

文章编号 1004-924X(2011)06-1398-08

改进型脉冲耦合神经网络检测 乳腺肿瘤超声图像感兴趣区域

汪源源*, 焦 静

(复旦大学 电子工程系, 上海 200433)

摘要:为了解决超声图像斑点噪声、伪影、低图像对比度和图像亮度不均匀等问题,提出了一种改进的简化脉冲耦合神经网络(SPCNN)结合模糊互信息量的方法来自动检测乳腺肿瘤超声图像的感兴趣区域(ROI)。首先,对超声图像进行模糊增强预处理;然后,通过改进 SPCNN 对超声图像进行点火,以最大模糊互信息量作为最优判决准则,获得相应的分类结果;最后,对分类后的二值图像进行形态学等处理,从而得到乳腺超声图像的 ROI。对包含 118 幅乳腺肿瘤超声图像的数据库进行处理,结果表明,该方法自动识别 ROI 准确率达到 87.3%,处理每一幅图像的平均时间为 4.68 s。本算法能有效快速地检测乳腺肿瘤超声图像的 ROI,有望用于基于超声图像的乳腺肿瘤 CAD 中。

关键词:乳腺肿瘤;超声图像;感兴趣区域;脉冲耦合神经网络;模糊互信息

中图分类号:R445.1;TP183 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111906.1398

Detection of regions of interest from breast tumor ultrasound images using improved PCNN

WANG Yuan-yuan*, JIAO Jing

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

* Corresponding author, E-mail: yywang@fudan.edu.cn

Abstract: To solve the problems of the speckle noise, pseudo image, low contrast and luminous inhomogeneity in an ultrasound image, a method based on the improved Simplified Pulse Coupled Neural Network (SPCNN) combined with the fuzzy mutual information model was proposed to detect the Region of Interest(ROI) of the breast tumor ultrasound image. The ultrasound image was firstly mapped to the fuzzy sets to enhance the contrast, then the SPCNN model was used to pulse the ultrasound image, and the fuzzy mutual information was used as the optimization criterion to obtain the relative classification results. The ROI of the breast tumor ultrasound image was finally obtained by applying the morphologic processing on the corresponding classified results. The proposed segmentation method was performed on 118 breast tumor ultrasound images, and the obtained results show that the ROI accuracy is 87.3% and average processing time per image is 4.68 s. In conclusion, the proposed meth-

收稿日期:2010-10-18;修订日期:2011-02-15.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 10974035);上海市优秀学科带头人计划资助项目(No. 10XD1400600)

od can be used to detect ROIs of breast tumor ultrasound images effectively and may have the potential applications in the breast tumor Computer Aided Diagnose(CAD) based on ultrasound images.

Key words: breast tumor; ultrasound image; Region of Interest(ROI); Pulse Coupled Neural Network(PCNN); fuzzy mutual information

1 引言

乳腺肿瘤是女性死亡的第二大诱因,欧美乳腺癌发病率居女性恶性肿瘤榜首,我国乳腺癌的发病率近年来也呈上升趋势^[1]。

近年来,乳腺肿瘤的影像学筛查方法主要包括 X 射线摄片和超声检查等。X 射线摄片空间分辨率低,特异性较弱,许多情况下需要切片检查,不仅增加病人成本,而且对病人身心造成不良影响。另外,X 射线摄片存在对致密型腺体漏诊率较高的问题,不适宜于年轻女性乳腺检查^[2-3]。而超声检查在以下方面优于 X 射线摄片:1)无放射性,在临床实践中,超声检查更安全实用;2)成像速度快,可以实时成像;3)对致密性乳腺的敏感性高,对 35 岁以下年轻女性乳腺肿瘤的检测更有价值;4)检查价格相对较低。

通过计算机辅助诊断(Computer Aided Diagnose,CAD)系统自动处理图像可以帮助医生有效诊断肿瘤,而肿瘤感兴趣区域(Region of Interest,ROI)的自动检测又是 CAD 系统的第一步^[4]。但是,由于乳腺肿瘤超声图像存在对比度低、噪声大、信噪比低、肿瘤结构复杂且存在伪影等问题,使得乳腺肿瘤的 ROI 自动检测及其后续的图像分割成为一个难题。目前,乳腺超声图像中的 ROI 大多数由医生手动选定,然后再对选定的 ROI 进行后续处理。已有的 ROI 提取方法是利用神经网络分类器对超声纹理特征进行分类,从而提取出乳腺肿瘤超声图像的 ROI 区域。但是该方法需要训练,因此训练集的选取会对结果造成一定影响。

