

一种基于分数维的虹膜识别方法

王长宇¹ 宋尚玲¹

摘要 提出了一种基于极值加权平均分数维特征提取的虹膜识别方法. 针对亚洲人虹膜纹理反差弱的特点, 设计了高分辨率虹膜采集设备; 利用形态学和圆形边缘检测算子定位虹膜, 并将虹膜纹理映射到极坐标空间; 定义了一种新的图像分数维——极值加权平均分数维, 用于提取虹膜特征; 最后, 利用相关分类器对虹膜特征矩阵进行匹配识别. 试验表明极值加权平均分数维能很好地提取虹膜特征, 系统识别率高, 速度快.

关键词 虹膜识别, 分数维, 极值加权平均
中图分类号 TP391.4

An Iris Recognition Algorithm Based on Fractal Dimension

WANG Chang-Yu¹ SONG Shang-Ling¹

Abstract This paper presents an iris recognition algorithm based on fractal dimension in feature extraction. Considering that the iris of Asian people has low contrast texture, a system is devised to get high resolution and good quality images. First, the iris is located by a circle detector according to mathematical morphology, and mapped to polar coordinates space. Then a new definition of fractal dimension – extreme value weighted mean fractal dimension is given, and with it the feature matrix is extracted. At last, a correlation classifier is used in matching stage. The experimental results show that extreme value weighted mean fractal dimension can extract the features that represent the iris, and the recognition algorithm is precise and rapid.

Key words Iris recognition, fractal dimension, extreme value weighted mean

1 引言

生物特征识别技术是利用人自身的生理或者行为特征进行身份识别的方法, 在金融、公共安全、电子商务等领域有着重要应用. 身份识别可利用的生物特征需要满足: 1) 普遍性, 即必须每个人都具备这种特征; 2) 唯一性, 即任何两个人的特征是不一样的; 3) 可测量性, 即特征可测量; 4) 稳定性, 即特征在一段时间内不会改变. 目前, 用于身份识别的特征主要有: 指纹、掌纹、虹膜、手形、视网膜、人脸、静脉图、步态、签名、声纹、耳朵等. 其中, 虹膜位于眼睛的巩膜和瞳孔之间, 由许多腺窝、皱褶、色素斑等构成, 包含了极为丰富的信息. 对于每个人来说, 虹膜的结构各不相同并终生不变, 即便是同一个人的左、右眼的虹膜也有十分明显的区别^[1,2]. 虽然虹膜的结构是由遗传基因决定的, 但是后天的随机因素决定着虹膜独特的细微结构^[3,4]. 理论上, 自然界不可能出现完全相同的两个虹膜. 正因为虹膜具有高度的唯一性、稳定性、可采集性、非侵犯性等优点, 虹膜识别被认为是最有前途的身份识别技术之一.

近十几年来, 出现了多种虹膜识别的算法: 基于 2D Gabor 变换的方法^[5], 基于直方图拟合和 Laplacian 金字塔分解的方法^[6], 小波变换过零点方法^[7], 多通道 Gabor 滤波方法^[8], 圆对称滤波器的方法^[9], 2D 多分辨率小波变换方法^[10], 2D Hilbert 变换的方法^[11] 以及基于分数维的方法^[12].

本文给出了一种新的基于极值加权平均 (Extreme value weighted mean, EVWM) 分数维的虹膜识别系统. 该系统设计了一种虹膜采集设备, 给出了基于形态学处理和抛物线模板的虹膜定位算法, 定义了一种新的图像分数维——极值加权平均的分数维, 并用于提取虹膜图像的分数维特征, 最后利用相关分类器进行识别. 在第 2~4 节将分别介绍虹膜采集设备、虹膜定位与纹理映射、基于极值加权平均分数维和虹膜特征提取与匹配. 试验结果和结论在第 5 节和第 6 节给出.

