

# 基于 Mallat-Zhong 离散小波变换小波的 超声图像各向异性扩散抑噪方法

吴世彬\*, 陈波, 董万利, 高小明

(西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010)

(\* 通信作者电子邮箱 wushibin1@gmail.com)

**摘要:** 针对传统各向异性扩散方法在超声图像散斑噪声抑制中存在的噪声抑制不充分与边缘特征保持不足的问题, 提出一种基于 Mallat-Zhong 离散小波变换(MZ-DWT)小波的散斑噪声抑制方法。该方法将 MZ-DWT 小波分析与期望值最大化(EM)算法作为图像中均匀区域与边缘区域的鉴别因子, 使扩散系数能够更准确地控制扩散强度与扩散速度, 从而达到充分抑制噪声和保护边缘的目的。实验结果表明, 所提方法在有效抑制散斑噪声的同时, 更好地保持了图像细节信息, 其性能优于传统各向异性扩散方法。

**关键词:** 散斑噪声; 各向异性扩散; Mallat-Zhong 离散小波变换小波; 期望值最大化算法

**中图分类号:** TP391.413 **文献标志码:** A

## Ultrasound image anisotropic diffusion de-speckling method based on Mallat-Zhong discrete wavelet transform wavelet

WU Shibin\*, CHEN Bo, DONG Wangli, GAO Xiaoming

(School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China)

**Abstract:** In view of speckle noise in ultrasound image, there are some disadvantages of traditional anisotropic diffusion methods, such as in-sufficient noise suppression and edge details preservation. A de-speckling method based on Mallat-Zhong Discrete Wavelet Transform (MZ-DWT) wavelet was proposed. The method used MZ-DWT wavelet and Expectation Maximization (EM) algorithm as the discrimination factor between homogeneous and edge regions, making it more accurately to control diffusion intensity and rate and achieving the noise suppression and details preservation. The experimental results show that, the proposed algorithm can better de-speckle while preserving image details and the performance of the method is better than the traditional anisotropic diffusion methods.

**Key words:** speckle noise; anisotropic diffusion; Mallat-Zhong Discrete Wavelet Transform (MZ-DWT) wavelet; Expectation Maximization (EM) algorithm

## 0 引言

医学超声成像具有安全、方便、快捷等诸多优点而广泛应用于临床医学, 然而, 由于其成像机制的限制, 超声图像固有的散斑噪声会模糊图像细节, 降低图像的对比度, 影响诊断的质量与准确性<sup>[1]</sup>。因此, 散斑噪声的抑制是超声图像用于临床诊断以及对其进行边缘检测、特征提取等后续处理的重要前提。

由于基于偏微分方程的噪声抑制算法效果良好, 在超声图像领域越来越受到关注。Perona 和 Malik 首先提出基于偏微分方程的各向异性扩散模型<sup>[2]</sup>(即 P-M 模型), 但抑制噪声的同时容易出现“图像块状效应”, 无法滤除边界上的噪声, 边缘保持效果不理想。针对 P-M 模型的不足, 许多学者对 P-M 模型进行研究和改进: 林石算子<sup>[3]</sup>改进 Cate 算子, 能够较好地保持尖峰状边缘和窄边缘, 但该算子只善于保持图像局部细节, 掌握不了图像大范围信息; Yu 等<sup>[4]</sup>结合 Lee 和 Frost 滤波器提出的 SRAD (Speckle Reducing Anisotropic Diffusion) 模型, 对图像细节信息更加敏感, 但抑噪速度较慢; 文献<sup>[5]</sup>结合多方向中值滤波算法与各向异性扩散, 有效提高图像细节信息描述的准确程度, 但只对部分区域方差敏感; 文献<sup>[6]</sup>中

的 TPPM (Texture Preserving Perona-Malik) 模型以每次迭代去除的噪声方差作为反馈调节下一次迭代, 但不能有效适应噪声较强的情况; 文献<sup>[7]</sup>中的对数压缩各向异性扩散 (Logarithmic Compression Anisotropic Diffusion, LCAD) 模型, 基于广义伽马分布构造扩散系数, 达到一定噪声抑制和边缘保持效果, 但是分布参数调节困难, 适应性不强。

