

基于各向异性扩散方程的超声图像去噪与边缘增强

付树军^{1,2}, 阮秋琦¹, 李玉³, 王文洽²

(1. 北京交通大学信息科学研究所, 北京 100044; 2. 山东大学数学与系统科学学院, 山东济南 250100;
3. 山东大学西校区医院超声科, 山东济南 250012)

摘要: 超声图像利用不同组织和局部细节的不同回声信号强度和分布来捕捉重要的医学病变信息. 然而, 超声图像在形成过程中产生的斑点噪声使得超声图像质量较差, 给以后的图像特征提取和识别, 病情诊断及定量分析造成不利的影响. 本文利用局部坐标变换, 边缘、局部细节的一、二阶法向导数和双曲正切函数, 结合各向异性扩散方程, 提出了一种超声图像去噪与边缘增强算法: 可以在去除噪声的同时, 保持重要的边缘、局部细节和超声回声亮条. 理论分析和实验结果表明了本文算法的有效性.

关键词: 超声图像; 各向异性扩散; 法向导数; 双曲正切函数; 去噪; 边缘增强

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 07-1191-05

Anisotropic Diffusion Equation Based Ultrasonic Image Denoising and Edge Enhancement

FU Shu-jun^{1,2}, RUAN Qiu-qi¹, LI Yu³, WANG Wen-qi²

(1. *Informatoin Science Institution, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China*; 2. *School of Mathematics and System Science, Shandong University, Jinan, Shandong 250100, China*; 3. *Ultrasonic Diagnosis Office of Hospital of western section, Shandong University, Jinan, Shandong 250012, China*)

Abstract: Utilizing the echoic intension and distribution of different organizations and local details, ultrasonic image catches the important medical pathological changes. However ultrasonic image may be contaminated by the speckle noise in its forming process, which degrades image quality specially concealing some details, and works disadvantages to image segmentation, character extraction and image recognition, disease diagnosis and quantitative analysis. Using local coordinate transform, the first and second order normal derivatives of edge and local detail and the hyperbolic tangent function, also combining the anisotropic diffusion equation, we have put forth an ultrasonic image denoising and edge enhancement scheme, which can preserve edges, local details and ultrasonic echoic bright strips on denoising. This has been indicated theoretically and experimentally.

Key words: ultrasonic image; anisotropic diffusion; normal derivatives; hyperbolic tangent function; denoising; edge enhancement

1 引言

超声成像技术在医学诊断领域获得了广泛应用, 相对其他成像技术, 它具有成本低廉、使用方便、无损检测、实时成像等优点. 超声诊断不仅能观察脏器形态, 而且能检测人体脏器功能和血流状态, 成为医学影像学中的重要组成部分. 然而, 在超声图像形成过程中, 当超声波长与照射物体表面粗糙度相当时, 就会产生斑点噪声, 这一现象可以用随机散射模型来解释. 这些噪声的存在使得超声图像质量较差, 尤其是掩盖和降低了图像某些细节信息, 为以后的图像特征提取和识别, 病情诊断及定量分析造成不利的影响. 因此, 抑制这些噪声, 改善图像质量是超声图像分析和识别的重要预处理环节.

针对抑制超声图像噪声, 改善图像质量, 人们已经提出了

许多方法. (1) 图像平均方法^[1]利用在不同时间、不同频率或不同扫描方向得到同一目标的一系列图像, 将它们平均形成一幅复合图像以提高图像的信噪比(SNR). 尽管这种方法简单、快速, 然而它受到一些限制: 需要严格控制系列图像的形成, 而且需要图像的配准; 由于图像模糊的影响, 一些小的细节(例如小的血管、纹理等)会丢失, 因此降低了空间分辨能力. (2) 自适应加权中值滤波方法^[2]对每一个像素点的值, 用其局部邻域的加权中值代替, 邻域窗口宽度根据其局部信噪比自动调节. 这种处理方式过于简单, 导致了一些细微细节的损失. (3) 局部自适应统计滤波方法^[3,4]根据斑点噪声(认为其符合瑞利(Rayleigh)分布)的污染程度, 利用图像的信噪比和自相关函数等局部统计特性, 调节图像的局部平滑程度. 这种方法对于不被压缩的背向散射信号效果较好, 而对对数压

