

基于小波变换与 SRAD 融合的 医学超声图像斑点噪声抑制

徐立, 贾楠, 高琦, 白金牛

(内蒙古科技大学包头医学院 计算机科学与技术学院, 内蒙古 包头 014040)

摘要: 为了提升传统图像去噪算法的准确性和有效性, 结合医学图像特点, 针对传统各向异性扩散斑点降噪 (SRAD) 算法对图像边缘和细节信息保持能力不足的问题, 提出了基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法 (Wavelet-SRAD); 通过对超声信号进行多尺度分解, 在低频信号部分引入 SRAD 算法进行各向异性多尺度滤波, 在高频信号部分采用软阈值收缩算法, 并采用梯度算子和拉普拉斯算子区分噪声或边缘引起的灰度变化, 以提升图像去噪效果; 经 Matlab 仿真实验, 将改进算法与传统中值滤波、高斯滤波、均值滤波和 SRAD 滤波算法进行对比, 计算均值、标准差、斑点指数和等效视数来分析去噪结果, 并采用灰度直方图从能量角度对去噪效果进行可视化; 实验结果表明, 与传统图像去噪算法相比, 改进的 Wavelet-SRAD 算法能够更准确、有效地去除医学超声图像中的斑点噪声, 并保持良好的组织纹理和边缘细节信息, 表现出优越的滤波去噪性能; 因此, 改进的 Wavelet-SRAD 滤波去噪算法是一种有效的医学超声图像斑点噪声抑制算法。

关键词: 小波变换; 软阈值; 各向异性扩散; 斑点噪声; 降噪

Speckle Noise Suppression of Medical Ultrasound Images Based on the Fusion of Wavelet Transform and SRAD

XU Li, JIA Nan, GAO Qi, BAI Jinniu

(Department of Computer Science and Technology, Baotou Medical College, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014040, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and effectiveness of traditional image denoising algorithms, this paper combines the characteristics of medical images and addresses the insufficient edge and detail information preservation capability in the traditional anisotropic diffusion speckle reducing algorithm (SRAD), this paper proposes a wavelet analysis-based anisotropic diffusion speckle reducing algorithm (Wavelet-SRAD). By performing multi-scale decomposition on ultrasound signals, the SARD algorithm is introduced for anisotropic multi-scale filtering in the low-frequency signals, and the threshold shrinkage algorithm is used in the high-frequency signals, the gradient operator and Laplacian operator are used to distinguish the gray changes caused by noise or edge changes and improve the denoising effect of images. Through simulation experiments of Matlab, the proposed algorithm is compared with traditional median filtering, Gaussian filtering, mean filtering, and SRAD filtering algorithms, which calculates the mean, standard deviation, speckle index, and equivalent visual number to analyze the denoising results, and the denoising effect is visualized from the energy perspective using a grayscale histogram. Experimental results show that compared with traditional image filtering denoising algorithms, the improved Wavelet-SRAD algorithm can more accurately and effectively remove speckle noise in medical ultrasound images, and has a good preservation capability for tissue texture and edge detail information, demonstrating a superior filtering and denoising performance. Therefore, the improved Wavelet-SRAD filtering denoising algorithm is an effective method for suppressing speckle noise in medical ultrasound images.

Keywords: wavelet transform; soft threshold; anisotropic diffusion; speckle noise; noise reduction

0 引言

随着医学图像处理技术的快速发展, 影像学检测在临床诊断中发挥着愈加重要的作用^[1]。超声检测是一种在不

介入人体情况下, 获得人体组织、器官、病灶信息的数字图像信号直观呈现的技术手段。因其良好的显示效果, 且具有成像速度快、非侵入性、无创、无辐射、经济等优点,

收稿日期: 2023-10-10; 修回日期: 2023-11-29。

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金项目(2023LHMS06001); 内蒙古自治区高等学校科学技术研究项目(NJZY23092); 内蒙古自治区卫生健康科技计划项目(202201399); 包头市卫生健康科技计划项目(wsjjkj2022119)。

作者简介: 徐立(1983-), 女, 硕士, 副教授。

通讯作者: 白金牛(1967-), 男, 硕士, 教授。

引用格式: 徐立, 贾楠, 高琦, 等. 基于小波变换与 SRAD 融合的医学超声图像斑点噪声抑制[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(12): 184-190.

已成为临床疾病筛查、医学影像学诊断的主要技术手段, 并得到了广泛的应用^[2]。然而, 超声成像过程中易受相干波信号干扰, 且人体组织器官介质存在不均匀性, 使得图像含有大量颗粒状的斑点噪声, 导致图像分辨率不高, 呈现不同程度的重叠、伪影, 影响图像的质量和可靠性, 尤其是人体组织、器官和病灶中一些细微的组织纹理和边缘细节等信息较为模糊, 如毛细血管的浸润、包裹等边缘细节信息, 肝脏、肾脏等脏器的组织纹理信息等不够清晰, 而这些信息反映了组织、器官和病灶的结构、形态、大小以及血流情况等, 对临床诊断至关重要^[3]。这就使得医生无法及时捕获准确的影像学信息进行诊疗判断, 严重影响医生制定临床决策, 极易造成漏诊、误诊, 贻误治疗时机。因此, 如何有效抑制超声图像中的斑点噪声, 滤除斑点噪声引起的不确定性, 最大限度地保留原始图像中的组织纹理和边缘细节信息, 提升图像质量、辅助临床医生做出准确的医疗决策, 是当前医学图像领域的研究热点。

