

基于改进 DTCWT 和引导滤波的低剂量 CT 图像降噪^{*}

徐 勇 张志伟 朱宏禹 韩建宁
(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

摘 要:针对低剂量计算机断层扫描(CT)图像噪点较多和空间分辨率低的问题,提出了一种基于改进双树复小波变换(DTCWT)和引导滤波的低剂量 CT 图像降噪方法。首先使用 DTCWT 对低剂量 CT 图像进行多尺度分解,对高频子带系数使用拟合优度检验框架进行去噪,对低频子带使用三边滤波进行降噪,逆 DTCWT 重构得到初始去噪图像;然后使用降噪并插值的低频子带图像作为导向图像对 CT 图像进行引导滤波;接着结合初始去噪图像和引导滤波的去噪结果生成细节残存图像;最后用 3 维块匹配滤波(BM3D)阈值算法对细节残存图像进行二次去噪,叠加两次去噪结果得到最终去噪图像。实验结果表明,该方法优于其他传统图像去噪算法,在抑制噪声的同时,良好地保留了图像的边缘轮廓和纹理特征,对低剂量 CT 图像有着显著的去噪效果。

关键词:低剂量 CT;双树复小波;引导滤波;拟合优度检验

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Low-dose CT image denoising based on improved DTCWT and guided filter

Xu Yong Zhang Zhiwei Zhu Hongyu Han Jianning
(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to solve the problem of many noises and low spatial resolution of low-dose CT images, a low-dose CT image denoising method based on improved dual-tree complex wavelet transform and guided filtering is proposed. Firstly, the low-dose CT image is decomposed by DTCWT, the high-frequency subband coefficients are denoised by goodness-of-fit test framework, the low-frequency subband is denoised by trilateral filtering, and the initial denoised image is obtained by inverse DTCWT reconstruction. Then, the low-frequency subband image which is denoised and interpolated is used as the guide image to guide and filter the CT image. Then, the detail residual image is generated by combining the denoising results of the initial denoising image and the guide filter. Finally, the BM3D threshold algorithm is used to denoise the remaining details of the image twice, and the final denoised image is obtained by superimposing the denoising results twice. The experimental results show that this method is better than other traditional image denoising algorithms, and the edge outline and texture features of the image are well preserved while suppressing noise, and has a remarkable denoising effect on low-dose CT images.

Keywords: low-dose CT; dual-tree complex wavelet; guided filter; goodness of fit test

0 引 言

计算机断层扫描(CT)是现代医学中广泛使用的一种成像技术,在医学诊断和筛查中发挥了至关重要的作用。

在临床操作中,希望通过最小化 X 射线剂量来获得 CT 扫描,以防止患者暴露在高辐射下。但受低剂量 CT (LDCT)成像条件和其他外界因素影响,CT 图像中会存在噪声、伪影和失真,噪声会降低图像中软组织的可见度,

收稿日期:2022-11-30

^{*} 基金项目:山西省基础研究计划(202103021224201)、国家自然科学基金(61671414)项目资助

这可能会导致错误的诊断。因此,为了获得最佳的诊断结果,必须在医学诊断之前对低剂量 CT 图像进行去噪预处理^[1]。

低剂量 CT 降噪的主要方法分为投影域滤波、迭代重建和图像域去噪^[2]。前两种方法都十分依赖供应商的投影数据,并且多次迭代会导致去噪速度变慢。图像域去噪直接处理重建的 CT 图像,通常速度快且便于集成,独立于投影数据,是广大学者研究的热点。图像后处理常用的降噪方法主要分为空域和频域。随着研究不断深入,在空域去噪方向上发展出一些效果不错的方法。主流的去噪方法^[3]有引导滤波、全变分法(TV)、非局部均值滤波(NLM)以及 3 维块匹配滤波(BM3D)等。

