

基于能量最大响应方向的虹膜识别算法*

苑玮琦, 赵彦明, 张志佳

(沈阳工业大学 视觉检测技术研究所, 沈阳 110178)

摘要: 为提高虹膜识别算法的正确识别率, 给出了基于能量最大响应方向的虹膜识别算法。该算法首先对肉眼图像进行预处理得到归一化虹膜图像, 并依据归一化虹膜纹理的分布特点, 选择多尺度多方向滤波技术对归一化虹膜图像进行分解; 然后提取最优分解尺度下像素点的能量最大响应方向数, 进行二进制虹膜编码和去噪; 最后通过计算两个虹膜编码间的加权海明距离和衡量两者的差异性, 给出识别结果。实验证明, 在等误率为 0.1176 时, 正确识别率达到 99.997%。与经典的虹膜识别算法相比较, 该算法具有更高的识别率。

关键词: 生物特征识别; 虹膜识别; 多尺度多方向滤波; 特征抽取

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)05-1977-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2010.05.108

Iris recognition method based on maximal responding orientation of energy

YUAN Wei-qi, ZHAO Yan-ming, ZHANG Zhi-jia

(Technology Computer Vision Group, Shenyang University, Shenyang 110178, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of iris recognition further, this paper proposed an iris recognition method base on the maximal responding orientation of energy. Firstly, obtained the normalized iris images by preprocessing eye image, selected multiscale and multidirectional filter by the feature of iris texture, decomposed the normalized iris image through the filter. Secondly, extracted and encoded the maximal responding orientation on the pixel point into a simple binary iris code, performed denosing at the same time. The last, measured the difference of tow iris code through weighted hashymming distance and gave the recognition results. The experimental results demonstrate that the proposed method has the equal error rate of 0.1176% and the correct recognition rate of 99.997%. Compared with the classical methods, the proposed method has a higher accuracy.

Key words: biometric recognition; iris recognition; multiscale and multidirectional filter; feature extracting

0 引言

虹膜的极大个体差异性和生物自然保护性、提取时的非侵犯性及伪造的渺茫性, 决定它可以作为个体生物特征识别的重要依据。据统计, 虹膜识别的错误率是所有生物识别领域中最低的^[1]。

国内外专家作了很多相关研究。Daugman^[2~4]使用了多分辨率 Gabor 小波进行滤波, 抽取虹膜纹理特征, 根据上面的工作获取 2 048 bit 虹膜编码, 通过 XOR 操作计算两个虹膜之间的 Hamming 距离, 但其无法判断方位信息在特征抽取中的应用。Wildes^[5]使用 Hough 变换算法进行虹膜定位于归一化, 然后应用 Laplacian pyramid 算法对虹膜图像进行多分辨率分解, 抽取虹膜纹理的空间特征。不同于 Daugman 方法的是, 他选择了归一化相关系数作为匹配算法。Boles 等人^[6]提出的基于小波变换过零点检测的方法, 将信号过零点描述重建理论用于虹膜特征提取, 通过小波变换的过零点, 由细到粗地表示不同分辨率下的虹膜特征。首先将虹膜图像中的一些同心圆表示为一维信号, 然后计算这些一维信号在不同分辨率水平下的小波变换过零点, 最后采用自定义的相异性函数即可实现模式匹配。Lim 等人^[7]使用二维 Harr 小波变换将虹膜图像分解成

四级, 并将第四级的高频信息量化为虹膜代码, 采用改进的 LVQ 神经网络进行模式匹配。苑玮琦等人^[8]提出的基于相位一致性最大响应方向的虹膜识别方法, 提取像素对于相位一致性的最大响应方向作为可区分性特征, 并将最大响应方向的序号编码为简单易处理的二进制虹膜代码; 最后通过计算两个虹膜代码之间的加权海明距离衡量两者的差异。张凡等人^[9]提出一种基于模糊提取的虹膜鉴别方案, 在方案中无须存储用户虹膜特征模板, 可以避免传统虹膜鉴别系统中虹膜特征模板的安全和隐私问题。这些系统的不同之处是: 各算法使用了不同的虹膜纹理表达方法或匹配方法。

