

徐书楠. 联合非下采样剪切波与各向异性扩散的医学超声图像去噪[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(5): 10-20. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 24120301

联合非下采样剪切波与各向异性扩散的医学超声图像去噪

徐书楠

(西安石油大学 计算机学院, 西安 710065)

摘要: 为了解决传统剪切波算法在去除医学影像斑点噪声时引起的伪影和视觉失真问题,本文提出了一种融合非下采样剪切波变换(NSST)与基于像素离群度 Q 的各向异性扩散去噪(QSRAD)的新算法。首先,在剪切波多尺度分解中融入非下采样金字塔滤波和方向局部化,使图像的每个部分都被保留,避免了信息丢失。其次,通过引入离群度 Q 优化SRAD算法,使其能够更精确地区分图像边缘和噪声信息,有效保留图像细节。最后,在高频分量结合QSRAD和软阈值设计了新的阈值策略,以去除残留噪声并提高图像的质量;而在低频分量,则利用QSRAD自适应扩散系数,在抑制噪声的同时保留图像纹理和结构信息。通过对比普通图像、仿生图像及真实超声图像的客观指标,实验结果表明,本文算法在斑点噪声抑制和细节保护方面均优于其他对比算法,展现出优异的去噪能力和实用性。

关键词: 斑点噪声; 非下采样剪切波; QSRAD; 阈值策略

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)05-0010-11

A medical ultrasound image denoising algorithm combining Shearlet Transform with anisotropic diffusion

XU Shunan

(School of Computer Science, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China)

Abstract: To address the issues of artifacts and visual distortions caused by traditional shearlet algorithms when removing speckle noise in medical imaging, this paper proposes a new algorithm that integrates Non-Subsampled Shearlet Transform (NSST) with Anisotropic Diffusion Denoising based on Pixel Outlier Factor Q (QSRAD). Firstly, the non-subsampled pyramid filter and direction localization are incorporated into the shearlet multi-scale decomposition, ensuring that every part of the image is retained and information loss is avoided. Secondly, by introducing the outlier factor Q to optimize the SRAD algorithm, it can more accurately distinguish between image edges and noise information, effectively preserving image details. Finally, a new thresholding strategy is designed for the high-frequency components by combining QSRAD and soft thresholding to remove residual noise and improve image quality; for the low-frequency components, the adaptive diffusion coefficient of QSRAD is utilized to suppress noise while preserving image texture and structural information. Compared with objective metrics of ordinary images, biomimetic images, and real ultrasound images, experimental results demonstrate that the proposed algorithm outperforms other comparative algorithms in both speckle noise suppression and detail preservation, exhibiting excellent denoising capabilities and practicality.

Key words: speckle noise; Non-Subsampled Shearlet Transform; QSRAD; threshold strategy

0 引言

医学超声成像是一种非侵入性技术,是利用超声波扫描人体并捕捉反射信号来生成体内器官的图像。相较于X射线成像、计算机断层扫描、磁共振成像和正电子发射断层扫描,超声成像设备以其低成本、无辐射、便携性和实时成像优势,已成为不同

年龄层病患检查中的常用设备。超声成像以实时性、安全性和高分辨率的特点,广泛应用于监测胎儿的发育状况,评估肌肉、关节、血管以及内脏器官的形态变化,以及确定病变区域的范围和物理特性^[1]。然而,超声图像中固有的斑点噪声显著降低了图像的分辨率和对比度,干扰了医生对病变区域和组织边缘的精准识别,影响诊断的准确性^[2]。因

此,去除斑点噪声是医学超声图像预处理中的重要任务之一。

斑点噪声源于波的散射和干涉,表现为乘性噪声,具有瑞利分布特性,会导致图像中出现颗粒状结构,影响医者的判断^[3]。为解决这一问题,已陆续研发出各类斑点去噪算法,包括单滤波器、基于非局部均值(NLM)的算法、变换域去噪算法和组合滤波器算法。

常用的单滤波器包括PM算法和SRAD算法。其中,PM算法利用图像梯度来调节扩散过程,能够实现噪声平滑和边缘保持,但在噪声较强时稳定性欠佳^[4];SRAD算法则优化了斑点噪声去除过程,利用局部统计特性设计了适合斑点噪声的扩散系数,在去除斑点噪声方面表现优异,但可能导致边缘模糊,影响图像质量^[5]。

相较于单一滤波器,非局部均值算法通过考虑像素周围邻域的结构特征,有效地保留图像的细节和边缘信息。肖贵仁等学者^[6]提出了改进型Q-NLM算法在医学图像去噪中的应用,通过引入离群度 Q 用于区分原像素与斑点噪声,进一步用NLM算法去除图像的噪声,但NLM算法在处理均匀纹理中噪声时效果并不理想。对于非局部均值的优化,陈雅玲等学者^[7]又提出了一种改进块匹配的协同滤波(BM3D)算法,在保留特征信息方面表现出色,但去噪过程耗时较长,因此仍然以满足医学超声图像实时检查的需求。

变换域图像去噪算法常见的是小波变换,将信号转化到频域处理,在频域去噪后逆变换为去噪后的图像。这种方法增强了去噪的灵活性和效果;然而,在处理复杂图像时,小波变换由于缺乏足够的方向性和各向异性,无法满足精细的去噪需求。随着小波变换的发展,出现了脊波(Ridgelet)、曲波(Curvelet)、轮廓波(Coutourlet)和剪切波(Shearlet)等新变换。其中,剪切波(Shearlet)变换由于其方向的敏感性、稳定性以及最优稀疏近似性等优点脱颖而出,在图像去噪、边缘提取等方面显示出巨大的潜力,而在医学超声图像去噪时,因变换中进行下采样,导致图像信息丢失而产生伪影和失真,从而影响图像的质量^[8]。

为了克服单一算法的局限性,结合不同算法的优势,提出了组合滤波器算法,将多种滤波优点进行融合,并弥补各自的缺陷,在去除斑点噪声的同时保留细节信息。熊海晨等学者^[9]提出了基于SRAD-DWT算法的显微图像降噪模型,该模型在散斑噪声

消除和边缘保护方面表现优异,但仍需要进一步优化以应对残余噪声,提升图像质量。同时邱岳等学者^[10]提出了基于剪切波变换的改进全变分去噪方法,兼顾散斑去噪与纹理保留,但是处理复杂结构时有可能造成失真的风险。