2 虹膜采集设备

虹膜图像采集是虹膜识别系统的重点和难点. 西方人的虹膜具有丰富的色彩和清晰的纹理, 直接用普通的 CCD 摄像机就可以得到适于识别的图像. 而对亚洲人来讲, 自然条件下的虹膜和瞳孔纹理反差弱, 不能用于识别^[13]. 为此, 我们开发了新的虹膜采集设备, 主要包括: 高分辨率 (640 × 480) 黑白摄像机、长焦镜头 (距离摄像机 0.5 米处可以采集到

收稿日期 2005-9-27 收修改稿日期 2006-5-16
Received September 27, 2005; in revised form May 16, 2006
国家自然科学基金 (50171036) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (50171036)
1. 山东大学信息科学与工程学院 济南 250100
1. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100
DOI: 10.1360/aas-007-0698

清晰虹膜图像)、波长为 1050 nm 的红外光源以及红外光可透滤光片, 结构如图 1. 由于采用红外可通、可见光截止的滤光片, 可见光源不会在虹膜图像上形成亮斑, 并且可以滤掉周围景物在虹膜上的映像, 从而得到虹膜图像分辨率高, 纹理清晰度高, 更有利于识别, 如图 2 (亮斑由红外光源产生). 由于目前还没有形成规模较大的数据库, 本文的试验数据采用 CASIA 虹膜数据库.

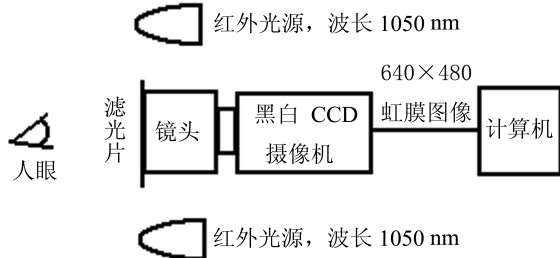


图 1 虹膜采集设备结构示意图
Fig. 1 Sketch map of iris capturer

3 虹膜定位和纹理映射

虹膜定位是虹膜识别中非常重要的一步, 直接影响着识别的准确率. 虹膜定位包括虹膜内、外边缘的定位, 主要方法有: 基于 Hough 变换和最大投票数的方法, Daugman 圆形边缘检测算子的方法^[5]等. 本文采用形态学和抛物线模板的方法定位虹膜的内边缘和上下眼睑.

3.1 虹膜内边缘的确定

一般认为虹膜和瞳孔具有相同的圆心. 瞳孔呈圆形, 确定了瞳孔的边缘和圆心就确定了虹膜内边缘和圆心. 原始虹膜图像 $I(x, y)$ 如图 3, 瞳孔部分灰度值低且分布均匀, 选择阈值 t , 利用式 (1) 将虹膜图像二值化为 $IB(x, y)$. 为滤除睫毛和眼睑的干扰, 对 $IB(x, y)$ 进行基于 5 阶圆形掩盖模板 $MASK$ 的多次腐蚀 (erosion) 运算, 直到把睫毛和眼睑的干扰全部消除掉, 得到 $IB'(x, y)$. 采用 5 阶圆形掩盖模板既能有效去除睫毛的线形干扰和眼睑的不规则干扰, 又能够保持瞳孔的形状不变. 注意的是进行一次腐蚀运算, 瞳孔的半径就要减少 2, 需要补偿. 对于 $IB'(x, y)$, 利用求重心法可精确得到瞳孔的中心 C 和内边缘, 如图 4.

$$IB(x, y) = \begin{cases} 1 & I(x, y) < t \\ 0 & I(x, y) \geq t \end{cases} \quad (1)$$

