

文章编号 1004-924X(2006)02-0333-08

基于形态特征判别超声图像中乳腺肿瘤的良恶性

汪源源¹, 沈嘉琳¹, 王涌², 王怡²

(1. 复旦大学 电子工程系, 上海 200433; 2. 复旦大学 附属华山医院超声科, 上海 200040)

摘要: 乳腺肿瘤超声图像的形态特征对判别肿瘤的良恶性具有重要的价值。为提高乳腺肿瘤超声诊断的准确率, 提出一种基于其形态特征进行分类判别的计算机辅助诊断系统。该系统首先采用灰度阈值分割和动态规划相结合的方法提取超声图像中乳腺肿瘤的边缘, 然后对所得边缘计算相应的三种形态参数, 最后分别采用 Fisher 线性判据、误差反向传播神经网络和径向基函数神经网络对形态参数进行分类。该系统在 157 幅乳腺肿瘤(包括良性 81 例、恶性 76 例)超声图像上训练和测试, 三种分类器均能取得较高的判别精度, 其中误差反向传播神经网络和径向基函数神经网络的判别准确率、敏感性和特异性分别高达 94.95%、95.74% 和 94.23%。结果表明, 基于乳腺肿瘤超声图像的形态特征建立的神经网络系统对肿瘤的良恶性具有较好的判别能力。

关键词: 超声图像; 形态特征; 乳腺肿瘤; Fisher 判据; 神经网络

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Breast tumor classification based on shape features of ultrasonic images

WANG Yuan-yuan¹, SHEN Jia-lin¹, WANG Yong², WANG Yi²

(1. *Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;*

2. *Department of Ultrasound, Huashan Hospital of Fudan University, Shanghai 200040, China)*

Abstract: The shape features of breast tumor in ultrasonic images are of great significance in the diagnosis of breast cancer. A computer-aided diagnosis system based on shape features was proposed to increase the accuracy of ultrasonic diagnosis of breast tumors. The tumor boundaries were firstly obtained using the gray-level threshold segmentation and dynamic programming and three shape features were subsequently calculated. Finally, the Fisher linear discriminant, neural network with error back propagation algorithm and radial basis function network were applied respectively to classify breast tumors as benign or malignant. Experiments on 157 cases (including 81 benign tumors and 76 malignant ones) show that all of three classifiers can achieve a higher precision, and the accuracy, sensitivity and specificity are as high as 94.95%, 95.74% and 94.23% respectively for both of two neural networks. Therefore, it is concluded that the proposed system based on shape features performs well in the ultrasonic classification of breast tumors as benign or malignant.

Key words: ultrasonic image; shape feature; breast tumor; Fisher discriminant; neural network

收稿日期: 2005-08-24; 修订日期: 2005-10-19.

基金项目: 上海市曙光计划(No. 2003-901)和国家重点基础研究规划基金(No. 2005CB724303)资助。

1 引言

乳腺癌是妇女多发癌症,其发病率及死亡率居女性恶性肿瘤前列。早期诊断和治疗,是降低乳腺癌死亡率的主要途径。早期检测乳腺肿瘤最常用的方法是乳腺 X 射线检查,但该方法存在对致密型腺体漏诊率较高的问题,而且年轻妇女乳腺对 X 射线较为敏感,易诱发癌症^[1]。近年来超声技术凭借无创、廉价、可重复性强等特点,被越来越多地用于乳腺肿瘤的辅助检测。超声检测根据乳腺肿瘤在超声图像中表现出的形状、边界、内部回声分布和周围组织结构等特征,判断乳腺肿瘤的良好性,具有较高的诊断价值^[2]。然而,对于一些超声图像表现不典型的乳腺癌,仍存在较高的误诊率;综合多种特征判断时各特征在判断中占的比重也因医生的技术、经验和标准各不相同而导致客观性、可重复性差;而且,超声图像自身也存在噪声大、分辨率低的缺点,这些因素都极大地限制了超声检测准确率的提高。

