

X射线CT正交基材料分解成像方法及其在校正金属伪影中的应用

罗婷¹, 赵星^{2,3*}, 赵云松^{2,3}, 李陶⁴

¹中国人民公安大学信息网络安全学院, 北京 100038;

²首都师范大学数学科学学院, 北京 100048;

³首都师范大学检测成像北京市高等学校工程研究中心, 北京 100048;

⁴北京工商大学数学与统计学院, 北京 100048

摘要 针对被测样品的组成物质已知且彼此不混合的情况, 提出了一种结合能谱信息的单能谱计算机断层扫描(CT)图像重建方法。该方法利用已知物质作为基材料对CT投影数据的采集过程进行数学建模, 然后对该非线性模型进行基材料图像的迭代求解。在求解中, 通过将基材料“不混合”的性质转化为向量正交性, 实现了迭代过程的快速收敛。本文方法充分考虑了X射线的能谱和被测样品材料的属性, 可显著地校正传统CT图像中的硬化伪影和金属伪影, 有效地提高该类样品的CT成像质量。实验验证了所提方法的有效性。

关键词 成像系统; X射线计算机断层扫描; 硬化伪影; 金属伪影; 基材料分解

中图分类号 TP391.4 文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231669

1 引言

X射线计算机断层扫描(CT)成像技术能够无损地再现被检测物体的内部结构信息, 已广泛应用于医学诊断、工业无损检测等领域^[1-3]。当被测样品中存在对X射线有高度衰减的金属时, CT图像中会出现带状硬化伪影或条纹状明暗金属伪影^[4-5], 使得图像质量降低, 进而影响医学诊断或工业检测准确度。硬化或金属伪影主要是由CT重建算法中X射线能量单一性与实际CT系统中X射线能谱多色性^[6]不一致引起的。

为了解决能谱多色性与单一能量下重建不一致的问题, 人们引入了能谱信息, 研究双能谱CT成像技术。双能谱CT成像技术需要双能谱下的投影数据, 根据基效应/基材料分解^[7-8]法重建得到的分布图像, 组合得到单一能量下的伪单能图像^[9-10], 从而实现伪影校正^[11-12]。在该类方法中, 通常选择双基效应函数/双基材料的质量衰减系数作为基函数来组合表达被测物体的衰减系数。比如, 在医学CT涉及的X射线能量范围(20~140 keV)内, 常选取软组织和骨/碘作为双基材料来进行图像重建^[13]。但是, 当被测物体含有多于2种物质时, 基函数对被测物体的衰减系数的表达不准确, 该类方法重建得到的伪单能图像中还有伪影

残留。

为了能准确地描述被测物体的衰减系数, 可以将被测物体中第3种及更多种基材料的衰减系数作为基函数^[14], 结合已知的能谱信息, 以更精确地表达多色投影过程, 进而减少重建图像中的伪影。在CT成像问题中, 基函数的增加导致未知数增多, 需要增加更多的已知信息, 比如先验的约束信息或者更多能谱下的投影数据, 这样问题才有可能有解^[14-15]。

对于双能谱CT三基材料分解图像重建, 很多研究者给出了一些添加约束的策略^[16]。Yu等^[17]和Mendonca等^[18]应用体积守恒约束分解得到3种基材料的体积分数图像。但是, 物质彼此溶解的液体混合物不满足体积守恒, 对于这种情况, Liu等^[19]在混合物的组成已知的条件下, 使用质量守恒约束重建3种基材料的质量分数图像。上述基材料分解重建方法中, 没有考虑测量的噪声统计特性, 为此, 有学者采用统计模型进行建模, 通过迭代求解来抑制噪声。Long等^[20]和Xue等^[21]在使用体积守恒约束的同时, 应用一种带保边界准则的统计重建方法重建多基材料图像, 但没有考虑每个像素中基材料类型的稀疏性。降俊汝等^[22]在使用质量守恒约束的同时, 利用字典学习充分挖掘分解图像的稀疏性, 进而提高材料分解精度。这些方法有一个共同的假设: 物体中的每一个像/体素至多包

收稿日期: 2023-10-17; 修回日期: 2024-01-06; 录用日期: 2024-01-25; 网络首发日期: 2024-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(61827809)、中央高校基本科研业务费专项资金(2022JKF02015)

通信作者: *zhaoxing_1999@126.com

含 3 种物质,并且均是基于重建图像域进行的基材料分解。

为了获得双/多能谱 CT 成像技术所需的双/多能谱下的投影数据,通常需要对被检测物体进行多次扫描,或者利用专用的双/多能谱 CT 设备^[23]。多次扫描会导致被检测物体吸收的射线剂量过高,并且增加扫描的时间成本。目前,专用的双(多)能谱 CT 设备有 SIEMENS 公司的双源-双探测器系统^[24-25]、GE 公司的电压快速切换系统^[26-27]、PHILIPS 公司的单源-双层探测器系统^[28-29],以及新兴的光子计数探测器(PCD)扫描设备^[30-32]等。双源-双探测器系统使用两组射线源(调整不同的管电压)和探测器同时扫描物体,能够有效缩短扫描时间,但是其中两个系统交叉散射的存在影响了基材料分解的准确性。电压快速切换系统通过快速调整 X 射线管的管电压实现不同能谱下的投影数据,但是其对射线源、探测器的要求极高,并且电压瞬变的延迟效应会引起能谱估计误差,进而导致图像 CT 值畸变^[12]。单源-双层探测器系统的一次扫描使用两层探测器分别获取两个不同能谱的投影数据,显著降低被测物体的辐射剂量,但双层探测器的制造技术难度也比较大,而且两个能谱的相关性较高,这给分解重建过程带来较大的困难。PCD 可以同时统计几个能量段区内的光子数,从而使得 PCD 扫描可以通过一次扫描同时获取多个投影数据,但是当前 PCD 的尺寸

较小,这限制了其应用。因此,亟须研究基于传统 CT 数据的基材料分解问题,以提高 CT 成像的质量。

在很多检测情况下,被检测物体中的物质彼此不混合,在足够高的空间分辨率下,物体中的大部分像/体素都只含有一种物质,仅有物质交界处的少部分像/体素内含有两种物质。基于此现象,本文把被检测物体的已知物质作为基材料对 CT 投影数据采集过程进行数学建模,然后对该非线性模型进行基材料图像的迭代求解。在求解中,将基材料“不混合”的性质转化为向量正交性,提出一种求解 CT 成像问题的正交基材料分解图像重建(OMDRT)算法,该算法实现了迭代过程的快速收敛。本文方法充分考虑了 X 射线的能谱和被测样品材料的属性,可显著地校正传统 CT 图像中的硬化伪影和金属伪影,有效地提高该类样品的 CT 成像质量。本文利用带银汞合金(AgHg)填充物的口腔模型实验验证了该方法的有效性。实验结果表明,在无噪声和带泊松噪声多色投影数据下,本文方法都可以准确重建基材料图像,而且基材料图像和合成的伪单能图像中无金属伪影残留。

2 单能谱 CT 多基材料分解图像重建问题

在忽略散射的情况下,多色 X 射线穿过物体的投影数据可以表示为

$$p_i = -\ln \frac{\int_{E_1}^{E_2} S^*(E) \exp[-\mu_0(E)H] D(E) \exp\left[-\int_L \mu(\mathbf{x}, E) dl\right] dE}{\int_{E_1}^{E_2} S^*(E) \exp[-\mu_0(E)H] D(E) dE}, \quad i \in \mathcal{L}, \quad (1)$$

