

文章编号 1004-924X(2015)06-1714-08

应用变权全变分重建抑制 CT 金属伪影

李 铭^{1,2,3*}, 郑 健³, 章 程^{1,2,3}, 周 哲³, 张 涛¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 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:提出一种基于变权全变分(RWTV)迭代重建的金属伪影校正算法以抑制 CT 系统重建图像中出现的金属伪影。该算法应用自定义的权值函数对全变分模型做加权惩罚,生成权值全变分模型;通过交替解权值全变分最小化过程和更新权值步骤实现变权全变分重建算法。应用该算法对数值模型和临床图像前向投影生成的投影数据分别进行了重建实验。数值模型实验结果表明:在 60 个采样角度下,用提出算法重建的图像具有最高的空间分辨率特性;且信噪比值较平滑插值金属伪影校正算法、全变分约束最优化算法的重建结果分别高出 17.523 6 和 7.145 2 dB。临床数据实验结果表明:该算法重建结果有效抑制了 CT 金属伪影,清晰重建出颅骨内的细节解剖结构,极大提高了重建图像的质量。

关键词:计算机断层扫描(CT);图像重建;金属伪影;变权全变分;全变分最小化;信噪比

中图分类号:TP391.4;R814.42 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152306.1714

Suppression of metal artifact in computed tomography by reweighted total variation reconstruction

LI Ming^{1,2,3*}, ZHENG Jian³, ZHANG Cheng^{1,2,3}, ZHOU Zhe³, ZHANG Tao¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

3. *Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology,*

Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163, China)

** Corresponding author, E-mail: lim@sibet.ac.cn*

Abstract: A novel metal artifact reduction algorithm based on a Reweighted Total Variation (RWTV) reconstruction was proposed to suppress the metal artifacts in Computed Tomography (CT) images to improve the image quality. A user-defined weight function was used as penalty weight to generate the weighted Total Variation(TV) model. The reweighted TV reconstruction algorithm was implemented through solving alternately the weighted TV minimization problem and updating the weight procedure. Then, the algorithm was used in the reconstruction experiments for projections from

收稿日期:2014-08-04;**修订日期:**2014-09-30.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61201117, No. 61301042);国家重大科学仪器设备开发专项资助项目(No. 2011YQ040082);国家科技支撑计划资助项目(No. 2012BA113B04);江苏省自然科学基金资助项目(No. BK2012189);苏州市科技计划资助项目(No. ZXY2013001)

forward projecting phantom and clinical data respectively. The digital phantom experiments show that the proposed algorithm has the topmost spatial resolution of reconstructed images in 60 sampling angles. Furthermore, the signal-to-noise ratios of images through the proposed algorithm are 17.523 6, 7.145 2 dB higher than those of images reconstructed by Smooth Interpolation Metal Artifact Reduction (SI-MAR) algorithm and TV minimization based on Constrained Optimization-Penalized Smoothness (CO-PS) algorithm respectively. Clinical experimental results demonstrate that the proposed algorithm successfully suppresses the metal artifacts and clearly restores the anatomical structure in the skull. Moreover, the quality of reconstructed images has been greatly improved by the proposed metal artifact suppression algorithm.

Key words: Computed Tomography (CT); image reconstruction; metal artifact; reweighted Total Variation (TV); TV minimization; signal-to-noise ratio

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 扫描中,植入病人体内的金属物体,如:股骨内固定、金属假牙、颈椎内固定等对 X 射线的衰减程度很高,使得多数光子在与金属物质相互作用的过程中被吸收,导致到达探测器的光子数十分稀少。因此,从探测器读取的投影值异常大,最终导致重建的 CT 图像中出现严重的金属伪影^[1-2]。