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network,PCNN)是 Eckhorn 等根据猫的大脑皮层的视觉区神经元同步脉冲发放现象提出的神经元模型加以修改和变化得到的^[5-6],目前已成功应用于图像分割、图像平滑、目标识别、特征提取、及目标分类等方面。尤其在图像分割上的应用,能较好地处理待分割目标和背景灰度范围有重叠的

情况,同时也能忽略同一区域内小的灰度差异和空间间断,因此它在图像分割中具有一定的潜力。但是使用 PCNN 对不同图像进行分割,常需选用适当的参数以得到令人满意的结果。为了解决这一问题,Szekely 与 Lindblad^[7]等提出根据实际分割结果与理想分割结果的均方误差进行参数的训练和调整。显然这种方法不适合实时自动分割。

另一方面,为了达到最佳的自动分割效果,已经提出很多优化准则,如最大熵准则,该方法把目标区域和背景区域的最大对称性作为最优判别标准,但是分割后的二值图像不能完全保存原图像的信息量,因此该方法存在一定的局限性^[8]。互信息量(Mutual information, MI)是信息论中的一个基本概念,信息量反映了图像之间的相似度。信息量会受到图像重叠变换的影响,因此,基于 MI 图像分割算法并不总是取得最好的分割结果。

本文提出一种改进的简化脉冲耦合模型(Simplified PCNN,SPCNN)并用最大模糊信息量(Fuzzy Mutual Information, FMI)作为优化判决标准以取得最优分类效果,从而实现乳腺肿瘤超声图像 ROI 的自动检测。

2 PCNN 模型及其原理

PCNN 网络是由若干个 PCNN 的神经元互连所构成的反馈型网络^[9-10]。网络中每一个神经元对应于输入图像的一个像素点,接受相应的像素强度信息作为外部激励。每个神经元与邻域的神经元相连,接受来自它们的局部激励。外部激励和局部激励在内部活动部分调制叠加,一旦超过动态阈值,即会产生点火输出。通过迭代运算,PCNN 神经元能够产生一系列点火输出,这些输出包含了输入图像信息,可以在图像处理中加以应用,例如:图像增强和图像分割等。

脉冲神经网络模型由 3 部分构成神经元的基础,包括接受域、调制部分和脉冲发生器。

接受域由输入域(Feeding Field)和链接域(Linking Field)构成,输入域接受来自外界的刺

激(图像像素值)和相邻神经元的输出,链接域接受相邻神经元的输出。输入域和链接域的信号相乘调制后得到内部活动信号。脉冲发生器由输出脉冲发生器和阈值信号发生器(Threshold Signal Generator, TSG)构成。PCNN 应用于图像处理时一个神经元对应于一个像素点。图 1 给出了一个 PCNN 神经元的模型。

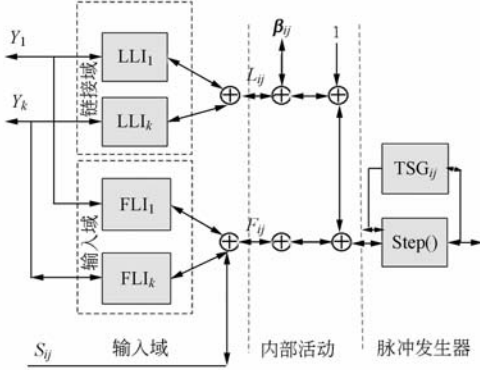


图 1 传统 PCNN 模型

Fig. 1 Traditional PCNN model

2.1 数学模型概述

在脉冲耦合神经网络中,每一个神经元由输入域和链接域组成,它们可以接受来自邻域神经元的的信息作为输入:

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + V_F \sum M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (2)$$

