

# 基于支持向量机的指纹图像质量分类方法<sup>\*</sup>

张 宇 尹义龙 骆功庆

(山东大学 计算机科学与技术学院 济南 250101)

**摘 要** 指纹图像的质量测量与评价,在指纹图像分割、增强及指纹匹配等环节都有重要应用.同时,指纹图像的质量分类,对指纹识别算法的适用性研究也有重要意义.本文提出一种基于支持向量机的指纹图像质量分类方法.该方法选择梯度、Gabor特征、方向对比度等指标,利用支持向量机有效实现指纹图像质量分类.并采用少类样本合成过采样技术(SMOTE)降低指纹图像质量好坏的类别不平衡问题对分类的影响.理论分析和实验结果都表明该方法能够较为有效地提高指纹图像质量分类的正确率.

**关键词** 指纹,图像质量,质量分类,支持向量机,少类样本合成过采样技术(SMOTE)  
中图法分类号 TP 391.4

## Quality Classification Method for Fingerprint Image Based on Support Vector Machine

ZHANG Yu, YN Yi-Long, LUO Gong-Qing

(School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan 250101)

### ABSTRACT

In an automatic fingerprint identification system, estimating the quality of fingerprint image has significant value for segmentation, enhancement and matching processes. Besides, the quality classification of fingerprint image is of paramount significance in the applicability research of fingerprint recognition algorithm. In this paper, a method for quality classification of fingerprint image is proposed based on the support vector machine (SVM). The gradient, Gabor feature, and directional contrast are used as the quality index, and SVM is applied to achieve quality classification of fingerprint image. Meanwhile, synthetic minority over sampling technique (SMOTE) method is employed to reduce the influence of class imbalance problem. Both the theoretical analysis and the experimental results indicate the validity of the proposed method.

**Key Words** Fingerprint, Image Quality, Quality Classification, Support Vector Machine, Synthetic Minority Over Sampling Technique (SMOTE)

<sup>\*</sup>国家自然科学基金项目(Na 60403010)、山东省优秀中青年科学家科研奖励基金项目(Na 2006BS01008)、山东省科技攻关项目(Na 2005GG3201089)和山东省高新技术自主创新工程专项项目(Na 2007ZCB01030)资助

收稿日期:2007-11-20;修回日期:2008-04-16

作者简介 张宇,男,1981年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别.尹义龙,男,1972年生,教授,博士,主要研究方向为图像处理、模式识别、机器学习. E-mail: ylyin@sdu.edu.cn 骆功庆,男,1979年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别.

# 1 引言

指纹识别技术是一种目前相对成熟的生物特征识别技术<sup>[1-2]</sup>,在安全身份认证、电子商务等领域的应用日趋广泛.由于现有采集设备的不完善性和指纹质量本身的差异,在所采集到的指纹图像中,相当比例的图像其质量是较差的.然而,指纹识别系统的性能却在很大程度上依赖于所采集到的指纹质量.

目前,指纹图像质量测量及评价结果的应用主要集中在分割、增强和匹配三个方面. Yun等人<sup>[3]</sup>将指纹质量分析应用于指纹增强,提出自适应指纹增强方法. Fierrez - Aguilar等人<sup>[4]</sup>将指纹质量应用于匹配. Yi Chen等人<sup>[5]</sup>将指纹图像质量应用于增强、特征提取和匹配三个方面,在匹配算法中通过使用基于质量的加权方式,总体匹配性能得到提高,在 FVC2002DB3数据库,错误率可减少 1.94%.

此外,不同原理的指纹识别算法在不同质量的指纹图像上表现出不同的性能.在基于纹理匹配的识别算法<sup>[6]</sup>中提到:当图像质量下降(这里主要指指纹线清晰度下降)时,该方法性能下降的速度要比基于细节节点的算法慢.有文献<sup>[7]</sup>指出综合使用指纹线信息和细节节点的识别算法要比仅使用指纹线信息或仅使用细节节点的匹配算法性能更好.因此,有效实现指纹图像质量分类对研究面向图像质量的各种指纹识别算法的适用性也有重要意义.

指纹分类包括纹型分类和质量分类两种.前者将指纹按照纹理分为拱形、左旋、右旋等 5 种类型<sup>[8]</sup>;后者则是根据图像质量进行分类.本文工作属于后者.

