

文章编号:1001-9081(2006)10-2375-03

基于双正交多小波的虹膜特征提取与识别

龚军辉, 胡维平, 卢小春

(广西师范大学 物理与电子工程学院, 广西 桂林 541004)

(gongjunhui2003@tom.com)

摘 要: 用具有自仿映射特性的区间双正交多小波滤波器提取虹膜的纹理特征, 并采用局部和全局特征相结合的方法对虹膜进行识别。虹膜图像经过多小波变换后, 对低频部分多小波变换系数进行局部的粗量化二值编码, 然后用 Hamming 距离进行识别。对因为睫毛、眼睑、虹膜变形等影响而不能有效识别的虹膜图像, 再对多小波变换系数提取均值和方差作为全局特征, 用方差倒数加权欧氏距离进行识别。实验结果证明, 这种方法能快速而可靠地对虹膜进行识别。

关键词: 虹膜识别; 双正交多小波; 海明距离; 欧氏距离

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Feature extraction and recognition of iris based on biorthogonal multiwavelets

GONG Jun-hui, HU Wei-ping, LU Xiao-chun

(College of Physics and Electronic Engineering, Guangxi Normal University, Guilin Guangxi 541004, China)

Abstract: Biorthogonal multiwavelets filter characterized with self-affine was proposed to extract iris texture feature and local with global feature was applied to recognize iris. After using biorthogonal multiwavelets filter to process iris images, local coarse quantization encoding was adopted in the low frequency parts of coefficients, and Hamming distance was taken as the classifier. When the Hamming distance was uncertain of its decision due to the influence of eyelids, eyelashes and iris deformations, mean and variance were extracted from coefficients of multiwavelets transform, and Euclidean distance of covariance reciprocal with weight value was designed as the classifier. The results show that this approach is able to identify iris quickly and reliably.

Key words: iris recognition; biorthogonal multiwavelets; Hamming distance; Euclidean distance

0 引言

随着信息技术和网络技术的迅速发展,越来越多的口令和密码被应用,然而,它们一旦丢失或被盗取将可能给用户带来很大的损失和不便,同时,许多传统的身份认证方法在具有高技术的犯罪分子面前形同虚设,很容易被假冒、盗用。因此,许多生物特征识别技术应运而生,其中有指纹识别、人脸识别、皮肤纹理识别、虹膜识别、笔迹和步态识别等。虹膜识别技术由于具有唯一性、稳定不变性、可采集性、非侵入性(非接触式)等优点,而成为近年来生物特征测定方面的热点。

在近二十年,国内外许多机构、学者在对虹膜特征的提取方面开展了工作,其中有:文献[1]应用 2D Gabor 滤波器对经过定位、归一化后的虹膜图像进行滤波,并映射到一个码本,然后用 Hamming 距离进行匹配、分类,使虹膜识别进入了实用阶段。文献[2]使用 Laplacian 金字塔模型表征虹膜特征空间并进行识别;文献[3]利用小波变换过零点检测提取虹膜特征并编码;文献[4]则利用 Gabor 小波和 Daubichies 小波变换提取纹理特征,并用方差倒数加权欧氏距离方法进行匹配。

在应用文献[4]的虹膜预处理方法,得到展开的归一化的经过图像增强后的虹膜图像后,本文用具有自仿映射特性的区间双正交多小波滤波器提取虹膜特征,先对其低频部分多小波变换系数进行局部自适应粗量化二值编码,然后应用

Hamming 距离进行匹配分类,对不能有效判别的虹膜图像,再提取全局特征均值和方差,用加权欧氏距离进行识别。实验结果表明,该方法能够快速而可靠地对虹膜进行识别。

1 具有自仿映射区间的双正交多小波

小波分析在对信号进行分析时提供了一种自适应的时域和频域同时局部化的分析方法。在图像处理中,小波变换的有些特性具有很重要的作用,正交性能使图像变换前后保持能量;对称性既适合人眼的视觉系统,又使信号在边界易于处理;与紧支性小波对应的滤波器是有限脉冲响应(Finite Impulse Response, FIR)滤波器,它使得相应的快速小波变换之和是有限的;光滑性在数据压缩中也起着重要的作用,因为当用于小波变换的小波不光滑时,小波变换所带来的误差很容易被视觉检测出来。所以分析工具同时拥有这些性质是十分重要的,单小波在分析信号时不能同时兼顾信号处理中的对称性、短支撑性、正交性和高阶消失矩等重要的性质,而多小波则可以同时拥有这些良好的性质。