式中: \mathcal{L} 为 X 射线路径的指标集; i 为 X 射线路径序号; E 为射线中光子的能量; E_1 和 E_2 分别为射线中光子的最低和最高能量; $\mu(\mathbf{x}, E)$ 为被测物体在点 \mathbf{x} 处的线性衰减系数; $S^*(E)$ 为射线源发出的 X 射线能谱; $\mu_0(E)$ 为滤波片的线性衰减系数; H 为滤波片厚度; $D(E)$ 为探测器对 X 射线光子的响应函数。为方便书写,引入归一化等效能谱 $S(E)$:

$$S(E) = S^*(E) \exp[-\mu_0(E)H] D(E), \quad \int_{E_1}^{E_2} S(E) dE = 1. \quad (2)$$

此时,多色投影数据可以表达为

$$p_i = -\ln \int_{E_1}^{E_2} S(E) \exp\left[-\int_L \mu(\mathbf{x}, E) dl\right] dE, \quad i \in \mathcal{L}, \quad (3)$$

单能谱 CT 图像重建问题就是已知投影数据 p_i 求 $\mu(\mathbf{x}, E)$ 。

在多色能谱 CT 成像中,可将 $\mu(\mathbf{x}, E)$ 表示为

$$\mu(\mathbf{x}, E) \approx \sum_{n=1}^N f_n(\mathbf{x}) \mu_n(E), \quad N \geq 2, \quad (4)$$

式中: $\mu_n(E)$ 为只与 X 射线能量有关的基函数,为已知量; $f_n(\mathbf{x})$ 为对应基函数在被检测物体空间上的分布系数,为未知量; N 为基函数个数。当 $N=2$ 时,基函数的选取有两种典型方法:第一种方法是选取光电效应/康普顿散射双效应函数为基函数^[7];第二种方法是选取两种基材料的衰减系数为基函数^[8]。当 $N \geq 3$ 时,基函数 $\mu_n(E)$ 可以选取为第 3 种及更多种基材料的衰减系数。

将式(4)代入式(3),可得

$$p_i = -\ln \int_{E_1}^{E_2} S(E) \times \exp\left\{-\int_L \left[\sum_{n=1}^N f_n(\mathbf{x}) \mu_n(E)\right] dl\right\} dE, \quad i \in \mathcal{L}. \quad (5)$$

则单能谱 CT 多基材料分解图像重建问题转化为:已知投影数据 $p_i (i \in \mathcal{L})$, 求基函数系数图像 $f_n(\mathbf{x}) (n=1, 2, \dots, N, N \geq 2)$ 。

考虑式(5)的离散形式,在数值实现中,系数图像 $f_n(\mathbf{x}) (n=1, 2, \dots, N)$ 可以以向量的形式表达:

$$\mathbf{f}_n = (f_{n,1}, f_{n,2}, \dots, f_{n,J})^T, \quad (6)$$

式中: $f_{n,j}$ 为图像 $f_n(\mathbf{x})$ 在第 j 个像素上的采样值, $j = 1, 2, \dots, J$, J 为离散图像的像素个数; 上标 T 表示转置。令 $\mathbf{R}_i = (r_{i,1}, r_{i,2}, \dots, r_{i,J})$ 为第 i 条射线对应的投影向量, 其中, $r_{i,j}$ 表示离散图像的第 j 个像素对沿着第 i 条射线的投影的贡献。将 X 射线能谱的有效能量范围 (E_1, E_2) 划分为 M 等份, 每份的长度记为 δ , 在每个能量区间内对 $S(E)$ 和 $\mu_n(E)$ ($n = 1, 2, \dots, N$) 进行采样, 将采样值作为原函数在每个小区间内的近似值。于是 $S(E)$ 和 $\mu_n(E)$ 分别被离散为两个向量:

$$\mathbf{S} = (S_1, S_2, \dots, S_M)^T, \quad \boldsymbol{\mu} = (\mu_{n,1}, \mu_{n,2}, \dots, \mu_{n,M})^T, \quad (7)$$

式中: S_m 和 $\mu_{n,m}$ 分别为 $S(E)$ 和 $\mu_n(E)$ ($n = 1, 2, \dots, N$) 在第 m 个子区间内的采样值, $m = 1, 2, \dots, M$ 。

根据上述符号定义, 单能谱多色投影的离散形式为

$$p_i = -\ln \sum_{m=1}^M S_m \delta \exp\left(-\sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \mathbf{R}_i \mathbf{f}_n\right), \quad i \in \mathcal{L}. \quad (8)$$

进行离散化后, 单能谱 CT 多基材料分解图像重建问题就归结为: 已知 p_i ($i \in \mathcal{L}$), 求 $f_n(\mathbf{x})$ ($n = 1, 2, \dots, N, N \geq 2$), 这是一个非线性方程组求解问题。

3 单能谱 CT 正交基材料分解图像重建算法

单能谱 CT 多基材料分解图像重建问题[式(8)], 是由一组投影数据求解 $N \geq 2$ 个图像, 问题本身高度欠定, 解不唯一, 需要添加约束条件, 才能确定物理意义上的真解。

在很多实际检测情况下, 满足如下两点: 1) 物质材质已知; 2) 被检测物体中的物质不混合。比如, 在含金属植入物的口腔中, 人体组织、骨及金属植入物 3 种物质是互相不混合的。当物质恰好为式(8)中的第 n 种基材料时, 则该基材料所占区域中不含其他基材料, 引入第 n 种基材料位置区域的标记(示性函数)图像 \mathbf{O}_n (与 \mathbf{f}_n 同型), 即 $O_{n,j} = 0$ 表示分解重建的图像中的第 j 个像素不属于第 n 种基材料, $O_{n,j} = 1$ 表示分解重建的图像中的第 j 个像素属于第 n 种基材料, 则有

$$f_{k,j} = \begin{cases} 0, & k = n, O_{n,j} = 0 \\ 0, & k \neq n, O_{n,j} = 1 \end{cases} \quad (9)$$

即该基材料分布图像与其他基材料分布图像正交:

$$\mathbf{f}_n \cdot \mathbf{f}_k = \delta_{nk} (\mathbf{f}_n \cdot \mathbf{f}_k), \quad (10)$$

式中: \cdot 表示两个向量的内积; δ_{nk} 为克罗内克符号。

基于上述现象, 本文提出单能谱 CT 正交基材料分解图像重建的最优化问题:

$$(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_N) = \arg \min_{(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_N) \text{ s.t. Eq.(8)}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1, k \neq n}^N (\mathbf{f}_n \cdot \mathbf{f}_k)^2. \quad (11)$$

对于式(8)的求解, 受广义代数重建算法(E-ART)^[8]迭代格式启发, 将式(8)在迭代点处进行一阶 Taylor 展开, 转化为线性方程组, 然后利用 ART 求解该线性方程组得到重建图像。为了使得目标函数[式(11)]最小, 可根据 \mathbf{O}_n 修正将迭代投影残差分配到每个基材料图像上的系数。

为了能方便地通过数值计算实现目标函数[式(11)], 需要找出至少 $N - 1$ 种基材料的 \mathbf{O}_n , \mathbf{O}_n 可由对迭代得到的基材料图像 \mathbf{f}_n 分割获得。实际中, 对于由 CT 图像中的硬化伪影和金属伪影, 以及图像的离散化引起的物质边缘灰度的“斜坡化”, 很难在图像中通过直接分割得到准确的 \mathbf{O}_n , 而 \mathbf{O}_n 的准确性对重建图像的准确性及收敛速度至关重要。为了减少 \mathbf{O}_n 的不准确性的影响, 在求解算法中进行如下设置: 1) 标记图像 \mathbf{O}_n 的区域比对应基材料的真实区域略大, 而物质的边界可由约束式(8)分解迭代得到; 2) 引入非第 n 种基材料位置区域的标记图像 \mathbf{H}_n , 且 \mathbf{H}_n 的区域比对应非基材料的真实区域略大。这样在更新图像 \mathbf{f}_n 时, 分 3 个区域进行处理。区域①: 一定属于第 n 种基材料的区域 $\mathbf{O}_n \odot (\mathbf{I}_f - \mathbf{H}_n)$, 其中, \odot 表示两个向量的 Hadamard 积, \mathbf{I}_f 是与 \mathbf{f}_n 同型的全为 1 的向量; 区域②: 可能既含有第 n 种基材料又含有其他基材料的区域 $\mathbf{O}_n \odot \mathbf{H}_n$ (边界部分); 区域③: 一定不属于第 n 种基材料的区域 $(\mathbf{I}_f - \mathbf{O}_n) \odot \mathbf{H}_n$ 。