近年来, 许多学者围绕图像中斑点噪声的抑制提出了很多经典算法。文献 [4] 提出了扩散方程模型 (PM, Perona-Malik) 算法, 该算法运用热力学模型, 用求解偏微分方程的形式代替传统的高斯平滑算法, 为偏微分方程在医学图像中奠定了理论基础。文献 [5] 和文献 [6] 提出了一种基于乘性斑点模型的自适应局部统计滤波算法, 该算法根据图像中的统计特性, 如图像灰度均值和方差等, 设计了一个基于乘性斑点噪声模型的自适应的局部滤波器, 在区域图像均匀的部分使用低通滤波器, 而在区域图像变化剧烈的部分采用高通滤波器, 较好地保留了图像边缘和细节部分, 但是对斑点噪声的去除效果较差。文献 [7] 提出了一种各向异性扩散相干斑抑制算法 (SRAD, speckle reducing anisotropic diffusion), 该方法将偏微分方程和自适应统计滤波方法相结合, 取得了较好的抑制斑点噪声的效果^[7], 但随着迭代次数的增加, 图像逐渐变得模糊, 该算法对局部细节和边缘信息的保持能力较弱。文献 [8] 提出了小波去噪方法 (WT, wavelet transform)。小波去噪的基本原理是将二维图像信号进行小波变换, 然后运用硬阈值或软阈值方法, 将二维信号分解成低频信号和高频信号的各个子带, 低频信号反映了原图像的主要特征; 高频信号包含的是图像细节与边缘信息部分, 分为水平、垂直和对角线 3 个方向, 最后利用小波逆变换进行图像重构实现信号去噪的目的。小波变换因其在时域、频域的多尺度分辨特性和优良的信号表征能力, 受到研究者的热捧, 得到广泛应用, 但其缺乏各向异性, 易丢失局部细节信息, 且易过拟合, 滤波重构的图像常出现视觉失真、模糊等情况^[9]。此外, 小波去噪中层数的选取和阈值的设定往往依赖于专家经验, 不同图像的层数选取和阈值设定差别较大, 这也极大地限制了小波算法滤波去噪的泛化能力。随着机器学习技术的不断发展, 基于卷积神经网络 (CNN, convolutional neural networks) 的图像去噪方法也受到了学者们的广泛关注, 并在自然图像去噪中取得了较好的效果^[10], 但

是由于深度学习依赖海量的数据样本, 且模型对于医学图像的迁移性较差^[11-12], 而医学图像往往受限于数据规模, 这也在一定程度上抑制了深度学习技术在医学图像领域的发展应用。

针对上述情况, 结合医学超声图像特点, 融合各向异性扩散去噪算法 (SRAD) 和小波变换的优势, 提出一种改进的多尺度分辨分析关联滤波去噪算法, 即基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法 (Wavelet-SRAD)。通过对小波变换的低频滤波方式进行改进, 在低频信号部分引入 SRAD 算法进行各向异性多尺度滤波, 克服了小波变换滤波方向单一、图像稀疏表示的局限性, 使得低频小波变换具有各向异性多尺度分析的特性; 在高频信号部分采用小波系数软阈值收缩算法, 能够自适应、完整细致地表达超声图像目标信息, 并较好地保留图像的轮廓、组织、纹理、边缘和细节等信息。经 Matlab 仿真实验验证, 改进的基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法 (Wavelet-SRAD) 能够有效抑制医学超声图像中的斑点噪声, 滤波去噪后的图像组织纹理特征和边缘细节等信息更加清晰, 有效地提升了超声图像的质量。

1 小波变换与各向异性扩散降噪算法 (SRAD) 原理

1.1 小波变换及阈值去噪

小波变换是一种基于时域-频域多尺度分析的信号处理方法。通过采用不同类型的小波基函数进行平移、伸缩、变换、分解和重构, 把信号在不同时间域和频率尺度上的特征提取出来, 实现信号的局部特征表达。其中, 位置和尺度是小波变换的重要参数, 位置决定了小波变换的起始位置, 而尺度决定了小波变换的波形宽度。具体地说, 就是通过将原始信号与不同位置和尺度的小波基函数进行内积, 包括一系列的卷积运算和下采样操作, 即可得到不同尺度的小波系数。小波系数反映了原始信号在不同时间域-频率尺度上的局部特征^[13], 再经过一系列的阈值处理和小波逆变换重构操作, 即可实现信号去噪、特征提取、压缩等应用。小波变换理论计算如下:

将小波基函数 $\psi(t)$ 平移 τ 后, 在不同尺度 a 下, 与待分析信号 $f(t)$ 做内积, 即:

$$WT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (1)$$

其中: a 为尺度因子, τ 为平移因子。小波变换通过改变尺度因子 a 在不同尺度下对原始信号 $f(t)$ 从粗到细进行多尺度分析, 实现信号滤波。

1.1.1 小波阈值去噪算法

小波阈值去噪^[14]的基本思想是根据信号与噪声在不同频带上的小波分解系数具有不同强度分布的特点, 采用小波变换对含噪信号进行分解, 并对小波分解后的各层系数进行阈值处理, 筛除噪声对应的小波系数, 然后运用处理后的去噪信号重构图像。小波阈值计算方法中最典型的是小波收缩法, 具体包括以下 4 个步骤:

1) 对原始图像进行二维离散的小波变换 (DWT, discrete wavelet transformation)。通过离散小波变换对图像进行多尺度分解, 得到图像信号的频域表达, 即高频分量和低频分量;

2) 寻找合适的阈值。根据信号频带与强度关系计算门限阈值, 对分解后的高频部分和低频部分分别进行处理;

3) 根据收缩准则对高频分量和低频分量的小波系数进行阈值操作, 常用的方法有硬阈值法和软阈值法;

4) 对处理后的信号进行小波逆变换, 即可得到去噪后的重构图像 (IDWT, inverse discrete wavelet transform)。

1.1.2 阈值选取

小波去噪算法的核心是找出确切的门限阈值。如果选定的门限阈值过小, 小波系数与噪声相关性太大, 使得重构后的图像仍含有大量噪声, 达不到去噪的目的; 如果选定的门限阈值过大, 小波系数会被严重收缩, 图像会丢失大量的组织纹理和边缘细节信息, 导致图像失真、模糊。常用的选取小波门限阈值的方法有: Visu^[15] 收缩法, SURE^[16] 收缩法和 Bayes^[17] 收缩法。

Visu 收缩法是一种通用的阈值选取方法, 小波门限阈值定义如下:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log M} \quad (2)$$

其中: M 是图像中像素个数, σ 是噪声图像的标准差。

SURE 收缩法是一种自适应算法, 这种算法能根据不同子带的小波系数估计合适的收缩阈值, 具体计算方法如下:

$$\lambda = \operatorname{argmin} SURE(m, X) \quad (3)$$

$$SURE(m, X) = d - 2 \{i: |X_i| \leq m\} + \sum_{i=1}^d \min(|X_i|, m)^2 \quad (4)$$

其中: X 为自带小波系数, d 为小波子带系数的数目。

Bayes 收缩法是一种数据驱动的自适应算法。这种算法假设小波系数在各个子带中按广义高斯分布, 然后利用贝叶斯风险最小找出合适的阈值, 具体计算方法如下:

$$\lambda = \frac{\sigma_{\text{noise}}^2}{\sigma_{\text{signal}}^2} = \frac{\sigma_{\text{noise}}^2}{\sqrt{\max(\sigma_Y^2 - \sigma_{\text{noise}}^2, 0)}} \quad (5)$$

$$\sigma_{\text{noise}} = \frac{\operatorname{median}(|Y_{i,j}|)}{0.6745} \quad (6)$$

其中: $\sigma_Y^2 = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d X_i^2$, d 是 $Y_{i,j}$ 中小波系数的数目, $Y_{i,j}$

是分解的最后一层中 HH_j 中拥有的小波系数的数目。

1.1.3 收缩算法

小波收缩算法定义了小波分解系数的收缩准则。该算法是通过比较小波分解系数与设定门限阈值来实现信号滤波的, 如果小波分解系数小于门限阈值, 则设为 0; 如果小波分解系数大于门限阈值, 则保持不变, 即小于门限阈值的信号被认为是噪声信号, 被滤除, 而大于门限阈值的信号则被认为是目标信号, 被保留。其中, 硬阈值法和软阈值法是常用的小波收缩算法。

硬阈值方法, 即小波系数 w 小于门限阈值 λ 被设为 0,

反之保持不变。硬阈值收缩法由式 (7) 给出:

$$Hard(w, \lambda) = \begin{cases} w & |w| > \lambda \\ 0 & |w| \leq \lambda \end{cases} \quad (7)$$

软阈值方法, 即小波系数 w 大于门限阈值 λ , 则保留大于门限阈值 λ 的分量, 反之则被设为 0。软阈值收缩法由式 (8) 给出:

$$Soft(w, \lambda) = \begin{cases} \operatorname{sgn}(w)(|w| - \lambda) & |w| > \lambda \\ 0 & |w| \leq \lambda \end{cases} \quad (8)$$

通常硬阈值处理后图像的边缘信息和细节部分保持能力较强, 但是噪声抑制能力较弱, 且由于其不连续性, 易造成图像伪影。软阈值处理后的图像可以消除大部分噪声, 但是对边缘信息和细节信息的保持能力较弱, 通常会使得图像变得模糊。

