

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)02-0174-05

论文索引信息: 胡正平, 刘敏华. 基于形状选择性滤波和自适应背景抑制的乳腺钙化图像增强算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(2): 174-178

基于形状选择性滤波和自适应背景抑制的 乳腺钙化图像增强算法

胡正平, 刘敏华

(燕山大学信息科学与工程学院, 秦皇岛 066004)

摘要: 钙化信息是乳腺癌早期诊断的一个重要依据, 针对乳腺图像钙化信息受背景组织以及噪声影响而可视性差的问题, 提出一种基于形状选择性滤波和自适应背景抑制的乳腺钙化图像增强算法。首先利用形状选择性滤波器提取出潜在非线性钙化信息, 将钙化图像分为前景和背景区域; 然后对背景信息的对比度进行自适应抑制, 同时对前景钙化信息进行对比度增强处理, 最后达到有选择地实现乳腺钙化图像中关键信息的可视化增强。实验结果表明, 该方法可有针对的选择钙化区域进行对比度增强, 同时可有效抑制背景图像中血管、组织等正常区域对钙化区域的影响。

关键词: 图像增强; 形状选择滤波; 背景抑制; 乳腺钙化图像

Novel mammogram enhancement algorithm based on shape-selective filter and adaptive background suppression

Hu Zhengping, Liu Minhua

(College of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004 China)

Abstract: The microcalcification information is an important foundation for the diagnosis of breast cancers. In order to improve the badly vision of microcalcifications which are affected by noises and tissues, a novel enhancement algorithm of mammograms based on shape-selective filter and adaptive background suppression is presented. First the potential non-linear microcalcifications are detected by using shape-selective filter, and then the mammograms are divided into foreground and background sections. Second the background information is suppressed by using an adaptive contrast suppression method, and the foreground information is enhanced at the same time, then the key information of the mammograms is enhanced selectively. Experimental results show that this algorithm can enhance the microcalcification images and suppress the influence of blood vessels and tissues.

Keywords: image enhancement; shape-selective filter; background suppression; mammograms

0 引言

乳腺 X 线图像存在目标与背景对比度弱的缺点, 为了便于医生诊断病情, 需对那些临床感兴趣区

域进行增强处理。乳腺 X 线图像对比度弱, 特别是乳腺癌病灶的灰度分布与某些乳腺组织的灰度比较接近, 因此难于辨别病灶的位置和形态。

为提高钙化信息的可视度, 许多研究者提出了不同的图像增强方法。图像增强方法大致分为 4 个

收稿日期: 2009-07-16; 修回日期: 2009-09-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(61071199); 河北省自然科学基金项目(F2008000891, F2010001297); 博士基金项目(B287); 中国博士后自然科学基金项目(20080440124); 中国博士后特别资助项目(200902356)。

第一作者简介: 胡正平(1970—), 男, 副教授。发表论文 40 多篇, 目前主要研究图像处理与模式识别。E-mail: hzp@ysu.edu.cn。

类别:基于直方图的方法^[1-3];基于模糊逻辑方法^[4];分形建模^[5-6];基于变换域增强处理,包括小波变换特征增强^[7-8]及各种滤波器增强方法^[9-10]等。其中有些方法处理后的图像不仅钙化区域得到了增强,而且背景组织也不同程度的得到了增强,使得部分钙化点不能从增强的噪声和背景中区分出来,从而导致专家难以准确标定钙化信息。

文献[1-3]提出的直方图自适应均衡是在图像的邻域窗口进行处理,该方法计算量巨大,虽然提出的自适应插值的后处理策略可改善边界效果,但当窗口尺寸较大时,边界效应仍不可避免。文献[4]针对钙化点检测问题,利用模糊算子在模糊域对图像进行重构的方法,根据最大模糊熵原则识别具有高局部模糊对比度的区域,该区域即与钙化区域相对应。文献[5-6]提出分形建模法增强乳腺钙化图像的方法,乳腺图像的背景组织具有较高的局部自相似性,但是钙化点的存在会降低这种自相似性,利用这一特点,通过原图像和建模图像的差分对钙化点进行增强。文献[7-8]提出利用小波变换特征增强乳腺钙化图像的方法,由于不同频段的划分在许多情况下并不等效于目标与背景的划分,所以该方法对图像的有些背景纹理和高频噪声会同时进行增强处理。