针对上述情况,结合医学超声图像的特点,本文提出了一种联合非下采样剪切波变换(NSST)与基于像素离群度 Q 的各向异性扩散去噪(QSRAD)的新型算法。其中,NSST通过非下采样多尺度分解和方向局部化,避免因误差带来的失真和伪影。QSRAD通过引入离群度 Q 来准确区分噪声和非噪声点,有效地去除残留噪声。本文算法结合非下采样剪切波变换在多尺度、多方向中的平移不变性优势和QSRAD算法的自适应去噪特性,在低频和高频分量的去噪过程中,分别引入了动态扩散系数和双重阈值策略,从而更精确地抑制噪声并保留重要的纹理信息。实验结果表明,该算法能够显著去除斑点噪声,减少伪影和视觉失真,同时更好地保留图像的边缘和结构信息,进而提高了超声图像的诊断质量。

1 基本理论

1.1 剪切波变换

剪切波变换是对小波变换的拓展,通过引入剪切操作来增强小波变换对图像方向特征的敏感性,从而更有效地提取图像中的纹理和边缘信息^[11]。剪切波基函数可以表示为:

$$\psi_{a,s,t}(x) = a^{-3/4} \psi(\mathbf{S}_s \mathbf{A}_a^{-1}(x-t)) \quad (1)$$

其中, $a > 0$ 表示尺度参数; $s \in R$ 表示剪切参数; t 属于 R^2 是平移参数; \mathbf{S}_s 表示剪切矩阵,定义为:

$$\mathbf{S}_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

\mathbf{A}_a 是各向异性缩放矩阵,定义为:

$$\mathbf{A}_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix} \quad (3)$$

阈值处理是通过剪切波变换的系数进行处理,去除图像中的噪声,同时保留重要的信号成分。阈值处理在剪切波变换中常用于去噪和稀疏表示。常见的阈值处理方法包括硬阈值和软阈值。对此展开阐释分述如下。

(1)硬阈值(Hard Thresholding)。数学定义公式为:

$$\theta_{\text{hard}}(x, \lambda) = x \cdot l_{|x| > \lambda} \quad (4)$$

其中, l 表示指示函数,当 $|x| > \lambda$ 时,输出

1, 否则输出 0。

(2) 软阈值(Soft Thresholding)。数学定义公式为:

$$\theta_{\text{soft}}(x, \lambda) = \text{sgn}(x) \times \max(0, |x| - \lambda) \quad (5)$$

其中, $\text{sgn}(x)$ 表示符号函数, 当 $x > 0$ 时输出 1, 当 $x < 0$ 时输出 -1 。

1.2 非下采样剪切波

非下采样剪切波变换(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)由 2 个核心部分组成: 非下采样多尺度分解和方向局部化。在多尺度分解阶段, 该过程通过非下采样金字塔(Non-Subsampled Pyramid, NSP)滤波器组来实现。具体来说, 当含噪图像 F 经过 M 层 NSP 分解后, 将产生 $M + 1$ 个与 F 相同的子带。随后, 对这些高频子带进行剪切波滤波器组处理, 实现方向局部化, 以捕捉图像的各向异性特征。整个过程避免了下采样, 确保了图像信息的完整性和变换的平移不变性^[12]。

1.3 SRAD 算法

SRAD 算法是 Perona-Malik 算法的改进, 常用于去除斑点噪声(如超声图像中的斑点噪声)。SRAD 算法考虑了图像中的斑点噪声模型, 并根据局部像素的相对强度调节扩散系数, 使其既能平滑噪声, 又能保留边缘信息。SRAD 的核心方程如下^[13]:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla \times (c(I, \|\nabla I\|) \nabla I) \quad (6)$$

其中, 扩散系数 $c(I, \|\nabla I\|)$ 是基于斑点噪声的特点定义的, 公式为:

$$c(I, \|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{Q(I)}{I^2}\right)} \quad (7)$$

$Q(I)$ 是 SRAD 特有的质量因子, 与图像梯度和像素的局部均值及方差有关, 用于更准确地描述噪声强度^[14]。通常 $Q(I)$ 表达式如下:

$$Q(I) = \frac{\|\nabla I\|^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\nabla I_i\|^2}{\|\nabla I\|^2 + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\nabla I_i\|^2} \quad (8)$$

其中, N 表示局部区域的像素数量, ∇I_i 表示每个像素的梯度模。

2 本文算法

根据超声信号和噪声的分布呈现着不同的特征, 斑点噪声通常分布在图像的高频分量, 其中包含

了细节和边缘信息, 而超声信号主要分布在图像的低频分量, 通常包含了图像的基本结构和形态信息。运用剪切波变换将超声信号分解为不同尺度的子带, 用阈值去除高频分量的噪声, 随后通过逆变换得到去噪后的图像, 然而传统剪切波变换中进行下采样, 导致图像信息丢失而造成伪影和失真。因此, 本研究融合了非下采样剪切波变换(NSST)与各向异性扩散(QSRAD)的优势, 提出了一种结合 NSST 和 QSRAD 的斑点降噪算法。该算法首先对超声图像进行预处理, 并构建斑点噪声模型, 随后利用 NSST 将图像分解为多个尺度的分量。接着, 通过新的融合机制对这些分量进行去噪处理, 最终通过 NSST 逆变换来重构去噪后的分量, 有效抑制斑点噪声, 实现了图像质量优化的目标。

2.1 斑点噪声模型

在超声成像过程中, 图像中的斑点噪声源于超声波在组织内的散射和干涉, 其乘性特性严重降低了图像的分辨率和对比度, 对图像质量构成了显著影响。为了有效抑制这种噪声, 本文首先构建了一个精确的斑点噪声模型, 这不仅为算法的实现奠定了理论基础, 而且为后续的噪声抑制策略提供了关键的参考^[15]。超声图像的噪声模型可以通过以下公式来表示:

$$z(x, y) = \omega(x, y) \cdot \eta(x, y) + \delta(x, y) \quad (9)$$

其中, $z(x, y)$ 表示带有斑点噪声的超声图像; $\omega(x, y)$ 表示不含噪声的真实图像; $\eta(x, y)$ 表示乘性斑点噪声; $\delta(x, y)$ 表示加性噪声, 由于相对于乘性噪声, 加性噪声影响比较小, 因此方程具体如下:

$$z(x, y) = \omega(x, y) \cdot \eta(x, y) \quad (10)$$

在图像降噪的研究领域中, NSST 利用其稳定的多尺度和多方向分析能力, 有效处理加性噪声。因此, 乘性噪声模型通过齐次变换被转换为加性噪声, 该方法可以表示为:

$$\ln(z(x, y)) = \ln(\omega(x, y)) + \ln(\eta(x, y)) \quad (11)$$

此时, 变换后的噪声模型类似于高斯白噪声的加性噪声, 故斑点噪声模型变为:

$$f_{z(x, y)} = f_{\omega(x, y)} + \sqrt{f_{\eta(x, y)}} \cdot n(x, y) \quad (12)$$