金属伪影主要表现为由大投影数据引起的从金属区域发出的条状伪影,由 X 射束硬化引起的杯状伪影和多个金属之间的暗带区域。金属伪影会使重建图像的质量严重下降,直接影响医生对断层组织结构的诊断。因此,需要采用有效的方法从投影域或图像域对其进行校正。金属伪影校正算法可大致分为两类:投影插值法^[1-5]和迭代法^[6-12]。投影插值法操作简单,实现快速,其对于射束硬化伪影的校正效果显著,但对于全局条状伪影的抑制效果欠佳。Kalender 等人^[2]首次提出针对投影域的金属投影进行线性插值。之后, S. Zhao 等人^[3]又提出针对金属投影的小波系数进行线性插值的方法。Wouter 等人^[5]提出一种平滑插值金属伪影校正 (Smooth Interpolation Metal Artifact Reduction, SI-MAR) 算法。相较线性插值类算法, SI-MAR 算法对图像的总质量提升效果显著,但校正结果中仍存在部分次级伪影。迭代法能更有效地处理复杂的金属伪影问题,与投影插值类算法相比,其重建图像质量更高。G. Wang 等人^[6]提出代数重建 (Algebraic

Reconstruction Technique, ART) 去模糊技术抑制 CT 金属伪影,该算法对于金属伪影的抑制效果显著,但其重建图像噪声明显。X. Zhang 等人^[7]提出应用全变分约束最优化算法 (Constrained Optimization-Penalized Smoothness, CO-PS) 抑制 CT 金属伪影,该 CO-PS 算法能有效抑制金属伪影和噪声,但其重建结果内部分布不均匀,边缘较模糊。

从原始投影数据出发,基于 D. Donoho、E. Candes 及 T. Tao 等人^[13-14]提出的压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 理论,本文提出一种应用变权全变分 (Reweighted Total Variation, RWTV) 迭代重建的金属伪影校正算法。首先,采用 L. Ming 等人^[15]提出的切线反投影对金属投影进行重建获得金属图像。其次,通过交替求解权值全变分最优化过程和更新权值实现对非金属投影数据的重建。接着,将金属图像与非金属投影重建图像进行融合,得到最终的输出结果。最后,采用数值模型和临床图像前向投影生成的投影数据对新算法进行实验,并将其与平滑插值金属伪影校正 (SI-MAR) 算法、全变分约束最优化 (CO-PS) 算法进行了比较。

2 算法及理论分析

2.1 权值全变分模型

根据 CS 理论^[13],基于 l_1 范数的 CT 图像重建问题可等价于求解下面的最优化问题:

$$\begin{aligned} x^* &= \operatorname{argmin}_x f(x) = \\ &\operatorname{argmin}_x \sum_{i,j} \| (Dx)_{i,j} \| \\ \text{s. t. } &\| Ax - p \| \leq \epsilon, x_{i,j} \geq 0, \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $(Dx)_{i,j} = (x_{i+1,j} - x_{i,j}, x_{i,j+1} - x_{i,j})$; \mathbf{A} 为系统矩阵; p 为投影数据; $x_{i,j}$ 表示待重建的图像数据; ϵ 为投影误差, 其与光子散射、电子噪声、受检物体等多种因素相关。

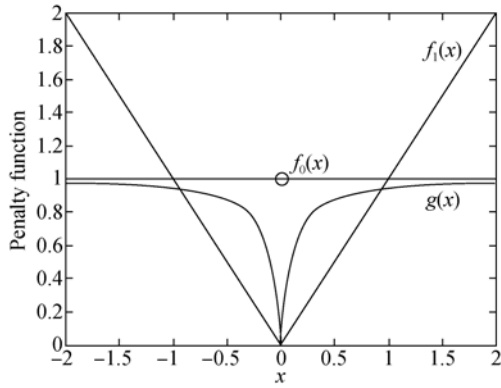


图 1 惩罚函数对比

Fig. 1 Comparison of penalty functions

CS 理论指出: 重建信号的稀疏性表示越好, 越有利于精确恢复原始信号, 由图 1 可知, 基于 l_1 范数的惩罚函数 $f_1(x)$, 能较好地重建原始信号, 但重建结果边缘细节模糊; 基于 l_0 范数的惩罚函数 $f_0(x)$ 能精确地重建原始信号, 但当 $x \rightarrow 0^+$ 时, $f_0(x)$ 不可导, 其最大难题在于如何求解 l_0 范数的梯度问题。因此, 最直接的想法是对惩罚函数 $f_1(x)$ 做加权惩罚, 使其更接近理想的 $f_0(x)$ 。为取得更好的稀疏表示, 对于信号值较大的位置, 给予较小的权重; 对于信号值较小的位置, 给予较大的权重。对于惩罚函数的选取, 首先应满足 $x \rightarrow 0^+$ 时, 函数可导; 并且还要满足在信号值较小的位置, 函数具有较大的斜率, 反之亦然。现考虑如下函数:

$$g(x) = \frac{1}{1 + a^{-\frac{|x|}{\delta}}}, \quad (2)$$

其中: $a > 1, 0 < \delta < 1$ 。

对函数求导:

$$g'(x) = \frac{\ln a}{\delta} \cdot \frac{a^{-\frac{|x|}{\delta}}}{(1 + a^{-\frac{|x|}{\delta}})^2}. \quad (3)$$

