

# 基于曲波变换和余弦测度的人脸识别方法

李艳萍<sup>1</sup> 姜颖<sup>1</sup> 胡金明<sup>1</sup> 李卫平<sup>2</sup>

(河北工业大学廊坊分校 廊坊 065000)<sup>1</sup> (武汉理工大学信息工程学院 武汉 430070)<sup>2</sup>

**摘要** 人脸识别是一种常用的生物特征识别技术,广泛应用于门禁考勤、公安司法等领域。光照、人脸表情与姿态、遮挡等采集条件的变化对现有人脸识别方法影响较大,限制了其应用。提出了一种基于曲波变换和余弦测度的人脸识别方法,以提高人脸识别对采集条件的鲁棒性。首先,对待识别人脸图像进行曲波变换,依据曲波系数检测人脸区域的关键点;然后,提取各关键点在不同尺度和方向上的曲波特征,构建人脸特征描述子;最后,依据余弦测度、累加和运算和极值运算求取人脸的最优匹配结果。仿真实验表明,所提方法对光照、姿态、表情和遮挡等变化的鲁棒性强,且识别性能好。

**关键词** 人脸识别,曲波变换,余弦测度,尺度调整

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.5.056

## Face Recognition Method Based on Curvelet Transform and Cosine Rules

LI Yan-ping<sup>1</sup> JIANG Ying<sup>1</sup> HU Jin-ming<sup>1</sup> LI Wei-ping<sup>2</sup>

(Langfang Branch, Hebei University of Technology, Langfang 065000, China)<sup>1</sup>

(School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Face recognition is common biometric identification, widely used in access control, public security and justice, and so on. Existing face recognition methods are greatly influenced by the change of acquisition conditions on illumination, facial expression, pose and occlusion, limiting the application of face recognition technology. This paper proposed a face recognition method based on curvelet transform and cosine rules, to improve the robustness on acquisition conditions. First, we executed curvelet transform on face image, and detected key points according to curvelet coefficients. Then, we extracted curvelet features from key points with different scales and directions, and obtained a face descriptor. Finally, the optimal matching result was computed through cosine rules, cumulative and extreme operation. Experiments show that the proposed method is robust to changes of illumination, facial expression, pose and occlusion, and has good recognition performance.

**Keywords** Face recognition, Curvelet transform, Cosine rules, Scales adjustment

人脸识别依据个体人脸特征的显著性和稳健性来区分不同个体和认知同一个体,是当前生物特征识别领域的研究热点,其主要优势在于:人脸最为直观,可以采用远距离、非接触、隐蔽方式采集,且采集便捷、无需特殊光源,理论研究意义和市场应用价值大<sup>[1]</sup>。经过近些年的发展,目前在理想光照、人脸表情与姿态条件下的人脸识别率已达到实用要求,人脸识别在门禁考勤、出入控制、公安司法、视频监控等领域已有广泛应用<sup>[2,3]</sup>。然而,现有人脸识别方法受环境光照、人脸表情与姿态、遮挡的影响较大,当这些因素在人脸的注册阶段和验证阶段发生较大变化时,人脸识别性能会急剧下降,导致其在许多场合(如公共监视平台)无法应用<sup>[4,5]</sup>。

为提高人脸识别方法对光照、表情、姿态和遮挡等变化的鲁棒性,文献[6]利用 ICA(Independent Component Analysis)

方法进行人脸识别,其对人脸轻微旋转和光照变化的鲁棒性较强;文献[7]提出了一种基于 NMF(Non-negative Matrix Factorization)的人脸识别方法,其对人脸遮挡具有一定鲁棒性;文献[8]提出了一种基于 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)的人脸识别方法,其采用经典的 SIFT 描述子描述人脸的不变特征,对人脸尺度和姿态变化具有较强的鲁棒性;文献[9]采用机器学习的方法进行人脸识别,主要解决遮挡情况下的人脸可靠识别难题;文献[10]通过多关键点信息优化弹性图匹配,对人脸姿态和表情变化有较好的识别性能。上述方法都在某些方面提高了人脸识别的鲁棒性,但普适性不强,如文献[6,8,10]对遮挡变化的鲁棒性较差,文献[6,7,9]对表情变化的识别性能一般。

