

基于动态优化的X射线CT低剂量重建

王康, 赵琦, 李铭

引用本文:

王康, 赵琦, 李铭. 基于动态优化的X射线CT低剂量重建[J]. 液晶与显示, 2021, 36(7): 1051–1059.

WANG Kang, ZHAO Qi, LI Ming. X-ray CT low-dose reconstruction via dynamic optimization implementation[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(7): 1051–1059.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0159>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

应用先验插值校正 CT 金属伪影

Metal artifact reduction in computed tomography based on prior interpolation

液晶与显示. 2015(6): 1032–1039 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20153006.1032>

基于多尺度残差网络的CT图像超分辨率重建

CT image super-resolution reconstruction based on multi-scale residual network

液晶与显示. 2019, 34(10): 1006–1012 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193410.1006>

遥感图像的MAP超分辨重建

MAP super-resolution reconstruction of remote sensing image

液晶与显示. 2018, 33(10): 884–892 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183310.0884>

基于多核支持向量回归的光谱反射率重建方法

Spectral reflectance reconstruction based on multi-kernel support vector regression

液晶与显示. 2018, 33(12): 1008–1018 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183312.1008>

基于改进生成对抗网络的单帧图像超分辨率重建

Single frame image super-resolution reconstruction based on improved generative adversarial network

液晶与显示. 2021, 36(5): 705–712 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0250>

文章编号:1007-2780(2021)07-1051-09

基于动态优化的 X 射线 CT 低剂量重建

王 康^{1,2}, 赵 琦¹, 李 铭^{2*}

(1. 南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094;

2. 中国科学院 苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163)

摘要:针对 X 射线 CT 成像系统在低剂量扫描协议下出现的噪声和伪影问题, 提出一种基于动态优化的 CT 低剂量成像算法。文中使用一族双曲正切函数集构造分数阶全变分的动态复合函数模型, 结合统计迭代重建框架, 并通过动态优化过程实现 CT 低剂量扫描数据的重建。应用所提算法对数值模型和动物模型低剂量扫描生成的投影数据分别进行了重建实验。数值仿真实验结果表明, 在 180 个投影角度下, 文中算法重建结果的信噪比与滤波反投影法、分数阶全变分法、自适应变权全变分法重建结果相比分别高出 29.51, 8.03, 9.15, 6.81 dB。动物模型实验结果表明, 该算法重建结果有效抑制了 CT 噪声和伪影, 清晰重建出软组织边界细节, 极大提高了低剂量数据重建图像的质量。

关键词:CT 成像; 低剂量扫描; 动态优化; 统计迭代重建

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2020-0159

X-ray CT low-dose reconstruction via dynamic optimization implementation

WANG Kang^{1,2}, ZHAO Qi¹, LI Ming^{2*}

(1. School of Electronic and Optical Engineering,
Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology,
Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163, China)

Abstract: A novel low-dose reconstruction algorithm using dynamic optimization design was developed to suppress artifacts and noise in computed tomography (CT) imaging under the low-dose scan protocols. In this paper, a family of hyperbolic tangent functions was selected to build the composite function model of fractional total variation ($T_p V$). Furthermore, a dynamic optimization (DO) term was also applied to improve the performance of the presented model. In our method, the proposed iterative reconstruction was achieved via the statistical iterative reconstruction (SIR) framework. Then, the presented approach was evaluated by using X-ray low dose projections collected from simulated phantom and scanned mice. The simulated results for 180 sampling views show that the signal to noise ratios (SNR) of images reconstructed by the proposed algorithm are 29.51, 8.03, 9.15, 6.81 dB higher

收稿日期:2020-06-17; 修订日期:2020-09-08.

基金项目:国家自然科学基金(No.61701492)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.61701492)

* 通信联系人, E-mail: lim@sibet.ac.cn

than those of images reconstructed by filtered back-projection algorithm, T_pV algorithm, and adaptively reweighted total variation algorithm, respectively. And the mouse data studies demonstrate that the proposed method suppresses artifacts or noise successfully and preserves more soft tissue details in reconstructed images. Moreover, the quality of reconstructed images can be greatly improved by the presented low-dose reconstruction algorithm.