其中, $f_{z(x, y)}$ 表示真实医学超声图像; $f_{\omega(x, y)}$ 表示未被污染的真实图像; $n(x, y)$ 表示均方根为 σ_n 、均值为 0 的高斯变量; (x, y) 表示像素坐标位置。

2.2 基于像素离群度 Q 的 SRAD 算法

超声图像中的斑点噪声呈现出复杂的空间分布和强度变化, 传统的 SRAD 算法虽能有效去除噪声,

但常以牺牲图像的重要细节和边缘信息为代价。为了解决这一问题,本文引入像素离群度 Q 来更精确地区分噪声点和非噪声点,从而避免图像细节信息的丢失。

离群度 Q 是一种用于图像去噪的指标,主要用于衡量图像中像素值的异常程度。其基本思想是通过分析每个像素的邻域数据,评估其与周围像素值的偏差,从而有效识别和去除噪声^[6]。计算该像素值相对于其邻域内像素值的偏差,可以使用以下公式计算离群度:

$$Q(x,y) = \frac{|I(x,y) - \mu N(x,y)|}{\sigma N(x,y)} \quad (13)$$

其中, $I(x,y)$ 表示像素的强度; $\mu N(x,y)$ 表示邻域内像素的均值; $\sigma N(x,y)$ 表示邻域内像素值的标准差。

根据经验或统计分布设定一个阈值 T , 将离群度 Q 大于 T 的像素标记为噪声。这是因为离群度大的像素值相较于其邻域显著偏离,因此可能是噪声。

基于离群度 Q 的 SRAD 算法的扩散系数自适应地调整,以更好地处理噪声和细节。这里用到的公式为:

$$C'(x,y,t) = c(x,y,t) \cdot \exp(-\alpha Q(x,y)) \quad (14)$$

其中, α 表示控制参数。当 Q 值较高时,会触发更显著的扩散过程以减少噪声;而当 Q 值较低时,执行更轻微的扩散,确保图像细节得以保留。

2.3 NSST 和 QSRAD 融合机制

本文提出了一种创新的融合机制,将 NSST 与 QSRAD 相结合,旨在发挥 NSST 在多尺度、多方向中的平移不变性优势,同时利用 QSRAD 在噪声定位和自适应扩散方面的卓越性能。这种系统架构的设计思想在于,通过深度整合 NSST 的频域处理能力和 QSRAD 的局部自适应特性,实现对超声图像在不同频段的精准优化去噪。具体而言,融合方案的逻辑和步骤如下:

在处理高频分量时,传统的剪切波变换由于其阈值策略单一,往往无法区分复杂的噪声与图像细节。为了克服这一问题,本算法在 NSST 分解后,为高频分量引入了一种自适应的双重阈值策略,用于解决传统软阈值法在去噪过程中无法有效区分噪声和图像细节的问题。

首先在高频子带上应用软阈值去噪,设定一个初始阈值 T_1 , 对小波系数进行软阈值化处理,公式为:

$$\hat{w} = \text{sign}(w) \cdot \max(|w| - T_1, 0) \quad (15)$$

其中, w 表示小波系数; \hat{w} 表示阈值化后的系数; $\text{sign}(w)$ 表示符号函数。这种处理能去除大部分噪声,但软阈值的局限性可能导致一些边缘细节丢失或无法完全去除复杂噪声。根据离群度 $Q(x,y)$ 的分布,设计一个新阈值 T_{new} , 如果式(13)中 $Q(x,y)$ 大于阈值 Q_T , 说明该区域可能存在未去除的噪声;否则,保留原始软阈值处理后的结果。新的阈值定义为:

$$T_{\text{new}}(x,y) = \begin{cases} T_2, & \text{if } Q(x,y) > Q_T \\ T_1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $T_2 > T_1$, 且 T_2 是基于局部离群度更高时设定的更高阈值, Q_T 是离群度的阈值,控制自适应阈值的切换。研究可知,扩散系数基于局部噪声特性进行计算,可以使用自适应的扩散函数来调节扩散速度。

在处理低频分量时,针对其主要包含结构和纹理信息的特性,本文引入了 QSRAD 算法。该算法根据局部像素强度的变化动态调整扩散系数,对噪声较大的区域进行更强的扩散处理,而在细节丰富的区域则减弱扩散,从而有效保留图像的边缘和纹理信息。

2.4 算法实现流程

(1) 对采集到的医学超声图像进行灰度化和归一化等预处理操作,统一图像格式。然后,通过将含噪超声图像进行对数变换,将乘性噪声转换为加性噪声,并建立斑点噪声模型,为非下采样剪切波变换的去噪步骤提供了理论基础。

(2) 超参数搜索可以通过网格搜索方法进行选取,确定最佳的小波基和分解层数,这些选定的小波基和分解层数将用于后续的去噪步骤。

(3) 采用确定的小波基和分解层数 m 在非下采样剪切波变换(NSST)中进行去噪处理,将图像信号分解为多个高频分量和一个低频分量,若 $m > 1$ 时,低频分量继续往下分解,高频分量则根据方向参数进行局部化调整^[9]。但分解层数过多可能会引起图像边缘和细节信息的显著损失。通过超参数搜索,本文确定采用 $m(m=3)$ 级小波分解作为最佳选择。

(4) 为防止过度平滑并实现不同医学超声图像中最佳的噪声抑制效果,本文通过 NSST 和 QSRAD 融合机制去噪,并引入自适应参数 $k(0 < k < 1)$, 进一步优化 QSRAD 在不同尺度和不同图像区域中