其中: F, L 分别代表神经元的接受域和链接域。 i, j 为神经元的序号, α_F, α_L 为常数项。 S_{ij} 为输入激励(像素点的强度), M, W 分别为输入域和链接域的权值矩阵。 Y 是前一次迭代后的点火输出矩阵。神经元的内部活动信号由输入域和链接域的信号进行相乘调制得到:

$$U_{ij}(n) = F(n)(1 + \beta_{ij} L_{ij}(n)), \quad (3)$$

其中 β 代表两部分的链接强度,在图像分割过程中具有重要作用。式(3)所得的结果与动态阈值 θ 进行比较,得到输出 Y_{ij} :

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n-1) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

θ 是动态阈值,表达式为:

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1). \quad (5)$$

这里 α_θ 为时间常数。最终分割结果的选取通常

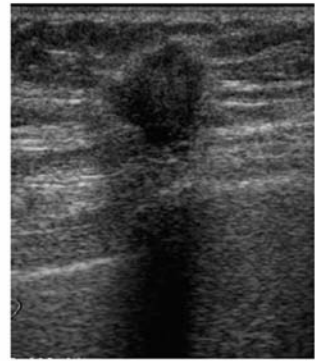
采用人工交互方式进行。显然,网络参数的确定和分割结果的选取是影响 PCNN 应用于自动分割的两个主要要素。

3 原理与方法

本文提出的乳腺肿瘤超声图像 ROI 自动检测的算法分 3 个步骤:首先对图像进行对比度增强等处理,使图像特征更为显著;然后对预处理后的图像采用基于简化 PCNN 与模糊互信息量结合的自适应图像分割方法对图像进行分类,生成二值图像;最后对二值图像进行形态学处理后即可提取出乳腺肿瘤超声图像的 ROI。

3.1 图像的预处理

通常一幅图像总存在有一定程度的模糊性,如噪声的干扰和弱边界的存在。当图像的模糊度



(a)原图

(a) Original image



(b)对(a)模糊化处理,增强后的图像

(b) Result of contrast enhancement of (a) using image fuzzification

图 2 乳腺肿瘤超声预处理的结果

Fig. 2 Result of preprocessing on breast tumor ultrasound image

被降低时,图像中的感兴趣目标自然变得更为清晰,而模糊度的降低则可通过模糊增强予以实现。本文选用一个 S 型函数对图像灰度值进行处理,将图像转化到模糊域使图像模糊化^[11]。图 2 给出了一例预处理的结果。

3.2 自适应分割算法

PCNN 应用于图像分割时,需要调整的参数相对较多,是一项耗时且复杂的工作。为解决这一问题,本文提出一种简化 PCNN 模型,如图 3 所示。

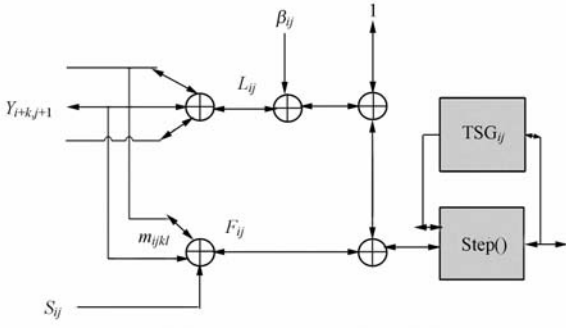


图 3 简化的 PCNN 模型

Fig. 3 Simplified PCNN model

首先,SPCNN 模型忽略了所有输入域和链接域的乘法器,从而降低了迭代。和现有的改进的 PCNN 模型采用相似处理,将接受域的信号置为归一化的像素灰度值。

$$F_{ij}(n) = S_{ij}, \quad (9)$$

链接域仅仅接受来自外界的激励 $Y_{i+k,j+l}$,相对于输入图像,它不再是一个随时间改变的量,这是 SPCNN 模型改进的关键。链接域表达式修改为:

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} \omega_{ijkl} Y_{i+k,j+l}(n-1). \quad (10)$$

SPCNN 模型中阈值修改为按照指数规律衰减的量,这种变化规律符合人眼对亮度强度响应的非线性特性。

$$\Theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_{\theta}} \Theta_{ij}(n-1), \quad (11)$$