超声散斑噪声主要是乘性噪声, 然而当噪声的变化幅度等于或低于图像边缘变化幅度时, 各个异性扩散方程依赖的梯度算子常常不能有效区分噪声点与边缘区域, 错误地判定低对比度的图像边缘为噪声点<sup>[8]</sup>。Mallat 和 Zhong 从 Canny 边缘检测算子推导出多尺度的二进制小波变换, 简称 MZ-DWT (Mallat-Zhong Discrete Wavelet Transform)<sup>[9]710-714</sup>。MZ-DWT 比梯度算子能够更准确地检测图像边缘<sup>[9]</sup>, 因此本文结合 MZ-DWT 与各向异性扩散的特点, 提出基于 MZ-DWT 小波的超声图像各向异性扩散抑噪方法。

## 1 基于 MZ-DWT 的改进各向异性扩散方法

### 1.1 边缘检测算子

MZ-DWT 的边缘检测比空域非线性扩散的梯度算子更加

收稿日期: 2013-05-31; 修回日期: 2013-07-22。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61202044); 四川省科技厅资助项目(2010GZ0134)。

作者简介: 吴世彬(1987-), 男, 四川广汉人, 硕士研究生, CCF 会员, 主要研究方向: 医学图像处理; 陈波(1963-), 男, 四川广汉人, 教授, 博士, 主要研究方向: 医学图像处理、嵌入式技术; 董万利(1981-), 男, 四川绵阳人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 医学图像处理; 高小明(1980-), 男, 四川广安人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 医学图像处理、嵌入式系统技术。

准确。

根据文献[10]对对数压缩处理后的超声图像研究,将归一化的 MZ-DWT 小波系数作为图像的边缘检测算子,即:

$$\tilde{M}_j f(x, y) = M_j f(x, y) / \sqrt{u_s} \quad (1)$$

其中:  $M_j f(x, y)$  为尺度  $2^j$  的小波系数模,  $u_s$  为窗口  $s$  的局部均值。由于变换尺度间的小波系数具有很大相关性,即在相同位置的小波系数有相同的大小趋势。本文通过组合特定变换尺度的  $\tilde{M}_j f$  乘积代替文献[8]组合所有变换尺度  $\tilde{M}_j f$  乘积,将其作为图像的边缘检测算子,更灵活地控制图像边缘的宽度与精度。则定义边缘检测算子为:

$$\tilde{M}_j^p f(x, y) = \prod_{j \in J} \tilde{M}_j f(x, y) \quad (2)$$

### 1.2 期望值最大化算法的边缘算子区域划分

文献[10]将小波变换后的超声图像简化成二状态(边缘和噪声)的瑞利混合分布,但是文献[11]根据实验数据得出二状态瑞利混合分布对实际超声图像适应性较差,而二状态瑞利-高斯混合分布更能表征实际超声图像的分布特点,则定义  $\tilde{M}_j^p f$  的概率分布为:

$$\tilde{p}_j(\mathbf{x}) = \partial_1 p_r(\mathbf{x} | \text{noise}) + \partial_2 p_g(\mathbf{x} | \text{edge}) \quad (3)$$

其中  $\partial_1$  与  $\partial_2$  为混合系数,满足  $\partial_1 + \partial_2 = 1$ ,且有:

$$p_r(\mathbf{x} | \text{noise}) = \frac{\mathbf{x}}{\sigma_n^2} \exp\left(-\frac{\mathbf{x}^2}{2\sigma_n^2}\right) \quad (4)$$

$$p_g(\mathbf{x} | \text{edge}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left(-\frac{(\mathbf{x} - u_e)^2}{2\sigma_e^2}\right) \quad (5)$$

期望值最大化(Expectation Maximization, EM)算法是一种参数的最大似然估计方法,其中概率模型依赖于不可观测的隐藏变量。EM 算法原理是通过迭代 E 步与 M 步实现似然函数的最大值:E 步即在给定数据集与当前参数估计情况下,求完整参数似然函数对数变换的期望值,M 步即使 E 步的期望最大化。将  $p_r(\mathbf{x} | \text{noise})$  简记为  $p_1$ ,  $p_g(\mathbf{x} | \text{edge})$  简记为  $p_2$ ,  $\theta = (\sigma_n^2, u_e, \sigma_e^2)$ ,则 E 步的目标函数为:

$$Q(\theta | \theta^t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^2 \ln(\partial_j^t p_j(x_i | \theta^t)) p(j | x_i, \theta^t) \quad (6)$$