为了方便数据处理, 算法中基材料的序号按照基材料衰减系数的递减排序, 即第 n 种基材料的衰减系数比第 $n + 1$ 种基材料的衰减系数大。假设经过 l 次迭代后, 有基材料图像的估计值 $\mathbf{f}_n^{(l)}$ 。对估计图像进行分割处理, 得到标记图像 $\mathbf{O}_n^{(l)}, \mathbf{H}_n^{(l)}$ ($n = 1, 2, \dots, N - 1$):

$$\begin{aligned} \mathbf{O}_n^{(l)} &= S_{\text{eg1}}[\mathbf{f}_n^{(l)}], \quad \mathbf{H}_n^{(l)} = \mathbf{H}_n^{(l)} \odot S_{\text{eg2}}[\mathbf{f}_n^{(l)}], \quad \mathbf{O}_k^{(l)} = \mathbf{H}_n^{(l)}, \\ \mathbf{H}_k^{(l)} &= \mathbf{H}_n^{(l)}, \quad k = n + 1, n + 2, \dots, N - 1, \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $S_{\text{eg1}}(\cdot), S_{\text{eg2}}(\cdot)$ 分别代表不同的分割处理, 如取不同阈值对应的阈值分割。对给定的一条 X 射线路径 i , 估计投影 $p_i^{(l)}$ 、加权系数 $q_i^{(l)}$ 和加权系数 $\Phi_{n,i}^{(l)}$ ($n = 1, 2, \dots, N$):

$$p_i^{(l)} = -\ln \sum_{m=1}^M S_m \delta \exp\left[-\sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \mathbf{R}_i \mathbf{f}_n^{(l)}\right], \quad (13)$$

$$q_i^{(l)} = \sum_{m=1}^M S_m \delta \exp\left[-\sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \mathbf{R}_i \mathbf{f}_n^{(l)}\right], \quad (14)$$

$$\Phi_{n,i}^{(l)} = \sum_{m=1}^M S_m \delta \mu_{n,m} \exp\left[-\sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \mathbf{R}_i \mathbf{f}_n^{(l)}\right]. \quad (15)$$

对于区域①: $\mathbf{O}_n^{(l)} \odot [\mathbf{I}_f - \mathbf{H}_n^{(l)}]$, 投影残差 $p_i - p_i^{(l)}$ 仅分配在第 n 个基材料图像中, 则有

$$f_{n,j}^{(l+1)} = f_{n,j}^{(l)} + \frac{1}{\Phi_{n,i}^{(l)}} \cdot \frac{R_{i,j} q_i^{(l)} [p_i - p_i^{(l)}]}{|\mathbf{R}_i|^2} \quad (16)$$

对于区域②: $\mathbf{O}_n^{(l)} \odot \mathbf{H}_n^{(l)}$, 投影残差分配在第 $k = n, n+1, \dots, N$ 个基材料图像中, 则有

$$f_{k,j}^{(l+1)} = f_{k,j}^{(l)} + \frac{\Phi_{k,i}^{(l)}}{\sum_{m=n}^N [\Phi_{m,i}^{(l)}]^2} \cdot \frac{R_{i,j} q_i^{(l)} [p_i - p_i^{(l)}]}{|\mathbf{R}_i|^2} \quad (17)$$

对于区域③: $[\mathbf{I}_f - \mathbf{O}_n^{(l)}] \odot \mathbf{H}_n^{(l)}$, 投影残差分配在第 $k = n+1, n+2, \dots, N$ 个基材料图像中, 并继续根据 $\mathbf{O}_{n+1}^{(l)}, \mathbf{H}_{n+1}^{(l)}$ 按照式(16)、(17)确定投影残差在各个基材料图像中的分配; 依次类推, 直到 $n = N-1$, 在此时的区域③: $[\mathbf{I}_f - \mathbf{O}_{N-1}^{(l)}] \odot \mathbf{H}_{N-1}^{(l)}$ 中, 投影残差仅分配在第 N 个基材料图像中, 即

$$f_{N,j}^{(l+1)} = f_{N,j}^{(l)} + \frac{1}{\Phi_{N,i}^{(l)}} \cdot \frac{R_{i,j} q_i^{(l)} [p_i - p_i^{(l)}]}{|\mathbf{R}_i|^2} \quad (18)$$

综上所述, 对于最优化问题[式(11)], 本文的迭代求解算法(OMDRT)如下:

输入: 多色投影数据 p_i , 能谱 S_m , 衰减系数 $\mu_{n,m}$

输出: 重建图像 $\mathbf{f}_n^{(l)}, n = 1, 2, \dots, N$

1 初始化重建图像和标记图像, $\mathbf{f}_n^{(0)} \leftarrow 0, \mathbf{O}_n^{(0)} \leftarrow \mathbf{I}_f, \mathbf{H}_n^{(0)} \leftarrow \mathbf{I}_f$

2 $l = 0$

3 while (不满足停止迭代准则) do

4 - 计算估计投影 $p_i^{(l)}$ 和加权系数 $q_i^{(l)}, \Phi_{n,i}^{(l)}$ -

$$p_i^{(l)} = -\ln \sum_{m=1}^M S_m \delta \times \exp \left[-\sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \mathbf{R}_i \mathbf{f}_n^{(l)} \right],$$

$$q_i^{(l)} = \sum_{m=1}^M S_m \delta \times \exp \left[-\sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \mathbf{R}_i \mathbf{f}_n^{(l)} \right],$$

$$\Phi_{n,i}^{(l)} = \sum_{m=1}^M S_m \delta \mu_{n,m} \times \exp \left[-\sum_{n=1}^N \mu_{n,m} \mathbf{R}_i \mathbf{f}_n^{(l)} \right],$$

8 - 更新重建图像 -

9 $n = 1$

10 function Decomposition $[\mathbf{O}_n^{(l)}, \mathbf{H}_n^{(l)}]$

11 for $j = 1$ to J do

12 - 处理区域① -

13 if $\{\mathbf{O}_n^{(l)} \odot [\mathbf{I}_f - \mathbf{H}_n^{(l)}]\}_j = 1$

$$f_{n,j}^{(l+1)} = f_{n,j}^{(l)} + \frac{1}{\Phi_{n,i}^{(l)}} \times \frac{R_{i,j} q_i^{(l)} [p_i - p_i^{(l)}]}{|\mathbf{R}_i|^2},$$

15

- 处理区域② -

16

else if $[\mathbf{O}_n^{(l)} \odot \mathbf{H}_n^{(l)}]_j = 1$

17

for $k = n$ to N do

18

$$f_{k,j}^{(l+1)} = f_{k,j}^{(l)} + \frac{\Phi_{k,i}^{(l)}}{\sum_{m=n}^N [\Phi_{m,i}^{(l)}]^2} \times \frac{R_{i,j} q_i^{(l)} [p_i - p_i^{(l)}]}{|\mathbf{R}_i|^2},$$