收稿日期: 2004-10-11; 修回日期: 2005-03-11

基金项目: 国家铁道部“铁路信息科学与工程”开放实验室项目(No. TDXX0510), 北京交通大学优秀博士生科技创新基金(No. 48007), 国家自然科学基金(No. 60472033)

缩(log-compressed)的信号严重失效;同时,这种方法引入的参数(例如邻域、局部结构、斑点噪声阈值)并不十分适合实际的噪声模型。(4)小波阈值收缩是一类重要的去噪方法,这种方法主要基于Donoho提出的小波软阈值(soft-thresholding)收缩^[5]去噪:首先将图像小波分解,设定一个阈值,对于小于阈值的小波系数用零代替,而对于大于阈值的小波系数用它减去阈值代替,被处理后的小波系数作小波反变换,就可以得到重建图像。同时,还有许多对于小波阈值的改进算法。然而,上述方法主要是针对高斯分布的噪声,解决其他分布的噪声时,效果不甚理想;同时,小波阈值的选取也是一个需要着重解决的问题,既不能选的太大而丢失一些边缘和局部细节,也不能选的太小而对噪声的抑制不充分。

本文结合各向异性扩散方程和边缘、细节的一、二阶法向导数,提出了一种超声图像的去噪与边缘增强算法。其余部分组织如下:第二部分考察超声图像的形成过程,讨论斑点噪声模型;第三部分在分析其他超声图像去噪方法的基础上,提出基于各向异性扩散方程和边缘、细节的一、二阶法向导数的超声图像去噪和边缘增强算法;第四部分是算法的实现及用于临床超声图像的实验;第五部分总结算法的有效性和进一步的工作。

2 斑点噪声模型

超声图像的降噪与边缘检测的效果取决于对斑点噪声统计特性的了解。根据超声扫描断层内的散射体密度和空间分布以及超声成像系统的特性,可以近似地把斑点噪声模型分为以下三类^[6]:(1)完全随机模型,这时在脉冲回波系统的成像区域内存在大量的随机分布的散射体,背向散射信号的幅度服从Rayleigh分布,血液细胞是这种散射体的典型例子;(2)长程阶次的非随机分布模型,这时由于空间变化的散射体之间的相互干涉,有效的散射体数目有限,背向散射信号服从K分布,肝实质的小叶是这种类型的例子;(3)短程阶次的非随机分布模型,这时随机散射区域内存在一致的相干结构,背向散射信号服从Rician分布,组织表面和血管是这种类型的例子。因此,相干现象的存在使得信号的信噪比(SNR)不再是斑点噪声模型的唯一特征。后两类噪声模型相对于完全随机模型的偏离使得图像滤波要针对不同区域分别对待:与完全随机模型相近的局部区域要用其均值代替,而远离完全随机模型的局部区域要有较小的和方向性的改变。

同时,由于商用显示设备有限的信号动态范围,超声成像设备压缩回波信号以适应显示器,这样就改变了信号的概率密度函数(PDF)的统计特性;而且,对数压缩将乘性噪声转变为加性噪声^[7]。

3 超声图像的去噪增强

在医学超声图像中,异质组织之间的边缘和局部细节常常是临床医生感兴趣的部分,一般要求在抑制噪声的同时,又能保留或增强图像的边缘和局部细节。为此,我们在分析了两种超声图像去噪增强的方法之后,提出了一种边缘增强的各向异性扩散模型(Edge Enhanced Anisotropic Diffusion, EEAD),