本文提出了一种基于曲波变换和余弦测度的人脸识别方

到稿日期:2015-08-31 返修日期:2015-10-16 本文受河北省科学技术研究与发展计划项目(14K50123D),国家自然科学基金项目(614060035)资助。

李艳萍(1976—),女,硕士,讲师,主要研究方向为计算机应用、图像处理;姜颖(1971—),女,硕士,讲师,主要研究方向为网络技术与信息安全、模式识别;胡金明(1968—),男,硕士,副教授,主要研究方向为嵌入式技术及应用、图像处理;李卫平(1974—),男,博士生,主要研究方向为计算机软件与理论、数据挖掘。

法,基于曲波变换系数检测人脸图像的关键点,利用关键点的曲波特征构建人脸描述子,依据余弦测度、累加和运算和极值运算进行特征匹配。通过在国际上通用的 ORL、AR 和 YALE 这 3 个人脸图像库上进行实验对比与分析,证明本文方法可以提高人脸识别对光照、表情、姿态和遮挡等变化的鲁棒性。

## 1 曲波变换概述

曲波变换由 Donoho 等人提出,是一种具有各向异性的多尺度、多方向表达<sup>[11]</sup>。文献[12]采用频率切分技术,降低了曲波变换的冗余度,并提高了运算效率。

给定方程  $f(x) \in L^2(\mathbb{R}^2)$ ,  $x = (x_1, x_2)$ 。文献[24]定义连续曲波变换为

$$C(\zeta, \theta, \nu) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x) \varphi_{\zeta, \theta, \nu}(x) dx, \zeta > 0, \theta \in [0, 2\pi), \nu \in \mathbb{R}^2 \quad (1)$$

其中,  $\varphi_{\zeta, \theta, \nu}(x)$  表示连续的母曲波函数,可以在一定尺度  $\zeta$ 、方向  $\theta$  和位置  $\nu$  上将函数  $f(x)$  映射到一个连续的曲波系数  $C(\zeta, \theta, \nu)$  上。

为了便于理解曲波变换及其性质,常在一个离散区间上对曲波系数进行采样,得到

$$C(a, h, b) = \int_{\mathbb{R}^2} f(x) \varphi_{a, h, b}(x) dx \quad (2)$$

其中,

$$\begin{cases} \zeta_a = 2^{-a}, & a = 1, 2, \dots, A \\ \theta_h = 2\pi 2^{-a/2} h, & h = 1, 2, \dots, H \\ \nu_b = (i, j), & (i, j) \in \mathbb{Z}^2 \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $a$  表示采样后的尺度 ( $A$  为尺度数量),  $h$  表示采样后的方向 ( $H$  为方向数量),  $b$  表示一个旋转的各向异性网格上的第  $b$  个等间隔采样点,坐标为  $(i, j)$ 。

式(2)可以用如下的离散曲波方程表示:

$$u(a, h, b) = \sum_{0 \leq x_1, x_2 < N} f(x_1, x_2) \varphi_{a, h, b}^D(x_1, x_2) \quad (4)$$

其中,  $u(a, h, b)$  为离散的曲波系数,  $\varphi_{a, h, b}^D$  为离散的母曲波函数,  $f(x) = f(x_1, x_2)$  表示采样数据(如图像灰度),  $N$  为采样点总数。

## 2 本文方法

本文基于曲波变换和余弦测度进行人脸识别,流程如图 1 所示。

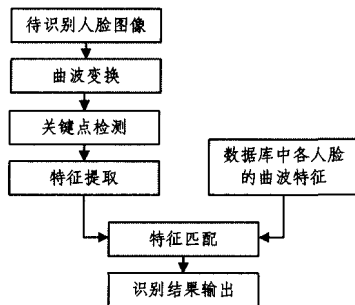


图 1 人脸识别流程

### 2.1 曲波变换

按照式(4),对待识别的人脸图像进行曲波变换,得到一组不同尺度和方向的曲波系数。其中,  $f(x_1, x_2)$  用像素点在位置  $(x_1, x_2)$  处的亮度代替。

