

## 超像素有偏观测模糊聚类的乳腺超声图像分割

孟爽<sup>1</sup>, 王辉<sup>1</sup>, 谢蓄芬<sup>2</sup>, 邹念育<sup>2</sup>, 李博文<sup>2</sup>, 曹帆<sup>2</sup>

1. 大连医科大学附属第一医院超声科, 辽宁 大连 116000; 2. 大连工业大学光子学研究所, 辽宁 大连 116034

**【摘要】**图像分割在医学超声图像的定量、定性分析中均扮演着十分重要的作用,并直接影响到后续的分析、处理工作。乳腺组织的特殊性导致了其超声图像纹理复杂、噪声明显、对比度较低,临床应用难以准确自动分割,诊断较依赖于人工观测。针对此问题提出一种基于超像素和模糊聚类技术相结合的图像分割算法。采用紧密度自适应的简单线性迭代聚类产生超像素,实现初步划分,减小计算量;计算各超像素的特征向量组成集合;采用聚类有效性分析和有偏观测模糊C均值聚类将特征向量分类,实现目标区域的有效分割。采用此方法对20帧乳腺超声图像进行图像分割实验,采用基于区域的评价准则对分割结果进行量化评估,评估结果表明真阳性为 $92.87\% \pm 2.98\%$ ,假阳性为 $11.05\% \pm 2.75\%$ ,相似性为 $83.39\% \pm 3.64\%$ ,取得了较好的分割结果。对乳腺肿块超声诊断的辅助方法研究具有探索意义。

**【关键词】**乳腺;超声;图像分割;超像素;模糊聚类技术

**【中图分类号】**R445.1;TN929.11

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2017)07-0693-05

## Segmentation of breast ultrasound image based on superpixel and observer biased fuzzy clustering technology

MENG Shuang<sup>1</sup>, WANG Hui<sup>1</sup>, XIE Xufen<sup>2</sup>, ZOU Nianyu<sup>2</sup>, LI Bowen<sup>2</sup>, CAO Fan<sup>2</sup>

1. Department of Ultrasound, First Affiliated Hospital of Dalian Medical University, Dalian 116000, China; 2. Research Institute of Photonics, Dalian Polytechnic University, Dalian 116034, China

**Abstract:** Image segmentation is significant in the quantitative and qualitative analysis of medical ultrasound images, and directly affects the subsequent analysis and processing works. The ultrasound image of the breast tissue which has the characteristics of complex image texture, obvious noise, and low contrast due to the specificity of the breast tissue is difficult to be segmented automatically and accurately, therefore the diagnosis of breast tissue depends more on the observation of doctors. Herein, we propose an ultrasound image segmentation method based on superpixel and observer biased fuzzy clustering technology. The compactness adaptive simple linear iterative clustering is introduced to generate superpixels; the computation complexity is reduced through the initial segmentation; the feature vector set is calculated with the data from superpixels; the cluster validity analysis and observer biased fuzzy C-means with focal point are introduced to cluster the feature vector set, finally realizing the effective segmentation of target region. Using this method, we perform the image segmentation experiment on 20 frames of breast ultrasound images, and quantitatively evaluate the segmentation results according to the region-based evaluation criteria. The evaluation result shows that we can obtain better segmentation results using the proposed method which achieves  $(92.87 \pm 2.98)\%$  of true positivity,  $(11.05 \pm 2.75)\%$  of false positivity, and  $(83.39 \pm 3.64)\%$  of similarity. This research is of great significance in the study of the assistance method for ultrasound diagnosis of breast mass.

**Keywords:** breast; ultrasound; image segmentation; superpixel; fuzzy clustering technology

### 前言

超声诊断具有安全、无创、易用和实时成像等优

势,它在乳腺疾病的诊断、随诊和疗效评价等方面都有着广泛应用<sup>[1-2]</sup>。图像分割技术在医学超声图像的定量、定性分析中均发挥着重要作用,直接影响后续分析处理工作<sup>[3]</sup>。乳腺超声图像中存在大量的斑点噪声,图像对比度较低,不同组织间的灰度差异并不明显,对于肿块诊断而言,超声图像中除包含肿块目标区域外,还包含人体器官和其他组织结构,噪声及干扰的影响使背景区域更加复杂,同时肿块本身也