目前对于指纹图像质量测量评价问题的研究主要集中在两个尺度上进行.

1)局部评价<sup>[5,9-12]</sup>.对分块图像质量的测量与评价. Yi Chen等人<sup>[5]</sup>定义了梯度作为质量指标,用来估计非重叠块的梯度局部一致性. Hong等人<sup>[9]</sup>和 Shen等人<sup>[10]</sup>应用 Gabor滤波器,使用脊线和谷线模式清晰度作为好块的标识.文献<sup>[11]</sup>、<sup>[12]</sup>根据方向一致性来测量指纹图像质量.以上方法均是定量描述块图像的质量,用量化后的分值表示其质量的好坏.

2)整体评价<sup>[5-13]</sup>.对整幅图像质量的测量与评价. Yi Chen等人<sup>[5]</sup>通过在频域中测量能量分布的熵,从整体上定义指纹图像质量. Ratha和 Bolle<sup>[13]</sup>在压缩的小波标量量子化(Wavelet Scalar Quantization, WSQ)指纹图像上用两个主观上选择的频带计算能量分布率.上述方法与局部评价的思路基本一

致.采用定性评价方法,将指纹图像分为高质量、中等质量、低质量等几种情况;或采用量化评价方法给出一个质量度量分值.

在以上两个尺度上所开展的指纹图像质量分类工作,主要是通过单阈值分割的方法判定指纹图像的质量.另外, Qi等人<sup>[14]</sup>提出集成多个指标使用线性分类器来实现指纹图像质量的测量和评价.本文使用多个指标对指纹图像进行特征提取,并根据质量分布的特点选用支持向量机进行分类.

## 2 质量评价指标及问题分析

### 2.1 质量评价指标及分析

质量指标被用来评价指纹图像的质量,不同的指标反映了指纹图像在不同方面的质量好坏情况(如脊线和谷线清晰度、方向一致性等).本文对下面 3 个质量指标进行实验及分析.

1)空域梯度的方法<sup>[5]</sup>.对于  $b \times b$  的分块图像,对每一个前景块  $B$ ,令  $g_s = (g_s^x, g_s^y)$  表示在点  $s \in B$  处灰度级强度的梯度.块中所有  $b^2$  个点的梯度向量协方差矩阵定义为

$$J = \frac{1}{b^2} \sum_{s \in B} g_s g_s^T = \begin{bmatrix} j_1 & j_2 \\ j_2 & j_3 \end{bmatrix}.$$

上面的半正定对称矩阵有特征值:

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} (\text{trace}(J) + \sqrt{\text{trace}^2(J) - 4\det(J)}),$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} (\text{trace}(J) - \sqrt{\text{trace}^2(J) - 4\det(J)}),$$

其中

$$\text{trace}(J) = j_1 + j_3, \det(J) = j_1 j_3 - j_2^2, \lambda_1 \geq \lambda_2.$$

定义归一化的式子:

$$k = \frac{(\lambda_1 - \lambda_2)^2}{(\lambda_1 + \lambda_2)^2} = \frac{(j_1 - j_3)^2 + 4j_2^2}{(j_1 + j_3)^2}, \quad 0 \leq k \leq 1.$$

该因子反映了每个前景块  $B$  的局部脊-谷方向的清晰度.若局部区域的脊-谷方向清晰,那么  $\lambda_1 \gg \lambda_2$ .相反地,若局部区域的质量较差,则  $\lambda_1 \approx \lambda_2$ , 相应的,  $k \approx 0$ .

对于得到的分块图像梯度一致性指标,采用加权平均的方法来计算整幅图像的质量,即

$$Q_s = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r w_i k_i,$$

其中,  $r$  是前景块的总数,中心在  $l_i = (x_i, y_i)$  的第  $i$  块的权  $w_i$  为

$$w_i = \exp\{-\|l_i - l_c\|^2 / (2q)\},$$

其中,  $x_c$ 是指纹前景的质心;  $q$ 是一个标准化常量,它反映了各分块基于距质心距离的大小对整幅图像质量的贡献。一般说来,指纹中靠近质心的区域得到的权值较高,因为相对于外围它们可能提供更多可靠的信息。