19

end for

20

- 处理区域③ -

21

else if $\{[\mathbf{I}_f - \mathbf{O}_n^{(l)}] \odot \mathbf{H}_n^{(l)}\}_j = 1$

22

if $n+1 \leq N-1$

23

Decomposition $[\mathbf{O}_{n+1}^{(l)}, \mathbf{H}_{n+1}^{(l)}]$

24

else

25

$$f_{N,j}^{(l+1)} = f_{N,j}^{(l)} + \frac{1}{\Phi_{N,i}^{(l)}} \times \frac{R_{i,j} q_i^{(l)} [p_i - p_i^{(l)}]}{|\mathbf{R}_i|^2},$$

26

end if

27

end if

28

end for

29

end function

30

- 更新标记图像 $\mathbf{O}_n^{(l+1)}$ 和 $\mathbf{H}_n^{(l+1)}$ 及重建

图像 -

31

$$\mathbf{O}_1^{(l+1)} = S_{\text{eg1}}[\mathbf{f}_1^{(l+1)}], \mathbf{H}_1^{(l+1)} =$$

$$S_{\text{eg2}}[\mathbf{f}_1^{(l+1)}], \mathbf{f}_1^{(l+1)} = \mathbf{f}_1^{(l+1)} \odot \mathbf{O}_1^{(l+1)},$$

32

for $n = 2$ to $N-1$ do

33

$$\mathbf{O}_n^{(l+1)} = \mathbf{H}_{n-1}^{(l+1)},$$

$$\mathbf{H}_n^{(l+1)} = \mathbf{H}_{n-1}^{(l+1)},$$

34

$$\mathbf{O}_n^{(l+1)} = \mathbf{O}_n^{(l+1)} \odot S_{\text{eg1}}[\mathbf{f}_n^{(l+1)}],$$

$$\mathbf{H}_n^{(l+1)} = \mathbf{H}_n^{(l+1)} \odot S_{\text{eg2}}[\mathbf{f}_n^{(l+1)}],$$

35

$$\mathbf{f}_n^{(l+1)} = \mathbf{f}_n^{(l+1)} \odot \mathbf{O}_n^{(l+1)},$$

36

end for

37

$$\mathbf{f}_N^{(l+1)} = \mathbf{f}_N^{(l+1)} \odot \mathbf{H}_{N-1}^{(l+1)}$$

38

$l = l + 1$

39

end while

对于实际中的含噪声图像, 可以在更新重建图像后, 对重建图像添加去噪处理。

图1展示了本文提出的OMDRT(以三基材为例)迭代求解3次的流程图。图1中:①根据已知的投影数据 $p_i (i \in \mathcal{L})$ 、能谱 $S_m (m = 1, 2, \dots, 140)$ 和3种基材料的质量衰减系数 $\mu_{n,m} (n = 1, 2, 3; m = 1, 2, \dots, 140)$ 进行三基材料分解, 得到 $\mathbf{f}_1^{(1)}, \mathbf{f}_2^{(1)}, \mathbf{f}_3^{(1)}$; ②对 $\mathbf{f}_1^{(1)}$ 进行分割操作, 得到标记图像 $\mathbf{O}_1^{(1)}, \mathbf{H}_1^{(1)}, \mathbf{O}_2^{(1)}, \mathbf{H}_2^{(1)}$; ③结合标记图像进行三基材料分解重建, 得到 $\mathbf{f}_1^{(2)}, \mathbf{f}_2^{(2)}, \mathbf{f}_3^{(2)}$;

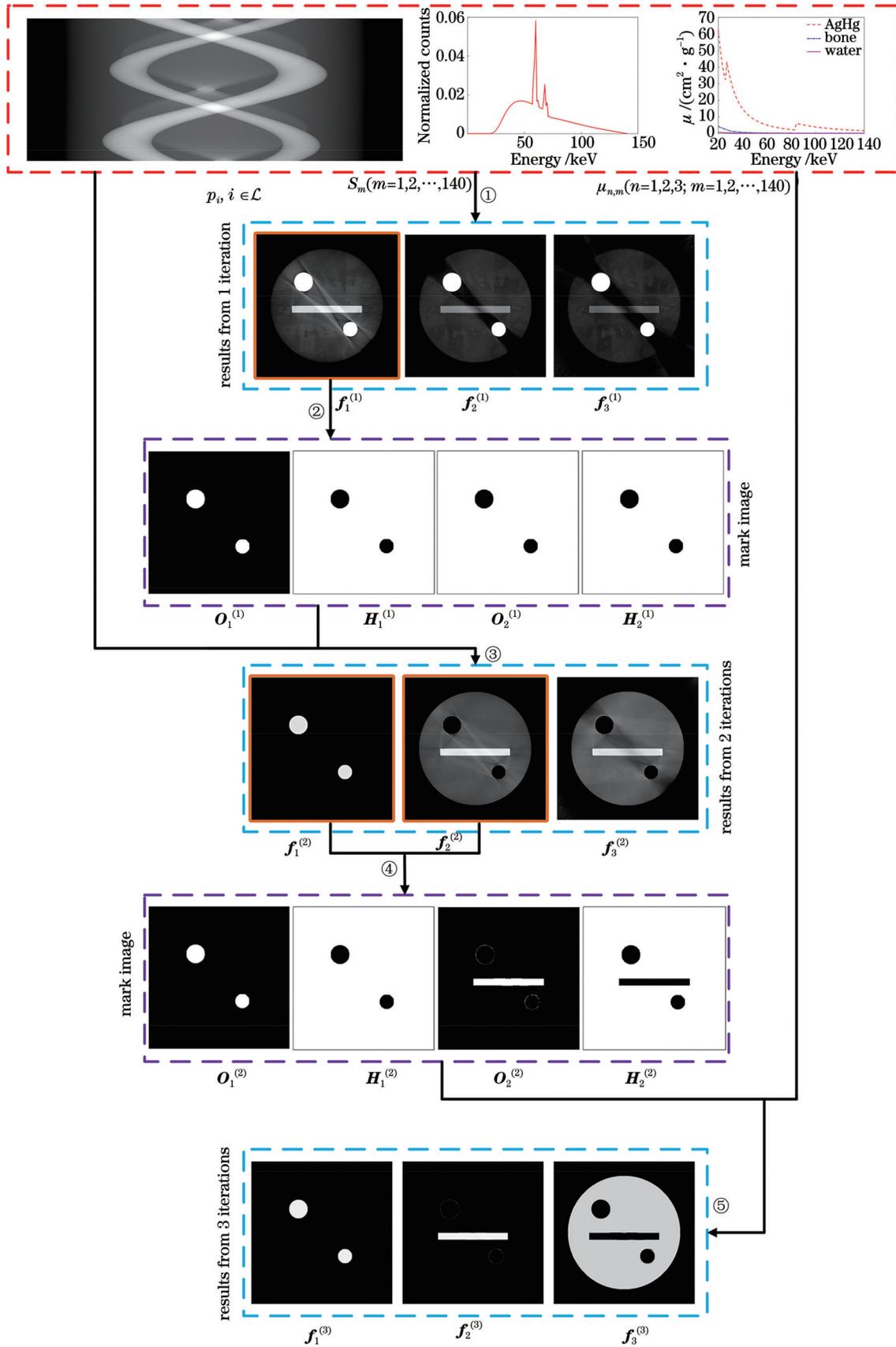


图1 OMDRT(以三基材为例)迭代求解3次的流程图

Fig. 1 Flowchart of three iterations of OMDRT (for example with three materials)

④对 $f_1^{(2)}$ 进行分割操作, 得到标记图像 $O_1^{(2)}, H_1^{(2)}$, 对 $f_2^{(2)}$ 进行分割操作, 得到标记图像 $O_2^{(2)}, H_2^{(2)}$; ⑤结合标记图像进行三基材料分解重建, 得到 $f_1^{(3)}, f_2^{(3)}, f_3^{(3)}$ 。

