

基于注意力增强和结构信息蒸馏的超声图像 斑点噪声抑制

冯翔飞, 朱菊秀, 聂威, 桂改花, 苑占江, 胡建华, 麦胜通

广东科学技术职业学院, 广东 珠海 519090

DOI: 10.61369/TACS.2025010014

摘要 : 现有方法虽能抑制斑点噪声, 但在平滑图像的同时往往难以充分保护细节信息。本文提出一种结合注意力增强和结构信息蒸馏的超声图像去噪算法。首先, 利用结合 UNet 和注意力增强机制的去噪网络对超声图像中的斑点噪声进行有效抑制; 其次, 利用预训练网络 ResNet-34 从含噪超声图像和去噪后图像中提取多尺度特征。最后, 基于这些多尺度特征构建结构信息蒸馏损失函数, 该损失函数作为优化斑点噪声抑制网络的核心指导。所提方法在公开超声图像数据集上进行评估, 实验结果验证了其有效性。

关键词 : 超声; 斑点噪声; 注意力增强; 信息蒸馏。

Speckle Noise Suppression in Ultrasound Images via Attention Enhancement and Structural Information Distillation

Feng Xiangfei, Zhu Juxiu, Nie Wei, Gui Gaihua, Yuan Zhanjiang, Hu Jianhua, Mai Shengtong

Guangdong Polytechnic of Science and Technology, Zhuhai, Guangdong 519090

Abstract : Lots of work have paid attention to speckle noise suppression, but often struggle to adequately preserve detailed structural information while smoothing the images. In this paper, we proposes a novel ultrasound image despeckling algorithm that integrates attention enhancement and structural information distillation. Firstly, a denoising network combining a UNet model with an attention enhancement mechanism is employed to effectively suppress speckle noise. After that, a pre-trained ResNet-34 network is utilized to extract multi-scale features from both the noisy and denoised ultrasound images. Finally, a structural information distillation loss function is constructed with the extracted multi-scale features to serve as the core guidance for optimizing the speckle noise suppression network. The proposed method is evaluated on a publicly available ultrasound image dataset, and experimental results demonstrate its effectiveness.

Keywords : ultrasound images; speckle noise; attention enhancement mechanism; structural information distillation.

引言

超声成像技术凭借其低成本、非侵入性和无辐射等优点, 已成为临床诊疗重要的影像手段。然而, 该技术的广泛应用仍受制于斑点噪声的干扰。该噪声的本质是超声波与生物组织微观结构相互作用产生的乘性噪声, 在图像中呈现空间相关性和非均匀分布特性。斑点噪声的存在会降低超声图像的分辨率的对比度, 在增加临床诊断的困难。通过有效的斑点噪声抑制算法, 可显著提升超声影像的临床应用价值。现有的超声图像斑点噪声抑制方法可大概分为三种类型: 基于空间域统计计算的方法, 基于变换域计算的方法以及基于深度学习的方法。

基于空间域的统计的方法, 主要通过统计超声图像的空间像素特性, 然后调整图像局部空间中每一个像素点的像素取值, 以实现斑点噪声的抑制^[1]。文献^[2]提出了一种自适应高斯滤波的方法, 其通过局部特征统计划分噪声区域和组织区域进行噪声抑制。此外, 文

基金项目:

2023年广东省普通高校青年创新人才项目(编号: 2023KQNCX185);

2024年广东省普通高校青年创新人才项目(编号: 2024KQNCX295);

广东省智慧职教工程技术研究中心(编号: 2021A118);