实验针对不同质量的指纹图像使用该指标进行分类,质量得分分布图如图 1所示。由图 1可以看出,在梯度指标值 1.5 ~ 2.5之间,不同质量的指纹图像有一定的重合,因此如果单独使用一个固定的阈值进行质量分类会有小部分的错分图像。

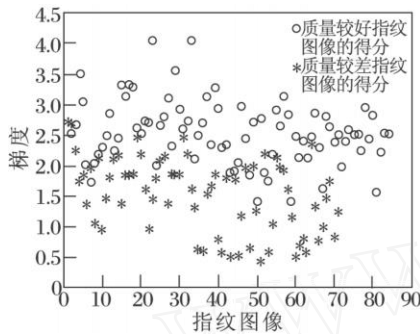


图 1 使用梯度作为质量指标的得分分布图

Fig 1 Score distribution by using gradient as quality index

2) Gabor特征的方法<sup>[10]</sup>. 使用 Gabor滤波器对指纹图像进行处理,即

$$h(x, y, k, x_c, y_c) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_c}{\sigma_x} + \frac{y-y_c}{\sigma_y}\right)^2\right] \times \exp(i2\pi f x_k)$$

其中

$$x_k = x \cos \theta_k + y \sin \theta_k, \quad y_k = -x \sin \theta_k + y \cos \theta_k, \quad k = 1, 2, \dots, m.$$

本文使用基于大窗口频谱分析的指纹纹线距离估计方法<sup>[23]</sup>确定指纹的频率  $f$ ,即

$$g(X, Y, k, f, x_c, y_c) = \frac{1}{w/2-1} \int_{x=x-w/2}^{x=w/2} \int_{y=y-w/2}^{y=w/2} I(X+x, Y+y) h(x, y, k, f, x_c, y_c) dx dy$$

其中  $k = 1, 2, \dots, m$ . 上式为 Gabor特征值。

计算每块 Gabor特征的标准差:

$$G = \left(\frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (g_k - \bar{g})^2\right)^{1/2}, \quad \bar{g} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m g_k$$

对每个图像块,计算其 Gabor特征标准差。对于前景块,如果  $G$ 小于  $T_q$ ,则被认为是坏块,否则是好块。质量因子

$$QI = \frac{\text{前景块中坏块的数目}}{\text{前景块的数目}}$$

如果  $QI < T_Q$ ,则是好质量图像,反之,是差质量图像,其中  $T_q, T_Q$ 为经验值。

实验针对不同质量的指纹图像使用该指标进行分类,质量得分分布图如图 2所示。由图 2可以看出,在该指标值 0.05 ~ 0.15之间,指纹图像有一定的重合。因为 Gabor特征是从一个侧面对指纹图像质量进行的衡量,由于不同纹型(如拱形和环形)的模式区对 Gabor滤波器的影响不同,且 Gabor滤波器本身对指纹图像具有增强作用,因而单独使用该指标一定程度上会影响对指纹图像质量的判断。

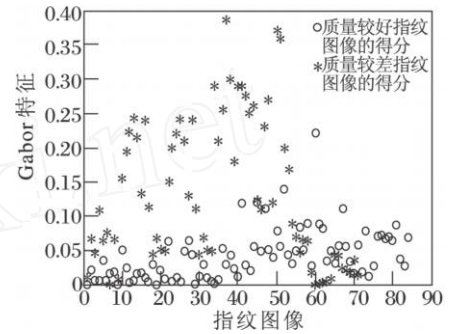
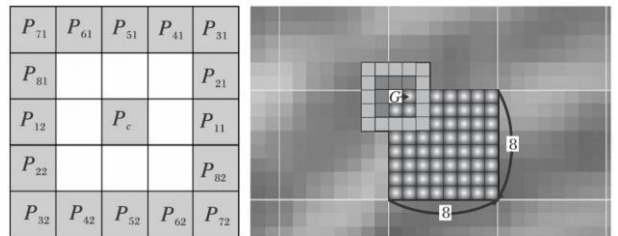