近年来,计算机辅助判别乳腺肿瘤的良好性已成为国内外学术界的研究热点之一,乳腺的 X 线摄片和超声图像均可数字化后送入相应的计算机辅助诊断(CAD, Computer-Aided Diagnosis)系统进行分析判别,为医生的诊断提供客观的指标。纵观各种基于超声图像的计算机辅助诊断系统,可按是否提取肿瘤边缘分为两大类:一类不提取乳腺肿瘤边缘,只在超声图像中取出包含肿瘤的兴趣区域(简称 ROI, Region of Interest),从中提取纹理特征再加以分类判决^[3];另一类先从图像中手工或半手工提取乳腺肿瘤的边缘,再采用乳腺肿瘤的形态特征、或纹理特征、或两种特征的结合进行判别^[4-6]。

本文提出的计算机辅助判别乳腺肿瘤良好性系统主要由三部分组成:边缘提取、特征提取和分类判决。乳腺肿瘤的边缘提取主要有基于多分辨率图像锥的最大后验概率估计法^[7]、区域增长结合 Snake 模型^[8]、结合纹理信息的水文岭法^[9]等边缘检测方法。本文采用灰度阈值分割和动态规划相结合的方法来提取乳腺肿瘤的边缘。相比前面几种算法,这两种算法都具有原理简单较易实现的优点,且实验表明该方法具有较好的边缘提取效果。乳腺肿瘤的特征基本可分为形态特征和

纹理特征两大类。前者考察肿瘤的形状、边界规则度、是否有针状体等^[4],后者则反映了肿瘤内部的回声分布、与邻近组织的关系等^[3]。考虑到纹理特征易受噪声干扰,而形态特征直观、受噪声影响相对较小,本文采用形态特征作为判别乳腺肿瘤良恶性的依据。分类判决目前较为常用的有 Fisher 线性判据、神经网络和模糊聚类。本文分别采用 Fisher 线性判据、反向传播(简称 BP)神经网络和径向基函数(简称 RBF)神经网络对形态参数分类,并比较了三种分类器的分类能力。

2 原理和方法

按照顺序,文中计算机辅助判别乳腺肿瘤良好性的系统组成部分依次为:乳腺超声图像采集、乳腺肿瘤边缘提取、乳腺肿瘤形态特征计算和乳腺肿瘤良恶性的分类判别。

2.1 乳腺超声图像采集

本文采用 157 幅乳腺肿瘤的超声图像作为样本集,经临床病理诊断:良性 81 例、恶性 76 例。所有超声图像均在复旦大学附属华山医院超声科采集,涉及的超声仪有:ATL HDI-3000、GE Log-ic9、ACUSON Sequoia-512、SIEMENS G50 和 HITACHI 8500。超声发射频率为 5~14 MHz。超声图像经工作站采集存于计算机中。离线的分析平台为 CPU Atholon 1800+、内存 256M 的 PC 机。

2.2 乳腺肿瘤的边缘提取

先从超声图像中划出 ROI 进行预处理(滤除噪声、增强图像),再用灰度阈值分割法初步定位乳腺肿瘤的边缘,最后通过动态规划法对该初始边缘进行修正,使最终边缘更为接近肿瘤的实际边缘。

2.2.1 ROI 的选取

为减少乳腺肿瘤周围组织对肿瘤边缘正确提取的干扰,先手工从整幅超声图像中划出 ROI。具体方法为:手工确定乳腺肿瘤上下左右四个方向的边界点,由它们确定的矩形区域称为肿瘤区,用 $I_s(x, y)$ 表示。将肿瘤区的四条边界分别向外拓展 15 个像素构成一个包含肿瘤区的大矩形区域,即为 ROI,用 $I(x, y)$ 表示。

