

基于双注意力机制的医学超声图像降噪模型

熊晨辰¹, 蒋卫丽², 贾立中³, 邵党国¹, 相艳¹, 马磊^{1*}, 杨嘉林¹

¹昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650504;

²四川大学计算机学院, 四川 成都 610065;

³昆明医科大学第一附属医院医学影像科, 云南 昆明 650504

摘要 医学超声图像中会不可避免地产生斑点噪声。为有效去除医学超声图像中的噪声, 本研究团队提出了一种基于双注意力机制的医学超声图像降噪模型。首先, 针对医学超声图像数量有限的问题, 对伯克利分割数据集中的 400 张图像进行旋转和缩放, 获得 23700 张自然图像, 再通过斑点噪声模型对其添加斑点噪声来模拟超声图像; 接着, 在构建降噪模型过程中, 针对传统卷积神经网络在特征提取时存在的一些不足, 分别引入位置注意力机制、通道注意力机制和全卷积网络对现有模型进行改进, 构建更优的超声图像降噪模型; 最后, 在模型训练过程中, 为防止梯度消失引入了批量归一化操作。实验结果表明: 从视觉观察效果和客观评价指标来看, 所提模型对 11 张模拟超声图像和 2 张真实超声图像(物理体膜超声图像和肝脏超声图像)的去噪效果均优于对比模型。所提模型是一种有效的医学超声图像降噪模型, 不仅有效降低了斑点噪声, 还较好地保留了图像的细节信息。

关键词 图像处理; 医学超声图像; 斑点噪声模型; 位置注意力机制; 通道注意力机制; 斑点噪声抑制

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0217001

Noise Reduction Model of Medical Ultrasound Images Based on Dual Attention Mechanism

Xiong Chenchen¹, Jiang Weili², Jia Lizhong³, Shao Dangguo¹, Xiang Yan¹, Ma Lei^{1*},
Yang Jialin¹

¹Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology,
Kunming, Yunnan 650504, China;

²College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610065, China;

³Medical Imaging Department, First Affiliated Hospital of Kunming Medical University, Kunming,
Yunnan 650504, China

Abstract Speckle noise will inevitably exist in medical ultrasound images. Therefore, this study proposes a medical ultrasound image noise reduction model based on the dual attention mechanism to effectively remove noise in the medical ultrasound images. First, due to the limited number of medical ultrasound images, we rotated and zoomed 400 images in Berkeley dataset to receive 23700 images. Then, we added speckle noises using the speckle noise model to simulate the ultrasonic images. Second, during the construction process of the noise reduction model, aiming at some disadvantages of traditional convolutional neural networks in the feature extraction, we introduced position attention mechanism, channel attention mechanism, and full convolutional network to improve the existing model and build a better ultrasonic image noise reduction model. Finally, we introduced a batch

收稿日期: 2020-11-13; 修回日期: 2021-01-10; 录用日期: 2021-03-16

基金项目: 国家自然科学基金(61702069)、云南省科技厅面上项目(KKS0201703015)

通信作者: *roy_murray@qq.com

normalization operation to prevent the gradient from disappearing during the model training process. The experimental results show that the noise suppression effects of 11 simulated ultrasound images and 2 real ultrasound images (the physical body membrane and liver ultrasonic images) are better than other models in terms of visual observation effect and objective evaluation index. Therefore, the proposed model is an effective noise suppression model for medical ultrasound images. It can effectively reduce speckle noise and retain the image details.

Key words image processing; medical ultrasound image; speckle noise model; positional attention mechanism; channel attention mechanism; speckle noise suppression

1 引言

医学影像技术主要包括 X 射线(X-ray)技术、B 超技术、核磁共振(MRI)技术和计算机断层扫描(CT)技术等^[1]。与其他成像技术相比,超声诊断技术是一种无损伤、非介入、经济实用、适应性广的检查手段,因此,超声检查仪器已成为当下的主流医学影像设备^[2]。

采用超声探头发射的高频率超声波扫描人体组织或器官,再对组织或器官的反射信号进行接收,处理后得到的图像即为组织或器官的医学超声图像。在成像过程中,由于单一频率的超声波会在不同组织的粗糙表面发生反射、折射、散射、干涉等,使得回波信号不同,因此超声图像上会呈现出明暗相间的光点,即斑点噪声^[3]。主观评价和客观评价可用于对实验结果进行分析,其中:主观评价就是用肉眼观察降噪处理后的超声图像,若图像中的边缘特征保留得较好,则说明该方法对超声图像的降噪效果很好;客观评价就是采用一系列评价指标,如等效视数^[4]和边缘保持系数^[5]等指标来量化去噪效果。去除医学超声图像上的斑点噪声对于后续的图像处理和医学诊断等极其重要^[6]。为了有效去除超声图像中的斑点,众多学者进行了大量的研究工作,提出了许多去噪方法,常见的包括 Lee 滤波、均值滤波^[7]和 Kuan^[8]滤波等。这些方法可以在一定程度上降低斑点噪声,但存在自适应性和边缘保持度差等问题。近些年提出的双边滤波^[9]同时考虑像素之间的欧氏距离和相似性这两个因素来实现图像的降噪,该方法既能降低斑点噪声,又能较好地保留图像的边缘信息。Perona 等^[10]基于偏微分原理提出了各向异性的图像扩散滤波(PM)方法,该方法根据偏微分方程对图像进行不同方向的平滑滤波,具有较好的自适应性,但由于该算法的边缘阈值系数单一,导致其对含有复杂信息和低信息量的超声图像的处理结果并不理想。针对这一问题,Yu 等^[11]根据斑点噪声自身的分布特性,提出了各向异性扩散(SRAD)算法,用