图 2 使用 Gabor特征作为质量指标的得分分布图

Fig 2 Score distribution by using Gabor feature as quality index

3) 方向对比度方法<sup>[11-12]</sup>. 方向对比度法是从沿着脊线流局部方向的脊谷间灰度值角度评测局部对比度,并予以量化的。主要思想是优质块有较高的对比度,从灰度值角度看,这意味着脊线和谷线有较好的区分性,而那些低质量的块会有低的方向对比度。该方法的优点是可以有效地把前景区从指纹图像中分割出来,因为背景里的局部脊线方向通常没有定义,具体见图 3



(a) 8方向滤波器 (b) 方向对比度的滤波器操作

(a) 8 directional filter

(b) Filter operation of directional contrast

图 3 方向对比度方法示意图

Fig 3 Sketchmap for directional contrast method

该方法的具体公式如下:

$$S_i(x, y) = \sum_{j=1}^2 G(P_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, 8;$$

$$i = \sum_{x=1}^8 \sum_{y=1}^8 S_i(x, y);$$

$$\max = \max(i);$$

$$D_k = |\max - \min|_k, \quad k = 1, 2, \dots, N;$$

$$S_{DC} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N D_k} D_k;$$

其中,  $G(P_{ij})$  表示像素  $P_{ij}$  处的灰度值,  $S_i(x, y)$  表示方向  $i$  的灰度值之和,  $i$  表示该图像块在  $i$  方向的灰度值之和,  $N$  为块的数目,  $\max$  是  $\max$  的垂直方向,  $D_k$  表示第  $k$  块的方向对比度,  $S_{DC}$  为规范化的方向对比度质量指标值。

实验针对不同质量的指纹图像使用该指标进行分类,质量得分分布图如图 4 所示。由图 4 可以看出,在指标值 17~27 之间,指纹图像有一定的重合。因为方向对比度衡量的是脊线和谷线是否有较好的区分性,而这只是衡量图像质量的一个方面。例如,在存在较多的断线、横纹的指纹图像中,单独使用该指标存在一定的局限性。

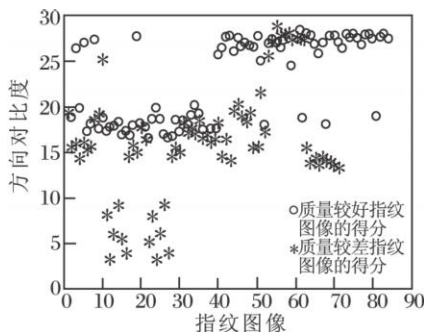


图 4 使用方向对比度作为质量指标的得分分布图

Fig 4 Score distribution by using directional contrast as quality index

通过以上三个指标的单指标阈值分类实验,由质量得分分布图(图 1、2、4)可以看出,该问题不是线性可分的。原因在于影响指纹图像质量的因素是多方面的,如干、湿、疤痕等。同枚指纹的不同方面在同一个指标量化下呈现出不同的得分分布。而使用单指标阈值时,分类过程中阈值却是保持固定不变,并且是由经验值来设定的,因此局限性较大,分类结果有较高的错误率。

由于单指标阈值分类存在片面性,本文综合使用上述 3 个指标,针对指纹图像空间域的灰度及方

向信息,对每幅指纹图像提取出三维的特征向量(梯度、Gabor 特征和方向对比度),进行指纹图像质量分类。图 5 为特征向量在三维空间中的分布图。观察分布图可以看出,质量好的指纹图像得分分布相对集中,质量较差的指纹图像得分分布较为分散,这是由于导致图像质量较差的原因不同,相同指标提取的结果不同造成的。该问题表现为非线性可分,所以综合使用上述三个指标进行质量分类时,采用非线性分类器更为合理。

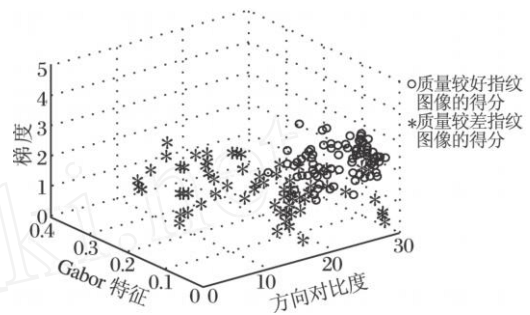


图 5 不同质量的指纹图像指标得分分布图

Fig 5 Index distribution of fingerprint images of different quality

## 2.2 其他问题分析

考虑到实验中建立的测试和训练样本集中样本的数量有限,该问题属于小样本条件下非线性分类器设计问题。并且根据对多个指纹图像库的分析可以看出质量较差的指纹图像约占总数量的 25%,存在类别不平衡问题。

