

融合局部与全局特征提取的虹膜识别方法*

徐效文, 张荷萍

(中南大学 地球科学与信息物理学院 生物医学工程研究所, 长沙 410083)

摘要: 传统的虹膜识别系统需要将虹膜图像转换至极坐标系统并进行归一化,通过平移特征向量来达到旋转不变性。为了降低传统虹膜识别方法的复杂性,提出了一种融合局部与全局特征提取的虹膜识别方法,无须对预处理后的虹膜图像进行归一化。该方法首先对分割出的虹膜图像直接采用非张量积小波提取全局特征,接着采用 SIFT 方法提取选定区域的局部特征,最后对虹膜局部及全局特征采用不同的权值,进行相似性距离测试。结果表明该方法在等错误率为 0.935% 的情况下,正确识别率达到了 99.065%。在不对虹膜图像归一化的情况下,可获得很好的识别性能。

关键词: 虹膜识别; 旋转不变性; 非张量积小波; 尺度不变特征变换方法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4378-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.098

Iris identification method based on local and global features

XU Xiao-wen, ZHANG He-ping

(Institute of Biomedical Engineering, School of Geosciences & Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Traditional iris recognition systems convert iris images into polar coordinates, and then normalized the images to achieve rotation invariance by rotating the feature vector. In order to decrease the complexity of typical iris recognition method, this paper presented a method of iris image identification based on global and local features that extracted from preprocessed iris image without normalizing. Firstly, it applied a bank of non-tensor product wavelet filters to extract the global features of iris. Secondly, it used a SIFT method to extract the local features of the selected regions. Finally, it tested the similarity distances of local and global features with different weights. Experimental results show that the proposed method has the correct recognition rate of 99.065% when the equal error rate is 0.935%. Without normalizing the iris images, the proposed approach can obtain very good recognition performance.

Key words: iris identification; rotation invariance; no-tensor product wavelet; scale invariant feature transform (SIFT) method

虹膜识别具有高可靠、高安全、高稳定的特征,国内外相关学者在虹膜识别技术领域进行了很多的探索。Daugman^[1]利用 Gabor 滤波器提取虹膜图像的相位特征;Boles 等人^[2]采用一维三次样条小波提取图像过零点信息作为特征;Wildes^[3]用拉普拉斯金字塔分解算法对虹膜图像进行四级处理来提取特征;刘新亮等人^[4]应用 Radon 变换,结合小波变换提取各尺度的能量信息作为虹膜特征;Ma 等人^[5]采用基于 Gaussian-Hermite 矩的方法,使用虹膜的局部强度变化作为特征;Monro 等人^[6]利用 1-D DCT 系数作为虹膜特征;Babu 等人^[7]采用离散小波变换及 ICA 提取特征;Huang 等人^[8]对归一化的虹膜进行不可分小波变换,并采用高斯马尔可夫随机场提取具有旋转不变性的虹膜特征;Chung 等人^[9]采用 Gabor 滤波器得到虹膜的局部特征点,并利用具有旋转不变性的描述符来描述虹膜的特征。以上大多数方法^[1,5-8]的虹膜特征提取是在归一化后的虹膜图像中进行的,通过归一化虹膜图像来实现平移不变性及尺度不变性,并通过平移特征向量来达到旋转不变性。目前,虹膜归一化采用的是线性归一化的方法,就是以线性映射的方式将虹膜图像从环形映射到固定尺度的矩形。但由于虹膜的拉伸和压缩实际上是一种非线性过程,利用这种映射的方法得到

的归一化虹膜图像存在扭曲现象,而且归一化破坏了最初的虹膜纹理结构,平移特征向量增加了虹膜识别系统的复杂性。为此,本文旨在无须虹膜图像归一化,直接对预处理后的虹膜图像提取虹膜特征,提出了融合全局和局部特征的虹膜识别方法,用基于非张量积小波滤波器组,提取虹膜多个方向的全局特征,然后结合选定区域的局部特征,用于虹膜匹配,本文方法提取的虹膜特征具有旋转不变性。

1 虹膜图像预处理

虹膜特征提取之前,需要对原始虹膜图像(如图 1(a)所示)进行预处理。由于无须对虹膜图像进行归一化,虹膜图像预处理主要是虹膜定位。采用基于变分水平集模型的方法^[10]对原始虹膜图像进行预处理,算法能准确而快速地分割出虹膜区域,如图 1(b)所示。