3.2 虹膜外边缘的确定

本文利用 Daugman 提出的圆检测算子定位虹膜的外边缘. Daugman 算法是利用微积分算子来计

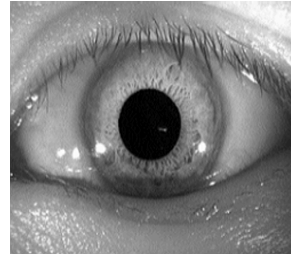


图 2 采集的虹膜图像
Fig. 2 Iris image

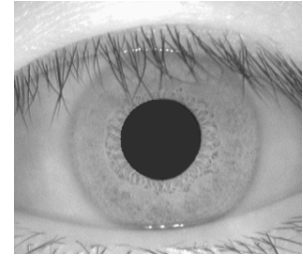


图 3 原始图像
Fig. 3 Original image

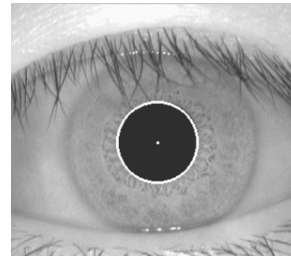


图 4 内边缘和圆心
Fig. 4 Inner edge and center point

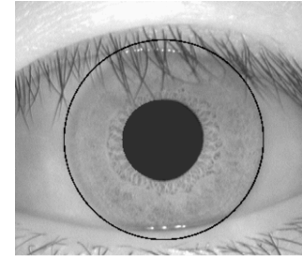


图 5 外边缘定位
Fig. 5 Outer edge

算圆参数:

$$\max |G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{r, x_c, y_c} \frac{I(x, y)}{2\pi r}| \quad (2)$$

其中, (x_c, y_c) 是虹膜圆心 C 的坐标, $*$ 为卷积符号, $2\pi r$ 用于归一化, $G_\sigma(r)$ 为高斯函数, σ 为尺度参数. 该算法能够准确快速定位虹膜外边缘, 如图 5.

3.3 上下眼睑的确定

虹膜常常由于眼睑的遮挡不能完全得到, 因此确定了上下眼睑的位置, 能够准确得到虹膜可利用的部分并给出虹膜可用性的判断. 由于上下眼睑边界成抛物线状, 可以利用 Hough 变换进行定位. 但是为了检测抛物线的形状和位置, 需要确定三个参数, 计算量非常大, 对眼睫毛的干扰敏感. 为此提出了基于统计的抛物线模板, 该模板构造简单, 能够很好地去除睫毛干扰.

瞳孔偏离严重和瞳孔被遮挡的虹膜不适合作识别应用^[14]. 瞳孔偏离较小时, 可以认为眼睑所在的抛物线左右对称, 可设:

$$\begin{aligned} \text{上眼睑抛物线 } p_1(x) : y &= a_1(x - x_c)^2 + b_1 \\ \text{下眼睑抛物线 } p_2(x) : y &= a_2(x - x_c)^2 + b_2 \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $a_1 < 0, a_2 > 0$. 对 CASIA 数据库进行统计, 当 $a_1 = -0.0018, a_2 = 0.002$ 时能够很好地拟合上下眼睑的形状, 为了确定抛物线的位置 b_1, b_2 , 定义了抛物线模板, 具体步骤如下:

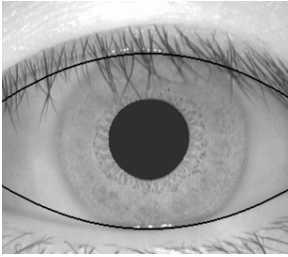


图 6 上下眼睑定位

Fig. 6 Location of eyelid

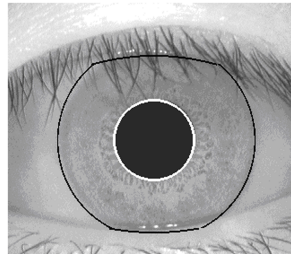


图 7 虹膜定位效果

Fig. 7 Location of whole iris

1) 建立两组 5×101 分别定位上下眼睑的抛物线模板 D_1, D_2

$$D_1 = \begin{bmatrix} p_1(x_c - 50) & p_1(x_c - 49) & \dots & p_1(x_c + 49) & p_1(x_c + 50) \\ p_1(x_c - 50) & p_1(x_c - 49) & \dots & p_1(x_c + 49) & p_1(x_c + 50) \\ p_1(x_c - 50) & p_1(x_c - 49) & \dots & p_1(x_c + 49) & p_1(x_c + 50) \\ p_1(x_c - 50) & p_1(x_c - 49) & \dots & p_1(x_c + 49) & p_1(x_c + 50) \\ p_1(x_c - 50) & p_1(x_c - 49) & \dots & p_1(x_c + 49) & p_1(x_c + 50) \end{bmatrix}$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} p_2(x_c - 50) & p_2(x_c - 49) & \dots & p_2(x_c + 49) & p_2(x_c + 50) \\ p_2(x_c - 50) & p_2(x_c - 49) & \dots & p_2(x_c + 49) & p_2(x_c + 50) \\ p_2(x_c - 50) & p_2(x_c - 49) & \dots & p_2(x_c + 49) & p_2(x_c + 50) \\ p_2(x_c - 50) & p_2(x_c - 49) & \dots & p_2(x_c + 49) & p_2(x_c + 50) \\ p_2(x_c - 50) & p_2(x_c - 49) & \dots & p_2(x_c + 49) & p_2(x_c + 50) \end{bmatrix} \quad (4)$$

2) 从瞳孔边界开始, 抛物线模板 D_1, D_2 分别向上下眼睑方向作步长为 5 个像素的滑动, 每滑动一次, 取模板覆盖的图像灰度的平均值. 这些平均值以绝对位移为横轴构成曲线 s_1, s_2 .

3) s_1, s_2 最小值点就对应着图像中上下眼睑的位置. 为了使眼睑定位更加精确, 在已确定的眼睑位置再做基于 3×101 和 1×101 抛物线模板的定位, 可使虹膜外边界精确到像素级, 如图 6. 经过抛物线模板定位的上下眼睑位置和真实的眼睑位置相差不超过 3 个像素, 认为定位准确. 虹膜内外边缘定位误差在 2 像素内, 认为定位准确. 对 CASIA 虹膜数据库, 虹膜定位准确率为 100%, 虹膜图像定位效果如图 7.

3.4 纹理映射

为了避免因为图像大小、瞳孔大小不同等因素引起识别率的降低, 将虹膜纹理映射到极坐标空间, 归一化为大小相同的图像, 并对图像进行直方图均衡, 增强纹理反差. 在极坐标空间中展开后得到 $40 \text{ pixel} \times 320 \text{ pixel}$ 的图像, 如图 8.



图 8 极坐标下的虹膜纹理

Fig. 8 Iris texture in polar coordinates

4 极值加权平均分数维和虹膜特征提取与匹配

4.1 极值加权平均分数维

分形几何学是 Mandelbrot 在 20 世纪 70 年代创立的一门新学科, 其基本思想是: 客观事物具有自相似的层次结构, 局部与整体在形态、功能、信息、时间、空间等方面具有统计意义上的相似性, 称为自相似性, 并给出了分数维的概念, 为描述自然界和社会中大量存在的不规则图形和现象提供了新思路. 目前分数维有多种计算方法: 如 Hausdorff 维数、关联维数、盒维数和 Chaudhuri BB 差分盒维数 (Differential boxes counting, DBC)^[15] 等, 其中 DBC 维数具有适用范围广、计算量小的优点. 本文定义了一种新的分数维 — 极值加权平均 (EVWM) 分数维.

将图像 $I(x, y)$ 看作是 3 维空间中的曲面, (x, y) 为 2 维空间的坐标, Z 轴为图像的灰度值. 设图像 $I(x, y)$ 大小为 $M \times N$, 并划分成网格, 网格大小为 $S \times S$, 记为 (i, j) , i, j 分别满足 $0 \leq i < [M/S]$ 和 $0 \leq j < [N/S]$ ($[\cdot]$ 为取整运算). 取图像第 (i, j) 个网格的前 k 个灰度极大值和前 k 个灰度极小值, 分别记为 $[a_{ij1}, a_{ij2}, \dots, a_{ijk}]$ (从大到小排列), $[b_{ij1}, b_{ij2}, \dots, b_{ijk}]$ (从小到大排列). 并设 k 维权向量 $W = [w_1, w_2, \dots, w_k]$, 且 $\sum_{i=1}^k w_i = 1$, 权向量的设置一般按照从大到小排列, 也即对应最大的极大值的权值最大, 对应最小的极小值的权值最小, 如取三个极值的话, 可以设置权向量为 $[0.5, 0.3, 0.2]$, 这样设置能保持图像起伏变化的特征, 又利用多个极值信息, 计算的分数维鲁棒性更好. 按式 (5) 和 (6) 得到第 (i, j) 个网格的极值加权平均分数维 $FD(i, j)$

