(2)睫毛和眼皮干扰遮挡过分严重,致使图像中提供的有效纹理信息太少无法进行有效识别。(3)同一类中瞳孔尺寸差异过大的图像,归一化已无法弥补纹理之间的变形差异。(4)同类之间虹膜旋准过大的图像。



(a)同类虹膜的汉明距离分布



(b)异类虹膜的汉明距离分布



(c)不同阈值下的错误率

图 5 验证模式下的算法性能

在不同的阈值下,分别计算出错误拒绝率(FRR)和错误接受率(FAR),如图 5(c)所示。图中,FAR 随着汉明

距离的增大而增加；而 FRR 随着汉明距离的增大而减小。FAR 和 FRR 曲线的交叉点，即等错误率(ERR) 为 1.85%，这说明本文的算法是可行的和有效的。

在识别模式下，将虹膜图像分为二组，从每一类的两个阶段采集的虹膜图像中各选一幅组成 GROUP1，共包含 216 幅虹膜图像，作为标准虹膜模板；GROUP2 包含剩下的 540 幅图像，作为测试的虹膜图像。识别时取阈值为 0.39，将测试图像与每一类的两个模板的汉明距离中较小的距离作为与该类的距离，其识别率可达 98.22%。如果应用系统对安全性的要求较高，可以适当地下调识别阈值。

本文提出了一种基于 Log-Gabor 子带图像分割的虹膜识别算法，该算法克服了传统方法中实现旋转不变时存在的缺点，并且具有平移和放缩不变性。通过对包含 756 幅图像组成的虹膜库进行实验，取得了良好的效果。

参考文献

[1] JAIN A. Biometrics personal identification in networked society[M]. Kluwer Academic Publishers, 1999.
 [2] DAUGMAN J. High confidential visual recognition by test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148-1161.
 [3] WILDES R P. Automated iris recognition: an emerging biometric technology[J]. Proceeding of the IEEE, 1997, 85(9):

1348-1363.

[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] 王林, 练秋生. 虹膜定位算法研究[J]. 电视技术, 2006, (7).
 [7] DAUGMAN J. Biometric personal identification system based on iris analysis[P]. US Patent 5291560, 1994.
 [8] Li Ma, TieNiu Tan. Efficient iris recognition by characterizing key local variations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 6(13): 739-750.
 [9] GABOR D. Theory of communication[J]. Journal of Institute for Electrical Engineering, 1946, (93): 429-457.
 [10] DAUGMAN J. Uncertainly relation for resolution in space, spatial frequency and orientation optimized by two dimension visual cortical filters[J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, (2): 1160-1169.
 [11] 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 A, 1987, 4(12): 2379-2394.
 [12] 张德馨. 基于虹膜识别的身份鉴别方法研究[D]. 硕士学位论文. 北京: 中国科学院自动化研究所, 2003.
 (收稿日期: 2006-11-21)