由于乳腺图像的特殊性,全局处理方法往往难以达到理想效果,一些研究者提出了分层处理^[11-12]和局部处理方法^[13],处理效果得到了一定程度地改善,但是由于分层只是单纯的以灰度值为依据,忽略了钙化点形状等因素的影响,难以抑制背景中血管、组织的影响,缺乏针对性,处理效果不够理想。

针对目前钙化点图像增强中存在的问题,提出了一种基于形状选择性滤波和自适应背景抑制的乳腺钙化图像增强算法。并与常规方法进行了比较,实验结果表明,本文方法能够较好地抑制背景图像中血管、组织等非目标区域的影响,提高了钙化点图像的对比度,同时极大地保留了钙化区域的信息。

1 基于形状选择滤波的钙化点粗检测

乳腺图像的细节包括钙化区域和非钙化区域的组织、血管等线状区域,钙化点的表现形式是一系列较周围组织要亮的点,一些研究者设计滤波器对钙化区域进行增强,但这些滤波器增强后的图像通常会包括许多非钙化区域,导致分类检测的误判决,因此在增强钙化点区域的同时需要抑制非钙化的组织

区域。针对以上问题,引入一种形状选择性滤波器,作为预处理步骤,该滤波器提高了后续检测的敏感性,而且降低了钙化点检测的假阳性率,较好地保持了钙化点信息。

1.1 乳腺图像特性与预滤波

假设一幅 2 维乳腺图像 $f(x, y)$ 可表示为

$$f(x, y) = T(x, y) + B(x, y) + N(x, y) \quad (1)$$

式中, $T(x, y)$ 表示目标区域,即钙化区域; $B(x, y)$ 表示背景区域,包括乳腺组织与血管等; $N(x, y)$ 表示噪声。由于 $N(x, y)$ 的存在,会降低空间滤波算法的性能,且本文所设计的算法本身对噪声具有敏感性,所以图像处理前需要进行降噪处理,这里采用高斯平滑滤波。

$$f(x, y) = \sum_{m, n = -p}^p \bar{w}_{x, y}(m, n) f(x + m, y + n) \quad (2)$$

式中,

$$\bar{w}_{x, y}(m, n) = A \exp \left\{ - \frac{|f(x, y) - f(x + m, y + n)|^2}{\sigma^2} \right\} \quad (3)$$

这里 A 为幅值系数,令 $A = 1/4\pi\sigma$; p 确定滤波区域,滤波窗口为 $(2p + 1) \times (2p + 1)$, σ 用于调节指数衰减速度,假设可视钙化点的直径大小范围为 $[d_0, d_1]$,令 $\sigma = d_0/4$,该方法在有效去除噪声的同时可保留钙化信息的局部特性。

1.2 钙化点粗检测

Robinson Guard 空间滤波器是一种典型的非线性非参数型滤波器,也是一种边缘增强滤波器。该滤波器在待检测像素周围设置保护带,当目标尺寸小于保护带时,目标的内部信息可以得到很好地保留,对起伏背景与杂波有很好地抑制性能。与普通的边缘增强滤波器相比,该滤波器的最大特点就是能有效地保留小目标的边缘和内部信息。以 7×7 的滤波器模板为例,Robinson Guard 空间滤波器的结构如图 1 所示。

Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5	Z_6	Z_7
Z_{24}						Z_8
Z_{23}						Z_9
Z_{22}			X			Z_{10}
Z_{21}						Z_{11}
Z_{20}						Z_{12}
Z_{19}	Z_{18}	Z_{17}	Z_{16}	Z_{15}	Z_{14}	Z_{13}