利用上述的导数函数对图像梯度做惩罚, 则相应的权值函数为:

$$\omega_{i,j} = \frac{\ln a}{\delta} \cdot \frac{a^{-\frac{\|(Dx)_{i,j}\|}{\delta}}}{(1 + a^{-\frac{\|(Dx)_{i,j}\|}{\delta}})^2}, \quad (4)$$

式中: a 和 δ 用于调整选用惩罚函数和理想惩罚

函数的相似性。单从理论角度讲, a 越大, δ 越小, 当前惩罚函数越接近理想的 $f_0(x)$ 。但实际获得的投影数据受 X 光子散射、电子噪声、采集参数等因素干扰, 若 a 过大或 δ 过小易导致重建算法收敛于局部极值, 使得重建图像中出现局部亮点或者暗点。下文实验中, 软组织边缘的梯度值约为 10^{-2} 。为了更好地重建软组织边缘, 选择小于边缘梯度的 δ 和适中的 a 。实验中设定: $\delta = 10^{-3}, a = 5$ 。

应用上述权值函数做惩罚, 则基于 l_1 范数的权值全变分模型可表示为:

$$\begin{aligned} x^* &= \operatorname{argmin}_x f(x) = \\ &\operatorname{argmin}_x \sum_{i,j} \{ \omega_{i,j} \| (Dx)_{i,j} \| \} \\ \text{s. t. } &\| \mathbf{A}x - p \| \leq \epsilon, x_{i,j} \geq 0. \end{aligned} \quad (5)$$

上述的最小化优化模型中, 投影数据误差约束项和非负性约束项用来产生满足条件的可行解域, 而最小化目标函数过程则用来从可行解域中选择最优化的图像解。

2.2 求解权值全变分最优化问题

考虑下面的最优化问题:

$$\begin{aligned} x^* &= \min_{x \in R^n} f(x) \\ \text{s. t. } &h_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m, \\ &l_j(x) = 0, j = 1, \dots, r, \end{aligned} \quad (6)$$

式中: x 表示 n 维的向量; x^* 表示对应的最优化解。上述最优化问题的 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件^[16]可以表示为:

$$0 \in \partial f(x) + \sum_{i=1}^m u_i \partial h_i(x) + \sum_{j=1}^r v_j \partial l_j(x), \quad (7)$$

其中: 互松弛条件为 $u_i \cdot h_i(x) = 0$, 非负性约束条件为 $u_i \geq 0$ 。

对基于 l_1 范数的权值全变分最优化问题, 依据 KKT 条件, 给出其 Lagrangian 算子形式:

$$\begin{aligned} x^* &= \operatorname{argmin}_x L(x, \lambda, \eta) = \\ &\operatorname{argmin}_x \{ f(x) + \lambda (\| \mathbf{A}x - p \| - \epsilon) - \sum_{i=1}^n \eta_i x_i \}. \end{aligned} \quad (8)$$

对应导数形式为:

$$\frac{\partial L(x, \lambda, \eta)}{\partial x} = 0 \Leftrightarrow \nabla f(x) + \lambda \frac{\mathbf{A}^T (\mathbf{A}x - p)}{\| \mathbf{A}x - p \|} - \boldsymbol{\eta} = 0, \quad (9)$$