针对上述情况,鉴于支持向量机在解决小样本、非线性问题方面的优势,本文提出使用支持向量机方法设计分类器,即综合多个质量指标,使用非线性分类器进行分类。并使用少类样本合成过采样技术(Synthetic Minority Over Sampling Technique, SMOTE)方法调整样本集,解决类别不平衡问题。通过测试给出分类性能的评价。

## 3 支持向量机理论和 SMOTE 方法

### 3.1 支持向量机理论

支持向量机<sup>[16-19]</sup>建立在统计学习的 VC 维理论和结构风险最小化原理(Structural Risk Minimization, SRM)基础上,兼顾了经验风险和置信范围,把函数构造为一个函数子集序列,在子集间折衷考虑经验风险和置信范围,可以使实际风险最小。

构造 2 类问题的 SVM 分类器,首先要找出最优分类界面。最优分类界面是到两类样本数据距离最大的界面,二维空间中是分类边界线,高维空间中,是超平面。对非线性问题,可通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题,在变换空间求最优分类面。

概括地说,支持向量机就是首先通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在这个空间中求(广义)最优分类面。SVM 分类函数形式上类似于一个神经网络,输出是中间节点的线性组合,每个中间节点对应一个支持向量。

### 3.2 SMOTE

传统的机器学习方法由于对大类过分偏好,造成分类界面偏向于包含样本较少的类别,从而导致小类有更高的错误率。然而,在本文所研究的问题中,小类(指纹图像质量较差的类)是我们更为关注的。因为对于质量较好的指纹图像,大多数的方法都较容易正确地提取特征,并能正确识别。而对于质量较差的指纹图像,需要根据其图像质量进行有针对性的处理。因此,应该尽可能的保证质量较差的指纹图像被正确分类。

目前,已有很多方法来解决这类问题<sup>[20-21]</sup>。本文选用重新抽样的思想解决类别不平衡问题。

具体来说,重新抽样包括两类方法:1)对小类样本集进行过抽样(Over-Sampling),以增加小类样本的比例;2)对大类样本集进行欠抽样(Under-Sampling),以减少大类样本的比例。通常可同时使用这两种方法来改变样本集的分布,直到两类样本的比例接近平衡。

考虑到本文中建立的数据集样本数较少,而且使用欠抽样方法对大类样本集进行处理时可能丢失潜在有用的信息,本文只对小类样本集(即质量较差的那类指纹图像)采用 SMOTE<sup>[22]</sup>方法进行处理。并由该算法得到类别调整后的指纹图像质量特征向量集。

## 4 实验及结果分析

本文拟将指纹质量用以下两个类别表示:1)质量较差。纹线结构清晰度整体上很差的情况,或存在严重的刀疤、横纹、爆皮等异常情况;2)质量较好。图像质量良好,纹线结构清晰。图 6 为不同质量的指纹图像示例。

本文使用 200 幅指纹图像进行实验,建库时采用人工主观判断的方案。其中,质量较好的一类为

125 幅,质量较差的 75 幅。

训练样本集根据质量好坏的实际分布比例,在 125 幅质量较好的指纹图像中使用 45 幅放入训练样本集;在质量较差的指纹图像中使用 15 幅放入训练样本集。质量好坏的比例为 3:1。除训练样本集之外的 140 幅图像作为测试样本集。



(a) 质量较差

(a) Low quality



(d) 质量较好

(d) High quality

图 6 不同质量的指纹图像示例

Fig 6 Examples for fingerprint images with different quality

实验过程如下。

step 1 质量指标的定义与提取。提取梯度、Gabor 特征、方向对比度三个质量指标,构成三维特征向量。

step 2 将 SVM 分类方法与单指标阈值分割进行对比实验。在使用 SVM 的测试过程中,不断调整 SVM<sup>[24]</sup>的参数(如核函数等<sup>[25]</sup>)。实验结果见表 1。