1.2 各向异性扩散降噪算法

各向异性扩散降噪算法 (SRAD) 融合了传统扩散方程 PM 模型和 Lee 等人^[3] 提出的统计学自适应滤波器的思想, 在求解扩散方程的同时, 能根据局部图像的特征调整扩散系数, 使得在抑制噪声的同时可以有效地保留图像的边缘信息和细节信息, 但受限于迭代次数。SRAD 算法可以描述为将原始图像 $x_0(m, n)$ 作为滤波器的输入, 滤波器的输出满足以下偏微分方程:

$$\frac{\partial f(m, n, t)}{\partial t} = \operatorname{div}[c(m, n, t) \nabla f(m, n, t)]$$

$$f(m, n, 0) = f_0(m, n) \quad (9)$$

其中: div 为散度算子, ∇ 为梯度算子, $c(m, n, t)$ 是扩散系数方程。

2 基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法

本文在综合考虑 SRAD 算法和小波变换优势的基础上, 结合医学超声图像特点, 提出一种基于多尺度分辨分析关联的小波变换各向异性扩散斑点降噪算法 (Wavelet-SRAD)。该算法融合了 SRAD 算法的各向异性扩散和小波变换的多尺度特性, 能有效提升医学超声图像的质量, 滤波去噪后图像中的组织纹理特征和边缘细节等信息更加清晰。具体算法流程如下: 首先对超声图像进行预处理; 其次分析超声成像过程中的噪声构成, 建立超声图像斑点噪声模型; 然后对超声图像进行小波多尺度分解, 得到代表组织纹理为主的低频信号和代表边缘细节为主的高频信号; 再分别对低频信号运用 SRAD 算法进行各向异性扩散滤波, 去除图像中低频带的斑点噪声, 对高频信号运用小波软阈值多尺度收缩变换算法, 去除图像中高频带的斑点噪声, 并较大限度地保留图像目标的边缘和细节信息; 最后对滤波处理后的低频信号和高频信号进行小波逆变换, 重构超声图像, 并对滤波去噪结果进行可视化。改进的基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪 (Wavelet-SRAD) 系统框架如图 1 所示。

2.1 建立超声图像斑点噪声模型

在超声图像的采集成像过程中, 由于受到成像机制等影响, 图像中含有大量相干波叠加产生的斑点噪声, 极大

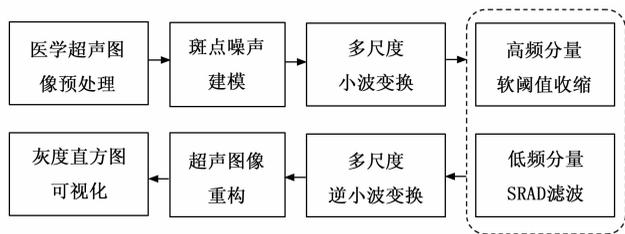


图 1 系统框架图

地降低了图像的分辨率, 特别是脏器组织信息, 受噪声影响较大^[9]。为此, 建立精确的医学超声图像斑点噪声模型, 是超声图像滤波去噪、提升图像质量的重要前提。

超声图像模型由实际观测的超声图像组成, 包括反射信号和噪声信号。其中, 噪声信号包括斑点噪声和系统噪声。斑点噪声是与反射信号相关的乘性信号, 系统噪声是加性信号, 因此, 超声图像模型表示如下:

$$x(m, n) = s(m, n) * v(m, n) + v_0(m, n) \quad (10)$$

其中: $(m, n) \in R^2$ 是超声图像的二维空间坐标, $s(m, n)$ 是理想超声反射信号, $v(m, n)$ 是乘性斑点噪声信号, $v_0(m, n)$ 是加性系统噪声信号。由于超声图像中的噪声主要是斑点噪声, 系统噪声在噪声信号中所占比重极小^[18], 超声图像模型可以简化成以下形式:

$$x(m, n) = s(m, n) * v(m, n) \quad (11)$$

由于乘性噪声是非线性的, 对上式取对数运算, 得:

$$\ln(x(m, n)) = \ln(s(m, n)) + \ln(v(m, n)) \quad (12)$$

经对数变换后, 斑点噪声由原始的乘性噪声转变为分布类似于高斯白噪声的加性噪声, 因此, 构建超声图像斑点噪声模型如式 (13) 所示:

$$f_x(m, n) = f_s(m, n) + \sqrt{f_v(m, n)}n(m, n) \quad (13)$$

其中: $f_x(m, n)$ 为显示设备上观测到的包含斑点噪声的超声图像, $f_s(m, n)$ 为经过动态压缩后未被斑点噪声污染的真实超声图像, $n(m, n)$ 为均方根为 σ_n 、均值为 0 的高斯变量, (m, n) 为像素坐标位置。

2.2 基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法

由于超声信号和斑点噪声信号在频域上呈现不同的分布特性, 具体表现在超声信号多集中在低频通带区域, 噪声信号多集中在高频通带区域。运用多尺度小波分解, 通过平移、伸缩、变换获取最优逼近, 处理高频信号, 滤除图像噪声。然而, 传统小波变换缺乏各向异性, 易出现过拟合, 使得滤波后的图像易出现伪影、视觉失真等情况, 去噪效果较差。因此, 结合多尺度小波变换和各向异性扩散降噪算法优势, 提出一种基于改进的医学超声图像斑点噪声抑制算法。通过对原始超声图像进行去背景、灰度化和归一化等预处理操作, 并构建医学超声图像斑点噪声模型; 然后经过多尺度小波分解, 将原始信号分解为不同尺度、不同频带的多个分量, 其中高频通带分量包括高频水平分量、高频垂直分量以及高频对角线分量; 再对低频分量进行改进的各向异性扩散 SRAD 滤波, 对高频分量进行