4 实验

使用一个口腔模型的实验验证本文方法在校正金属伪影方面的有效性。本文对无噪声数据和带有泊松噪声的数据都做了处理。为了对图像质量进行量化分析,本文计算了结果图像与真实图像的峰值信噪比 (PSNR)、归一化平均绝对误差 (NMAD),公式分别如下:

$$R_{\text{PSN}} = 10 \lg \frac{[\max(Y_j^*)]^2 \times J}{\sum_{j=1}^J (Y_j - Y_j^*)^2}, \quad (19)$$

$$D_{\text{NMA}} = \frac{\sum_{j=1}^J |Y_j - Y_j^*|}{\sum_{j=1}^J Y_j^*}, \quad (20)$$

式中: Y_j 和 Y_j^* 分别为估计值和真实值, $j = 1, 2, \dots, J$ 。

为简单起见,本节的实验限于扇形束 CT 系统上,可将其推广到锥形束 CT 系统。

4.1 实验条件

实验所用计算机装配了 Intel Xeon Silver 4210R CPU、64 GB 系统内存和一块 NVIDIA RTX A6000 显卡,显存为 48 GB。实验中的基本参数设置及图示绘制使用 MATLAB 编写。多色投影数据的数值模拟和 CT 迭代重建算法的计算量较大,为了加快计算,使用 CUDA 调用 GPU 的能力实现计算的可并行化部分;对于不可并行部分,使用 C++ 编写,并编译成动态链接库,以方便 MATLAB 调用。

实验所用能谱是用开源软件 SpectrumGUI 模拟得到,图 2(a)所示为 GE Maxiray 125 射线管在 140 kV 管电压下添加了 0.1 mm 的铜滤波片的模拟谱。实验所用模体如图 2(c)所示(图像显示窗为 $[0, 1] \text{ cm}^{-1}$),包含 3 种材质,即水、骨(模拟牙齿)和 AgHg 合金(模拟牙齿填充物),其标准密度 ρ 分别为 1 g/cm^3 、 1.92 g/cm^3 和 12 g/cm^3 。3 种物质的质量衰减系数由 NIST 网站^[33]获得,如图 2(b)所示,选择 AgHg 为第一基材料,骨为第二基材料,水为第三基材料。当使用 3 种物质的质量衰减系数作为基函数时,对应重建图像中的密度为其标准密度。图 2(d)为图 2(c)中图像的剖面图。

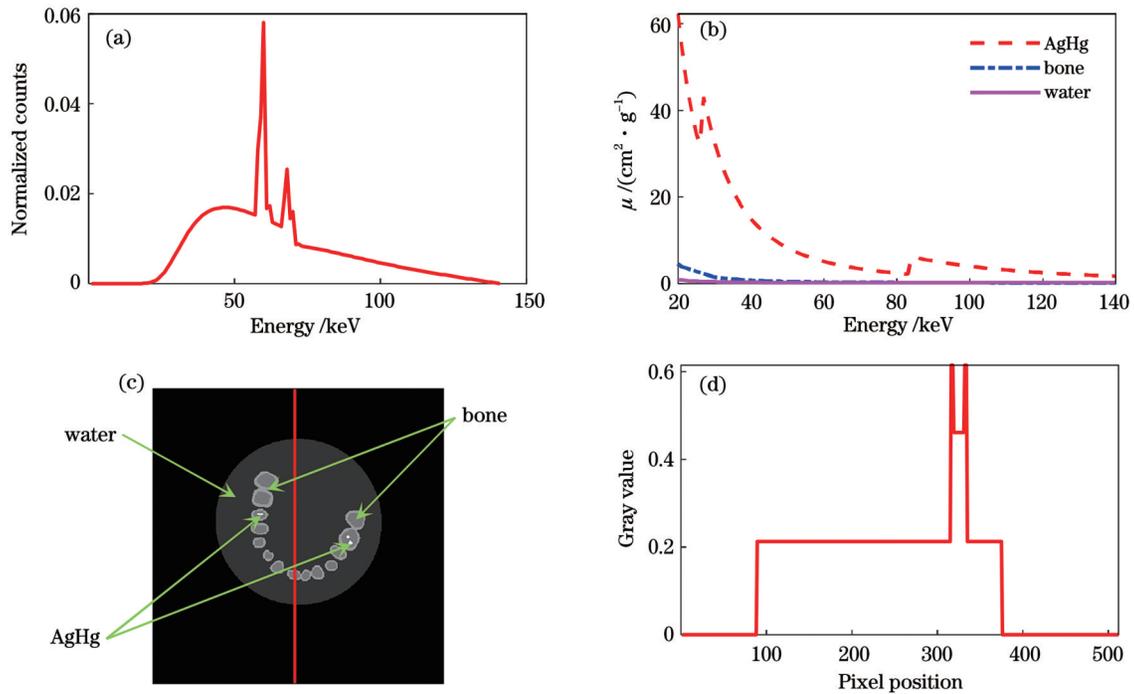


图 2 实验用能谱、实验模体及物质的质量衰减系数。(a)能谱;(b)实验材料的质量衰减系数;(c)单能图像;(d)图 2(c)中图像的剖面图

Fig. 2 X-ray spectrum, simulated phantom, and mass attenuation coefficient of materials used in experiments. (a) Spectrum; (b) mass attenuation coefficient of materials; (c) monochromatic image; (d) profile of column shown in Fig. 2(c)

实验扫描参数设置如下:射线源到转台中心的距离为 437 mm,射线源到探测器的距离为 700 mm。线探测器由 1920 个探测器单元组成,每个探测器单元的尺寸为 0.127 mm。这样的参数设计是为了使系统有一个合适的扫描视野(FOV)。此时,FOV 为 150 mm。