$$F(i, j) = \sum_{l=1}^k w_l \times \log(a_{ijl} - b_{ijl} + 1) \quad (5)$$

$$FD(i, j) = \frac{F(i, j) - \min_{i,j} F(i, j)}{\max_{i,j} F(i, j) - \min_{i,j} F(i, j)} + 2 \quad (6)$$

由式 (5) 和 (6) 得到的分数维在 2~3 之间, 充分体现了图像的纹理变化程度. 另外, 采用极值加权平均的方法能够很好地去噪声的干扰. 对固定大小的网格计算分数维, 大大减少了计算复杂度.

4.2 虹膜特征提取与匹配

把虹膜划分为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 的网格, 计算每个网格的 EVWM 分数维, 作为虹膜的一个特征, 从而可以得到 $5 \text{ pixel} \times 40 \text{ pixel}$ 特征矩阵. 因为 EVWM 分数维是基于图像极大值和极小值的, 体现

了图像纹理的变化特征,因而可以作为虹膜的特征. 基于 DBC 和 EVWM 分数维的虹膜特征矩阵如图 9 和图 10. 对 CASIA 虹膜数据库, DBC 分数维平均值为 2.4377, 标准差为 0.1795; EVWM 分数维平均值为 2.6934, 标准差为 0.1900. 可见 EVWM 分数维分布范围更广, 能够充分体现虹膜纹理粗糙度.

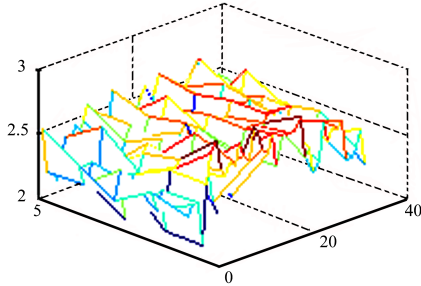


图 9 基于 DBC 分数维的虹膜特征

Fig. 9 Iris features based on DBC fractal dimension

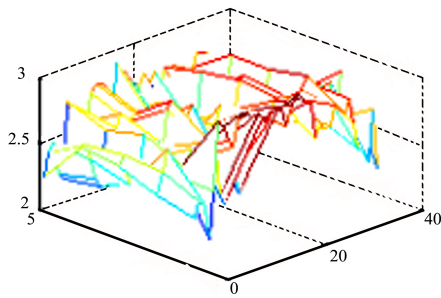


图 10 基于 EVWM 分数维的虹膜特征

Fig. 10 Iris features based on EVWM fractal dimension

相关分类器优于汉明距离分类器^[4], 对两虹膜特征矩阵 M_1, M_2 进行相关运算, 得式 (7).

$$\rho = \frac{\text{cov}(M_1, M_2)}{\sqrt{DX(M_1)}\sqrt{DX(M_2)}} \quad (7)$$

ρ 为 M_1, M_2 的相关系数, $\text{cov}(\cdot, \cdot), DX(\cdot)$ 分别为协方差和方差运算. 取阈值 th , 如果 $\rho > th$, 则 M_1, M_2 代表同一只虹膜, 否则 M_1, M_2 代表不同的虹膜.

5 试验结果

本系统识别算法对 CASIA 虹膜图像数据库进行了测试, 测试平台为 Intel PIV 2.4GHz, Matlab 6.5. CASIA 虹膜图像数据库包括 80 人 (其中男 62 人, 女 18 人), 108 只不同眼睛的虹膜图像样本, 每只眼睛有 7 幅 8 bit 灰度图像, 分辨率为 320×280 .

