

# 一种基于先验图像的锥束 CT 金属伪影校正算法

刘仰川<sup>1</sup>, 高 鹏<sup>1,2</sup>, 朱叶晨<sup>1</sup>, 高 欣<sup>1</sup>

(1. 中国科学院苏州生物医学工程技术研究所医学影像技术研究室, 江苏 苏州 215163;  
2. 南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

**摘 要:** 为了有效抑制锥束 CT(CBCT)重建中金属植入物引入的伪影, 提出一种基于先验图像的金属伪影校正算法。首先对含金属伪影的重建图像进行双边滤波、金属阈值分割、组织聚类等预处理, 获得金属图像和不含金属信息的先验图像; 再对二者正向投影, 获得金属投影区域和先验投影数据; 而后利用先验投影数据及金属边界邻域的投影数据对金属投影区域插值, 获得修复的投影数据; 最后利用 FDK 算法对修复的投影数据重建, 并将其与金属图像融合, 获得最终的校正图像。为了验证该算法的性能, 利用三维 Shepp-Logan 头部模型数据和临床头部 CT 数据开展金属伪影校正实验, 结果表明: 与常用的线性插值算法和图像修补算法相比, 该算法的校正图像均方根误差最小、峰值信噪比最大。这说明该算法在有效保留图像边缘信息的同时, 可有效地抑制金属伪影。

**关 键 词:** 锥束 CT; 金属伪影校正; 双边滤波; 先验图像; 插值

中图分类号: TP 751.1

DOI: 10.11996/JGj.2095-302X.2020040529

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2020)04-0529-10

## A prior-image-based metal artifact reduction method for cone beam CT

LIU Yang-chuan<sup>1</sup>, GAO Peng<sup>1,2</sup>, ZHU Ye-chen<sup>1</sup>, GAO Xin<sup>1</sup>

(1. Medical Imaging Department, Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou Jiangsu 215163, China;

2. School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China)

**Abstract:** To effectively suppress the artifacts caused by metal implants in the reconstruction process of cone beam CT (CBCT) image, a prior-image-based metal artifact reduction method was proposed. Firstly, the reconstructed image with metal artifacts was preprocessed by bilateral filtering, metal threshold segmentation and tissue clustering to produce the metal image and the prior image without metal information. Secondly, the metal image and prior image were respectively forward-projected to produce the metal projection region and prior projection data. Then, the metal projection region was interpolated by the prior projection data and the metal neighborhood projection data to produce the

收稿日期: 2020-02-11; 定稿日期: 2020-04-22

Received: 11 February, 2020; Finalized: 22 April, 2020

基金项目: 国家自然科学基金项目(61801475); 中国博士后科学基金项目(2018M642320); 江苏省博士后科研资助项目(2018K180C); 中科院苏州医工所自主部署项目(Y95K091K05); 天津市科技计划项目(19YDYGHZ00030)

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (61801475); China Postdoctoral Science Foundation (2018M642320); Jiangsu Planned Projects for Postdoctoral Research Funds (2018K180C); Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology (CAS) Planned Projects (Y95K091K05); Science and Technology Plan Projects of Tianjing (19YDYGHZ00030)

第一作者: 刘仰川(1987-), 男, 山东济宁人, 副研究员, 博士。主要研究方向为 X 射线断层成像技术。E-mail: liuyangchuan2006@163.com

First author: LIU Yang-chuan (1987-), male, associate professor, Ph.D. His main research interests cover X-ray tomography.

E-mail: liuyangchuan2006@163.com

通信作者: 高 欣(1975-), 男, 吉林吉林人, 研究员, 博士。主要研究方向为介入诊疗。E-mail: xingaosam@yahoo.com

Corresponding author: GAO Xin (1975-), male, professor, Ph.D. His main research interests cover interventional diagnosis and treatment.

E-mail: xingaosam@yahoo.com

restored projection data. Finally, the CT image was reconstructed by the FDK algorithm and was fused with the metal image to produce the final corrected image. To verify the performance of the proposed algorithm, the metal artifact reduction experiments were carried out on the 3D Shepp-Logan head phantom and clinical head CT data. The experimental results show that compared with the commonly used linear-interpolation-based method and image-inpainting-based method, the corrected image of the proposed method can keep the root-mean-square error to the minimum and the peak signal-to-noise ratio to the maximum. This indicates that the proposed method can effectively suppress metal artifacts while preserving image edge information.

**Keywords:** cone beam CT; metal artifact reduction; bilateral filtering; prior image; interpolation

近年来, 锥束 CT (cone beam computed tomography, CBCT) 因体积小、辐射剂量低、各向同性空间分辨率高等优点<sup>[1]</sup>, 在口腔科、骨科的应用越来越广泛, 是目前最有前途和实用性的成像方式之一<sup>[2-3]</sup>。然而, 病人体内携带的金属植入物<sup>[3]</sup> (如金属义齿、骨钉等) 会给重建图像带来严重的条状伪影 (金属伪影), 极大影响诊断准确性。金属伪影校正<sup>[4]</sup> (metal artifact reduction, MAR) 算法可以在图像重建过程中, 减少甚至消除条状伪影, 改善重建图像质量。

目前, 锥束 CT 的 MAR 算法主要分为 3 类<sup>[5]</sup>: ①插值法: 从原重建图像或投影数据中分割出金属区域, 并对金属区域插值, 再将重建图像与金属图像融合, 实现金属伪影校正; ②迭代法: 借助迭代重建算法的平滑和去伪影特性, 采用不同参数对金属投影区域和非金属投影区域分别重建, 再进行图像融合, 实现金属伪影校正; ③混合法: 将 2 种或多种 MAR 方法结合 (通常是将插值法、迭代法结合), 以提升校正性能。迭代法和混合法复杂度高、耗时严重<sup>[6-7]</sup>, 临床应用局限性大, 而插值法复杂度低、计算效率高, 是当前 MAR 主流算法。因此, 本文围绕插值法开展研究。MEILINGER 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于互信息和边缘滤波的 MAR 算法, 利用阈值法从原重建图像中分割出金属图像, 并将金属邻域像素点插值到金属区域, 再通过正向投影及边缘滤波, 获得修复的投影数据。ZHANG 等<sup>[9]</sup>利用锥束 CT 的成像几何关系定位金属投影区域, 再利用拉普拉斯扩散法将金属边缘投影数据插值到金属区域, 获得修复的投影数据。BEISTER 等<sup>[10]</sup>提出了一种基于前投影数据的简约 MAR 算法, 利用阈值法从原重建图像中分割出金属图像, 并对金属图像正向投影确定其投影位置, 再利用三维线性插值法将金

属边缘投影数据插值到金属投影区域, 获得修复的投影数据。以上算法简单、快速, 但校正图像中容易出现严重的次级伪影 (因校正不当而产生的新伪影)。为此, PRELL 等<sup>[11]</sup>提出了一种可降低次级伪影的 MAR 算法, 先对原重建图像高斯滤波和金属阈值分割, 再对分割出的金属图像正向投影, 后使用三维线性插值算法对金属投影区域插值, 并进行归一化处理, 获得修复的投影数据。该算法能较好地消除金属伪影并产生较少的次级伪影, 但校正图像中的组织边缘容易被模糊, 导致边缘信息缺失。