2024年度广东省教育厅高校科研项目重点领域专项(新一代电子信息(半导体))(编号: 2024ZDZX1079)。

作者简介: 冯翔飞, 博士, 广东科学技术职业学院专任教师, 研究方向为机器学习、计算机视觉和医学图像处理等。

献^[3]提出将支持向量机和均值滤波相结合的方法, 其将噪声信号和非噪声信号进行分类的前提下抑制噪声。基于变换域的方法主要是依据小波变换, 将原始超声图像转换到小波域, 然后根据图像变化后的噪声的特性进行统计计算以抑制噪声^[4,5,6]。文献^[7]提出结合维纳滤波和多尺度非线性阈值处理的斑点噪声抑制方法, 其通过利用维纳滤波得到的图像边缘融合多尺度非线性阈值滤波的结果进行去噪。基于深度学习的方法采用端到端的学习方式, 结合卷积层的特性, 抑制超声图像中存在的斑点噪声, 提升图像质量^[8]。文献^[9]引入位置注意力机制和通道注意力机制对卷积神经网络进行改造, 强化了网络对特征的提取, 提升了噪声抑制的性能。此外, 文献^[10]在残差编码器的基础上引入了通道自适应机制, 使得模型能够学习和利用全局信息, 提升特征的表达能力。本文提出一种结合注意力机制和组织结构信息蒸馏的方法来进行超声图像斑点噪声抑制, 以提升超声图像的质量。

一、斑点噪声抑制算法

(一) 超声图像斑点噪声模型

准确的噪声模型对于开发斑点噪声抑制算法至关重要, 文献^[11]提出了一种描述超声图像乘性噪声的常用模型, 其定义可表示为:

$$x(i, j) = u(i, j) + u(i, j) \times n(i, j) \quad (1)$$

其中, x 为噪声图像, u 为干净的超声图像, n 为高斯噪声。

(二) 总体框架

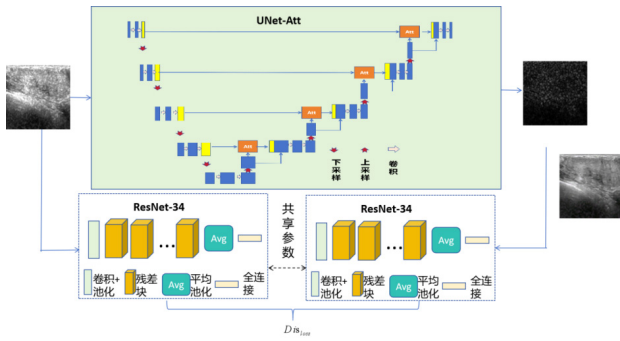


图1. 模型网络结构图。

本文的总体框架如图1所示。首先, 包含斑点噪声的超声图像输入到 UNet-Att 网络当中估计出斑点噪声, 并通过公式 (1) 中的噪声模型计算出干净的超声图像。然后, 分别将包含噪声的原始图像和估计的干净的图像输入到 ResNet-34 网络当中, 根据提取的特征计算结构蒸馏损失 Dis_{loss} 。最后, Unet-Att 网络通过最小化 Dis_{loss} 来提升组织结构信息保护的性能。

(三) 注意力增强结构

传统的基于 UNet 的噪声抑制方法, 较少去考虑同一分辨率特征图在编码器和解码器中的相关性, 反而常会引入图像在网络浅层中的噪声, 干扰了图像噪声抑制的效果。基于此问题, 本文提出采用自注意力机制的方式引入结构信息。

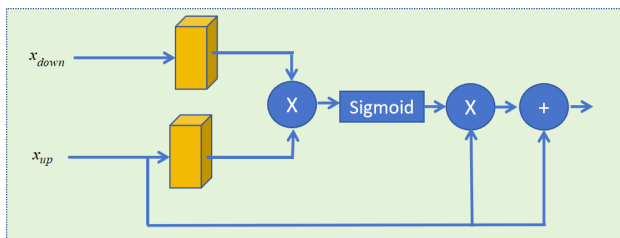


图2. Att 自注意力模块网络结构

图2为本文中采用的 Att 自注意力机制模块。 x_{down} 为 UNet 网络编码结构中的特征图, x_{up} 为 UNet 解码器中对应分辨率大小的特征图。两个信号分别经过一个卷积层后, 得到 y_{down} 和 y_{up} 。然后, 可以得到相关注意力权重: $P = \text{sigmoid}(y_{down} \times y_{up})$ 。根据相关注意力权重, 可以强化上采样后的图像特征图: $y_{out} = P \times y_{up} + y_{up}$ 。