在频域去噪中研究最多的是小波变换,许多去噪算法在小波框架上得到了有效的发展,但都存在移变性和方向性不足的问题。Selesnick 等^[4]提出的双树复小波变换(DTCWT)很好地弥补了小波变换的不足,具有更小的移位方差和更多的方向选择性,可以更好地处理边缘和局部信息。双树复小波变换逐渐成为处理信号和图像的有力工具,被广泛应用于医学图像处理中。万里勇等^[5]使用自适应的 DTCWT 阈值去噪模型和改进双边滤波对图像进行降噪增强,去噪效果和性能强于其他小波去噪算法。Mitiche 等^[6]使用双树复小波变换中的通用阈值去噪算法对医学图像进行处理,去噪后的图像比小波变换具有更高的平滑度和精度。Naimi 等^[7]提出了一种基于双树复小波变换和维纳滤波阈值收缩的医学图像去噪方法,将两种经典算法相结合,有效地去除了医学图像中的噪声。以上学者的研究验证了双树复小波变换在医学图像去噪中的适用性。

近年来,统计学中的拟合优度(GOF)检验理论在图像去噪中有了初步的成效和应用。Rehman 等^[8]提出了一种基于离散小波和统计 GOF 检验的信号去噪方法,该方法将去噪问题转化为假设检验问题,采用经验分布函数统计小波系数,使用 GOF 检验框架判断小波系数中是否含有噪声。Naveed 等^[9]提出了一种基于马氏距离的新型多元 GOF 检验去噪方法,该方法在信号和图像去噪应用中有着一定的潜力和效果。

相比于传统去噪方法,基于深度学习的 LDCT 图像去噪方法有了很大的发展,Chen 等^[10]最早提出了基于 3 层网络卷积的 LDCT 图像降噪网络,Nishio 等^[11]利用残差网络和卷积自动编码为低剂量噪声的去除提供了一个端到端的解决方案,Kang 等^[12]将卷积网络和小波变换相结合用于 LDCT 去噪,进一步提高了网络去噪性能。基于深度学习的方法虽然去噪效果出色,但前提是进行具体的训练,并且需消耗大量的计算成本。

DTCWT 对二维图像有着平移不变性和方向性选择性的特性,GOF 检验框架在图像去噪中有着不错的去噪效果。基于以上两点,本文在改进 DTCWT 的基础上结合

引导滤波,提出了一种空间域和变换域相结合的 LDCT 图像去噪方法,在 DTCWT 中加入 GOF 检验框架和三边滤波算法,针对高频和低频子带进行单独去噪,之后结合逆 DTCWT 和引导滤波的去噪结果生成细节残存图像,最后用 BM3D 算法对细节残存图像进行二次去噪,叠加两次去噪结果得到最终去噪图像。实验结果表明,该算法在抑制噪声的同时,保留了图像边缘和纹理特征,有效地提高了低剂量 CT 图像的空间分辨率。

1 相关理论

1.1 双树复小波变换

双树复小波变换基于两个独立的双通道滤波器组,一维 DTCWT 分解 3 层的滤波器组如图 1 所示,其中上方一路为实部,下方一路为虚部,实部和虚部用于计算振幅和相位信息。两棵树的尺度滤波器由 $h_0(n)$ 、 $g_0(n)$ 表示,两棵树的小波滤波器由 $h_1(n)$ 、 $g_1(n)$ 表示。一维 DTCWT 的复值小波函数如式(1)。

$$\varphi(t) = \varphi_h(t) + j\varphi_g(t), \phi(t) = \phi_h(t) + j\phi_g(t) \quad (1)$$
 式中: j 为虚数单位,小波函数的虚数部分是实数部分的希尔伯特变换; $\varphi_h(t)$ 和 $\phi_h(t)$ 为 $h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 相对实值尺度函数; $\varphi_g(t)$ 和 $\phi_g(t)$ 为 $g_0(n)$ 和 $g_1(n)$ 相对实值尺度函数。