小波软阈值收缩变换处理; 最后对滤波去噪后的超声图像进行小波逆变换, 重构超声图像, 达到抑制斑点噪声、提高图像质量的目的, 具体改进算法步骤如下:

1) 对医学超声图像进行预处理操作。通过对超声图像进行去背景、灰度化和归一化等系列操作, 将肝脏超声图像转化为灰度标准化图像, 并在医生指导下提取出感兴趣的区域; 然后对含噪超声图像进行对数运算, 使乘性噪声变为加性噪声, 建立斑点噪声模型, 为小波变换做准备;

2) 对图像进行小波分解, 进行多尺度变换, 得到低频部分 $LL1$ 和高频水平部分 $LH1$ 、高频垂直部分 $HL1$ 和高频对角线区域 $HH1$ 。小波变换具体操作如下:

对式 (13) 进行二维离散小波变换, 可得:

$$W_{m,n}^j(x) = W_{m,n}^j(s) + W_{m,n}^j(v) \quad (14)$$

式中, $W_{m,n}^j(x)$ 为观测图像的小波系数, $W_{m,n}^j(s)$ 为理想图像信号的小波系数, $W_{m,n}^j(v)$ 为斑点噪声信号的小波系数, j 为二维小波分解的最大层数。

原始图像进行一次小波分解 ($j=1$), 经过两次降采样后图像大小变为原来的 $1/4$ 。一幅图像经过一级小波分解后, 分解成 LL 、 $LH1$ 、 $HL1$ 和 $HH1$ 共 4 个部分, 如图 2 所示, 其中 LL 是原始图像的低频部分, 它反映了图像的主要轮廓和组织纹理等信息, $LH1$ 、 $HL1$ 和 $HH1$ 分别表征高频部分水平、垂直和对角线的多尺度分量, 它体现了图像的边缘和细节信息, 也包含了原始图像中的斑点噪声。

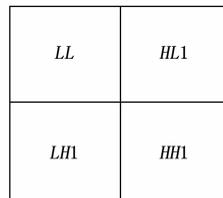


图 2 一级小波分解示意图

与一维情况类似, 进行多次小波分解后, 得到 j 级 ($j=3$) 分解部分, 如图 3 所示。小波分解能够捕捉到信号的整体变化趋势和结构, 而过多级数的小波分解层会使原图像边缘和细节信息丢失严重, 故本文采用小波变换 3 级分解。

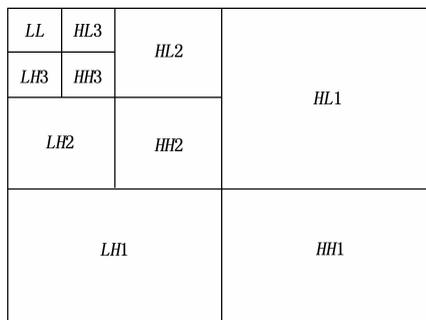


图 3 三级小波分解示意图

3) 对小波变换后的信号低频部分进行各向异性扩散 SRAD 滤波, 如式 (9) 所示。为了将各向异性扩散方法有效地应用到受斑点噪声污染的超声图像, 根据超声图像中

斑点噪声的性质，本文采用了下述扩散系数方程和边缘检测算子：

$$c(m, n, t) = \frac{1}{1 + \frac{q^2(m, n, t) - q_0^2(t)}{q_0^2(t)[1 + q_0^2(t)]}} \quad (15)$$

$$q(m, n, t) = \sqrt{\frac{(1/2)(|\nabla I|/I)^2 - (1/4)(\nabla^2 I/I)^2}{[1 + (1/4)(\nabla^2 I/I)^2]}} \quad (16)$$

其中： $q_0(t)$ 为 t 时刻的扩散阈值^[19-20]：

$$q_0(t) = q_0 e^{-t} \quad (17)$$

由于边缘检测算子 $q(m, n, t)$ 不仅包含梯度算子，还包含可用于区分噪声或边缘引起的灰度变化的拉普拉斯算子，因此，在滤除超声图像中斑点噪声时，SRAD 算法能够更好地保留图像的边缘和细节信息，比 PM 算法更准确。

4) 对小波变换后信号的高频部分在多个尺度方向上进行小波阈值收缩滤波去噪。由于本文研究对象为医学超声图像，噪声类型已知，对比算法的时间复杂度和滤波效果，选择 Visu 收缩算法计算小波门限阈值，并采用式 (8) 中的软阈值收缩方法，滤除高频信号中的斑点噪声系数；

5) 超声图像重构。对滤波后的高频分量和低频分量进行小波逆变换，得到去噪后的重构超声图像。

基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法 (Wavelet-SRAD) 的流程如图 4 所示。