针对现有插值类 MAR 算法校正后的图像存在次级伪影及边缘模糊的问题, 本文提出一种基于先验图像的 CBCT 金属伪影校正算法 (prior-image-based MAR, PIB-MAR)。该算法在 2 个方面做出改进: ①采用双边滤波对原重建图像进行预处理, 去除噪声并保留边缘信息; ②采用先验投影数据及金属邻域投影数据对金属投影区域插值, 抑制次级伪影产生。为了验证算法的性能, 利用三维 Shepp-Logan 头部模型数据和临床头部 CT 数据进行金属伪影校正实验, 并与常规的线性插值算法 (linear-interpolation-based MAR, LIB-MAR)<sup>[11]</sup>、图像修复算法 (image-inpainting-based MAR, IIB-MAR)<sup>[12-13]</sup> 进行比较。

## 1 锥束 CT 金属伪影校正算法

本文提出的锥束 CT 金属伪影校正算法流程如图 1 所示。

第 1 步: 预处理。对含金属伪影的重建图像进行双边滤波、金属阈值分割、组织聚类等预处理, 获得金属图像和先验图像。

第 2 步: 金属伪影校正。对金属图像和先验图像进行正向投影, 获得金属投影区域和先验投

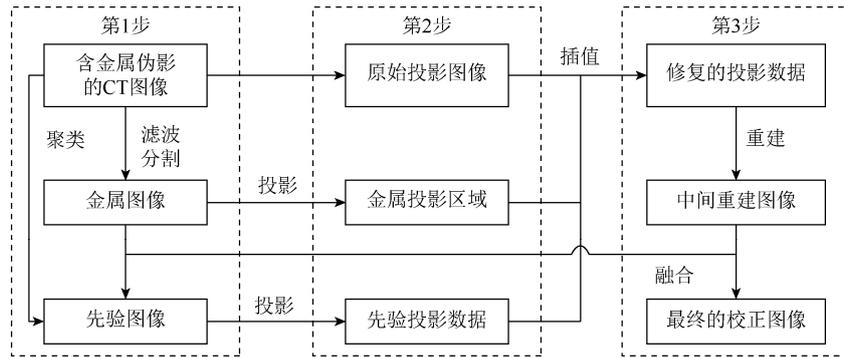


图1 锥束 CT 金属伪影校正流程图

Fig. 1 Flow chart of cone beam CT metal artifact reduction

影数据, 再对金属投影区域进行修复, 获得修复的投影数据。

第3步: CT 图像重建。利用 FDK 算法对修复的投影数据进行重建, 得到中间重建图像, 与第1步分割出的金属图像进行融合, 获得最终的校正图像。

### 1.1 双边滤波

针对含金属伪影的 CT 图像, 采用双边滤波器 (bilateral filter, BF)<sup>[14-15]</sup>进行滤波, 去除部分伪影和噪声。BF 是一种非线性滤波器, 基于像素间的欧式距离及灰度差异, 在有效去除图像噪声的同时, 保留图像边缘信息。针对 CT 图像, BF 采用高斯分布的加权平均函数对图像进行平滑, 权重系数由 2 部分组成: ①像素间的灰度差值范围, 即像素范围域滤波核函数; ②像素间的欧式距离, 即空间域滤波核函数。

设  $f(X)$  为含金属伪影的重建图像, 将灰度值进行归一化, 经双边滤波, 得到输出图像, 即

$$f_{BF}(X) = \frac{\sum_{Y \in \Omega} f(X) g_{\sigma_1}(X-Y) \omega_{\sigma_2}[f(X)-f(Y)]}{\sum_{Y \in \Omega} g_{\sigma_1}(X-Y) \omega_{\sigma_2}[f(X)-f(Y)]} \quad (1)$$

其中,  $X=(x_1, y_1, z_1)$  为中心像素;  $Y=(x_2, y_2, z_2)$  为  $x$  的邻域像素;  $\Omega$  为邻域像素集合;  $g_{\sigma_1}(\cdot)$  为空间域核;  $\omega_{\sigma_2}(\cdot)$  为范围域核;  $g_{\sigma_1}(\cdot)$  和  $\omega_{\sigma_2}(\cdot)$  均是非负的单峰值的高斯函数, 即

$$g_{\sigma_1}(X-Y) = e^{-[(x_1-x_2)^2 + (y_1-y_2)^2 + (z_1-z_2)^2] / 2\sigma_1^2} \quad (2)$$

$$\omega_{\sigma_2}[f(X)-f(Y)] = e^{-[f(X)-f(Y)]^2 / 2\sigma_2^2} \quad (3)$$

其中,  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  分别为高斯函数的距离标准差和灰度标准差。其分别控制空间域和范围域滤波核函数的径向作用范围, 均为非负的可选择的变化参数。两者大小直接决定了 BF 的性能, 通过控制像素间

的相对空间和灰度变化范围调节像素的加权值, 实现对图像滤波的效果。

BF<sup>[16]</sup>通过控制参数  $\sigma_2$  保护图像边界信息。若  $\sigma_2$  较大,  $\omega_{\sigma_2}[f(X)-f(Y)]$  将接近于 1, 双边滤波近似于高斯滤波, 将对图像进行最高的噪声抑制和最低的边缘保护; 相反, 若  $\sigma_2$  较小,  $\omega_{\sigma_2}[f(X)-f(Y)]$  将接近于 0, 双边滤波对图像的平滑强度低, 但可较好的保留图像边缘。实践表明,  $\sigma_2$  值应正比于输入图像的噪声强度。

### 1.2 金属阈值分割

针对双边滤波后的 CT 图像, 采用阈值法进行金属分割, 获得金属图像。阈值分割是一种传统且最常用的图像分割算法<sup>[17-18]</sup>, 具有简单、计算量小、性能稳定等优点。在 MAR 算法中, 金属分割的准确性至关重要, 可直接影响其效果。

CT 图像中, 不同组织的 CT 值差异较大, 如空气的 CT 值为 -1 000 HU、脂肪为 -120~-90 HU、骨为 300~2 000 HU, 而各类金属的 CT 值远大于 2 000 HU, 甚至上万。因此, 可采用阈值法将金属从 CT 图像中分割出来, 即

$$\chi_M(X) = \begin{cases} 1, & f(X) \geq T \\ 0, & f(X) < T \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $T$  为阈值, 可通过直方图法确定取值, 一般设为最大像素值的 30%。从上式可以看出, 像素值大于和等于  $T$  的区域为金属图像, 在二值图像中设为 1, 其他区域的像素值设为 0。