的作用比重,从而减少图像细节的丢失。研究推得的公式为:

$$U_{\text{final}} = U_{\text{SST}} + kU_{\text{QSRAD}} \quad (17)$$

其中, U_{final} 表示最终的去噪结果; U_{SST} 表示 NSST 算法; U_{QSRAD} 表示 QSRAD 算法。

(5) 对去噪后的各个高频和低频分量进行逆非下采样剪切波变换 (Inverse NSST), 将分解的各个频段分量重新合成为最终的去噪超声图像。

联合 NSST 与 QSRAD 的医学超声图像去噪的流程如图 1 所示。

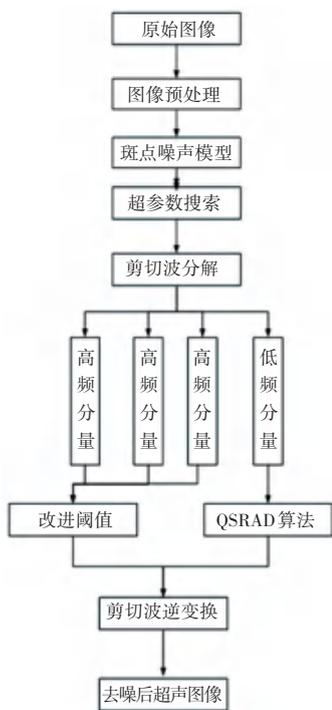


图 1 本文去噪算法流程图

Fig. 1 Flowchart of noise reduction algorithm in this article

3 实验结果分析

3.1 客观分析指标

在本次实验中, 本文采用了峰值信噪比 (PSNR)、结构相似性指数 (SSIM) 以及等效视数 (ENL)、斑点抑制与平均保持指数 (SMPI) 等指标来评估去噪效果。

针对普通图像和仿真图像更关注图片的质量和细节, 使用 PSNR 和 SSIM 来评判。其中, PSNR 用于评估噪声消除的性能, PSNR 的值越大, 表示图像质量越好。PSNR 的计算公式如下:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255}{MSE} \right) \quad (18)$$

其中, 均方误差 (MSE) 定义为:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (f(M, N) - g(M, N))^2 \quad (19)$$

其中, M 和 N 分别表示行数和列数; $f(M, N)$ 表示原始图像; $g(M, N)$ 表示去噪后获得的结果图像。

SSIM 衡量原始图像和结果图像之间的相似度, SSIM 值越大, 表示图像细节和结构的保护程度越高^[16]。SSIM 的计算公式如下:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_x \sigma_y + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (20)$$

其中, μ_x, μ_y, σ_x^2 和 σ_y^2 分别表示原始图像和结果图像的均值和方差; $\sigma_x \sigma_y$ 表示 x 和 y 的协方差, c_1 和 c_2 是 2 个正数, 用于防止分母接近零。

在评估真实超声医学图像时, 应特别关注图像感兴趣区域的斑点抑制情况和整体的图像平均值保护程度, 而传统的 SSIM 指标可能无法提供足够的准确性。为了更精确地衡量去噪性能, 采用了 ENL 和 SMPI 这 2 个指标。其中, ENL 专注于评估去噪算法抑制斑点噪声的能力, 其值越高, 表明图像中的斑点噪声得到了更有效的抑制, 进而图像质量得到提升, ENL 的计算公式如下:

$$ENL = \frac{\mu_{\text{RoI}}^2}{\sigma_{\text{RoI}}^2} \quad (21)$$

其中, μ_{RoI} 表示感兴趣区域 (RoI) 内的平均值; σ_{RoI}^2 表示 RoI 内的方差。

与此同时, SMPI 指标综合考虑了去噪效果及对图像平均值的保护, 其值越低, 表示在有效抑制噪声的同时, 去噪后的图像更好地保留了原始图像的平均值, 这表明去噪效果更佳, 且图像的失真度更低, SMPI 的计算公式如下:

$$SMPI = (Q + |mean(E[n] - E[g])|) \left(\frac{\sqrt{var[g]}}{\sqrt{var[n]}} \right) \quad (22)$$

$$Q = \left(\frac{\max(E[g] - \min(E[g]))}{E[n]} \right) \quad (23)$$

其中, $E[\cdot]$ 和 $var[\cdot]$ 分别表示期望和方差, n 表示含噪图像。较低的 SMPI 值表示较高的去斑能力。通过 ENL 和 SMPI 的联合应用, 能够全面评估去噪算法在保持图像质量的同时对斑点噪声的抑制效果^[17]。

3.2 实验环境分析

为了全面评估所提出的去噪算法在去除超声医学图像斑点噪声方面的表现, 特别是在细节保留和

去噪效果方面,进行了一系列的实验验证。实验设计包含 38 幅图像,覆盖了普通图像、仿生图像和真实的医学图像。其中,普通图像 4 幅,仿生图像 4 幅通过 *phantom* 函数生成,真实医学图像 28 幅(每个部位 3 幅健康和 3 幅异常图像),均选自美国国家医学图书馆和 Kaggle 数据集。

为了验证算法的适用性,选取了添加了方差为 $\delta = 0.03$ 斑点噪声 cameraman, 仿生图像;以及 5 张真实图像卵巢 (ovary)、胚胎 (embryo)、肝肾 (KidneyLiver)、胸腺 (thymus)、甲状腺 (thyroid)。为了

保持实验的一致性,对所有图像进行了尺寸调整,确保同一类型的测试图像具有统一的分辨率:普通图像大小为 512×512 像素,仿生图像的大小为 438×438 像素,而真实医学图像的大小则为 640×480 像素。

为了验证算法的有效性,在真实图像中精心选取了感兴趣区域 (RoI)。这些区域包括:富含细节信息的边缘部分,以及纹理特征明显的平坦区域。选择这些特定部位的目的是为了全面评估算法在不同类型医学超声图像中,去噪算法抑制斑点噪声的能力。具体选择的 RoI 区域展示如图 2 所示。



图 2 真实图像感兴趣区域 (RoI)

Fig. 2 Region of Interest (RoI) in real images

普通图像和仿生图像,是先通过添加斑点噪声后,再使用各算法去噪,更关注 *PSRN* 和 *SSIM*, 需要添加含噪声图片进行对比;而选取的真实图像中已经包含了斑点噪声,更关注斑点抑制效果。为保持实验对照一致,对比算法添加了 Lee 算法,对比算法顺序如图 3、图 4 所示。具体来说,就是:(a) 原图, (b) 含噪图像 (Lee 算法), (c) Shearlet 算法^[18], (d)