用来抑制超声图像噪声,改善图像质量。

3.1 自适应加权中值滤波

中值滤波作为一种非线性去噪方法,在图像处理中得到了广泛的应用。然而,它对于细节和纹理丰富的图像效果不好。T Loupas(1989)^[12]提出了一种自适应加权中值滤波(Adaptive Weighted Median Filter, AWMF)方法:设定中值滤波窗口大小为 $(2N+1) \times (2N+1)$,则窗口内各点加权系数计算为

$$w(i, j) = [w(N+1, N+1) - a \cdot d \cdot ^2 / m] \quad (7)$$

其中, $[\cdot]$ 为取整运算, a 为系数, d 为点 (i, j) 到中心点 $(N+1, N+1)$ 的距离, 2 和 m 分别为局部窗口内的方差和均值。对图像每一点取其滤波窗口内的加权中值代替,从而完成图像去噪。

3.2 小波软阈值收缩

小波分析是图像处理中重要的分析工具,D L Donoho(1995)^[5]提出的小波软阈值收缩(Wavelet Soft Thresholding Shrink, WSTS)方法是其重要的应用:将图像小波分解为若干尺度上的小波系数 $u_j, j=1, 2, \dots, N$,选取各尺度上的阈值为

$$T_j = \sqrt{2 \log(j+1)/j}$$

其中 T_j 是尺度 $j=1$ 下图像的小波系数标准差。则图像的小波软阈值收缩为

$$u_j = \begin{cases} \text{sign}(u_j) (|u_j| - T_j), & |u_j| > T_j \\ 0, & |u_j| < T_j \end{cases} \quad (2)$$

对小波系数 u_j 做反变换就得到去噪图像。

正如第一部分分析的那样,上面的方法在去除噪声的同时,不同程度地模糊和丢失了一些边缘和局部细节。

3.3 各向异性扩散模型

过去的几年里,偏微分方程(PDEs)模型在图像处理中得到了很大的发展^[8-11]。其基本思想是在一个偏微分方程模型中变形一幅图像,一条曲线或一个曲面,通过求解这个偏微分方程来得到期望的结果。应用偏微分方程的主要优点是:图像分析在模型限制的一个连续区域内进行,而不用考虑离散的网格,这带来了很大的自由;同时,大量应用偏微分方程的物理学和流体力学中的一思想可以借用。

图像去噪的最一般的方法是高斯低通滤波。然而,高斯滤波是各向同性扩散:在去除噪声的同时,模糊了边界。P Perona和J Malik^[12]提出了保持边缘的各向异性扩散方程(Anisotropic Diffusion, AD)代替高斯平滑滤波:

$$\frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla u(x, y, t)|) \nabla u(x, y, t)) \quad (3)$$

初始条件: $u(x, y, 0) = u_0(x, y)$

边界条件: $u_n = 0$

这里,多尺度图像 $u(x, y, t): \mathbf{x} \in \mathbb{R}^2, t \in \mathbb{R}^+$, div, ∇ 分别为散度算子和梯度算子, $u_0(x, y)$ 为被噪声污染的初始图像, $g(|\nabla u|)$ 为非增光滑函数,模型根据图像梯度模实现有选择的扩散平滑。因为边缘部分具有较大的梯度模值,这时 $g(|\nabla u|)$ 取得较小值,模型在此处实行较弱的平滑以保护边缘信息。P Perona和J Malik的工作在这个领域产生了极大的影响,他们的研究开辟了图像处理中偏微分方程理论和应用的很多新领域。L Alvarez, P L Lions和J M Morel^[13]提出了“平

均曲率流 (Mean Curvature Flow, MCF) 扩散滤波方程:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla(G * u)|) |\nabla u| \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) \quad (4)$$

其中, $k = \operatorname{div}(\nabla u / |\nabla u|)$ 为图像的等值线曲率(将图像看作一个三维曲面,所有灰度值相等的点组成的曲线即为图像的等值线)。

为了更清楚地理解上述方程的扩散行为,我们在图像的边缘上对扩散滤波进行分析.如图 1 所示,在 O 点, t 和 n 分别为 O 点的单位切线方向矢量和梯度方向矢量,即图