**【收稿日期】**2017-02-11

**【基金项目】**大连市科技计划项目(2014A11GX050)

**【作者简介】**孟爽,硕士,主治医师,主要研究方向:乳腺和心脏超声诊断,E-mail: candym85@126.com

**【通信作者】**曹帆,硕士,实验师,主要研究方向:医学超声图像的分析与处理,E-mail: caoqianfan@163.com

存在异质结构、不规则形状、弱边界等情况,更增加了分割的难度。传统基于阈值及边缘检测的分割方法虽然实现简单,但很难获得精确的分割结果。手动分割方法则需要大量的处理工作,消耗时间较长,很难被医生和患者接受<sup>[4-5]</sup>。

随着图像分割技术的发展,医学超声图像的分割技术已经由单一方法发展到集成多种方法合力解决问题的阶段。陈放等<sup>[6]</sup>提出的基于超像素和模糊聚类的乳腺肿块超声图像分割算法,将超声图像的分割分为分裂和合并过程,分裂过程采用超像素代替单像素以避免斑点噪声的影响,合并过程采用模糊聚类分析将肿块和其他组织分开。根据多篇文献对各种超像素生成算法性能的比较,紧密度自适应简单线性迭代聚类(Compactness Adaptive Simple Linear Iterative Clustering, CASLIC)算法<sup>[7-9]</sup>适用于乳腺超声图像这种紧密度分布复杂类图像分割的分裂过程。而基于模糊理论的有偏估计模糊C均值(Observer Biased Fuzzy C-Means)聚类分析方法<sup>[8]</sup>,能够很好地解决超像素分类过程中采用模糊C均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法<sup>[10-15]</sup>存在的因超像素特征向量纹理特征相似而导致分类判断错误问题。

结合超声图像的研究现状,本文从乳腺肿块超声图像的特点出发,提出超像素和模糊聚类分析相结合的图像分割算法,在减少参数和增加智能化处理流程的情况下达到超声图像的精确分割。该方法有效地提高了目标区域的分割精度和分割相似性,取得了较好的分割效果。

## 1 算法机理

医学超声图像分割算法可分为3步:(1)生成超像素,组成超像素集合;(2)计算各超像素的特征向量,组成特征向量集合;(3)对特征向量集合进行聚类分析,合并同类超像素,完成图像分割。

### 1.1 超像素生成

乳腺肿块边缘一般存在灰度值的剧烈变化,假设图像某些区域的灰度值变化平滑(灰度标准差低),其他区域的灰度值变化剧烈。简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)算法对图像中的所有超像素的生成采用同样的紧密度参数,当SLIC算法在平滑区域产生高边缘贴合度的超像素时,在不平滑区域的超像素会因为紧密度参数不合适而产生错误的超像素边缘。故采用SLIC为乳腺超声图像生成超像素,其紧密度参数是难以选择的。CASLIC解决了SLIC紧密度参数选择的矛盾问题,该算法完全避免了选择紧密度参数的问题,无需在

聚类前预设紧密度参数值或通过观察多次SLIC计算结果去人工选择紧密度参数值。CASLIC算法自适应地对图像中每个超像素选择合适的紧密度,这样对于灰度值平滑或不平滑的区域均可计算出边缘贴合度高的超像素,而且在计算效率上CASLIC算法和SLIC算法相近。同时由于CASLIC算法结合了像素的灰度信息和空间位置信息,可以产生匀质且紧凑的超像素子区域,能够有效地应用于后续的区域合并过程,从而实现超声图像目标区域的精确分割。二维超声图像各像素点的灰度值( $g$ )和位置信息( $x$ 和 $y$ 坐标)组成三维特征向量集合。CASLIC算法利用此三维信息把单像素聚类成超像素。对于1幅包含 $N$ 个像素点的乳腺超声图像,设 $K$ 为期望的超像素个数,则 $N/K$ 为超像素内所包含像素点的平均个数,即超像素的平均大小,相邻超像素的中心点平均间距 $S = \sqrt{N/K}$ 。三维空间的距离 $D_s$ 定义如下:

$$D_s = \sqrt{\left(d_g/m_c\right)^2 + \left(d_{xy}/S\right)^2} \quad (1)$$

式中, $D_s$ 即相似度,它描述了超像素之间的灰度差和欧式距离的综合作用值。 $m_c$ 表示紧密度,是每个超像素在每次迭代中得到的最大灰度差。 $d_g$ 和 $d_{xy}$ 分别是像素点 $k$ 和 $i$ 的灰度差(灰度值距离)和欧氏距离,它们定义为:

$$\begin{cases} d_g = |g_k - g_i| \\ d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $g_k$ 是像素点 $k$ 的灰度值; $g_i$ 是像素点 $i$ 的灰度值; $x_k, y_k$ 是 $x$ - $y$ 平面上像素点 $k$ 的坐标; $x_i, y_i$ 是 $x$ - $y$ 平面上像素点 $i$ 的坐标;紧密度 $m_c$ 是衡量各超像素灰度相似度的参数,能够控制超像素的形状。 $m_c$ 的值越大,超像素的形状越规则,面积周长比更低,边缘贴合度越低;它的值越小则相反。CASLIC令图像中的每个超像素通过利用上一次迭代产生的 $m_c$ 计算出本次迭代 $D_s$ 的值,从而能够在每次迭代中令各超像素都能选到合适的紧密度参数。

图像的梯度可通过Soble算子计算,初始划分大小为 $3 \times 3$ 像素矩阵<sup>[10]</sup>。利用图像的梯度数值,可在开始执行CASLIC算法的时候将初始聚类中心选择在相对平滑的位置,以避免图像中的边缘或者噪声点。该算法的步骤如下:(1)初始化聚类中心:在 $x$ - $y$ 平面以 $S$ 个像素点为间隔选取 $K$ 个像素点为初始聚类中心 $c_k = (g_k, x_k, y_k)^T$ ;(2)计算图像的梯度:为了避免把聚类中心放在噪声点上,将聚类中心在 $3 \times 3$ 的邻域内移动到梯度最小位置;(3)聚类:在聚类中心周围 $2S \times 2S$ 的正方形邻域内,按照距离 $D_s$ 分配与聚类中

心距离最近的像素点给每个聚类中心  $\mathbf{c}_k$ , 根据上次迭代计算得到的  $m_c$  计算新的  $D_s$  值; (4) 计算新的聚类中心: 取聚类后属于同一类的所有像素点的坐标均值和灰度均值作为新的聚类中心; (5) 迭代: 重复第(3)步和第(4)步, 直到达到一个设定的最大迭代次数; (6) 后处理: 因为CASLIC算法没有进行强制连通, 故在聚类结束后存在一些孤立的点不属于任何一个超像素, 需要进行连通处理, 即把与之相邻且距离最近的聚类中心标号分配给这些孤立点。

### 1.2 超像素特征向量提取

纹理特征广泛地应用于医学超声图像的分析<sup>[6]</sup>。其提取通常基于区域统计的方法, 对于任意一个超像素  $\Omega$ ,  $g$  为  $\Omega$  中任一像素点的灰度值,  $P(g)$  为其归一化频率 (即概率), 则表征超像素  $\Omega$  的  $d=4$  维特征向量  $\mathbf{x} = (\bar{g}_\Omega, \sigma_\Omega, u_\Omega, e_\Omega)^T$  的表达式如下:

灰度均值 (数学期望):

$$\bar{g}_\Omega = \sum_{g \in \Omega} gP(g) \quad (3)$$

标准差:

$$\sigma_\Omega = \sqrt{\sum_{g \in \Omega} (g^2 P(g)) - \bar{g}_\Omega^2} \quad (4)$$

一致性:

$$u_\Omega = \sum_{g \in \Omega} P(g)^2 \quad (5)$$

信息熵:

$$e_\Omega = -\sum_{g \in \Omega} P(g) \ln P(g) \quad (6)$$

对图像中的每个超像素提取以上四维特征构成表征该超像素的特征向量, 组成特征向量集合  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ ,  $\mathbf{X} \in R^{n \times d}$ , 并对  $\mathbf{X}$  中的每一列归一化到  $[-1, 1]$  之间。通过对多帧图片提取特征向量, 特征向量中各元素间相关系数的计算结果在 0.1~0.3 内。说明各特征向量元素间的相关性比较低, 适于聚类分析以完成特征向量聚类。