### 2.2 关键点检测

依据曲波系数寻找变化显著的关键点。假设  $P_{a, h, b}$  表示尺度  $a$ 、方向  $h$  上位置  $b$  处的关键点,则相应的曲波系数应满足条件:

$$u(a, h, b) \geq \bar{u}_a \quad (5)$$

其中,  $\bar{u}_a$  表示尺度  $a$  上所有曲波系数的均值。

依据式(5),同一尺度上不同方向和位置处可获取许多关键点,但这些关键点之间往往存在冗余。本文剔除冗余关键点的策略是:在同一尺度  $a$  上,如果关键点  $P_{a, h, b}$  对应的曲波系数  $u(a, h, b)$  小于位置  $b$  所在 8 邻域内各位置处不同方向上的曲波系数的最大值,也即

$$u(a, h, b) < \max_{\substack{0 \leq h' \leq H \\ b', (i', j') | i-1 \leq i' \leq i+1, j-1 \leq j' \leq j+1}} (u(a, h', b')) \quad (6)$$

此种情况下剔除关键点  $P_{a, h, b}$ 。

### 2.3 特征提取

获取人脸图像上的关键点之后,分别求取不同尺度和方向上的曲波特征,构建特征描述子。对于关键点  $P_{a, h, b}$ ,方向  $h$  上的特征记为

$$F_{a, h, b} = u(a, h, b) \quad (7)$$

则关键点  $P_{a, h, b}$  的特征为

$$F_{a, b} = \{F_{a, 1, b}, F_{a, 2, b}, \dots, F_{a, H, b}\}^T \quad (8)$$

为了适应旋转变换,将特征进行旋转变换,表示为

$$F_{a, b} = \{F_{a, h-1, b}, F_{a, h, b}, F_{a, H, b}, \dots, F_{a, 1, b}, F_{a, 2, b}, \dots, F_{a, h-2, b}\}^T \quad (9)$$

这样,可以得到尺度  $a$  上所有关键点构成的曲波特征,表示为

$$F_a = \{F_{a, b}\} \quad (10)$$

按照相同方法,得到其他尺度上所有关键点的曲波特征,它们构成人脸特征描述子,表示为

$$F = \{F_a\} \quad (11)$$

### 2.4 特征匹配

识别过程中,将待识别人脸的曲波特征与数据库中各个人脸的曲波特征进行比对,在同一尺度  $a$  上采用余弦测度<sup>[8]</sup>计算两人脸图像的相似性,表示为

$$R_a^{t, k} = \cos(F_a^t, F_a^{d, k}) \quad (12)$$

其中,  $F_a^t$  表示待识别人脸  $t$  在尺度  $a$  上的曲波特征,  $F_a^{d, k}$  表示数据库中第  $k$  个人脸样本在尺度  $a$  上的曲波特征,  $R_a^{t, k}$  表示两者在尺度  $a$  上的相似度。

在尺度  $a$  上,对于人脸  $t$  和  $k$ ,选取最大的  $R_a^{t, k}$  作为两者的相似度,表示为

$$Rm_a^{t, k} = \max(R_a^{t, k}) \quad (13)$$

$Rm_a^{t, k}$  越大,表明人脸  $t$  和  $k$  在尺度  $a$  上越相似。当两者完全一致时,  $Rm_a^{t, k} = 1$ 。

对于数据库中不同的人脸样本,计算人脸  $t$  与数据库中所有人脸样本在尺度  $a$  上的相似度集,表示为

$$Rm_a^t = \{Rm_a^{t, k}\} \quad (14)$$

对相似度集中的各元素进行归一化处理,得到归一化的相似度为

$$\tilde{R}m_a^{t, k} = \frac{Rm_a^{t, k} - \min_k(Rm_a^{t, k})}{\max_k(Rm_a^{t, k} - \min_k(Rm_a^{t, k})) - \min_k(Rm_a^{t, k} - \min_k(Rm_a^{t, k}))} \quad (15)$$