### 1.3 先验图像生成

利用软组织 CT 值对 CT 图像中分割出的金属区域进行填充; 借助“类组织模型”的思想<sup>[19]</sup>, 采用三维 K-means 算法<sup>[20]</sup>将填充后的 CT 图像聚类为空气、脂肪、软组织和骨; 给不同聚类的组织赋值, 获得不含金属信息的先验图像  $f_{prior}$ , 即

$$f_{\text{prior}}(X) = \begin{cases} \text{CT}_{\text{air}}(X), & X \in \Omega_{\text{air}} \\ \text{CT}_{\text{fat}}(X), & X \in \Omega_{\text{fat}} \\ \text{CT}_{\text{soft}}(X), & X \in \Omega_{\text{soft}} \\ \text{CT}_{\text{bone}}(X), & X \in \Omega_{\text{bone}} \\ \text{CT}_{\text{soft}}(X), & X \in \Omega_{\text{metal}} \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\Omega_{\text{air}}$ ,  $\Omega_{\text{fat}}$ ,  $\Omega_{\text{soft}}$  和  $\Omega_{\text{bone}}$  分别为空气、脂肪、软组织、骨的聚类区域,  $\Omega_{\text{metal}}$  为金属分割区域。

根据 BAL 和 SPIES<sup>[19]</sup>研究, 可将空气、脂肪、软组织、骨的 CT 值分别设为-1 000, 0, 200 和 750 HU。

#### 1.4 投影修复

根据锥束 CT 成像几何关系, 分别对分割出的金属图像、生成的先验图像进行正向投影, 获得金属投影区域和先验投影数据。如果直接利用先验投影数据替换原投影数据中的金属区域, 修复后的边缘连续性差, 容易导致重建图像中出现次级伪影。为此, 采用改进的修复方法, 即利用先验投影数据、金属边界邻域的投影数据对金属投影区域进行插值。

对应投影角度  $\theta$ , 设原投影数据为  $p_{\theta}^o(U)$ , 先验投影数据为  $p_{\theta}^p(U)$ , 修复的投影数据为  $p_{\theta}^c(U)$ , 投影修复公式为

$$p_{\theta}^c(U) = \begin{cases} p_{\theta}^p(U) + \text{mean}(p_{\theta}^o(\Delta) - p_{\theta}^p(\Delta)), & U \in \Omega_{\theta}^M \\ p_{\theta}^o(U), & U \notin \Omega_{\theta}^M \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $U=(u,v)$ 为投影数据坐标;  $\text{mean}(\ast)$ 为平均值函数;  $\Delta$ 为金属边界的  $3 \times 3$  邻域;  $\Omega_{\theta}^M$ 为金属投影区域。从式(6)可以看出, 金属投影区的插值来自先验投影数据以及金属边界邻域的投影数据。

#### 1.5 FDK 重建与融合

采用 FDK 算法<sup>[21]</sup>对修复后的投影数据重建, 获得中间重建图像, 并与分割出的金属图像融合, 获得最终的校正图像。FDK 是在二维滤波反投影(filtered back-projection, FBP)算法基础上发展出的一种三维重建算法。FDK 属于近似重建算法, 其原理是将锥形束射线视为具有不同倾斜角度的扇形束射线面的集合, 中心扇形束射线面(垂直于平板探测器)对应的投影数据采用 FBP 算法重建, 而非中心扇形束射线面对应的投影数据采用修正的 FBP 算法重建, 从而将锥形束重建问题转化为扇形束重建问题。

FDK 算法先对投影数据进行预加权, 适当修正体素到坐标系原点的距离和角度差; 再对不同角

度的投影数据进行水平方向的一维滤波; 最后沿射线方向进行三维反投影。该过程可表示为

$$f_{\text{FDK}}(x, y, z) = \int_0^{2\pi} \frac{D^2}{(D + x \cos(\theta) + y \sin(\theta))^2} \left( \frac{D}{\sqrt{D^2 + u^2 + v^2}} p(u, v, \theta) \right) \otimes h(u) d\theta \quad (7)$$

其中,  $D$ 为射线源到旋转中心的距离;  $\theta$ 为射线源和探测器的同步旋转角度;  $p(u, v, \theta)$ 为投影数据;  $(u, v)$ 为探测器像元坐标(即投影数据坐标), 其在  $(x, y, z)$ 坐标系中可转化为  $s(x, y, \beta)$ 和  $v(x, y, z, \beta)$ ;  $h(u)$ 为水平方向的一维斜坡滤波器;  $\otimes$ 为一维卷积运算符。

中间重建图像与金属图像的融合过程为

$$f_{\text{cor}}(X) = \begin{cases} f_{\text{FDK}}(X), & X \notin \Omega_{\text{metal}} \\ f_{\text{metal}}(X), & X \in \Omega_{\text{metal}} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $f_{\text{metal}}(X)$ 为金属图像;  $\Omega_{\text{metal}}$ 为金属区域;  $f_{\text{cor}}(X)$ 为最终的校正图像。

## 2 实验与结果

### 2.1 图像质量评价指标

采用均方根误差(root mean squared error, RMSE)、峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)对校正后的重建图像质量进行定量评价<sup>[22]</sup>。

RMSE 定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (f_j^* - f_j)^2} \quad (9)$$

其中,  $f_j$ 为重建图像  $f$  的像素;  $f_j^*$ 为参考图像  $f^*$  的像素;  $J$ 为图像的像素个数。RMSE 可以衡量重建图像与参考图像之间的偏离程度, 值越小表示偏离程度越小。

PSNR 定义为

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left( \frac{J \times \max(f^*)^2}{\sum_{j=1}^J (f_j^* - f_j)^2} \right) \quad (10)$$

PSNR 可用来判断图像噪声抑制能力, 值越大表示抑制效果越好。PSNR 是一种普遍采用的评估图像质量的客观度量, 有时无法与人的主观感受完全匹配。

### 2.2 Shepp-Logan 头部模型数据校正实验

为了验证本文算法的有效性, 在原三维 Shepp-Logan 头部模型<sup>[23]</sup>中加入 2 个金属球, 进行金属伪影校正实验, 模型参数见表 1。

表1 三维 Shepp-Logan 头部模型参数<sup>[23]</sup>  
Table 1 Parameter settings for the 3D Shepp-Logan head phantom<sup>[23]</sup>

序号	参数							
	$A$	$O$	$a$	$b$	$c$	$\varphi$	$\theta$	$\psi$
1	1.0	(0, 0, 0)	0.690 0	0.920	0.81	0	0	0
2	-0.8	(0, -0.0184, 0)	0.662 4	0.874	0.78	0	0	0
3	-0.2	(0.2200, 0, 0)	0.110 0	0.310	0.22	-18	0	10
4	-0.2	(-0.2200, 0, 0)	0.160 0	0.410	0.28	18	0	10
5	0.1	(0, 0.3500, -0.1500)	0.210 0	0.250	0.41	0	0	0
6	0.1	(0, 0.1000, 0.2500)	0.046 0	0.046	0.05	0	0	0
7	0.1	(0, -0.1000, 0.2500)	0.046 0	0.046	0.05	0	0	0
8	0.1	(-0.0800, -0.6050, 0)	0.046 0	0.023	0.05	0	0	0
9	0.1	(0, -0.6060, 0)	0.023 0	0.023	0.02	0	0	0
10	0.1	(0.0600, -0.6050, 0)	0.023 0	0.046	0.02	0	0	0
11	2.0	(0.4600, -0.1000, 0)	0.060 0	0.060	0.06	0	0	0
12	2.0	(-0.4800, -0.1000, 0)	0.060 0	0.060	0.06	0	0	0