于自动调节扩散系数,但该算法对图像细节有较强的敏感性。在 SRAD 算法的基础上,陈婷婷等^[12]提出了复合各向异性扩散算法,吴俊等^[13]提出了边缘保持的各向异性扩散(DPAD)算法,该算法能够在平滑过程中尽可能保留图像的细节信息。对上述算法进行分析后发现,传统的医学超声图像降噪算法是基于对斑点噪声的理论分析,以数学理论为指导建立模型来实现图像降噪的,虽具有一定优势,但也存在无法避免的缺陷。如:基于滤波技术的抑制噪声的算法依赖滤波器窗口的大小和方向,对图像中一致性较好的区域具有较好的去噪效果,但对图像边缘特征的保持程度较差^[14];基于扩散理论的滤波方法的滤波效果不受滤波器窗口大小和形状的限制,但要通过经验函数来确定扩散系数从而控制平滑程度,扩散结束的条件也需要人为设置^[15]。

以数据为驱动的深度神经网络可以根据数据自身的特性构建相应的降噪模型,与传统模型相比,具有自适应调参功能,从而有效避免了人工调参的不稳定性和盲目性。本文选取伯克利分割数据集(BSD)作为训练数据,在训练过程中不断地调整模型参数,以获得最佳效果的去噪模型,然后对某商用数字超声扫描仪获得的物理体膜和肝脏超声图像进行降噪处理。卷积神经网络(CNN)^[16]是医学图像处理中最常用的深度学习方法之一,其卷积操作主要参考了局部感受野的思想,通过限制隐藏单元和输入单元之间的连接范围来降低模型的复杂度,提高模型的训练速度。在进行卷积操作时,传统的卷积神经网络使用同一卷积核对多个通道进行卷积,并将不同通道的结果进行累加作为卷积层的输出。在该操作中,默认每个通道提取的特征对后续特征构建的贡献度是相同的,但在实际过程中由于每个通道提取的特征的侧重点不同,以及提取特征的质量不同,因此不同的通道提取的特征在后续特征构建中的贡献度是不同的。此外,图像处理过程中需要用到图像的全局特征,若卷积核设置得过大,就会在卷积过程中大幅增加模型的训练

参数。因此,采用本文双注意力机制(包括空间注意力机制和通道注意力机制)对医学超声图像进行去噪。其中:空间注意力机制能自适应学习不同空间位置像素的权重,从而对空间位置特征进行建模;通道注意力机制能自适应学习、调整中间通道内的重要特征且抑制无用特征,从而更加高效地利用计算资源进行有效计算,提高模型的有效性^[17]。最后,本文选用峰值信噪比、结构相似度衡量去噪前后的图片质量,选用等效视数和边缘保持系数评价缺乏基准图像的真实医学超声图像的去噪效果。

本文将双注意力机制应用于医学超声图像,既做到了最大程度地平滑噪声,又没有忽略其边缘细节特征的保留。本文首先根据斑点噪声模型对自然图像加噪来合成超声图像,再结合位置注意力机制、通道注意力机制^[18]和全卷积神经网络^[19]模型进行改进,构建更优的超声图像降噪模型。此外,在模型训练过程中,为防止梯度消失引入了批量归一化操作^[20]。本文模型不仅能有效抑制并降低医学超声图像中的斑点噪声,还能利用各个位置和不同通道像素的语义信息来很好地保留图像中的细节信息。

2 本文所提模型

2.1 医学超声图像噪声分析

超声波属于机械波的一种,由物体的机械运动产生,医学上常用的超声波频率介于 2.5~5 MHz 之间。当超声波进入人体后,经过一系列反射和散射后产生的回波叠加便形成了超声图像,但由于人体组织结构的复杂性和差异性,超声波会在不同组织的粗糙表面散射形成一系列相互干涉的波,因此在图像中便呈现为大量的明暗相间的斑点,即斑点噪声^[21]。医学超声图像中的噪声是一种混合噪声,其中斑点噪声占据主导地位^[22]。

通过大量研究发现,当人体内散射粒子的数量达到一定程度且均匀分布时,图像中的斑点噪声满足 Rayleigh(瑞利)分布,其相应的概率分布函数如(1)式所示。研究后发现,该噪声为一种乘性噪声,满足乘性噪声模型^[23],具体如(2)式所示。

$$P(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

$$f = un, \quad (2)$$

式中: x 为输入信号; σ 表示标准差; f 表示含有噪声信号 n 的污染图像; u 表示自然图像。

然而,由于成像系统的一些成像特性,真实的超声图像并不完全满足瑞利分布。针对该问题,Loupas^[24]提出了更符合真实超声图像的斑点噪声模型,其具体公式为

$$y = x + n\sqrt{x}, \quad (3)$$

式中: n 为噪声信号; y 是噪声污染之后的输出信号; x 为输入信号,且 x 与 n 相互独立。

2.2 基于双注意力机制的医学图像降噪模型

针对超声图像的降噪问题,本文通过改进的卷积神经网络构建了一个端到端模型,该模型主要包括卷积操作、通道注意力、位置注意力和批量归一化。卷积神经网络作为一种前馈神经网络,目前已被广泛应用于图像领域。卷积神经网络主要包括卷积和池化两部分。由于池化操作会导致图像中的部分信息丢失,为了尽可能保留完整的图像信息,本文在构建降噪模型过程中使用全卷积操作。同时,针对传统卷积神经网络存在的一些不足,本文引入空间注意力和通道注意力对现有的卷积神经网络模型进行改进,进一步增强模型的特征提取能力。此外,为了加快模型的训练速度,抑制梯度消失,本文在构建模型过程中引入了批量归一化操作。本文提出的降噪模型如图 1 所示。具体的降噪过程如下:首先将噪声图像送入卷积层进行卷积操