虹膜纹理复杂的结构给特征提取带来了很大的困难, 而多尺度多方向的滤波器技术将从纹理的方向和频率等特征有效地描述虹膜纹理。因此, 本文提出了一种基于能量最大响应方向的虹膜识别算法, 试图将多尺度多方向滤波技术引进虹膜识别, 并通过实验证明其可行性。该方法首先通过预处理得到归一化虹膜图像, 抽象归一化图像上虹膜纹理分布模型, 选择 Contourlet 小波变换, 对归一化虹膜图像进行虹膜多尺度多方向分解; 然后选择最优分辨率下的多方向分解通道, 提取点能量的最大响应方向数进行虹膜编码; 最后计算不同虹膜编码间的海明距离。

收稿日期: 2009-08-20; **修回日期:** 2009-09-25 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60672078); 辽宁省自然科学基金资助项目(20042080)

作者简介: 苑玮琦(1960-), 辽宁沈阳人, 教授, 博导, 博士后, 主要研究方向为机器视觉检测、生物特征识别(yuan60@126.com); 赵彦明(1972-), 河北承德人, 硕士, 主要研究方向为虹膜识别; 张志佳(1974-), 河北晋州人, 副教授, 硕导, 博士, 主要研究方向为机器视觉、数字图像处理。

1 算法过程

1.1 虹膜图像预处理

图像预处理包括虹膜定位和归一化。图像采集设备捕获的人眼图片,除了虹膜信息外,还包括睫毛、眼睑和光斑等非虹膜信息。一般在识别前期要进行虹膜图像预处理。采用文献 [10] 中给出的方法进行虹膜定位,可以准确地确定虹膜的位置和大小,将虹膜从图像中分离出来。下面给出完整的预处理过程:图 1(a) 为采集设备获取的人眼图像;(b) 为虹膜定位图像;(c) 为虹膜归一化图像及感兴趣区域。

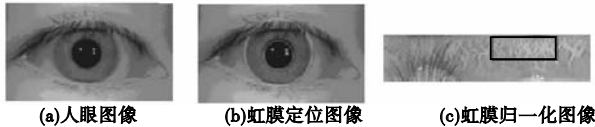


图1 虹膜图像预处理的全过程

1.2 虹膜纹理结构的抽象与特征提取方法分析

虹膜纹理的分布特点为:在原始图像上,沿瞳孔边界向外,以放射状分布;在归一化图像上,沿归一化图像下边界向上边界方向,以树状(也可以视为网状)分布。图 2 将展示这个特点。

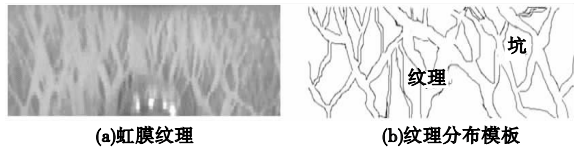


图2 虹膜纹理与抽象模型

从图 2(b) 可以看出,水平分布的纹理很少,绝大部分纹理都是与水平方向呈较大的角度进行分布的,因此多尺度多方向滤波技术可以精确地描述虹膜纹理的方向信息。

1.3 基于 Contourlet 分析的特征提取

1.3.1 Contourlet 变换的定义

Contourlet 变换^[11]也称为塔型方向滤波器组(pyramidal direction filter bank,PDFB),由用于多分辨率分析的拉普拉斯塔式(Laplacian pyramid,LP)变换和用于方向分析的方向滤波器组两部分组成,在同一分辨率上进行多个方向的滤波。因此可以从频率和分解方向两个角度来描述复杂自然图像的纹理,具有充分捕获自然图像中的高维奇异性信息的优良性能。其主要的处理过程(图 3)如下:

首先由 LP 变换对图像进行多分辨率分解以捕获奇异点,生成一个原始图像的低通采样信号和一个原始图像与预测图像之差形成的带通图像。其中 LP 分解后的带通图像由方向滤波器组(directional filter bank,DFB)进行 2^{ld} 方向分解(一般取 ld 层方向滤波器进行 2^{ld} 方向分解),将频域分解成 2^{ld} 个呈楔型(wedge shape)的子带,使得分布在同方向上的奇异点合成为一个系数,同时对低频信息进行迭代运算。