采用相同方法,计算不同尺度上人脸  $t$  与数据库中所有人脸样本的归一化相似度集,表示为

$$\bar{R}m^t = \{\bar{R}m_a^t\} \quad (16)$$

将数据库中同一人脸  $k$  与人脸  $t$  在不同尺度上的相似度进行累加,得

$$\bar{r}^{t,k} = \sum_a \bar{R}m_a^{t,k} \quad (17)$$

对于数据库中所有样本,  $\bar{r}^{t,k}$  最大的那个样本  $k^*$  与待识别人脸最相似,记

$$k^* = \arg(\max_k(\bar{r}^{t,k})) \quad (18)$$

$$\bar{r}^{t,k^*} = \max_k(\bar{r}^{t,k}) \quad (19)$$

当  $\bar{r}^{t,k^*}$  大于某一阈值  $T$  时,认为待识别人脸与数据库中样本  $k^*$  相匹配,二者类别一致;否则,认为数据库中没有与待识别人脸相匹配的样本,也即待识别人脸不属于数据库中注册的任何类别。阈值  $T$  对人脸识别结果影响很大,具体在实验部分讨论。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验数据与评价指标

在实验中,本文选取国际上通用的 ORL、AR 和 YALE 这 3 个人脸图像库,简要介绍如下。

• ORL 人脸图像库:包含 40 个不同个体的 400 幅人脸图像,其中每一个体有 10 幅含光照、表情、姿态和遮挡等变化的人脸图像,部分样本如图 2 所示。

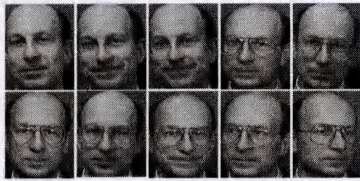


图 2 ORL 人脸图像库部分样本

• AR 人脸图像库:包含 116 个不同个体的 3288 幅人脸图像,每一个体的人脸图像也包含光照、表情、姿态和遮挡等变化。本文选取 100 个不同个体的 1300 幅人脸图像,每一个体拥有 13 幅含光照、表情、姿态和遮挡等变化的人脸图像,部分样本如图 3 所示。