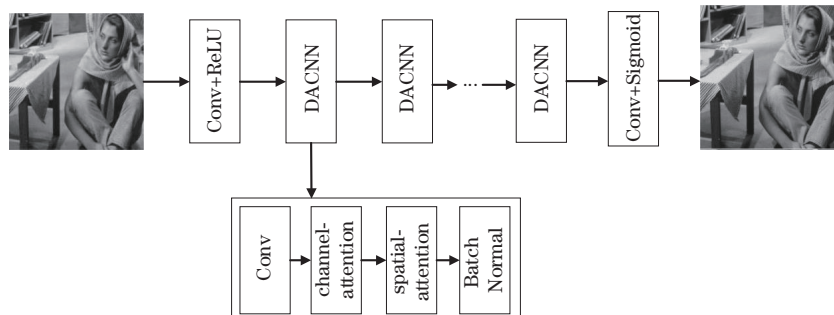


图 1 本文所提模型的结构示意图

Fig. 1 Schematic of our model

作,并使用ReLU^[25]函数对卷积后的结果进行非线性变换;然后将卷积后的结果送入多层双注意力卷积神经网络(DACNN)中进行更高层次的特征提取,DACNN的具体层数通过实验确定;最后将多层DACNN提取的特征送入卷积层中进行图像恢复,此时使用Sigmoid^[26]函数对卷积后的结果进行非线性变换的目的是将图像的灰度值范围调整到0~1之间。DACNN模块主要由四部分组成,即:卷积层、通道注意力层、空间注意力层以及加入批量归一化操作。各层的工作原理和作用将在后文具体阐述。

2.2.1 卷积操作

卷积神经网络能够较好地描述数据的局部特征,是图像处理中最常见的方法之一,但其往往只考虑图像的局部感受野,对图像的不同通道和全局特征的关注不足。卷积操作的具体过程如下:在卷积核大小范围内,动态调节每个像素的权重,通过像素点与对应权值相乘构建局部特征。为进一步提高模型的训练速度,在卷积操作中引入了权值共享的思想,即在同一层神经网络的所有区域使用相同的卷积核参数。使用 m 个 $n \times n$ 卷积核与输入图像进行卷积。具体过程为

$$k_i = f(W_i * X_{i:i+h-1, j:j+h-1} + b), \quad (4)$$

式中: W_i 代表第 i 个卷积核的权重参数; $*$ 表示卷积; $X_{i:i+h-1, j:j+h-1}$ 表示图像中的卷积区域,其中的 h 表示卷积区域的大小; b 代表偏置参数; f 代表非线性变化函数; k_i 表示第 i 个卷积核提取到的特征。将 m 个卷积核卷积后的结果拼接后作为卷积层的输出,如(5)式所示。

$$M = [k_1, k_2, \dots, k_{m-1}, k_m], \quad (5)$$

式中: M 表示卷积层的输出。

2.2.2 双注意力机制

1) 通道注意力机制

本文通过引入通道注意力机制动态调节各通道的权重系数,以便模型能够提取到更优的特征。具体过程如图2所示。该模块的输入为卷积层的输出,是一个 $C \times H \times W$ 的三维数据,其中 C 表示通道数(即卷积核的个数), H 和 W 分别表示输入图像的高度和宽度。对输入的三维数据分别执行Global Max Pooling和Global Average Pooling操作,即图2中的Global Pooling,将原始数据压缩为 $C \times 1 \times 1$ 的三维矩阵。将压缩后的数据送入一个三层神经网络中,以实现不同通道权重的动态分配。

图2中的第一个Fully Connection中的神经元的个数为 C/R (R 代表压缩率),第二个Fully Connection中的神经元个数为 C ,Sigmoid函数的作用是将权重系数的取值范围压缩到0~1之间。最终将通道注意力机制各通道的权重系数与卷积层输出的通道特征对应相乘,构建更优的后续特征。