step 3 调整样本集。使用 SMOTE 方法调整训练样本集。调整时取  $K = 2$ ,即对每个质量较差的样本,选择两个与它距离最小的样本,将这两个样本分别与样本  $i$  进行插值,得到两个质量较差的新样本放入训练集。这样,好坏类别数的比例为 1:1,消除了类别不平衡问题。

step 4 对调整后的样本集用 SVM 进行分类。使用调整后的样本集对支持向量机进行训练,并对测试集分类。实验结果见表 1。

通过与阈值分割的比较实验可以看出,对质量较好的指纹图像进行测试时,三个指标中方向对比度的正确率最高,而本文方法正确率为 92.5%,高于以上三个指标。在对质量较差的指纹图像进行的

测试中,梯度方法正确率最高,由于方向对比度的正确率过低,使得 SVM的方法略低于 Gabor特征,但是高于方向对比度.综合来看,SVM方法正确率最高,其次是梯度方法和方向对比度方法.

表 1 各分类方法的正确率对比

Table 1 Correct rates of different classification methods

	阈值分割			SVM	SMOTE + SVM
	梯度	Gabor 特征	方向对比度		
质量较好	73.8	68.8	88.8	92.5	90.0
质量较差	93.3	81.7	58.3	80.0	91.7
总正确率	82.1	74.3	75.7	87.1	90.7

由调整训练样本后的实验结果可以看出,由于通过插值的方法增加了质量较差的指纹图像的训练样本数目,在提高质量较差的指纹图像分类准确率的同时对质量较好的图像分类也有影响,尽管后者准确率有所降低,但是仍然高于单指标阈值分割.分类效果较阈值分割和单独使用 SVM的方法来说总体上有较明显的提高,正确率达到 90.7%.

## 5 结束语

本文通过分析不同质量指纹图像的分布情况,提出使用支持向量机对不同质量的指纹图像进行分类的方法.并针对低质量指纹图像所占比例较少的实际情况,在分类前使用 SMOTE方法对样本进行预处理.综合以上实验结果可以看到,当样本集存在类别不平衡问题时,会影响分类器正确率,但是仍然优于单指标分类的方法.当采取一定方法调整类别比例之后,分类器的正确率会有提高.因此,将解决类别不平衡问题的方法与支持向量机理论结合起来构造分类器,在准确率方面较单指标分类有明显优势.

目前的质量评价方法都只是试图刻画一幅图像的综合、平均的质量.而对于一幅质量较差的图像,具体是哪些因素造成了其质量较差则难以体现.因此可考虑使用多种策略融合对指纹图像质量进行进一步的细分.

致谢 感谢郭心建在类别不平衡问题的处理方面对本文工作的帮助.

## 参 考 文 献

- [1] Galton F. Finger Prints. New York, USA: Da Capo Press, 1961
- [2] Lee H C, Gaensslen R E. Advances in Fingerprint Technology. New York, USA: Elsevier, 1991
- [3] Yun E K, Cho S B. Adaptive Fingerprint Image Enhancement with Fingerprint Image Quality Analysis. International Vacuum Congress, 2006, 24(1): 101 - 110
- [4] Julian FA, Chen Yi, Javier O G, *et al*. Incorporating Image Quality in Multi-Algorithm Fingerprint Verification // Proc of the International Conference on Biometrics. Hongkong, China, 2006: 213 - 220
- [5] Chen Yi, Dass S C, Jain A K. Fingerprint Quality Indices for Predicting Authentication Performance // Proc of the 5th International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication. Hilton Rye Town, UK, 2005: 160 - 170
- [6] Jain A K, Prabhakar S, Hong Lin, *et al*. Filterbank-Based Fingerprint Matching. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(5): 846 - 859
- [7] Marana A N, Jain A K. Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform // Proc of the XV IIBrazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. Natal, Brazil, 2005: 112 - 119
- [8] Jain A K, Prabhakar S, Hong Lin. A Multichannel Approach to Fingerprint Classification. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(4): 348 - 359
- [9] Hong Lin, Wan Yifei, Jain A. Fingerprint Image Enhancement: Algorithms and Performance Evaluation. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777 - 789
- [10] Shen Linlin, Kot A, Koo W M. Quality Measures of Fingerprint Images // Proc of the 3rd International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication. Halmstad, Sweden, 2001: 266 - 271
- [11] Ballan M, Sakarya F A, Evans B L. A Fingerprint Classification Technique Using Directional Images // Proc of the 31st Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers. Pacific Grove, USA, 1997, : 101 - 104
- [12] Jiang W C. An Adaptive Feature Extraction Algorithm for Automatic Fingerprint Recognition. Master Dissertation. Seoul, Korea: Yonsei University. School of Electrical and Electronic Engineering, 2002
- [13] Ratha N, Bolle R. Fingerprint Image Quality Estimation. BM Computer Science Research, Report RC21622, Yorktown Heights, USA: BM T. J. Watson Research Center, 1999
- [14] Qi Jinqing, Abdurrahim D, Li Dongju, *et al*. A Hybrid Method for Fingerprint Image Quality Calculation // Proc of the 4th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies. Buffalo, USA, 2005: 124 - 129
- [15] Lee B, Moon J, Kim H. A Novel Measure of Fingerprint Image Quality Using Fourier Spectrum // Proc of the Conference on Biometric Technology for Human Identification. Orlando, USA, 2005: 105 - 112