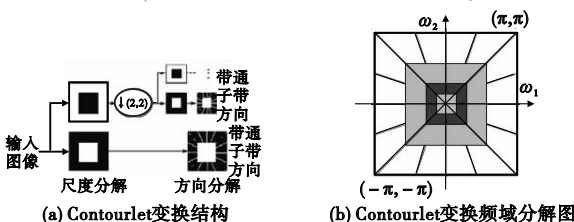


图3 Contourlet变换的结构和频域分解

1.3.2 虹膜图像的 Contourlet 变换

虹膜图像的 Contourlet 变换如图 4 所示。

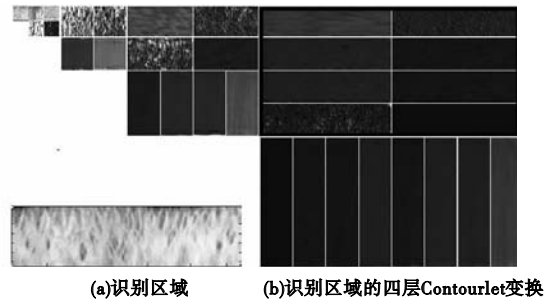


图4 虹膜图像的Contourlet变换

1.3.3 特征向量的提取与编码

虹膜含有丰富的纹理信息,纹理信息可从三个方面进行精确描述:纹理的频率、纹理方向和纹理的位置。常见的描述方法分为两类:基于空间域的描述和基于变换域的描述。基于空间域的描述方法很多,而基于变换域的常见的有傅里叶变换域、小波变换^[12]域和 Contourlet 变换域。与小波变换域相比,Contourlet 变换域不但继承了小波变换的多分辨率的特点,还引进了多方向滤波器组,解决了小波变换方向性差的特点,并能以更加稀疏的矩阵来表示原图像,减少计算时间,提高算法实时性。

依据图 2 展示的虹膜纹理特征,选择多尺度、多方向滤波技术将能从频率、方向和位置三个角度描述虹膜的纹理特点。因此近年兴起的 Contourlet 变换成为本算法首选变换工具,它可以满足本文算法要求。

虹膜图片经过 k 尺度的 Contourlet 变换后,在 k 尺度上生成 $n = 2^k - 1$ 个分解通道,通道上的每个点有 n 个方向的分解系数,这些系数描述了该点在不同方向上的纹理变化趋势,解决了小波方向性差的缺点。这一变化趋势反映了虹膜纹理的三个特点,尤其是方向性特点。因此 Contourlet 变换域可以精确描述虹膜纹理的方向信息。算法借助多尺度下,点能量的方向相关系数精确描述虹膜纹理特征。

设分解尺度为 k ,则在 k 分解层上应包含 $n = 2^k - 1$ 方向的分界通道, i, j 表示点的位置。点能量的方向相关系数 $\lambda_k(t, i, j)$ 为

$$\lambda_k(t, i, j) = \frac{E(t, i, j)}{\sum_{p=1}^n E(p, i, j)} \tag{1}$$

其中: t 表示分解方向, $t \in [0, n]$; p 表示滤波器方向, $\sum_{p=1}^n E(t, i, j)$ 表示第 k 尺度、位置 (i, j) 处各方向通道的能量值和。

$\lambda_k(t, i, j)$ 表示第 k 分解层上,点 (i, j) 在方向 t 上的能量响应。实验证明,它拥有非常高的特异性;同时 $\lambda_k(t, i, j)$ 还有去噪特点:当各向的点能量方向相关系数 $\lambda_k(t, i, j)$ 相等时,说明该点是一个无方向的孤立点(或分布满足高斯分布),在虹膜识别中这样的点是噪声点(光斑,分解成单点的睫毛),特征提取时去除这样的噪声点。

综上所述,本文的虹膜纹理描述要涉及到的几个参数为识别区域、分解尺度 k 、滤波器方向。笔者将在后续实验中训练这些参数。

1.3.4 特征提取方法

a) 在最优分解尺度下,依据式(1)计算虹膜每个像素点的能量相关系数集合,并求得该点相关系数集的最大值所对应的方向编号。当点的能量方向相关系数各项相等时,该点为噪声,编号为 9。

b) 将各像素点的最大相应方向进行二进制编码,用做该点的虹膜编码。

以方向数 $t=8$ 为例,进行虹膜编码示例,如图5所示。

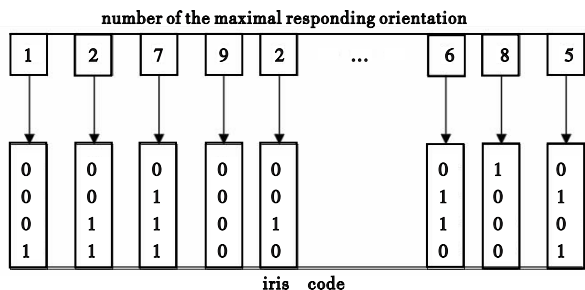


图5 虹膜代码生成过程

上面编码方法是编码与去噪过程的统一,即在编码过程对虹膜识别区域(图1(c))的主要噪声(睫毛、光斑)和采集阶段的光照噪声进行有力的去除,剔除绝大部分伪特征点,使本文算法的抗干扰性更强,识别率更高。