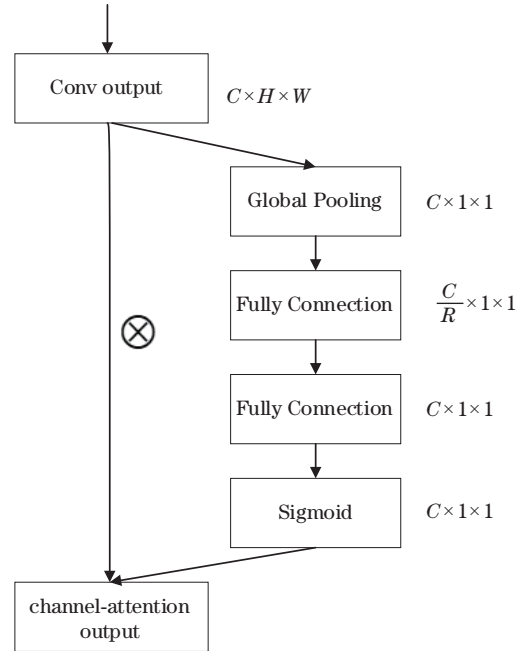


图2 通道注意力示意图

Fig. 2 Schematic of channel attention

2) 位置注意力机制

本文研究的是医学超声图像的降噪问题,在获得去噪图像的过程中需要使用图像的全局特征,如果仅考虑卷积核范围内各个元素之间的相互关系,就会使最终提取的特征丢失一些有意义的信息;因此,本文借鉴非局部均值(NonLocal-means)算法的思想,平衡图像的全局信息和局部信息,即在两者之间选择一个合适大小的区域,在不显著增加模型训练参数的前提下,提取到全局信息。具体思路为:将卷积层的输出特征 F (形状为 $C \times H \times W$)作为该模块的输入,首先在Channel的维度上分别使用最大池化和平均池化,得到形状为 $1 \times H \times W$ 的两个不同的特征描述;然后使用Concatenate将两个特征描述进行拼接,拼接后的数据形状为 $2 \times H \times W$,将拼接后的结果送入含一个 7×7 卷积核的卷积层中进行卷积操作,并使用Sigmoid函数将卷积后的结果压缩到0~1之间,得到权重系数 M_s ;最终将 M_s 与特征 F 对应位置相乘即可获得缩放后的新特征。具体的计算公式为

$$M_s(F) = \text{Sigmoid}\left\{f^{7 \times 7}\left[\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)\right]\right\}, \quad (6)$$

$$F' = M_s \cdot F, \quad (7)$$

式中: Sigmoid 为激活函数; $f^{7 \times 7}$ 表示卷积核为 7×7 的卷积操作; \cdot 表示矩阵对应位置相乘。

选择 3×3 的卷积核对 Channel 维度上获得的两个不同的特征描述进行卷积操作。相较于其他卷积操作使用的 3×3 卷积核, 本文使用的卷积核的尺寸明显变大。使用更大的卷积核的目的是: 使模块在提取特征时, 能够考虑到更大范围内元素间的相互影响, 提取更优的特征。由于此时在进行卷积操作时, 输入特征在保证原始信息基本不变的情况下通道数缩减为 2, 且在卷积时使用单个卷积核进行卷积操作, 因此大大减少了模型的训练参数。

3 实验

3.1 实验数据集的构建

基于深度学习的降噪算法需要从大量数据集中有监督地学习, 但由于医学超声图像的获取存在一定难度, 且缺乏公开的数据集; 因此, 本文根据 Loupas^[24] 提出的斑点噪声模型通过给自然图像添加斑点噪声来构建超声图像数据集。首先, 从伯克利大学计算机视觉组提供的用于图像处理的伯克利分割数据集^[27] 中随机选取分辨率为 $180 \text{ pixel} \times 180 \text{ pixel}$ 的 400 张图像作为原始自然图像; 然后对 400 张自然图像进行旋转和缩放, 构建训练数据集, 旋转角度分别为 0° 、 90° 、 180° 和 270° , 缩放比例分别为 0.7、0.8、0.9 和 1, 并且采用 40×40 的窗口以步长为 10 进行切割划分, 获得一个包含 23700 张自然图像的数据集; 然后, 依据噪声模型, 向已获得的 23700 张干净图像(自然图像)中加入斑点噪声, 以增强模型的适用性, 使模型对真实图像实现更好的降噪效果。此外, 以 128 张干净图片为一个批次, 随机添加方差为 0~50 的不同等级的斑点噪声, 构建适用性更好的多等级降噪模型。

3.2 实验环境和参数设置

本次实验的操作环境为 Intel Core i7-6700K CPU, 运行内存 24 GB RAM, 显卡配置为 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti, 所有实验都基于 Keras 2.3.1 框架搭建, 运行环境为 Anaconda 3-5.2.0。具体参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数设置

Table 1 Experimental parameter setting

Parameter	Content
Size of convolution kernel	(3, 3)
The number of filters	64
The number of layers of DACNN	8
Ratio (compression rate of channel-attention)	8
Kernel (convolution kernel size of spatial-attention)	(7, 7)
Loss function	Mean squared error (MSE)
Optimizer	Adam

3.3 实验分析

3.3.1 评价指标

在图像降噪领域, 峰值信噪比 (PSNR, R_{PSNR}) 和结构相似性 (SSIM, f_{SSIM})^[28] 常被用来作为量化降噪效果的评价指标, PSNR 通过计算对应像素点间的误差来度量去噪图像与原始图像之间的失真情况, SSIM 从亮度、对比度和结构三方面度量去噪图像与原始图像之间的相似性。它们的具体计算公式为

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \cdot \lg\left(\frac{E_{\text{max}}^2}{\alpha_{\text{MSE}}}\right) = 20 \cdot \lg\left(\frac{E_{\text{max}}}{\sqrt{\alpha_{\text{MSE}}}}\right), \quad (8)$$

$$f_{\text{SSIM}}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (9)$$

其中,

$$\alpha_{\text{MSE}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2, \quad (10)$$

