

文章编号 1004-924X(2009)08-2060-09

# 胸部 CT 图像中孤立性肺结节良恶性快速分类

刘露<sup>1</sup>, 刘宛予<sup>1</sup>, 楚春雨<sup>2</sup>, 吴军<sup>3</sup>, 周洋<sup>3</sup>, 张红霞<sup>3</sup>, 鲍劼<sup>1</sup>

1. 哈尔滨工业大学 HIT-INSA 中法生物医学图像联合研究中心, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 哈尔滨理工大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150080;
3. 哈尔滨医科大学 附属肿瘤医院, 黑龙江 哈尔滨 150081)

**摘要:**为突破医学影像诊断学依据医学征象进行定性诊断准确度不高的瓶颈,针对胸部 CT 图像中孤立性肺结节(SPN)定性诊断问题,提出了能够用图像特征有效表示 SPN 病理特性,快速准确诊断 SPN 良恶性的计算机辅助诊断系统。采取交互式分割方法从胸部 CT 图像中提取出 SPN;直接计算 SPN 图像的多分辨率直方图得到 768 维空间信息特征样本集;然后,充分利用具有处理高维数据集优势的支持向量机(SVM)构造 SPN 良恶性分类器;最后,通过测试样本集对经训练后的 SVM 分类器进行测试以评价分类性能。对 214 例病例进行实验,结果表明:240 个 SPN 图像的 768 维特征计算所用时间为 4.83 s,SVM 分类器训练测试所用时间为 2.24 s,敏感性为 73.33%,特异性为 70%,准确度达 71.67%,接受者操作特性曲线(ROC)下面积(AUC)为 0.786 4。该系统提取的高维图像空间信息特征能够有效表示 SPN 特性;没有考虑医学征象进行 SPN 定性诊断的准确度即可达到 71.67%,同时分类速度比传统纹理算法提高了近 50 倍,为医学影像学解决 SPN 定性诊断问题提供了便捷、客观的辅助手段。

**关键词:**孤立性肺结节(SPN);CT 图像;良恶性结节;多分辨率直方图;支持向量机(SVM)  
**中图分类号:**TP394.1;R445.3 **文献标识码:**A

## Fast classification of benign and malignant solitary pulmonary nodules in CT image

LIU Lu<sup>1</sup>, LIU Wan-yu<sup>1</sup>, CHU Chun-yu<sup>2</sup>, WU Jun<sup>3</sup>, ZHOU Yang<sup>3</sup>, ZHANG Hong-xia<sup>3</sup>, BAO Jie<sup>1</sup>

1. HIT-INSA Sino-French Research Center for Biomedical Imaging, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
2. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;
3. The Tumor Hospital of Harbin Medical University, Harbin 150081, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of the diagnosis with medical signs in medical imaging diagnostics, a computer-aided diagnosis system is developed quickly and accurately to find out the difference of benign and malignant Solitary Pulmonary Nodules (SPNs) in chest CT images based the image features of SPNs. Firstly, SPNs are extracted from chest CT images using the interactive segmentation, and the multi-resolution histograms of SPNs are directly calculated to receive a high-dimensional feature sample set with spatial information of SPNs. Then, the classifier for differentiating benign

收稿日期:2009-04-22;修订日期:2009-05-22.

基金项目:国家国际科技合作重大专项(No. 2007DFB30320);国家自然科学基金资助项目(No. 60777004);黑龙江省教育厅科技计划项目(No. 11531048)

and malignant SPN is constructed by using a Support Vector Machine(SVM). Finally, the performance of classification is evaluated by testing the trained SVM with the test sample set. The test results of 214 cases show that it takes 4.83 s for computing 768 dimensional features of 240 SPNs and 2.24 s for training and testing the SVM classifier. The receiver operating characteristic (ROC) analysis of classification performance of the proposed approach shows that the sensitivity is 73.33%, specificity is 70%, accuracy is 71.67%, and the area under curve (AUC) is nearly 0.7864. Obtained results show that the image spatial information can effectively express the characteristics of SPNs. The system classification accuracy of benign and malignant SPNs is up to 71.67% without medical signs, and the classification speed is about 50 times faster than that of traditional texture methods. It provides a feasible, simple and objective method for solving the problem in medical imaging diagnosis of the SPNs.