2.2.2 ROI 的预处理

预处理分降噪、图像增强和形态滤波三个部

分。降噪采用一个递归的二阶 Butterworth 低通滤波器^[8],它具有运算量小、存储量低的优点。图像增强采用:

$$g(x,y) = f^2(x,y)/\overline{f(x,y)}, \quad g(x,y) < 255$$

$$g(x,y) = 255, \quad g(x,y) \geq 255, \quad (1)$$

其中 $f(x,y)$ 为降噪后的 ROI, $\overline{f(x,y)}$ 为 $f(x,y)$ 的灰度均值, $g(x,y)$ 为增强后的图像。

图像增强后,残余噪声也相应有所增强,而且肿瘤内部若存在比较明显的灰度差异,增强后会进一步扩大灰度的动态范围,不利于下一步的二值化,为此采用数学形态学对图像进行平滑滤波,选取如下的 5×5 结构子 B 对图像进行开运算。滤波后的图像用 $g_B(x,y)$ 表示。

0	0	1	0	0
0	1	1	1	0
1	1	5	1	1
0	1	1	1	0
0	0	1	0	0

2.2.3 灰度阈值分割法提取初始边缘

乳腺肿瘤超声图像的直方图一般没有明显的双峰结构,因此无法用常用的“双峰法”确定图像的二值化阈值。由于在确定 ROI 时先确定了肿瘤区,可近似获得肿瘤的平均灰度。本文定义二值化阈值 thresh 为:

$$\text{thresh} = \overline{g_B(x,y)} * \overline{I_s(x,y)} / \overline{I(x,y)}, \quad (2)$$

其中 $\overline{I_s(x,y)}$ 、 $\overline{I(x,y)}$ 、 $\overline{g_B(x,y)}$ 分别为 $I_s(x,y)$ 、 $I(x,y)$ 、 $g_B(x,y)$ 的灰度均值。

二值化后,由于残余噪声、肿瘤内部灰度分布不均会产生“空洞”和背景上其他组织零星斑块的影响,有必要对二值化的结果再次进行形态滤波。采用 3×3 的全 1 结构子对图像进行开运算,以达到滤掉图像中的小毛刺和孤立点、切断细长搭接、平滑肿瘤边缘的目的;肿瘤内部的空洞则采用填充运算进行填补。经过这些处理后,乳腺肿瘤在二值图中已呈现出清晰且连续的边缘,用 sobel 算子进行边缘检测,即可方便地获得肿瘤的初始边缘。

2.2.4 动态规划法获得最终边缘

基于灰度阈值分割的边缘提取方法,原理简单、计算量小,但该方法只利用了图像的灰度信

息,所得边缘只能是比较粗糙的结果。为获得更加准确的边缘定位,本文通过动态规划法考察图像的梯度信息和像素间的连接度,进一步修正边缘像素的位置使最终边缘更为接近肿瘤的实际边缘。文中的动态规划算法基于 Kass 的活动轮廓的离散化模型,具体可参考文献[10],这里不再赘述。

2.3 乳腺肿瘤的特征提取

关于乳腺肿瘤在超声上的良恶性判别,一般认为良性肿瘤形态规则、边界清晰光滑、可能有包膜;而恶性肿瘤形态不规则、边缘无包膜呈毛刺状。本文中采用紧密度、归一化半径长度的标准偏差和针状化程度这三个参数描述乳腺肿瘤形态特征。

紧密度是一个粗略描述物体边缘规则度的特征参数,较多地应用于识别物体形状领域。该参数定义如下:

$$C = \frac{P^2}{A}, \quad (3)$$

其中, P 为肿瘤的周长,在肿瘤边缘采样点密集的情况下可直接用边缘点的个数表示; A 为肿瘤的面积,可通过计算边缘内的像素点之和获得。

归一化半径长度的标准偏差也是一个宏观描述物体边缘规则度的特征参数,但相比紧密度,它还可反映一些细微的边缘变化^[4]。该参数定义如下:

$$d(i) = \frac{\sqrt{(x(i) - X_0)^2 + (y(i) - Y_0)^2}}{\max(d(i))}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (4)$$

$$d_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(i), \quad (5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (d(i) - d_{\text{avg}})^2}. \quad (6)$$