[16] Boser B E, Guyon IM, Vapnik V N. A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers // Proc of the 5th Annual Workshop on Computational Learning Theory Pittsburgh, USA, 1992: 144 - 152

[17] Cortes C, Vapnik V N. Support Vector Networks Machine Learning, 1995, 20(3): 273 - 297

[18] Schölkopf B, Burges C, Vapnik V N. Extracting Support Data for a Given Task // Proc of the 1st International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining Quebec, Canada, 1995: 262 - 267

[19] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory New York, USA: Springer Verlag, 1995

[20] Chawla N V, Bowyer KW, Hall L O, et al. SMOT: Synthetic Minority Oversampling Technique Journal of Artificial Intelligence Research, 2002, 16: 321 - 257

[21] Zhou Zhihua, Liu Xuying. Training Cost-Sensitive Neural Networks with Methods Addressing the Class Imbalance Problem. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(1): 63 - 77

[22] Chawla N V, Hall L O, Bowyer KW, et al. SMOTE: Synthetic Minority Oversampling Technique Journal of Artificial Intelligence Research, 2006, 16: 321 - 357

[23] Chen Xu, Yin Yilong, Wang Yanrong, et al. A Method Based on Spectral Analysis with Big Window for Fingerprint Ridge Distance Estimation. Journal of Fudan University: Natural Science, 2004, 43(5): 889 - 892, 898 (in Chinese)  
(陈旭,尹义龙,王彦荣,等.基于大窗口频谱分析的指纹纹线距离的估计方法.复旦大学学报:自然科学版,2004,43(5):889-892,898)

[24] Chih-Chung C, Chih-Jen L. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines [DB/OL]. [2001-08-03]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

[25] Crone S F, Lessmann S, Stahlbock R. Empirical Comparison and Evaluation of Classifier Performance for Data Mining in Customer Relationship Management // Proc of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks Budapest, Hungary, 2004: 442 - 448

\*\*\*\*\*

## 2009全国开放式分布与并行计算学术年会 征 文 通 知

由中国计算机学会开放系统专业委员会主办、新疆大学软件学院承办的"2009全国开放式分布与并行计算学术年会(DPCS2009)"将于2009年9月26日至28日在新疆乌鲁木齐市新疆大学召开。本次年会录用的论文将以正刊方式发表在《微电子学与计算机》第8期和第9期,欢迎大家积极投稿。现将有关征文事宜通知如下。

### 一、征文范围(但不限于)

- 开放式分布与并行计算模型、体系结构、编程环境、算法及应用
- 开放式网络、数据通信、网络与信息安全、业务管理技术
- 开放式海量数据存储与 Internet索引技术,分布与并行数据库及数据挖掘技术
- 开放式网格计算、云计算、Web服务、P2P网络及中间件技术
- 开放式无线网络、移动计算、传感器网络与自组网技术
- 分布式人工智能、多代理与决策支持技术
- 开放式虚拟现实技术与分布式仿真
- 开放式多媒体技术与流媒体服务,包括媒体压缩、内容分送、缓存代理、服务发现与管理技术

(下转第 141页)