Key words: CT imaging; low-dose scan; dynamic optimization; statistical iterative

1 引言

计算机断层成像(Computed Tomography, CT)是通过无损方式获取人体内部解剖信息的一种医学影像技术。CT扫描的普及,给临床诊断带来了极大方便,但也引发了受检者的辐射损伤。由于X射线辐射剂量的累加效应,接受过量的X光照射可能会显著增加病人诱发癌症和白血病等疾病的概率。因此,国际辐射防护委员会建议,在满足临床诊断需求的情况下,CT辐射剂量越低越好^[1-2]。

低剂量CT成像是减少辐射损伤的有效方法。临床应用中的CT低剂量扫描成像可大致分为两类:降低管电流或管电压和降低采样数^[3-4]。前者多适用于投影数据采集完备的螺旋CT设备,后者则更适用于投影数据欠采样的CBCT(Cone-beam CT, CBCT)设备。目前,国内主流的CT设备仍采用滤波反投影法(Filtered Back-projection, FBP)进行重建,采用CT低剂量扫描协议将导致重建图像中伪影和噪声的增加以及对比度的下降,直接影响医生对病变组织的诊断分析。因此,如何保证低剂量扫描下的图像质量是CT成像领域的热点问题之一,而研究迭代重建算法^[5-14]则是抑制噪声和伪影,提高CT重建图像质量的关键。Idris等人^[5]首先采用复合泊松分布模型对投影数据的噪声特性进行建模,并提出基于这一模型的统计迭代重建算法(Statistical Iterative Reconstruction, SIR)。Lasio等^[6]分析了基于泊松分布模型的统计迭代重建算法在实际CT系统中的性能,并验证了泊松分布模型对于实际CT设备采集投影数据能取得较好的重建效果。在此基础上,为了进一步提升重建效果,需改进目标函数中的先验约束项。Zhang等^[7]和Wu等^[8]将 L_1 范数字典学习(DL)正则化项引入统计迭代重建模型(SIR),减轻了

L_2 最小化带来的过平滑效果并保留更多图像细节。Gou等^[9]测试了一种基于 L_p 字典学习(DL)稀疏约束的新颖重建算法,结论是较低的 p 值会呈现出更好的重建性能。基于字典学习的CT低剂量重建对于图像细节有所改善,但是其重建时间较长,且由于低剂量投影数据会导致迭代前期存在伪影,这些伪影会被字典所表示从而最终的重建结果。Xu等^[10]则结合全变分最小化(Total Variation, TV),提出了SIR-TV算法。该算法能较好地抑制噪声和伪影,但对于稀疏性表征差的重建目标,重建图像中易出现块状伪影。此后, Sidky等^[11]又提出分数阶全变分算法(T_pV)。该算法通过调整 p 值可有效改进待重建目标的稀疏性表征,但是 T_pV 算法易导致重建图像中出现散点噪声。Lei等^[12]对TV结构进行改进,通过引入自适应的加权权重,提出了自适应全变分算法(Adaptively Reweighted TV, ARWTV)。ARWTV算法对于噪声和伪影有很好的抑制效果,但重建结果中弱对比度组织边缘模糊。近年来,随着深度学习的发展,许多学者将基于深度学习的方法应用于医学领域^[15-23]。与传统方法相比,深度学习的图像质量有所提高,但这需要大量的训练数据,且重建质量取决于数据集的质量。目前大多数深度学习中使用的数据是通过噪声插入来模拟的,这可能无法反映低剂量CT扫描的实际噪声分布。相反,传统的基于压缩感知(Compressed Sensing, CS)的重建方法不需要大量的训练数据,并且可以很容易地集成到传统的迭代重建框架中。

针对CT低剂量扫描下出现的噪声和伪影问题,文中提出一种基于分数阶全变分动态优化(T_pV dynamic optimization, T_pV -DO)的CT低剂量成像算法。首先通过一族双曲正切函数集构造 T_pV 的动态复合函数模型,以增强待重建目标的稀疏性表征;其次,通过引入动态优化设计以实现噪声和伪影的抑制以及对弱对比度组织边缘

的保护;最后,结合统计迭代重建框架,使用交替优化算法实现对目标函数的优化求解。采用数值模型和动物扫描获取的投影数据对新算法进行了实验,并与 FBP 算法、 T_pV 算法、ARWTV 算法进行了比较。

2 算法及理论分析

2.1 统计迭代成像模型

基于泊松分布模型来模拟投影数据采集过程,将统计迭代模型与正则项结合的目标函数可以表示为^[10]:

$$\Psi(x) = \sum_{i=1}^{N_d} \frac{\omega_i}{2} ([Ax]_i - \hat{l}_i)^2 + \beta R(x), \quad (1)$$

其中: ω_i 为与投影噪声相关的统计权重, $A = \{a_{i,j}\} \in R^{N_d \times N_J}$ 为系统采样矩阵, $\hat{l}_i$ 为投影测量, x 为待重建目标的图像数据, N_d 为射线的总数, N_J 为像素的总数, i 为射线标记, j 为像素标记, $R(x)$ 为目标函数的先验约束项, β 用于平衡统计估计和正则化估计的权重参数。