其中: 互松弛条件为 $\lambda (\| \mathbf{A}x - p \| - \epsilon) = 0, \eta_i x_i =$

0;非负性约束条件为: $\lambda \geq 0, \eta_i \geq 0$ 。如果要满足投影项约束条件,则 $\lambda > 0; x_i$ 为待重建的数据,若要求得 x_i 的非零解,则要使其对应的 $\eta_i \rightarrow 0$,式(9)的解可转化为求 η 的最小化问题。

$$\eta^* = \operatorname{argmin} \left\{ \left\| \nabla f(x) + \lambda \frac{\mathbf{A}^T(\mathbf{Ax} - p)}{\|\mathbf{Ax} - p\|} \right\| \right\} \text{ s. t. } \lambda > 0. \quad (10)$$

Sidky 等^[8]提出一种交替使用凸集投影法和自适应梯度下降过程求解全变分最小化的方法,本文采用相似方法求解 η 的最小化问题。

2.3 变权全变分算法

本文通过交替解权值全变分最优化问题和更新权值^[17]实现变权全变分算法,具体的算法流程如下所示:

(1)初始化 $k = 0, k_{\max} = 5, \omega_{i,j}^{(0)} = 1, 1 \leq i, j \leq N$ 。

(2)解权值全变分最优化问题:

$$x^{(k)} = \operatorname{argmin} \sum_{i,j} \omega_{i,j}^{(k)} \|(Dx)_{i,j}\| \text{ s. t. } \|\mathbf{Ax} - p\| \leq \epsilon, x \geq 0. \quad (11)$$

(3)对于每一图像位置 $(i, j), 1 \leq i, j \leq N$,更新权值。

$$\omega_{i,j}^{(k+1)} = \frac{\ln a}{\delta} \cdot \frac{a^{-\frac{\|(Dx^{(k)})_{i,j}\|}{\sigma}}}{(1 + a^{-\frac{\|(Dx^{(k)})_{i,j}\|}{\sigma}})^2}. \quad (12)$$

(4)判断是否满足迭代终止条件:将迭代终止条件设置为 k 不大于预先设定的迭代总次数 k_{\max} 或者两次迭代误差小于给定阈值,如 $k > k_{\max}$,则迭代终止;否则, $k = k + 1$,则返回步骤(2)启动下一轮迭代。

3 实验与结果

分别采用数值模型和临床数据对本文提出的

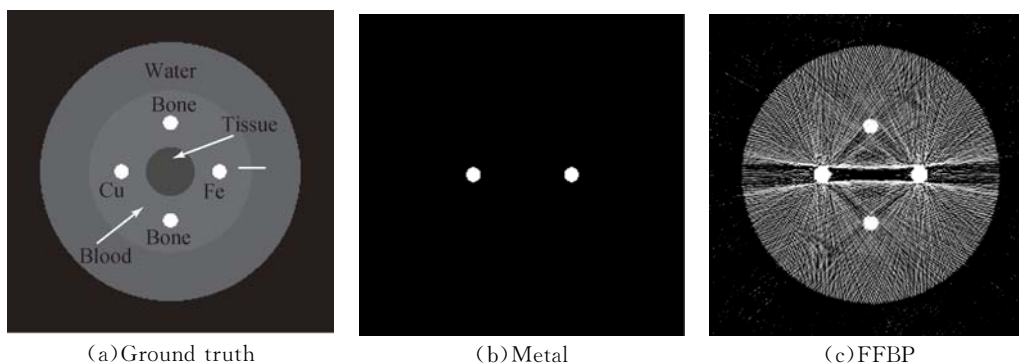
金属伪影校正算法进行实验验证。实验中选择等距扇束扫描结构生成原始投影数据。其中,X射线源与扫描中心的距离为 130 cm, X射线源与探测器的距离为 190 cm,探测器数为 500,相邻探测器间距为 1 mm,重建图像的像素数为 256×256 ,尺寸大小为 $0.9766 \text{ mm} \times 0.9766 \text{ mm}$ 。扫描范围为 $0 \sim 360^\circ$,步长为 1° ,共有 360 个投影视角。本文应用 Poisson 分布模拟探测器接受光子这一随机过程,具体数学模型^[18]如下:

$$I_i = \text{Poisson} \left\{ I_0 \cdot \exp \left(- \int_{L_i} \mu(l, E_k) dl \right) + S_k^i \right\} + \text{Normal}(0, \sigma_e^2), \quad (13)$$

