

乳腺 X 射线数字影像中钙化点感兴趣区域 提取方法^②

彭 镭 刘波峰 王家乐 邹 强 (湖南大学 电气与信息工程学院 湖南 长沙 410082)

摘要: 为乳腺 X 射线影像计算机辅助诊断做前期预处理, 研究了乳腺图像处理中钙化点感兴趣区域提取的问题。在对乳腺 X 射线图像进行基本的背景分割后, 首先运用改进的区域扩张法实现了对乳腺图像中乳腺区域的提取, 然后对乳腺区域部分采用改进的反锐化掩模法进行图像增强, 突出钙化点区域, 再根据含钙化点的特征选取合适的阈值提取出可能含有钙化点的感兴趣区域(ROI)。试验表明, 该方法可完成对乳腺影像的 ROI 提取处理, 有助于提高乳腺疾病诊断的准确率。

关键词: 乳腺图像; 钙化点; 感兴趣区域; 区域扩张; 反锐化掩模法

Selection of Region of Interest for Calcification in Mammograms

PENG Lei, LIU Bo-Feng, WANG Jia-Le, ZOU Qiang

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: To preprocess mammograms for computer-aided diagnosis, this paper mainly researches the extraction of calcification region in mammograms. After the background segmentation to mammogram, it firstly makes the pick-up of the mammary region by using the improved area extension, and then uses the method of improved unsharp masking for image enhancement in the pick-up of the mammary region. It highlights the region of calcification points, and picks up the region of interest (ROI) which may contain calcification based on the characteristics of calcification and a suitable threshold. The result shows that this method can complete the extraction of calcification region of interest, helping to improve the accuracy of diagnosis of mammary diseases.

Keywords: mammogram; calcification region of interest; area extend; unsharp masking

随着扫描技术和数字成像技术的发展, 利用数字图像处理等技术实现乳腺 X 线影像计算机辅助诊断已成为目前乳腺癌诊断研究的热点。乳腺 X 影像上钙化点可认为是局部高对比度区域, 但对对比度值并非唯一。而且钙化点的大小差异因个体差异较大, 并可能被正常的乳腺组织所掩盖, 在对乳腺影像肿块分割之前, 乳腺图像中可能含有钙化点的感兴趣区域(ROI: region of interest)的自动提取是一个很重要的环节, 准确提取出图像中的 ROI 对提高诊断的正确性有重要意义。

1 背景阈值分割

乳腺图像主要由乳腺区域和背景组成, 背景占了图像像素数据相当大的比重。本文采用迭代阈值法进行背景分割。迭代阈值法的具体步骤如下:

首先对于一幅大小的乳腺图像, 计算图像的中最小和最大灰度值 Z_l 和 Z_k , 令背景阈值的初始值:

$$T_0 = \frac{Z_l + Z_k}{2} \quad (1)$$

然后根据阈值将图像分成目标图像和背景图像两

① 收稿时间:2009-06-02

部分，再求出这两部分的平均灰度值和：

$$Z_o = \frac{\sum_{Z(i,j) < T_k} Z(i,j) \times N(i,j)}{\sum_{Z(i,j) < T_k} Z(i,j)}$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$$Z_b = \frac{\sum_{Z(i,j) > T_k} Z(i,j) \times N(i,j)}{\sum_{Z(i,j) > T_k} Z(i,j)}$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中， $Z(i,j)$ 为图像中 (i,j) 点的灰度值， $N(i,j)$ 是 (i,j) 点的加权系数，一般取 1。再求出新的阈值。

$$T_{k+1} = \frac{Z_b + Z_o}{2} \quad (4)$$

重复上述迭代，直至 $T_k = T_{k+1}$ ，则确定 T_k 为最优阈值 T ，迭代结束。

$$Z(i,j) = \begin{cases} 0 & \text{if } Z(i,j) < T \\ Z(i,j) & \text{if } Z(i,j) > T \end{cases}$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

得到最优阈值后，利用式(5)对乳腺图像做阈值化处理。以图 1 为例，虽然在乳腺皮肤外围有一定非乳腺区域可将大部分背景区域的像素置零，而乳腺区域的像素值被保存下来。



(a) 乳腺影像 (b) 背景分割 (c) 原图与提取原图像 提取结果 结果比较

图 1 背景阈值分割的二值化图像及与原图的比较

2 改进区域扩张的乳腺区域提取方法及实现

在背景阈值分割后，提取出的乳腺区域可能含有相对于背景，灰度变化较平缓的区域，如乳腺皮肤外围的少量非乳腺区域以及少量背景噪声^[1]。本文采用根据小区域内的灰度分布的相似性做为判断标准的区域扩张法，对乳腺区域进行更准确的提取。