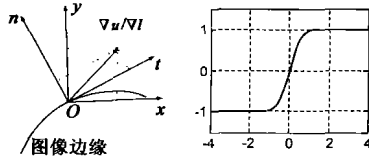


图 1 边缘上梯度矢量的分解及坐标变换

像灰度值变化最小的方向和变化最大的方向, $n = \nabla u / |\nabla u|$, $t = \nabla u \wedge |\nabla u|$, $t \perp n$. 由于拉普拉斯算子是旋转不变算子,有

$$u = u_{xx} + u_{yy} = u_{tt} + u_{nn} \quad (5)$$

其中, $u_{tt} = \frac{1}{|\nabla u|^2} (u_x^2 u_{yy} + u_y^2 u_{xx} - 2u_x u_y u_{xy}) = k |\nabla u|$

$$u_{nn} = \frac{1}{|\nabla u|^2} (u_x^2 u_{xx} + u_y^2 u_{yy} + 2u_x u_y u_{xy})$$

分别为边缘切线方向和梯度方向上的二阶方向导数.将方程(3)展开,得到:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla u|) u_{tt} + (g(|\nabla u|) |\nabla u| + g(|\nabla u|)) u_{nn}$$

而方程(4)变为: $\frac{\partial u}{\partial t} = g(|\nabla(G * u)|) u_{tt}$

因此,AD 扩散滤波是在边缘的切线方向和梯度方向上的异性扩散;而 MCF 扩散滤波只在边缘的切线方向上扩散,而在梯度方向上不扩散.

针对超声图像不同区域内不同的噪声模型,我们希望在同质区域(符合第一种噪声模型)内实行各向同性扩散,而在边缘和局部细节区域(符合第二、三种噪声模型)内实行各向异性的方向性的扩散,即在边缘处沿切线方向扩散,而不是跨过边缘沿梯度方向扩散.因此,我们进一步在边缘上利用坐标变换关系,结合图像特征,设计满足要求的扩散系数矩阵.如图 1 所示, (x, y) 和 (n, t) 之间的坐标关系为^[11]

$$\begin{pmatrix} n \\ t \end{pmatrix} = \frac{1}{|\nabla u|} \begin{pmatrix} u_x & u_y \\ -u_y & u_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (6)$$

进一步有

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial n} \\ \frac{\partial}{\partial t} \end{pmatrix} = \frac{1}{|\nabla u|} \begin{pmatrix} u_x & u_y \\ -u_y & u_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x} \\ \frac{\partial}{\partial y} \end{pmatrix} \quad (7)$$

取定 n 和 t 方向上的扩散系数分别为 $f_1(x, y, t)$ 和 $f_2(x, y, t)$, 则扩散方程可以写为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}(D \cdot \nabla u) = f_1 u_{nn} + f_2 u_{tt} \quad (8)$$

这里

$$D = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{pmatrix} = \frac{1}{|\nabla u|^2} \begin{pmatrix} u_x & u_y \\ -u_y & u_x \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} f_1 & 0 \\ 0 & f_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_x & u_y \\ -u_y & u_x \end{pmatrix} \\ = \frac{1}{|\nabla u|^2} \begin{pmatrix} f_1 u_x^2 + f_2 u_y^2 & (f_1 - f_2) u_x u_y \\ (f_1 - f_2) u_x u_y & f_1 u_y^2 + f_2 u_x^2 \end{pmatrix} \quad (9)$$

3.4 边缘增强的各向异性扩散模型

3.4.1 模型的提出 综合上述,我们提出以下边缘增强的各向异性扩散模型:

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = (x, y, t) (\operatorname{div}(D \cdot \nabla u) - (x, y, t) f_3(x, y, t) \operatorname{th}(lv_{nn}) |u_n|) \\ v = G_t * u \end{cases} \quad (10)$$

初始条件: $u(x, y, 0) = u_0(x, y)$

边界条件: $u_n = 0$

其中, (x, y, t) , (x, y, t) 分别为异性扩散项和边缘增强项控制系数; D 为 v 的扩散系数矩阵, $f_1(x, y, t)$, $f_2(x, y, t)$ 分别为梯度和切线方向上的扩散系数, $f_3(x, y, t)$ 为边缘增强系数; $\operatorname{th}(lx) = (e^{lx} - e^{-lx}) / (e^{lx} + e^{-lx})$ 为双曲正切函数, l 为常数,控制曲线的陡度,如图 2 所示; G_t 为高斯平滑函数.