内部活动信号 U_{ij} 和 Y_{ij} 不变,分别如式(3)和式(4)所示。

3.2.1 网络参数确定

在 SPCNN 模型中,需要调整的参数还剩下

有连接权值 ω_{ijkl} 、调制参数 β 。这里考虑空间距离和灰度的影响,可以降低背景区域的干扰信息。对于 $M \times N$ 的图像,设神经元 x 所对应的像素点为 (i, j) ,其灰度值为 $Gray(i, j)$, $N(x)$ 为神经元 x 的邻域。定义 $D_{space}(z)$, $D_{gray}(z)$ 分别表示神经元 $z(z \in N(x))$ 和 x 所对应像素的空间和灰度距离。

$$D_{space}(z) = \|x - z\|, \quad (12)$$

$$D_{gray}(z) = Gray(x) - Gray(z). \quad (13)$$

网络参数可以根据图像自身的空间和灰度距离进行设定,以减少噪声、边缘信息模糊等图像质量问题的影响。

连接权值 ω_{ijkl} 表示相邻神经元的输出脉冲对该神经元的影响程度。某像素邻域内的像素与其越相近,则相应的影响程度也应越大。由于数字图像本身的模糊性以及人的视觉特性所具有的模糊性,因此采用模糊方式对其加以定义:

$$\omega_{ijkl} = \frac{1/(\|D_{gray}(i+k,j+l) \times D_{space}(i+k,j+l)\| + 1)}{\sum_{k,l} 1/(\|D_{gray}(i+k,j+l) \times D_{space}(i+k,j+l)\| + 1)}, \quad (14)$$

即像素 (i, j) 与像素 $(i+k, j+l)$ 距离越大或者灰度相差越大,其相近程度越低,因而影响程度越小。

放大系数 β_{ij} 控制输入域 F_{ij} 的提升程度。将其定义为离散系数 (Coefficient of Variation, CV):

$$\beta_{ij} = CV_{ij} = \sqrt{V_{ij}} / M_{ij}, \quad (15)$$

其中 V_{ij} 、 M_{ij} 分别表示像素 (i, j) 所在邻域内像素灰度值的方差和均值。由于 CV 是样本数据相对于均值偏离程度的测度,因此 CV_{ij} 越小,像素 (i, j) 的邻域内灰度值分布范围越小,该区域越均匀,较小的灰度值提升就能使其与邻域内的神经元同步点火; CV_{ij} 越大,区域分布越不均匀(如噪声或纹理区域),较大的灰度提升才能使其与邻域内的神经元同步点火。这在一定程度上可以保证分割区域的完整性。

3.3 后处理

采用基于 SPCNN 模型对乳腺超声图像处理得到二值图像,然后对二值图像进行反向处理后,图像分为两类,其中背景区域用‘0’表示,候选

目标(包含肿瘤区域)用‘1’表示。

由于存在噪声,分类后的二值图像中存在一些不连续的孤立点,利用形态学方法去除这些孤立点的影响。由于原超声图像存在多处伪影以及与肿瘤相似的组织区域,因此根据 ROI 的大小以及其在乳腺肿瘤超声图像中的分布位置等特点,对于分类结果做进一步的形态学筛选及平滑处理,即可提取出最后的 ROI。

3.3.1 去除边缘相连区域

分类后的图像分为许多相连的区域,每一个区域都代表着一个可能的肿瘤区。除实际肿瘤区外,有一些与图像边缘相连的区域,它们的形状常常较大,比较容易区分。但是肿瘤区域也可能与这种区域相连,所以不能简单地去除它们。本文采用中心偏上的窗函数 W_F 作为去除边缘相连区域的依据。具体做法为:如果某一区域中心不在该窗函数内,而且该区域与边缘相连,则可以直接去除,否则需要保留该区域,做进一步判断。

由于皮下脂肪层和肌肉层分别分布在乳腺超声图像的上下两部分,因此上下两部分的分界线用来决定窗函数的上下边缘。根据经验值选择 $D_{SM} = 64$ 作为上分界, $D_{MM} = 2/3H_{ori}$ 图像的高度。而窗的左右边缘分别取 $1/4W_{ori}$, $3/4W_{ori}$, 其中 W_{ori} 为图像的宽度。