2.2 基于 T_pV 的动态优化模型描述

在 2D 图像空间中,基于 T_pV 模型的稀疏性变换可以用双索引的方式表示如下^[11]:

$$T_pV(x) = \|Dx\|_p^p, \quad (2)$$

$$R(x) = F_\sigma(T_pVx) = \sum_{j=1}^{N_J} \left\{ \frac{\exp(\| (Dx)_j \|_p^p / \sigma) - \exp(-\| (Dx)_j \|_p^p / \sigma)}{\exp(\| (Dx)_j \|_p^p / \sigma) + \exp(-\| (Dx)_j \|_p^p / \sigma)} \right\}, \quad (6)$$

其中: p 和 σ 均为动态优化参数,对式(6)分析,当 p 趋近于 2, σ 取较大值时, $R(x)$ 接近于 L_2 范数,对于伪影和噪声抑制效果较好;当 σ 趋近于 0, p 取较小值时, $R(x)$ 接近于理想的 L_0 范数,对图像纹理细节的保护效果较好。因此通过对 p 和 σ 的合理选择从而在保持图像边缘和细节的同时能有效克服 TV 正则项存在的阶梯效应问题。

为了使上述的正则化估计同时表现出较好的纹理保护和噪声抑制性能,本文提出动态最优化过程,即初始迭代优化时,采用较大的 p 和 σ 值以更好地抑制伪影和噪声,接下来的优化过程中依次降低 p 和 σ 值以更好地保存图像纹理信息。

其中:

$$(Dx)_j = ((Dx)_{m,n} = \sqrt{(x_{m,n} - x_{m+1,n})^2 + (x_{m,n} - x_{m,n+1})^2}, \quad (3)$$

其中: $j = (m-1) \times W + n$, $m = 1, \dots, H$, $n = 1, \dots, W$, H 和 W 分别代表重建图像 x 的宽度和高度; p 为弹性的范数模型控制参数,通过 p 值调整可以实现范数模型在 L_0 范数与 L_2 范数之间选择。

压缩感知理论指出^[24]:重建信号的稀疏性表示越好,越有利于精确地恢复原始信号。为了应用 T_pV 模型增强重建图像的稀疏表征,并建立动态优化模型。现考虑如下一族双曲正切函数集,其具体表示形式如下:

$$f_\sigma(x) = \frac{\exp(|x|/\sigma) - \exp(-|x|/\sigma)}{\exp(|x|/\sigma) + \exp(-|x|/\sigma)}, \quad (4)$$

其对应的范数求和形式如下:

$$F_\sigma(x) = \sum_{j=1}^{N_J} f_\sigma(x_j), \quad (5)$$

其中: σ 为动态调整参数,用于控制图像表征和相邻迭代过程的近似性。

如图 1 所示,当 σ 参数取值较大时,对重建图像的稀疏性表征较差,重建结果容易导致过平滑,图像纹理细节模糊;当 σ 参数取值较小时,对重建图像的稀疏性表征较好,重建结果容易陷入局部极值,图像噪声水平显著。基于上述双曲正切函数集构造 T_pV 动态复合函数模型,其具体形式如下:

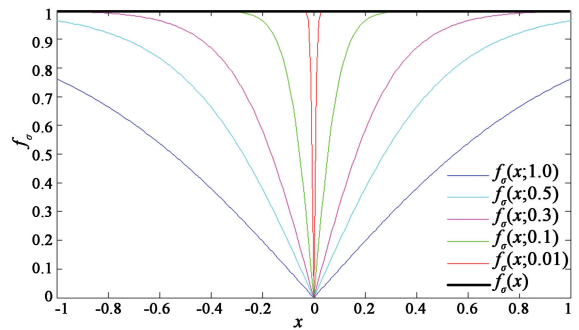


图 1 双曲正切函数曲线动态演化图

Fig.1 Dynamic evolution of hyperbolic tangent function curve

实验中,为了保证算法初始时具有较好的伪影和噪声抑制效果,初始设定: $\sigma_0=0.8, p_0=1.2$;为了保证相邻两次迭代的近似性,相邻迭代的递减因子 $\Delta\sigma$ 和 Δp 分别设定为 0.016 和 0.01;同时为了避免算法收敛于局部极值,实验中设定: $\sigma_{\min}\geq 0.1, p_{\min}\geq 0.8$ 。

2.2 交替最小化 DO- T_p V 重建算法

如式(1)为典型的统计重建目标函数,该目标函数由对数似然数据保真项和正则化项两部分构成,本文采用交替最小化的方法对其进行优化求解,具体算法流程如下:

步骤一、最小化对数似然数据保真项:采用典

型的可分离抛物面算法^[10]进行优化,其迭代更新公式为:

$$x_j^t = x_j^{t-1} - \frac{\sum_{i=1}^{N_d} (a_{i,j} y_i ([Ax^{t-1}]_i - \hat{l}_i))}{\sum_{i=1}^{N_d} (a_{i,j} y_i \sum_{k=1}^J a_{i,k})}, \quad j = 1, \dots, J, \quad (7)$$