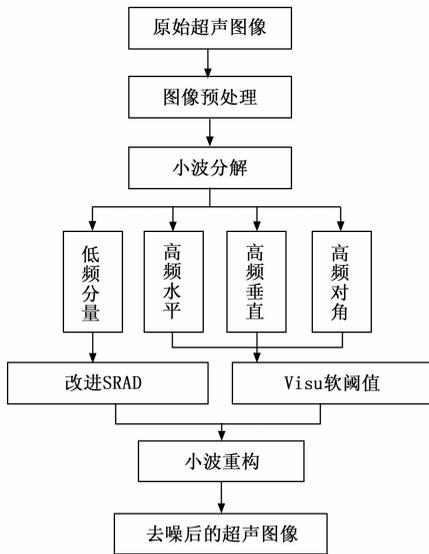


图 4 本文算法流程图

3 实验结果与分析

本文实验数据为肝脏超声图像，采集于包头医学院第一附属医院。在医生指导下，选取了 67 幅肝脏超声图像进行实验，其中正常肝 40 幅，脂肪肝 27 幅。由于原始图像中含有颗粒状的斑点噪声，使得肝脏的血管边界和孔状组织难以辨认，严重影响医生对肝脏病灶情况的判断，如图 5 (a) 所示。采用改进的基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法 (Wavelet-SRAD) 对肝脏超声图像进行各向

异性扩散的多尺度关联分析，运用小波变换将超声图像信号分解为低频信号和高频信号，分别进行各向异性 SRAD 和小波软阈值收缩滤波去噪处理，重构后的图像如图 5 (f) 所示。从图中可以直观看出，滤噪后的肝脏超声图像有效地去除了斑点噪声，肝脏区域的组织纹理和血管边界更加清晰，这表明改进算法提升超声图像质量的准确性和有效性。

为了进一步验证改进算法的有效性，运用中值滤波、高斯滤波、均值滤波、传统 SRAD 算法对含斑点噪声的肝脏超声图像进行滤波去噪对比实验。图 5 (b) 为采用中值滤波算法去噪后的超声图像，采用的中值滤波的模板大小为 3×3 。实验结果表明，中值滤波有效地保持了图像的纹理特征信息，图像略微平滑，但对于斑点噪声的滤波效果较差，处理后的图像视觉上与原图无明显差异，这可能是由于中值滤波仅基于排序统计理论消除图像中孤立的噪声点，对于灰度分布较为连续的医学图像，无法达到较好滤波去噪效果。图 5 (c) 为采用高斯滤波算法去噪后的超声图像，采用的高斯滤波的模板大小为 3×3 。实验结果表明，高斯滤波与中值滤波效果相近，虽然在一定程度上保持了图像的细节和边缘信息，但是使得图像变得模糊，去除斑点噪声效果不明显，这可能是由于高斯滤波仅基于加权平均处理，消除了组织纹理间的差异，使得图像灰度分布更为平滑，导致图像清晰度变差。图 5 (d) 为采用均值滤波算法去噪后的超声图像，采用的均值滤波的模板大小为 3×3 。实验结果表明，均值滤波与中值滤波和高斯滤波相比，去除斑点噪声的能力略有提升，但保持图像边缘细节特征的能力比中值滤波和高斯滤波略弱，这可能是由于均值滤波仅基于线性领域的平均计算，不能很好地保护图像的细节特征信息，从而使得图像变得模糊，不能有效滤除斑点噪声。图 5 (e) 为采用传统 SRAD 算法去噪后的超声图像，迭代次数为 5 次。实验结果表明，SRAD 算法能较大程度地抑制斑点噪声，图像变得平滑，然而边缘和细节信息丢失严重，原图像肝脏血管的内中膜部分几乎不能辨认，这是由于基于差分计算的 SRAD 算法对图像的不同频带区域信号表征不同，如，纹理均匀区域、边缘弱纹理区域、噪声强弱区域、大范围边缘和亮线等不同区域对差分计算呈现不同效果，因此对整体图像采用单一的 SRAD 算法效果差强人意。图 5 (f) 为采用本文改进算法去噪后的超声图像，小波分解的层数为 3，SRAD 算法的迭代次数为 5 次。从图中可以直观看出，改进后的多尺度小波分析各向异性扩散降噪算法有效地抑制了超声图像中的斑点噪声，滤波去噪后图像中的颗粒状斑点噪声明显减少，与上述传统滤波去噪算法相比，滤波去噪后图像中组织纹理信息丰富的肝脏区域内部结构更加清晰，脏器、血管边缘等细节特征信息的保持能力更好，特别是大范围边缘部分的识别率要高于传统滤波去噪算法，这是由于改进算法对不同频带分量采用不同的滤波方法，低频部分组织纹理特征信息更为丰富，故采用 SRAD 算法，并引入梯度算子和拉普拉斯算子，可

以有效提升算法区分灰度纹理变化的能力; 高频部分边缘和亮线等特征信息更为丰富, 故采用小波多尺度变换算法, 并采用 Visu 软阈值处理方法, 可以有效提升算法捕捉边缘和细节信息的能力。不同频带分量的处理方法互为补充, 可以有效抑制医学超声图像中的斑点噪声, 达到滤波去噪的目的, 改进算法的滤波去噪能力明显优于传统算法。