### 1.3 特征向量集合聚类分析

有偏观测模糊 C 均值 (Fuzzy C-Means with Focal Point, FCMFP) 聚类分析算法是在 FCM 聚类的基础上发展出来的一种聚类算法<sup>[11-15]</sup>。在日常生活中, 主要是通过观察位置来感知目标, 观察位置越近, 目标就越清楚; 相反, 观察位置越远, 目标就越模糊。这也可以视为光学透镜的放大和缩小作用, 靠得近的时候, 每个对象是清晰可见的, 距离远的时候, 所有对象都被视为单一的实体。FCMFP 算法通过一个基于正则项的模拟焦点作为观察位置。在目标函数中, 通过缩放正则项系数, 以匹配当次迭代的观察位置, 进而通过最小化目标函数  $Q$  来完成图像分割。

假设聚类的要求是将  $n$  个纹理特征集合  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_j, \dots, \mathbf{x}_n\}$  (每个特征向量的维数为  $d$ ) 分为  $C_{\max}$  个类别, 则该问题为求  $R^d$  空间内的特征向量集合  $\mathbf{X}$  的加权距离与模拟焦点正则项之和函数  $Q$  在指定约束条件下的极小值问题, 该函数  $Q$  表示如下:

$$Q = \sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|_A^2 + \zeta \sum_{i=1}^{C_{\max}} \|\mathbf{P} - \mathbf{v}_i\|_A^2 \quad (7)$$

式中, 约束条件为  $u_{ij} \in [0, 1]$ ,  $\sum_{i=1}^n u_{ij} > 0$ ,  $\sum_{i=1}^n u_{ij} = 1$ 。

$\mathbf{U} \in R^{c \times n}$  为模糊隶属度矩阵, 表示样本对类别的隶属度,  $u_{ij}$  表示第  $j$  个像素隶属于第  $i$  类的隶属度。  $m > 1$  为模糊加权指数, 当  $m$  变大时, 聚类的重叠度会增加, 当  $m=1$  且  $\zeta=0$  时, FCMFP 退化为 k-means 聚类算法。  $\mathbf{P} \in R^\omega$  ( $\omega \geq d$ ) 为模拟焦点,  $\zeta$  为正则化系数, 当  $\zeta=0$  时为无偏算法, 当  $\zeta > 0$  时为有偏算法。为方便计算,  $\mathbf{X}$  中每一个向量均扩充了  $(\omega-d)$  维 0 元素, 即  $\mathbf{X} \in R^{n \times \omega}$  为扩充后的特征向量集合,  $\mathbf{x}_j \in R^\omega$  为第  $j$  个扩充后的特征向量。  $\mathbf{V} \in R^{c \times \omega}$  为聚类中心集合,  $\mathbf{v}_i \in R^\omega$  为第  $i$  类的聚类中心。

采用拉格朗日乘数法求解  $Q$  在约束条件下取得极小值时  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  的值,  $Q$  的拉格朗日函数为:

$$Q_L = \sum_{i=1}^{C_{\max}} \sum_{j=1}^n u_{ij}^m D_{ij} + \zeta \sum_{i=1}^{C_{\max}} D_{iP} + \lambda \left( \sum_{i=1}^{C_{\max}} u_{ij} - 1 \right) \quad (8)$$

在公式 (8) 中,  $D_{ij} = d_{ij}^2 = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|_A^2 = (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)^T \mathbf{A} (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)$ ,  $D_{iP} = d_{iP}^2 = \|\mathbf{P} - \mathbf{v}_i\|_A^2 = (\mathbf{P} - \mathbf{v}_i)^T \mathbf{A} (\mathbf{P} - \mathbf{v}_i)$ ,  $\mathbf{A} \in R^{\omega \times \omega}$  为正定矩阵, 因本文采用欧氏距离计算, 故  $\mathbf{A}$  为单位阵。当  $Q_L$  取极小值时, 设  $I_j = \{i | d_{ij} = 0\}$ , 则  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  中的元素  $u_{ij}$  和  $v_{ik}$  为:

$$u_{ij} = \begin{cases} \left( \sum_{k=1}^{C_{\max}} (D_{ij}/D_{kj})^{1/(m-1)} \right)^{-1}, & \text{for } I_j = \emptyset \\ |I_j|^{-1}, & \text{for } I_j \neq \emptyset, i \in I_j \\ 0, & \text{for } I_j \neq \emptyset, i \notin I_j \end{cases} \quad (9)$$

$$\mathbf{v}_{ik} = \left( \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \mathbf{x}_{jk} + \zeta \mathbf{P}_k \right) / \left( \sum_{j=1}^n u_{ij}^m + \zeta \right) \quad (10)$$