式中: t 表示迭代次数, x^0 为初始迭代图像。

步骤二、式(6)的动态最优化解:采用梯度下降法对其进行优化。其中式(6)的梯度公式可以表示为:

$$\frac{\partial R(x)}{\partial x_j} = \sum_{j=1}^{N_J} \left\{ \frac{4}{(\exp(\| (Dx)_j \|_p^p / \sigma) + \exp(-\| (Dx)_j \|_p^p / \sigma))^2} \cdot \frac{1}{\sigma} \cdot \frac{\partial T_p V(x_j)}{\partial x_j} \right\}, \quad (8)$$

其中: $T_p V$ 模型的梯度公式可表示为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial T_p V(x_j)}{\partial x_j} &= \frac{\partial T_p V(x_{m,n})}{\partial x_{m,n}} = p \cdot \frac{(2x_{m,n} - x_{m+1,n} - x_{m,n+1})}{[\zeta + (x_{m+1,n} - x_{m,n})^2 + (x_{m,n+1} - x_{m,n})^2]^{\frac{2-p}{2}}} - p \cdot \\ &\quad \frac{(x_{m-1,n} - x_{m,n})}{[\zeta + (x_{m-1,n} - x_{m,n})^2 + (x_{m-1,n} - x_{m-1,n+1})^2]^{\frac{2-p}{2}}} - p \cdot \\ &\quad \frac{(x_{m,n-1} - x_{m,n})}{[\zeta + (x_{m,n-1} - x_{m,n})^2 + (x_{m,n-1} - x_{m+1,n-1})^2]^{\frac{2-p}{2}}}, \end{aligned} \quad (9)$$

式中: ζ 为扰动约束因子,通常取 $\zeta = 1 \times 10^{-8}$ 。

基于上述的梯度公式,采用梯度下降法进行迭代更新,其计算公式为:

$$\Delta x = -\beta \cdot d \cdot \frac{dx}{\|dx\|}, \quad (10)$$

其中: Δx 为梯度下降步骤更新步长, $d = \|x^t - x^{t-1}\|_2$ 为相邻迭代间图像残差, $dx = \frac{\partial R(x)}{\partial x_j}$ 为正则化函数的梯度表示。

上述算法具体实施中,首先进行参数 x, σ, p 的初始化,接下来重复执行步骤一与步骤二直至满足预先设定的迭代终止条件。下文实验中将迭代终止条件设定为 t 不大于预先设定的迭代总次数 $T_{\max}$ 或相邻两次迭代误差小于设定阈值 err , 如果 $t > T_{\max}$, 则迭代终止; 否则, $t = t + 1$, 更新 σ 和 p 值,并启动下一轮迭代。本文提出的基于分数阶全变分动态优化算法(DO- T_p V)的 CT 低剂量成像重建流程如下所示:

输入: $A, \hat{l}, \beta, \sigma, p, \text{err}$, 初始化 x^0, σ_0, p_0 ,
 $\Delta\sigma, \Delta p, t=1$;

输出: 重建图像 x .

While($t \leq T_{\max}$ or $\|x^t - x^{t-1}\| / \|x^t\| \geq \text{err}$) {

步骤一: 优化 SIR 过程

$$x_j^t = x_j^{t-1} - \frac{\sum_{i=1}^{N_d} (a_{i,j} y_i ([Ax^{t-1}]_i - \hat{l}_i))}{\sum_{i=1}^{N_d} (a_{i,j} y_i \sum_{k=1}^J a_{i,k})},$$

$j = 1, \dots, J$;

步骤二: 分数阶全变分动态模型优化(T_p V-DO)

$$d = \|x^t - x^{t-1}\|_2;$$

$$dx = \frac{\partial R(x)}{\partial x_j};$$

$$x_j^t = x_j^t - \beta \cdot d \cdot dx;$$

步骤三: 参数更新

$$t = t + 1;$$

$$\text{if } \sigma \geq 0.1, p \geq 0.8$$

$$\sigma = \sigma - \Delta\sigma, p = p - \Delta p.$$

}

3 实验与结果

为了验证本文算法在噪声抑制和软组织细节保护方面的有效性,分别采用数值仿真实验和动物扫描实验对本文提出的CT低剂量成像算法(DO- T_pV)进行实验验证,并对其与解析重建算法(FBP)、 T_pV 算法、字典学习(DL)、ARWTV算法进行了比较。其中,算法的优化参数设定:本文所提算法采用2.2节所述方式; T_pV 算法正则化参数 $\beta=0.2$,动态优化参数 $p=0.8\sim 1.2$;ARWTV算法正则化参数 $\beta=0.2$,变全次数设定为5;字典学习(DL)算法正则化参数 $\beta=0.2$,图像块尺寸设定为 7×7 ,过完备字典的稀疏度设定为4。

