

基于多通道小波滤波的虹膜识别新算法

王凤随, 冯 桂

WANG Feng-sui, FENG Gui

华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 泉州 362021

College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Quanzhou, Fujian 362021, China

E-mail: fengsuiw@163.com

WANG Feng-sui, FENG Gui. Novel iris recognition algorithm based on multichannel wavelet filter. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(24): 181-183.

Abstract: Iris recognition algorithms based on wavelet transform zero-crossing are sensitive to the grey variation of the iris image texture. A new iris recognition algorithm based on Daubechies-4 wavelet is presented using the multiple channel characteristic of wavelets. After dividing iris into ten strips according to its texture distributing, each strip adopts an appropriate scale wavelet used to filter each strip. The feature value is denoted by the mean and standard deviation of every channel's coefficients of wavelet transform, and 128 feature values can be ascertained for every iris. Then the weighed Euclid distance is used to match two iris codes. Tests show that presented method which is translation, rotation, and scaling invariant is effective and achieves a high recognition rate.

Key words: iris recognition; multiple channels; wavelet transform; texture analysis; feature extraction

摘 要: 为克服小波变换过零检测虹膜识别算法对纹理灰度变化敏感的缺点, 利用小波变换多通道滤波的特性, 提出了一种新的基于 Daubechies-4 小波的虹膜识别新算法。根据虹膜纹理分布的特征, 将虹膜分成 10 个分析带, 对每个分析带采用一个合适尺度的小波滤波, 小波变换各个通道的小波系数的均值及标准差作为虹膜的特征值, 最后得到虹膜的 128 位特征编码。特征匹配采用的是加权欧式距离的分类器方法。实验结果表明算法是有效的, 取得了高识别率; 同时, 提出的算法对虹膜图像的尺度、旋转、平移等的变化具有不变性。

关键词: 虹膜识别; 多通道; 小波变换; 纹理分析; 特征提取

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.24.055 文章编号: 1002-8331(2008)24-0181-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391.4

虹膜识别技术是目前生物特征识别技术领域的研究热点之一。与其他生物特征相比, 虹膜识别技术更是由于人眼虹膜所具有的丰富纹理特征而被誉为最准确可靠的生物识别技术。目前, 具有代表性的研究成果有 Daugman^[1]的利用 Gabor 滤波器进行相位编码和 Wildes^[2]的图形登记技术以及 Boles^[3]提出的小波变换过零点检测方法。Masek^[4]采用 Log-Gabor 小波的虹膜纹理分析方法是 Gabor 小波的一种改进。随着小波分析和神经网络等方法被广泛应用, 尤其小波分析是一种提取纹理特征的有效方法, 是一种多尺度分析, 从低分辨率到高分辨率加以分析, 既能显示过程变化的全貌又能剖析局部变化特征。本文基于二维小波变换的虹膜纹理分析方法, 对虹膜纹理信息处理, 具有运算简单、识别准确性高等优点。

1 图像预处理

虹膜图像预处理包括虹膜定位和归一化两个部分。如图

1(a)所示, 是一幅采集而来的眼睛图, 从图中不难看出, 图像包含了一些人们不感兴趣的信息, 如瞳孔、巩膜、眼睑等信息。为此, 在特征提取之前, 图像需要预处理以消除这些因素的影响。首先, 应对虹膜的边界进行定位, 即要找出瞳孔与虹膜之间(内边界)、虹膜与巩膜之间(外边界)的两个边界。通过采用 Canny 算子和 Hough 变换^[5]相结合的方法对虹膜图像定位。定位结果如图 1(b)所示。

由于光照强度及瞳孔膨胀的变化, 虹膜的大小会发生变化, 而且在虹膜纹理中发生的弹性变形也会影响虹膜模式匹配, 必须对定位后的虹膜进行归一化, 以补偿大小和瞳孔缩放所引起的变异。因为虹膜内外都为圆形, 可以使用极坐标方法进行归一化。以瞳孔的中心为起点, 与虹膜内外边界的交点坐标分别为 $(x_i(\theta), y_i(\theta))$ 和 $(x_o(\theta), y_o(\theta))$, 则利用下式:

$$\begin{cases} x(r, \theta) = (1-r)x_i(\theta) + rx_o(\theta) \\ y(r, \theta) = (1-r)y_i(\theta) + ry_o(\theta) \end{cases} \quad (1)$$

基金项目: 福建省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Fujian Province of China under Grant No.A0610022); 国务院侨办科研基金(State Council Overseas Affairs Office Scientific Research Foundation of China under Grant No.06QZR03)。