多小波构造有很多方法,文献[5~7]构造的具有自仿映射特性的区间双正交多小波,该多小波的滤波器推导简单而灵活,具有最短的支集长度,没有支集重叠部分,在作小波分解后能精确重构。由于虹膜纹理具有自相似特性,用此多小波对虹膜图像进行处理,能很好地描述虹膜图像的纹理特征。

由文献[5]里具有自仿映射特性的区间双正交多小波滤

收稿日期:2006-04-27;修订日期:2006-06-23 基金项目:广西自然科学基金资助项目(0448035)

作者简介:龚军辉(1979-),男,湖南娄底人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别; 胡维平(1963-),男,广西桂林人,副教授,主要研究方向:生物医学信号处理、图像处理等; 卢小春(1978-),女,广西百色人,讲师,主要研究方向:数字信号处理。

滤波器的一般推导方法,考虑到滤波器的对称性在处理图像时具有:1)人类的视觉系统对边缘附近对称的量化界扩展时,重构图像边缘部分失真较小,而减少了在多小波分解和重构时产生的失真误差较非对称误差更不敏感;2)对称滤波器组具有线性相位特性,对图像边缘作对称边界扩展时,重构图像边缘部分失真较小的优点,构造出以支撑在区间 $[0,1]$ 上的二次多项式构成的3个正交尺度函数 $\{\phi_1, \phi_2, \phi_3\}$,两个自仿映射 $\{\varphi_1, \varphi_2\}$,以及从第一尺度到第零尺度的对称的低、高通滤波矩阵:

$$L_{3 \times 6} = \begin{bmatrix} a_p^1 \\ a_p^2 \\ a_p^3 \end{bmatrix}, G_{3 \times 6} = \begin{bmatrix} b_p^1 \\ b_p^2 \\ b_p^3 \end{bmatrix}$$

由此得到滤波矩阵:

$$H_{6 \times 6} = \begin{bmatrix} L_{3 \times 6} \\ G_{3 \times 6} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_p^1 & a_p^2 & a_p^3 & b_p^1 & b_p^2 & b_p^3 \end{bmatrix}$$

其中得到的具有正交、紧支、对称的多小波低通滤波器组 $L_{3 \times 6}$ 为:

$$a_p^1 = [0.7071, 0, 0, 0.7071, 0, 0]$$

$$a_p^2 = [0, 0.1768, 0.6846, 0, -0.1768, 0]$$

$$a_p^3 = [0.3535, 0.6123, 0, -0.3535, 0.6123, 0]$$

$$\begin{bmatrix} u_0 \\ \vdots \\ u_{rm-1} \\ u_{rm} \\ \vdots \\ u_{(rm)^d-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{rm \times rm} & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & H_{rm \times rm} & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & H_{rm \times rm} \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_0 \\ \vdots \\ i_{rm-1} \\ i_{rm} \\ \vdots \\ i_{(rm)^d-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

经过如(1)式的变换后可获得各个尺度下的相同数目的分解系数。对于分解以后的系数的重构,由于滤波矩阵的正交性,使用的重构滤波矩阵为小波分解的滤波矩阵的转置,重构时将转置后的滤波矩阵和分解系数也按(1)式进行处理,则可实现无失真重构原信号。文献[5~7]在对具有自仿映射特性的区间双正交多小波作了全面分析的同时,给出了这种多小波分解和重构算法,在应用于特征提取时无须做平衡和预滤波。

用滤波器矩阵 $H_{6 \times 6}$ 根据式(1)对虹膜图像进行分解,分解时先把虹膜图像的每行看作一维信号按照式(1)进行行分解,然后再进行列分解,同样分解时把每列看作一维信号按照式(1)进行分解。用这样的方法对经过预处理虹膜图像进行分解,得到36块变换后的系数矩阵,我们称之为36个多小波通道。当图像在某一频率和方向下具有较明显的特征时与之相对应的变换后的系数大小就能够反映这些纹理特征。