式中: α_{MSE} 表示均方误差; E_{max} 表示整张图中的最大像素, 对灰度图像而言为 255, 因此 PSNR 的大小仅取决于均方误差 (MSE) 的大小, MSE 越小, PSNR 就越大, 图像质量也就越好; x 为自然图像; y 为模型降噪后的图像; μ_x 和 μ_y 分别表示 x 和 y 的灰度均值; σ_x 和 σ_y 表示 x 和 y 灰度值的标准差; σ_{xy} 表示 x 和 y 的协方差; C_1 和 C_2 均为常数; m 和 n 分别表示图像的宽度和高度; I 表示降噪后的图像; K 表示降噪前的图像, 可以通过计算两张图对应像素点差值的平方和累加获得。

3.3.2 网络深度的确定

神经网络通过大量的神经元模拟人脑, 在神经

元设置合理的前提下能够拟合任意复杂的函数模型。根据模型复杂度的不同,需要搭建不同深度的网络模型。采用合适的网络深度拟合的模型具有更好的鲁棒性。在实验部分,本文通过设置多个不同的网络深度进行对比实验,以选择合适的网络深度。由表 2 可知:网络深度对 SSIM 指标基本没有影响,SSIM 值总是在 0.82 上下波动;随着网络深度的增加,PSNR 指标呈现先增后减的趋势,模型深度为 8 时性能达到最优。随着网络深度的增加,重复的卷积操作使卷积核的感受野增大,捕获到更多的特征信息,因此图像的复原质量有较大提升;但更深的网络结构往往会带来较大的计算量,同时梯度消失会使降噪效果下降。

3.3.3 模型性能对比

为了验证本文所提模型的有效性,分别采用模拟斑点噪声图像和真实医学斑点噪声图像对模型的有效性进行评估,并将评估结果与 P-M 模型、SRAD 模型、DPAD 模型和 CNN 模型的结果进行对比,具体结果如表 3 所示。基于 PSNR 和 SSIM 两个

表 2 模型深度对模型性能的影响

Table 2 Effect of model depth on model performance

Model depth	PSNR	SSIM
2	24.21	0.82
3	25.47	0.81
4	23.37	0.81
5	25.07	0.82
6	25.26	0.82
7	25.45	0.83
8	25.82	0.82
9	25.28	0.82
10	24.77	0.82

评价指标,共测试了 11 张图像。由表 3 可以看出,本文所提模型在 9 张测试图像上的去噪性能达到了最优,且在 11 张图像上的平均性能优于现有算法,从而证明了本文所提模型的有效性。

表 3 不同模型的性能对比

Table 3 Performance comparison of different models

Image No.	PSNR					SSIM				
	P-M	SRAD	DPAD	CNN	Our method	P-M	SRAD	DPAD	CNN	Our method
Figure 1	21.16	25.47	20.52	26.4	28.42	0.69	0.74	0.79	0.87	0.91
Figure 2	23.55	29.78	27.59	25.95	30.96	0.74	0.86	0.89	0.92	0.94
Figure 3	21.48	27.07	28.93	27.41	29.91	0.72	0.80	0.84	0.92	0.94
Figure 4	15.78	16.95	17.39	16.43	17.50	0.47	0.47	0.44	0.64	0.66
Figure 5	21.86	24.86	25.61	26.90	28.42	0.75	0.79	0.85	0.94	0.95
Figure 6	17.71	19.23	20.07	19.52	20.34	0.59	0.59	0.65	0.80	0.78
Figure 7	18.53	21.14	23.24	20.01	21.87	0.31	0.43	0.69	0.57	0.54
Figure 8	22.13	23.39	23.98	25.26	26.76	0.63	0.63	0.68	0.87	0.89
Figure 9	24.24	26.46	27.48	27.19	28.85	0.66	0.70	0.71	0.87	0.90
Figure 10	18.75	21.26	22.84	20.25	21.21	0.32	0.42	0.57	0.55	0.56
Figure 11	25.14	26.95	27.89	27.20	29.80	0.39	0.73	0.73	0.88	0.90
Mean	20.94	23.87	24.14	23.87	25.82	0.57	0.65	0.71	0.80	0.81

3.3.4 模型在模拟斑点噪声图像上的降噪效果

本文算法在模拟斑点噪声图像上的降噪效果如图 3 所示。图 3(a)~(f)右下角为各图中矩形框的放大图,通过观察可以看出:SRAD 模型和 DPAD 模型在对图像进行降噪过程中存在平滑过度问题,导致图像中的部分细节信息丢失;P-M 模型能够在一定程度上保留细节信息,但不够清晰;本文所提模型不仅能够有效地保留图像的细节信息,还能够保证清晰度。与其他算法对比,本文所提降噪模型

能够有效降低图像中的斑点噪声,提高图像的清晰度和对比度。

3.3.5 模型在真实超声图像上的降噪效果

为了进一步验证所提模型对真实医学超声图像降噪的有效性,在肝脏超声图像和物理体膜超声图像上对所提模型进行验证,结果如图 4 和图 5 所示。由于真实的超声图像缺乏基准图像,PSNR 和 SSIM 评价指标不再适用,因此本文引入了无需基准图像的评价指标:等效视数(ENL)和边缘保持系数