二维双树复小波变换(2D-DTCWT)对应的小波函数为 $\psi(x, y) = \psi(x)\psi(y)$,其中 $\psi(x)$ 和 $\psi(y)$ 是式(1)中复值小波函数,分别表示水平和垂直方向上的 DWT,将式(1)代入计算可得 $\psi(x, y)$ 为:

$$\begin{aligned} \psi(x, y) = & [\psi_h(x) + j\psi_g(x)][\psi_h(y) + j\psi_g(y)] = \\ & \psi_h(x)\psi_h(y) - \psi_g(x)\psi_g(y) + j[\psi_g(x)\psi_h(y) + \\ & \psi_h(x)\psi_g(y)] \end{aligned} \quad (2)$$

使用 $\{h_0(n), h_1(n)\}$ 和 $\{g_0(n), g_1(n)\}$ 来实现两种可分离的二维小波变换,利用可分离的 2D-DWT 对图像进行多层次分解,可以得到 6 个方向子带,各个子带在 $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$ 共 6 个方向上表示图像的细节信息。

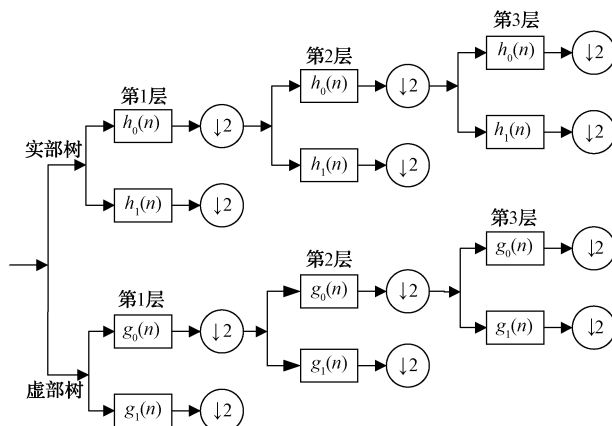


图1 一维双树复小波变换滤波器组

1.2 拟合优度检验

GOF 检验通常用来测试观测数据与指定模型或分布的吻合程度。检验需要一个拟合度的测试标准,称为检验统计量,以量化观察数据的经验分布函数与假设模型之间的差异。最后,采用假设检验框架来统计检验观察到的数据是否属于假设模型。

令 $F(x)$ 表示输入样本 z 的经验累积分布函数:

$$F(x) = \sum_i 1(z > x) \quad (3)$$

令 $F_r(x)$ 表示假设的累积分布函数:

$$F_r(x) = \int_i p(z > x) dz \quad (4)$$

AD(Anderson Darling)^[13] 检验统计量 τ_{AD} 为:

$$\tau_{AD} = \int_{-\infty}^{\infty} (F_r(x) - F(x))^2 \phi(F_r(x)) d(F_r(x)) \quad (5)$$

式中: $\phi(F_r(x))$ 是一个非负的权重函数。

$$\phi(F_r(x)) = (F_r(x)(1 - F_r(x)))^{-1}, \quad 0 < x < 1 \quad (6)$$

AD 统计量的关系可简写为:

$$\tau_{AD} = -W - H \quad (7)$$

其中 W 表示包含有归一化数值 x_i 的窗口或被检验数据的长度 H 表示为:

$$H = \sum_{i=1}^W \frac{(2i-1)}{W} (\ln(F_r(x_i)) - \ln(F_r(x_{W+1-i}))) \quad (8)$$

P_{fa} 表示错误地将一个噪声样本检测为来自期望信号的概率,根据给定的 P_{fa} 计算阈值 T_a 。在该错误概率下,候选分布会被判定为无效。

$$\begin{aligned} H_0: \tau_{AD} < T_a \\ H_1: \tau_{AD} \geq T_a \end{aligned} \quad (9)$$

式中: H_0 表示与噪声检测的情况相对应的初始假设。假设 H_0 和假设 H_1 分别对应于只检测噪声和真实图像像素的情况。

1.3 引导滤波

引导滤波是一种边缘感知图像滤波技术,由于其去噪效果好、速度快和易于实现等特点,现已成为几种常用的边缘保持平滑算法之一。

引导滤波对噪声图像使用引导图像的内容来进行去噪。将引导图像、滤波输入图像和滤波输出图像分别表示为 I 、 p 和 q ,引导滤波器由局部线性模型构成:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k \quad (10)$$