3 虹膜图像的特征提取、编码及识别

3.1 局部特征的编码

对经过多小波变换后得到 $M \times N$ 的虹膜图像的系数矩阵 $C(x, y)$, 分成大小为 $K \times L$ 的块, 在每个小块内将系数矩阵粗量化为二值编码。二值编码的过程可以看作是将系数矩阵分成两类的过程, 假设阈值 t 将系数矩阵 C 中各元素分成两类, 定义两类定义两类的均值为 w_1, w_2 则两类的类间距为:

$$D = |w_1 - w_2|$$

D 越大, 表示两个类的类间距越大, 两类分得越开。

另外, 对于分类后两类的内聚性的优劣也是直接反映是

2 虹膜图像的多小波变换

虹膜特征的提取算法, 主要有基于局部特征提取和全局特征提取两种方法。对于基于全局特征提取的虹膜识别算法, 由于虹膜是自然纹理, 其纹理的分布特性本身含有大量有用的局部信息(如局部斑点), 而全局的特征提取算法忽略了这些信息, 往往导致了其误判率(False Accept Rate, FAR)较高。而对于基于局部的特征提取的方法, 由于容易受睫毛、眼睑、定位的不准、虹膜的变形、以及噪声的影响而使拒判率(False Reject Rate, FRR)较高。因此, 本文在对展开、归一化后的虹膜图像经过多小波变换后, 采取局部和全局的特征提取和识别的方法, 提高了虹膜的正确识别率, 而对整个系统的计算速度的影响几乎可忽略不计。

双正交多小波滤波器在处理信号时有特殊的使用方式, 对输入的一维信号为:

$$I_N = \{i_0, \cdots, i_{rm-1}, i_{rm}, \cdots, i_{(rm)^d}\}$$

其中 u_N 滤波输出信号, r 为尺度函数的个数, m 为自仿映射的个数, $N = (rm)^d, d \in Z^+$, 则可使用从第 d 尺度到第 $d-1$ 尺度的滤波器分解, 多小波分解可如下式进行:

否有效表示虹膜纹理的一个重要标志, 若两类的概率 P_1, P_2 为:

$$\begin{cases} p_1 = \frac{T}{K \times L} \\ p_2 = \frac{K \times L - T}{K \times L} \end{cases}$$

T 为系数矩阵元素值小于 t 的个数。

定义两类中的系数到各类内的中心距离为类的分散度。

$$d_1 = \sum_{i=1}^T |C(x, y) - w_1| / p_1$$

$$d_2 = \sum_{i=T+1}^{K \times L} |C(x, y) - w_2| / p_2$$

P_1, P_2 为两类的概率, 显然, 每个类的分散度越小, 表示其内聚性越好, 分类效果越好。

综合考虑以上两方面的因素, 要保证虹膜的码本合理地表现虹膜的局部斑点、条纹纹理, 就必须同时确保 D 最大且 d_1, d_2 最小, 这样, 每一类的内聚性最好, 而且两类的类间距离又最大, 此时多小波变换后的系数将最大程度地分开, 达到最佳的分离效果。因此, 可定义两类分割的 H 值识别函数为:

$$H(t) = \frac{p_1 \times p_2 \times D}{p_1 \times d_1 + p_1 \times d_2} \quad (2)$$

当块内的系数: $C(x, y) > t$, 取 $C(x, y) = 1$, 否则: 取 $C(x, y) = 0$ 。

可见, (2)式取最大值时, 兼顾了两类之间的内聚性和两类之间的距离, 从而将达到最好的效果。图1是经过虹膜定位归一化, 图像增强后的虹膜图像以及提取的虹膜纹理码本(虹膜图像的左下角)。

3.2 Hamming 距离识别

滤波后的虹膜图像经粗量化编码后得到 120Bytes 的虹膜代码后,可以利用 Hamming 距离快速地判断两个虹膜码是否匹配,Hamming 距离定义为:

$$HD = \frac{1}{MN} \sum_{j=1}^{MN} A_j (XOR) B_j \quad (3)$$

其中(3)式中, A 和 B 表示不同的虹膜码本, j 表示虹膜码的位, XOR 表示异或。



图1 预处理后的虹膜图像及经过粗量化后的码本

3.3 全局特征的提取及识别

如果得到 HD 属于某一区间但却不能有效识别时,则提取虹膜的整体特征进行识别,求取经过 $a_p^1, a_p^2, a_p^3, b_p^1, b_p^2, b_p^3$ 六个多小波滤波器的不同组合方式组成的 36 个多小波通道的均值 MEC_n 和方差 $StdC_n$ 作为特征:

$$MEC_n = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I(i,j)|$$

$$StdC_n = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [|I(i,j)| - MEC_n]^2}{NM - 1}}$$