3.4.2 模型的分析 以上模型的参数选择对于模型的实现效果具有非常大的影响,需要根据实现目的有效地选取.下面结合模型的参数选择进行模型分析.

对于各向异性扩散项,在同质区域(相应于低的梯度变化),我们需要沿任意方向各向同性扩散,我们选取 $f_1 = f_2$; 在边缘区域和局部细节(相应于高的梯度变化),为了在各向异性扩散滤波的同时保持边界,我们需要沿切线方向各向异性扩散,我们选取 $f_1 < f_2, f_1, f_2 = 0(|v_n| + \epsilon)$.

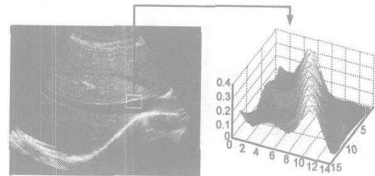


图 3 超声回声亮条

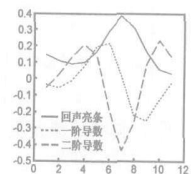


图 4 回声亮条的微分性质

根据医学超声图像成像原理,我们知道超声图像利用不同组织和局部细节的不同反射信号的强度来捕捉有用的医学信息.以上反映在超声图像上就会在一些边缘和局部细节处出现强度不等的超声回声亮条,这些特征是重要的医学诊断依据,应该在超声图像处理过程中尽可能地保持,如图 3 所示.因此,我们分析了这些回声亮条的曲线的微分性质,发现在亮条的中心处,曲线的梯度方向的一阶方向导数趋近于零,而二阶方向导数达到一个极值,如图 4 所示.为了在各向异性扩散滤波过程中阻止在这些回声亮条处的过度磨光,我们可以在扩散系数的选择上加入二阶方向导数项.

同时,临床医生认为有用的医学信息的保持比简单的去除噪声重要的多.于是,考虑到上述因素和人类视觉的掩盖效应,我们选取以下扩散系数:

$$f_1 = 1 / (1 + a |v_n|^2 + b |v_{nn}|^2), f_2 = 1 / \sqrt{1 + a |v_n|^2 + b |v_{nn}|^2} \quad (11)$$

其中,系数 a 控制各向异性扩散对于边缘和局部细节的保持,系数 b 控制各向异性扩散对于回声亮条的保持.

对于边缘增强项,我们对于典型的斜坡边缘进行分析.如图 5 所示, a 为一维的典型斜坡边缘曲线, o 点为它的中心点, b 和 c 分别为它的一阶和二阶微分曲线.可见,一阶微分曲线 b 由零逐渐变大,在边缘的中心点 o 处达到极大值,之后逐渐变小恢复到零;而二阶微分曲线 c 在边缘的中心点 o 处符号发生改变,由正值变为负值.我们利用双曲正切函数柔和地控制在边缘中心点两侧图像灰度的增减,达到减小边缘宽度以增强边缘的目的,如图 6 所示.此时,我们选取以下边缘增强系数:

$$f_3 = 1 - 1 / (1 + c |v_n|^2) \tag{12}$$

其中,系数 c 有选择地控制边缘增强的区域.

对于异性扩散项控制系数 (x, y, t) 和边缘增强项控制系数 (x, y, t) ,随着各向异性扩散方程的进化,图像的噪声变的越来越小,因此 (x, y, t) 应该逐渐减小;同时为了不放大噪声, (x, y, t) 应该由零逐渐增大.根据多尺度理论和相关文献^[14],通过估计噪声的方差(例如,利用小波分解系数),得到最优平滑滤波时间:

$$T_0 = \sqrt{2/a}, G_t = e^{-\frac{2+y^2}{2a^2}} / 2a t \tag{13}$$

于是,我们选择以下控制系数:

$$= \begin{cases} 1 + l_1(1 - e^{l_2 t^2}), & t \leq T_0 \\ 0, & t > T_0 \end{cases} \tag{14}$$

l_1, l_2 为常数,控制系数随时间变化的曲线如图 7 所示.