其中 (X_0, Y_0) 为肿瘤质心的坐标; $x(i)$ 和 $y(i)$ 为第 i 个边缘点坐标; N 为边缘点总数; $d(i)$ 为各边缘点到肿瘤质心的归一化距离,即归一化的半径长度; d_{avg} 为半径长度的均值; σ 为归一化半径长度的标准偏差。

针状化程度是检测乳腺肿瘤是否出现针状体的特征参数。针状体是一种因癌细胞浸润到周围组织后产生的乳腺肿瘤星形状扭曲的现象,一般称这类肿瘤的生长方式为“蟹足状生长”,它是提示肿瘤恶性的一个重要标志。本文中的针状化参

数是在极坐标系中计算所得。先将各边缘点的位置从直角坐标 $(x(i), y(i))$ 转换为极坐标 $(r(i), \theta(i))$,极坐标原点为肿瘤的质心 (X_0, Y_0) 。将所有边缘点按照 θ 从 0 到 2π 重排,并对新序列进行 Fourier 变换得到 $R(\omega)$ 。定义针状化程度计算公式如下^[6]:

$$\text{spicu} = \frac{\sum_{\omega=0}^{\pi/4} |R(\omega)|}{\sum_{\omega=\pi/4}^{\pi} |R(\omega)|}, \quad (7)$$

2.4 乳腺肿瘤的分类判别

本文分别采用 Fisher 线性判别、BP 神经网络和 RBF 神经网络对参数进行分类。

Fisher 判别的基本思想是:将 d 维空间的样本投影到某个一维空间(一条直线)中,使得投影后的模式样本的类间离散度矩阵最大而类内离散度矩阵最小,即模式在该空间中有最佳的可分离性。定义 Fisher 线性判别函数为:

$$\Sigma = \frac{(N_1 - 1)\Sigma_1 + (N_2 - 1)\Sigma_2}{(N_1 + N_2 - 2)}, \quad (8)$$

$$l = \Sigma^{-1}(\mu_1 - \mu_2), \quad (9)$$

$$Y = l'X = (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} X, \quad (10)$$

其中 N_1 和 N_2 分别为良性肿瘤和恶性肿瘤的病例数; μ_1 和 Σ_1 分别为良性肿瘤参数矢量的均值和协方差矩阵, μ_2 和 Σ_2 则为恶性肿瘤参数矢量的均值和协方差矩阵; X 为所有样本的参数矩阵;

Y 为 X 在 l 上的投影矩阵。设 $y_0 = \frac{1}{2} l'(\mu_1 + \mu_2)$

为判决阈值,小于该阈值的判为恶性肿瘤;反之判为良性肿瘤。

BP 神经网络和 RBF 神经网络均属于非线性分类网络,结构上都是多层前向神经网络,算法上都采用有监督学习算法,但分类的基理有明显区别:BP 网络实际为一个运用了反向误差算法的多层感知器(MLP),而 RBF 神经网络则是用径向基函数(RBF)作为隐单元的“基”构成隐含层空间,隐含层将在低维空间内线性不可分的输入数据变换到线性可分的高维空间实现分类^[11]。两种网络具体的学习算法可参考文献^[11],这里不再赘述。