其中 $M \times N$ 为通道的尺寸, i,j 分别代表通道元素的行数和列数, x 是该通道的小波分解系数。这样从 36 个通道总共得到了 72 个全局的特征。将未知虹膜纹理的特征向量同已经训练好的已知类别虹膜特征向量比较,当且仅当它的特征向量与第 k 类特征向量的方差倒数加权欧氏距离 WED 最小时,输入虹膜分类为第 k 类虹膜。加权欧氏距离按下面的公式计算:

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

f_i 表示未知样本的第 i 个特征, $f_i^{(k)}$, $\delta_i^{(k)}$ 表示第 k 类虹膜所有训练样本的第 i 个特征的均值和方差; N 表示特征总数。

4 实验结果及分析

实验中,采用了自己采集的图像和 CASIA 虹膜图像数据库共计 281 幅图像进行了实验,当单独采用局部特征进行编码识别时,同类和不同类的分离点采取为 0.335 时识别效果最佳,识别率为 94.7%。得到 CASIA 虹膜图像数据库的部分同类 Hamming 距离如表 1。部分不同的 Hamming 距离如表 2。其中 $A_1 \cdots A_7$ 表示同一类虹膜不同的图像, $A \cdots G$ 表示不同的虹膜。

表1 同类虹膜 Hamming 距离

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7
A_1	0						
A_2	0.1399	0					
A_3	0.1289	0.1486	0				
A_4	0.1191	0.1052	0.1289	0			
A_5	0.1931	0.1816	0.1382	0.1642	0		
A_6	0.2035	0.1792	0.1740	0.1792	0.1631	0	
A_7	0.1989	0.1804	0.1359	0.167	0.1307	0.2035	0

相对于 Daugman 系统,本文的局部特征提取除不同类的 HD 均值要比其好之外,其他均逊于其系统,考虑到其先进的虹膜图像采集装置,图像的预处理和图像质量评价体系,而其

他学者、研究机构使用其算法时往往得不到参考文献[1]中的效果,因此如果能够提高虹膜图像采集装置,图像的预处理,和图像质量评价体系,本文局部特征识别算法的效果应该还会更好些。

表2 部分不同类虹膜 Hamming 距离

	A	B	C	D	E	F	G
A	0						
B	0.4164	0					
C	0.4037	0.4696	0				
D	0.4731	0.4731	0.5066	0			
E	0.3834	0.4725	0.4366	0.4921	0		
F	0.4574	0.4667	0.4551	0.5257	0.4638	0	
G	0.4314	0.4893	0.4603	0.4326	0.4436	0.4806	0

由于局部特征提取和识别的方法的局限性,因此本文对 HD 在 0.33 ~ 0.38 时不能有效分类的虹膜再进行整体特征的提取和分类。由表 3 可以看出,减少了其 FRR ,而整个正确识别率也得到了提高。

表3 不同特征识别率的比较

特征提取识别方法	FAR(%)	FRR(%)	正确识别率(%)
局部特征识别	1.1	4.2	94.7
先局部后整体识别	0.92	0.88	98.2

5 结语

本文采取的具有自仿映射特性的区间双正交多小波滤波器提取虹膜的纹理特征,并用局部和整体纹理特征相结合的方法对虹膜进行识别,实验结果证明,要优于两种方法单独使用时的识别率,在只增加了极少时间下有效提高了系统的识别率,对虹膜图像的旋转、漂移和光照强度不敏感,效果较好。进一步的工作将是增加样本训练的数量,可对整体特征分类器进行改进,在图像处理时眼睑的去除,以及不失真地对虹膜进行展开、归一化,可以进一步提高虹膜识别的正确率。

参考文献:

- [1] DAUGMAN JG. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148 - 1161.
- [2] WILDES RP. Automated iris recognition: An emerging biometric technology[J]. Proceedings of the IEEE. 1997, 85(9): 1348 - 1363.
- [3] BOBLES WW. A human identification on technique using image of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1998, 46: 1185 - 1188.
- [4] 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.
- [5] MICCHELLI CA, XU Y. Using the Matrix Refinement Equation for the Construction of Wavelets on Invariant Sets Number Algorithm[J]. 1991: 75 - 116.
- [6] MICCHELLI CA, XU Y. Reconstruction and Decompositon Algorithms for Biorthogonal Multiwavelets[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing 1997, 8: 31 - 69.
- [7] MICCHELLI CA, XU Y. A Construction of Refinable Sets of Interpolating Wavelets[J]. Results in Mathematics, 1998, 3: 59 - 372.
- [8] 黄惠芳,胡广书. 虹膜识别算法的研究与实现[J]. 红外与激光工程, 2002, 31(5): 404 - 409.