作者简介: 王凤随(1981-), 男, 硕士生, 主要研究方向: 图像处理与模式识别; 冯桂(1960-), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 图像处理, 智能仪器, 信息安全等。

收稿日期: 2007-10-22 **修回日期:** 2008-01-02

由式(1)可将虹膜图像中的每个点一一映射到极坐标 (r, θ) 中。结果虹膜区域展成大小为 40×240 的归一化矩形,使矩形的行对应虹膜的半径,列对应所取的角度。由于虹膜信息主要受到上眼睑的遮挡,为了更好地去除眼睑和睫毛等噪声信息,在归一化时,将角度定位在 $\theta \in [0, \pi/4]$ 和 $\theta \in [3\pi/4, 2\pi]$ 这个扇形区域内,如图1(c)所示。归一化虹膜如图1所示,其中图1(d)为未去除上眼睑的归一化图,图1(e)是去掉上眼睑后的归一化结果。通过对比不难看出,通过选取一定角度,可以很好地去除虹膜上眼睑带来的大部分干扰信息。

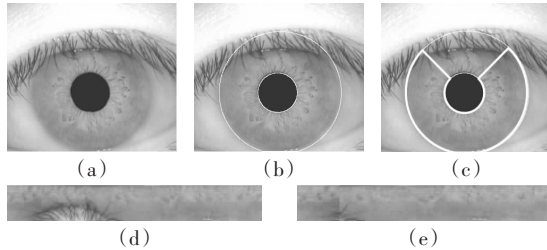


图1 虹膜图像预处理

2 虹膜纹理特征提取

2.1 小波变换

如果基本小波 $\psi(t)$ 满足容许条件:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2)$$

则对于任一函数 $f(t) \in L^2(R)$,其连续小波变换定义为:

$$W_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

其中尺度参数为 $a > 0$, b 为平移参数。根据 Parseval 定理,式(3)可以写为:

$$W_f(a, b) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(\omega) \bar{\hat{\psi}}\left(\frac{\omega}{a}\right) d\omega \quad (4)$$

其中 $\hat{f}(\omega)$ 表示 $f(t)$ 的 Fourier 变换。本文采用二维小波变换,对于任一函数 $f(x, y) \in L^2(R)$,其连续小波变换定义为:

$$W_f(a, b_1, b_2) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \bar{\psi}\left(\frac{x-b_1}{a}, \frac{y-b_2}{a}\right) dx dy \quad (5)$$

其中二维小波 $\psi(x, y)$ 也满足相应的容许条件。

从信号处理的角度来看,可将小波当作一个滤波器族,而小波变换就是对信号的卷积处理。小波分析是一种提取纹理特征的有效方法,它能反映在水平、垂直和对角线上的高频信息,在一定程度上体现纹理的差别。在取得了纹理特征之后,利用统计方法或神经网络的方法,可以实现对纹理的分类与分割。采用小波分析方法分析许多纹理图像都能得到较好的分类结果。

2.2 虹膜纹理分析

为了分析虹膜的纹理,把虹膜图像分成10个带进行观察,每个带为 4×240 ,把每一列的四行取均值,使其成为一个长度为240的一维信号。图2即为虹膜10个分析带的信号图,最上面的分析带表示的是虹膜最内侧靠近瞳孔部分的带,从上到下依次表示虹膜由内到外的各带的信号。

可以看出,虹膜纹理具有一些分布特点,在离瞳孔越近的地方,纹理分布越密集,而在离瞳孔越远的地方,纹理分布越稀疏,多次实验发现,无论瞳孔如何变化都不会改变这样的分布,而且所有的虹膜样本都具有这一特点。虹膜的这种纹理特征分

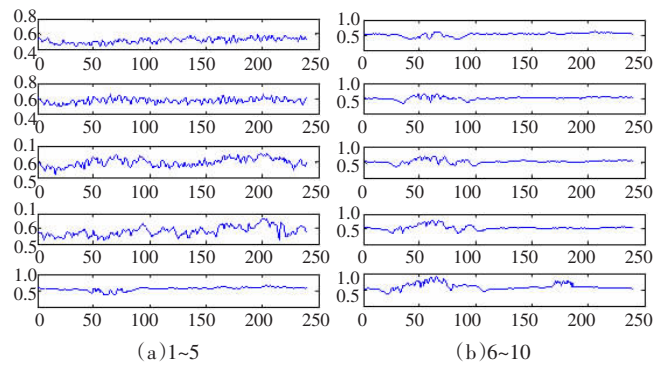


图2 虹膜10个信号分析带

区现象应当在算法中有所体现^[6]。第9和第10个分析带由于在采集图像的时候经常受到眼睑和睫毛的遮盖,而且它们处于虹膜的最外圈,纹理比较稀疏,所以为更好地去除上下眼睑的干扰,在进行识别的过程中舍弃了这两个分析带,只选择第1到第8个分析带。