3.1 数值模拟实验

本部分实验采用数值模型生成圆轨迹扇形束扫描投影数据,投影参数设定如下:X射线源到旋转中心的距离为54.1 cm,探测器到旋转中心的距离为40.8 cm,CT图像的像素数为 512×512 ,尺寸大小为 $20\text{ cm}\times 20\text{ cm}$,探测器数为642,相邻探测器间距为0.672 mm。扫描范围为 $0^\circ\sim 360^\circ$,步长为 1° 和 2° ,以生成 180° 和 360° 两种采样角度数下的投影数据。实验中采用Patrick等^[10]提出的Poisson分布模拟光子探测的随机过程,其中:实验总光子数设定为 8.0×10^5 。通过对探测器记录信号进行对数化处理后,获得含噪声的投影数据。分别使用FBP算法、 T_pV 算法、字典学习(DL)算法、ARWTV算法和DO- T_pV 算法进行CT图像重建。图2和图3分别给出了数值模型在 180° 和 360° 两种采样数下的实验结果,窗口显示范围 $[0.185, 0.205]$ 。

如图2和图3所示,在低剂量扫描条件下,FBP算法重建图像中出现严重的伪影和噪声,且软组织细节完全被噪声和伪影遮盖,总体图像质量极差。对比解析算法(FBP)结果,4种迭代算法重建图像的质量有了明显提升。对比4种迭代算法结果,ARWTV算法取得了很好的伪影和噪声抑制效果,但重建图像软组织细节模糊严重,如图2(e)红色箭头所示的放大区域。相比ARWTV算法,字典学习算法(DL)和 T_pV 算法在软组织细节保护方面有了显著的提升,但字典学习(DL)算法的部分软组织产生变形模糊,如图2(d)红色箭头所示,且字典学习(DL)从整体看尤

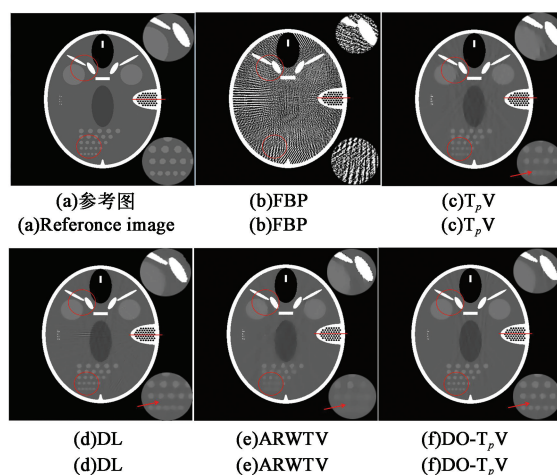


图2 数值模型实验结果(180 采样数)

Fig.2 Numerical model results (180 views)

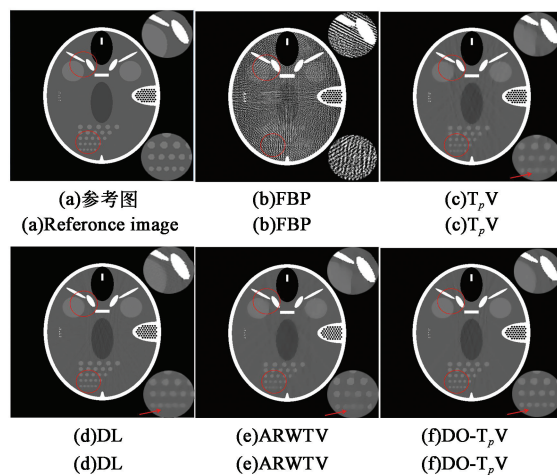


图3 数值模型实验结果(360 采样数)

Fig.3 Numerical model results (360 views)

其在 180° 较低采样数下会存在条纹状伪影,而对于 T_pV 算法部分软组织细节结构不清晰,如图2(c)红色箭头所示的放大区域。由图2和图3可以看出,DO- T_pV 算法在软组织细节保护方面表现最好,且取得较好的伪影和噪声抑制效果,总体图像质量的提升显著。

为了评价不同算法的重建结果对高对比度边缘细节的保护能力,本文提取图2红色实线所示位置,并采用剖面密度曲线显示 T_pV 算法、字典学习(DL)算法、ARWTV算法和DO- T_pV 算法的重建结果与金标准图像的接近程度。图4实验结果表明,与其他算法的重建结果相比,DO- T_pV 算法的重建结果更好地拟合了金标准图像的密度曲线。