**Key words:** Solitary Pulmonary Nodule(SPN);CT image;benign and malignant nodules;multi-resolution histogram;Support Vector Machine(SVM)

## 1 引言

孤立性肺结节(Solitary Pulmonary Nodule, SPN)是指肺实质内单发、类圆形、最大径不超过30 mm的结节影,不伴有淋巴结肿大、肺不张和肺炎等其它病变。孤立性肺结节的良恶性分类是非常重要的,早期恶性肺结节切除患者5年存活率高于60%<sup>[1]</sup>,但在诊断不明确而手术切除的结节中约有一半是良性<sup>[2]</sup>。CT作为影像学无创检查SPN的一种重要手段,具有非介入、高分辨率的特点,在临床实践中被广泛采用。尽管目前的CT和MRI能通过提高病灶密度分辨率及使用增强对比剂观察到病灶的密度变化和病灶内血供情况,并以肺结节病变的增强变化程度来区分良、恶性结节,但影像学对SPN定性诊断的准确性问题仍未得到根本解决。长期以来,SPN的定性问题一直是医学影像学的诊断难点,因此在临床外科医学方面只能考虑采用CT引导下的经皮穿刺活检,以获得病理诊断。多种检查的目的是以最少创伤做出特异性和准确性尽可能高的诊断,不仅要早期发现恶性肿瘤,而且要避免对良性结节实施有致残和致死可能性的手术。从目前临床应用的情况来看,疾病的影像学诊断仍然是一种辅助性手段,即使影像学上诊断得到初步结论,仍然需要做进一步的病理学检验才能最终确认。

近年来图像处理技术与模式识别方法已广泛应用于医学影像研究中<sup>[3-5]</sup>,国内外开展了很多医学图像自动分析方法及相关的计算机辅助诊断

(CAD)系统的研究工作<sup>[6-10]</sup>,目的在于帮助医生检测CT图像中的SPN并进行良、恶性的判别。传统的基于各种医学影像的计算机辅助诊断系统基本通过量化医学影像诊断学给出的不同病变的医学征象对SPN进行特征提取,然后使用线性判别分析、决策树、神经网络以及支持向量机(SVM)<sup>[9]</sup>等分类判别。

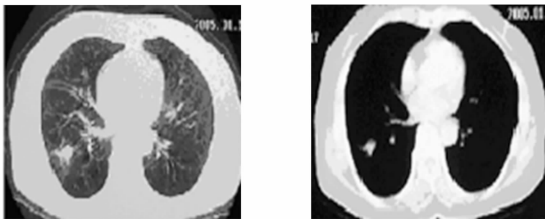
医学影像诊断学总结的SPN医学征象绝大多数是通过临床统计归纳得到的,这些征象一般是图像表层直观的形态特征及空间位置特征,它们与病理学检验结果的相关性不高,导致影像学依据医学征象得出的诊断结果存在较高的假阳性率和假阴性率<sup>[11-13]</sup>,这也正是阻碍医学影像诊断学定性诊断准确度提高的瓶颈所在。另外,传统的SPN分类算法试图对CT图像中SPN医学征象进行精确的量化,这些复杂的计算不仅降低了分类的速度,也没能有效提高SPN定性诊断的准确率,难于在医学临床中应用。所以寻求计算简便,能够与SPN病理特性有效相关的CT图像底层的本质特征才是解决医学影像学定性诊断SPN准确性和简便性问题的有效途径。

本文提出的计算机辅助诊断SPN良、恶性系统主要由三部分组成:SPN分割、特征提取和分类判决。本系统对SPN良恶性的判别不依赖于医学征象特征,不必对SPN的边缘提取要求过高,本文采用灰度阈值和人工交互式相结合的分割方法来提取SPN,具有原理简单较易实现的优点。本系统提出了高维图像空间信息特征结合SVM的分类判决方法,与通过复杂的图像处理过

程量化 SPN 医学征象的传统方法不同,本系统直接计算能充分表示 SPN 图像空间信息的多分辨率直方图,从而得到高维特征样本集,然后借助对高维数据集处理能力强的 SVM 分类算法通过非线性映射将输入样本映射到高维特征空间进行线性分类。

## 2 SPN 高维空间信息特征的提取

分类效果的好坏首先取决于从图像中提取的特征。传统用于 SPN 分类的特征主要依据医学影像诊断学总结的医学征象,并利用小波、分形理论、模糊集、Markov 模型以及统计技术等方法提取。然而 SPN 在影像学上的这些特征常常表现出同病异影和异病同影的情况,如图 1,2,3 所示。图 1(a):CT 肺窗病灶边界清、僵直、粗毛刺征。图 1(b):纵隔窗结节灶不规则,无明显分叶征。术前考虑肺结核瘤,术后病理证实肺腺癌。图 2:左肺上叶尖后段肺腺癌,CT 平扫示左肺上叶尖后段部分非实性结节,有不太典型空气支气管征、细长毛刺征和血管集束征,术前倾向于考虑炎症病变,术后病理证实为肺腺癌。图 3(a):CT