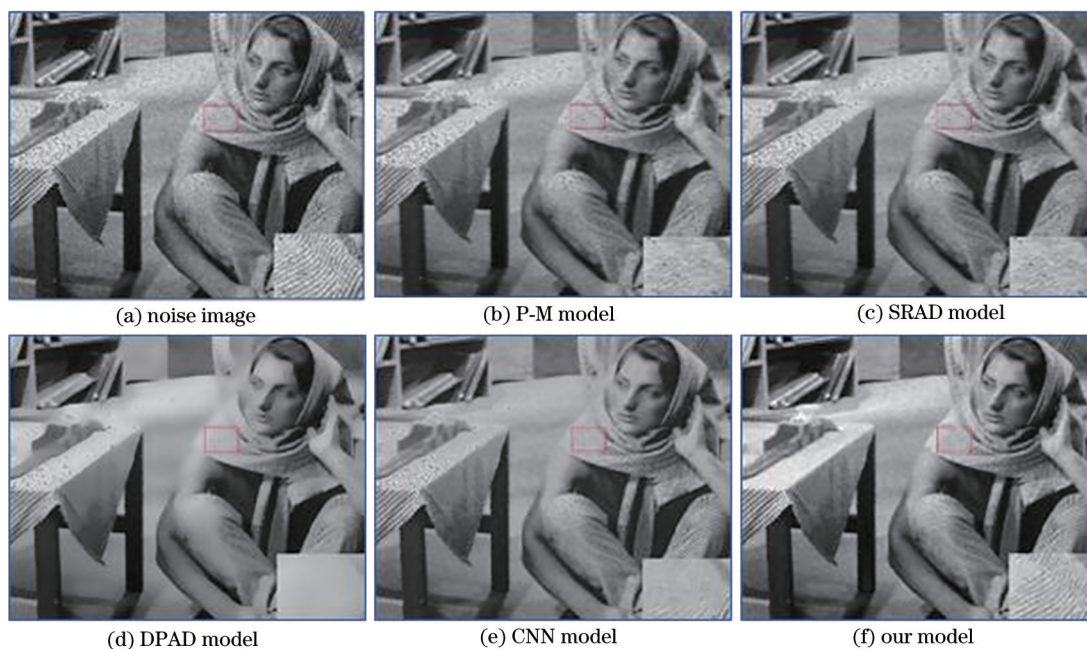


图 3 几种模型处理模拟斑点噪声图像后的效果对比

Fig. 3 Effect comparison of simulated speckle noise images processed by several models

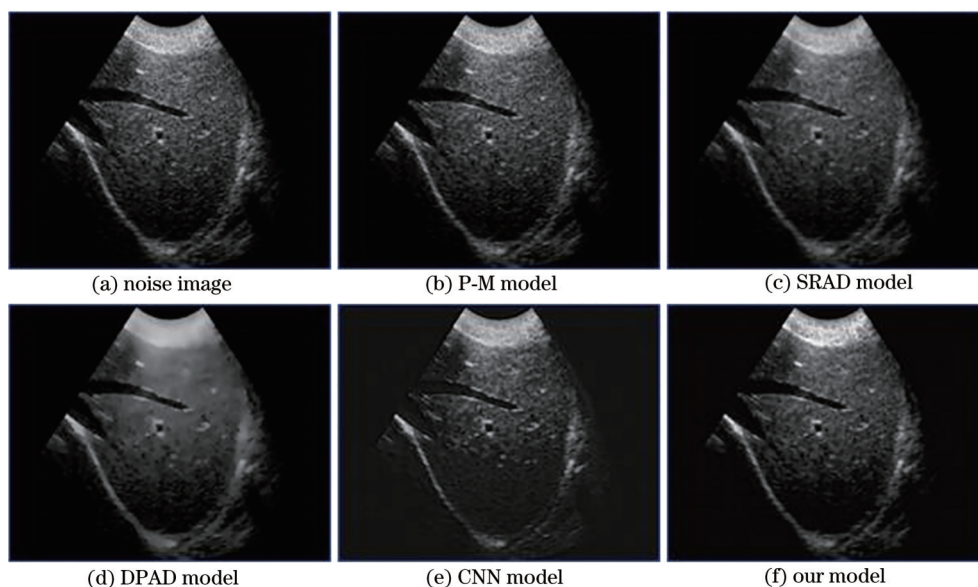


图 4 几种模型处理肝脏超声图像的效果对比图

Fig. 4 Effect comparison of liver ultrasound images processed by several models

(EPI)。等效视数和边缘保持系数分别从图像的平滑性和边缘保持度两个客观指标上对比多种降噪模型对超声图像的处理效果。等效视数是衡量图像中斑点噪声相对强度的指标。平滑区域的等效视数越大,说明去噪效果越好;纹理区域内的等效视数越小,说明滤波器保持纹理信息的能力越高。边缘保持系数表示处理后滤波器对图像水平或垂直方向边缘的保持能力,该值越高,意味着保持能力越高。等

效视数和边缘保持系数的计算公式分别为

$$S_{ENL} = \frac{\mu^2}{\sigma^2}, \quad (11)$$

$$E_{EPI} = \frac{\sum_{i=1}^N |G_{R1} - G_{R2}|_{after\ filtering}}{\sum_{i=1}^N |G_{R1} - G_{R2}|_{before\ filtering}}, \quad (12)$$