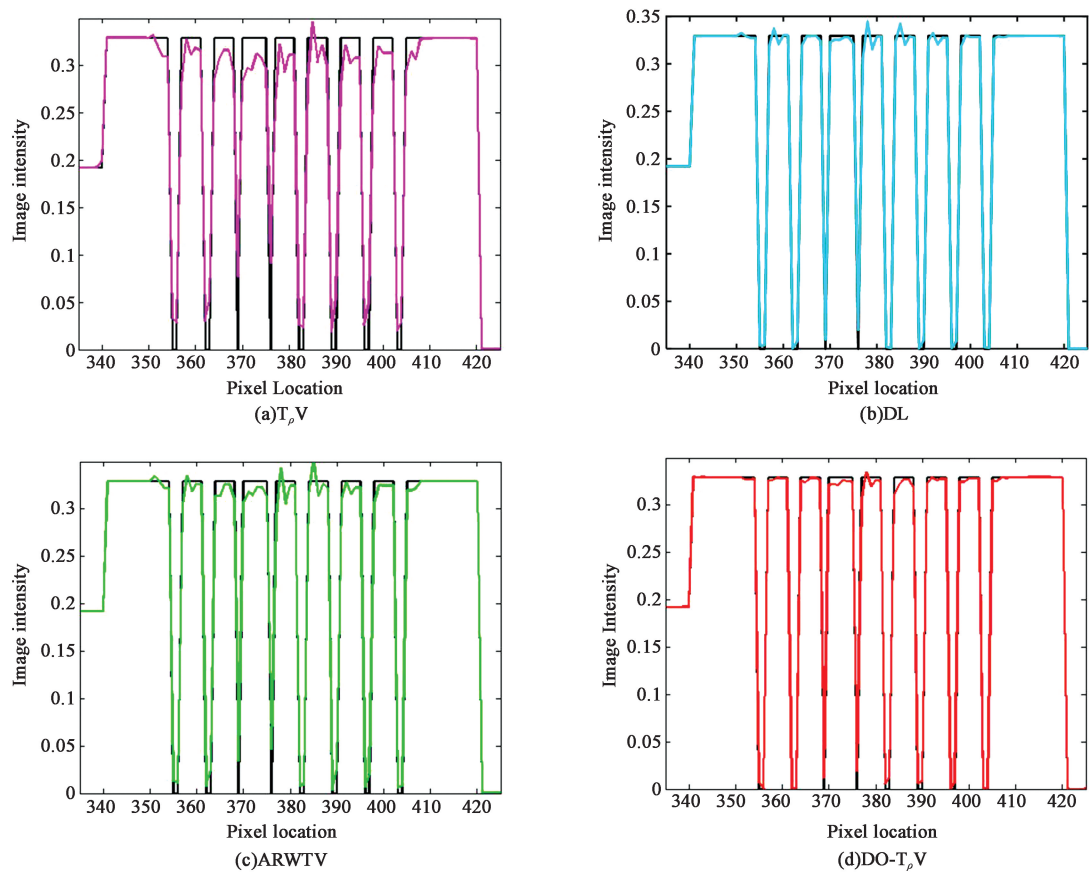


图 4 重建结果的剖面灰度值比较图(图 2)

Fig.4 Line profiles of reconstructed results of Fig.2

表 2 数值模型定量分析

Tab.2 Quantitative evaluation of the numerical results

数值模型	FBP		$T_p V$		DL		ARWTV		DO- $T_p V$	
	NMAD/ %	SNR/ dB	NMAD/ %	SNR/ dB	NMAD/ %	SNR/ dB	NMAD/ %	SNR/ dB	NMAD/ %	SNR/ dB
180° (views)	12.07	18.10	0.33	39.58	0.21	38.46	0.24	40.80	0.17	47.61
360° (views)	8.06	19.47	0.23	44.73	0.14	44.99	0.13	54.08	0.12	55.56

本文采用归一化平均绝对偏差(Normalized mean absolute deviation, NMAD)和信噪比(Signal noise ratio, SNR) 2 个标准定量评价重建结果,NMAD 和 SNR 的定义如下:

$$NMAD(\%) = \frac{\sum_j |x_j - x_j^{\text{truth}}|}{\sum_j |x_j^{\text{truth}}|} \times 100 \quad , (11)$$

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_j (x_j^{\text{truth}})^2}{\sum_j (x_j - x_j^{\text{truth}})^2} \right) \quad , \quad (12)$$