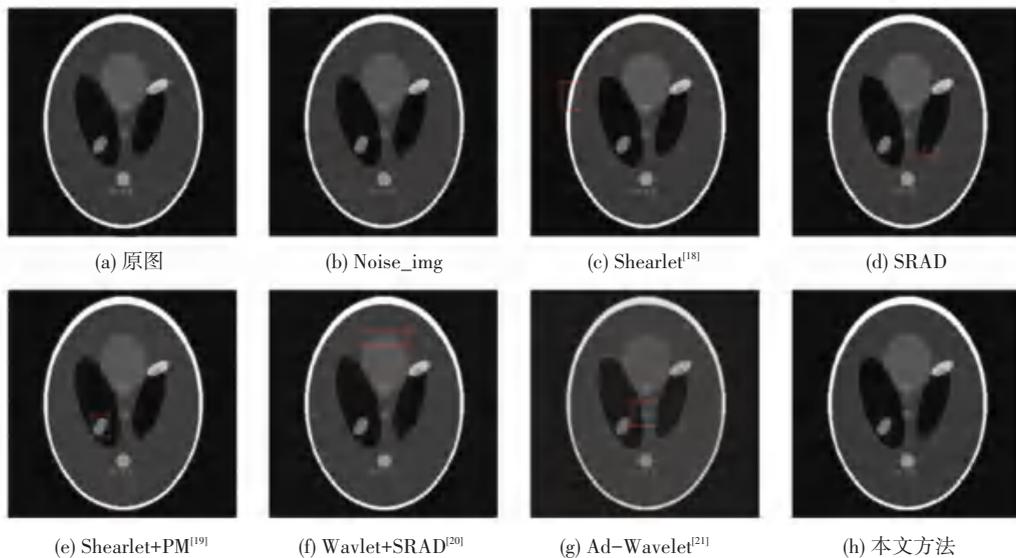
SRAD 算法, (e) Shearlet+PM 算法^[19], (f) Wavlet+SRAD 算法^[20], (g) Adaptive-Wavelet 算法^[21], (h) 本文算法。

经过超参数搜索,本文最佳参数如下:小波系数最佳的值为小波基 'coif5', 阈值 'soft', 分解层数 3, *QSRAD* 的最佳系数迭代次数 20 次,去噪强度 λ 为 2, 其他算法参数均保持与原论文中一致。



图 3 方差为 $\delta = 0.03$ 摄影师 (cameraman) 去噪情况

Fig. 3 Photographer (cameraman) noise reduction with variance $\delta = 0.03$

图4 方差为 $\delta=0.03$ 仿生图像去噪情况Fig. 4 Bionic image denoising with variance $\delta=0.03$

3.3 实验结果

3.3.1 标准图像实验

本研究对 cameraman 和仿生图像添加了方差为 $\delta = 0.03$ 斑点噪声,随后采用所提出的算法进行去噪处理。在评估过程中,特别关注了 *PSNR* 和 *SSIM* 这2个指标。实验结果见表1。图3和图4进一步直观展示了去噪效果。

表1 噪声方差为 0.03 的标准图像去噪情况

Table 1 Denoising of standard images with noise variance of 0.03

算法名称	cameraman		仿生图像	
	<i>PSNR</i>	<i>SSIM</i>	<i>PSNR</i>	<i>SSIM</i>
Shearlet ^[18]	27.46	0.628	33.50	0.922
SRAD	24.63	0.540	32.69	0.898
Shearlet+PM ^[19]	28.85	0.779	33.88	0.963
Wavlet+SRAD ^[20]	27.58	0.617	33.56	0.941
Adaptive-Wavelet ^[21]	28.11	0.755	28.11	0.925
本文算法	31.15	0.802	34.31	0.957

与现有的对比算法相比,本文提出的算法在 *PSNR* 和 *SSIM* 这2个评估指标上均展现出更优的性能,显示出明显的去噪效果。具体而言,在表1的实

验中,本文算法在 *PSNR* 和 *SSIM* 上分别达到了 31.15 dB 和 0.802,显著优于 Shearlet 和 SRAD 等其他传统算法。特别是在复杂细节的保留和边缘信息的处理上,本文算法表现出色。在表1的仿生图像实验中,本算法的 *PSNR* 值达到了 34.31 dB, *SSIM* 值为 0.957,继续保持最佳性能,这表明其在模拟生物组织特性图像的去噪处理中效果更加出众。表1中本文算法的 *SSIM* 值并非最佳,这可能是由于 QSRAD 算法在处理仿生图像时过度平滑,导致图像细节丢失,这一点在未来的研究中值得进一步优化。

3.3.2 真实超声图像实验

本研究选取了包含固有斑点噪声的真实超声图像,更关注斑点噪声抑制的效果和图像保护能力。具体地,对5个不同解剖部位的超声图像进行了去噪处理:卵巢(ovary)、胚胎(embryos)、肝肾(KidneyLiver)、胸腺(thymus)和甲状腺(thyroid)。图5~图9展示了不同算法的去噪效果。表2展示了医学超声图像中感兴趣区域(RoI)中得到的等效视数(*ENL*)值。表3展示了医学超声图像整体的斑点抑制与平均保持指数(*SMPI*)的值。

表2 依据 RoI 真实超声图像等效视数对比分析

Table 2 Analysis of Equivalent Number of Looks (*ENL*) based on Region of Interest (RoI) in real ultrasound images

图像	Lee	Shearlet ^[18]	SRAD	Shearlet+PM ^[19]	Wavlet+SRAD ^[20]	Adaptive-Wavelet ^[21]	本文算法
ovary	4.111	4.318	4.330	4.288	4.288	4.444	6.462
embryo	3.020	3.163	3.194	3.241	3.241	3.303	4.764
kidneyliver	2.394	2.613	2.786	2.592	2.592	2.605	3.913
thymus	9.785	10.076	10.319	10.396	10.396	10.461	15.341
thyroid	4.000	4.124	4.197	4.352	4.352	4.626	6.231