式中: μ 表示整张图片灰度的均值; σ 表示标准差; N 为图像像元个数; G 为相邻像元的灰度值。

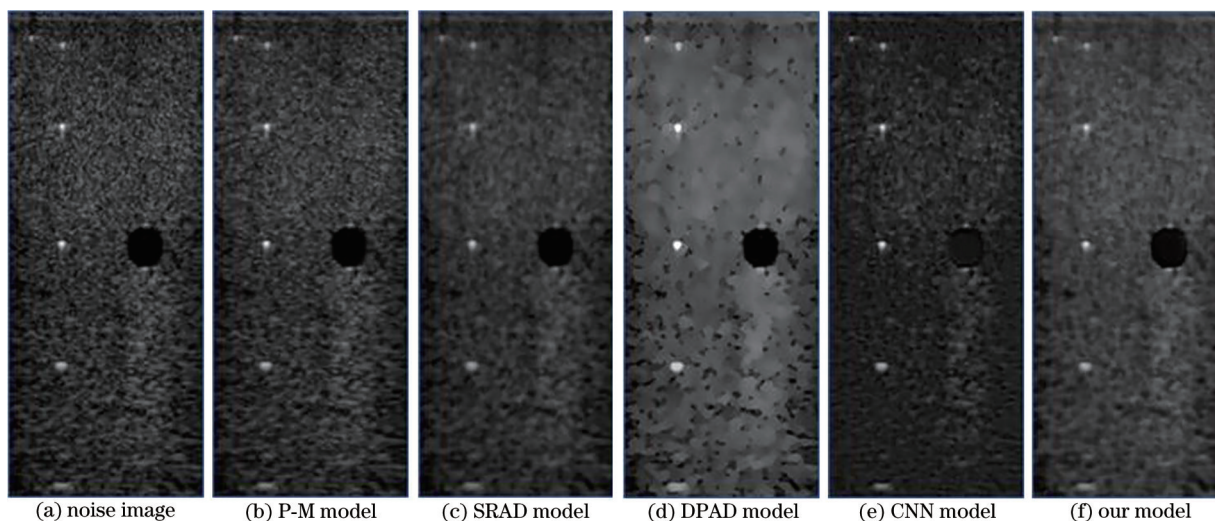


图 5 几种模型处理物理体膜超声图像的效果对比图

Fig. 5 Effect comparison of physical body membrane ultrasound images processed by several models

分别对图 4 和图 5 进行视觉观察效果的对比,可以看出,与其他模型相比,本文所提模型对真实医学超声图像的降噪效果更佳,降噪后的图像具有更高的清晰度和更强的对比度。另外,由表 4 可知,采用本文所提模型处理后的两种真实医学超声图像在等效

视数这一指标上是最优的,肝脏超声图像在边缘保持系数这一指标上略低于 P-M 模型。综合视觉效果和客观评价指标可以看出,本文所提模型相比其他模型具有一定的竞争力。此外,本文所提模型相比其他模型花费更少的时间来调节迭代次数、步长等参数。

表 4 几种模型处理真实医学超声图像后的评价指标对比

Table 4 Evaluation indexes comparison of real medical ultrasound images processed by several models

Ultrasonic image	ENL					EPI				
	P-M	SRAD	DPAD	CNN	Ours	P-M	SRAD	DPAD	CNN	Ours
Physical phantom	6.8060	9.2115	10.4624	8.5230	14.0220	0.3295	0.4231	0.3920	0.5270	0.5461
Liver	0.4420	0.4668	0.4750	0.5821	0.5983	0.6327	0.4752	0.3345	0.5558	0.5604

4 结 论

医学超声检测作为广泛使用的医学影像检测手段,在实际临床诊疗过程中发挥着重要作用,但由于成像机理以及成像过程中众多因素的影响,超声图像中会存在大量固有的斑点噪声。鉴于此,本研究团队提出了一种基于双重注意力的超声图像降噪模型,通过对添加不同等级斑点噪声的 23700 张图像进行训练,并基于 11 张模拟斑点噪声图像和 2 张真实医学超声图像对所提模型的有效性进行了评估。实验结果表明,根据医学噪声图像自身的噪声分布特性,以数据为驱动构建的降噪模型,相比现有的降噪模型在去噪效果和保留图像细节特征上有了进一步提升。虽然所提模型在性能上有了提升,但由于在训练过程中缺乏足够的真实超声图像训练数据集,训练出来的模型还存在一定缺陷。接下来拟从算法层面以及通过与相关医院

合作来构建更优的超声图像降噪模型。

参 考 文 献

- [1] Wang Q. Radiological medical technology and medical imaging technology analysis[J]. World Latest Medicine Information, 2017, 17(65): 143.
王琦. 放射医学技术与医学影像技术分析[J]. 世界最新医学信息文摘, 2017, 17(65): 143.
- [2] Fang L Z, Wang H Y. Rational use of medical imaging technology in medical imaging diagnosis[J]. Image Technology, 2016, 28(4): 3-4, 6.
房立洲, 王红燕. 医学影像技术在医学影像诊断中的合理运用[J]. 影像技术, 2016, 28(4): 3-4, 6.
- [3] Dai Z, Yang Y. Ultrasound image denoising based on deep learning[J]. Information Technology, 2020, 44(9): 57-60.
代哲, 杨艳. 基于深度学习的超声图像去噪方法研究[J]. 信息技术, 2020, 44(9): 57-60.
- [4] Fu X W, Wang Y, Chen L, et al. An image