2 利用非张量积小波提取虹膜全局特征

虹膜图像本身纹理丰富,但由于离散小波变换,只突出了行列两个方向,方向选择性比较差,这使得其不能完好地描述

收稿日期: 2012-03-19; 修回日期: 2012-04-25 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(21105127)

作者简介: 徐效文(1978-),男,江苏徐州人,副教授,博士,主要研究方向为生物医学信号检测与仪器(xuxiaowen@163.com);张荷萍(1986-),女,硕士研究生,主要研究方向为生物医学信号处理。

复杂的纹理图像。本文拟通过采用非张量积小波获取图像不同方向的纹理信息来克服这个限制。由于非张量积小波是通过中心对称矩阵构造的^[11],能提取更多不同方向的全向异性的信息,因此本文采用非张量积小波提取虹膜全局特征。

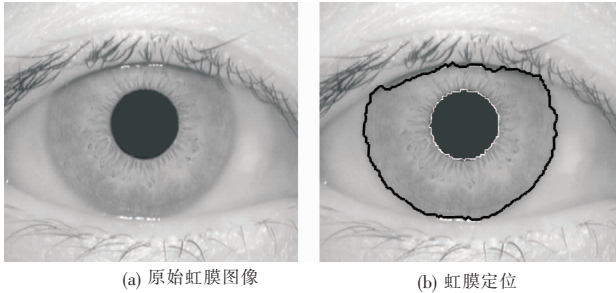


图 1 虹膜预处理

2.1 非张量积小波滤波器组

文献[11]给出了非张量积小波滤波器组的构造方法。对任意定值 N ,可通过式(1)构造关于参数 (u, v) 的紧支撑、正交、线性相位的非张量积小波滤波器:

$$m_j(z_1, z_2) = \frac{1}{4} (1, z_1, z_2, z_1 z_2) \left(\prod_{t=1}^N S_{(u_t, v_t)} P(z_1^2, z_2^2) S_{(u_t, v_t)}^T \right) V_j$$

$$(z_1, z_2) \in F \times F, j=0, 1, 2, 3 \quad (1)$$

其中: $F = \{z | |z| = 1\}$, $(z_1, z_2) \in F \times F$; $S_{(u, v)}$ 为中心对称正交矩阵; $V_0 = (1, 1, 1, 1)^T$, $V_1 = (1, -1, -1, 1)^T$, $V_2 = (1, -1, 1, -1)^T$, $V_3 = (1, 1, -1, -1)^T$; $P(z_1, z_2)$ 是三角多项式矩阵,且 $P(z_1, z_2) = \frac{1}{2} \text{diag}(1, z_1, z_2, z_1 z_2)$ 。当 $(z_1, z_2) = (1, 1)$ 时, $m_0 = 1, m_j = 0, j=1, 2, 3$, 说明 m_0 是小波低通滤波器, $m_j (j=1, 2, 3)$ 是小波高通滤波器组。选取不同的参数对 (u, v) , 可以得到不同的非张量积小波滤波器。

2.2 虹膜全局特征向量提取

虹膜图像经过非张量积小波变换得到低频分量和高频子带。高频子带代表图像的边缘与纹理特征,其系数主要刻画虹膜的斑点、冠状、细丝、收缩褶等纹理特征。本文利用非张量积小波变换的高频子带系数矩阵得到虹膜全局特征。

非张量积小波变换得到的高频子带,其系数直方图的统计分布服从广义高斯模型(GGD),如图2所示,GGD模型为

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-(\frac{|x|}{\alpha})^\beta} \quad (2)$$

其中: $\Gamma(\cdot)$ 函数为 $\Gamma(z) = \int_0^\infty e^{-t} t^{z-1} dt, z > 0$; α, β 分别为尺度参数和形状参数。给定了 GGD 模型,可以通过最大似然估计法估计参数对 $\{\alpha, \beta\}$, 并用其表示高频子带特征。

本文构造二维紧支撑、线性相位和正交性的非张量积小波滤波器,取 $N=3$, 选取参数对 $(\pi/2, 0), (\pi/4, \pi/4), (3\pi/4, \pi/2)$ 代入式(1)得滤波器组,再对虹膜图像进行 2 尺度、3 尺度小波分解,得到 16 个高频子带图像,用 GGD 对这 16 个高频子带图像进行拟合,得到 16 组 GGD 参数对 $\{\alpha_k, \beta_k\} (k=1, 2, \dots, 16)$, 作为虹膜高频子带特征,形成一个向量作为虹膜全局特征向量 $\{\alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2, \dots, \alpha_{16}, \beta_{16}\}$ 。