图 3 AR 人脸图像库部分样本

• YALE 人脸图像库:包含 38 个不同个体的 2432 幅人脸图像,其中每一个体拥有 64 幅含光照和表情等变化的人脸图像,部分样本如图 4 所示。

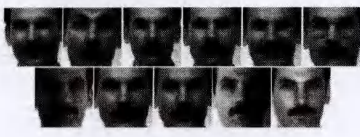


图 4 YALE 人脸图像库部分样本

实验时,数据库中的每一个体选择一幅理想采集条件下的人脸图像作为注册样本,提取曲波变换特征并将其存入特

征数据库,其他人脸样本作为测试样本用于测试算法的识别性能。

在性能评测阶段,采用生物特征识别领域常用的 4 个评价指标<sup>[13]</sup>。

• 错误接受率(False Acceptance Rate, FAR):负样本被误认为正样本的数量与样本总数的比值,值越小越好。

• 错误拒绝率(False Rejection Rate, FRR):正样本被误认为负样本的数量与样本总数的比值,值越小越好。

• 识别率(Genuine Acceptance Rate, GAR):正确识别的样本数量与样本总数的比值,值越大越好。

• 平均识别时间(Average Recognition Time, ART):从输入待识别样本到输出识别结果所需的平均时间,值越小越好。

#### 3.2 参数分析

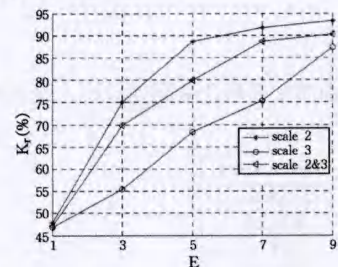
本文方法主要包括 3 个参数:尺度、方向和分类阈值,详细讨论如下。

##### (1) 尺度

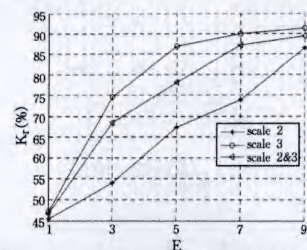
尺度对曲波系数的特征描述性能的影响较大。一般地,尺度越小,曲波系数对平滑区域的表达能力越强;尺度越大,曲波系数对噪声和边缘的表达能力越强。对于人脸识别而言,我们关注的主要是人脸五官区域的形状特征及相对分布特征。通过实验发现,尺度为 1 时的曲波系数主要描述人脸的平坦区域,该尺度下的曲波系数难以反映不同人脸之间的类间差异,故丢弃该尺度下的曲波系数。另外,尺度为 4 时的曲波系数已很难反映同一个体不同人脸图片之间的一致性,故也丢弃该尺度及以上尺度的曲波系数。对于尺度 2 和 3,对所提取到的关键点的稳健性进行了仿真实验,实验结果如图 5 所示(方向  $H=8$ )。图 5 中纵坐标的关键点稳健性指标  $K_r$  表示为:

$$K_r = \frac{N_s}{N} \times 100\% \quad (20)$$

其中,  $N_s$  表示从同一个体的两幅人脸图像提取到的所有关键点中相一致的关键点数目,  $N$  表示从两幅人脸图像中各自提取的关键点总数的最小值。



(a) 中性表情不同尺度下的关键点稳健性指标



(b) 非中性表情不同尺度下的关键点稳健性指标

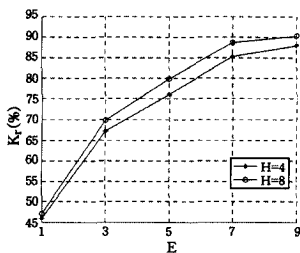
图 5 不同表情、不同尺度下的关键点稳健性指标

图5中横坐标 $E$ 表示距离容差(单位为像素),当两关键点的欧氏距离小于距离容差时,认为两关键点相一致。

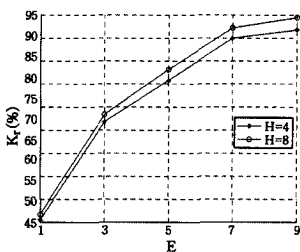
限于篇幅,实验中仅对比不同表情下关键点的稳健性差异。从图5(a)中可以看出,对于中性表情,尺度为3时关键点的稳健性较好。而从图5(b)可以看出,对于表情发生变化的人脸图像,尺度为2时关键点的稳健性较好。综合考虑,本文保留尺度2和3,融合两个尺度的曲波变换特征进行人脸识别。

### (2)方向

按照像素点之间的邻域连通方式,方向 $H$ 常取4或8。图6显示了 $H$ 取不同值时不同表情下的关键点稳健性指标,其中尺度取2和3的融合。可见,对于不同表情, $H=8$ 时关键点稳健性较好。因此,本文取 $H=8$ 。



(a)中性表情不同方向下的关键点稳健性指标



(b)非中性表情不同方向下的关键点稳健性指标

图6 不同表情、不同方向下的关键点稳健性指标

### (3)分类阈值

分类阈值 $T$ 用于判决数据库中与待识别人脸最相似的人脸是否为匹配人脸。 $T$ 越大, $FAR$ 越大, $FRR$ 越小;反之,相反。图7给出了不同阈值时3个人脸库上的平均识别率指标。可见, $T=0.69$ 时 $GAR$ 指标最高。因此,本文取 $T=0.69$ 。

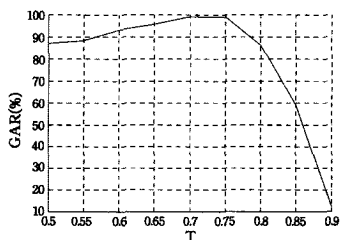


图7 不同阈值下人脸平均识别率指标

## 3.3 实验结果对比

### (1)本文方法的性能指标

图8给出了不同阈值时3个人脸数据库下的平均 $GAR$ 、 $FRR$ 和 $FAR$ 指标,当 $T=0.69$ 时平均识别率指标达到最大值99.1%,同时 $FRR$ 为0.58%, $FAR$ 为0.32%。平均识别时间 $ART$ 为37ms。其中,实验所用的计算机环境为:AMD A6 3.6G CPU、8GB RAM、Windows 7。