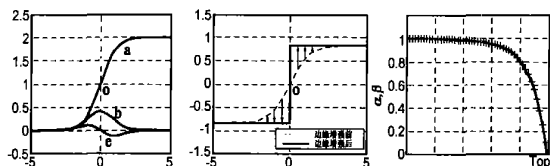


图 5 典型边缘及其微分性质

图 6 边缘增强

图 7 控制系数

4 算法实现和实验结果

4.1 模型离散和算法实现

取网格尺寸 $h=1$,时间步长 t ,迭代次数 n ,在图像像素点 (i, j) ,定义

$$\begin{aligned} \nabla_x^+ u_{i,j}^n &= u_{i+1,j}^n - u_{i,j}^n, \nabla_x^- u_{i,j}^n = u_{i,j}^n - u_{i-1,j}^n, \nabla_y^+ u_{i,j}^n \\ &= u_{i,j+1}^n - u_{i,j}^n, \nabla_y^- u_{i,j}^n = u_{i,j}^n - u_{i,j-1}^n, d_{i \pm \frac{1}{2}, j}^n \\ &= (u_{i \pm 1, j}^n + u_{i, j}^n) / 2, d_{i, j \pm \frac{1}{2}}^n = (u_{i, j \pm 1}^n + u_{i, j}^n) / 2 \end{aligned}$$

我们有

$$\begin{aligned} [v_x]_{i,j} &= \frac{1}{2} (\nabla_x^+ v_{i,j}^n + \nabla_x^- v_{i,j}^n), [v_y]_{i,j} \\ &= \frac{1}{2} (\nabla_y^+ v_{i,j}^n + \nabla_y^- v_{i,j}^n) \\ |v_n|_{i,j} &= \sqrt{[v_x]_{i,j}^2 + [v_y]_{i,j}^2} \end{aligned}$$

v_{nn} 按照式(7)计算.

令 $L(u, v) = (\text{div}(D \cdot \nabla u)) - H(u, v) = (\text{div}(D \cdot \nabla u)) - (f_3 \text{th}(|v_{nn}|) |u_n|)$,得到:

$$\begin{aligned} L(u^n, v^n)_{i,j} &= {}^n(\nabla_x^+ (d_{11}^n \nabla_x^- u_{i,j}^n + d_{12}^n \nabla_y^- u_{i,j}^n) \\ &+ \nabla_y^+ (d_{21}^n \nabla_x^- u_{i,j}^n + d_{22}^n \nabla_y^- u_{i,j}^n)) - {}^n H(u^n, v^n)_{i,j} \\ &= {}^n((l d_{11} J_{i+\frac{1}{2}, j}^n (u_{i+1,j}^n - u_{i,j}^n) - [d_{11} J_{i-\frac{1}{2}, j}^n (u_{i,j}^n \\ &- u_{i-1,j}^n)) + ([d_{12} J_{i+\frac{1}{2}, j}^n (u_{i+1,j}^n - u_{i,j}^n) \\ &- d_{12} J_{i-\frac{1}{2}, j-1}^n (u_{i+1,j-1}^n - u_{i,j-1}^n)]) \\ &+ ([d_{21} J_{i,j+\frac{1}{2}}^n (u_{i,j+1}^n - u_{i,j}^n) - [d_{21} J_{i-1,j+\frac{1}{2}}^n \\ &(u_{i-1,j+1}^n - u_{i-1,j}^n)]) + ([d_{22} J_{i,j+\frac{1}{2}}^n (u_{i,j+1}^n - u_{i,j}^n) \\ &- [d_{22} J_{i,j-\frac{1}{2}}^n (u_{i,j}^n - u_{i,j-1}^n)])) - {}^n H(u^n, v^n)_{i,j} \end{aligned} \tag{15}$$

于是,模型(10)离散为以下格式迭代求解:

$$u_{i,j}^{n+1} = u_{i,j}^n + \Delta L(u^n, v^n)_{i,j} \tag{16}$$

4.2 实验结果

我们针对不同的临床超声图像(例如,肝脏和心脏图像)进行了多种实验,应用 VC++ 6.0 软件实现算法,并对不同的方法进行了比较:自适应加权中值滤波(AWMF),小波软阈值收缩(WSTS),各向异性扩散(AD)和我们的方法(EEAD).结果表明我们的算法不但能够去除这些图像的斑点噪声,而且可以有效地保持和增强重要的边缘,局部细节和超声回声亮条.下面以超声肝脏图像(376 × 507)的去噪为例进行讨论.