图 1 Robinson Guard 滤波器结构图

Fig. 1 The structure of Robinson Guard filter

由于钙化点一般是一些亮度较周围组织要大的点,所以其滤波器算法表示为

$$X = \begin{cases} X - \max\{Z_i\} & X \geq \max\{Z_i\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, Z_i 为该模板的边缘像素点的灰度值, X 为模板中心的像素灰度值。

由于 Robinson 滤波器只能提取固定大小的目标,而钙化点具有大小不一的特点,因此固定尺寸滤波器不能完全检测出所有钙化点。这里采用一种基于迭代方法的 Robinson 空间滤波算法。该方法运用大小为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的模板对图像进行迭代处理, $n=l, l+1, l+2, \dots, h-1, h$ 。其中 l, h 分别为设定的钙化点的最小值和最大值。进行钙化点粗检测之后的乳腺图像虽然提取出了较周围组织亮的目标,但是由于乳腺图像的组织、血管等线形区域的亮度有时也很高,所以得到的图像不但包括钙化点,还包括许多非钙化的线状结构,所以需要进行 2 次滤波。

1.3 形状选择性滤波

设乳腺图像 $f(x, y)$ 的 4 个二阶导数可分别表示为 f_{xx}, f_{yy}, f_{xy} 和 f_{yx} , 其中 $f_{xy} = f_{yx}$, 定义 $f(x, y)$ 的 Hessian 矩阵

$$H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{yx} & f_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

计算每个像素的 Hessian 矩阵 H 的特征值 λ_1 和 λ_2 , 如果 $|\lambda_1| < |\lambda_2|$, 则交换 λ_1 和 λ_2 的值。 λ_1 和 λ_2 分别满足:

非线性区域 $\lambda_1 \approx \lambda_2$

线状区域 $\lambda_2 \ll \lambda_1$

令 $e = |\lambda_2| / |\lambda_1|$, 则上述情况可表示为

理想非线性圆点区域 $e \approx 1$

理想线状区域 $e \approx 0$

定义描述幅值函数 $g(\lambda_1, \lambda_2) = |\lambda_1| + |\lambda_2|$, 该函数指出亮目标是否存在于暗背景中或暗目标是否存在于亮背景中, 但是该函数不能给出关于目标形状的信息, 且对于线状区域也会产生很大的值, 所以令该函数表示为

$$g(\lambda_1, \lambda_2) = |\lambda_2| \quad (6)$$

同时定义似然函数 $k(\lambda_1, \lambda_2)$, 该函数描述了一个像素属于一个点目标的可能性, 对于线状结构来说, 它不满足 $e \approx 1$, 所以令

$$k(\lambda_1, \lambda_2) = e = |\lambda_2| / |\lambda_1| \quad (7)$$

显然, 对于点目标来说, 似然值接近 1, 对于线状结构则似然值比较小, 而对于椭圆形结构则似然

值为 0 ~ 1。

由于要增强的是暗背景中的亮目标, 其 Hessian 矩阵的特征值应该为负值, 所以最终非线性选择滤波器可由下式表示

$$z(\lambda_1, \lambda_2) = g(\lambda_1, \lambda_2)k(\lambda_1, \lambda_2) = \begin{cases} |\lambda_2|^2 / |\lambda_1| & \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

该滤波器抑制了乳腺图像背景中血管、组织等线状区域的影响。滤波后的图像是包括钙化点在内的一些非线性结构, 而钙化点常常是一些小的孤立亮点, 这些亮点的像素值一般比其他点的灰度值大, 由于在奇异点处的能量要比其他点的大, 因此, 可以利用灰度分布特征从感兴趣的钙化区域中分割出奇异点, 滤波后的图像利用门限法可得到分割后的二值化图像。

$$f_{seg}(x, y) = \begin{cases} 1 & E \geq E_{th} \\ 0 & E < E_{th} \end{cases} \quad (9)$$