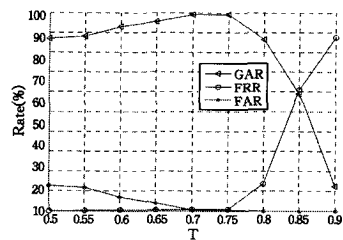


图8 不同阈值下人脸识别的性能指标

### (2)不同方法的结果对比

针对3个不同的人脸数据库,实验中选取了3种经典的人脸识别方法与本文方法进行性能对比。表1给出了不同方法在不同数据库下的 $GAR$ 指标对比情况。其中,每一个体选取一幅理想采集条件的人脸进行注册,其余人脸用于验证。从表1中可以明显看出,本文算法在3个数据库下的 $GAR$ 指标都是最高的。这不仅说明本文算法的识别性能较优,而且也说明本文算法对光照、表情、姿态、遮挡等采集条件变化的鲁棒性较好。

表1 不同方法不同数据库下的 $GAR$ 指标对比

算法	ORL 人脸库	AR 人脸库	YALE 人脸库
本文方法	99.7%	99.2%	99.0%
文献[14]方法	89.0%	—	—
文献[15]方法	—	98.3%	—
文献[16]方法	—	—	97.1%

由于各种方法的测试平台不同,因此 $ART$ 指标不易对比。但本文方法的 $ART$ 指标小于40ms,可以满足实时处理的要求。

**结束语** 本文提出了一种基于曲波变换和余弦测度的人脸识别方法,即首先对图像进行曲波变换,依据曲波系数检测人脸区域的关键点;然后分别求取各关键点不同尺度和不同方向上的曲波特征,构建人脸特征描述子;最后在同一尺度上依据余弦测度计算两人脸图像的相似度,在不同尺度上通过累加和运算和极值运算寻找最优匹配,实现人脸识别。仿真实验表明,本文方法对光照、姿态、表情和遮挡等采集条件变化的鲁棒性强,与目前经典的人脸识别方法相比识别性能更好。

## 参考文献

- [1] Nikan S, Ahmadi M. Local gradient-based illumination invariant face recognition using local phase quantisation and multi-resolution local binary pattern fusion[J]. IET Image Processing, 2015, 9(1):12-21
- [2] Su G, Zhang C, Ding R, et al. MMP-PCA face recognition method[J]. Electronics Letters, 2002, 38(25):1654-1656
- [3] Xiang X, Yang J, Chen Q. Color face recognition by PCA-like approach[J]. Neurocomputing, 2015, 152:231-235
- [4] Lai J H, Yuen P C, Feng G C. Face recognition using holistic Fourier invariant features[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(1): 95-109
- [5] Hsieh C C, Chen W H. A Face Recognition System Based on ASM Facial Components[J]. Applied Mechanics & Materials, 2011, 58-60:2314-2319

(下转第303页)