区域扩张法的基本思想是将图像分割为以像素为单位的小区域，然后按照一定准则研究与其相邻的各个小区域之间的特征，把具有类似特征的小区域依次合并起来。传统的区域扩张法是将这个像素的灰度与其周围的不属于任一区域像素点的灰度值进行比较，

若其差值在某一阈值以下，就将其划为一个区域进行合并。这种简单的区域扩张算法主要存在两个问题，一是如果从不同的点开始进行区域扩张，就可能得到不同的区域分割结果。二是对于区域灰度变化平缓或对比度弱的边缘相交的区域，这样的两个区域会合并起来。

首先把图像分成大小为 $n \times n$ 的小矩形区域，其中 n 的选择过大，则区域的形状会不自然，并漏过某些细小的对象；若 n 的选择过小，可靠性就会减弱。一般选取 10 至 20 的范围，或根据图像分辨率自行确定。

在设定区域后，比较相邻区域的灰度直方图，根据其相似度进行区域合并。检测灰度分布情况，采用下面的方法。令和为两个待判断的灰度直方图，从这个直方图求出累积直方图和，算法如下：

Kolmogorov-Smirnov 检测: $\max |H_1(x) - H_2(x)| \quad (6)$

Smootbed-Difference 检测: $\sum_x |H_1(x) - H_2(x)| \quad (7)$

其中 $H(x) = \int_0^x h(x) dx$ ，对于数字量 $H(x) = \sum_{h(i) \leq x} h(i)$

求出公式(6)与公式(7)之差。如果这个差值在某一阈值以下，则认为这两个区域灰度分布情况相似，就合并成一个区域。

反复执行上述操作，直至区域合并完成。

本文对 15 幅乳腺 X 线影像进行了乳腺区域的提取试验。结果显示，绝大部分影像在选择合适的阈值参数后，能够提取出包括乳腺皮肤在内的所有乳腺区域。

以图 2 为例，已排除大量背景及非乳腺区域，得到了满意的提取结果。



(a) 乳腺影像 (b) 乳腺区域 (c) 原图与提取原图 提取结果 结果比较

图 2 改进的区域扩张算法对乳腺区域提取结果及比较

3 提取感兴趣区域

3.1 基于改进的反锐化掩模法的图像增强

乳腺 X 影像一般是由高频微钙化点、低频背景和极高频的噪声构成。因此本文考虑使用反锐化掩模法实现病征特征的增强。反锐化掩模法的基本原理是利用高通滤波器提取图像的高频分量，并对高频分量加

以放大，然后与原始图像叠加，由此增强图像的高频信息(乳腺钙化病症、细节等)，并使图像的低频信息基本保持不变^[2]。反锐化掩模可以表达为式(8)：

$$Z_p(x,y) = Z_o(x,y) + K(x,y) \times \left[Z_o(x,y) - \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n Z_o(x_i, y_j) \right] \quad (8)$$

其中 $Z_o(x,y)$ 和 $Z_p(x,y)$ 分别是原始图像和处理之后的图像的灰度。最后一项是反锐化项，是以像素 $Z_o(x,y)$ 为中心的 $m \times n$ 的区域。是权重系数，模板的尺寸和权重系数决定了增强的频率范围和程度。将反锐化项表示为 $G(x,y)$ ，则式(8)可表示为式(9)：

$$Z_p(x,y) = Z_o(x,y) + K(x,y) \times G(x,y) \quad (9)$$

文献[3]提出了自适应反锐化掩模技术。作者根据人眼视觉对图像细节在不同方向上的各向异性构造了水平方向和垂直方向两个滤波器，并根据区域的细节自适应调整滤波器的增强系数。相对于传统的反锐化掩模这种技术采用自适应滤波器对图像的中等对比度区域的增强程度比高对比度区域大一些从而避免过冲，而对图像的平坦区域几乎不增强从而减小平坦区域的噪声，图像总体处理效果较好。但是该算法较为复杂，而一般的高分辨率乳腺图像大小都达到几十兆，因此本文在其算法的基础上提出一种简化的改进的自适应反锐化掩模技术。

首先将图像划分为低细节区、中细节区和高细节区。低细节区比较平坦，对应乳腺图像的低频部分，主要为乳腺组织等背景，而高细节区对应钙化点特征。我们定义以图像中的每个像素的 3×3 领域中的方差来度量这个像素都属于哪个细节区，如式(10)所示：

$$v_i(n,m) = \frac{1}{9} \sum_{i=n-1}^{n+1} \sum_{j=m-1}^{m+1} (x(i,j) - \bar{x}(n,m))^2 \quad (10)$$