式中: i 是像素的索引; k 是半径为 r 的局部正方形窗口 ω 的索引。给定滤波输入图像 p ,最小化 p 和 q 之间的重建误差得到:

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k \quad (11)$$

$$b_k = \bar{p}_k \mu_k \quad (12)$$

式中: μ_k 和 σ_k 是 i 在窗口 k 中的均值和方差, ϵ 是控制平滑度的正则化参数。计算滤波输出的公式为:

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (13)$$

式中: $\bar{a}_i$ 和 $\bar{b}_i$ 分别是以 i 为中心的窗口 ω_i 上的 a 和 b 的平均值。

2 改进 DTCWT-引导滤波去噪算法

2.1 DTCWT-GOF 去噪

设 X 为 LDCT 原始图像,对 X 进行去噪,可将其表示为:

$$X = O + \eta \quad (14)$$

式中: O 表示未被污染的清晰图像; η 表示噪声图像。医学 CT 图像中的噪声分布类似于高斯白噪声^[14],估计图像 X 的噪声标准差 σ ,故 $\eta \sim N(0, \sigma^2)$ 。

将输入图像 X 通过式(2)进行 DTCWT 分解,得到高频子带和低频子带。高频子带中含有多个小波系数,记为高频子带小波系数集 W_g ,利用 σ 对 W_g 进行归一化处理,得到归一化的小波系数集 $\tilde{W}_g$ 。

$$\tilde{W}_g = \frac{W_g}{\sigma} \quad (15)$$

接着用式(7)对 $\tilde{W}_g$ 进行 AD 统计得到统计量集合 τ_{AD} ,然后使用式(7)中的阈值函数对 $\tilde{W}_g$ 中的小波系数 $\hat{w}_j$ 进行局部检验。检测为噪声的系数会被剔除,保留剩余有效系数。

$$\hat{w}_j = \begin{cases} 0, & \tau_{AD} < T_j \\ \tilde{w}_j, & \tau_{AD} \geq T_j \end{cases} \quad (16)$$

经过式(17)对 GOF 检验后的 $\tilde{W}_g$ 逆归一化得到 $\tilde{W}_n$,即降噪的高频子带小波系数集。

$$\tilde{W}_n = W_g^{-1} (\hat{\sigma} \times \tilde{W}_g) \quad (17)$$

对于低频子带,使用式(18)的三边滤波算法进行降噪得到低频去噪图像 I_d ,三边滤波可以对低频子带的局部结构进行分析,能够很好地保留子带边缘纹理。

$$h(x) = \frac{\sum_{\xi \in \Omega} \bar{w}(x, \xi) f(\xi)}{\sum_{\xi \in \Omega} \bar{w}(x, \xi)} \quad (18)$$

最后,将所有降噪后的高频子带和低频子带进行 DTCWT 逆变换重构得到一次去噪图像 Y_1 。

2.2 细节残存图像去噪

为了进一步恢复 LDCT 图像中的细节特征,本文设计了一种细节残存图像去噪方法对 LDCT 图像进行双重去噪。

对低频去噪图像 I_d 进行双线性三次插值后得到图像 I_g ,将 I_g 作为引导图像,经过式(13)对 LDCT 原图 X 进行引导滤波得到一次去噪图像 Y_2 ,然后通过 DTCWT 逆变换重构的 Y_1 减去引导滤波器的输出 Y_2 得到细节残存图像 Y_r 。

$$Y_r = Y_1 - Y_2 \quad (19)$$

接着利用 BM3D 阈值算法对细节残存图像进行降噪得到二次残存去噪图像 Y_{th} 。最后将 Y_{th} 添加到一次去噪图像 Y_1 中得到最终去噪图像 Y_f 。整个改进 DTCWT-引导滤波去噪算法流程如图 2 所示。

