

基于深度学习的超声图像去噪方法研究

代哲, 杨艳

(武汉大学物理科学与技术学院, 武汉 430072)

摘要: 超声图像以低成本、时效性、无辐射的优点被广泛应用于医疗诊断, 但是严重的散斑噪声对图像细节信息造成干扰。为了有效去除超声图像中的散斑噪声, 同时保留超声图像的特征信息, 文中基于 DnCNN 改进更匹配于散斑噪声的模型结构, 通过对仿真超声图像训练来去噪, 并与其他方法做定量对比。通过实验结果表明, 改进的深度学习模型运用在超声图像去噪中具有良好的效果。

关键词: 超声图像; 散斑噪声; 深度学习; 去噪

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Ultrasound image denoising based on deep learning

DAI Zhe, YANG Yan

(School of Physical Science and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Ultrasound images are widely used in medical diagnosis with the advantages of low cost, timeliness and no radiation, but severe speckle noise causes interference with image details. In order to effectively remove the speckle noise in the ultrasound image while retaining the characteristic information, the model structure is improved based on DnCNN to match the speckle noise better and the simulated ultrasound image is trained to denoise. Quantitative comparison is made with other methods. The experimental results show that the improved deep learning model has a good effect in denoising ultrasound images.

Key words: ultrasound image; speckle noise; deep learning; denoising

0 引言

超声图像被广泛用于临床疾病诊断, 图像中的特征信息被作为病理诊断的重要依据^[1]。超声图像中的散斑噪声和伪纹理造成严重的视觉干扰, 特别是散斑噪声, 掩盖了图像的特征信息。散斑噪声是由于超声波在人体组织中传播时相互干涉产生的, 它的成分信息复杂, 包含乘性噪声和加性噪声^[2]。散斑噪声对超声图像是一种视觉破坏, 但是散斑噪声的分布情况、形状都是有效的病理诊断依据。对超声图像进行去噪处理时, 应该保证对噪声的抑制程度, 同时应尽量保留图像的边缘细节信息。传统的去噪方法如高斯滤波器、双边滤波器、NL-means^[3]等方法在处理散斑噪声时无法取得较好的效果^[4]。

本文分析超声成像过程, 得出散斑噪声更接近于乘性噪声。通过改进 DnCNN 模型来更好地匹配

散斑噪声模型。将近似于乘性噪声的散斑噪声作为残差学习, 利用深度学习模型获得去噪能力。通过在仿真的超声图像上进行去噪实验, 在峰值信噪比和结构相似度指标上优于其他方法。由于改进的模型更匹配散斑噪声模型, 因此改进的算法处理超声图像时取得了更好的去噪效果。

1 超声图像相关理论

1.1 超声成像技术

超声成像是一种相干成像, 通过超声波获取目标区域的影像^[5]。它可以分为三个步骤: 对目标区域发射超声波, 从目标区域接收超声波, 对接收的超声波信号数据分析反映成超声图像。

收稿日期: 2020-03-09

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)(CB707900)

作者简介: 代哲(1995-), 男, 硕士研究生, 研究方向为数字图像处理。通讯作者: 杨艳。

超声成像技术的载体是超声波,频率在 20000Hz 以上。超声波在传播时具有更好的方向性,传播过程中能量不易损失。超声成像技术通过向人体组织发射超声波,超声波在传播时碰到人体组织反射回来,通过收集回波,对回波信号进行信号计算处理转换为超声图像^[6]。人体对于超声波是一个复杂的介质,不同的组织器官,器官中是否含液体、气体,都会具有不同的声阻抗^[7]。相同的超声波在具有不同的声阻抗的介质中反射回来的信息是不一样的,根据这个特性,回波能够带回不同的组织的信息,在超声图像中呈现为强弱不一的光点^[8]。