3.3.2 感兴趣区域

经过上述处理后,余下的区域基本都分布在乳腺层,称为候选“肿瘤”区域。根据医生经验,肿瘤一般靠近图像的中心区域。因此可以用以下的准则选择实际肿瘤区:计算所有候选“肿瘤”区域的面积 S_k (k 为候选区域的序号),找到面积最大的候选区域,其面积记为 S_{max} 。

(1) 如果 $S_k < 1/2S_{max}$ 则可以把第 k 个区域从候选“肿瘤”区域中去除。

(2) 在余下的区域中,寻找中心位置距图像中心最近的候选区域作为实际肿瘤区域。

4 仿真实验与结果

本文采用的乳腺肿瘤图像库,由复旦大学附属华山医院超声科采用超声仪 HDI-300 采集,超

声探头的频率为 12 MHz。该库有 118 幅图像,均为病患图像,其中包括良性肿瘤和恶性肿瘤。算法编程软件为 Matlab7.1,运算平台为 CPU Intel 酷睿 i5 3 GHz,内存 3 GB 的 PC 机。本文采用模糊互信息作为最优分割的判断标准^[12]。经验证平均迭代次数为 10~20 次时取得最好的分割效果,因此 n_{max} 取为 20 次。

作为例子,图 4 给出了对预处理后的图 2(b) 图像进行 ROI 自动检测的步骤。采用 SPCNN 模型结合最大模糊信息量最优准则对图像进行分类,转化为二值图像,结果如图 4(a) 所示;然后对二值图像作形态学处理,结果如图 4(b) 所示;最后根据位置信息等选择实际肿瘤所在的区域,结果如图 4(c) 所示。可以看出本文算法较好地解决了乳腺肿瘤超声图像中伪影的影响。



(a) 基于 SPCNN 处理后得到的二值图像

(a) Binary images processed by SPCNN



(b) 对(a)反相后做形态学处理后的结果(白色区域代表候选肿瘤区域)

(b) Result of morphological processing (the white regions are the candidate tumor regions)



(c) 经过位置筛选和形态学平滑后的肿瘤区域

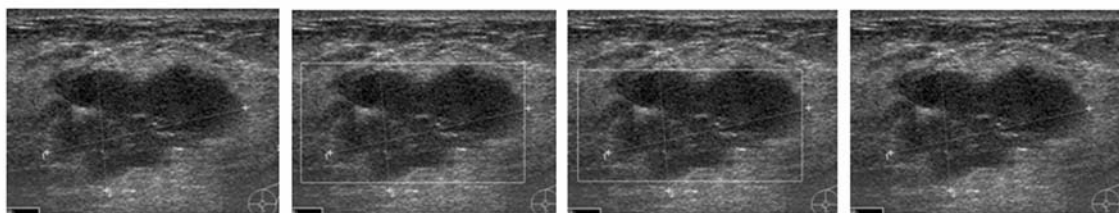
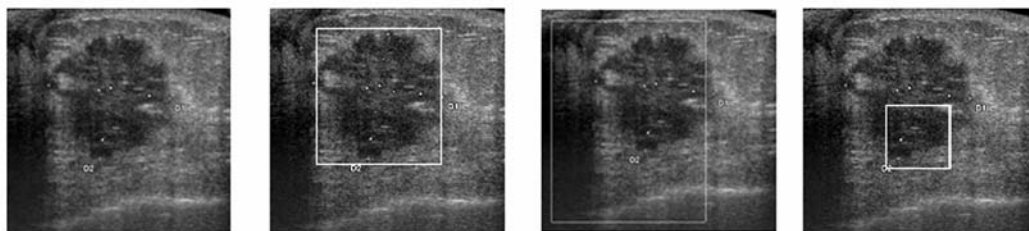
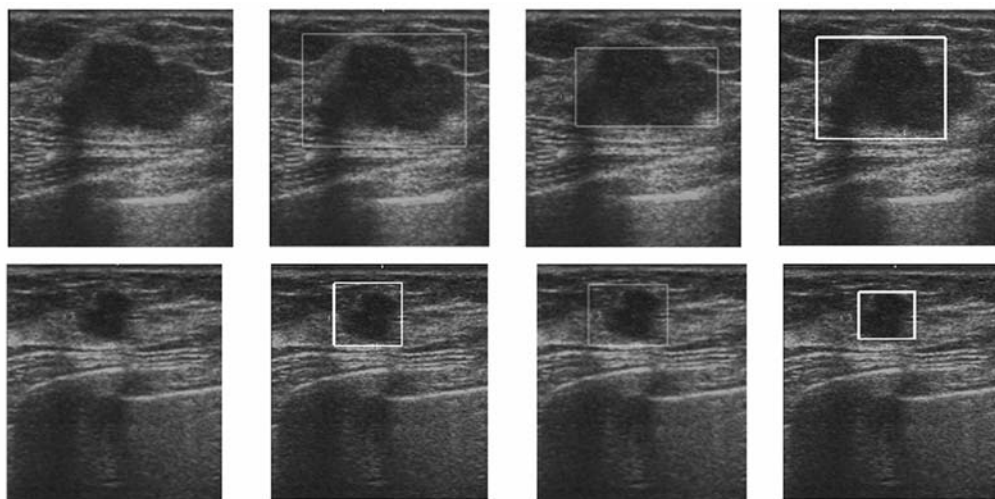
(d) ROI(白色实线内部区域)