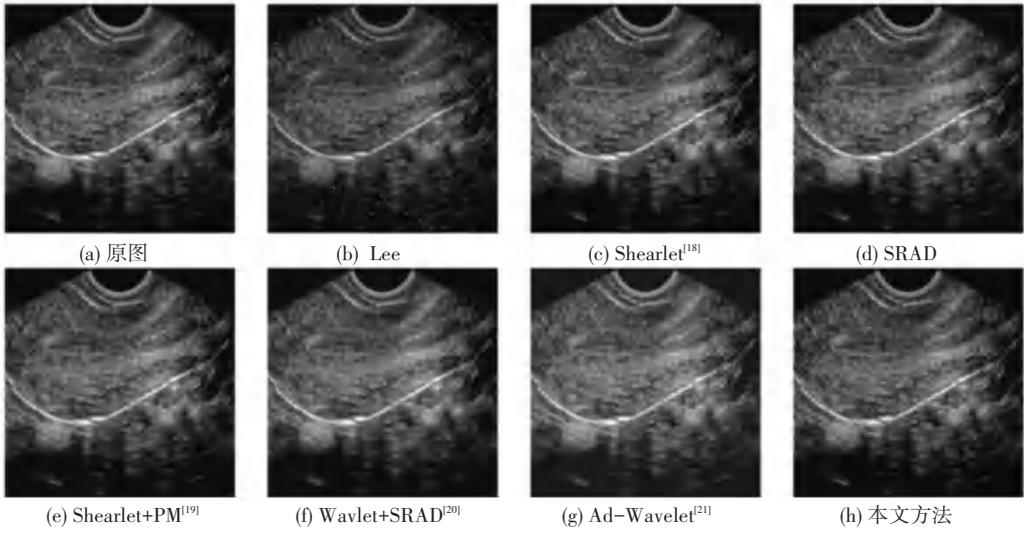


图 5 真实卵巢图像去噪情况

Fig. 5 Denoising of true ovary images

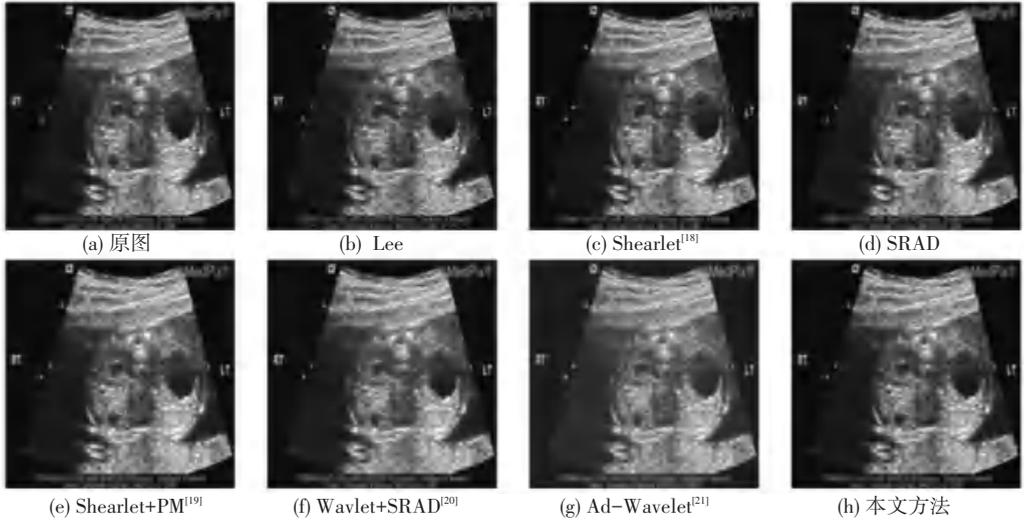


图 6 真实胚胎图像去噪情况

Fig. 6 Denoising of true embryo images

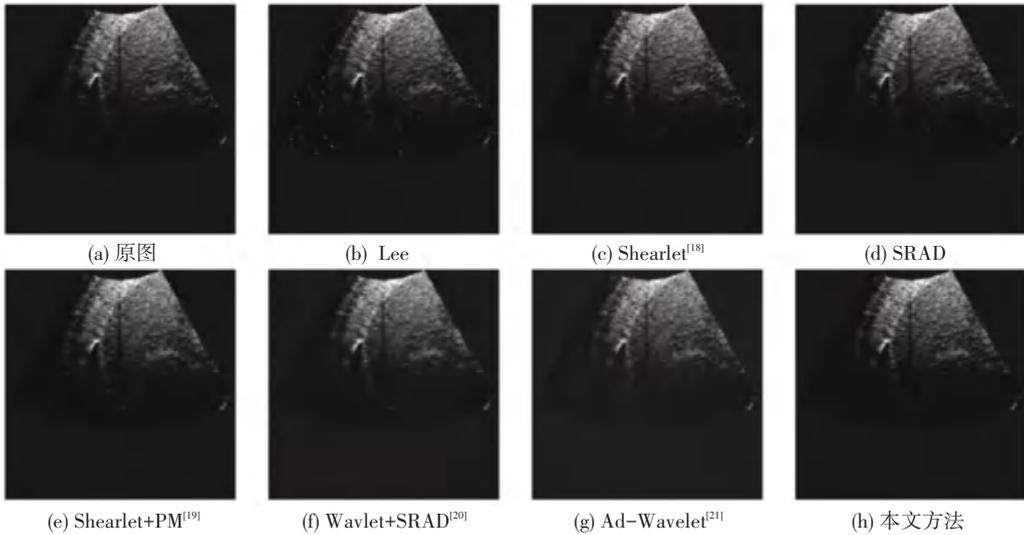


图 7 真实肝肾图像去噪情况

Fig. 7 Denoising of true kidney liver images

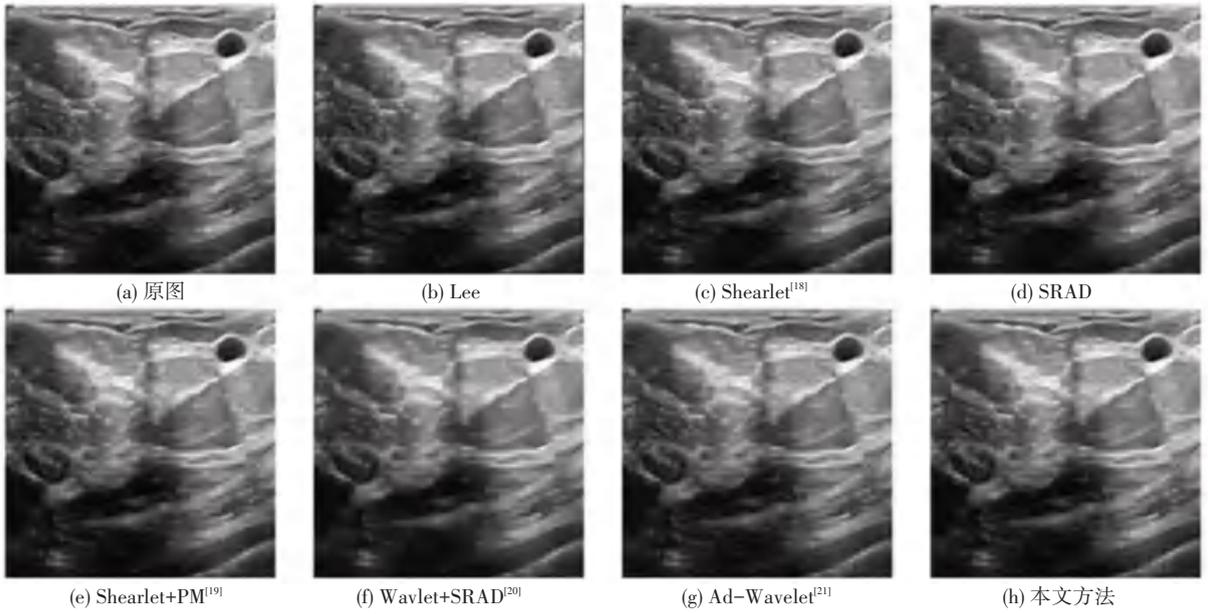


图8 真实胸腺图像去噪情况

Fig. 8 Denoising of true thymus images

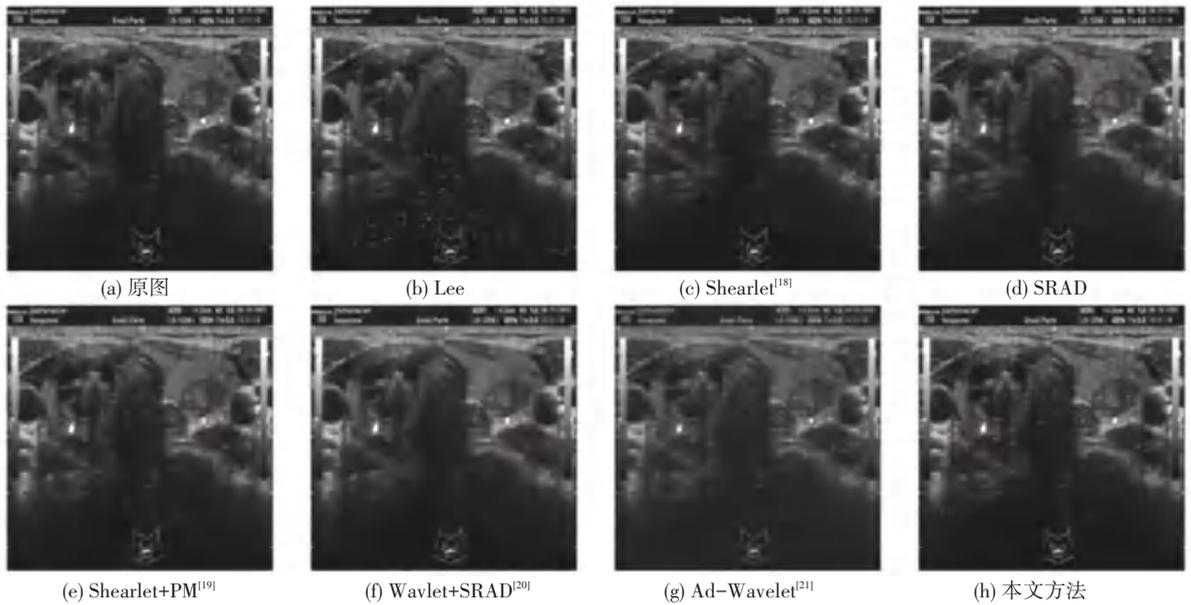


图9 真实甲状腺图像去噪情况

Fig. 9 Denoising of true thyroid images

表3 真实超声图像斑点抑制与平均保持指数对比分析

Table 3 Speckle Suppression and Mean Preservation Index (*SMP*) comparison analysis in real ultrasound images

图像	Lee	Shearlet ^[18]	SRAD	Shearlet+PM ^[19]	Wavlet+Srad ^[20]	adaptive-Wavelet ^[21]	本文算法
ovary	0.455 4	0.434 3	0.434 0	0.430 8	0.430 8	0.428 5	0.334 2
embryo	0.522 1	0.518 2	0.518 3	0.510 4	0.510 4	0.500 8	0.416 5