1.4 匹配方法与策略

采用式(2)计算两个虹膜编码的归一化加权海明距离 WHD,以此表示两个虹膜间的差异。

$$WHD = \frac{\sum_{i=1}^{row} \sum_{j=1}^{col} \{ \sum_{k=1}^m [(A_{(i-1) \times m + k, j} \oplus B_{(i-1) \times m + k, j}) \times 2^{m-k}] \}}{row \times col \times (2^m - 1)} \quad (2)$$

其中:col 和 row 分别表示图像的长和宽;A 和 B 表示虹膜编码;m 表示每个方向的编码位数; \oplus 代表异或运算。

虹膜采集过程中,人头部倾斜会导致虹膜旋转。为克服虹膜旋转带来的误差,在匹配过程中保持一个编码不变,另一个编码分别左、右移动适当的距离,逐次进行匹配。计算多个匹配距离的最小值作为匹配结果。

2 实验及实验分析

2.1 数据获取

采用本文提出的算法进行实验研究,数据源为 CASIA 1.0^[13]数据库,该数据库是现阶段国内可共享的最大虹膜数据库,包含来自 108 只眼睛的 756 幅图片。其中每只眼睛 7 幅图片,分前、后两个阶段采集,第一阶段采集 3 幅,第二阶段采集 4 幅。图6显示了一些来自中国科学院自动化所 CASIA(1.0)的样本。



图6 CASIA 1.0数据库的虹膜样本

CASIA 1.0 数据库充分考虑了人眼自然张开时的各种情况,该数据库中图像的获取条件非常复杂。在大多数图像中,虹膜纹理都被眼睑和睫毛等干扰遮挡住一部分面积(图1),只有少数图像中的全部虹膜纹理可用。为了测试本文算法的可行性,选取归一化虹膜中受眼睑干扰最小的区域进行实验,区域位置如图1(c)所示,大小为 32×320 个像素。

2.2 算法相关参数实验

为确定分解层次、识别区域及分解方向对识别率的影响,在 CASIA 1.0 数据库选取 40 个类作为训练样本。所选类的特点:前 20 个样本,即图1(c)所示的识别区域无干扰信息;30~40 样本,识别区域内含有少量睫毛干扰,但没有眼睑;30~40 样本,识别区域内含有较多睫毛,并且个别含有整束睫毛和少量的眼睑信息。同时对识别区域加入少量光斑,以训练算法的去光斑性能。

2.2.1 分解层次对识别结果与算法性能的影响

本实验重点解决在分解面积 s 和特征提取方向确定时,分解层次 k 对识别率 η 和算法性能的影响。选择识别面积 s 为 32×320 。实验结果如表1所示。

表1 分解通道与识别率关系表

分解层次	识别率/%	误拒率/%	误识率/%	识别时间/ms
1	95.61	0.38	4.62	103.23
2	98.45	0.54	3.22	178.26
3	99.36	0.65	2.41	219.35
4	99.57	0.43	1.76	421.71
5	99.997	0.002 9	0.243	459.71
6	97.21	2.76	4.32	536.02
7	89.43	10.58	4.71	985.21

实验分析:在分解面积 s 和特征提取方向确定时,理论上,分解层次 k 越大,伪特征点个数越少,算法的抗干扰能力越强,识别率越高。但实际上,随分解层次 k 的增大,识别率会先升高后降低。因为 $k=1,2$ 时,分解算法抗噪声能力差,伪特征点较多,识别率不理想;当 $k=3,4,5$ 时,识别率达到很高;但是当 $k>5$ 时,滤波器方向数以 2 的指数次幂增长,造成能量相关系数偏低且数值多个接近,因此影响最大响应方向的确定。