(a)肺窗 (b)纵隔窗  
(a) Lung window (b) Mediastinum window

图 1 右肺下叶背段肺腺癌

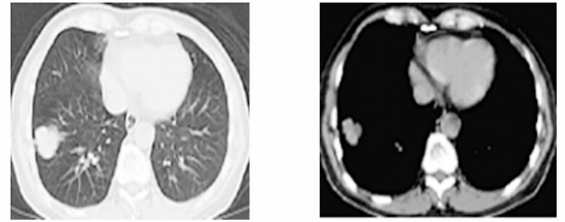
Fig. 1 Right lung adenocarcinoma on the dorsal of lower lobe



图 2 左肺上叶尖后段肺腺癌

Fig. 2 Left lung adenocarcinoma on the back of upper lobe

平扫肺窗病灶胸膜侧短细毛刺征、胸膜凹陷征。图 3(b):纵隔窗结节灶类圆形,分叶征,术前考虑周围型肺癌,术后证实为肺炎性假瘤。



(a)肺窗 (b)纵隔窗  
(a) Lung window (b) Mediastinum window

图 3 右肺下叶外基底段肺炎性假瘤

Fig. 3 Right lung inflammatory pseudotumor on the bottom of lower lobe

### 2.1 SPN 特性的图像表达与低层特征选取

纹理特征经常用于各种图像分类<sup>[14]</sup>,相对于经典医学征象来讲,CT 图像的纹理能够表达 SPN 的低层本质特征,它是影像医生难于洞察的图像信息特征。在 CT 图像中,虽然不同的组织和背景表现为不同的灰度等级,每种组织的灰度有一个分布范围,并且相互覆盖,所以纹理特征经常被利用进行 SPN 的分类。SPN 在光学密度、形状、位置、尺寸和边缘特性等细节方面可能有很大的差异,很难确定一组少量形态的、方向的或结构的特征来表征 SPN 的特性。为了能够有效表示各种类型的 SPN 的特征,需要具有足够的维数。高维的传统纹理特征计算复杂,有效性差,而利用灰度直方图分布形状对 X 光胸片中 SPN 进行良恶性鉴别取得了较好的效果<sup>[15]</sup>,因此本文引入多分辨率直方图来表示 CT 图像中 SPN 的低层图像特征。多分辨率直方图基于信息理论构造,相比以前检测方法使用的特征,除了能够以系统化的方式生成高维特征外,在特征的性质方面也具有优势<sup>[16]</sup>。

灰度和彩色直方图广泛用于图像分类中,并与 SVM 算法结合分类也获得了很好的结果<sup>[17]</sup>,但是简单直方图并不能提取图像空间变化的信息。对简单直方图进行扩展,通过计算图像在多个尺度下的直方图可以形成多分辨率直方图。多分辨率直方图具有简单直方图的许多优点,包括计算速度快、空间效率高、对刚体运动的不变性以及对噪声的鲁棒性。此外,多分辨率直方图还能

够直接提取图像空间变化的信息,在数字 X 光乳腺图像检测多种类型的病变中得到了应用<sup>[18]</sup>。

图像空间变化的信息与 Fisher 信息测度直接相关,而 Fisher 信息测度是直方图密度变化率的加权平均。多分辨率直方图可以变换为广义图像熵的向量表示,因此多分辨率直方图随图像尺度的变化率可以变换为广义图像熵向量随图像尺度的变化率,后者是广义 Fisher 信息测度。广义 Fisher 信息测度是对图像锐度(空间变化)的非线性加权平均,由此可见多分辨率直方图能够反映图像空间变化的信息<sup>[19]</sup>。在图 4 所示两个不同图像的多分辨率直方图中,(a)列和(d)列显示了两个图像的多分辨率分解过程(底行是原始图像),(b)列和(c)列分别给出了它们的多分辨率直方图,可以看出两个原始图像的直方图完全相同而多分辨率直方图却有很大差别。