1.2 散斑噪声分析

超声波在人体中传播时,碰到不同的组织界面会发生发射、散射、折射、衍射、干涉。其中干涉作用是产生散斑噪声的直接原因。当干涉作用为相消干涉时,散斑噪声强度会较小;当干涉作用为相长干涉时,散斑噪声强度会较大。当拥有不同整幅,但是拥有相同频率的两种波在传播时,它们的整幅分别为 A_1 、 A_2 ,波程相差 d ,两种波通过干涉作用,最后的合成波的振幅可用式(1)表示。

$$A = \sqrt{A_1^2 + A_2^2 + 2A_1A_2\cos\frac{2\pi d}{\lambda}} \quad (1)$$

散斑噪声在超声图像分布情况复杂,大多数科研人员认为在理想情况下,散斑噪声为瑞利分布。瑞利分布表达式如式(2)所示,它的概率密度如式(3)所示。当在理想情况下,若散斑噪声严重,这时散斑噪声为 Rician 分布,当散斑噪声微弱时,这时散斑噪声为 Nakagami 分布。另外还有科研人员认为散斑噪声属于广义的 Gamma 分布。

$$f(x) = \frac{z}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad x > 0 \quad (3)$$

由于独特的成像技术,散斑噪声信息复杂,同时含有乘性噪声和加性噪声。构建如式(4)的模型表示散斑噪声,式中 $f(x, y)$ 表示含有散斑噪声的超声图像, $g(x, y)$ 表示没有散斑噪声的真实图像, $n_1(x, y)$ 表示乘性噪声部分, $n_2(x, y)$ 表示加性噪声部分。这个模型不容易处理,大量科研人员研究发现,散斑噪

声中乘性部分的影响远大于加性噪声部分,可以将式(4)简化为式(5)的乘性噪声模型,这样能够降低图像处理的复杂程度。

$$f(x, y) = g(x, y) * n_1(x, y) + n_2(x, y) \quad (4)$$

$$f(x, y) = g(x, y) * n(x, y) \quad (5)$$

1.3 目前的去噪算法

在最初时期,图像去噪时使用不具有自适应能力的滤波器,如中值滤波、均值滤波等。这种滤波方法会导致图像中边缘信息模糊化,这些方法慢慢被弃用。后来出现的去噪算法大致可以分空间域去噪、变换域去噪。空间域去噪方法通过在整幅图片上寻找与目标像素块特征相似的备用像素块,对备用像素块加权估计来代替被噪声污染的目标像素块。常见的空间域去噪方法有维纳滤波器、双边滤波器、NL-means^[9]。变换域去噪方法就是通过将图像进行分解到其他域转化为一组正交基,通过调整正交基前面的系数来达到抑制噪声的作用^[10]。如小波变换去噪方法中,将图像进行小波分解,在小波系数中,一般系数较小的正交基代表着噪声部分,通过适当调整这些系数来抑制噪声部分,对调整后的系数进行小波重构成新图片,此时图片中噪声会得到有效的抑制^[11]。

不管是空间域去噪方法还是变换域去噪方法,都会受到人为因素的影响。如去噪模板窗口大小、形状的选择,对于抑制噪声阈值的选择等,都是通过人的经验来判断。这些方法能够一定程度上抑制噪声,但是欠缺实用性、普适性。

2 深度学习

2.1 基于 DnCNN 改进的模型

改进的模型如图 1 所示,以含有散斑噪声的超声图像作为模型的输入,经过 15 层的神经网络层运算后得出噪声信息,通过跳跃连接,让输入图像域噪声信息矩阵相除,通过激活函数 Tanh 将结果转换为去除散斑噪声后的图片。模型中第一、十五层神经网络使用卷积操作并使用 Relu 函数作为激活函数,中间第二层到第十四层额外添加了批次归一化层。模型中所有卷积核大小都为 3×3 。