2.2.2 识别区域对识别率的影响

本实验重点解决当分解层次 k 和分解方向 n 确定时,识别区域 s 与识别率 η 的关系。识别区域在归一化虹膜(64×512)右上角选取,如图1(c)所示,即 $s \in \{ \text{归一化虹膜右上角位置} \}$ 。实验32证明:分解层次4上拥有很好的识别效果。本实验参数为 $k=4, n=16$,实验结果如表2所示。

表2 识别区域与识别率的关系表

面积大小	识别率%	误识率%	误拒率%	样本均值	
				/(in/out)	方差 (in/out)
32×128	95.49	4.41	4.6	0.1031/	0.0421/
				0.2934	0.03915
32×192	98.57	1.43	4.22	0.1959/	0.0625/
				0.3982	0.0551
32×256	98.92	1.07	1.06	0.3125/	0.0898/
				0.5977	0.0692
32×320	99.57	0.43	1.76	0.465 3	0.1148/
				/	0.1056
32×384	97.36	3.94	2.65	0.8573	0.1392/
				0.6566/	0.1246
32×448	97.21	1.92	2.78	1.1278	1.4212/
				0.8312/	0.1496
				0.1710	0.1496

实验分析:当 k, n 确定以后,理论上, s 的增大将使分解后的特征点数目增加, η 将随 s 的增大而增大;当 s 增大到一定程度后, η 变化将不再明显,这与匹配算法有关系。但实际上,当 s 增大过程中仅包含虹膜信息时, η 变化满足上面要求;但是当 s 增大过程中包含了非虹膜信息(眼睑、成束的睫毛)时,分解后伪特征点数目增加, η 将会随 s 的增加而减小。

2.2.3 滤波器方向对识别率的影响

本实验重点解决在分解层次 k 确定后,滤波器方向变化对识别率的影响。依据上述实验选择 $k=5$,识别区域面积为 32×320 ,进行滤波器方向实验,如图7和表3所示。

表3 滤波器方向(图7)与识别率关系

滤波器方向	识别率/%	滤波器方向数
0 7 8 15	99.53	4
0 3 4 7 8 11 12 15	99.56	8
0 2 4 6 8 10 12 14	99.64	8
1 3 5 7 9 11 13 15	99.64	8
0 1 2 ... 13 14 15	99.86	16
1 2 5 6 9 10 13 14	89.36	8
1 2 5 6	86.47	4

实验分析:当滤波器方向含有几个重要的主方向时,如在水平滤波器方向(7,8)、垂直方向(0,15)、对角线方向(3,4,11,12)时,算法识别率均高于 99.50%;当滤波器方向不含有主方向时,识别率就会迅速下降得到 89.36% 以下;当不含有主方向且方向数目减半时,识别率下降更加迅速。实验表明,此时下降到 86.47%。综上所述,虹膜纹理主要集中在几个主要的滤波器方向上,在实际应用中可以选择主要的滤波器方向,降低算法的计算复杂性,提高算法的实时性。因此, $\lambda_k(t, i, j)$ 的定义可以简化,只考虑几个重要的主方向的相关系数,其他方向可忽视,从而减小计算复杂程度。

2.3 虹膜识别实验

依据上述实验,选择实验参数为:识别区域如图 1(c) 所示,面积 32×320 ,分解尺度为 5,滤波器方向为水平、垂直、对角线方向。在 CASIA 1.0 数据库中选择 60 个类 420 幅图片进行仿真实验,选取图片的共同点是识别区域内没有眼睑信息。对这些图像进行 1 260 次类内和 86 730 次类间匹配。实验结果如图 8 所示。

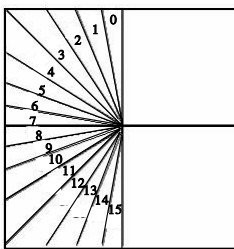


图7 Contourlet滤波器频域方向图

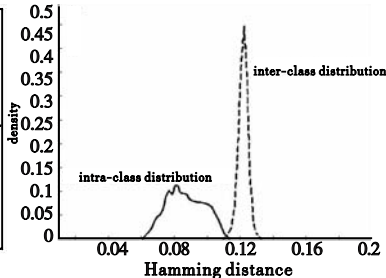


图8 归一化海明距离

类内的样本均值为 0.097 6,标准差为 0.012 3;类间的样本均值为 0.128 2,标准差为 0.096。当阈值取 0.118 时,则正确识别率(correct recognition rate,CRR)为 99.997%,错误拒绝率(false reject rate,FRR)为 0.002 9%,错误接受率(false accept rate,FAR)为 0.243%。在 ROC 图中计算出该方法的等错率(equal error rate,EER)为 0.117 6。由此证明了本算法具有良好的分类能力,是正确可行的。