$$Y_f = Y_r + Y_1 \quad (20)$$

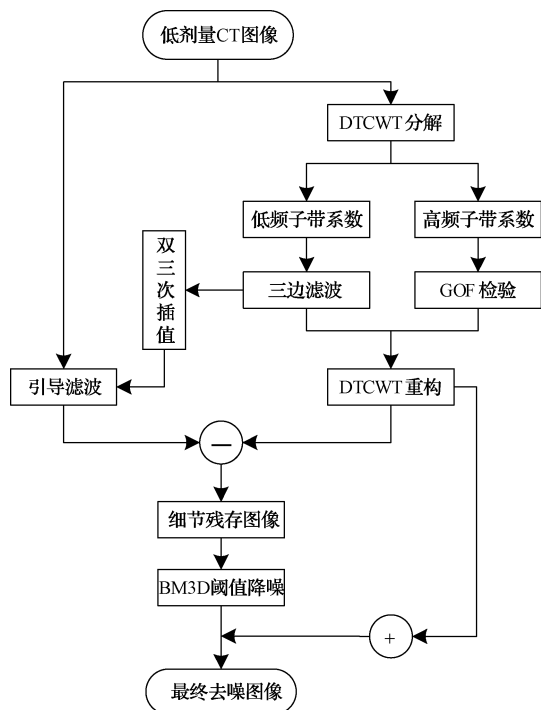


图2 改进 DTCWT-引导滤波去噪算法流程

2.3 实验结果与分析

本文实验的计算机处理器为 Intel(R)10400FCPU@2.90 GHz, 操作系统为 Windows 10。实验数据来源于 2016 年低剂量 CT 挑战大赛和 Kaggle 中的公开低剂量

CT 图像数据集, 实验所有去噪算法均在 MATLAB R2020b 软件上测试运行。

为了验证本文算法对 LDCT 图像的适用性和有效性, 本文进行了大量实验测试, 选取人体胸部、腹部和盆腔 3 个部位的 LDCT 原图以及加噪图(加入噪声方差为 5、10、15 的加性高斯白噪声)进行仿真实验。选用空域和频域滤波中对高斯噪声有好抑制效果^[14-16]的 DTCWT 阈值、DTCWT-双边滤波以及 DTCWT-维纳滤波去噪共 3 种组合方法进行对比。不同组合算法对胸部、腹部和盆腔 LDCT 原图的去噪结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出, DTCWT-双边滤波去噪效果较好, 但图像中的一些微小细节仍然不够清晰。DTCWT-维纳滤波去除了图像中的大部分噪声, 但因平滑处理过度导致图像变得模糊, 去噪效果不佳。DTCWT 阈值去噪效果最差, 没有完全去除 LDCT 图像中的噪声。相比于以上 3 种算法, 本文算法去噪效果最好, 在去除绝大部分噪声的同时, 较为完整地保留了 LDCT 图像的局部结构和边缘纹理, 图像中的软组织轮廓也更为清晰。

2.4 与其他算法对比

为了进一步验证本文方法的有效性, 选取目前主流的 K-SVD、NLM 和 TV 去噪算法与本文方法进行对比, 对 3 个部位 LDCT 图像的去噪结果如图 4 所示。通过对比可以看到, 以上 3 种算法整体上去除了 LDCT 中的噪声, 但是存在局部边缘模糊、纹理细节不充分和微小组织图像丢失的问题。本文算法能够相对清晰地看到组织轮廓和突出的细节, 对 LDCT 图像中的组织轮廓和细节信息保留效果最好, 主观视觉效果最佳。

3 客观指标评价

3.1 峰值信噪比 (PSNR)