其中  $p(j | x_i, \theta^t) = \frac{\partial_j^t p_j(x_i; \theta^t)}{\alpha_1^t p_1(x_i; \theta^t) + \alpha_2^t p_2(x_i; \theta^t)}$ ,则 M 步各参数更新公式为:

$$\partial_j^{t+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N p(j | x_i, \theta^t); j = 1, 2 \quad (7)$$

$$(\sigma_n^2)^{t+1} = \frac{\sum_{i=0}^N x_i^2 p(j | x_i, \theta^t)}{2 \sum_{i=0}^N p(j | x_i, \theta^t)}; j = 1 \quad (8)$$

$$(u_e)^{t+1} = \frac{\sum_{i=0}^N x_i p(j | x_i, \theta^t)}{\sum_{i=0}^N p(j | x_i, \theta^t)}; j = 2 \quad (9)$$

$$(\sigma_e^2)^{t+1} = \frac{\sum_{i=0}^N (x_i - u_e^{t+1})^2 p(j | x_i, \theta^t)}{\sum_{i=0}^N p(j | x_i, \theta^t)}; j = 2 \quad (10)$$

将式(3)作为朴素贝叶斯分类问题,当 EM 算法收敛后,通过贝叶斯分类法则,提取  $\tilde{M}_j^p f$  中的边缘数据分量,从而将  $\tilde{M}_j^p f$  划分为边缘区域与均匀噪声区域,划分结果定义为:

$$\mathbf{w}(x, y) = \begin{cases} 0, & \mathbf{w}(x, y) \in \text{edge} \\ 1, & \mathbf{w}(x, y) \in \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中  $\mathbf{w}(x, y) = 1$  表示为均匀噪声区域。使用不同组合的  $\tilde{M}_j^p f$

划分图像,划分结果中边缘宽度及受噪声影响程度有所不同,仿真结果参见图 1(c)~(d)、图 2(c)~(d)。

### 1.3 改进的各向异性扩散系数生成

由于 Weickert 扩散模型<sup>[12]</sup>具有较好的边缘保持鲁棒性,将  $\tilde{M}_j^p f$  作为边缘检测算子代替 Weickert 方程梯度算子,定义扩散系数函数为:

$$c_x(\tilde{M}_j^p f) = \begin{cases} 1, & \nabla f_x \leq 0 \\ 1 - \exp\left[\frac{-3.315}{(\tilde{M}_j^p f/\lambda)^4}\right], & \nabla f_x > 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中  $\lambda$  为扩散阈值,通过对均匀噪声区域统计分析,根据均匀噪声区域  $\tilde{M}_j^p f$  乘积自适应计算:

$$\lambda = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{w}(x,y)=1} \tilde{M}_j^p f(x, y) \quad (13)$$

其中  $N$  为均匀噪声区域内像素的数量。

### 1.4 算法实现

算法步骤与流程如下:

第 1 步 MZ-DWT 小波分解图像  $I$ ,通过式(2)计算边缘检测算子  $\tilde{M}_j^p f$ 。

第 2 步 EM 算法分解  $\tilde{M}_j^p f$  并通过朴素贝叶分类方法进行均匀噪声区域与边缘区域划分。

第 3 步 通过式(12)、(13)计算各向异性扩散系数,通过公式  $I^{t+1} = I^t + \lambda(c_N \nabla_N I + c_S \nabla_S I + c_W \nabla_W I + c_E \nabla_E I)$  计算图像像素值。

第 4 步 重复第 1~3 步,直到  $|I^{t+1} - I^t| < \varepsilon$  ( $\varepsilon$  是预先设计的误差值)。为提高算法执行效率,第 2 步只需初始化执行一次。

## 2 实验及结果评估

为验证本文算法有效性及适用性,选取一幅仿真图像与一幅真实超声图像进行 Matlab 仿真实验,并通过以下两个图像算法评价指标,客观评价各个噪声抑制算法的性能:

1) 相关性系数  $\rho^{[10]306}$ ,表示测试图像噪声抑制能力,其范围为[0,1],值越接近 1,噪声抑制效果越好。

2) 图像优值(Figure Of Merit, FOM)<sup>[10]306</sup>,表示测试图像边缘保持效果,范围为[0,1],值越接近 1,边缘保持效果越好。