式中: x_j 表示重建图像, x_j^{truth} 表示理想图像,即实验结果对比的金标准。

由表 2 可以看出,DO- $T_p V$ 算法的 NMAD 小于 FBP 算法、 $T_p V$ 算法、字典学习(DL)算法、

ARWTV算法的NMAD,表明DO- T_p V算法重建的图像与理想图像更接近。在 180° 视角和 360° 视角的数值模型实验中,DO- T_p V算法重建图像的信噪比比FBP算法、 T_p V算法、字典学习(DL)算法、ARWTV算法要高,表明DO- T_p V算法能更好地保护图像纹理信息和抑制图像噪声,重建图像的质量更高。

3.2 动物数据实验

为了进一步验证DO- T_p V算法的性能,采用真实CT系统扫描小鼠来生成投影数据。系统扫描参数设定如下:X光管电压50 kVp,X光管电流1 mA,曝光时间0.466 9 s,X射线源到扫描中心距离为22.188 cm,X射线源到探测器中心的距离为65.85 cm,平板探测器阵列数 $1\,536 \times 880$,探测单元尺寸 $0.15\text{ mm} \times 0.15\text{ mm}$,扫描间隔为 2° ,共采集180个等间距投影图像。分别使用FBP算法、 T_p V算法、字典学习(DL)算法、ARWTV算法和DO- T_p V算法对中心片层投影数据进行重建实验。重建像素大小为 512×512 ,重建像素单元尺寸为 $0.1\text{ mm} \times 0.1\text{ mm}$ 。图5给出小鼠扫描数据重建结果,窗口显示范围为 $[-0.09, 1.19]$ 。

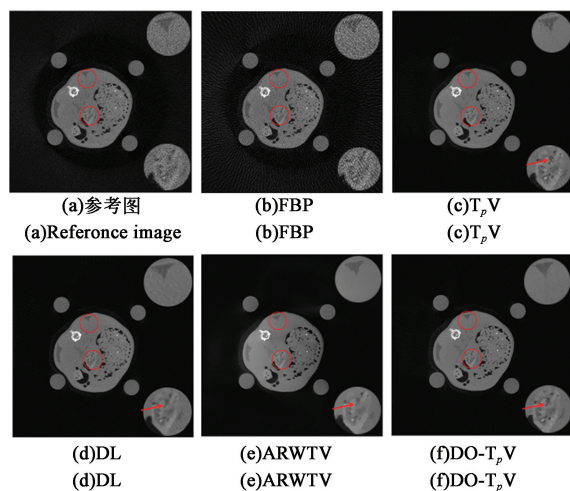


图5 小鼠扫描数据重建结果

Fig.5 Reconstructed results of scanned mouse data-sets

从图5可以看出,低剂量扫描协议下,解析算法(FBP)重建图像中出现严重的伪影和噪声,且软组织边缘细节极其模糊,如图5(b)放大区域所示。对比解析算法重建结果,4种迭代算法重建结果在抑制伪影和噪声,保护软组织结构方面取得了明显改善。对比4种迭代算法结果,ARWTV算法在抑制伪影和噪声方面效果显著,但重建图像部分细节模糊不清晰,如图5(c)放大区域红色箭头所示位置。相比ARWTV算法, T_p V算法能够重建出图像的边缘细节,但重建结果中存在一些散点噪声,如图5(c)放大区域所示。而对于字典学习(DL)方法,伪影和噪声得到了一定程度的抑制,但结果仍然存在由于过完备字典而导致的不规则伪影和噪声,如图5(d)放大区域所示。对比ARWTV算法和 T_p V算法的重建图像,DO- T_p V算法重建的图像细节更为清晰,且图像的噪声水平也显著降低,总体图像质量最佳。

4 结 论

本文提出一种基于动态优化的CT低剂量成像算法。该算法通过双曲正切函数集构造分数阶变分的动态复合函数模型,使基于分数阶变分重建逐步接近理想的 L_0 范数重建。通过动态最优化过程逐次增强当前重建图像的稀疏表征,改善了DO- T_p V算法在图像纹理细节保护和噪声抑制方面的性能,提升了重建图像的质量。数值模型实验结果表明,在180个采样角度下,文中算法重建图像的信噪比分别比FBP算法、 T_p V算法、字典学习(DL)方法、ARWTV算法高出29.51,8.03,9.15,6.81 dB。动物数据实验结果表明,DO- T_p V算法重建结果有效抑制了噪声和伪影,清晰重建出小鼠软组织细节,极大地提高了低剂量采集数据重建图像的质量。

参 考 文 献:

- [1] DE ONZÁLEZ A B, DARBY S. Risk of cancer from diagnostic X-rays: estimates for the UK and 14 other countries [J]. *Lancet*, 2004, 363(9406): 345-351.
- [2] BRENNER D J, HALL E J. Computed tomography—An increasing source of radiation exposure [J]. *New England Journal of Medicine*, 2007, 357(22): 2277-2284.