(四) 结构信息蒸馏结构

在本文中, 需要保证在进行超声图像斑点噪声抑制后, 组织结构细节尽可能不丢失。因此, 本文提出采用结构信息蒸馏损失函数来构建软标签的方法, 替代传统方法使用 L2 构建硬标签的方法。软标签的方法将结构特征转化为概率表达形式, 然后采用 K-L 散度来统计组织结构损失, 对于噪声更加鲁棒。

假设 x 为输入的噪声图像, $\hat{n}$ 为估计的噪声, 可以计算得到干净的超声图像:

$$x_{clean} = \frac{x}{1 + \hat{n}} \quad (2)$$

得到干净的超声图像后, 可以使用 ResNet-34 提取图像的多尺度结构特征: $[x_{clean1}, x_{clean2}, x_{clean3}]$ 。同时, 也可以得到包含噪声的超声图像的多尺度结构特征: $[x_1, x_2, x_3]$ 。在本文中, 我们提取 ResNet-34 的前三个块的输出作为多尺度图像特征。结合上面提取的特征, 多尺度结构信息蒸馏的损失函数计算如下:

$$Dis_{loss} = -\sum_{k=1}^3 \text{softmax}(x_k / T) \log(\text{softmax}(x_{cleank} / T)) \quad (3)$$

式中, softmax 表示归一化函数, $\log$ 表示对数函数, T 代表温度系数, 温度系数越高, 概率分布越平滑。因此, 整体网络训练损失函数定义如下:

$$Loss = (1 - \alpha) \times \|n(i, j) - \hat{n}(i, j)\|_2 + \alpha \times Dis_{loss} \quad (4)$$

式中包含两部分损失函数, 噪声估计损失和多尺度结构信息蒸馏的损失, α 为用于平衡噪声估计损失和多尺度结构信息蒸馏损失的参数。

二、实验

(一) 实验数据与实验设置

本研究采用的实验数据集 (乳腺超声图像数据集) 来源于 Kaggle 竞赛平台。我们选取了 780 张超声图像, 为了获得更好的泛化效果, 我们同时利用水平翻转和垂直翻转对数据集进行了扩

增。此外，为了获得深度学习模型训练数据集，我们参考文献^[12]的方法，分别往数据集中添加噪声强度为0.25、0.5和0.75斑点噪声，以构建三个不同噪声强度的训练数据集。论文中的参数 α 和 T 分别设置为0.15和5。为了验证本方法的有效性，在实验过程中我们与Dncnn^[13]、UNet^[14]以及DRAN^[15]方法进行对比。在衡量算法的量化性能时，采用峰值信噪比PSNR和结构相似度量SSIM两个指标。

(二) 实验结果与分析

表1 不同斑点噪声抑制方法的定量比较结果。

Method	PSNR			SSIM		
	$\sigma=0.25$	$\sigma=0.5$	$\sigma=0.75$	$\sigma=0.25$	$\sigma=0.5$	$\sigma=0.75$
UNet ^[14]	32.91	29.42	26.43	0.9148	0.8296	0.7796
DNCNN ^[13]	32.50	30.71	29.03	0.9059	0.8528	0.8022
DRAN ^[15]	32.40	30.90	29.47	0.8986	0.8624	0.8197
本文方法	32.19	30.97	29.84	0.9014	0.8635	0.8282

定量分析结果如表1所示，除了在噪声强度为0.25时本文方法的性能指标没有达到最优外，在其余的两种噪声强度下，本文方法都有最好的效果。这说明本文提出的方法在中高强度噪声场景下具有最佳的去噪效果和结构保留能力，整体性能稳健且适应性强，适用于实际超声图像处理中复杂的噪声环境。

定性分析结果如图3所示，图中红色方框所示，去噪方法能够平滑图像中的噪声，但随着噪声强度的增加，去噪后图像的细节保留效果逐渐减弱。在相同噪声强度下，本文提出的方法因采用注意力机制和蒸馏损失增强细节表示，在细节保留方面优于其他方法。