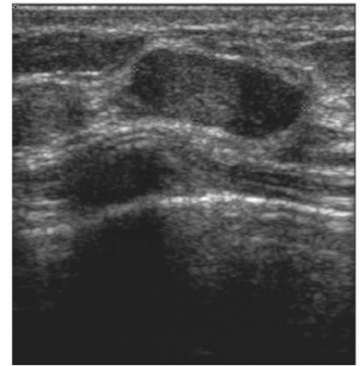
本文选择三层的 BP 网络,即一个输入层、一个隐层和一个输出层。输入单元 3 个,隐单元 13 个,输出单元 1 个。隐层用正切 S 型函数激活,输出层则选用线性函数激活。BP 网络采用 Leven-

berg-Marquardt 算法训练。对 RBF 网络采用与 BP 网络相同的层结构设计,只是隐单元(径向基函数中心)数上升到 28 个,隐层(径向层)用高斯函数激活,径向基函数中心采用 K-均值聚类法学习,输出层则是隐单元输出的线性组合。以上两种网络的拓扑结构均通过实验确定。

3 结果和讨论

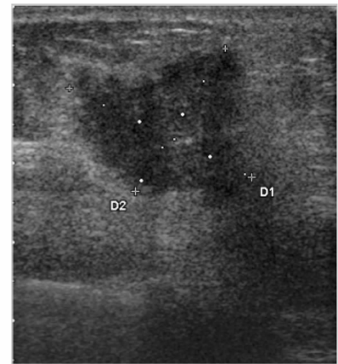
3.1 乳腺肿瘤的边缘提取

对第一批获取的 117 幅乳腺肿瘤超声图像采用本文方法进行边缘提取,将结果和有经验的超声医生的手工勾画比较发现:大部分图像均可获得满意的边缘提取结果。作为实例,图 1 给出了一例良性和一例恶性乳腺肿瘤超声图像边缘提取结果。



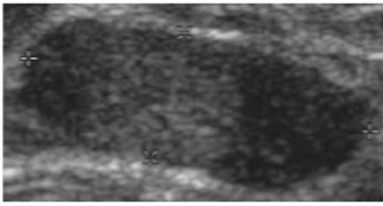
(a) 良性乳腺肿瘤的超声图像

(a) Ultrasonic image of benign breast tumor

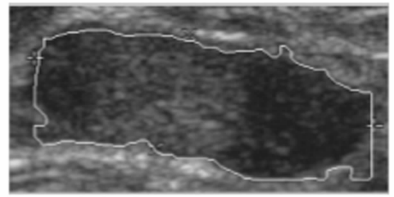


(b) 恶性乳腺肿瘤的超声图像

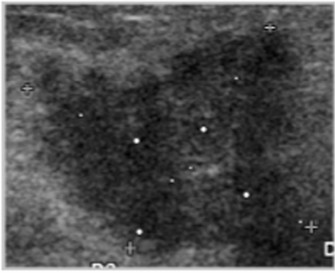
(b) Ultrasonic image of malignant breast tumor



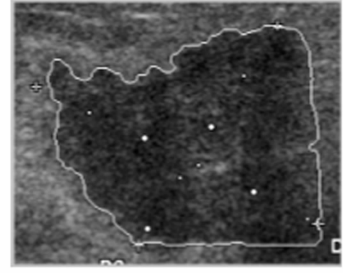
(c) 良性肿瘤的 ROI
(c) ROI of benign breast tumor



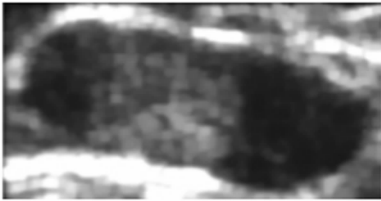
(g) 初始边缘在图 1(c) 上显示
(g) Initial boundary in Fig. 1(c)



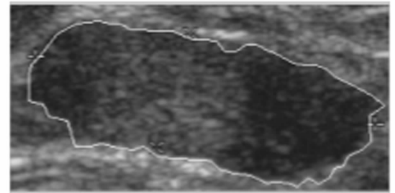
(d) 恶性肿瘤的 ROI
(d) ROI of malignant breast tumor