四种不同方法的参数选择:AWMF, $a=0.05$,窗口大小为 5×5 ;WSTS,小波函数取 Symlets,分解层数为 2;AD, $g(|\nabla u|) = 1 / (1 + k |\nabla u|^2)$, $k=0.08$, $t=0.1$;EEAD, $(a, b, c, l) = (0.15, 1.4, 0.015, 0.015)$, $t=0.07$, $T_0=1.4$.以上参数都经过了调试优化,以使结果最好.

如图 8,9 所示,数字 1 标示皮下脂肪区,数字 2,4 标示肝脏区和隔下组织区,数字 3,5 标示肝脏血管和隔的超声回声亮条.在去噪方面,EEAD 效果最好,AD 和 AWMF 次之, WSTS 最差;在边缘和回声亮条保持方面,EEAD 效果最好,AD 和 WSTS 次之,AWMF 最差.因此,EEAD 综合效果最好.同时,我们还对 EEAD 的边缘增强项进行了对比,如图 10 所示.图中实线和虚线分别表示含有增强项和没有增强项时数字 3 标示处边缘的局部放大曲线,可见增加边缘增强项可以达到减小

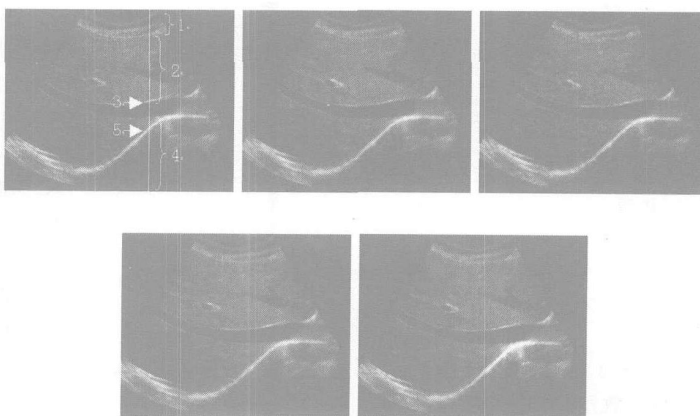


图 8 应用不同方法对超声肝脏图像去噪,从左上到右下:原始图像,AWMF, WSTS,AD 和 EEAD

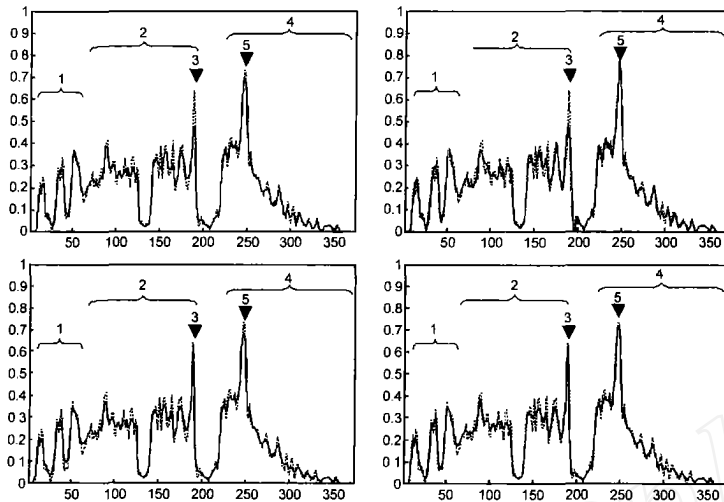


图 9 四种方法去噪结果第 320 列曲线对比,从左上到右下:AWMF,WSTS,AD 和 EEAD

边缘宽度,增强图像视觉的目的.而且,针对超声肝脏图像和心脏图像,我们对算法的实现时间进行了比较(PC配置:P4 2.66GHz, RAM 256M),如表 1 所示. AWMF 耗时最多,其他三种方法次之.