由上节内容可以得出,散斑噪声近似于乘性噪声,通过式(5)得到表示噪声信息的矩阵如式(6)所示。

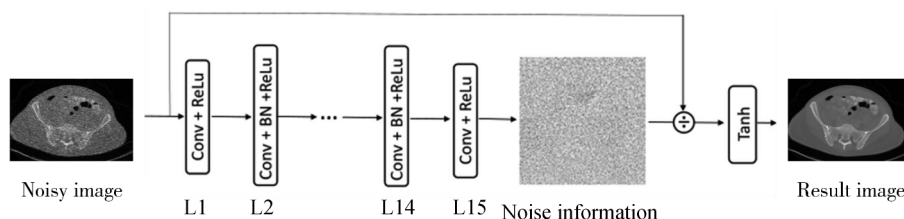


图 1 改进的深度学习模型结构图

在该模型中,选择将噪声图片矩阵与噪声信息矩阵相除得到去除噪声后的图片,这样构建模型是为了能够更加匹配散斑噪声成分。这种有针对性得匹配设计有利于深度学习模型拟合超声图像中散斑噪声信息,达到更好的去噪效果。

$$n(x,y) = \frac{f(x,y)}{g(x,y)} \quad (6)$$

2.2 BN 层与跳跃连接

当深度学习模型的层数过深时,在训练时要达到收敛很困难;同时,过多的神经网络层数带来了大量的参数需要被学习,这导致了深层的模型学习过程较慢;另外,深层的网络模型容易产生梯度弥散的问题。加入 BN 层就是为了克服这几个问题。

在之前的神经网络训练中,只对输入层的数据进行一次归一化处理。归一化处理让数据特征分布更加平衡,避免某些特征在训练过程中参与较少。虽然在输入时已经对数据进行过归一化处理,但是随着数据在神经网络中的传播,数据经 $\text{Relu}(x * w + b)$ 变换后,数据分布很有可能发生变化。而深度学习模型层数较深,随着多层计算后,这种数据分布上的变化会越来越大。这时对每一层的数据都进行一次归一化处理,能够保证数据分布始终均衡。对多层神经网络添加归一化处理,有利于加快神经网络模型的训练速度,同时可以省去 dropout、L1、L2 等正则化处理方法,这样能够提高模型的训练精度。

在改进的模型中,在噪声信息矩阵与输入图像之间使用了跳跃连接。这种结构设计不相当于浅层网络,实际上跳跃连接通过重用子层参数来构造更多的约束条件,使网络模拟具有更严格的结构性。跳跃连接有利于解决模型层数较深时梯度消失的问题,同时有利于梯度的反向传播,加快训练过程。

3 实验与分析

为了证实本文方法的有效性,让本文方法与其他方法对相同超声图片进行去噪处理。采用峰值信噪比和结构相似度作为结果评价指标。峰值信噪比表示图像重建后与原图的相似程度,结构相似性表示图片之间结构相关的亮度和对度之间的相似程

度,两种指标都是数值越大表示去噪效果越好。

3.1 乘性的 Gamma 噪声实验

本文设计的深度学习模型,是针对乘性噪声来构建的。在本次实验中,通过在自然图像中添加乘性的 Gamma 噪声来生成噪声图像。训练集由 2000 张带有乘性 Gamma 噪声的自然图片组成,通过训练模型后对 50 张类似图片做去噪处理,部分实验结果如图 2 所示。去噪前后 50 组图片峰值信噪比与结构相似性平均数据如表 1 所示。经验证,本文方法对乘性噪声有不错的抑制能力。