实验中,CT 系统旋转一圈采样 720 个角度。模体中水盘的直径为 84 mm。

4.2 无噪声数据实验

本节介绍对无噪声投影数据处理的实验。图 3 显示了根据多色投影数据使用 ART 方法直接重建的结

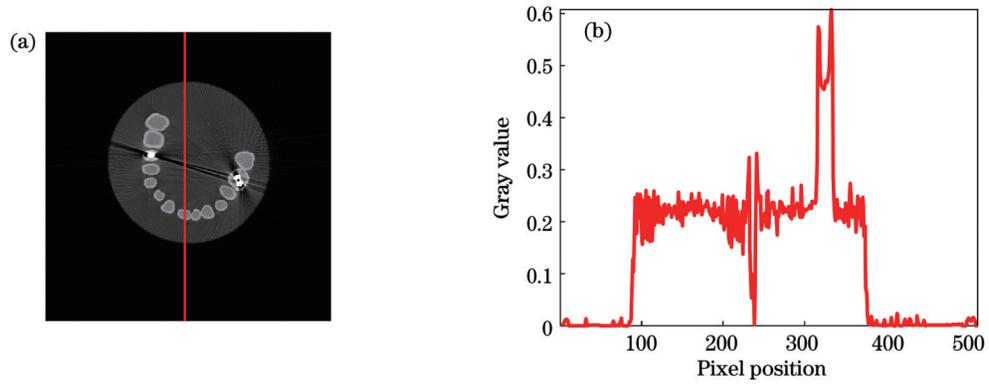
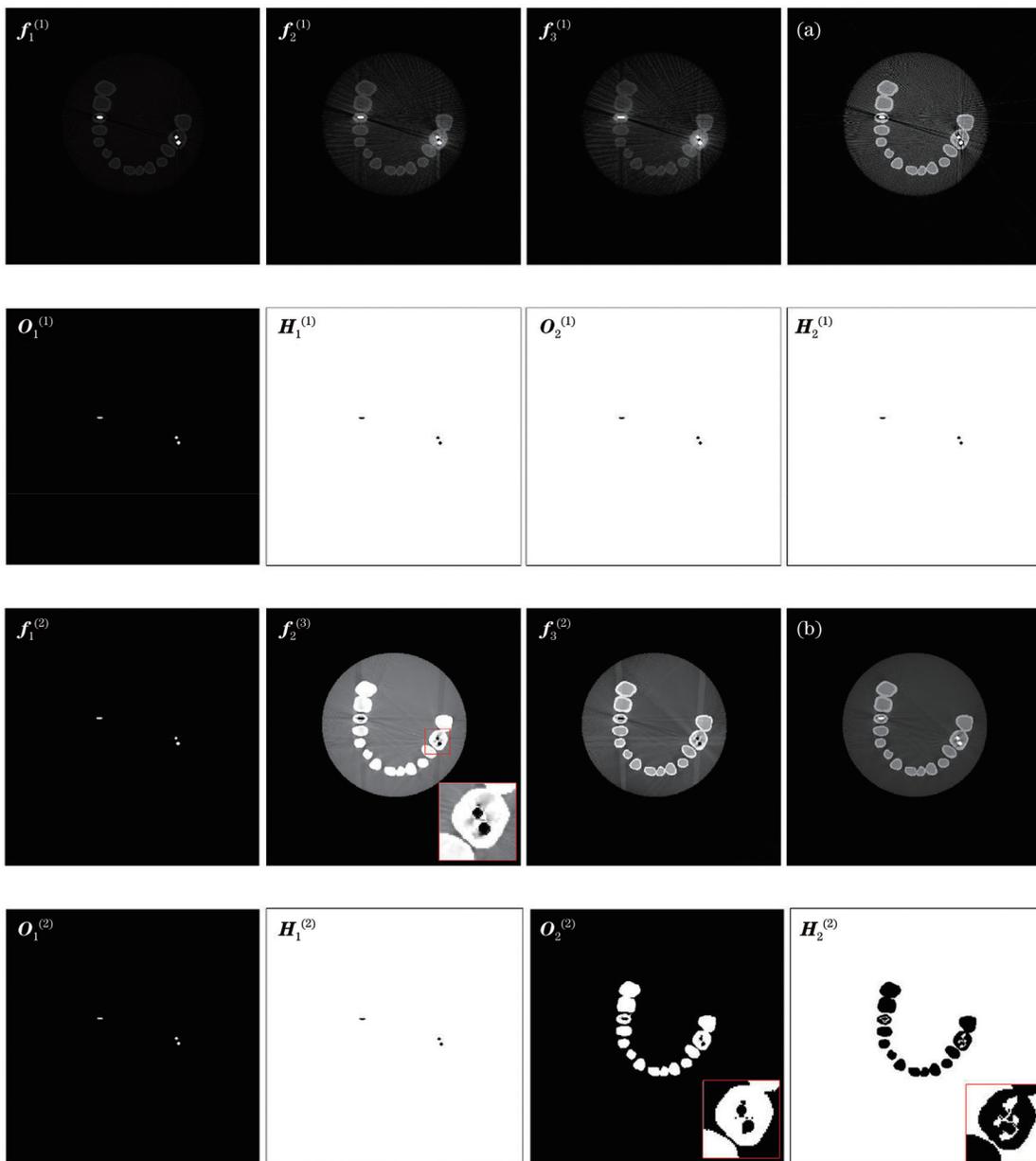


图 3 多色投影数据重建图像及其剖面图。(a)重建图像;(b)剖面图

Fig. 3 Reconstructed image and profile of multicolor projection data. (a) Reconstructed image; (b) profile

果(图像显示窗为 $[0,1] \text{ cm}^{-1}$)及剖面图。X射线能谱的多色性和金属物的高衰减性,使得重建图像的水、骨部分有明显的金属伪影。

图 4 显示了本文算法 OMDRT 的基材料分解迭代图像及标记图像,其中除图像 $f_2^{(1)}$ 、 $f_3^{(1)}$ 的显示窗为 $[0, 0.05] \text{ cm}^{-1}$ 外,其余图像的显示窗均为 $[0,1] \text{ cm}^{-1}$ 。在



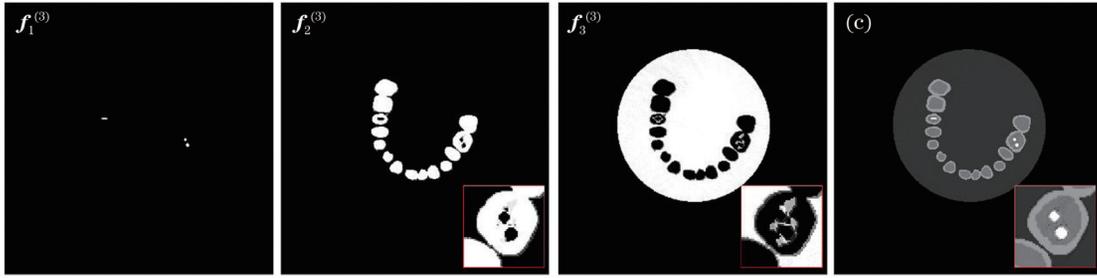


图 4 基材料分解迭代图像及标记图像。 $f_n^{(l)}$ 是第 l 次迭代的第 n 个基材料分解图像； $O_n^{(l)}$ 是第 l 次迭代的第 n 种基材料的标记图像； $H_n^{(l)}$ 是第 l 次迭代的非第 n 种基材料的标记图像；(a) 第 1 次迭代得到的 60 keV 伪单能图像；(b) 第 2 次迭代得到的 60 keV 伪单能图像；(c) 第 3 次迭代得到的 60 keV 伪单能图像

Fig. 4 Reconstructed images and mark images of base material decomposition. $f_n^{(l)}$ is the n th material decomposition image with l iterations; $O_n^{(l)}$ is the n th material mark image with l iterations; $H_n^{(l)}$ is the n th non-material mark image with l th iterations; (a) 60 keV pseudo monochromatic images obtained by 1st iteration; (b) 60 keV pseudo monochromatic images obtained by 2nd iteration; (c) 60 keV pseudo monochromatic images obtained by 3rd iteration

本次实验中,使用阈值 $\left(\frac{\rho_{\text{AgHg}}}{3}, \frac{\rho_{\text{AgHg}}}{2}\right)$ 分割 $f_1^{(l)}$ 得到 $O_1^{(l)}$ 、 $H_1^{(l)}$ (ρ_{AgHg} 为 AgHg 的标准密度),使用阈值 $\left(\frac{\rho_{\text{Bone}}}{3}, \frac{\rho_{\text{Bone}}}{2.2}\right)$ 分割 $f_2^{(l)}$ 得到 $O_2^{(l)}$ 、 $H_2^{(l)}$ (ρ_{Bone} 为骨的标准密度)。其中,大于大阈值区域的示性图为 $O_n^{(l)}$,小于小阈值区域的示性图为 $H_n^{(l)}$ 。图 4 第 1 行显示第 1 次迭代得到的基材料图像及组合的伪单能图像,由于 AgHg 材质与骨、水的质量衰减系数相差较大,在 $f_1^{(1)}$ 图像中 AgHg 材质区域灰度与骨、水材质区域灰度相差较大,因而能够通过简单的全局阈值分割处理得到较为准确的标记图像[图 4 中 $O_1^{(1)}$ 、 $H_1^{(1)}$];此次分解图像中骨图像的伪影较大,暂未得到对应的骨区域标记图像[图 4 中 $O_2^{(1)}$ 、 $H_2^{(1)}$]