PSNR 是评价去噪性能的一个重要指标。PSNR 值越高, 说明图像质量越好, 去噪过程中的失真越少。对大

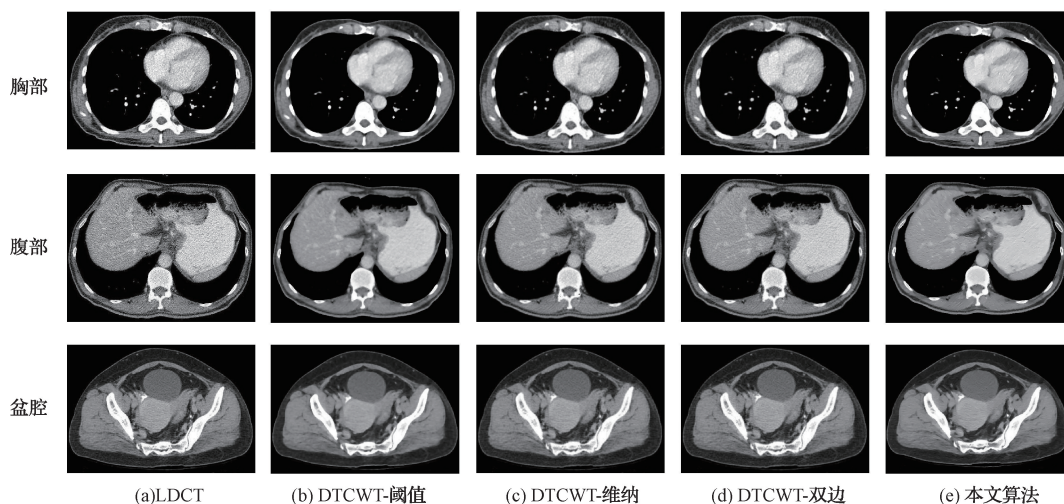


图3 不同组合算法对 LDCT 去噪效果对比

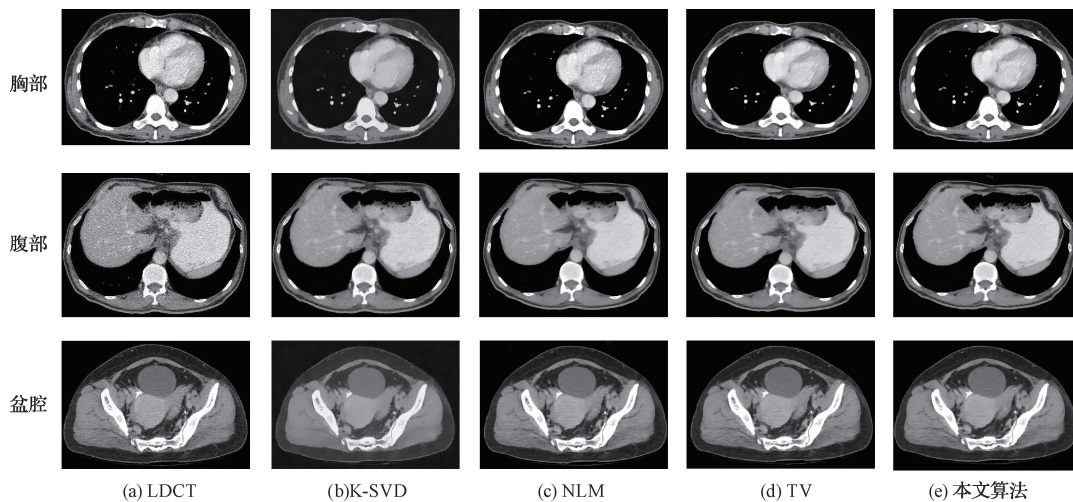


图4 其他算法对LDCT去噪效果对比

小均为 $m \times n$ 的原图 X 和去噪图 R , PSNR 表示为:

$$PSNR = 10 \cdot \lg\left(\frac{MAX_X^2}{MSE}\right) \quad (21)$$

其中, MAX_X 代表图像的灰度级, 均方误差 (MSE) 定义为:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [X(i, j) - R(i, j)]^2 \quad (22)$$

3.2 结构相似性 (SSIM)