式中, E 是图像灰度值, E_{th} 是设定的门限值:

$$E_{th} = E(f) + (f_{max} - f_{min}) / 8 \quad (10)$$

式中, $E(f)$ 为灰度图像的均值, f_{max} 为图像的灰度极大值, f_{min} 为图像的灰度极小值。

作为钙化点的粗定位, 这里所设计的滤波方式可以较好地提取出潜在目标点, 并记录下目标点的位置, 将其设为前景目标图像 $T(x, y)$, 其余即为背景图像 $B(x, y)$ 。

2 自适应背景抑制乳腺图像增强方法

背景图像主要包含血管和组织区域, 首先分析背景图像直方图, 将直方图进行重新分布, 使其均匀地分布在规定的动态范围 $[G_1, G_2]$ 内, 然后将提取出的目标图像进行加权处理, 最后将二者进行融合, 即可得到最后的输出结果。具体算法流程为

1) 首先确定背景图像的灰度阶 $k, 0 \leq k \leq 255$, 然后统计每个灰度阶的像素数 $P(k)$, 确定阈值 T_1 , 令

$$P_T(k) = \begin{cases} P(k) & P(k) \leq T_1 \\ T_1 & P(k) > T_1 \end{cases} \quad (11)$$

2) 对于背景图像, 增强后的图像可表示为

$$F_T(k) = \sum_{j=0}^k P_T(j) \quad 0 \leq k \leq 255 \quad (12)$$

$$D_T(k) = \left\lfloor \frac{G_2 \times F_T(k)}{F_T(255)} \right\rfloor \quad (13)$$

式中, $F_T(k)$ 是图像的累积直方图, $D_T(k)$ 是图像增强后 k 的值, $\lfloor \cdot \rfloor$ 是取整符号, 取接近该值的较小的整数。

3) 令 $G_1 = 0$, 确定一个阈值 T_2 , 自适应地确定动态范围值 G_2 , 若背景图像的灰度极大值大于阈值, 则说明与前景图像的对比度低, 需要较大幅度地抑制背景图像, 反之则较小程度地抑制背景图像。

$$G_2 = \begin{cases} E(f) + (f_{\max} - f_{\min})/8 & f_{\max} \geq T_2 \\ E(f) + (f_{\max} - f_{\min})/4 & f_{\max} < T_2 \end{cases} \quad (14)$$

式中, $E(f)$ 为灰度图像的均值, f_{\max} 为图像的灰度极大值, f_{\min} 为图像的灰度极小值。

4) 对于前景图像来说, 对其进行加权处理, 以拉大与背景图像的对比度。

$$T'(x, y) = \alpha T(x, y) \quad (15)$$

式中, α 为权值系数, 根据人眼的视觉特性, 实验确定 $\alpha = 1.2$, $T(x, y)$ 是原前景目标图像, $T'(x, y)$ 是处理之后的前景图像。最后将前景图像与背景图像重新填充到原来的位置就可以得到最终的输出结果。

3 实验结果

为了验证算法的有效性, 对医学乳腺 X 射线影像图像进行了仿真实验, 所用图片均来自 MIAS 数据库, 该数据库钙化区域由专家标定, 并与传统的图像增强算法进行了比较, 本文选择了 2 组实验结果, 如图 2、图 3 所示。

通过观察图 2(a) 可以看出, 该图的中间部分有明显的钙化点, 但在该区域附近有一些对比度很低的可疑钙化区域很难为人眼所辨识。本文所设计的算法(如图 2(c) 所示)能较好地提取出潜在目标点, 抑制背景区域, 有效地提高了钙化区域的对比度, 使得钙化点清晰可见。图 2(d) 所示经典自适应直方图均衡增强算法和图 2(e) 所示平台直方图增强算法, 不但增强了钙化区域, 而且背景中的血管、组织等也得到了增强, 从而降低了图像的对比度, 使得钙化点被组织纹理所掩盖, 难以辨识。图 2(f) 所示的小波增强算法虽然效果有所改善, 但是对于对比度很低的可疑钙化区域仍然不能得到明显的增强, 而且图像整体较暗, 难以针对钙化信息有效突出可疑钙化区域, 效果欠佳。通过对比实验结果可以看出, 本文算法的实验效果明显优于传统的图像增强算法。