通过反复更新计算  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  的值使  $Q$  取极小值, 则 FCMFP 聚类分析算法步骤如下: (1) 输入最大迭代次数  $t$ 、迭代停止阈值  $\varepsilon$ 、 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_j, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 、 $C_{\max}$ 、 $m > 1$ 、 $\mathbf{P} \in R^\omega$  和  $\zeta \geq 0$ ; (2) 将  $\mathbf{X}$  中每个向量扩充  $(\omega-d)$  维 0 元素; (3) 初始化模糊矩阵  $\mathbf{U}$ ; (4) 在迭代次数小于  $t$ , 两次迭代  $Q$  取值的差大于  $\varepsilon$  的条件下执行如下步骤: ① 根据式 (10) 计算  $\mathbf{V}$  的值, ② 根据式 (7) 计算  $Q$  的值, ③ 根据式 (9) 计算  $\mathbf{U}$  的值; (5) 输出在指定  $t$ 、 $\varepsilon$ 、 $m$ 、 $C_{\max}$ 、 $\mathbf{P}$  和  $\zeta$  的条件下  $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{V}$  和  $Q$  的值, 由  $\mathbf{U}$  的值决定聚类结果。



正则化系数 $\zeta$ 用于保持无偏估计和有偏估计之间的平衡性,假设观察位置 $P$ 和特征向量集合在 $\omega$ 维空间中的位置是固定的,观察方向是从 $P$ 点垂直指向特征向量集合。假设 $P$ 点处有一个眼睛, $\zeta$ 是间接控制人眼晶状体焦距的变量,通过控制其值的大小起到控制晶状体焦距的作用,从而决定了人眼看到的特征向量集合的模糊或清晰程度。故 $\zeta$ 值的选择对最终的聚类结果会产生决定性的影响<sup>[13]</sup>。

可通过聚类有效性分析(Cluster Validity Analysis, CVA)与FCMFP配合完成最优 $\zeta$ 的选择<sup>[16]</sup>。首先指定 $C_{\max}$ 、期望的聚类数量 $c_d$ 、 $\Delta\zeta$ 和 $P$ ,在每次运行FCMFP算法时将 $\zeta$ 增加 $\Delta\zeta$ ,完成聚类计算后,在聚类结果中将聚类为空集的类别删掉以减少聚类数,当聚类数 $\leq c_d$ 时便得到在合适 $\zeta$ 值下期望聚类数的聚类结果。该分析算法(CVA+FCMFP)如下:(1)输入最大迭代次数 $s$ ,  $c = C_{\max} = \sqrt{n}$ ,  $c_d(1 < c_d < C_{\max})$ ,  $\zeta=0$ 和 $\Delta\zeta > 0$ ;(2)在聚类数 $c \geq c_d$ 且迭代次数小于 $s$ 的条件下执行如下步骤:①执行FCMFP聚类分析算法,②移除聚类结果为空集的分类,减少聚类数 $c$ ,③更新 $\zeta \leftarrow \zeta + \Delta\zeta$ ;(3)以 $c_d$ 、 $P$ 和 $\zeta$ 执行FCMFP算法,根据 $U$ 计算最终分类结果。

## 2 实验结果

如上文所述算法,对乳腺肿块超声图像进行分割实验。所有乳腺肿块超声图像均由大连医科大学第一附属医院三部超声科的HITACHI HI VISION Avius彩色超声系统扫描提供。选择20帧乳腺肿块边界清晰且内部存在异质结构的超声图像作为原始图像,分别采用人工、CASLIC+FCM和CASLIC+CVA+FCMFP算法对每帧图像进行分割。算法的参数设置为 $N=400 \times 300$ 、 $K=250$ 、 $t=100$ 、 $s=100$ 、 $\varepsilon=1 \times 10^{-5}$ 、 $m=2$ 、 $C_{\max}=2$ (FCM)、 $c_d=2$ (CVA+FCMFP)、 $P=(0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 1.0)^T$ 和 $\Delta\zeta=0.05$ 。

图1给出了其中1帧原始图像的处理结果,图1a表示在原始图像上的专家人工分割结果图,原始图像中包括了很多干扰和噪声;图1b表示原始图像经过预处理后,由CASLIC算法生成的超像素结果;图1c和图1d分别表示超像素特征向量集合利用FCM或CVA+FCMFP聚类后的结果;图1e和图1f分别表示通过人工观察聚类结果图1c和图1d后指定肿块区域的肿块图像。