SSIM 指数以未压缩或无失真的原始图像作为参考, 基于所分析像素的局部亮度和对比度来比较图像像素的

相似度。对于图像 X 和去噪图像 R , SSIM 表示为:

$$SSIM(X, R) = \frac{(2\mu_X\mu_R + C_1)(2\sigma_{XR} + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_R^2 + C_1)(\sigma_X^2 + \sigma_R^2 + C_2)} \quad (23)$$

式中: μ_X 、 μ_R 、 σ_X^2 、 σ_R^2 分别是 X 和 R 的平均值和方差; σ_{XR} 是 X 和 R 之间的协方差; C_1 和 C_2 是预定义的常数。

3.3 结果评价

本文采用 PSNR 和 SSIM 来评估对低剂量 CT 图像的去噪效果。7 种不同算法在 3 种不同噪声方差下的 PSNR 和 SSIM 详细数据如表 1 所示。

表1 不同算法下 LDCT 图像的 PSNR 和 SSIM

部位	噪声方差	DTCWT-阈值		DTCWT-维纳		DTCWT-双边		K-SVD		NLM		TV		本文	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
胸部	0	26.93	0.744	27.67	0.767	28.28	0.798	28.80	0.806	29.54	0.819	28.98	0.798	30.24	0.831
	5	25.37	0.708	26.02	0.735	26.59	0.740	27.41	0.774	28.07	0.803	27.24	0.765	28.76	0.799
	10	24.02	0.666	24.88	0.699	25.37	0.716	26.15	0.740	27.11	0.760	26.41	0.746	27.89	0.769
	15	23.07	0.634	23.67	0.657	24.65	0.671	24.76	0.698	25.98	0.720	25.20	0.691	26.68	0.736
腹部	0	26.67	0.732	27.52	0.760	28.15	0.775	28.98	0.817	29.41	0.831	28.80	0.799	29.93	0.846
	5	25.07	0.701	25.89	0.739	26.37	0.737	27.02	0.779	27.86	0.799	27.11	0.766	28.54	0.817
	10	23.79	0.667	24.54	0.696	25.24	0.713	26.24	0.761	26.82	0.788	25.89	0.752	27.76	0.781
	15	22.53	0.631	23.46	0.663	24.33	0.672	24.98	0.707	25.54	0.728	24.80	0.694	26.37	0.750
盆腔	0	26.98	0.754	27.82	0.779	28.41	0.787	29.07	0.815	29.63	0.837	28.93	0.803	30.46	0.849
	5	25.54	0.727	26.24	0.744	26.89	0.753	27.41	0.778	28.28	0.795	27.59	0.769	29.07	0.808
	10	24.28	0.683	24.98	0.706	25.63	0.721	26.72	0.749	27.37	0.765	26.33	0.741	28.11	0.778
	15	23.24	0.644	23.80	0.666	24.59	0.678	25.51	0.711	26.33	0.727	25.34	0.703	26.93	0.752

对比表 1 数据可以看出, 虽然本文算法的 SSIM 值在胸部和腹部低剂量 CT 且噪声方差为 5 和 10 的条件下不是最佳, 但是 PSNR 值均高于其他算法, 整体上评价指标本文方法最佳。与去噪效果良好的 NLM 去噪算法相比, PSNR 提升约 2.59%, SSIM 提升约 1.53%, 说明了本文算法在去噪过程中失真更少, 能保留更多的有效信息, 进

而验证了本文算法的有效性。

4 结论

CT 成像是现代医学中一种强有力的诊断工具, 由于 LDCT 扫描协议和其他空间因素影响, 难免会在 CT 图像中产生噪声。为了使医学诊断更加准确, 必须对低剂量