式中: I_i 为探测器实际接受的光子数; I_0 为入射光子数; L_i 为 X 射线的路径; μ 为对应能量下组织的衰减系数; S_k^i 用于统计对应能量下散射光子数, σ_e^2 为电子噪声的方差。对公式(13)的结果做对数化处理,获得含噪声和 X 射束硬化的投影数据。

3.1 数值模型实验

本部分实验选择数值模型生成原始投影数据,投影模型参数设置: X 光子的能量为 60 keV, $I_0 = 5.0 \times 10^4, S_k^i = 150, \sigma_e^2 = 10$ 。采用区域生长算法从原始投影中分割出金属投影区,并对其进行切线反投影重建^[15]生成金属图像。对原始投影数据进行扇束滤波反投影(Fan-beam Filtered Back Projection, FFBP)重建,并使用 SI-MAR 算法对其进行校正处理。从非金属投影中选择 60 个采样视角,分别使用 CO-PS 算法、RWTV 算法对其进行重建。分别在 SI-MAR 算法、CO-PS 算法和 RWTV 算法的重建结果中植入金属,获得最终的重建图像。图 2 给出数值模型实验结果,窗口显示范围为 $[0.05, 0.45]$ 。



(a)Ground truth

(b)Metal

(c)FFBP

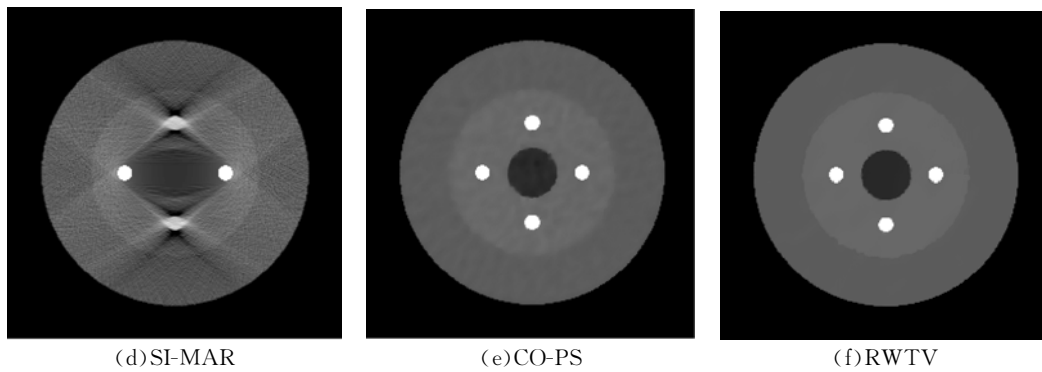


图 2 数值模型实验结果

Fig. 2 Numerical model results

由图 2 可以看到,FFBP 的重建结果中金属周围出现严重的条状伪影和射束硬化伪影,软组织信息已完全被噪声和伪影掩盖,总体图像质量很差。采用 SI-MAR 算法对其校正后,图像质量虽有了明显提升,但靠近中心的软组织结构很模糊,图像中仍有比较严重的次级伪影。相较于 SI-MAR 算法,CO-PS 算法重建的图像能更好地保护中心软组织和抑制金属伪影;但重建结果组织内部分布明显不均匀,水组织与血液组织边缘不清晰,而 RWTV 算法重建结果与金标准图像非常接近,边缘清晰,内部灰度分布均匀。

为了更好地评价不同算法的重建结果对边缘细节的分辨能力。本文提取图 2(a) 白色实线所示位置,分别计算由 SI-MAR 算法、CO-PS 算法和 RWTV 算法重建所得图像的线扩散函数(Line Spread Function, LSF),通过对 LSF 做快速傅里叶变换、归一化和纵横坐标定标处理后获得不同重建算法对应的调制传递函数(Modulation Transfer Function, MTF)曲线。具体实验结果如图 3 所示,对比 3 种不同重建算法的 MTF 曲线可知,RWTV 算法的重建图像具有更高的分辨率,说明 RWTV 算法重建图像对边缘细节的分辨能力更高。图 4 采用剖面密度曲线显示不同算法的重建结果与金标准图像的接近程度。实验结果表明,与其它算法的重建结果相比,RWTV 算法在 $x=0$ cm 处的重建结果更好地拟合了金标准图像的密度曲线。