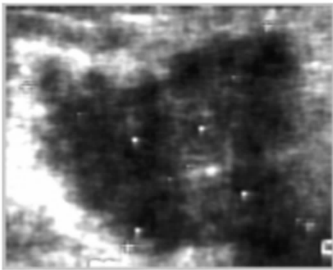
(h) 初始边缘在图 1(d) 上显示
(h) Initial boundary in Fig. 1(d)



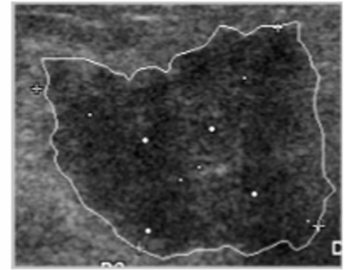
(e) 预处理后的图 1(c)
(e) Preprocessed Fig. 1(c)



(i) 最终边缘在图 1(c) 上显示
(i) Final boundary in Fig. 1(c)



(f) 预处理后的图 1(d)
(f) Preprocessed Fig. 1(d)



(j) 最终边缘在图 1(d) 上显示
(j) Final boundary in Fig. 1(d)

图 1 良性和恶性乳腺肿瘤超声边缘提取结果示意图

Fig. 1 Boundary extraction for benign and malignant breast tumors in ultrasonic images

3.2 乳腺肿瘤的特征提取

对 117 幅乳腺肿瘤的边缘计算相关的形态特

征参数,结果如表 1 所示。

表 1 良性和恶性乳腺肿瘤超声图像的形态特征参数

Tab. 1 Shape feature parameters of ultrasonic images from benign and malignant breast tumors

参数	类间距	最小值		最大值		均值		方差	
		良性	恶性	良性	恶性	良性	恶性	良性	恶性
C	1.038	11.756	13.381	22.72	39.006	14.673	20.15	2.369	4.714
σ	0.222	0.064	0.085	0.240	0.245	0.163	0.151	0.037	0.038
spicu	1.259	6.838	1.010	76.848	50.084	32.723	9.304	15.887	9.674

从表 1 可知:良性肿瘤边界整齐规则,C 值较小;恶性肿瘤边界欠规则,毛刺多,C 值高;参数 σ 在良性和恶性病例间没有表现出明显的区分性,但实验证明该参数的引入可提高分类器判别乳腺肿瘤良恶性的能力;对于参数 spicu,恶性肿瘤边缘呈蟹足状生长,在同一 θ 方向可能对应不止一个边缘点,相应的频域表现为高频信息比较丰富,比值 spicu 较小;而良性肿瘤边缘规则光滑,在频域上表现为信息集中在低频区,因而 spicu 值相对较大。

3.3 乳腺肿瘤的分类判别

本文采用样本二分法对分类器进行训练和测试,即随机将现有的样本集划分成两个互相独立的集合(通常情况下每个集合包含 50% 的样本),一个作为训练集,另一个作为测试集。第一批 117 幅图像含 56 例良性肿瘤和 61 例恶性肿瘤,分别从两类肿瘤中随机选取 29 例组成训练集,余下 59 例(包括良性 27 例、恶性 32 例)组成测试集。此外,为便于神经网络收敛,计算前对数据分布范围较大的参数 C 和 spicu 作了归一化处理。表 2 给出三种分类器的分类结果。

表 2 三种分类器的性能比较

Tab. 2 Comparison of three classifiers

	Fisher 线性判别	BP 神经网络	RBF 神经网络
测试集的 FN	0	0	0
误判例数 FP	2	0	0
训练集的 FN	1	2	2
误判例数 FP	3	2	0
准确率(%)	93.22	93.22	96.61
敏感性(%)	96.88	93.75	93.75
特异性(%)	88.89	92.59	100
PPV(%)	91.18	93.75	100
NPV(%)	96.00	92.59	93.10