表1中,  $A$  为椭球的附加强度值,  $O$  为椭球的中心坐标,  $a$ ,  $b$ ,  $c$  分别为椭球在  $X$ ,  $Y$ ,  $Z$  轴方向上的半轴长系数(长度为 130 mm),  $\varphi$ ,  $\theta$ ,  $\psi$  分别表示椭球绕  $X$ ,  $Y$ ,  $Z$  轴旋转的角度; 序号 1~10 为原 Shepp-Logan 模型参数, 序号 11~12 为金属球参数。Shepp-Logan 头部模型中的多个椭球组成不同类型的组织, 包括空气、脂肪、骨、软组织和水。三维 Shepp-Logan 头部模型尺寸为  $256 \times 256 \times 256$ 、体素尺寸为  $0.5859 \times 0.5859 \times 0.5859 \text{ mm}^3$ (各向同性), 图2给出模型的  $Z$  向第 128 层切片、 $Y$  向第 115 层切片和  $X$  向第 185 层切片。

采用 CBCT 扫描方式, 对三维 Shepp-Logan 头部模型进行正向投影。射线源到平板探测器中心距离为 1 000 mm, 到旋转中心的距离为 550 mm; 射线源的管电压为 140 kV, 射线能谱采用 BOONE 和 SEIBERT<sup>[24]</sup>提出的 TASMIP 算法得到; 平板探测器的像素矩阵为  $560 \times 560$ , 平板探测器的像元尺寸为  $0.5 \times 0.5 \text{ mm}^2$ ; 扫描范围为  $0 \sim 360^\circ$ , 角度步长

为  $1^\circ$ , 投影角共 360 个。

在 40~140 kV 的射线能谱上, 取能量步长为 10 kV, 在美国标准与技术研究院(National Institute of Standards and Technology, NIST)官网上<sup>[5]</sup>, 分别查找空气、脂肪、骨、软组织和水、钛合金对应不同射线能量的吸收系数。利用射线驱动模型对各能量段的吸收系数进行正向投影<sup>[25]</sup>, 获得单能投影数据, 再经加权融合, 获得最终的投影数据<sup>[26]</sup>, 即

$$P_i = \sum_{n=1}^N w_n p_n^i, \quad i=1,2,3,\dots,360 \quad (11)$$

其中,  $w_n$  为第  $n$  个能量段的权重系数;  $p_n^i$  为第  $i$  个角度上第  $n$  个能量段的投影数据;  $N$  为能量段总数, 值为 10;  $p_i$  为第  $i$  个角度的投影数据, 图3给出第 90 个角度( $90^\circ$ 角)对应的投影数据。

采用 FDK 算法对采集的投影数据进行 CT 图像重建(图4)。从图4可以看出, 重建图像中可见明显的呈明亮条形和暗带的金属伪影, 图像质量较差。

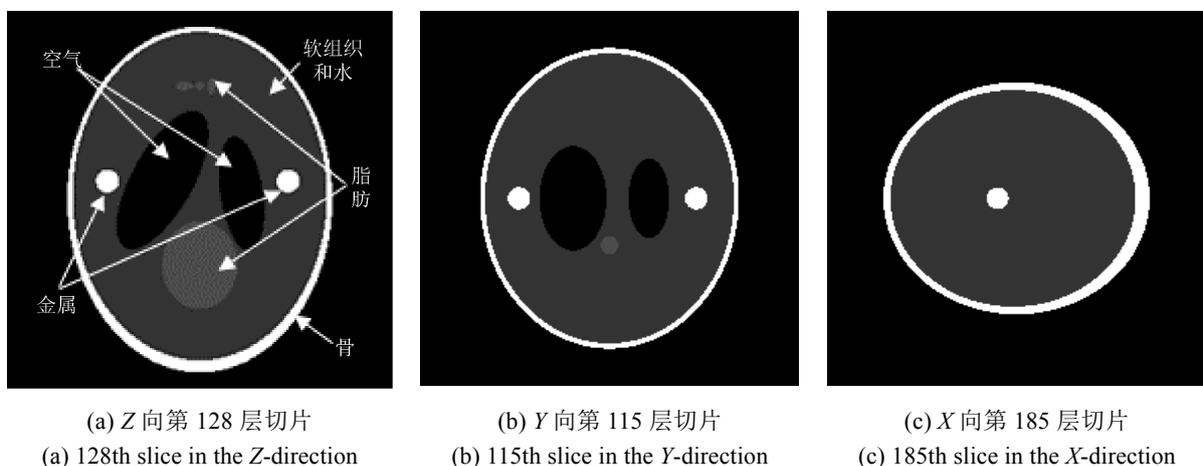


图2 三维 Shepp-Logan 头部模型。图像尺寸为  $256 \times 256$ , 灰度窗口为  $[0, 1]$

Fig. 2 3D Shepp-Logan head phantom. The image size is  $256 \times 256$ , the gray scale window is  $[0, 1]$

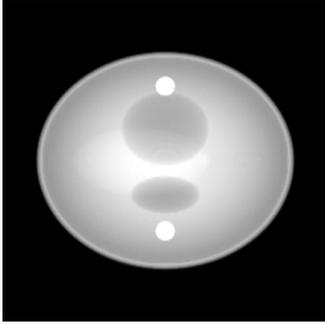
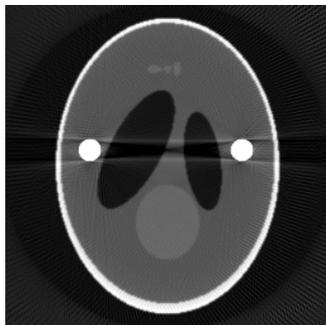


图3 Shepp-Logan 模型的  $90^\circ$ 角投影数据。图像尺寸为  $560 \times 560$ ，灰度窗口为  $[0.0001, 3.3128]$

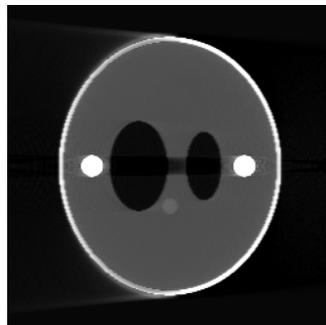
Fig. 3 Projection data of the Shepp-Logan phantom at  $90^\circ$ . The image size is  $560 \times 560$ . The gray scale window is  $[0.0001, 3.3128]$

采用本文 PIB-MAR 算法进行校正，图 5 为该算法的各阶段结果。图 5(a)为 BF 处理后的图像，原图像中的噪声和轻微伪影得到平滑，边缘信息得到保留；图 5(b)为金属阈值分割图像，金属得到准确分割，边缘清晰；图 5(c)为先验图像，各组织得到准确聚类；图 5(d)为投影修复图像，金属投影区域连续性较好(对比图 3)；图 5(e)为中间重建图像，原金属区域连续性较好；图 5(f)为最终的校正图像，金属伪影得到有效校正(对比图 4(a))。