图 3(a) 所示的图像是一幅背景亮度较高, 对比度较低的乳腺钙化图像, 钙化区域在图像的中间位

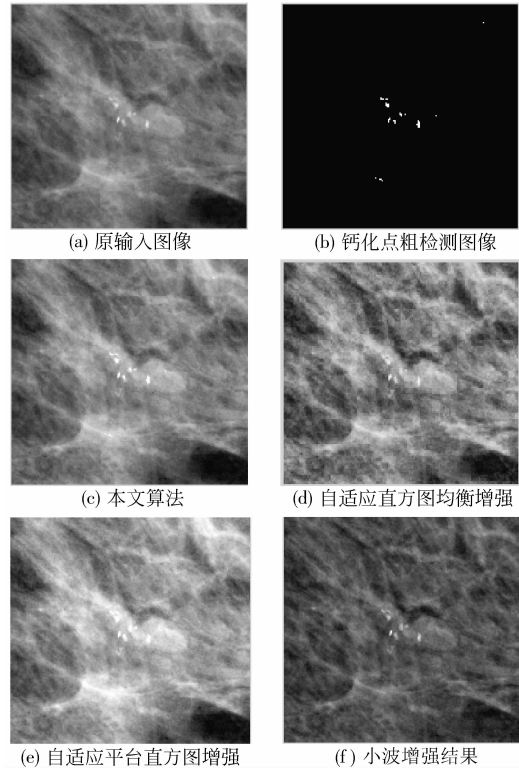


图 2 第 1 组实验结果及与传统图像增强方法的对比
Fig. 2 The first set of results of the proposed algorithm contrast with the traditional methods

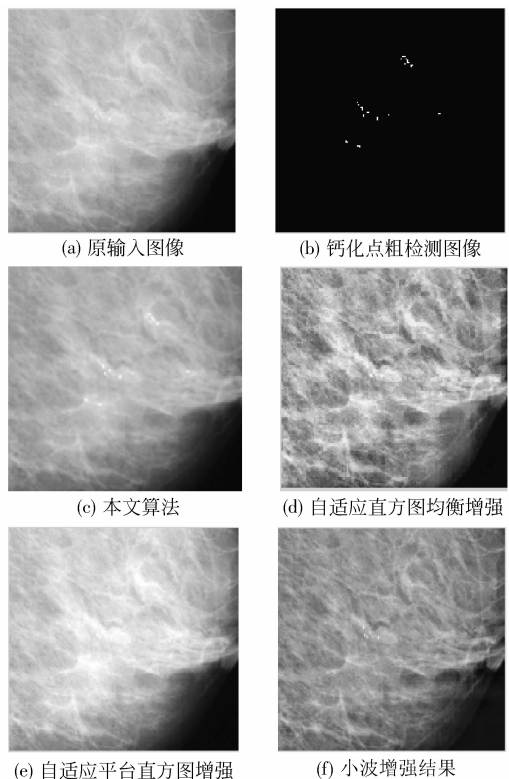


图 3 第 2 组实验结果及与传统图像增强方法的对比
Fig. 3 The second set of results of the proposed algorithm contrast with the traditional methods

置。通过观察图 3(d)–(f) 的实验结果可以看出, 图 3(d)(e) 所示的传统算法只是单纯地增强了图像的所有细节, 包括钙化点和组织背景, 使得钙化点更加不容易辨识。图 3(f) 所示的小波增强算法虽然有一定效果, 但是背景区域中的组织、血管等同样得到了增强, 可疑钙化信息仍然难以辨识。而图 3(c) 所示的本文算法增强效果比较明显, 只针对钙化点进行增强, 有效地抑制了背景组织的影响。使钙化点清晰可见。