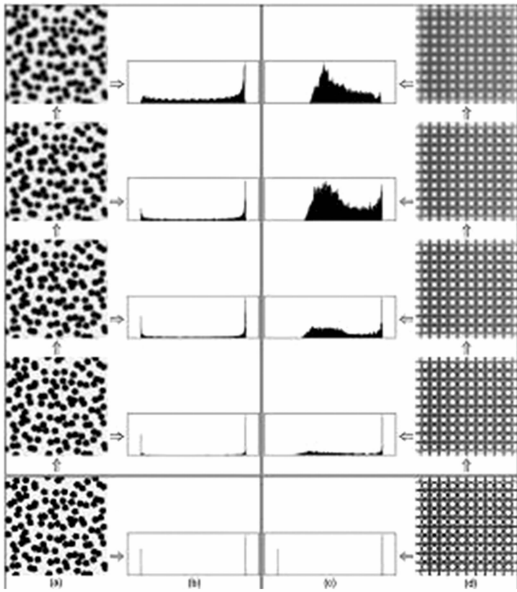


图 4 两个不同图像的多分辨率直方图

Fig. 4 Multi-resolution histograms of two different images

## 2.2 多分辨率直方图的构造

多分辨率直方图有两种实现形式:积分形式和差分形式。积分形式直接利用各个分辨率的累积直方图,按照固定的因子进行欠采样后连接成特征向量,由于累积直方图是对原始直方图的积分,因此这种实现形式称为积分形式;差分形式对相邻分辨率的累积直方图进行差分操作,然后利用得到的差分直方图按照固定的因子进行欠采样后连接成特征向量。由于多分辨率直方图的差分

形式比积分形式生成的特征向量维数低,而且在实际应用中的效果相差不多,因此本文采用了差分形式实现的多分辨率直方图。

从胸部 CT 图像中分割出 SPN 图像的灰度级较多,出于计算方面的考虑,本文对构造过程进行了修改,构造过程中先分别将 SPN 图像的灰度级压缩为 256,128,64 级,然后考虑到 SPN 最大径不超过 30 mm 和图像的像素数目使用了 4 个尺度等级得到 4 个不同分辨率的 SPN 图像,计算差分形式的多分辨率直方图得到 3 个差分直方图后经连接分别形成 768,384,192 维的特征向量。本文使用的 SPN 多分辨率直方图的构造过程如图 5 所示。

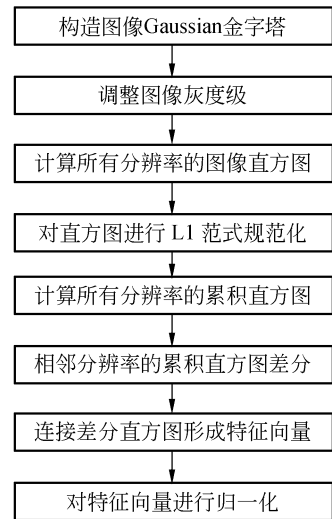


图 5 构造多分辨率直方图的过程

Fig. 5 Procedure of constructing the multi-resolution histogram

## 2.3 SPN 特征归一化

在应用 SVM 分类之前,需要对提取的特征进行归一化。主要的优点是:在建立分类超平面时,避免动态范围大的特征淹没动态范围小的特征,使它们具有同等的作用。另外在特征向量的内积计算时避免大数计算的困难,而且大的特征值可能引起计算的溢出,因此,常常需要对特征进行归一化处理。采用下面的公式进行归一化处理:

$$\tilde{\lambda} = \frac{2 \times \lambda - \lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}, \quad (1)$$

其中, $\lambda$  为归一化前的特征向量, $\lambda_{\max}$  为特征向量

的最大值,  $\lambda_{\min}$  为特征向量的最小值, 经过公式(1)归一化处理后, 归一化的特征向量  $\tilde{\lambda}$  限制在  $[-1, 1]$  内。在进行特征归一化时, 需要对训练集与测试集样本的特征采用同样的方式进行归一化。

### 3 支持向量机(SVM)分类算法

基于 CT 图像特征的 SPN 定性诊断可以归结为一个图像分类识别问题, 传统的图像分类器将经验风险最小化原理视作为出发点, 研究图像分类的合理性, 其泛化能力较差。支持向量机(Support Vector Machine, SVM) 算法是一类基于统计学习理论的构造性学习技术<sup>[20]</sup>, 能够克服传统的学习技术在处理高维问题时所遇到的维数灾难困难, 并且具有泛化能力强的优点。SVM 以结构风险最小化为原则, 它的优化目标是最小化泛化误差限, 故 SVM 具有很好的泛化能力。目前, SVM 算法已广泛应用于医学图像中病变的识别, 结果显示其性能明显优于之前广泛使用的其它识别方法, 如神经网络<sup>[21-22]</sup>。