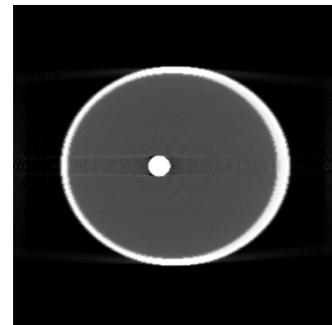
分别采用常规的 LIB-MAR 和 IIB-MAR 算法对原重建图像进行校正，并与本文的 PIB-MAR 算法进行对比，结果如图 6 所示。



(a) Z 向第 128 层切片  
(a) 128th slice in the Z-direction



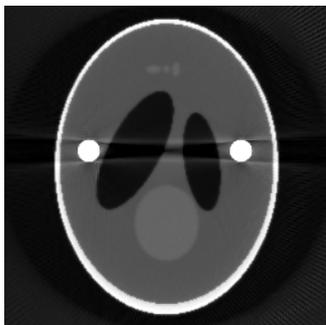
(b) Y 向第 115 层切片  
(b) 115th slice in the Y-direction



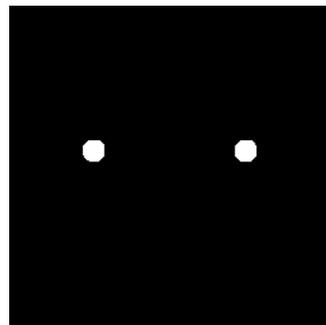
(c) X 向第 185 层切片  
(c) 185th slice in the X-direction

图 4 Shepp Logan 模型的原重建图像。图像尺寸为  $256 \times 256$ ，灰度窗口为  $[0, 1]$

Fig. 4 Original reconstruction of the Shepp-Logan phantom. The image size is  $256 \times 256$ . The gray scale window is  $[0, 1]$



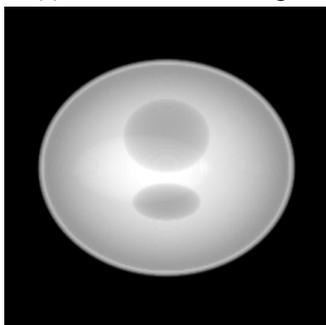
(a) 双边滤波图像  
(a) Bilateral filtered image



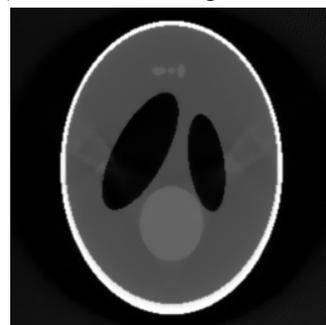
(b) 金属阈值分割图像  
(b) Metal threshold segmented image



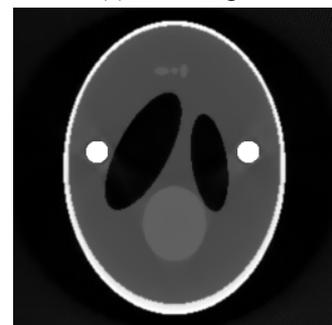
(c) 先验图像  
(c) Prior image



(d)  $90^\circ$ 角投影修复图像  
(d) Restored projection data at  $90^\circ$



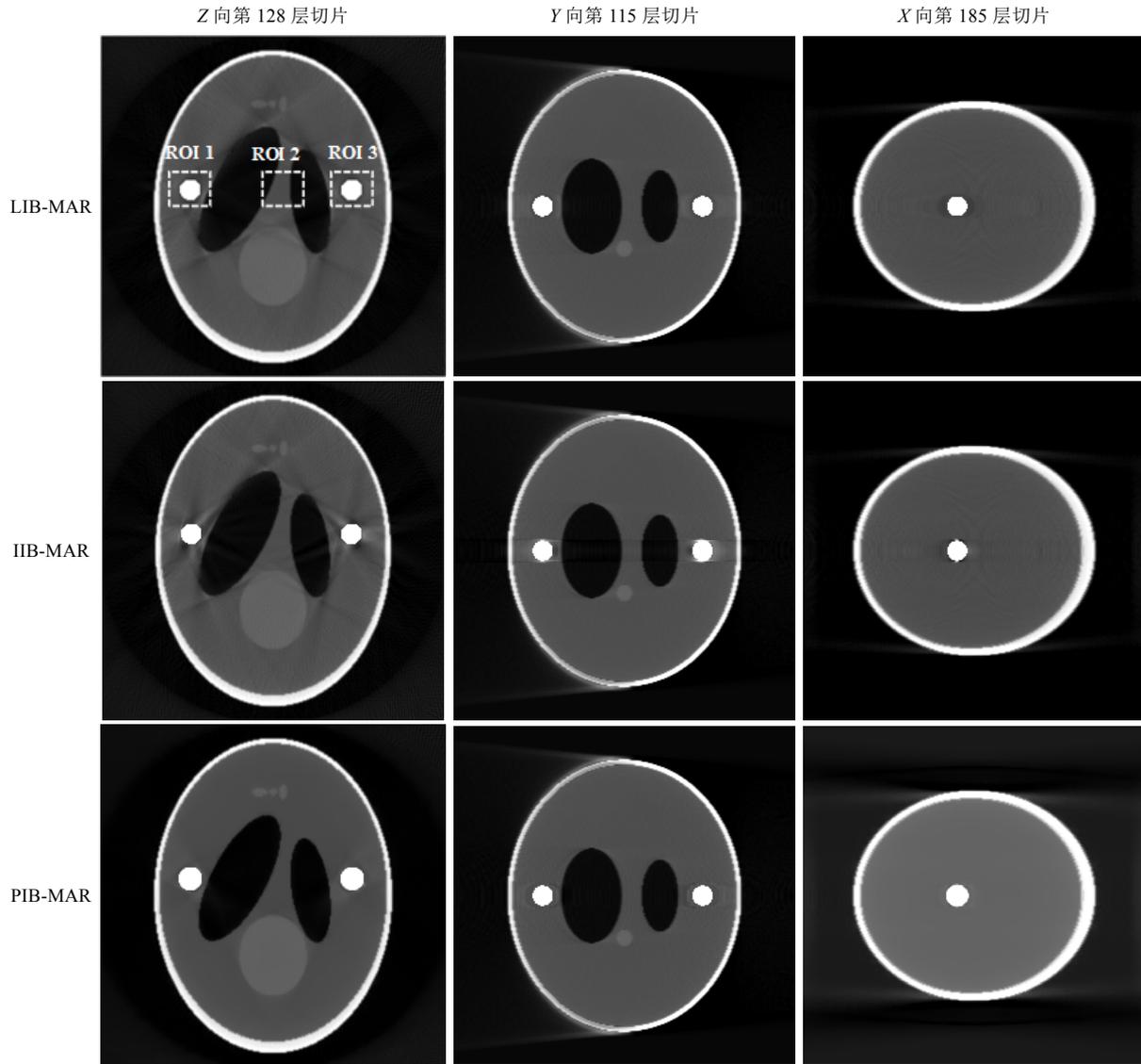
(e) 中间重建图像  
(e) Intermediate reconstructed image