其中 $\bar{x}(n,m)$ 是那个 3×3 领域的平均灰度值。定义 τ_1 和 τ_2 为两个阈值且有 $0 < \tau_1 < \tau_2$ ，如果像素灰度值小于 τ_1 则该像素属于低细节区，像素灰度值大于等于 τ_1 小于 τ_2 则属于中等细节区，若像素灰度值大于 τ_2 则属于高细节区。为了减小平坦区域的噪声，增强中等细节区域的细节，防止高细节去出现过冲的现象，定义式(9)的权重系数如下：

$$K'(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } v_i(n,m) < \tau_1 \\ \alpha_{dh}(\alpha_{dh} > 1) & \text{if } \tau_1 \leq v_i(n,m) < \tau_2 \\ \alpha_{dl}(1 < \alpha_{dl} < \alpha_{dh}) & \text{if } v_i(n,m) \geq \tau_2 \end{cases} \quad (11)$$

其中 α_{dl} 和 α_{dh} 分别为权重的上限和一个中间值，

则式(9)可表示为：

$$Z_p(x,y) = Z_o(x,y) + K'(x,y) \times G(x,y) \quad (12)$$

其中反锐化项中使用了 3×3 邻域的二阶拉普拉斯算子。

反锐化掩模法方法减少了低频信息而放大了高频细节，其方法简单，易于编程实现应用，增强效果好。

3.2 特征量和阈值的选取

对于乳腺区域 $m \times n$ 的子区域，选取特征量为该区域的能量方差。

$$\rho = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (Z(i,j)^2 - G_{avg})^2 \quad (13)$$

其中 m 和 n 分别为小方形区域的宽和高， $Z(i,j)$ 为区域内点 (i,j) 的灰度值， G_{avg} 定义为 $G_{avg} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f(i,j)^2$ 。

并根据式(13)计算每个小方形区域的特征量 ρ ，令乳腺区域共有 N 个小方形区域，对所有方形乳腺区域的特征量计算。

$$\text{均值: } a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_i \quad (14)$$

$$\text{标准差: } d = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N (\rho_i - a)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

$$\text{选取阈值为: } T = a + d \quad (16)$$

将每个小区域的 ρ 值与阈值 T 比较，若其 ρ 值大于阈值 T ，则判断此区域为可能含钙化点的感兴趣区域，否则将该区域排除。

3.3 实验结果

感兴趣区域提取有两个重要指标，检出率和假阳性率。分别定义为：

$$\text{检出率 } (\%) = \frac{\text{ROI的检出面积}}{\text{总ROI面积}} \times 100\% \quad (17)$$

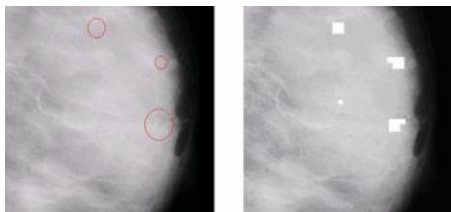
$$\text{假阳性率 } (\%) = \frac{\text{误认为ROI的面积}}{\text{正常组织总面积}} \times 100\% \quad (18)$$

以图 3 为例，(a)中红圈内为感兴趣区域，(b)中白色区域自动提取结果，除了小部分面积误认为 ROI，可以对大部分的感兴趣区域做出正确提取。

本文对 15 幅图片进行 ROI 提取实验，得到检测率为 88.7%，假阳性率为 2.3%，与采用李树楠的基于小波变换的提取方法^[4]的检测结果相比，基于改进的

(下转第 66 页)

反锐化掩模法的 ROI 提取计算时间更短, 更易于计算机编程实现。



(a) 原始图像 (b) ROI 提取结果

图 3 ROI 提取结果

4 结语

本文重点研究了乳腺 X 射线影像中感兴趣区域的提取。在对图像进行基本的背景分割后, 通过区域扩张算法进行乳腺区域的提取, 具有较高的准确率, 从而降低了 ROI 分析的计算量, 为后续的 ROI 分析提供了良好的前提条件。最后采用改进的反锐化掩模法进

行 ROI 提取, 为后期钙化点的智能检测提供了良好的前提条件, 有助于提高乳腺疾病诊断的准确率。

参考文献

- 1 Yuan X, Shi PC. Physics Based Contrast Marking and Inpainting Based Local Texture Comparison for Clustered Micro-calcification Detection. MIC-CAI(2), 2004,32(4):847 - 855.
- 2 Li LY, Chen WN. A robust and completely deterministic method for gray level picture thresholding. 模式识别和人工智能, 1993,6(3):235 - 241.
- 3 博斯.吴镇扬,周琳译.数字信号与图像处理.北京高等教育出版社, 2006,7:665 - 670.
- 4 李树楠,万柏坤,马振鹤,王瑞平.基于小波变换的乳腺 X 线影像微钙化点感兴趣区域提取新技术.生物医学工程学杂志, 2005,22(2):360 - 362.