对相同眼睛, 任取一只虹膜与其余六只进行匹配, 共进行 $C_{108}^1 \times C_7^1 \times C_6^1 / 2$ 次测试. 对不同眼睛, 取编号为 i 眼睛的 7 只虹膜与编号为 $i + 1$ 眼睛的 7 只虹膜两两匹配 ($i = 1, 2, \dots, 107$), 共进行

$C_{107}^1 \times C_7^1 \times C_7^1$ 次测试. 图 11 和图 12 分别给出了基于 DBC 分数维和 EVWM 分数维识别的错误拒绝率 (FRR) 和错误接受率 (FAR) 曲线, 并对基于 DBC 分数维和 EVWM 分数维的识别性能作了比较, 见表 1. 对虹膜识别各个阶段的时间消耗进行了统计, 见下页表 2.

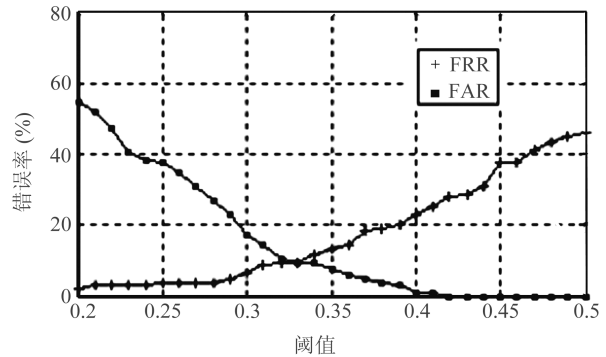


图 11 基于 DBC 分数维的 FAR 和 FRR 曲线

Fig. 11 FAR and FRR based on DBC fractal dimension

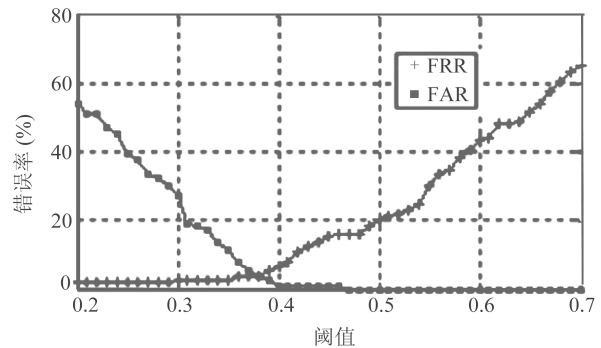


图 12 基于 EVWM 分数维的 FAR 和 FRR 曲线

Fig. 12 FAR and FRR based on EVWM fractal dimension

表 1 基于 DBC 和 EVWM 分数维的识别性能比较

Table 1 The recognition performance of two algorithms based on DBC and EVWM fractal dimension

方法	FRR(%)	FAR(%)	阈值	特征提取 (ms)
DBC	9.62	10.58	0.32	78
	9.62	9.62	0.33	
	11.54	9.62	0.34	
EVWM	3.85	5.77	0.38	73
	3.85	3.85	0.39	
	5.77	2.88	0.40	

试验表明, 基于 EVWM 分数维的虹膜识别具有很高识别准确率, 在等错误率的情况下, 识别率为 96.15%, 优于 DBC 分数维的方法 (90.38%). 该算法速度快, 1 秒钟内平均可进行 1123.6 次匹配, 身份

验证可在 0.5 秒内完成, 能够满足实际应用的要求.

表 2 虹膜识别关键步骤的时间消耗

Table 2 Execution speed for the critical steps in iris recognition

处理阶段	耗时 (ms)
定位内边缘圆心	125
定位外边缘	62
纹理映射	94
EVWM 分数维	73
匹配决策	0.89
总和	354.89

6 结论

本文提出了基于极值加权平均分数维的虹膜识别系统. 该系统设计了新的虹膜采集设备, 用于采集高分辨率, 纹理反差强的虹膜图像; 利用形态学和圆形边缘检测算子来定位虹膜, 将虹膜纹理映射到极坐标空间; 并用极值加权平均分数维提取获得虹膜特征, 得到的特征矩阵数据量小, 能够充分体现虹膜的纹理变化; 运用相关分类器进行虹膜匹配识别. 文章对 DBC 分数维和 EVWM 分数维进行了比较, 表明 EVWM 分数维分布范围广, 更适合虹膜识别. 整个系统识别准确率高, 速度快, 有很好的应用前景.