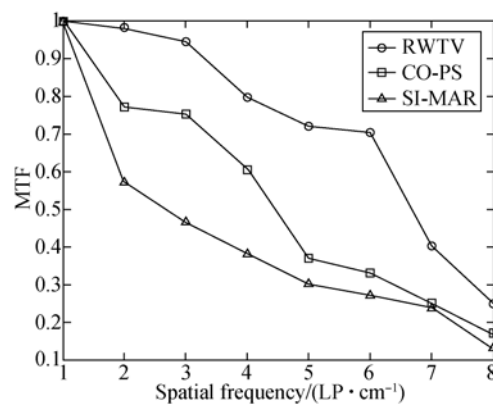
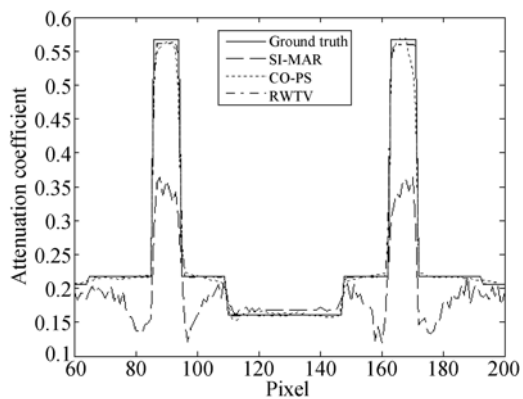


图 3 调制传递函数曲线

Fig. 3 Modulation transfer function (MTF) curves

图 4 $x=0$ cm 处,图 2 重建结果的剖面灰度值比较图Fig. 4 Grayscale comparison of reconstructed results of Fig. 2 at $x=0$ cm

3.2 临床数据实验

为了进一步验证 RWTV 算法的性能,采用临床图像生成原始投影数据。投影模型参数设置: X 光子的能量为 60 keV, $I_0 = 1.2 \times 10^6$, $S_i = 150$, $\sigma_s^2 = 10$ 。选择 DICOM 格式的临床 CT 图像,对其做降采样和植入金属处理后,作为实验对比

的金标准图像。采用区域生长算法从原始投影中分割出金属投影区,通过对金属投影做切线反投影重建^[15]获得金属图像。应用 FFBP 算法对原始投影数据进行重建,使用 SI-MAR 算法对其进行校正处理。从非金属投影中,选择 150 个采样

视角,分别使用 CO-PS 算法、RWTV 算法对其进行重建。再分别在 SI-MAR 算法、CO-PS 算法和 RWTV 算法的重建结果中植入金属,获得最终的重建图像。图 5 给出临床数据实验结果,窗口显示范围为[0.2, 0.7]。