### 2.1 仿真图像实验

图 1(a)为一幅血细胞图像,图像大小 256 × 256 像素,分别采用林石算子、SRAD 算法、文献[3-7]及本文算法对引入散斑噪声的图像(图 1(b))进行处理,散斑噪声均值为 0,方差为 0.04。各个算法迭代次数均为抑噪效果( $\rho$ )指标达到最优值时的迭代次数,处理结果如图 3(a)~(f)所示,评价指标见表 1。

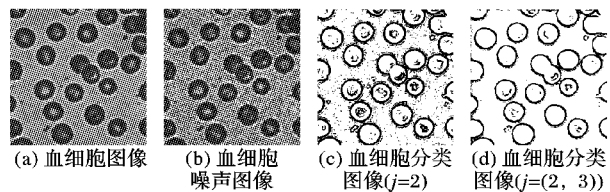


图 1 血细胞图像(白色区域为均匀噪声区域)

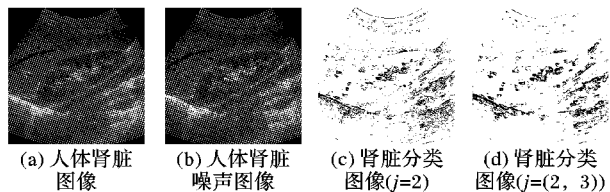


图 2 人体超声肾脏图像(白色区域为均匀噪声区域)

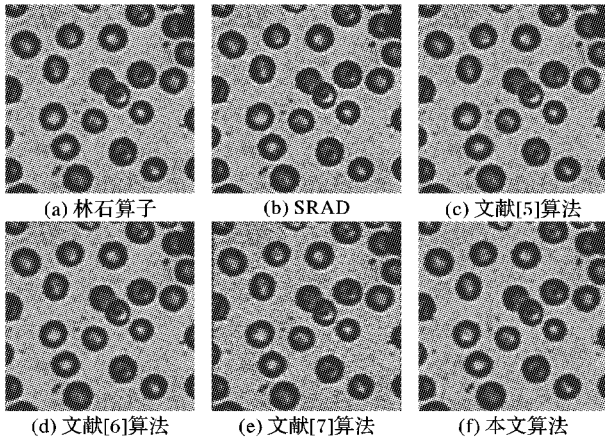


图 3 血细胞图像各类算法效果对比

表 1 血细胞图像参数对比

算法	$\rho$	FOM	算法	$\rho$	FOM
林石算子	0.695 1	0.805 5	文献[6]算法	0.697 6	0.869 0
SRAD	0.697 7	0.816 5	文献[7]算法	0.650 6	0.867 5
文献[5]算法	0.698 5	0.886 2	本文算法	0.701 2	0.887 2

根据处理后的图像目视效果来看,各算法均能够在一定程度上抑制噪声,但图 3(a) ~ (c) 中血细胞边缘部分与噪声没有得到很好的区分,使边缘产生了不连续性。图 3(d) ~ (e) 较好地保持了图像的边缘,但是图像均匀区域噪声抑制效果不及图 3(f)。通过相关性系数( $\rho$ )与图像优值(FOM)进行定量的计算与比较,本文算法的 $\rho$ 值为 0.701 2, FOM 值为 0.887 2,与其他算法相比均有所提升,因此本文算法针对仿真图像不仅实现了散斑噪声的有效抑制,而且有效地保持了图像连续性与图像细节不被丢失。

### 2.2 真实超声图像实验

为对本文算法适用性进行进一步验证,将本文算法应用到真实超声图像处理中。超声图像由于成像机制的限制,导致图像边缘对比度较低,器官边缘与周围组织区分不明显<sup>[13]</sup>,因此对图像边缘与细节的保持显得十分重要。图 2(a)为一幅真实的人体超声肾脏图像,图像大小 512 × 512 像素,采用与仿真图像实验相同的噪声水平及算法进行处理,处理结果如图 4(a) ~ (f),评价指标见表 2。