2.4 算法比较

文献[14]对几种经典的虹膜识别方法进行了重复性实验和详细的分析,实验使用的图像同样来自 CASIA 数据库,并且样本图像的质量相同。文献在实验中截取了归一化图像中不被眼睑和睫毛等干扰影响的一部分面积,这与本文的实验方法具有相似的目的。文献[7]中的归一化图像与本文中的归一化图像具有相同的分辨率(64×512)。鉴于以上原因,笔者认为实验结果与文献[14]具有可比性。为方便比较,将文献[14]中给出的实验数据和本文的实验数据共同列在表 4 中。另外,为使本文中有关识别时间的数据与文献[7]具有可比性,利用与文献[7]相同的实验条件对提出的编码方法所消耗的时间进行了测试,实验结果在表 4 的后三列中给出。

表 4 算法性能比较

方法	识别率/%	等误率/%	提取时间/ms	匹配时间/ms	总时间/ms
Daugman	100	0.08	682.5	4.3	686.8
Wilds	—	1.76	210.0	401.0	611.0
Boles	92.64	8.13	170.3	11.0	181.3
本文	99.997	0.1176	450.5	9.21	459.71

3 结束语

本文给出了一种新的虹膜识别算法:基于能量最大响应方向的虹膜识别算法。依据虹膜纹理分布特点,在归一化虹膜图像上进行多尺度多方向滤波,并通过实验选择最优的分解尺度和滤波器方向,依据点能量贡献度计算每个像素点的能量最大响应方向,对该方向所对应的方向数进行虹膜编码,并依据点能量相关系数在特征提取与编码阶段去除光斑、非成束睫毛噪声,提高了识别率;最后依据两个虹膜编码的海明距离进行分类。该算法具有抗平移、旋转和伸缩的能力。在 CASIA 1.0 数据库上的实验证明,该算法在等误率为 0.117 6 时,得到识别率为 99.997%。因此,本文算法在人眼自然张开状态下是正确可行的,并且具有非常高的识别率。

致谢 感谢中国科学院自动化所(北京)提供的 CASIA 虹膜数据库(版本 1.0),使本课题得以顺利进行。

参考文献:

- [1] JAIN A, BOLLE R, PAMKANTI S. Biometrics: personal identification in networked society[M]. San Francisco:Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [2] DAUGMAN J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993,15(11):1148-1161.
- [3] DAUGMAN J G. Statistical richness of visual phase information; update on recognizing persons by iris patterns [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(1):25-38.
- [4] DAUGMAN J G. The importance of being random: statistical principles of iris recognition[J]. Pattern Recognition, 2003,36(2):279-291.
- [5] WILDES R P. Iris recognition: an emerging biometric technology [J]. Proceedings of the IEEE, 1997,85(9):1348-1363.
- [6] BOLES W W, BOASHAH B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998,46(4):1185-1188.
- [7] LIM S, LEE K, BYEON O, et al. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier[J]. ETRI Journal, 2001, 23(2):61-85.
- [8] 苑玮琦,徐露,林忠华.一种基于相位一致性最大响应方向的虹膜识别方法[J]. 光学精密工程, 2009,17(1):180-184.
- [9] 张凡,冯登国,孙哲南.一种基于模糊提取的虹膜鉴别方案[J]. 计算机研究与发展, 2008,45(6):1036-1042.
- [10] 苑玮琦,徐露,林忠华.一种基于人眼图像灰度分布特征的虹膜定位算法[J]. 光电子·激光, 2006,17(2):226-230.
- [11] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a new directional multiresolution image representation[C]//Proc of the 36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. 2002:497-501.
- [12] 黄惠芳,胡广书.一种新的基于小波变换的虹膜识别算法[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2003,43(9):1210-1213.
- [13] Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. CASIA iris image database (ver 1.0) [DB/OL]. http://www.sinobiometrics.com.
- [14] MA Li, TAN Tie-niu, WANG Yun-hong, et al. Efficient iris recognition by characterizing key local variations [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004,13(6):739-750.