提取的虹膜全局特征是一系列的 GGD 参数对 $\{\alpha, \beta\}$, 它是由非张量积小波子带图像的直方图估计出来的,如果虹膜旋转,其非张量积小波子带图像也跟着旋转,但是非张量积小波子带图像的直方图不会变化,所以提取的虹膜全局特征不受虹膜旋转影响,具有旋转不变性。

3 利用 SIFT 提取虹膜局部特征

3.1 SIFT 算法

SIFT 算法是由 Lowe^[12] 提出的,它是一种提取局部特征的方法,在尺度空间寻找极值点,提取位置、尺度、旋转不变量。SIFT 特征是图像的局部特征,其对平移、尺度缩放、旋转、亮度变化保持不变性,对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性。SIFT 特征匹配算法主要包括两个阶段:a) SIFT 特征的生成,即从多幅图像中提取对尺度缩放、旋转、亮度变化无关的特征向量;b) SIFT 特征向量的匹配。SIFT 特征的生成一般包括:构建尺度空间,检测极值点,获得尺度不变性;特征点过滤并进行精确定位;为特征点分配方向值;生成特征描述符。其中生成特征描述符的方法为:以特征点为中心取 16×16 的邻域作为采样窗口,将采样点与特征点的相对方向通过高斯加权后归入包含 8 个 bin 的方向直方图,最后每一个特征点获得 $4 \times 4 \times 8$ 的 128 维特征描述符。

3.2 SIFT 提取虹膜局部特征

由于虹膜纹理信息主要集中在靠近虹膜内部的边缘区域,为了使 SIFT 算法提取的特征对虹膜识别更有效性,在虹膜图像中选取左侧、右侧及底部三个小区域,分别定义为 1~3 区域,用于提取虹膜局部特征。区域 1 及 2 的高度为虹膜内边缘直径,宽度为虹膜内边缘到外边缘距离的一半;区域 3 高度为虹膜内边缘到外边缘距离的一半,宽度为虹膜内边缘直径,如图 3 所示。分别对这三个小区域利用 SIFT 算法进行特征提取,在不同尺度空间上搜索稳定的特征点,然后每一特征点由其邻域来描述,得到一个 128 维的向量。在特征描述后,将得到三个子矩阵 $A_i (m_i \times 128)$, 其中 $i=1, 2, 3, m_i$ 为虹膜图像的第 i 个子区域中提取的特征点数目。

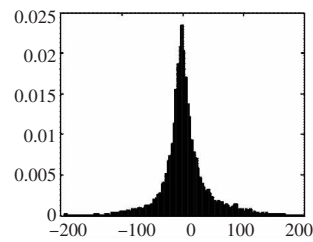


图 2 某一高频子带系数分布

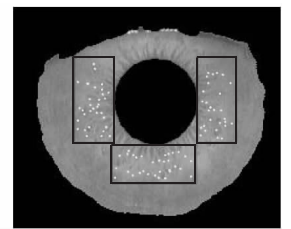


图 3 选定区域内搜索稳定的特征点

4 相似性测度

相似性度量方法用于度量两幅图像的相似程度。对提取的不同图像特征,需要定义不同的距离度量来计算图像间的相似程度。

虹膜全局特征为 GGD 拟合参数 $\{\alpha, \beta\}$, 两个 GGD 间相似度计算方法较好的是 Kullback-Leibler distance (KLD)^[13]。由于 16 个小波高频子带图像是相互独立的,因此两个虹膜之间高频子带的距离可以看做所有相应小波子带图像拟合 GGD 之间的 KLD 距离之和,即

$$d_h = \sum_{k=1}^N d(p(\cdot; \alpha_1^{(k)}, \beta_1^{(k)}) \| p(\cdot; \alpha_2^{(k)}, \beta_2^{(k)})) \quad (3)$$