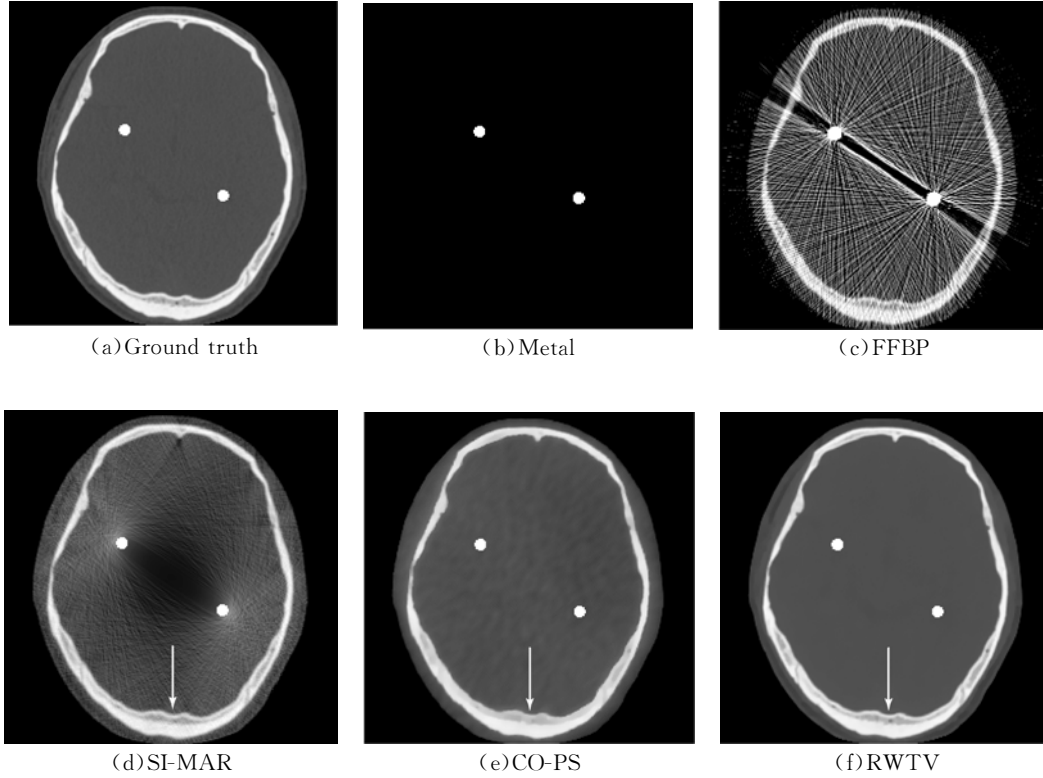


图 5 临床数据实验结果

Fig. 5 Results of clinical data experiments

由图 5 可见,FFBP 重建图像的金属周围出现了严重的金属伪影,图像质量较金标准图像降低很多。采用 SI-MAR 算法对其校正重建后,总体图像质量有了明显改善,但校正后图像中仍存在部分次级伪影。CO-PS 算法重建的图像对于金属伪影的抑制效果很明显,但边缘细节模糊不清晰,内部灰度分布不均匀。RWTV 算法能够重建出清晰的边缘细节,噪声和金属伪影也得到有效抑制。如图 5 实箭头所示区域,对比 SI-MAR 算法、CO-PS 算法和 RWTV 算法的重建图像可见,RWTV 算法能更清晰地重建出颅骨内部的细节解剖结构。

3.3 定量实验分析

为了定量评价 3 种金属伪影抑制算法的具体

表现,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 个标准来定量评价重建结果,NMAD 和 SNR 的定义如下:

$$NMAD(\%) = \frac{\sum_{i,j} |x_{i,j} - x_{i,j}^{truth}|}{\sum_{i,j} |x_{i,j}^{truth}|} \times 100, \quad (14)$$

$$SNR = 10\lg \left(\frac{\sum_{i,j} (x_{i,j}^{truth})^2}{\sum_{i,j} (x_{i,j} - x_{i,j}^{truth})^2} \right), \quad (15)$$

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

表 1 定量实验结果对比

Tab. 1 Quantitative evaluation of experimental results

| | FFBP | | SI-MAR | | CO-PS | | RWTV | |
|------|--------|----------|--------|----------|--------|----------|--------|----------|
| | NMAD/% | SNR/dB | NMAD/% | SNR/dB | NMAD/% | SNR/dB | NMAD/% | SNR/dB |
| 数值模型 | 58.43 | 3.382 6 | 11.10 | 17.285 6 | 3.21 | 27.674 0 | 0.74 | 34.819 2 |
| 临床数据 | 22.46 | 10.115 2 | 5.70 | 23.507 0 | 2.80 | 28.921 5 | 1.16 | 34.490 4 |

从表 1 可以看出, RWTV 算法的 NMAD 比 SI-MAR 算法和 CO-PS 算法的小, 这说明 RWTV 算法的重建图像与金标准图像更接近。数值模型实验中, RWTV 算法重建图像的 SNR 分别比 SI-MAR 算法、CO-PS 算法高出 17.523 6、7.145 2 dB。临床数据实验中, RWTV 算法重建图像的 SNR 分别比 SI-MAR 算法、CO-PS 算法高出 10.983 4、5.568 9 dB, 这表明 RWTV 算法对金属伪影和噪声的抑制效果更佳, 重建图像的质量更高。

4 结 论

本文提出了一种基于变权全变分迭代重建的

金属伪影校正算法。该算法通过自定义的权值函数对全变分模型做加权惩罚, 使基于 l_1 范数的全变分重建更接近理想的 l_0 范数重建。通过应用变权全变分最优化过程进一步增强了梯度图像的稀疏性, 提高了重建图像的质量。数值模型实验结果表明, 在 60 个采样角度下, 本文算法的重建图像具有更高的边缘细节分辨能力, 且 SNR 较 SI-MAR 算法和 CO-PS 算法的重建结果分别高出 17.523 6、7.145 2 dB。临床数据实验结果表明, RWTV 算法可以有效抑制金属伪影和噪声, 清晰重建出边缘细节, 极大地提高了重建图像质量。