在模式分类过程中, SVM 先将输入样本  $x$  通过非线性映射  $\Phi(x)$  映射到高维空间  $H$ , 然后在映射特征空间内进行线性分类。SVM 的分类函数可以表示为如下形式:

$$f_{\text{SVM}}(x) = \mathbf{w}^T \Phi(x) + \mathbf{b}, \quad (2)$$

其中参数  $\mathbf{w}$  和  $\mathbf{b}$  在训练样本集合上最小化。结构风险泛化函数:

$$J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i$$

$$y_i f_{\text{SVM}}(x) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0$$

$$(i = 1, 2, \dots, N), \quad (3)$$

其中,  $C$  是根据具体问题选择的正参数,  $\xi_i$  是松弛变量。式(3)中的风险泛函是在经验风险(第二项训练误差)和模型复杂性(第一项)之间的折中考虑, 用参数  $C$  控制折中程度, 可以避免过度拟合, 即避免分类能力变差。

满足  $y_i f_{\text{SVM}}(x_i) \leq 1$  的训练样本  $(x_i, y_i)$  称为支持向量。引入核函数  $K(x, z) = \phi(x) T \phi(z)$  将决策函数(2)改写为如下形式:

$$f_{\text{SVM}}(x) = \sum_{i=1}^N a_i K(x, s_i), \quad (4)$$

其中,  $s_i (i = 1, 2, \dots, N)$  表示支持向量。

利用核函数  $K(\cdot, \cdot)$  可以直接从式(4)中

得到决策函数, 而不需要考虑潜在的映射  $\phi(\cdot)$ 。

本文使用了 Gaussian 径向基函数(RBF) 做为核函数:

$$K(x, z) = \exp(-\|x - z\|^2 / 2\sigma^2), \quad (5)$$

其中  $\sigma \geq 0$  是控制核宽度的参数。

### 4 实验结果与讨论

本系统实验使用了 2006 年 10 月至 2008 年 9 月哈尔滨医科大学附属肿瘤医院胸外科收治的 CT 检查 SPN 患者 214 例, 其中男 117 例, 女 97 例, 年龄 18~77 岁, 平均 53 岁, 经 CT 引导下穿刺后病理验证得到 SPN 良恶性结果。CT 检查使用 GE Light Speed Pro16 螺旋 CT 机扫描, 常规扫描获得扫描定位像后, 扫描范围从肺尖到膈前上嵴, 电流 200 mA, 电压 120 kV, 螺距 1.3, 准直 0.75 mm, 扫描层厚 5.0 mm, 重建层厚 1.25 mm, 层间距为 1.25 mm。

表 1 实验中用于训练和测试的良性/ 恶性样本数

Tab. 1 Number s of benign and malignant samples used for training and testing in experiments

	良性样本数	恶性样本数	总计
训练	60	60	120
测试	60	60	120

对包含 SPN 的 CT 断层图像进行预处理后, 采取交互式分割方法从图像中提取出了 240 个 SPN(120 个良性样本/120 个恶性样本)。将样本随机分出 50% 用于训练和 50% 用于测试, 每个部分所包括的良性样本数与恶性样本数比例数相等, 如表 1 所示。

首先, 计算提取出的 SPN 图像的基于四个方向( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ )上的灰度共生矩阵, 分别提取 5 个纹理统计特征(角二阶矩、对比度、相关性、方差、反差矩)共 20 维特征; 同时, 将提取出的 SPN 图像分别计算了 768, 384, 192 维的多分辨率直方图特征向量。

将以上计算结果归一化处理后生成训练集与测试集样本。实验中分别利用 20 维纹理特征以及三个不同维数多分辨率直方图特征作为输入的 SVM0、SVM1、SVM 2、SVM3 进行分类, 四个分类器都使用 RBF 核函数。对每个分类器在训练

阶段利用 5 折交叉验证过程得到的最优参数在表 2 中列出。

表 2 不同输入特征 SVM 分类器的最优参数

Tab. 2 Optimal parameters of different classifiers

	SVM0	SVM1	SVM2	SVM3
$\sigma$	0.031 3	0.031 3	0.062 5	0.125
C	8	16	32	16

本文使用的 SVM 分析软件是由 Chin-Jen Lin 等人提供的 LIBSVM, 它使用的算法是目前比较流行的贯序最小优化(SMO)算法。不同输入特征 SVM 分类方法下的诊断敏感性、特异性、准确度见表 3 中。

表 3 不同输入特征 SVM 分类器分类结果

Tab. 3 Performance summary of different classifiers

	SVM0	SVM1	SVM2	SVM3
敏感性(%)	41.67	73.33	66.67	70
特异性(%)	60	70	61.67	63.33
准确度(%)	50.84	71.67	64.17	66.67