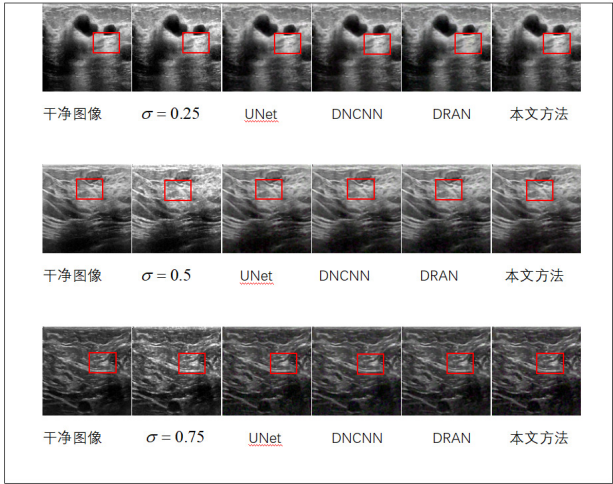


图3. 斑点噪声抑制可视化结果。

三、结论

本文创新性地设计了一种双阶段协同优化的超声图像去噪框架。首先采用端到端的斑点噪声抑制网络UNet-Att对含噪图像进行初步净化；随后引入参数共享的ResNet-34特征提取器，分别从原始含噪图像与去噪后图像中捕获多尺度结构表征，通过概率化的特征比对构建具有噪声鲁棒性的蒸馏损失函数。最后，通过将像素级重建误差与特征级蒸馏损失进行加权融合，实现去噪网络的优化。实验结果验证了本文方法的有效性。

参考文献

[1] 方宏道, 周颖玥, 林茂松. 基于贝叶斯非局部平均滤波的超声图像斑点噪声抑制算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(3): 848-853.

[2] 邵党国, 邓阳阳, 相艳, 等. 基于自适应高斯滤波的超声斑点降噪[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(04): 746-753.

[3] 净亮, 邵党国, 相艳, 等. 基于支持向量机的自适应均值滤波超声图像降噪[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(03): 1-8.DOI:10.13382/j.jemi.B1902622.

[4] 刘春明, 张相芬, 陈武凡. 基于小波的医学超声图像斑点噪声抑制方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2006, (05): 364-367+394.

[5] 郭业才, 王绍波. 基于维纳滤波与小波相融合的超声医学图像去噪方法[J]. 中国医学影像技术, 2009, 25(08): 1496-1499.

[6] 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.

[7] 郭业才, 王绍波. 基于维纳滤波与小波相融合的超声医学图像去噪方法[J]. 中国医学影像技术, 2009, 25(08): 1496-1499.

[8] 付晓薇, 杨雪飞, 陈芳, 等. 一种基于深度学习的自适应医学超声图像去斑方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(7): 1782-1789.

[9] 熊晨晨, 蒋卫丽, 贾立中, 等. 基于双注意力机制的医学超声图像降噪模型[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(02): 411-420.

[10] 曾宪华, 李彦澄, 高歌, 等. 基于残差编码器的通道自适应超声图像去噪方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(7): 2547-2558.

[11] Kokil P., Sudharson S.: Despeckling of clinical ultrasound images using deep residual learning. Comput. Methods Programs Biomed, 2020, 194, 105477.

[12] Chen Y., Guo Z.: TranSpeckle: An edge - protected transformer for medical ultrasound image despeckling[J]. IET image processing, 2023, 17(14): 4014-4027.

[13] Kavand A., Bekrani M. Speckle noise removal in medical ultrasonic image using spatial filters and DnCNN[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(15): 45903-45920.

[14] Patil N., Deshpande M M., Pawar V N., et al. Enhanced U-net architecture for ultrasound image speckle reduction[C]//AIP Conference Proceedings. AIP Publishing, 2024, 3214(1).

[15] Sharif SMA, Naqvi RA, Biswas M. Learning Medical Image Denoising with Deep Dynamic Residual Attention Network. Mathematics, 2020, 8(12): 2192.