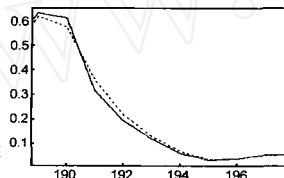


图 10 EEAD 的边缘增强项比较

表 1 算法实现时间(秒)比较

	AWMF	WSTS	AD	EEAD
肝脏	40.56	0.67	2.13	4.74
心脏	28.24	1.01	1.55	3.23

5 结论

利用边缘、局部细节的一、二阶法向导数控制各向异性扩散方程滤波和边缘增强,可以在去除斑点噪声的同时,有效地保持和增强重要的边缘、局部细节和超声回声亮条.理论分析和实验结果表明了这一点.同其他常用的去噪方法比较,我们提出的边缘增强的各向异性扩散滤波是一种较好的超声图像去噪和增强方法.下一步我们将对一些专门的超声局部病变组织进行分析,这时可以更好地选择模型参数,实验结果会更好,更有利于辅助超声诊断.

参考文献:

[1] Burkhardt C B. Speckle in ultrasound B-mode scans[J]. IEEE Trans Sonics Ultrason, 1978, SU-25(1) : 1 - 6.

[2] Loupas T, McEicken W N, Allan P L. An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images [J]. IEEE Trans Circuits Syst, 1989, 36(1) : 129 - 135.

[3] Bamber J C, Daft C. Adaptive filtering for reduction of speckle in ultrasound pulse-echo images[J]. Ultrasonics, 1986, 24(1) : 41 - 44.

[4] Bamber J C, Philips J V. Real-time implementation of coherent speckle suppression in B-scan images [J]. Ultrasonics, 1991, 29(5) : 218 -

224.

[5] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1995, 41(5) : 613 - 627.

[6] Khaled Z Abd-Elmoniem, et al. Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via non-linear anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2002, 49(9) : 997 - 1014.

[7] 冯若,刘忠齐,姚锦钟,等.超声诊断设备原理与设计[M].北京:中国医药科技出版社,1993.

[8] Aubert G, Kornprobst P. Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations [M]. Springer-Verlag, volume 147 of Applied Mathematical Sciences, 2001.

[9] 杨新,李俊,杜啸晓.图像偏微分方程的原理与应用[M].上海:上海交通大学出版社,2003.

[10] 陈胜,杨新,姚丽萍,孙锐.多网格法解总变分问题及在医学图像增强中的应用[J].中国图像图形学报 A, 2004, 9(7) : 787 - 792.

[11] 袁泽剑,郑南宁,张元林,等.一种非线性扩散滤波器设计方法及其应用[J].计算机学报, 2002, 25(10) : 1072 - 1076.

[12] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1990, 12(7) : 629 - 639.

[13] Alvarez L, Lions P L, Mbrel J M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion[J]. SIAMJ Numer Anal, 1992, 29(3) : 845 - 866.

[14] Celia Aparecida Zorzo Barcelos, et al. A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection[J]. IEEE Trans I P, 2003, 12(7) : 751 - 763.

作者简介:



付树军 男,1968 年 11 月出生于山东济南,山东大学数学与系统科学学院讲师,北京交通大学信息科学研究所博士研究生,研究方向为图像处理、偏微分方程、小波分析. E-mail : shujunfu @ 163. com.



付秋琦 男,1944 年出生于黑龙江绥化,北京交通大学信息科学研究所所长,教授,博士生导师,研究方向为图像处理、视频编码、计算机视觉、虚拟现实.

李玉女,1964 年 1 月出生于山东,副主任医师,山东大学西校区医院超声科,研究方向为腹部脏器超声诊断.

王文洽 男,1950 年出生于山东阳谷,山东大学数学与系统科学学院教授,博士生导师,研究方向为偏微分方程数值解、油水资源数值方法.