其中: N 是高频子带数量; $(\alpha_i^{(k)}, \beta_i^{(k)})$ 为虹膜图像 I_i 的第 k 个高频子带图像拟合的 GGD 参数; $d(\cdot)$ 为某一高频子带的 KLD 距离,且有

$$d(p(\cdot; \alpha_1, \beta_1) \| p(\cdot; \alpha_2, \beta_2)) = \log \left(\frac{\alpha_2 \beta_1 \Gamma(1/\beta_2)}{\alpha_1 \beta_2 \Gamma(1/\beta_1)} \right) + \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2} \right)^{\beta_2} \frac{\Gamma((\beta_2 + 1)/\beta_1)}{\Gamma(1/\beta_1)} - 1/\beta_1 \quad (4)$$

虹膜的局部特征,采用两向量间的内积来衡量其相似度,两向量 f_1 与 f_2 之间的相似度 s 可由式(5)得到:

$$s = \frac{\langle f_1, f_2 \rangle}{\|f_1\| \cdot \|f_2\|} \quad (5)$$

先将得到的每一特征点的 128 维向量进行归一化,再对得到的两个虹膜局部特征矩阵 $A_i (m_i \times 128)$ 和 $B_i (n_i \times 128)$ 进行转置相乘 $C_{i(m_i \times n_i)} = A_i B_i^T$,得到向量集之间交叉比较的相似度。用 s_i 表示虹膜第 i 个子区域的相似度,定义 s_i 为

$$s_i = \max(C_{xy}) \quad 1 \leq x \leq m_i; 1 \leq y \leq n_i; i = 1, 2, 3 \quad (6)$$

对三个子区域的相似度,赋予相同的权值,可以得到两虹膜之间局部特征的相似度 d_l 为

$$d_l = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 s_i^2 \quad (7)$$

综上,两虹膜图像间总的相似度就是全局特征和局部特征的相似度距离分别归一化后的线性组合,定义为

$$d = \lambda_1 d_h + \lambda_2 d_l \quad (8)$$

其中: λ_1 、 λ_2 分别为全局特征和局部特征的距离权值,且 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

5 实验

实验在 Pentium IV 1.73 GHz、CPU 1 GB、MATLAB 7.0 编程环境的 PC 机上进行,采用 CASIA 虹膜图像数据库进行测试。CASIA 虹膜图像数据库(1.0 版)^[14]包括 108 人的图像,每人 7 幅,共 756 幅图像,分辨率为 320×280 。选取图像数据库中的所有 108 个类样本进行仿真实验,对每幅预处理后的虹膜图像进行局部及全局特征提取,并采用式(8)进行类内、类间分类测试。实验中,式(8)中 λ_1 、 λ_2 分别取 0.65、0.35。实验总共进行了 $C_{756}^2 = 285\,390$ 次比较,其中类内比较 $C_{108}^1 \times C_7^2 = 2\,268$ 次,类间比较 283 122 次。图 4 是得到的训练样本的类内、类间直方图,类内均值为 0.967 4、类间均值为 0.825 2,类内、类间均值明显被分开,说明本文方法分类是可行的。当阈值取为 0.913 时,正确识别率为 99.566%,错误接收率(FAR)为 3.48%,错误拒绝率(FRR)为 0.41%。当等错误率(EER)为 0.935%时,识别率为 99.065%。

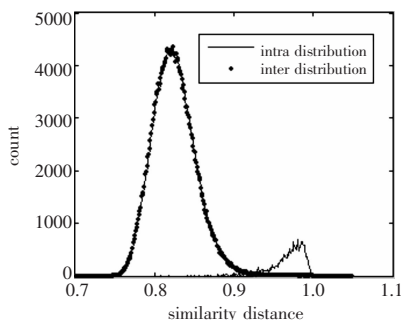


图 4 类内、类间分布直方图

为了评价本文方法的性能,对上述数据库虹膜图像只采用 SIFT 提取虹膜局部特征及非张量积小波提取全局特征,并进行相似性测度,然后将采用 SIFT 提取虹膜局部特征的方法和采用非张量积小波提取全局特征方法与本文所提方法进行比较,并与几种经典的虹膜识别方法进行比较,从等错误率(EER)、正确识别率、特征提取及匹配的平均耗时三方面对比

实验,如表 1 所示。

表 1 几种方法性能比较

方法	EER/%	识别率/%	平均耗时/ms
Daugman ^[1] 方法	0.08	100	702
Wildes ^[2] 方法	1.731	98.262	634
Boles ^[3] 方法	8.314	91.686	181
局部特征方法	7.262	92.738	306
全局特征方法	2.674	97.294	217
本文方法	0.935	99.065	512