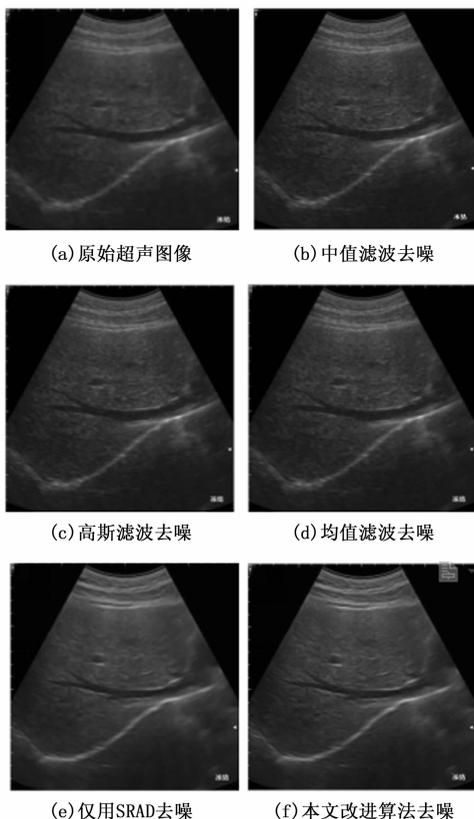


图 5 实验效果图

由于图像的像素亮度 (灰度级别) 反映了能量变化, 其分布情况反映了图像的统计特性, 也就是说, 灰度直方图可以反映图像中每一灰度级与该灰度出现的频率之间的对应关系, 因此, 可以体现滤波去噪效果。为了从统计学的角度直观地对改进算法进行可视化分析, 采用灰度直方图对原始超声图像和滤波去噪后图像的灰度级分布进行统计分析, 将图像中所有像素, 按照灰度值大小, 统计其出现的频率。通过这种可视化的分析方法可以直观地看到滤波去噪前后图像的对比度、灰度分布的变化情况。对原始肝脏超声图像和基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪后的肝脏超声图像分别进行灰度直方图可视化处理, 如图 6 所示。

由图 6 可以看出, 由于原始肝脏超声图像中存在斑点噪声, 导致各级灰度分布差异较大, 采用改进算法滤波去噪后的肝脏超声图像, 有效地抑制了高频斑点噪声, 并较大幅度地保留了图像目标的轮廓、组织、纹理和边缘细节等特征信息, 各级灰度等级分布也较为均匀, 这也证实了所提改进算法的有效性。

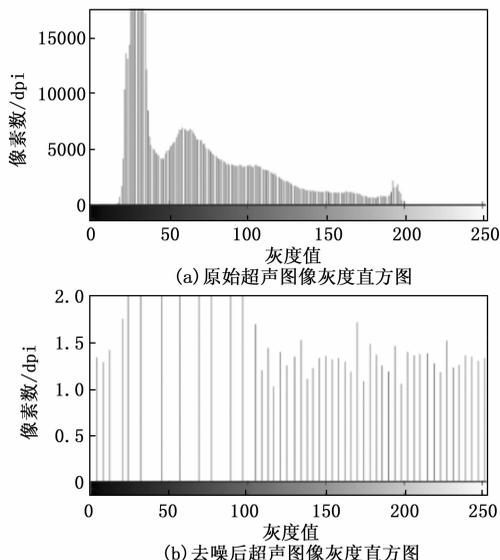


图 6 灰度直方图可视化

最后, 通过计算图像的均值 μ 、标准差 σ 、斑点指数 β 和等效视数 enl (Equivalent Number of Looks) 来综合判断图像的去噪效果和边缘细节保持能力。斑点指数主要反映算法的降噪能力, 等效视数主要反映图象的细节保持能力, 其中 β 和 enl 定义如下:

$$\beta = \sigma / \mu \tag{18}$$

$$enl = \frac{\mu^2}{\sigma^2} \tag{19}$$

为了进一步验证本文算法的有效性, 分别对均值滤波、高斯滤波、传统 SRAD 算法和本文算法进行滤波去噪处理后的肝脏超声图像计算其均值 μ 、标准差 σ 、斑点指数 β 和等效视数 enl , 实验结果如表 1 所示。

表 1 实验结果

性能指标	原图	中值滤波	高斯滤波	均值滤波	SRAD 滤波	本文算法
β	0.808 1	0.899 7	0.899 8	0.880 9	0.791 9	0.785 3
enl	1.531 1	1.235 2	1.235 2	1.234 9	1.594 4	1.621 2

由表 1 可以看出, 与传统图像滤波算法相比, 本文提出的改进算法在斑点指数 β 和等效视数 enl 上都取得了优异的性能指标, 表明了该算法去除医学超声图像中斑点噪声的准确性和有效性。

综上所述, 改进的基于小波分析的各向异性扩散斑点降噪算法 (Wavelet-SRAD) 有效抑制了肝脏超声图像中的斑点噪声, 具有较好的性能指标, 去噪后的超声图像质量明显提升。与传统图像滤波去噪算法相比, 改进算法通过构建超声图像斑点噪声模型, 运用各向异性扩散 SRAD 去噪方法, 融合多尺度分辨分析关联的小波变换对医学超声图像的不同频带采用不同的处理方法, 二者互为补充, 可以有效滤除超声图像中的斑点噪声, 去噪效果明显优于传统噪声抑制算法, 有助于提高超声图像质量、辅助临床医生制定准确的临床决策。