表 2 中, FN (False Negative) 表示假阴性, FP (False Positive) 表示假阳性;准确率 = $(TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$, 其中 TP 和 TN 分别表示恶性和良性被正确分类的数目;敏感性 = $TP / (TP + FN)$; 特异性 = $TN / (TN + FP)$; PPV (Positive Predictive Value, 阳性预测率) = $TP / (TP + FP)$; NPV (Negative Predictive Value, 阴性预测率) = $TN / (TN + FN)$ 。表 2 中这 5 个参数均在测试集上计算所得。

从表 2 可知,RBF 网络的分类准确率最高,Fisher 线性判据在测试集上计算得到准确率和 BP 网络相当,但它在训练集上仍有错判样本。此外,Fisher 判据的 FN 数要低于其他两种网络,因而它的敏感性和 NPV 值也比 BP 和 RBF 网络的要高。

Fisher 线性判据、BP 神经网络和 RBF 神经网络运行一次的平均时间为 0.03 s、2.10 s 和 1.34 s。BP 网络和 RBF 网络涉及到迭代运算,相比 Fisher 线性判据要慢得多,但时间仍在可接受范围内。RBF 网络在确定第一层(径向层)和第二层的权重系数时分别采用的是相互独立的 K-均值聚类法和伪逆法,而且只在 K-均值聚类过程中用到了迭代,因此比 BP 网络要少近一半的运行时间。

为进一步评估本系统的性能,测试集中又新加入第二批的 40 幅乳腺肿瘤(良性肿瘤 25 例、恶性肿瘤 15 例)的超声图像。重复前面步骤,分类结果如表 3 所示。

表 3 三种分类器对新增样本的分类结果

Tab.3 Classification of new cases with three classifiers

	Fisher 线性判据	BP 神经网络	RBF 神经网络
FN	3	0	3
FP	0	1	0
TN	25	24	25
TP	12	15	12

以 99(59+40)幅超声图像作为总测试样本集计算相关参数, BP 网络和 RBF 网络的准确率、敏感性、特异性、PPV 和 NPV 完全相同,依次为 94.95 % (94/99)、95.74 % (45/47)、94.23 % (49/52)、93.75 % (45/48)和 96.08 % (49/51),均高于 Fisher 判据的 90.91 % (90/99)、89.36 % (43/47)、90.38 % (47/52)、89.58 % (43/48)和 92.16 % (47/51)。

综合来看,RBF 网络的性能要优于另两种分类器。和同样采用形态特征进行分类的文献[4]相比,文献[4]除在敏感性(97.2 %)方面高于本文,在准确率(91.0 %)、特异性(80.0 %)、PPV(89.6 %)和 NPV(94.1 %)方面均低于本文。和文献[5]基于纹理特征的分类器相比,本文在敏感性和 NPV 两方面低于文献[5]的 98.77 % 和 99.24 %,但准确率、特异性和 PPV 均远高于文献[5]的 87.19 %、81.37 % 和 72.73 %。和结合形态特征和纹理特征进行分类的文献[6]相比,本文在准确率、敏感性、特异性、PPV 和 NPV 方面均高于文献[6]的 91.4%、92.3%、90.7%、90.34%和 92.52%。

4 结 论

本文提出了一种基于超声图像乳腺肿瘤的

形态特征判别乳腺肿瘤良恶性的计算机辅助诊断系统。该系统首先用结合灰度阈值分割和动态规划的边缘提取算法从超声图像的 ROI 中提取乳腺肿瘤的边缘,再对边缘计算相应的形态特征参数,即紧密度、归一化半径长度的标准偏差和针状化程度,最后用 Fisher 线性判据、BP 神经网络和 RBF 神经网络三种分类器对形态参数进行分类从而实现乳腺肿瘤良恶性的判别。