今后的工作是: 优化算法, 缩短虹膜识别的时间, 尤其是要减少虹膜定位的时间消耗. 在本系统中只用了虹膜的纹理变化信息, 今后要引入相位信息提高识别率.

致谢

中国科学院模式识别国家重点实验室为我们提供了 CASIA 虹膜图像数据库, 使本文得以完成. 在此向他们表示诚挚的谢意.

References

- 1 Flom L, Safir A. Iris Recognition System. U. S. Patent 4641349, 1987
- 2 Adler F H. *Adler's Physiology of the Eye*. St. Louis: Mosby, 1965
- 3 Kronfeld P C. The gross anatomy and the embryology of the eye. *The Eye*, 1968, (1): 1~66
- 4 Mann I. *The Development of the Human Eye*. New York: Grune and Stratton, 1950
- 5 Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(11): 1148~1161
- 6 Wiles R P, Asmuth J C, Green G L, Hsu S C, Kolczynski R J, Matey J R, McBride S E. A system for automated iris recognition. In: Proceedings of the Second IEEE Workshop on Application of Computer Vision. IEEE, 1994. 121~128

- 7 Boles W W. A security system based on human iris identification using wavelet transforms. In: Proceedings of the First Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems. Adelaide, Australia, 1997. 533~540
- 8 Zhu Y, Tan T N, Wang Y H. Biometrics personal identification based on iris pattern. In: Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2000. **2**: 801~804
- 9 Ma L, Wang Y H, Tan T N. Iris recognition using circular symmetric filters. In: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2002. **2**: 414~417
- 10 Lim S, Lee K, Byeon O, Kim T. Efficient iris recognition through improvement of feature vector and classifier. *Journal of Electronics and Telecommunications Research Institute*, 2001, **23**(2): 61~70
- 11 Tisse C, Martin L, Torres L, Robert M. Person identification technique using human iris recognition. In: Proceedings of the 15th International Conference on Vision Interface. Calgary, Canada, 2002. 294~299
- 12 Peik S L, Hong T E, Zhang D, Jain A K. Individual recognition based on human iris using fractal dimension approach. In: Proceedings of International Conference on Biometric Authentication. Hong Kong, China, 2004. 467~474
- 13 Eric S, Chen X L, Zhu J, Yang J. Towards non-cooperative iris recognition systems. In: Proceedings of the 7th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore, 2002. 990~995
- 14 He Jia-Feng, Ye Hu-Nian, Ye Miao-Yuan. A study on iris image quality evaluation. *Journal of Image and Graphics*, 2003, **8**(4): 387~391
(何家峰, 叶虎年, 叶妙元. 虹膜图像质量评价的研究. *中国图象图形学报*, 2003, **8**(4): 387~391)
- 15 Chaudhuri B B, Sarkar N. Texture segmentation using fractal dimension. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(1): 72~77



王长宇 山东大学信息科学与工程学院博士研究生, 讲师. 主要研究方向为生物特征识别, 图像与视频处理, 模式识别, 计算机视觉和生物医学工程. 本文通信作者. E-mail: wangcy@sdu.edu.cn

(WANG Chang-Yu Lecturer and Ph.D. candidate at School of Information Science and Engineering, Shandong

University. His research interest covers biometrics, image and video processing, pattern recognition, computer vision, and biomedical engineering. Corresponding author of this paper.)



宋尚玲 山东大学信息科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为生物特征识别和模式识别.

(SONG Shang-Ling Ph.D. candidate at School of Information Science and Engineering, Shandong University. Her research interest covers biometrics and pattern recognition.)