CT图像进行去噪以提高图像质量。因此本文提出了一种基于改进DTCWT和引导滤波的低剂量CT图像去噪方法,该方法将多种空间域滤波和频域滤波相结合,在DTCWT中加入GOF检验框架和三边滤波算法分别针对高频和低频子带进行去噪,之后结合引导滤波和BM3D算法对细节残存图像进行二次去噪,将两次去噪结果叠加得到最终去噪图像。通过与其他主流传统去噪算法相比,本文算法在去噪过程中表现最佳,在视觉效果和整体评价指标上均优于其他算法,经过双重降噪极大地保留了具有最小冗余的组织边缘轮廓和纹理特征,为后续的医学图像分割或增强处理提供了良好的前提条件。

参 考 文 献

- [1] GONDARA L. Medical image denoising using convolutional denoising autoencoders[C]. 2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining Workshops. IEEE, 2016: 241-246.
- [2] PARK H S, BAEK J, YOU S K, et al. Unpaired image denoising using a generative adversarial network in X-ray CT[J]. IEEE Access, 2019(7): 110414-110425.
- [3] KULATHILAKE K A S H, ABDULLAH N A, SABRI A Q M, et al. A review on deep learning approaches for low-dose computed tomography restoration[J]. Complex & Intelligent Systems, 2021, DOI: 10.1007/s40747-021-00405-x.
- [4] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N C. The dual-tree complex wavelet transform[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [5] 万里勇,陈家益. 基于双树复小波变换与双边滤波的图像滤波[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2021, 55(6): 1030-1036.
- [6] MITICHE L, ADAMOU-MITICHE A B H, NAIMI H. Medical image denoising using dual tree complex thresholding wavelet transform[C]. 2013 IEEE Jordan Conference on Applied Electrical Engineering and Computing Technologies. IEEE, 2013: 1-5.
- [7] NAIMI H, ADAMOU-MITICHE A B H, MITICHE L. Medical image denoising using dual tree complex thresholding wavelet transform and Wiener filter[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2015, 27(1): 40-45.
- [8] REHMAN N, ABBAS S Z, ASIF A, et al. Translation invariant multi-scale signal denoising based on goodness-of-fit tests[J]. Signal Processing, 2017, 131: 220-234.
- [9] NAVEED K, UR REHMAN N. A novel multivariate goodness-of-fit test based on Mahalanobis distance and its application in denoising[C]. European Signal Processing Conference. IEEE, 2021: 2050-2054.
- [10] CHEN H, ZHANG Y, ZHANG W, et al. Low-dose CT via convolutional neural network[J]. Biomedical Optics Express, 2017, 8(2): 679-694.
- [11] NISHIO M, NAGASHIMA C, HIRABAYASHI S, et al. Convolutional auto-encoder for image denoising of ultra-low-dose CT[J]. Heliyon, 2017, 3(8): e00393.
- [12] KANG E, MIN J, YE J C. A deep convolutional neural network using directional wavelets for low-dose X-ray CT reconstruction[J]. Medical Physics, 2017, 44(10): e360-e375.
- [13] REHMAN N, NAVEED K, EHSAN S, et al. Multi-scale image denoising based on goodness of fit (GOF) tests[C]. European Signal Processing Conference. IEEE, 2016: 1548-1552.
- [14] GHOLIZADEH-ANSARI M, ALIREZAIE J, BABYN P. Deep learning for low-dose CT denoising[J]. Image and Video Processing, 2019, arXiv:1902.10127.
- [15] 颜溶標,刘文婷,谷亚男,等. 基于多尺度边缘提取和加权卷积稀疏编码的低剂量CT去噪算法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(9): 9-15.
- [16] 史韶杰,韩建宁,李大威,等. 基于多尺度曝光融合的医学CT图像增强方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(6): 106-111.

作 者 简 介

徐勇, 硕士研究生, 主要研究方向为医学图像处理、信号处理与计算机视觉。

E-mail: 2539127653@qq.com

张志伟, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为信号与图像处理技术和光电检测理论与技术。

E-mail: zhangzwei@nuc.edu.cn

朱宏禹, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能、计算机视觉与图像处理。

E-mail: 1026773753@qq.com

韩建宁, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为人工智能、信号处理技术、计算机视觉与图像处理等。

E-mail: hanjn46@nuc.edu.cn