kidneyliver	0.276 7	0.277 0	0.276 6	0.276 5	0.276 5	0.272 4	0.177 8
thymus	0.866 2	0.866 0	0.864 3	0.863 9	0.863 9	0.863 2	0.766 3
thyroid	0.403 5	0.394 8	0.393 8	0.390 5	0.390 5	0.372 9	0.293 2

针对不同图像的实验对比,图5~9中的(b),使用了Lee算法去除斑点噪声,但错误将细节信息当作斑点噪声去除,在图像中清晰看到白色斑点;图(d)中使用了SRAD算法,尽管能够去除大部分斑点噪声,但在保留细节方面表现不佳,在图像边缘部分出现模糊,造成了强回声与弱回声区域间的“锯齿状”过渡。相比之下,图(c)中采用Shearlet算法,在处理复杂纹理和结构时表现出色,细节清晰度显著提升。然而,对于低对比度区域的小细节,其处理效果不佳,这使得不同组织之间难以区分。图(f)中使用基于文献[20]的Wavlet+SRAD方法,虽然在噪声去除方面较为有效,并能保留部分细节和边缘信息,但其方向性不如Shearlet敏感,导致部分微小结构未能很好呈现出来。图(e)中使用改进了PM扩散方法,尽管细节保留优于其他Wavelet组合算法,但对噪声与细节的区分仍然不够精确,部分细节可能被错误地视为噪声而被去除,导致钙化区域的漏诊或误诊。图(g)中采用自适应小波阈值处理,虽然比传统算法有所改善,但噪声区分能力不足,仍残留较多噪声。相比之下,图(h)中采用本文算法通过结合基于像素离群度 Q 的SRAD算法和剪切波变换,弥补了细节保留不足的缺陷,并显著提高了噪声的定位准确性。尤其在处理低对比度的细微结构时,本文方法表现优异,既有效去除了噪声,又避免了细节的过度平滑。2种技术的融合使得本文算法能够更好地保留超声图像的边缘和重要结构,同时实现出色的斑点噪声抑制,实验结果显示其去噪效果显著优于其他对比算法。