## 3 算法评价

### 3.1 时间复杂度和空间复杂度

根据文献的结论和本文的测算,各算法的时间

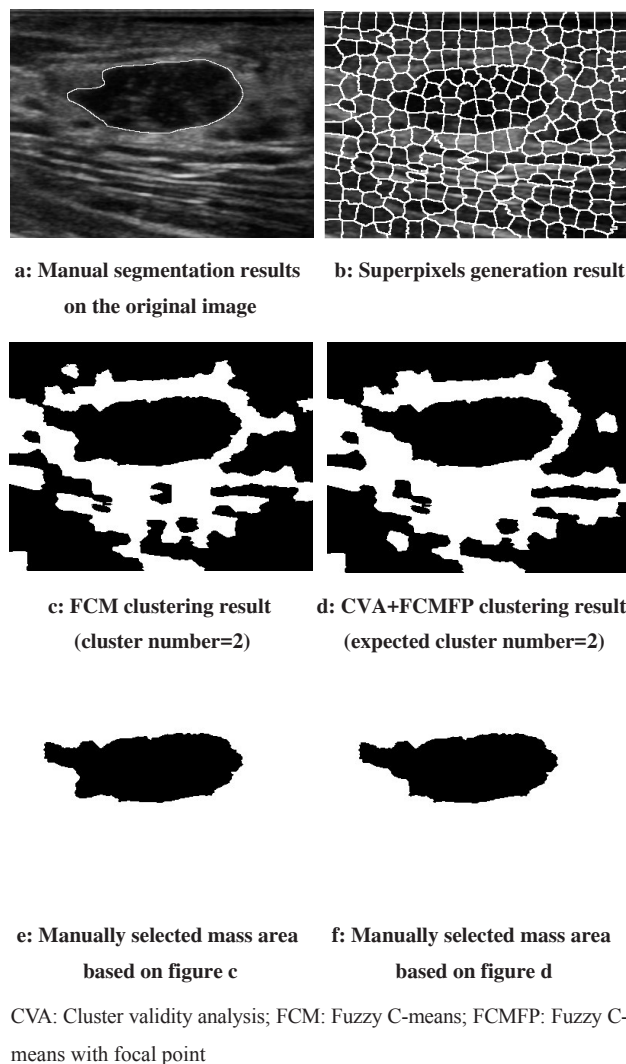


图1 实验结果

Fig.1 Experimental result

复杂度如下:CASLIC为 $O(N)^{[7]}$ ,FCM为 $O(ndc_{\max}^2t)^{[11]}$ ,CVA+FCMFP为 $O(n^2\omega ts)$ ;空间复杂度如下:CASLIC为 $O(N+5K)$ ,FCM为 $O(nd+c_{\max}n+c_{\max}d)$ ,CVA+FCMFP为 $O(n^2\omega+n^{0.5}\omega+n^{1.5})$ 。

### 3.2 分割结果的量化评估

为了验证本文算法的分割性能,由两位经验丰富的超声科医生协商后画出的轮廓作为标准,采用基于区域的评价准则对分割结果进行量化评估<sup>[5]</sup>。基于区域的评价方法是指重叠像素的误差度量,包括真阳性(TP)、假阳性(FP)和相似性(SI),它们的计算公式如下:

$$TP = (A_m \cap A_a) / A_m \quad (11)$$

$$FP = (A_a - A_m \cap A_a) / A_m \quad (12)$$

$$SI = (A_m \cap A_a) / (A_m \cup A_a) \quad (13)$$

其中, $A_m$ 代表专家人工分割区域, $A_a$ 代表本文方法分割区域。TP值越高表示本文方法分割的肿块区域包含的真实肿块区域越多,FP越低表示本文方法错

误分割的区域越少,SI越高意味着本文的分割区域与专家描述的区域越相似。本文对20帧乳腺肿块超声图像的“人工分割结果”和“算法分割+人工指定结果”进行评价分析,评价结果如表1所示,评估结果表明真阳性为 $92.87\% \pm 2.98\%$ ,假阳性为 $11.05\% \pm$

$2.75\%$ ,相似性为 $83.39\% \pm 3.64\%$ ,取得了较好的分割结果。高TP和SI均值以及低FP均值表明,CASLIC+CVA+FCMFP算法对超声图像的分割结果包含较多的真实肿块区域,降低了与人工分割结果之间的区别,充分验证本文方法的可行性。