- despeckling approach using quantum-inspired statistics in dual-tree complex wavelet domain[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015, 18: 30-35.
- [5] Zhang W, Sun R H, Zhang X C. Noise removal of SAR image based on improved wavelet soft-thresholding method[J]. *Remote Sensing Information*, 2004, 19(4): 4-6.
张微, 孙蓉桦, 章孝灿. 基于改进的小波软阈值法的 SAR 图像去噪[J]. *遥感信息*, 2004, 19(4): 4-6.
- [6] Jin T, Luo B. High-speed transmission and control of CCD photoelectric measurement signal[J]. *Modern Electronics Technique*, 2011, 34(18): 142-145, 152.
金涛, 罗斌. CCD 光电测量信号的高速传输与控制设计[J]. *现代电子技术*, 2011, 34(18): 142-145, 152.
- [7] Cao X R, Xue L Y, Lin J W, et al. Retinal vessel segmentation method based on matched filtering and automatic threshold[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(1): 51-57.
曹新容, 薛岚燕, 林嘉雯, 等. 基于匹配滤波和自动阈值的眼底血管分割方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(1): 51-57.
- [8] Han Q L, Zhang R Q, Cham W K, et al. Quadtree-based non-local Kuan's filtering in video compression [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2014, 25(5): 1044-1055.
- [9] Yang Y F, Li Q. Application of bilateral filtering algorithm on terahertz confocal scanning image denoising [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(12): 121101.
杨永发, 李琦. 双边滤波算法的太赫兹共焦扫描图像去噪应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(12): 121101.
- [10] 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.
- [11] Yu Y J, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 11(11): 1260-1270.
- [12] Chen T T, Shen M F, Yang J Y. Algorithm based on compound anisotropic diffusion for image denoising [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2014, 29(5): 757-763.
陈婷婷, 沈民奋, 杨金耀. 一种复合各向异性扩散的图像去噪算法[J]. *数据采集与处理*, 2014, 29(5): 757-763.
- [13] Wu J, Wang Y Y, Chen Y, et al. Speckle reduction of ultrasound images with anisotropic diffusion based on homogeneous region automatic selection[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(5): 1312-1321.
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*, 2014, 22(5): 1312-1321.
- [14] Qin D D, Chen Z J, Yan X Q. Wavelet image denoising with multilevel thresholding function[J]. *Computer Engineering*, 2017, 43(6): 202-206.
秦冬冬, 陈志军, 闫学勤. 多层阈值函数下的小波图像去噪[J]. *计算机工程*, 2017, 43(6): 202-206.
- [15] Zhou Z Y. Research on image despeckling models based on diffusion equations and deep learning[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
周振宇. 基于扩散方程和深度学习的图像斑点噪声去除模型研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [16] Qiao L C. SAR image target recognition method combining multi-resolution representation and complex domain CNN[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(24): 241007.
乔良才. 结合多分辨率表示和复数域 CNN 的 SAR 图像目标识别方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(24): 241007.
- [17] Xu C A, Lü Y F, Zhang X H, et al. A discriminative feature representation method based on dual attention mechanism for remote sensing image scene classification[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(3): 683-691.
徐从安, 吕亚飞, 张筱晗, 等. 基于双重注意力机制的遥感图像场景分类特征表示方法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(3): 683-691.
- [18] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. *Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 11211: 3-19.
- [19] Chen Y, Fan R S, Wang J X, et al. High resolution image classification method combining with minimum noise fraction rotation and convolution neural network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(10): 102801.
陈洋, 范荣双, 王竞雪, 等. 结合最小噪声分离变换和卷积神经网络的高分辨影像分类方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(10): 102801.
- [20] Loffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//*International Conference on International Conference on Machine Learning*, July 6-11, 2015, Lille, France. Cambridge: JMLR, 2015: 448-456.
- [21] Uddin M S, Tahtali M, Lambert A J, et al. Speckle-

- reduction algorithm for ultrasound images in complex wavelet domain using genetic algorithm-based mixture model[J]. *Applied Optics*, 2016, 55(15): 4024-4035.
- [22] Singh P, Mukundan R, de Ryke R. Synthetic models of ultrasound image formation for speckle noise simulation and analysis[C]//2017 International Conference on Signals and Systems (ICSigSys), May 16-18, 2017, Bali, Indonesia. New York: IEEE Press, 2017: 278-284.
- [23] Tsui P H, Wan Y L, Tai D I, et al. Effects of estimators on ultrasound Nakagami imaging in visualizing the change in the backscattered statistics from a Rayleigh distribution to a pre-Rayleigh distribution[J]. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 2015, 41(8): 2240-2251.
- [24] Loupas T. Digital image processing for noise reduction in medical ultrasonics[D]. Oxford: University of Oxford, 1988.
- [25] Zhang C, Woodland P C. DNN speaker adaptation using parameterised sigmoid and ReLU hidden activation functions[C]//2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), March 20-25, 2016, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2016: 5300-5304.
- [26] Ito Y. Representation of functions by superpositions of a step or sigmoid function and their applications to neural network theory[J]. *Neural Networks*, 1991, 4(3): 385-394.
- [27] Schmidt U, Roth S. Shrinkage fields for effective image restoration[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 2774-2781.
- [28] Qu H C, Tang B W, Yuan G S. Improved super-resolution image reconstruction algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0210018.
曲海成, 唐博文, 袁贵森. 改进的超分辨率图像重建算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0210018.