(f) 最终校正图像  
(f) Final corrected image

图 5 基于先验图像的 Shepp-Logan 模型的金屬伪影校正各阶段结果

Fig. 5 Results of the different phases in the metal artifact reduction based on prior image for the Shepp-Logan phantom



**图 6** Shepp-Logan 模型的金属伪影校正结果对比。第 1~3 列分别为 Z 向第 128 层切片、Y 向第 115 层切片和 X 向第 185 层切片；第 1~3 行分别为 LIB-MAR, IIB-MAR 和 PIB-MAR 算法校正结果。图像尺寸为  $256 \times 256$ , 灰度窗口为  $[0, 0.07]$

**Fig. 6** Comparison of the metal artifact reduction results for the Shepp-Logan phantom. The column from left to right indicates the 128th slice in the Z-direction, the 115th slice in the Y-direction and the 185th slice in the X-direction, respectively. The rows from top to bottom shows results from LIB-MAR, IIB-MAR and PIB-MAR, respectively. The image size is  $256 \times 256$ . The gray scale window is  $[0, 0.07]$

从图 6 中可以看出, 相比原重建图像(图 4), LIB-MAR 算法对应的校正图像伪影有所减少, 两金属间的暗带也被消除, 但引起了次级伪影, 部分组织结构被破坏; 与 LIB-MAR 算法相比, IIB-MAR 算法在组织结构保护上有更好的效果, 但引起了更严重的次级伪影; 与前 2 种 MAR 算法相比, PIB-MAR 算法对应的校正图像伪影较少且组织结构较完整, 与原始图像(图 2)最接近, 获得了最优的校正效果。

为了直观地对比 3 种算法的校正效果, 绘制 Z 向第 128 层切片第 116 行的灰度曲线, 如图 7 所示。

其中, 参考灰度曲线来自原 Shepp-Logan 图像(图 2)。

从图 7(b)~(d)可以看出, PIB-MAR 算法对应的红色虚线与参考图像对应的绿线最贴近, 这表明该算法对应的校正图像质量最优。

为了定量地比较 3 种 MAR 算法的优劣, 在伪影较为严重的 Z 向第 128 层切片上选取 3 个尺寸为  $25 \times 30$  的感兴趣区域(region of interest, RoI), 如图 6 所示。分别在单个及所有 RoI 上计算不同算法对应的 RMSE 值和 PSNR 值, 结果见表 2。其中, 参考图像为原 Shepp-Logan 图像(图 2)。

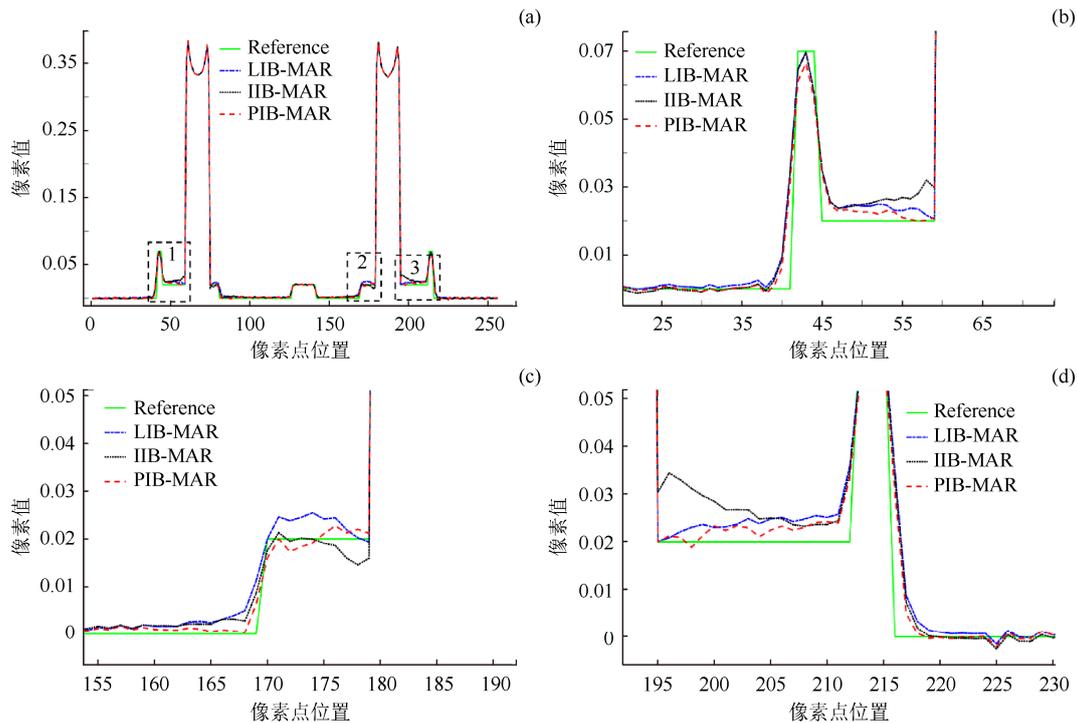


图 7 Shepp-Logan 模型的金属伪影校正结果的 Z 向第 128 层切片第 116 行的灰度曲线 ((a)为完整的灰度曲线; (b)~(d)分别是(a)中黑色虚框 1~3 的放大图)

Fig. 7 Profiles corresponding to the 116th row in the 128th slice in the Z-direction of the Shepp-Logan phantom corrected by different MAR methods ((a) The complete grayscale curve; (b)~(d) are the enlarged parts in (a), indicated by black dotted rectangles)

表 2 单个及所有 RoI 区域上, 不同 MAR 算法对应的 RMSE 值和 PSNR 值

Table 2 RMSE and PSNR values calculated on a single RoI and all RoIs corresponding to different MAR methods

RoI	LIB-MAR		IIB-MAR		PIB-MAR	
	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR
RoI 1	0.002 8	51.001 9	0.004 2	47.630 1	0.002 4	52.400 3
RoI 2	0.002 1	53.452 0	0.002 1	53.678 6	0.001 9	54.425 3
RoI 3	0.002 2	53.263 5	0.004 4	47.227 0	0.002 1	53.393 5
RoI 1~3	0.002 4	52.572 5	0.003 6	49.511 9	0.002 1	53.439 7

表 2 中, 在同一 RoI 上, PIB-MAR 算法对应的 RMSE 值最小; 在所有 RoI 上, PIB-MAR 算法对应的 RMSE 为 0.002 1, 比 LIB-MAR 和 IIB-MAR 算法分别减少了 12.50% 和 41.67%。表明 PIB-MAR 算法对应的校正图像与原始图像的偏差最小。在同一 RoI 中, PIB-MAR 算法对应的 PSNR 值最大; 在所有 RoI 上, PIB-MAR 算法对应的 PSNR 为 53.439 1, 比 LIB-MAR 和 IIB-MAR 算法分别提高了 1.65% 和 7.93%。表明该算法对校正图像中的噪声具有最强的抑制能力。