参考文献:

- [1] ROBERTSON D D, WEISS P J, FISHMAN E K, *et al.*. Evaluation of CT techniques for reducing artifacts in the presence of metallic orthopedic implants [J]. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 1988, 12 (2): 236-241.
- [2] KALENDER W A, HEBEL R, EBERSBERGER J. Reduction of CT artifacts caused by metallic implants [J]. *Radiology*, 1987, 164(2): 576-577.
- [3] ZHAO S, ROBERTSON D D, GE W, *et al.*. X-ray CT metal artifact reduction using wavelets: An application for imaging total hip prostheses [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(12): 1238-1247.
- [4] 林宙辰, 石青云. 用四次多项式插值消除医用 X 射线 CT 中的金属伪影 [J]. *中国图象图形学报*, 2001, 6(2): 142-147.
LIN ZH CH, SHI Q Y. Reduction of metal artifact in X-ray CT by quartic-polynomial interpolation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2001, 6(2): 142-147. (in Chinese)
- [5] WOUTER J H V, RAOUL M S J, AART J M, *et al.*. Development and validation of segmentation and interpolation techniques in sinograms for metal artifact suppression in CT [J]. *Medical Physics*, 2010, 37(2): 620-628.
- [6] GE W, DONALD L S, JOSEPH A S, *et al.*. Iterative deblurring for CT metal artifact reduction [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15 (5): 657-664.
- [7] ZHANG X M, WANG J, XIN L. Metal artifact reduction in X-ray Computed Tomography (CT) by constrained optimization [J]. *Medical Physics*, 2011, 38(2): 701-711.
- [8] SIDKY E Y, PAN X. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation minimization [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2008, 53(17): 4777-4807.
- [9] 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 CH, GAO X, ZHANG T. Compressing-sensing cone-beam CT short-scan reconstruction

- based on projection-contraction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3):770-778. (in Chinese)
- [10] 张琨,汪源源,李伟,等. 基于全变分法重建光声图像[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(1):204-212.
ZHANG Y, WANG Y Y, LI W, *et al.*. Reconstruction of photoacoustic image based on total variation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(1):204-212. (in Chinese)
- [11] ZHANG Y B, MOU X Q, YAN H. Weighted total variation constrained reconstruction for reduction of metal artifact in CT [C]. 2010 *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record, Knoxville, TN*, 2010:2630-2634.
- [12] ZHEN T, XUN J, KEHONG. Y, *et al.*. Low-dose CT reconstruction via edge-preserving total variation regularization [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011, 56(18):5949-5967.
- [13] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289-1306.
- [14] CANDLES E J, ROMBERG J K, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. *Communications on pure and applied mathematics*, 2006, 59(8):1207-1223.
- [15] 李铭,张涛,郑健,等. 基于切线反投影的 CT 金属位置和形状标定[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(2):295-299.
LI M, ZHANG T, ZHENG J, *et al.*. Determination of location and shape of metallic object in CT based on tangent back-projection [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(2):295-299. (in Chinese)
- [16] STEPHEN B, LIEVEN V. *Convex Optimization* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004, Chapter 5:241-249.
- [17] EMMANUEL J C, MICHAEL B W, STEPHEN P B. Enhancing sparsity by reweighted l_1 minimization [J]. *J. Fourier Anal. Appl.*, 2008, 14:877-905.
- [18] PATRICK J L R, JUNGUO B, PHILLIP A V. Penalized-Likelihood sinogram restoration for computed tomography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(8):1022-1036.

作者简介:



李 铭(1984—),男,河北石家庄人,博士研究生,2009年于吉林大学获得工学学士学位,主要从事计算机断层重建和金属伪影校正方面的研究。E-mail: lim@sibet.ac.cn

导师简介:



张 涛(1964—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,1987年于浙江大学获得学士学位,主要从事探测与成像技术方面的研究工作。E-mail: zhangt@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)