(c) Result of post processing

(d) ROI

图 4 乳腺肿瘤超声图像 ROI 的自动提取

Fig. 4 Automatic segmentation results for breast tumor ultrasound image



(a)原图(‘+’为医生手动勾出的感兴趣区域) (b)本文算法提取的 ROI (c)文献[13]方法提取的 ROI (d)文献[11]方法提取的 ROI

(a)Original images(the region marked by ‘+’ is delineated by radiologist) (b)ROI selected by proposed method (c)ROI selected by Ref [13] method (d)ROI selected by Ref [11] method

图 5 乳腺肿瘤超声图像的分割结果

Fig. 5 Segmentation results of breast tumor ultrasound images

图 5 给出了另外 4 组乳腺肿瘤超声图像 ROI 自动检测结果,并与文献[11]与文献[13]提出的方法进行了比较。其中文献[11]基于基于超声图像纹理信息,采用支撑向量机进行分类,自动识别乳腺肿瘤区域;文献[13]则基于超声图像局部纹理、局部共生矩阵及位置信息,采用自组织映射神经网络进行分类,自动识别乳腺肿瘤区域。可以看出,第 3 幅图像采用文献[11]中的方法提取出的感兴趣区域过小,而第 4 幅图像则提取失败。相对而言本文算法提取的感兴趣区域较文献[13]更接近于乳腺肿瘤区域,更有利于后续的实际肿瘤边缘提取。

对整个库中 118 幅图像进行处理,平均每幅图像处理耗时 4.68 s,并将自动提取的 ROI 与医生手动标注的 ROI 区域作比较,结果如表 1 所示(表中同时给出文献[11][13]的结果)。118 幅图中,ROI 提取成功的共 103 例,占 87.3%;ROI 提取失败的,即提取的 ROI 中不包含医生手动提出的标准参考区域的有 15 幅,占 12.7%。提取成功的例子中,ROI 大小适中,与医生手动提取结果相符合的占 84.5%;余下 15.5%的情况是提取的 ROI 大于但包含医生手动提取的 ROI。本文算法仅需对图像进行简单的预处理,即映射到模糊集上,增加图像对比度,无需去噪等处理,降低了处理的复杂度。相对于人工调整参数的 PCNN 方法,本文算法无需调整参数,因此可以实现超声图像感兴趣区域的自动检测。

参考文献:

- [1] CHENG H D, SHAN J, JU W, *et al.*. Automated breast cancer detection and classification using ultrasound images: A survey[J]. *Pattern Recognition*, 2010,43(1):299-317.
- [2] 汪源源, 沈嘉琳. 基于形态特征判别超声图像中乳腺肿瘤的良好性[J]. *光学精密工程*, 2006,14(2):333-340.
- WANG Y Y, SHEN J L. Breast tumor classification based on shape features of ultrasonic images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2):333-340. (in Chinese)