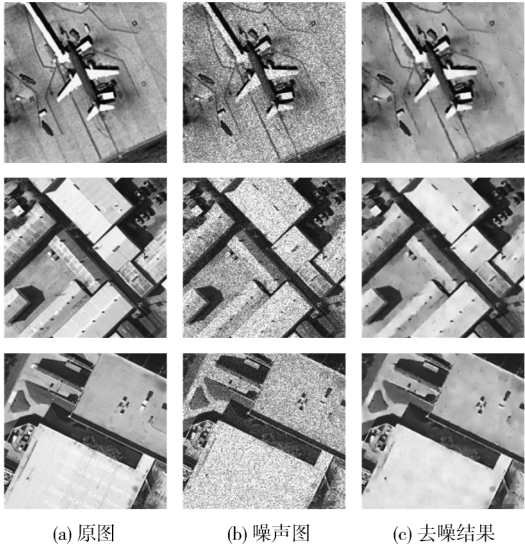


图 2 Gamma 乘性噪声实验结果

表 1 Gamma 乘性噪声实验结果

评价指标	滤波前	滤波后
峰值信噪比(PSNR)	21.75	28.25
结构相似性(SSIM)	0.48	0.79

3.2 超声图像实验

超声图像中散斑噪声近似于乘性噪声^[12],使用改进的深度学习模型对 2000 张超声图像训练后,对 50 张超声图像进行去噪处理,部分实验结果如图 3 所示。通过与高斯滤波、NL-means、DnCNN 方法做比较,得出本文方法在峰值信噪比与结构相似度上具有提升,50 组测试图片平均指标数据如表 2 所示。

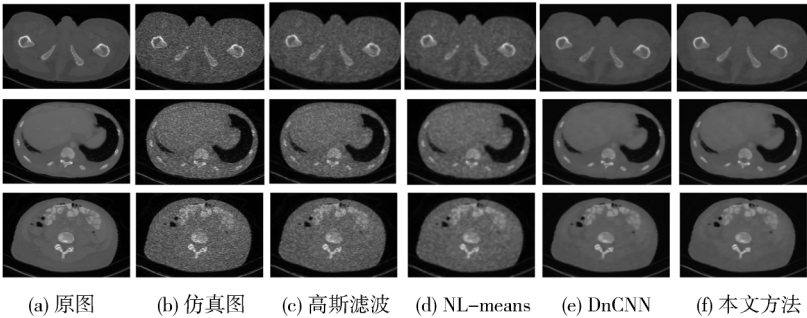


图 3 超声图像去噪结果

表2 超声图像去噪定量对比

评价指标	未去噪	高斯滤波	NL-means	DnCNN	本文方法
峰值信噪比 (PSNR)	25.25	28.97	30.23	31.47	32.44
结构相似度 (SSIM)	0.48	0.77	0.81	0.84	0.86

3.3 实验结果分析

通过在具有单一乘性 Gamma 噪声图像上做实验,证实了本文改进方法针对性地匹配乘性噪声来构建深度学习模型的可行性。在超声医学图片上的实验中,对比了经典的高斯滤波、NL-means、DnCNN 方法。在具体评价指标峰值信噪比与结构相似性上,本文改进算法要优于其他三种方法。实验结果表明,本文改进方法具有可行性,能够有效去除超声图像中散斑噪声,同时,能够较好地保留超声图像的细节特点。

4 结束语

超声图像对于临床医疗意义重大,去除超声图像中的散斑噪声,有利于提高治疗的精准度。本文针对超声图像中散斑噪声接近于乘性噪声的特性,在 DnCNN 模型上做出改进。构建更针对于乘性噪声的深度学习模型,这种匹配程度更高的深度学习模型在训练时比 DnCNN 模型更容易收敛,具有对散斑噪声更好的学习效果。

本文利用 Gamma 乘性噪声图片验证了改进的算法的可行性,适合对乘性噪声进行去噪。在超声图像去噪对比实验中,本文方法在峰值信噪比与结构相似性上取得更好的指标。实验结果表明,改进的方法比传统方法表现更加优异,并且在前期不需

要大量的人工预处理操作。在能够有效抑制去除散斑噪声的同时,能够尽可能保留图像的特征信息,不破坏超声图像中散斑噪声所在位置的局部细节信息,使得去噪后的超声图像更加符合真实情况。

参考文献:

- [1] 孙福成, 汤建明. 高强度聚焦超声在医学超声领域中的发展与应用[J]. 物理, 2007, 36(9): 708-714.
- [2] 龙群芳, 张东. 高强度聚焦超声图像纹理分析[J]. 中国医学物理杂志, 2015, 32(6): 830-834.
- [3] Li H, Suen C Y. A novel non-local means image denoising method based on grey theory [J]. Pattern Recognit, 2016, 49(1): 237-248.
- [4] 宋巧君, 张东. 基于双边滤波和 Black-hat 变换的 OSTU 裂缝分割算法[J]. 信息技术, 2017, 41(12): 90-92.
- [5] 陈露兰, 孙尽尧. 一种改进的模拟超声图像算法的实现[J]. 信息技术, 2019, 43(8): 58-61.
- [6] 吴泽晖. B 超图像的纹理识别[J]. 海南大学学报: 自然科学版, 2001, 19(4): 337-341.
- [7] 宋伟, 张东. 基于超声图像的自适应谱聚类方法研究[J]. 信息技术, 2019, 43(8): 33-36.
- [8] 陈婷, 张东. 一种改进的自适应图像去噪算法实现[J]. 信息技术, 2017, 41(11): 9-12.
- [9] Zhang D, Liu Y, Yang Y, et al. A region-based segmentation method for ultrasound images in HIFU therapy [J]. Medical Physics, 2016, 43(6): 2975-2989.
- [10] Singh K, Ranade S K, Singh C. A hybrid algorithm for speckle noise reduction of ultrasound images [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 148: 55-69.
- [11] Kaplan S, Zhu Yang-ming. Full-dose PET image estimation from low-dose PET image using deep learning: a pilot study [J]. Journal of digital imaging, 2019, 32(5): 773-778.
- [12] Burckhardt C B. Speckle in ultrasound b-mode scans [J]. IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics, 1978, 25(1): 1-6.

责任编辑: 丁玥

~~~~~  
(上接第 56 页)

- [8] 孔凤颖, 侯思祖. 基于 IEC61850 的 MMS 报文通信的研究[J]. 电力信息与通信技术, 2013(9): 44-48.
- [9] 王丽华, 王治民, 任雁铭, 等. 插件化 IEC61850 通信模块设计与实现[J]. 电力系统自动化, 2012(5): 82-85.
- [10] 易娟, 熊华钢, 何锋, 等. TTE 网络流量转换策略及其延时性能保障调度算法研究[J]. 航空学报, 2014(4): 1071-1078.
- [11] 张双悦, 王红, 杨士元, 等. IEC61850 服务映射中的矛盾及一种解决方案[J]. 电力自动化设备, 2013(3): 141-146.
- [12] 毕艳冰, 蒋林, 张大海, 等. 基于实时数据分发服务的智能变电站 IEC61850 的实现方法[J]. 中国电机工程学报, 2013(7): 149-155, 19.
- [13] 葛亮. 智能变电站在线监测系统测试平台的设计与实现[D]. 保定: 华北电力大学, 2014.
- [14] 葛雅川, 尹军. 智能变电站基于 IEC 61850 服务跟踪模型研究[J]. 中国电力, 2013(11): 142-145.

- [15] 孙充勃, 成晟, 原凯, 等. 基于节点映射模型的电力信息物理系统实时仿真平台[J]. 电网技术, 2019(7): 151-160.
- [16] 刘自华, 车向北, 刘卫波, 等. 基于 MMS/SNMP 协议的智能变电站远程运维系统设计[J]. 自动化与仪器仪表, 2019(5): 54-57.
- [17] 米为民, 辛耀中, 蒋国栋, 等. 电网模型交换标准 CIM/E 和 CIM/XML 的比对分析[J]. 电网技术, 2013(4): 936-941.
- [18] 汤震宇, 秦会昌, 胡绍谦, 等. 变电站程序化操作的运动接口实现[J]. 电力系统保护与控制, 2010(13): 83-87, 143.
- [19] Wang Wei-ke, Wang Yu-tong. The well-posedness of solution to semilinear pseudo-parabolic equation [J]. Acta Mathematicae Applicatae Sinica, English Serie, 2019, 35(2): 386-400.
- [20] Dou Q, Chen H, Yu L Q, et al. Multi-level contextual 3D CNNs for false positive reduction in pulmonary nodule detection [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(7): 1558-1567.

责任编辑: 丁玥