### 2.3 临床头部数据校正实验

为了进一步验证 PIB-MAR 算法的性能, 采用临床头部数据进行 MAR 实验。临床数据经降采样、归一化、金属植入处理, 图像尺寸为

$256 \times 256 \times 138 \text{ mm}^3$ , 体素尺寸为 0.5 mm, 层厚为 1 mm, 中心切片如图 8(a) 所示。采用上述 CBCT 扫描方式, 对临床数据进行正向投影、FDK 重建, 得到原重建图像, 如图 8(b) 所示, 其中可见明显的金属伪影。分别采用 LIB-MAR, IIB-MAR 和 PIB-MAR 算法对原重建图像进行 MAR, 结果如图 8(d)~(f) 所示。

由图 8 可知, LIB-MAR 算法去除了金属周围的大部分伪影, 也基本去除了右下角的条纹状伪影, 但校正图像中仍存在较多的次级伪影; IIB-MAR 算法虽然去除了暗带状金属伪影, 但图像中金属邻域连续性差且存在严重的次级伪影。与 2 种 MAR 算法相比, PIB-MAR 算法去除了绝大部分金属伪影, 校正图像中次级伪影轻微, 取得了最佳的金属伪影校正效果。

为了定量比较 3 种算法的优劣, 选取 3 个尺寸为  $30 \times 30$  的 RoI 进行 RMSE 值、PSNR 值计算, 结果见表 3。

表 3 中, 在同一 RoI 上, PIB-MAR 算法对应的 RMSE 值最小; 在所有 RoI 上, 其对应的 RMSE 为 0.002 4, 与 LIB-MAR 和 IIB-MAR 算法相比, 分别减少了 31.42% 和 69.23%。这表明 PIB-MAR

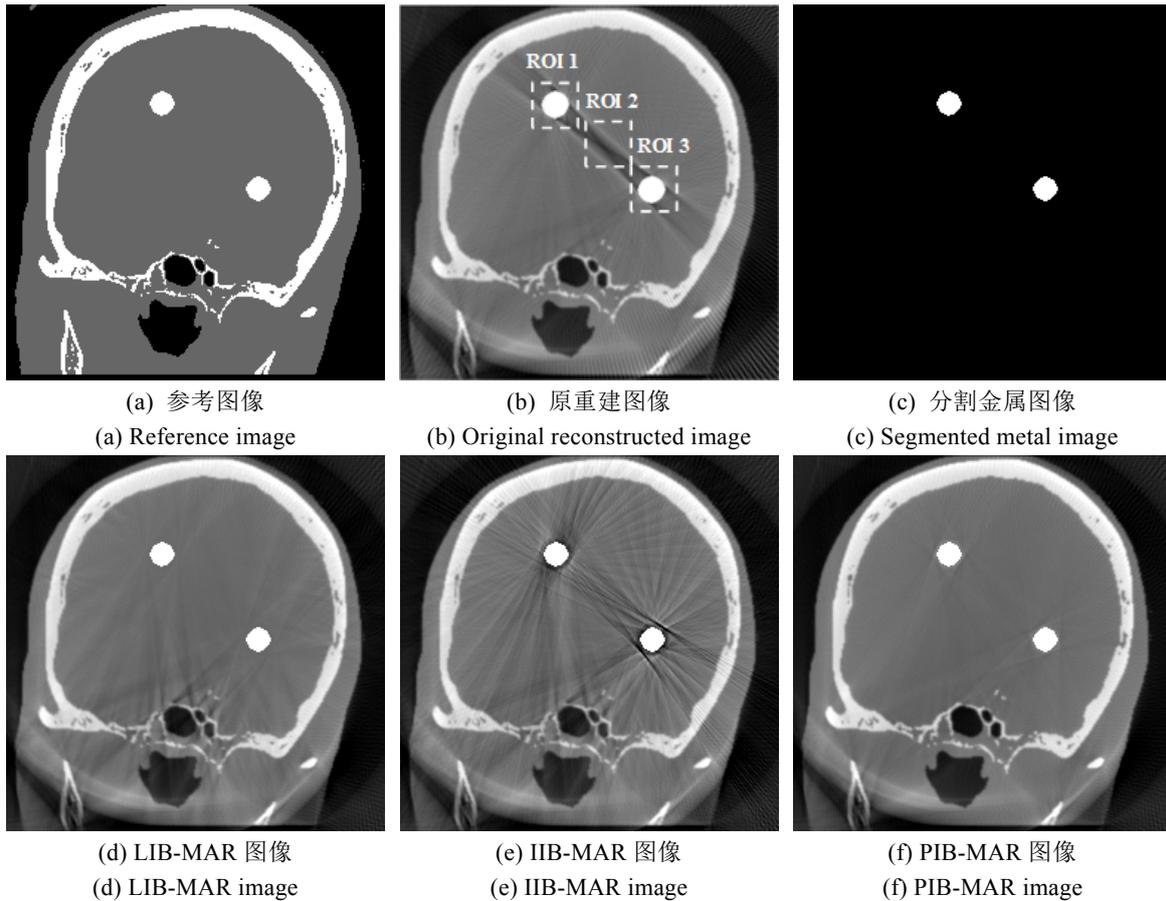


图 8 临床数据的金属伪影校正结果。图像尺寸为  $256 \times 256$ ，灰度窗口为  $[0, 0.05]$

Fig. 8 Results of metal artifact correction for clinical data. The image size is  $256 \times 256$ . The gray scale window is  $[0, 0.05]$

表 3 Shepp-Logan 体模的单个及所有 RoI 上, 不同 MAR 算法对应的 RMSE 和 PSNR 值

Table 3 RMSE and PSNR values calculated on a single RoI and all RoIs corresponding to different MAR methods for the Shepp-Logan phantom

RoI	LIB-MAR		IIB-MAR		PIB-MAR	
	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR
RoI 1	0.004 7	45.079 4	0.007 8	40.187 2	0.002 7	55.403 3
RoI 2	0.002 3	54.054 2	0.007 3	36.600 8	0.002 3	57.610 6
RoI 3	0.003 6	45.911 2	0.008 3	43.520 4	0.002 2	58.362 3
RoI 1~3	0.003 5	48.348 4	0.007 8	40.102 8	0.002 4	57.122 4

算法对应的校正图像与原始图像的偏差最小。在同一 RoI 上, PIB-MAR 算法对应的 PSNR 值最大; 在所有 RoI 上, 其对应的 PSNR 为 57.122 4, 与 LIB-MAR 和 IIB-MAR 算法相比, 分别提高了 18.15% 和 42.44%。这表明 PIB-MAR 算法具有最强的金属伪影抑制能力。

### 3 结 论

本文提出了一种基于先验图像的 CBCT 金属伪影校正算法, 该算法首先对含金属伪影的重建图像双边滤波、金属阈值分割、组织聚类等预处理,

可较好地去除重建图像中的噪声并保留边缘信息, 从而获得金属图像和不含金属信息的先验图像; 再对二者正向投影, 获得金属投影区域和先验投影数据; 而后利用先验投影数据及金属边界邻域的投影数据对金属投影区域插值, 获得修复的投影数据, 目的是抑制次级伪影产生; 最后利用 FDK 算法对修复的投影数据重建, 并与金属图像融合, 获得最终的校正图像。利用三维 Shepp-Logan 头部模型数据和临床头部 CT 数据进行金属伪影校正实验, 结果表明, 该算法在 RMSE, PSNR 2 项指标上, 均优于常用的 LIB-MAR 和 IIB-MAR 算法, 获得较好的金属伪影校正效果。

### 参 考 文 献

#### References

- [1] GOVILA S, GUNDAPPA M. Cone beam computed tomography - an overview[J]. Journal of Conservative Dentistry, 2007, 10(2): 53-58.
- [2] VENKATESH E, ELLURU S V. Cone beam computed tomography: basics and applications in dentistry[J]. Journal of Istanbul University Faculty of Dentistry, 2017, 51(3): 102-121.