4 结束语

本文提出了一种改进的基于小波分析的各向异性扩散医学超声图像斑点噪声抑制算法 (Wavelet-SRAD), 有效融合了小波变换和各向异性扩散滤波去噪算法的优势, 通过对超声图像进行多尺度分解、各向异性扩散滤波, 达到去除斑点噪声的目的, 并在肝脏超声图像上获得了较好的去噪效果, 具有更优的斑点指数和等效视数。与传统图像滤波去噪算法相比, 去除医学超声图像中斑点噪声的能力更强, 并有效地保持了图像的组织纹理信息和边缘细节信息, 滤噪后的肝脏超声图像组织纹理更加清晰, 脏器、血管边缘更加平滑, 图像质量显著提升, 为医学超声图像计算机辅助诊断的发展提供了有力保障。

参考文献:

- [1] NEDUMARAM D, SIVAKUMAR R, et al. Speckle noise reduction in ultrasound biomedical B-scan images using discrete topological derivative [J]. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 2022, 38 (2): 276 - 286.
- [2] PEROMA P, MALIJK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 12 (7): 629 - 639.
- [3] LEE J. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 2 (2): 165 - 168.
- [4] FROST V, STILES J, et al. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2012, 4 (2): 157 - 166.
- [5] YU YONGJIAN, ACTON T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2022, 11 (11): 1260 - 1270.
- [6] DONOHO D, JOHNSTONE I. Ideal adaptation via wavelet shrinkage [J]. *Biometrika*, 2014, 81: 425 - 455.
- [7] SOMANATH M, MANDAL J. Wavelet based denoising of medical images using sub-band adaptive thresholding through genetic algorithm [J]. *Procedia Technology*, 2018, 10: 680 - 689.

- [8] 张聚, 王陈, 程芸. 小波与双边滤波的医学超声图像去噪 [J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19 (1): 126 - 132.
- [9] 徐立, 高琦, 贾楠. 多尺度分辨分析关联的剪切波变换乳腺超声图像去噪 [J]. *电子技术与软件工程*, 2020 (3): 146 - 148.
- [10] 李芳慧, 裴腾达. 改进模糊二值模式算法及其在卷积神经网络中的降噪性能 [J]. *计算机与数字工程*, 2023, 51 (3): 712 - 715.
- [11] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55 (12): 20 - 36.
- [12] 田启川, 王满丽. 深度学习算法研究进展 [J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55 (22): 25 - 33.
- [13] DONOHO D, JOHNSTONE. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage [J]. *J. Am. Stat. Assoc.*, 2015, 90 (432): 1200 - 1224.
- [14] CHANG S, YU B, VETTERLI M. Spatially adaptive wavelet thresholding based on context modeling for image denoising [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2020, 9 (9): 1522 - 1531.
- [15] 吴俊, 汪源源, 陈悦, 等. 基于同质区域自动选取的各向异性扩散超声图像去噪 [J]. *光学精密工程*, 2017, 22 (5): 1312 - 1319.
- [16] HAN M, WANG J Q, DONG Q, et al. Anisotropic diffusion combined with nonconvex functional for noise image segmentation [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2021, 35 (3): 2154 - 2169.
- [17] OCHOTORENA C N, YAMASHITA Y. Anisotropic guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 1397 - 1412.
- [18] LI Z, ZHENG J, ZHU R, et al. Weighted guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24: 120 - 129.
- [19] 方政, 胡晓辉, 陈永. 基于多方向中值滤波的各向异性扩散滤波算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53 (4): 195 - 199.
- [20] 董婵婵, 张权, 郝慧艳, 等. 基于差分曲率的偏微分方程图像降噪算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2015, 36 (7): 1850 - 1854.

(上接第 145 页)

- [15] 董荣刚, 刘福燕, 杨英福. 基于 Flexsim 的医院物品运送 AGV 仿真技术研究 [J]. *中文科技期刊数据库 (全文版) 工程技术*, 2023 (11): 59 - 62.
- [16] 高铁晨, 高振清, 张镇, 等. 基于极小样本轻量化网络的物品检测抓取分拣平台研究 [J]. *北京印刷学院学报*, 2023, 31 (12): 31 - 34.
- [17] 李政清, 侯森浩, 韦金昊, 等. 面向仓储物流的平面索并联机器人视觉自标定方法 [J]. *清华大学学报 (自然科学版)*, 2022, 62 (9): 1508 - 1515.
- [18] 庄燕玲, 孙玉姣, 朱涛, 等. 移动货架系统多机器人“存-

- 取货架”调度优化方法 [J]. *系统工程理论与实践*, 2023, 43 (2): 488 - 508.
- [19] 王楷斌, 傅雨凝, 魏倩, 等. 基于迭代禁忌搜索算法的 AGV 单向网格布局分拣场景下的协同调度及路径规划研究 [J]. *汽车周刊*, 2022 (7): 244 - 249.
- [20] 黄文冠, 周莹, 陈元威, 等. 基于 STM32 与 Arduino 的小型无人分拣物流车 [J]. *工业控制计算机*, 2023, 36 (1): 42 - 44.
- [21] 吴连伟, 王平, 司会萍, 等. 基于 PLC 控制的 AGV 智能物流输送系统的研究与应用 [J]. *机械工程师*, 2023 (9): 142 - 146.