图 4 第 3 行显示第 2 次迭代得到的基材料图像及组合的伪单能图像。此次骨基材料图像[图 4 中 $f_2^{(2)}$]中已经有较为清晰的骨区域,但是金属伪影导致的骨区域内暗影无法消失,从而使得骨区域标记图像[图 4 中 $O_2^{(2)}$ 、 $H_2^{(2)}$]不准确。观察图像可知,通过调整阈值无法从根本上有效提升标记图像的准确性。在此次伪单能图像中,水区域部分的金属伪影仍较严重。

图 4 最后一行显示第 3 次迭代得到的基材料图像及组合的伪单能图像。由于骨标记图像的不准确性,该次迭代无法得到准确的骨、水基材料图像[图 4 中 $f_2^{(3)}$ 、 $f_3^{(3)}$]。但是在伪单能图像中,水区域内的伪影几乎校正完全,骨区域内金属边界处的伪影还有部分残留。

图 5 给出了第 2 次和第 3 次迭代的标记图像的分区域图,其中蓝色表示只属于基材料 1(AgHg)的区域,红色表示只属于基材料 2(骨)的区域,黄色表示既可能属于基材料 2 又可能属于基材料 3(水)的区域,绿色表示只属于基材料 3 的区域。观察图中可知,影响基材料分解准确性的原因是金属边界外原本属于骨区

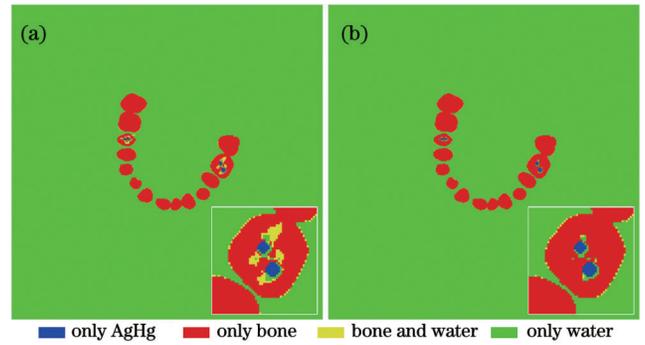


图 5 迭代标记图像。(a) 第 2 次迭代标记图像；(b) 第 3 次迭代标记图像

Fig. 5 Iteratively marked image. (a) Marked image of 2nd iteration; (b) marked image of 3rd iteration

域的部分分配给了水区域。

为了解决上述问题,本文测试在通过分割骨基材料图像得到骨标记图像后,添加形态学膨胀^[34]处理,以扩充骨标记图像的边界。本文在阈值处理后,使用盘形结构图像(半径为 2 pixel)膨胀标记图像,得到的标记图像和基材料分解图像如图 6 所示,图像显示窗均为 $[0, 1]$ cm^{-1} 。观察标记图像[图 6 (a)中 $O_2^{(2)}$ 、 $H_2^{(2)}$],通过添加形态学处理,能够改善骨区域内边界外部分的标记,同时也恶化了水区域内骨边界外部分的标记,这些现象在基材料分解图像[图 6 (b)中 $f_2^{(3)}$ 、 $f_3^{(3)}$]中有所体现。与图 4 (c)相比,图 6 (b)中骨部分的金属伪影有进一步的校正。

为了量化本文方法的有效性,本文计算了迭代伪单能图像的 PSNR 和 NMAD 值随着迭代次数变化的曲线图如图 7 所示,其中,虚线是仅用阈值分割处理的结果,实线是添加形态学处理的结果。观察迭代曲线,本文提出的 OMDRT 能够在有限迭代次数内收敛,并且添加形态学处理并没有改善最终的伪单能图像的质量,其原因是形态学处理恶化了骨边界的分解效果。

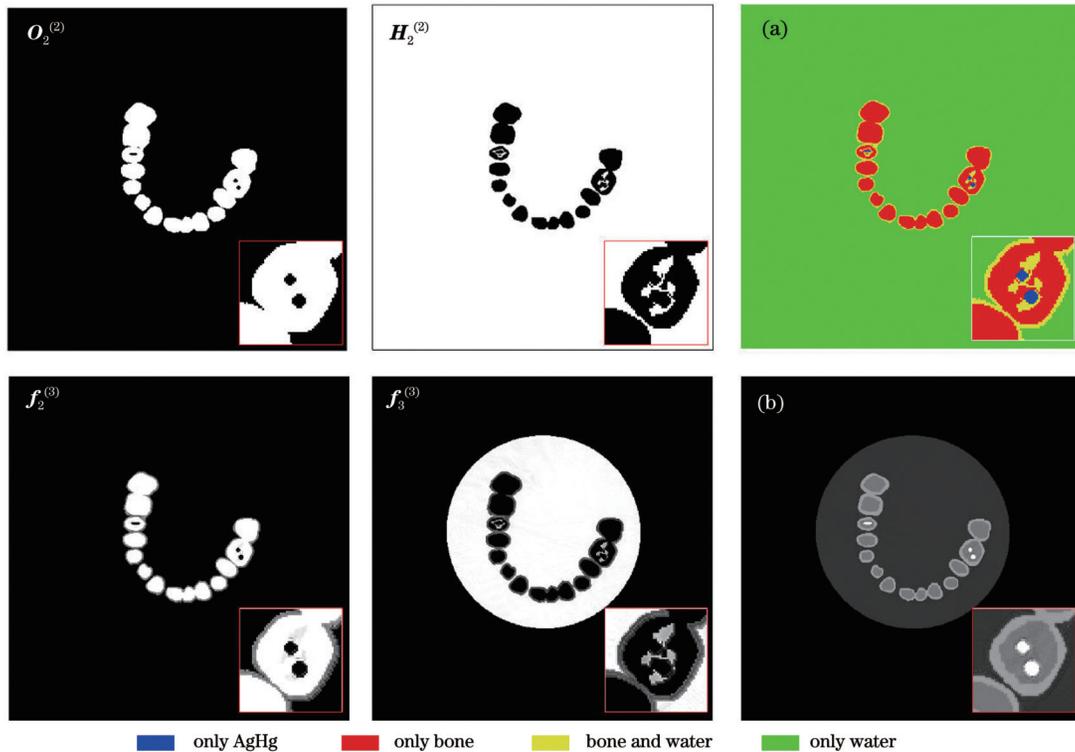


图 6 添加形态学处理后,基材料迭代图像及标记图像。 $O_2^{(2)}$ 是第2次迭代后的骨基材料标记图像; $H_2^{(2)}$ 是第2次迭代的非骨基材料的标记图像; $f_2^{(3)}$ 是第3次迭代的骨基材料图像; $f_3^{(3)}$ 是第3次迭代的水基材料图像;(a)第2次迭代得到的组合标记图像;(b)第3次迭代得到的伪单能图像

Fig. 6 Reconstructed images and mark images with morphological processing. $O_2^{(2)}$ is mark image of bone with 2 iterations; $H_2^{(2)}$ is mark image of non-bone with 2 iterations; $f_2^{(3)}$ is bone image with 3 iterations; $f_3^{(3)}$ is water image with 3 iterations; (a) combined mark image of 2nd iteration; (b) monochromatic image of 3rd iteration