从表 1 可以看出,与采用局部特征的虹膜识别方法或采用全局特征的虹膜识别方法相比较,采用本文局部与全局特征融合的虹膜识别方法降低了等错误率,提高了虹膜识别正确率。与经典的虹膜识别方法相比,本文方法的等错误率比 Daugman 方法高,识别率比 Daugman 方法略低,但本文方法耗时短;与其他两种经典的方法相比,本文方法的正确率更高且耗时短。本文方法在等错误率为 0.935% 时,正确识别率达到了 99.065%,说明不对虹膜进行归一化,直接在虹膜图像上提取虹膜特征,也能达到很好的识别率。

6 结束语

本文提出了一种融合局部与全局特征提取的虹膜识别方法。无须对预处理后的虹膜图像进行归一化,对分割出的虹膜图像直接进行非张量积小波分解,提取分解后的高频子带的 GGD 拟合参数作为虹膜全局特征;然后对选定区域采用 SIFT 方法,提取不同尺度空间的稳定的局部特征点,并采用特征点的邻域信息对特征点进行特征描述,得到虹膜局部特征;再结合局部及全局特征对虹膜图像进行识别。对 CASIA 虹膜图像数据库(1.0 版)中的图像进行相似性测试,结果达到了很高的识别率。本文直接对虹膜图像进行特征提取,没有对虹膜图像进行归一化处理,提取的特征具有旋转不变性,与传统的方法相比,降低了识别系统的复杂性。

参考文献:

- [1] DAUGMAN J. How iris recognition works[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [2] BOLES W W, BOASHASH B. A human identification technique using images of the iris and wavelet transform[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(4): 1185-1188.
- [3] WILDES R P. Iris recognition: an emerging biometric technology[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1348-1363.
- [4] 刘新亮, 李星野. 基于 Radon 变换的多尺度虹膜特征提取算法[J]. 光子学报, 2008, 37(4): 532-536.
- [5] 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.
- [6] MONRO D M, RAKSHIT S, DEXIN Z. DCT-based iris recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 586-595.
- [7] BABU N T N, VAIDEHI V. Fuzzy based IRIS recognition system (FIRS) for person identification[C]//Proc of International Conference on Recent Trends in Information Technology. 2011: 1005-1011.
- [8] HUANG Jing, YOU Xin-ge, YUAN Yuan, et al. Rotation invariant iris feature extraction using Gaussian Markov random fields with non-separable wavelet[J]. Neurocomputing, 2010, 73(4-6): 883-894.

(下转第 4397 页)

定义 3 BDP 的具体位置约束($P_a \in \mathbb{R}^3$)

$$P_a \in P_{\text{fixed}}$$

其中: $P_{\text{fixed}} \in \mathbb{R}^3$ 是一个确定的位置。位置约束设定 BDP 的位置,即定位 BDP。例如,利用这些位置约束将一个 BDP 定位在模型中已存在的几何体上。通过在 BDP 的详细设定中标志几个位置约束,准确定义一些距离约束和角度约束,减少所需定义约束的个数。

在自由曲面对象族中,特征几何实体中定义的顶点、轮廓和区域对应内核中抽象的点、曲线和曲面。类似地,特征拓扑实体中定义的点、边和面对应内核中抽象的点、边和面。在内核层次上,每一个拓扑元素与一个几何元素相对应,如图 8 所示。

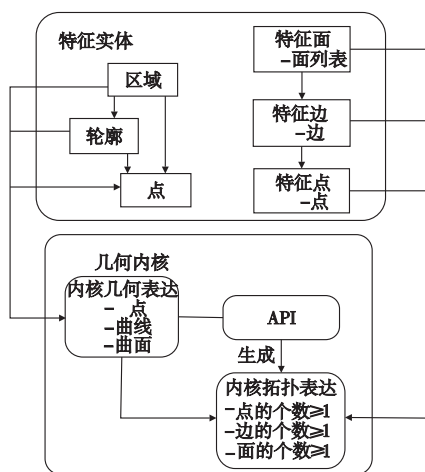


图8 自由曲面特征与内核实体

4 自由曲面对象族实例化

一旦数值参数值和附加信息给定后,自由曲面对象族就被实例化为一个自由曲面特征实例。自由曲面对象族中定义了实例化所需的信息,如支撑面和自由曲面半径等信息;另一部分所需的信息来源于 CAD 模型中的其他特征,如依附特征面。实例化过程如下:

- 确定自由曲面特征的父特征,给出自由曲面特征和其父特征应该满足的约束关系。明确自由曲面特征所依附的特征面,将该面定义为支撑面。
- 给出参数值。根据自由曲面特征类型的不同,需要给出不同的参数值。给出的参数值确定了自由曲面的形状。
- 将父特征与自由曲面特征应该满足的依赖关系和依附关系添加到特征依赖图中。
- 将自由曲面特征插入到细胞元模型中,更新细胞元

模型。

以图 5 的自由曲面特征为例,给出构建该特征所需的所有参数信息。该自由曲面特征的半径是变量化的,而且自由曲面的相交轮廓是不对称的,因此,需要给出 4 个半径值,3 个相交分支参数值,4 个曲线偏移量值和 2 个弹性权重值,如表 2 所示。

表 2 自由曲面特征的参数值

半径/mm	相交分支参数/mm	曲线偏移量/mm	弹性权重
$R_1 = 26$	$C_1 = 24$	$S_{11} = 8$	$W_1 = 0.5$
$R_2 = 24$	$C_2 = 13$	$S_{12} = 12$	$W_2 = 0.7$
$R_3 = 25$	$C_3 = 43$	$S_{21} = 7$	
$R_4 = 27$		$S_{22} = 11$	

5 结束语

本文基于陈述式的对象族模型构建自由曲面对象族,采用面向对象的设计思想构建自由曲面对象族模型,参数、约束和特征实体作为特征类的成员变量。采用特征实体描述特征具有的通用形状,明确定义自由曲面特征应满足的几何约束和拓扑约束,使自由曲面具有高层次的语义信息,将自由曲面与造型融为一体,使设计者在参数化层面上操作自由曲面特征。

参考文献:

- [1] ROBINSON T T, ARMSTRONG C G, FAIPEY R. Automated mixed dimensional modeling from 2D and 3D CAD model[J]. *Finite Elements in Analysis and Design*, 2011, 47(2): 151-165.
- [2] Der BERG E V, BRONSVOORT W F. Validity maintenance for free-form feature modeling[J]. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 2010, 10(1): 1-14.
- [3] BRONSVOORT W F, BIDARRA R, NYIRENDA P J. Developments in feature modeling[J]. *Computer-Aided Design and Application*, 2006, 3(5): 655-664.
- [4] BRONSVOORT W F, BIDARRA R, MEIDEN H A V D, et al. The increasing role of semantics in object modeling[J]. *Computer-Aided Design and Applications*, 2010, 7(3): 431-440.
- [5] Van der MEIDEN H A, BRONSVOORT W F. Solving topological constraints for declarative family of objects[J]. *Computer Aided Design*, 2007, 39(8): 652-662.
- [6] 刘宪国, 孙立铸, 王其华, 等. 语义特征造型中对象族模型研究[J]. *计算机科学*, 2011, 38(3): 286-289.
- [7] 赵伟, 高曙明. 基于层次 B 样条的自由形状特征重用[J]. *计算机辅助设计与图形学报*, 2008, 20(1): 6-9.
- [8] NYIRENDA P J, BRONSVOORT W F. Numeric and curve parameters for freeform surface feature models[J]. *Computer-Aided Design*, 2008, 40(8): 839-851.

(上接第 4380 页)

- [9] TSAI C C, LIN Heng-yi, TAUR J, et al. Iris recognition using possibilistic fuzzy matching on local features[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 2012, 42(1): 150-162.
- [10] ROY K, BHATTACHARYA P, SUEN C Y. Iris segmentation using variational level set method[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2011, 49(4): 578-588.
- [11] HE Zhen-yu, YOU Xin-ge, TANG Yuan-yan, et al. Texture image retrieval using novel non-separable filter banks based on centrally symmetric matrices[C]//Proc of the 18th International Conference on

Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 161-164.

- [12] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proc of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society, 1999: 1150-1157.
- [13] DO M N, VETTERLI M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2002, 11(2): 146-158.
- [14] Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. CASIA iris image database (ver 1.0) [EB/OL]. <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailFor-User.do?id=1>.