2.3 小波基及分析尺度的选择

由小波变换的定义可以看出,选取不同的小波函数会对小波变换的结果产生很大的影响,因此选取合适的小波函数是利用小波变换对信号进行分析的关键因素之一。综合比较各种常用的小波函数,本文选用了 Daubechies-4 小波,因为 db 小波适合纹理分析, Gabor 小波也是它的一个特殊形式。文献[7]提出基于识别率和能量图的小波基选择方法表明了 db4 小波能够有效地提取虹膜纹理信息。

对于小波变换尺度的选取,主要是从两个方面考虑:一方面是为了使小波变换的通道数量较大,以便提取更多的特征值,但又要考虑到分解次数过多会带来过多的计算量,一般取二者之平衡;另一方面要考虑到算法的除噪性能,往往选择信号和噪声具有不同能量分布和不同变化趋势的尺度作为特征尺度,以保证小波的模板大值受干扰程度小。通过对各个分析带的分析发现:对于前4个分析带,特征分量主要集中在尺度23上,在这个尺度上,小波变换曲线比较平滑,大多数噪声信号被抑制;同样地,后4个分析带选用尺度 2^4 的小波效果较好。

2.4 特征提取

对一幅图像进行二维小波分解,把分解出来的子图像称为小波分解通道,一共有4种小波通道:CA(低频系数)、CH(高频水平方向系数)、CV(高频垂直方向系数)、CD(高频对角方向系数),每个通道对应于原始图像在不同尺度和方向下的信息。当图像在某一频率和方向下具有较明显的纹理特征时,与之对应的小波通道的输出就具有较大的能量。因此图像的纹理特征可由各个小波通道的能量和标准差来表示。小波通道的能量和标准差由下式给出:

$$MEAN = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |x(i, j)| \quad (6)$$

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [x(i, j) - MEAN]^2}{mn-1}} \quad (7)$$

其中, $MEAN$ 表示通道的平均能量,即小波系数的均值; STD 表示标准差; m, n 为小波通道的尺寸; x 为该通道的小波分解系数。特征提取步骤如下:

步骤1 将归一化后的虹膜图像分为10个分析带,选择前

8个分析带用于特征提取。

步骤2 对虹膜图像的8个分析带分别进行db4小波分解。其中前4个分析带进行3次小波分解,后4个分析带进行4次小波分解。

步骤3 选择小波系数。在4种小波通道中,CD通道反映的是图像的高频特征,其中包含了图像中的大部分噪声,不适合用于纹理特征的提取,故舍弃通道CD,只选用另外3个通道的小波系数值,即CA、CH、CV通道的系数。

步骤4 特征向量的形成。对于前4个分析带,由于进行的是3次小波分解,所以共有7个通道进行纹理分析,即CA3、CH3、CV3、CH2、CV2、CH1、CV1;同样地,对于后4个分析带有9个通道,即CA4、CH4、CV4、CH3、CV3、CH2、CV2、CH1、CV1。对每个通道的滤波结果,提取其系数的均值和标准差作为其特征。这样对于前4个分析带,每个分析带就有14个特征值;对于后4个分析带就有18个特征值。这样整个虹膜图像的特征向量共有 $14 \times 4 + 18 \times 4 = 128$ 个特征值。

虹膜图像特征提取的过程如图3所示:



图3 虹膜特征提取流程图

3 模式匹配

在获得了虹膜的特征向量之后,所要做的工作就是解决如何对虹膜进行分类的问题,即判断两个虹膜样本是否是来自同一个眼睛。把两个虹膜的对应分析带的对应滤波通道的均值和方差作为特征点,那么可以用对应特征点之间的欧式距离来衡量两个虹膜的相似性。特征空间中两点间广义欧式距离为:

$$ED(V_A, V_B)(i) = \sqrt{(MEAN_{iA} - MEAN_{iB})^2 + (STD_{iA} - STD_{iB})^2} \quad (8)$$