- mated Cell Tracking in Phase Contrast Microscopic Videos Based on Normal Velocities[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2014(25):396-409
- [5] Meijering E, Dzyubachyk O, Smal I, et al. Tracking in Cell and Developmental Biology[J]. *Semin Cell Dev Biol*, 2009(20):894-902
- [6] Wei Guo-jian, Hou Zhi-qiang, Li Wu, et al. Motion coherence image segmentation fused with multi-feature[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(5):701-707(in Chinese)  
魏国剑, 侯志强, 李武, 等. 融合多特征的运动一致性图像分割[J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(5):701-707
- [7] Debeir O, Megalizzi V, Warzee N, et al. Videomicroscopic Extraction of Specific Information on Cell Proliferation and Migration in Vitro[J]. *Exp Cell Res*, 2008(314):2985-2998
- [8] Grah J. Methods for Automatic Mitosis Detection and Tracking in Phase Contrast Images[D]. Muenster: Westfaelische Wilhelms University, 2008
- [9] Li K, Miller E D, Chen M, et al. Computer vision tracking of stemness[C]// 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2008 (ISBI 2008). IEEE, 2008: 847-850
- [10] Kottke D P, Fwu J, Brown K. Hidden Markov modeling for automatic target recognition[C]// Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 1997. IEEE, 1997: 859-863
- [11] Gallardo G M, Yang F, Ianzini F, et al. Mitotic cell recognition with hidden Markov models[C]// Medical Imaging 2004. International Society for Optics and Photonics, 2004: 661-668
- [12] Huh S, Ker D F E, Bise R, et al. Automated mitosis detection of stem cell populations in phase-contrast microscopy images[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(3):586-596
- [13] Wu Shi-lin, Geng Jia-jia, Zhu Feng, et al. Region-based multi-class object recognition and segmentation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(9):1607-1614(in Chinese)  
吴士林, 耿佳佳, 朱枫, 等. 基于区域的多类目标识别与分割算法研究[J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(9):1607-1614
- [14] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 (CVPR 2005). IEEE, 2005, 1: 430-436
- [15] Zhu Chen. Cell Dynamic Analysis Based On Microscopy Images Sequence[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2013(in Chinese)  
朱辰. 基于显微图像序列的细胞动态分析[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2013
- [16] [http://en.wikipedia.org/wiki/Cell\\_\(biology\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Cell_(biology))
- [17] <http://baike.baidu.com/view/254458.htm>
- [18] Yadav V K, Batham S, Acharya A K, et al. Approach to accurate circle detection: Circular Hough Transform and Local Maxima concept[C]// 2014 International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS). IEEE, 2014: 1-5
- [19] Liew L H, Lee B Y, Chan M. Cell detection for bee comb images using circular Hough transformation [C]// 2010 International Conference on Science and Social Research (CSSR). IEEE, 2010: 191-195
- [20] Zhu Gui-ying, Zhang Rui-lin. Circle detection using Hough transform[J]. *Computer Engineering and Design*, 2008, 29(6): 1462-1464(in Chinese)  
朱桂英, 张瑞林. 基于 Hough 变换的圆检测方法[J]. *计算机工程与设计*, 2008, 29(6): 1462-1464

(上接第 297 页)

- [6] Pei D. Research of automatic face recognition based on ICA[J/OL]. [http://en.cnki.com.cn/Article\\_cn/CJFDTOTAL-HWYH200105009.html](http://en.cnki.com.cn/Article_cn/CJFDTOTAL-HWYH200105009.html)
- [7] Z Sun X, Zhang Q, Wang Z. Face Recognition Based on NMF and SVM[C]// International Symposium on Electronic Commerce and Security. 2009: 616-619
- [8] Zhang Jian, He Hua, Zhan Xiao-si, et al. Pose-invariant Face Recognition Via SIFT Vocabulary Tree[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(11): 1694-1700 (in Chinese)  
张剑, 何骅, 詹小四, 等. 用 SIFT 词汇树实现的姿态无关的人脸识别[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2013, 25(11): 1694-1700
- [9] Li Gen, Li Wen-hui. Face occlusion recognition based on MEBML[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2014, 44(5): 1410-1416(in Chinese)  
李根, 李文辉. 基于思维进化的机器学习的遮挡人脸识别[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2014, 44(5): 1410-1416
- [10] Ding Rong, Su Guang-da, Lin Xing-gang. Using Key Points to Improve Elastic Matching in Face Recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(9): 1292-1294(in Chinese)  
丁嵘, 苏光大, 林行刚. 使用关键点信息改进弹性匹配人脸识别算法[J]. *电子学报*, 2002, 30(9): 1292-1294
- [11] Donoho D L, Duncan M R, Duncan M R. Digital curvelet transform: strategy, implementation, and experiments [J]. *Wavelet Applications VII*, 2000, 4056: 12-29
- [12] Candès E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast Discrete Curvelet Transforms[J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2010, 5(3): 861-899
- [13] Nemat R J, Javed M Y. Fingerprint verification using filter-bank of Gabor and Log Gabor filters[C]// International Conference on Systems, Signals and Image Processing. IEEE, 2008: 363-366
- [14] Geng C, Jiang X. Face recognition based on the multi-scale local image structures [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 40(10-11): 2565-2575
- [15] Andrés A M, Padovani S. Face recognition on partially occluded images using compressed sensing[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2014, 36(1): 235-242
- [16] Jia Q, Fang C, Wen D, et al. Generating face images under multiple illuminations based on a single front-lighted sample without 3D models[C]// International Conference on Biometrics, 2013: 1-6