由以上各组实验结果可以看出, 本文的算法能有效地增强钙化区域, 抑制组织背景的影响, 同时极大地保留了钙化信息, 提高了乳腺图像的可视性。

4 结 论

针对医学乳腺 X 线图像钙化信息容易受背景组织及噪声影响而可视性差的问题, 根据乳腺图像钙化信息自身的特点, 提出基于形状选择性滤波和自适应背景抑制的乳腺钙化图像增强算法。该方法将图像增强技术与预检测相结合, 较好地增强了乳腺图像的钙化点, 而且极大地保留了钙化点信息, 同时抑制了背景噪声的影响, 因此一定程度地改善了原始图像的质量, 有利于医生的临床诊断与治疗。本文算法可作为后续有监督学习钙化点检测的预处理步骤, 方便训练样本的标定。

参考文献 (References)

- [1] Alex J Stark. Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization[J]. *Image Processing*, 2000, 9(5): 889-896.
- [2] Guis Vincente H, Adel Mouloud, Rasiqi Monique, et al. Adaptive neighborhood contrast enhancement in mammographic phantom images[J]. *Optical Engineering*, 2003, 42(2): 357-366.
- [3] Wang Bingjian, Liu Shangqian, Li Qing, et al. A real-time contrast enhancement algorithm for infrared images based on plateau histogram[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2006, 48(1): 77-82.
- [4] Jiang J, Yao B, Wason A M. Integrating of fuzzy logic and structural tensor towards mammogram contrast enhancement[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2005, 29(1): 83-90.
- [5] Li Huai, Liu K J, Lo Shih-chung. Fractal modeling and segmentation for the enhancement of microcalcifications in digital mammograms[J]. *Medical Imaging*, 1997, 16(6): 785-798.
- [6] Mohamed Wael A, Alolfe Mohamed A, Kadah Yasser M. Microcalcifications enhancement in digital mammograms using fractal modeling[C]//*Proceedings of 2008 Cairo International Biomedical Engineering Conference*. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2008: 1-5.
- [7] Papadopoulos A, Fotiadis D I, Costaridou L. Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2008, 38(10): 1045-1055.
- [8] Heinlein Peter, Drexel Johann, Schneider Wilfried. Integrated wavelets for enhancement of microcalcifications in digital mammography[J]. *Medical Imaging*, 2003, 22(3): 402-413.
- [9] Luo Junhui, Ji Hongbing, Liu Jin. Algorithm of infrared small targets detection based on spatial filter and its application[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2007, 26(3): 209-212. [罗军辉, 姬红兵, 刘靳. 一种基于空间滤波的红外小目标检测算法及其应用[J]. *红外与毫米波学报*, 2007, 26(3): 209-212.]
- [10] Li Qiang, Hitetaka Arimura, Kunio Doi. Selective-enhancement filters for lung nodules, intracranial aneurysms[J]. *International Congress Series*, 2004, 1268(6): 929-934.
- [11] Hu Zhengping, Wu Yan, Zhang Ye. Mammography image enhancement based on foreground and background redistributed histograms[J]. *Optical technique*, 2005, 31(6): 868-870. [胡正平, 吴燕, 张晔. 前景与背景分离的直方图重调整乳腺图像增强的新方法, *光学技术*, 2005, 31(6): 868-870.]
- [12] Alfonso Rojas Dominguez, Asoke K Nandi. Detection of masses in mammograms via statistically based enhancement, multilevel-thresholding segmentation, and region selection [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2008, 32(4): 304-315.
- [13] Arodz T, Kurdziel M, Popiela T J, et al. Detection of clustered microcalcifications in small field digital mammography [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2006, 81(1): 56-65.