从实验结果看,本文选取的三个特征参数经过 BP 神经网络和 RBF 神经网络的训练和测试,表现出了较好的分类能力。但值得注意的是,作为医生评判系统分类性能重要标准之一的敏感性仍不够高,即假阴性数没有足够低。考察造成假阴性错判的病例可知,这些恶性肿瘤的边缘较为整齐光滑,单纯从形态特征评估极易错判,因此,本系统今后需进一步引入纹理等其他类型的参数,实现对乳腺肿瘤更为全面的特征考察。

在乳腺肿瘤的边缘提取方面,本文采用手动法选取乳腺肿瘤的 ROI,并不完全由计算机自动提取肿瘤边缘。纵观文献中其他的乳腺肿瘤边缘提取法,虽然各种方法旨在最大可能地减少人工干预,但超声图像自身的一些缺点使得目前绝大多数方法还是不可避免地要通过人机交互来获得更好的边缘提取效果。同时,手动选取 ROI 也可避免对超声图像其他区域作无谓计算,提高计算效率,因此这一步骤仍被大部分乳腺肿瘤边缘提取法采用。

总之,本文提出的计算机辅助诊断系统具有较好地区分乳腺肿瘤良恶性的能力,有望为临床判别提供辅助诊断依据。

参考文献:

- [1] 陈克敏,秦茜森,茅蓉,等. 超声检查在良恶性乳腺肿块评估中的作用[J]. 中华放射学杂志, 1995, 29(3): 154-157.
CHEN K M, QIN Q M, MAO R, *et al.* Evaluation of ultrasound in the differentiation of benign and malignant breast masses[J]. *China J. Radiol*, 1995, 29(3): 154-157. (in Chinese)
- [2] STAVROS A T, THICKMAN D, RAPP C L, *et al.* Solid breast nodules; Use of sonography to distinguish between benign and malignant lesions[J]. *Radiology*, 1995, 196: 123-134.
- [3] HUBER S, DANES J, ZUNA I, *et al.* Relevance of sonographic B-mode criteria and computer-aided ultrasonic tissue characterization in differential/diagnosis of solid breast masses[J]. *Ultrasound in Med. & Biol*, 2000, 26(8):

1243-1252.

- [4] CHOU Y H, TIU C M, HUNG G S, *et al.* Stepwise logistic regression analysis of tumor contour features for breast ultrasound diagnosis[J]. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 2001, 27(11): 1493-1498.
- [5] CHEN D R, CHANG R F, KUO W J, *et al.* Diagnosis of breast tumors with sonographic texture analysis using wavelet transform and neural networks[J]. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 2002, 28(10): 1301-1310.
- [6] JOO S, YANG Y S, MOON W K, *et al.* Computer-aided diagnosis of solid breast nodules: use of an artificial neural network based on multiple sonographic features[J]. *Medical Imaging*, 2004, 23(10): 1292-1300.
- [7] BOUKERROUI D, BASSET O, GUERIN N, *et al.* Multiresolution texture based adaptive clustering algorithm for breast lesion segmentation[J]. *European Journal of Ultrasound*, 1998, 8(2): 135-144.
- [8] MADABHUSHI A, METAXAS D N. Combining low-, high-level and empirical domain knowledge for automated segmentation of ultrasonic breast lesions[J]. *Medical Imaging*, 2003, 22(2): 155-169.
- [9] HUANG Y L, CHEN D R. Watershed segmentation for breast tumor in 2-D sonography[J]. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 2004, 30(5): 625-632.
- [10] AMINI A A, WEYMOUTH T E, JAIN R C. Using dynamic programming for solving variational problems in version[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(9): 855-867.
- [11] 高隽. 神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社,2003: 44-63.
GAO J. *The principles and simulation examples of artificial neural network* [M]. Beijing: China Machine Press, 2003:44-63. (in Chinese)

作者简介:汪源源(1968—),男,浙江黄岩人,教授、博士生导师,主要研究方向为医学超声工程和医学信息处理;Email: 032021229@fudan.edu.cn

沈嘉琳(1981—),女,上海人,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理。