注: 准确度 =  $(TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$ , 敏感性 =  $TP/(TP+FN)$ , 特异性 =  $TN/(TN+FP)$ , TP = 真阳性数, TN = 真阴性数, FP = 假阳性数, FN = 假阴性数, TPF 为真阳性率, FPF 为假阳性率。

从表 3 中的分类结果可以看出, 三个使用不同维数的多分辨率直方图特征的分类器在敏感性、特异性和准确度方面均优于使用传统纹理特征的分类器; 而其中又以 768 维多分辨率直方图特征的 SVM1 分类器三个参数指标最高。利用 768、384、192 维多分辨率直方图特征得到的分类性能相差并不是很大, 但还是有一定的差异, 这既说明了多分辨率直方图能够表达 SPN 的空间变化信息底层图像特征, 又显示出对于区别良性和恶性 SPN 的图像特征可能发生在某些灰度级区段的空间变化信息。

最后, 为进一步测定不同特征维数 SVM 分类方法的性能, 本文采用接受者操作特性曲线(ROC)分析法, 绘制不同 SVM 分类器的 ROC 曲线如图 6 所示, 在表 4 中列出了每条 ROC 曲线下的面积(AUC)。从 ROC 分析的结果可以看出, 分别利用纹理和不同维数多分辨率直方图表示

SPN 特征时, 四种不同特征分类器的 ROC 曲线下面积有一定差异, 可以看出较高维数的多分辨率直方图特征具有较好的分类性能, 使用多分辨率直方图特征的分类效果优于使用纹理特征的效果, 说明所选取的多分辨率直方图特征参数与 SPN 病理良、恶性有效相关。

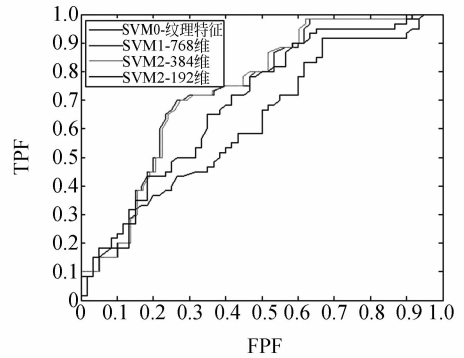


图 6 不同特征分类器的 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curves of different classifiers

表 4 不同分类器的 ROC 分析结果

Tab. 4 ROC analysis results of different classifiers

	SVM0	SVM1	SVM2	SVM3
曲线下面积(AUC)	0.665 2	0.786 4	0.775 2	0.683 5

实验是在 Pentium4 3.2 GHz CPU 1G 内存的 PC 机上进行的, 使用 Matlab7.0 编程, 其中计算 240 例图像的 20 维纹理特征所用总时间为 255.28 s, 计算 768 维多分辨率直方图特征所用总时间为 4.83 s, 使用得到的 120 个 20 维纹理特征的样本进行训练并使用另外 120 个样本进行测试所用时间为 1.28 s, 相应地使用 768 维多分辨率直方图特征训练测试所用时间为 2.24 s, 可见使用多分辨率直方图特征表示进行分类的计算速度要快得多。从以上结果可以看出, 尽管实验中使用了高维特征以及相对较小的样本集合, 但由于 SVM 在高维空间优异的泛化能力, 分类性能并未恶化。

## 5 结 论

本文提出了一种基于 CT 图像 SPN 的图像空间信息特征判别 SPN 良恶性的计算机辅助诊

断系统。该系统根据医学影像诊断学对 SPN 的定性诊断准确性、快速性的要求,提出了一种高维图像空间信息特征提取,并使用 SVM 分类器的快速分类方法。本方法提取了能充分表示图像空间信息的多分辨率直方图作为 CT 图像中 SPN 的特征,避免了量化 SPN 医学征象所引起的复杂计算,利用 SVM 处理高维数据集的优势构造分类器,对 SPN 良、恶性进行快速分类。实验结果表明:该系统提取的高维图像空间信息特征能够

有效表示 SPN 特性,所选取的参数与 SPN 病理良、恶性有效相关,没有考虑医学征象进行 SPN 定性诊断的准确度即可达到 71.67%,同时分类速度比传统纹理算法提高了近 50 倍。该系统的分类速度和准确度基本满足医学影像学对 SPN 定性诊断的要求,为医学影像学解决胸部 CT 图像中 SPN 定性诊断提供了有力的辅助手段,并且提取的多分辨率直方图特征不受病变类型限制,可以推广到有关癌症定性辅助诊断的工作中。