- [3] SPEARMAN J V, SCHOEPF U J, ROTTENKOLBER M, *et al.* Effect of automated attenuation-based tube voltage selection on radiation dose at CT: an observational study on a global scale [J]. *Radiology*, 2016, 279(1): 167-174.
- [4] SOLOMON J, MILETO A, NELSON R C, *et al.* Quantitative features of liver lesions, lung nodules, and renal stones at multi-detector row CT examinations: dependency on radiation dose and reconstruction algorithm [J]. *Radiology*, 2016, 279(1): 185-194.
- [5] ELBAKRI I A, FESSLER J A. Statistical image reconstruction for polyenergetic X-ray computed tomography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(2): 89-99.
- [6] LASIO G M, WHITING B R, WILLIAMSON J F. Statistical reconstruction for X-ray computed tomography using energy-integrating detectors [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2007, 52(8): 2247-2266.
- [7] ZHANG C, ZHANG T, LI M, *et al.* Low-dose CT reconstruction via L_1 dictionary learning regularization using iteratively reweighted least-squares [J]. *BioMedical Engineering OnLine*, 2016, 15(1): 66.
- [8] WU J F, DAI F, HU G, *et al.* Low dose CT reconstruction via L_1 norm dictionary learning using alternating minimization algorithm and balancing principle [J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2018, 26(4): 603-622.
- [9] GOU J N, WU X Y, DONG H Y. Reduced iteration image reconstruction of incomplete projection CT using regularization strategy through L_p norm dictionary learning [J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2019, 27(3): 559-572.
- [10] XU Q, MOU X Q, WANG G, *et al.* Statistical interior tomography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(5): 1116-1128.
- [11] SIDKY E Y, CHARTRAND R, BOONE J M, *et al.* Constrained $T_p V$ minimization for enhanced exploitation of gradient sparsity: application to CT image reconstruction [J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 2014, 2: 1800418.
- [12] ZHU L, NIU T Y, PETRONGOLO M. Iterative CT reconstruction via minimizing adaptively reweighted total variation [J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2014, 22(2): 227-240.
- [13] 杨宏成, 高欣, 张涛. 应用投影收缩的压缩感知锥束 CT 短扫描重建[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(3): 770-778.
YANG H C, GAO X, ZHANG T. Compressing-sensing cone-beam CT short-scan reconstruction based on projection-contraction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(3): 770-778. (in Chinese)
- [14] 李铭, 郑健, 章程, 等. 应用变权全变分重建抑制 CT 金属伪影[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(6): 1714-1721.
LI M, ZHENG J, ZHANG C. Suppression of metal artifact in computed tomography by reweighted total variation reconstruction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(6): 1714-1721. (in Chinese)
- [15] YANG Y, SUN J, LI H B, *et al.* ADMM-CSNet: a deep learning approach for image compressive sensing [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(3): 521-538.
- [16] CHEN H, ZHANG Y, CHEN Y J, *et al.* LEARN: learned experts' assessment-based reconstruction network for sparse-data CT [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(6): 1333-1347.
- [17] YANG Q, YAN P, YU H, *et al.* Low-dose CT image denoising using a generative adversarial network with Wasserstein distance and perceptual loss [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(6): 1348-1357.
- [18] JIANG Z R, CHEN Y X, ZHANG Y W, *et al.* Augmentation of CBCT reconstructed from under-sampled projections using deep learning [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(11): 2705-2715.
- [19] HAN Y, YE J C. Framing U-net via deep convolutional framelets: application to sparse-view CT [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(6): 1418-1429.
- [20] ZHANG Z C, LIANG X K, DONG X, *et al.* A sparse-view CT reconstruction method based on combination of DenseNet and deconvolution [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(6): 1407-1417.
- [21] SAHN H M, ZHANG Y, YANG Q S, *et al.* 3-D convolutional encoder-decoder network for low-dose CT via transfer learning from a 2-D trained network [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(6): 1522-1534.
- [22] LEE H, LEE J, KIM H, *et al.* Deep-neural-network-based sinogram synthesis for sparse-view CT image reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2019, 3(2): 109-119.

- [23] LI M, HSU W, XIE X D, *et al.* SACNN: self-attention convolutional neural network for low-dose CT denoising with self-supervised perceptual loss network [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2020, 39(7): 2289-2301.
- [24] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.

作者简介:



王 康(1991—),男,安徽宿州人,硕士研究生,2021 年于南京理工大学获得学士学位,主要从事计算机断层成像方面的研究。E-mail: 1150473337@qq.com



李 铭(1984—),男,河北石家庄人,博士后,副研究员,2015 年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事先进医学成像技术方面的研究。E-mail: lim@sibet.ac.cn