表 1 ROI 提取结果

Tab.1 Results of ROI extraction (%)

实验结果	本文方法	文献 13 方法	文献 11 方法
ROI 适中 (恰好与参考符合)	73.4	65.5	61.9
ROI 偏大 (包含参考区域)	13.8	21.4	14.3
ROI 提取失败 (不包括参考区域)	12.7	13.1	23.8

5 结 论

本文提出了一种新的基于简化 PCNN 与模糊互信息量结合的算法用于提取乳腺肿瘤超声图像中感兴趣区域。通过利用待分割图像的空间和灰度特性自动确定 PCNN 网络参数,较好地解决了 PCNN 需要人工调整参数的问题,并以最大模糊互信息量作为最优分割判决标准对图像进行分割,增加算法对噪声的鲁棒性。该方法对图像库中 118 幅图像的感兴趣区域的自动检测准确率为 87.3%,结果表明,本文方法提取的 ROI 接近于医生手动勾画出的肿瘤区域,准确率较高,可以作为辅助医生诊断的有效手段。但针对少量质量过差或伪影、干扰十分严重的超声图像,ROI 自动检测结果仍存在一定偏差,有待进一步改进。

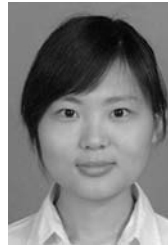
- [3] GUO Y H, CHENG H D, HUANG J H, *et al.*. Breast ultrasound image enhancement using fuzzy logic[J]. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 2006,32(2):237-247.
- [4] SEHGAL C M, WEINSTEIN S P, ARGER P H, *et al.*. A review of breast ultrasound[J]. *J. Mammary Gland Biol. Neoplasia*, 2006,11(2):113-123.
- [5] ANANT M, DIMITRIS N. Metaxas combining low-, high-level and empirical domain knowledge for automated segmentation of ultrasonic breast lesions[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003,22(2):155-169.
- [6] 马义德, 李廉, 绽琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008:45-67.

- MA Y D, LI L, ZHAN K, *et al.*. *Pulse Coupled Neural Network and Digital Image Processing* [M]. Beijing: Science Press, 2008; 45-67. (in Chinese)
- [7] SZEKELY G, LINDBLAD T. Parameter adaptation in a simplified pulse-coupled neural network[C]. *Proceedings of SPIE Workshop on Virtual Intelligence/Dynamic Neural Networks, Stockholm: SPIE*, 1999, 3728: 278-285.
- [8] WU C M. Fuzzy mutual information and its application in image segmentation[J]. *Computer Engineering*, 2008, 34(7): 218-220.
- [9] 武治国, 王延杰, 李桂菊. 应用小波变换的自适应脉冲耦合神经网络在图像融合中的应用[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(3): 708-715.
WU ZH G, WANG Y J, LI G J. Application of adaptive PCNN based on wavelet transform to image fusion[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 708-715. (in Chinese)
- [10] JOHN L J, MARY L P. PCNN models and applications[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480-498.
- [11] LIU B, CHENG H D, HUANG J H, *et al.*. Automated segmentation of ultrasonic breast lesions using statistical texture classification and active contour based on probability distance[J]. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2009, 35(8): 1309-1324.
- [12] SHI J, XIAO Z, ZHOU S. Automatic segmentation of breast tumor in ultrasound image with simplified PCNN and improved fuzzy mutual information[C]. *Visual Communications and Image Processing 2010 Proc. Huangshan, China: SPIE*, 2010, 7744: 241-245.
- [13] 苏燕妮, 汪源源. 乳腺肿瘤超声图像中感兴趣区域的自动检测[J]. *中国生物医学工程学报*, 2010, 29(2): 178-184.
SU Y N, WANG Y Y. Automatic detection of the region of interest from breast tumor ultrasound images[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2010, 29(2): 178-184. (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;E-mail:yywang@fudan.edu.cn



焦静(1986—),女,安徽亳州人,硕士研究生,主要研究方向为医学图像处理。E-mail:09210720109@fudan.edu.cn