## 参考文献:

- [1] RENS M T, RIVIERE A B, EIBETS H R, *et al.*. Prognostic assessment of 2,361 patients who underwent pulmonary resection for non-small cell lung cancer, stage I, II, and IIIA [J]. *Chest*, 2000, 117(2):374-379.
- [2] BERNARD A. Resection of pulmonary nodules using video-assisted thoracic surgery [J]. *Ann Thorac Surg*, 1996, 61(1):202-204.
- [3] 张红颖,张加万,孙济洲. Demons 算法的非刚性医学图像配准[J]. *光学 精密工程*, 2007, 15(1):145-150.  
ZHANG H Y, ZHANG J W, SUM J ZH. Non-rigid medical image registration based on improved Demons algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1):145-150. (in Chinese)
- [4] 张麒,汪源源,王威琪. 活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像[J]. *光学 精密工程*, 2008, 16(11):2303-2311.  
ZHANG Q, WANG Y Y, WANG W Q, *et al.*. Intravascular ultrasound image segmentation based on active contour model and Contourlet multi-resolution analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2303-2311. (in Chinese)
- [5] 田沅,周明全,武仲科. Ray Casting 的医学体数据场绘制算法[J]. *光学 精密工程*, 2008, 16(11):2296-2302.  
TIAN Y, ZHOU M Q, WU ZH K. A rendering algorithm based on Ray Casting for medical volumetric data [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2296-2302. (in Chinese)
- [6] KUNIO D. Computer-aided diagnosis in medical imaging: Historical review, current status and future potential [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2007, 31:198-211.
- [7] GIGER M L, CHAN H P, BOONE J. Anniversary paper: history and status of CAD and quantitative image analysis: the role of medical physics and AAPM [J]. *Medical Physics*, 2008, 35(12):5799-5820.
- [8] DEHMESHKI J, AMIN H, VALDIVIESO M, *et al.*. Segmentation of pulmonary nodules in thoracic CT scans; a region growing approach [J]. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 2008, 27(4):467-480.
- [9] LIU L, LIU W Y. A method of pulmonary nodules detection with support vector [C]. *Proceedings of the 2008 Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications Medical Physics, Kaohsiung, Taiwan: ISDA*, 2008, 1:32-35.
- [10] CHEN H, WANG X H, MA D Q, *et al.*. Neural network-based computer-aided diagnosis in distinguishing malignant from benign solitary pulmonary nodules by computed tomography [J]. *Chin. Med. J.*, 2007, 120(14):1211-1215.
- [11] LEEF J L, KLEIN J S. The solitary pulmonary nodule[J]. *Radiol Clin. North Am.*, 2002, 40(1):123-143.
- [12] 田志诚,黄建军. 孤立性肺结节螺旋 CT 与病理诊断对照分析[J]. *现代医药卫生*, 2009, 25(4):497-499.  
TIAN ZH CH, HUANG J J. Comparative analysis of spiral CT and clinic pathologic diagnosis of solitary pulmonary nodules in 57 cases [J]. *Modern Medicine & Health*, 2009, 25(4):497-499. (in Chinese)
- [13] SORTINI D, MARAVEGIAS K, SORTINI A. Difficulty of early diagnosis in patients with solitary pulmonary nodule [J]. *Thorac Cardiovasc Surg.*, 2005, 129:1196.
- [14] 姜永林,屈楨深,王常虹. 基于纹理及统计特征的

视频背景提取[J]. 光学精密工程, 2008, 16(1): 172-177.

JIANG Y L, QU ZH SH, WANG CH H. Video background extraction based on textural and statistical feature[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1):172-177. (in Chinese)

- [15] BELIKOVA T P, YASHUNSKAYA N I, KOGAN E A. Computer-aided differential diagnosis of small solitary pulmonary nodules[J]. *Computers and Biomedical Research*, 1996, 29: 48-62.
- [16] HADJIDEMETRIOU E, GROSSBERG M D, NAYAR S K. Multi-resolution histogram and their use for recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26: 831-847.
- [17] CHAPELLE O, HAFFNER P, VAPNIK V. SVMs for histogram-based image classification [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10: 1055-1065.
- [18] 刘欣悦, 黄廉卿. 利用多分辨率直方图特征分类数字X光乳腺图像[J]. 光学精密工程, 2006, 14(2):

327-332.

LIU X Y, HUANG L Q. Classification of digital mammograms using multi-resolution histogram feature [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2): 327-332. (in Chinese)

- [19] HADJIDEMETRIOU E, GROSSBERG M D, NAYAR S K. Spatial information in multi-resolution histograms[C]. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, 1: 702-709.
- [20] VAPNIK V. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: Wiley, 1998.
- [21] O'CONNOR S D, YAO J H, SUMMERS R M. Lytic metastases in thoracolumbar spine: computer-aided detection at CT—preliminary study [J]. *Radiology*, 2007, 242(3): 811-816.
- [22] WEI L Y, YANG Y Y, NISHIKAWA R M, et al.. A study on several machine-learning methods for classification of malignant and benign clustered micro-calcifications [J]. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 2005, 24: 371-380.