- [3] BORNSTEIN M, SCARFE W, VAUGHN V, et al. Cone beam computed tomography in implant dentistry: a systematic review focusing on guidelines, indications, and radiation dose risks[J]. *The International Journal of Oral & Maxillofacial Implants*, 2014, 29(Supplement): 55-77.
- [4] 肖文, 曾理. CT 图像的金属伪影校正方法综述[J]. *中国体视学与图像分析*, 2019, 24(1): 29-36.  
XIAO W, ZENG L. The review of metal artifact reduction for CT images[J]. *Chinese Journal of Stereology and Image Analysis*, 2019, 24(1): 29-36 (in Chinese).
- [5] 李铭. CT 金属伪影校正研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2015.  
LI M. The research on metal artifacts reduction in computed tomography[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2015 (in Chinese).
- [6] WANG G, FREI T, VANNIER M W. Fast iterative algorithm for metal artifact reduction in X-ray CT[J]. *Academic Radiology*, 2000, 7(8): 607-614.
- [7] ZHU Y C, LIU Y C, ZHANG Q, et al. A fast iteration approach to undersampled cone-beam CT reconstruction[J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2019, 27(1): 111-129.
- [8] MEILINGER M, SCHUTZ O, SCHMIDGUNST C, et al. Alignment correction during metal artifact reduction for CBCT using mutual information and edge filtering[C]//2009 Proceedings of 6th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. New York: IEEE Press, 2009: 135-140.
- [9] ZHANG Y B, ZHANG L F, ZHU X R, et al. Reducing metal artifacts in cone-beam CT images by preprocessing projection data[J]. *International Journal of Radiation Oncology·Biology·Physics*, 2007, 67(3): 924-932.
- [10] BEISTER M, PRELL D, KYRIAKOU Y, et al. GPU-accelerated metal artifact reduction (MAR) in FD-CT[C]//Medical Imaging 2010: Physics of Medical Imaging. San Diego: SPIE Press, 2010: 76223D.
- [11] PRELL D, KYRIAKOU Y, STRUFFERT T, et al. Metal artifact reduction for clipping and coiling in interventional C-arm CT[J]. *American Journal of Neuroradiology*, 2010, 31(4): 634-639.
- [12] BORNEMANN F, MÄRZ T. Fast image inpainting based on coherence transport[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2007, 28(3): 259-278.
- [13] 张意, 蒲亦非, 张卫华, 等. 基于一致性扩散的非迭代快速 CT 金属伪影去除算法[J]. *四川大学学报: 工程科学版*, 2013, 45(2): 81-87, 93.  
ZHANG Y, PU Y F, ZHANG W H, et al. A novel non-iterative metal artifact reduction algorithm using coherence transport in computed tomography[J]. *Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition*, 2013, 45(2): 81-87, 93 (in Chinese).
- [14] GUNTURK B. Fast bilateral filter with arbitrary range and domain kernels[C]//2010 IEEE International Conference on Image Processing. New York: IEEE Press, 2010: 3289-3292.
- [15] OZA S, JOSHI K R. CUDA based fast bilateral filter for medical imaging[C]//2018 5th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). New York: IEEE Press, 2018: 930-935.
- [16] PAPARI G, IDOWU N, VARSLLOT T. Fast bilateral filtering for denoising large 3D images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(1): 251-261.
- [17] 陈金位, 吴冰. 二维直方图重建和降维的 Otsu 阈值分割算法[J]. *图学学报*, 2015, 36(4): 570-575.  
CHEN J W, WU B. A otsu threshold segmentation method based on rebuilding and dimension reduction of the two-dimensional histogram[J]. *Journal of Graphics*, 2015, 36(4): 570-575 (in Chinese).
- [18] 陈培兴, 王明泉, 李世虎, 等. 基于形态学和 Otsu 的固体火箭发动机 CT 缺陷三维分割[J]. *图学学报*, 2015, 36(4): 581-586.  
CHEN P X, WANG M Q, LI S H, et al. 3D CT defects segmentation of solid rocket motor based on the morphology and otsu[J]. *Journal of Graphics*, 2015, 36(4): 581-586 (in Chinese).
- [19] BAL M, SPIES L. Metal artifact reduction in CT using tissue-class modeling and adaptive prefiltering[J]. *Medical Physics*, 2006, 33(8): 2852-2859.
- [20] SHI B Q, LIANG J, LIU Q. Adaptive simplification of point cloud using k-means clustering[J]. *Computer-Aided Design*, 2011, 43(8): 910-922.
- [21] RODET T, NOO F, DEFRISE M. The cone-beam algorithm of Feldkamp, Davis, and Kress preserves oblique line integrals[J]. *Medical Physics*, 2004, 31(7): 1972-1975.
- [22] LIU Y C, ZHANG C S, LI W R, et al. An adaptive multiscale anisotropic diffusion regularized image reconstruction method for digital breast tomosynthesis[J]. *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine*, 2018, 41(4): 993-1008.
- [23] 刘泽, 孙丰荣, 李艳玲, 等. 基于 3D Shepp-Logan 头部模型的三维医学图像重建仿真[J]. *生物医学工程学杂志*, 2006(5): 938-943.  
LIU Z, SUN F R, LI Y L, et al. The three-dimension medical image reconstruction simulation on 3D Shepp-Logan head phantom[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2006, 23(5): 938-943 (in Chinese).
- [24] BOONE J M, SEIBERT J A. An accurate method for computer-generating tungsten anode X-ray spectra from 30 to 140 kV[J]. *Medical Physics*, 1997, 24(11): 1661-1670.
- [25] SIDDON R L. Fast calculation of the exact radiological path for a three-dimensional CT array[J]. *Medical Physics*, 1985, 12(2): 252-255.
- [26] 陈平, 潘晋孝, 刘宾. 连续能谱 X-CT 投影仿真算法[J]. *无损检测*, 2009, 31(2): 102-104.  
CHEN P, PAN J X, LIU B. Simulation arithmetic of X-CT projection based on consecutive spectrum[J]. *Nondestructive Testing*, 2009, 31(2): 102-104 (in Chinese).