考虑到虹膜的各个分析带纹理分布不同,文中采用基于方差倒数的加权欧式距离分类器,定义如下:

$$WED(k) = \sum_{i=1}^N \frac{(f_i - f_i^k)^2}{(\delta_i^k)^2} \quad (9)$$

式中, f_i 是输入待测虹膜的第*i*个特征; f_i^k 是虹膜*k*的第*i*个特征; δ_i^k 是虹膜*k*的第*i*个特征的标准差; N 表示特征总数。

4 实验结果与讨论

实验是采用CASIA虹膜图像数据库,在Matlab7下实现的。通过对50个人的眼睛、350幅大小为320×280的虹膜图像组成的样本进行测试。

4.1 实验结果

算法在认证和鉴别两种模式下分别测试其性能。

认证实验是一种一对一的匹配,假设一个被测试的样本来自一个特定的目标,进行一对一的比较来判断被测试的样本是否来自该目标。在认证模式下,将所有虹膜两两之间进行比较,除了各图像和自己比较的以外,共比较了61 075次。其中相同虹膜间的比较有1 050次,不同虹膜间的比较有60 025次。在不同的阈值下,分别计算出错误拒绝率FRR(False Rejection Rate)和错误接受率FAR(False Acceptance Rate),实验结果如图4所示。从图4可以看出算法的FAR随着归一化欧式距离阈值的增大而增加,相反,FRR随之减小。FAR和FRR曲线的交叉点,即等错率EER(Equal Error Rate)点很低,在1%以下,约为0.26%。

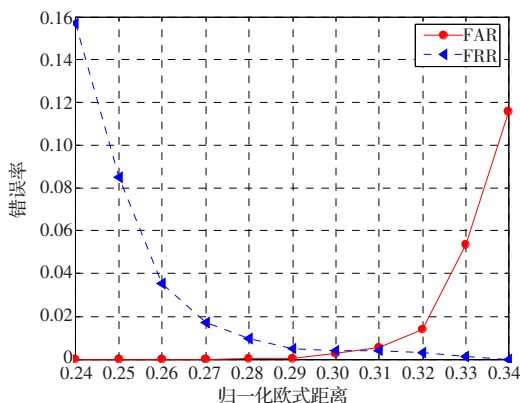


图4 不同阈值下的错误率变化曲线图

实验中取阈值为0.29,从图中可看出,此时的FAR和FRR都很低,适合安全性较高的场合。

鉴别实验是一种一对多的匹配,即把未知虹膜的特征去和所有已注册虹膜的特征进行匹配,在注册虹膜中找到其中距离最小、且距离在可接收范围内的匹配结果,从而鉴别出用户身份。实验中共有50虹膜,每个虹膜7个样本,在进行测试时,把每类虹膜的前两个样本作为注册样本,其它的作为未知被测样本进行鉴别实验,这样共进行250次测试,其中只发生一次错分现象,正确识别率CRR(Correct Recognition Rate)可达到99.60%,取得了高识别率。

Pentium[®]4 3 GHz,1 GB的内存,操作系统为Windows XP的环境下测试算法的运行速度。其中特征提取的平均时间为90 ms,单次识别所需时间仅为210 ms,可满足实时识别的要求。

4.2 比较和讨论

为了测试和比较几种主要虹膜识别算法,中科院谭铁牛[®]等人采集了一个虹膜识别数据库(CASIA),并且在这个图片库上测试了Daugman、Boles等人的算法。为了便于比较,表1列出了提出算法的测试结果及Tan、Daugman、Boles及Masek的算法测试结果。

表1 不同算法的比较

方法	Daugman	Boles	Tan	Masek	提出算法
CRR/(%)	100	92.64	99.43	98.86	99.60

小样本空间的测试结果表明,提出的算法比Boles和Masek的识别率要高,与谭铁牛的算法识别率较接近。Daugman的算法结果是当前最好的方法,但是他的算法特征向量长度是2 048,是上面所列的算法中特征向量长度最长的,明显大于提出算法的特征向量长度。值得指出的是,文中算法用于测试的样本空间不是很大,所以算法的性能检验还有待以后长期时间内的大量样本测试。

通过分析发现,Boles的方法的不足在于只分析了虹膜中一系列同心圆周的一维信号,而这样做是不够的,因为虹膜的纹理信号是二维的,只对一维信号进行分析,损失了很多纹理信息,所以导致了一些误识现象。而谭铁牛等的算法中采用先把虹膜划分成一块块固定尺寸的子图,而且子图的尺寸只有(8×8),这样,只要虹膜有轻微的旋转就会造成子图纹理的大变动,实际上匹配时应做移位匹配取最小值的方法进行补偿,而这种移位匹配会增加计算量。提出的算法以一个分析带为一个

(下转 187 页)