表1 评价结果

Tab.1 Evaluation result

Algorithm	Value	TP/%	FP/%	SI/%	Execution time/s
CASLIC+FCM	Mean	92.60	14.54	81.08	4.89
	SD	3.10	2.91	3.94	0.03
CASLIC+CVA+FCMFP	Mean	92.87	11.05	83.39	5.77
	SD	2.98	2.75	3.64	0.63

CASLIC: Compactness adaptive simple linear iterative clustering; SD: Standard deviation; TP: True positive; FP: False positive; SI: Similarity index

## 4 结 论

本文提出基于超像素和模糊聚类技术的超声图像分割算法,实现了针对乳腺超声图像中肿块的有效分割。文章对乳腺肿块超声图像的特点进行分析,采用CASLIC、CVA和FCMFP相结合的方法对超声图像进行分割实验,采用基于区域的评价准则对分割结果进行量化评估,结果表明本文方法提升了真阳性和相似性,降低了假阳性。本文方法适用于辅助超声医生对乳腺肿块的临床诊断,对乳腺肿块超声诊断的辅助方法研究具有探索意义。

## 【参考文献】

- [1] 郭万学,燕山,杨浣宜,等.超声医学(上册)[M].第6版.北京:人民军医出版社,2012: 3-4.  
GUO W X, YAN S, YANG H Y, et al. Ultrasonic medicine, volume 1 [M]. 6th edition. Beijing: People's Military Medical Press, 2012: 3-4.
- [2] MAHMOUDZADEH E, ZEKRI M, MONTAZERI M A, et al. Directional SUSAN image boundary detection of breast thermogram [J]. IEEE Trans Image Process, 2016, 10(7): 552-560.
- [3] KALLENBERG M, PETERSEN K, NIELSEN M, et al. Unsupervised deep learning applied to breast density segmentation and mammographic risk scoring [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1322-1331.
- [4] WANG P, HU X, LI Y, et al. Automatic cell nuclei segmentation and classification of breast cancer histopathology images [J]. Signal Process, 2016, 122(9-10): 1-13.
- [5] CORDEIRO F R, SANTOS W P, SLIVA-FILHO A G. An adaptive semi-supervised fuzzy GrowCut algorithm to segment masses of regions of interest of mammographic images[J]. Appl Soft Comput,

2016, 46(C): 613-628.

- [6] 陈放,杨艳.基于超像素和模糊聚类的医学超声图像分割算法[J].半导体光电,2016,37(1): 146-150.  
CHEN F, YANG Y. Segmentation of medical ultrasound images based on superpixel and fuzzy clustering method [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2016, 37(1): 146-150.
- [7] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Trans Pattern Anal, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [8] ZOU H, QIN X, ZHOU S, et al. A likelihood-based SLIC superpixel algorithm for SAR images using generalized Gamma distribution[J]. Sensors, 2016, 16(7): 1107-1113.
- [9] LIAO X, ZHAO J, CHENG J, et al. A segmentation method for lung parenchyma image sequences based on superpixels and a self-generating neural forest[J]. PLoS One, 2016, 11(8): e0160556.
- [10] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing[M]. 3rd edition. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2008: 101-103.
- [11] 李川,姚行艳,蔡乐才.智能聚类分析方法及其应用[M].北京:科学出版社,2016: 123-126.  
LI C, YAO X Y, CAI L C. Intelligent cluster analysis method and its application[M]. Beijing: Science Press, 2016: 123-126.
- [12] LI C, OLIVERIA J V, CERRADA M, et al. Observer-biased bearing condition monitoring: from fault detection to multi-fault classification [J]. Eng Appl Artif Intel, 2016, 50: 287-301.
- [13] FAZENDEIRO P, DE OLIVERIA J V. Observer-biased fuzzy clustering[J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2014, 23(1): 85-97.
- [14] WU J, XIONG H, LIU C, et al. A generalization of distance functions for fuzzy C-means clustering with centroids of arithmetic means [J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2012, 20(3): 557-571.
- [15] YANG M S, LAI C Y. A robust automatic merging possibilistic clustering method[J]. IEEE T Fuzzy Syst, 2011, 19(1): 26-41.
- [16] YANG X, CAO A, SONG Q. A new cluster validity for data clustering [J]. Neural Process Lett, 2006, 23(3): 325-344.

(编辑:陈丽霞)