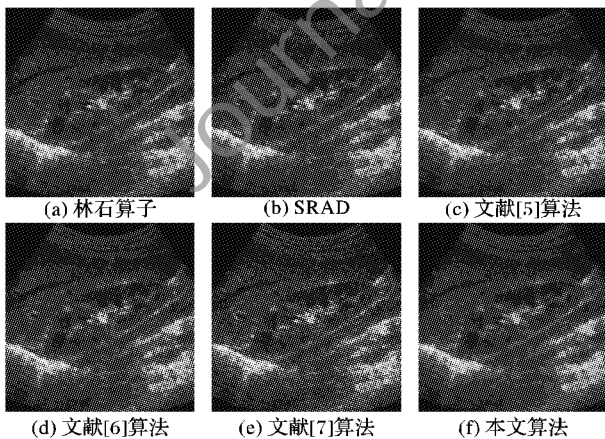


图 4 超声图像各类算法效果对比

表 2 真实超声图像参数对比

算法	$\rho$	FOM	算法	$\rho$	FOM
林石算子	0.865 7	0.827 8	文献[6]算法	0.866 2	0.842 0
SRAD	0.865 2	0.840 0	文献[7]算法	0.853 8	0.847 0
文献[5]算法	0.865 9	0.835 4	本文算法	0.866 5	0.860 0

对比处理后的图像目视效果来看,本文算法在大量抑制超声图像散斑噪声的同时,很好地保持了肾脏的细节信息,视觉效果较好,例如肾脏中心的肾盂组织、肾脏上下肾皮质层边缘。另外,从表 2 中各算法处理后的 $\rho$ 与 FOM 的性能指标比较中也可以看出,本文算法对于低边缘对比度图像噪声抑制性能与边缘保持性能有所改善。

根据以上两个实验,本文算法针对不同边缘对比度的图像(仿真图像边缘对比度明显,而实际超声图像边缘对比度较低)表现出良好的适应性,在大量抑制散斑噪声的同时均有较好的边缘保持效果。

### 3 结语

本文结合 MZ-DWT 小波变换与各向异性扩散方程,提出一种改进的基于 MZ-DWT 小波和各向异性扩散的超声图像散斑噪声抑制方法。通过实验评估,该方法相比其他抑噪方法,在有效抑制散斑噪声的同时,更好地保持了图像细节信息。另外,寻找好的迭代停止条件,能够在图像抑噪与边缘保持达到最佳平衡,将是今后进一步研究的方向。

#### 参考文献:

- [1] TAY P C, GARSON C D, ACTON S T, *et al.* Ultrasound despeckling for contrast enhancement [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(7): 1847 - 1860.
- [2] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629 - 639.
- [3] 林宙辰,石青云. 一个能去噪和保持真实感的各向异性扩散方程 [J]. *计算机学报*, 1999, 22(11): 1133 - 1137.
- [4] YU Y J, ACTON S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(11): 1260 - 1270.
- [5] 王常虹,陈韬亦,屈桢深. 使用中值-各向异性扩散的超声图像去噪算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2011, 32(3): 315 - 321.
- [6] CHAO S M, TSAI D M, LI W C. Anisotropic diffusion-based detail-preserving smoothing for image restoration [C]// *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Image Processing*. Piscataway: IEEE Press, 2010: 4145 - 4148.
- [7] 杨金,刘志勤,王耀彬,等. 基于对数压缩的超声各向异性扩散去噪方法[J]. *计算机应用*, 2012, 32(11): 3218 - 3220.
- [8] GU Y F, YU X, CUI Z Y, *et al.* Detail-preserving despeckling under multiscale anisotropic diffusion in medical ultrasound images [C]// *BMEI 2011: Proceedings of the 4th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 245 - 249.
- [9] MALLAT S, ZHONG S. Characterization of signals from multiscale edges [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(7): 710 - 732.
- [10] YONG Y, CROITORU M M, BIDANI A, *et al.* Nonlinear multiscale wavelet diffusion for speckle suppression and edge enhancement in ultrasound images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(3): 297 - 311.
- [11] 余锦华,汪源源,施心陵. 基于 EM 算法参数估计的各向异性扩散超声图像的去噪[J]. *航天医学与医学工程*, 2007, 20(3): 198 - 204.
- [12] WEICKERT J. *Anisotropic diffusion in image processing* [M]. Stuttgart: Teubner-Verlag, 1998.
- [13] CHI Y A, YOON M J, OH I K, *et al.* A regularization technique for closed contour segmentation in ultrasound images [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2011, 58(8): 1577 - 1589.