为了全面验证算法的有效性,采用了2个关键的客观指标:等效视数(ENL)和斑点抑制与平均保持指数(SMPI)。对5种不同解剖部位的超声图像(卵巢、胚胎、肝肾、胸腺和甲状腺)进行了评估,表2和表3展示了指标的评估结果。

在ENL方面,本文算法在所有测试图像上均展现出了优越的斑点噪声抑制效果。以甲状腺图像为例,Adaptive-Wavelet算法的ENL值为4.626,而本文算法达到了6.231,提升了1.605个单位,这表明本文算法在感兴趣区域(RoI)内提供了最佳的去噪效果。类似地,卵巢、胚胎、肝肾和胸腺图像的ENL值也分别提升了2.018、1.434、1.298和4.870个单位,进一步证明了本文算法在不同类型图像上的一致性和有效性。

在SMPI方面,本文算法在所有测试图像上都实现了斑点噪声的显著降低,同时保护了图像的细

节信息。甲状腺图像的SMPI值降低了约7.97%,这一趋势在其他图像上也得到了体现,卵巢、胚胎、肝肾和胸腺图像的SMPI值分别降低了9.43%、8.43%、9.46%和9.69%。

综合这些结果,可以得出结论:与现有技术相比,本文算法在处理各类超声图像时,无论是斑点抑制、还是图像质量保护方面,都有显著提高,显示出更强的适应性和鲁棒性,能够有效地改善医学超声图像的诊断价值。

4 结束语

本文提出了一种融合NSST与QSRAD的新型算法,旨在应对医学超声图像中的斑点噪声挑战。该算法利用NSST稳定的多尺度和多方向分解能力,有效捕捉图像的局部结构信息,并结合QSRAD的自适应扩散策略,在去除噪声的同时保留图像的边缘和细节特征。特别是通过创新的自适应阈值方法和扩散系数调整机制,有效解决了传统方法在处理超声图像时出现的伪影和视觉失真问题。对普通图像、仿生图像以及真实医学图像等大量图像进行去噪实验,结果表明,本文提出的算法在有效去除斑点噪声的同时,能够很好地保留图像细节,展现出其在医学图像处理中的巨大应用潜力。然而,在仿生图像测试中,算法的结构相似性(SSIM)指标未达到最优效果,未来可针对仿生图像的特性进一步优化算法,以提升其性能。

参考文献

- [1] FOROUZANFAR M, MOGHADDAM H A, DEHGHANI M. Speckle reduction in medical ultrasound images using a new multiscale bivariate Bayesian MMSE - based method [C]// Proceedings of the IEEE Signal Processing and Communications Applications Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 1-4.
- [2] MATEO J L, FERNÁNDEZ - CABALLERO A. Finding out general tendencies in speckle noise reduction in ultrasound images [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(4): 7786-7797.
- [3] LUTHRA A, SULAKHE H, MITTAL T, et al. Eformer: Edge enhancement based transformer for medical image denoising [J]. arXiv preprint arXiv, 2109.08044, 2021.
- [4] BUADES A, COLL B, MORE J M. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [5] NJEH I, SASSI O B, CHTOUROU K, et al. Speckle noise reduction in breast ultrasound images: SMU (SRAD median unsharp) approach [C]// Proceedings of the IEEE International Multi - Conference on Systems Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 1-6.
- [6] 肖贵仁, 谢芳森, 胡海江. 改进型Q-NLM算法在医学图像去噪

- 中的应用[J]. 计算机工程与应用,2015,51(10):174-176.
- [7] 陈雅玲,童莹,何睿清,等. 基于改进 BM3D 的乳腺超声图像去噪算法研究[J]. 软件导刊,2024,23(3):121-127.
- [8] 曹晶,邵云虹,曹国泰,等. 以 Meyer 为基函数的剪切波对 MRI 医学图像的增强[J]. 高师理科学刊,2023,43(8):38-42.
- [9] 熊海晨,么娆,孙乐萌. 基于 SRAD-DWT 算法的显微图像降噪模型[J]. 智能计算机与应用,2021,11(10):26-32.
- [10] 邱岳,唐晨,徐敏,等. 基于剪切波变换的改进全变分散斑去噪方法[J]. 激光与光电子学进展,2020,57(2):74-82.
- [11] 刘益菲,刘吉,武锦辉,等. 改进的基于平稳小波变换的散斑去噪方法[J]. 国外电子测量技术,2023,42(7):16-21.
- [12] 荆方,刘增力. 基于改进的双边滤波与非下采样剪切波变换的图像去噪[J]. 通信技术,2019,52(1):80-85.
- [13] RADHI E A, KAMIL M Y. Anisotropic diffusion method for speckle noise reduction in breast ultrasound images [J]. International Journal of Intelligent Engineering & Systems, 2024, 17(2):621-631.
- [14] 李灿飞,王耀南,肖昌炎,等. 用于超声斑点噪声滤波的各向异性扩散新模型[J]. 自动化学报,2012,38(3):412-419.
- [15] 徐立,高琦,贾楠. 多尺度分辨率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.
- [16] JAIN L, SINGH P. A novel wavelet thresholding rule for speckle reduction from ultrasound images [J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(7):4461-4471.
- [17] CHOI H, JEONG J. Despeckling algorithm for reducing speckle noise from ultrasound images [J]. Electronics Letters, 2020, 56(17):876-879.
- [18] GOYA L, BHAWN A, AYUSH D, et al. An effective nonlocal means image denoising framework based on non-subsampled shearlet transform [J]. Soft Computing, 2022, 26:7893-7915.
- [19] 李垒,任越美. 基于剪切波和改进 P-M 扩散的图像去噪[J]. 计算机与现代化,2015(5):53-56.
- [20] 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.
- [21] BEDI A K, SUNKARIA R K. Ultrasound speckle reduction using adaptive wavelet thresholding [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2022, 33(2):275-300.