#### 作者简介:



刘露(1972—),男,辽宁昌图人,副教授,硕士生导师,1993年于哈尔滨船舶工程学院获得学士学位,现为哈尔滨工业大学博士研究生,主要从事医学图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: liuluhit@gmail.com



楚春雨(1986—),男,黑龙江哈尔滨人,2007年于大庆石油学院获得学士学位,现为哈尔滨理工大学硕士研究生,主要从事医学图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: xrain86@126.com

#### 导师简介:



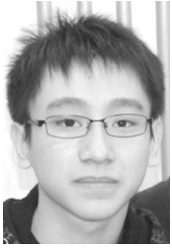
刘宛予(1964—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士生导师,1986年于上海交通大学获得学士学位,1989年于法国图卢兹国立理工学院获得硕士学位,1994年于法国里昂国家应用科学院(INSA)获博士学位,现为哈尔滨工业大学HIT-INSA中法生物医学图像联合研究中心主任,法国里昂国家应用科学院永久客座教授,主要从事医学图像处理、生物医学仪器、现代公路检测技术、在线检测技术、机器视觉与图像处理等方面的研究。E-mail: liu\_wanyu@hit.edu.cn



吴军(1969—),男,黑龙江齐齐哈尔人,博士,副主任医师,副教授,硕士研究生导师,1993年毕业于哈尔滨医科大学临床医学专业,2005年毕业于中国医科大学胸外科学专业获博士学位,现为哈尔滨医科大学附属肿瘤医院胸外科医生,主要研究方向为肺癌、食管癌等胸部肿瘤的诊断及外科治疗,肺癌的靶向基因治疗。E-mail: wujun19692000@yahoo.com.cn



周 洋(1980—),女,黑龙江哈尔滨人,本科,医师,2004年毕业于哈尔滨医科大学医学影像学专业,现为哈尔滨医科大学附属肿瘤医院影像中心医生,硕士研究生,主要研究方向为呼吸、消化系统肿瘤的影像诊断工作。E-mail: ocean1980xinhua@sohu.com



鲍 劼(1987—),男,黑龙江哈尔滨人,主要从事医学图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: calverdos\_bj@yahoo.com.cn



张红霞(1969—),女,黑龙江哈尔滨人,硕士,副主任医师,1993年毕业于哈尔滨医科大学影像医学与核医学医学专业学士学位,1998年毕业于哈尔滨医科大学影像医学与核医学医学专业获硕士学位,现为哈尔滨医科大学附属肿瘤医院影像中心医生,主要研究方向为呼吸系统及消化系统肿瘤的影像诊断及病理基础的对照研究。E-mail: zhanghongxia2k@yahoo.com.cn

(本栏目编辑:白雨虹)

## ● 下期预告

# 微电铸中电流-流体耦合的数值分析及实验验证

邵力耕<sup>1,3</sup>,杜立群<sup>1,2</sup>,刘 冲<sup>1,2</sup>,王立鼎<sup>1,2</sup>

1. 大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室,辽宁 大连 116023;
2. 大连理工大学 辽宁省微纳米技术及系统重点实验室,辽宁 大连 116023;
3. 大连交通大学,辽宁 大连 116028)

微电铸是 LIGA/UV-LIGA 的核心技术,在微机电系统和微纳米制造领域有着很好的应用前景。为了探究微电铸的内在规律,对影响铸层生长的阴极电流密度和流体流场进行了数值分析。以微流控芯片微模具上的十字电铸层为研究对象,建立微电铸的数学模型。给出了描述微电铸体系电流密度和流体流场的偏微分方程,运用有限元法对微电铸体系进行三维数值仿真,得到电流密度分布和流体流场分布的数值结果。选择十字铸层上的测量点,由该点处电流密度和流体流速仿真数据计算出微电铸4 h的铸层生长高度仿真值,并与相同工艺条件下的微电铸实验铸层生长高度进行对比。结果表明,对应各测量点微电铸生长高度仿真值和实验值的变化趋势接近,绝对偏差小,最大绝对偏差为 4.437  $\mu\text{m}$ ,最小绝对偏差为 0.264  $\mu\text{m}$ 。这种数值仿真方法适用于微电铸工艺设计的辅助分析,可缩短微电铸工艺的开发周期。