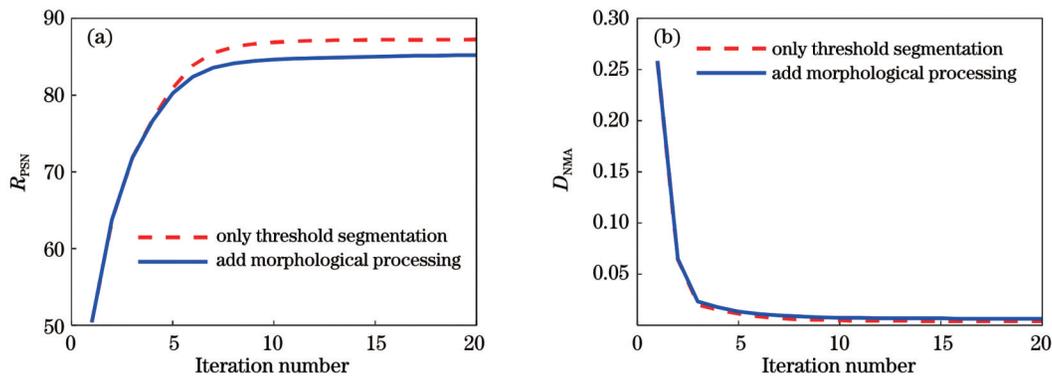


图 7 伪单能图像的 PSNR 和 NMAD 值随迭代次数的变化曲线。(a) PSNR 曲线图;(b) NMAD 曲线图

Fig. 7 PSNR and NMAD of pseudo monochromatic images varying with iteration number. (a) PSNR curves; (b) NMAD curves

图 8 显示了仅用阈值分割和添加形态学处理得到的第 20 次迭代的结果,其中:第 1 行是仅用阈值分割处理得到标记图像,再通过迭代得到的基材料图像和伪单能图像;第 2 行是通过添加形态学处理得到标记图像,再通过迭代得到的基材料图像和伪单能图像,图像显示窗均为 $[0, 1] \text{ cm}^{-1}$ 。在第 1 行结果中,分解图像在水、骨边界处的结果较好;在第 2 行结果中,分解图像在 AgHg、骨边界处的结果较好。

图 9 显示了伪单能图像的剖线图。图 9(a)给出了

标准伪单能图像[图 2(c)]、伪单能图像[图 8(d)、(h)]的剖线图,观察可知,伪单能图像中的金属伪影被有效校正。图 9(b)为图 9(a)在 $[100, 300]$ pixel 部分的局部放大图,该部分区域属于水区域,观察可知,相比添加形态学处理的结果,仅用阈值分割处理得到的伪单能图像在水区域部分的伪影校正更有效。

4.3 带噪声数据实验

本节对带噪声的多色投影数据进行实验,其中噪声水平相当于每条射线含 10^5 个光子时的泊松噪声。

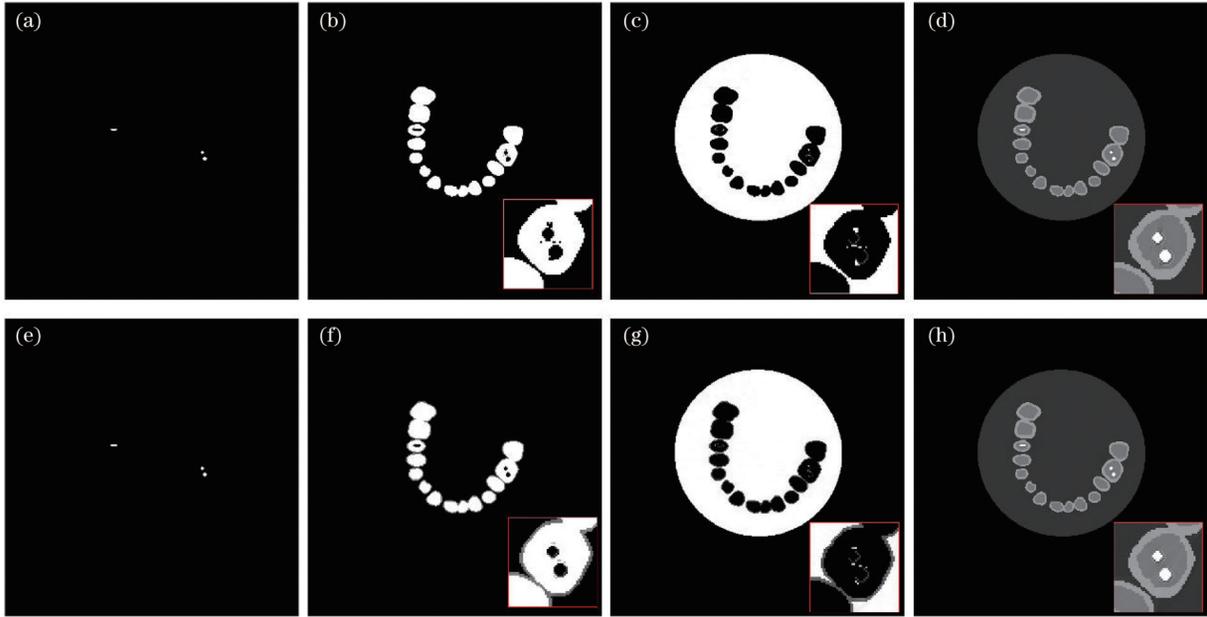


图 8 仅用阈值分割和添加形态学处理得到的第 20 次迭代的结果。(a)~(d)仅用阈值分割处理标记图像得到的 AgHg、骨、水和伪单能图像;(e)~(h)添加形态学处理标记图像得到的 AgHg、骨、水和伪单能图像

Fig. 8 Results of 20th iteration, with only threshold segmentation and adding morphological processing for mark images. (a)–(d) AgHg, bone, water, and pseudo monochromatic images with only threshold segmentation; (e)–(h) AgHg, bone, water, and pseudo monochromatic images with adding morphological processing for mark images

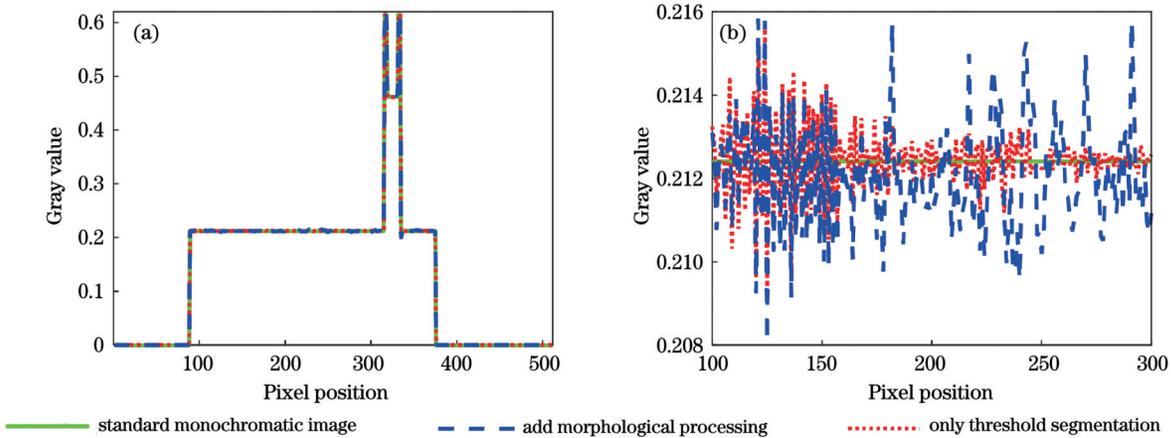


图 9 伪单能图像的剖面图。(a)图 2(c)、图 8(d)、图 8(h)的剖面图;(b)图 9(a)的局部放大图

Fig. 9 Profiles of pseudo monochromatic images. (a) Profiles of pseudo monochromatic images shown in Fig. 2(c), Fig. 8(d) and Fig. 8(h); (b) partial magnification of Fig. 9(a)

图 10 显示了使用 ART 对带噪声的多色投影数据直接进行重建的结果 (图像显示窗为 $[0, 1] \text{ cm}^{-1}$), 图像中有严重的金属伪影和噪声。

图 11 显示了本文算法 OMDRT 处理带噪声投影数据得到的基材料分解迭代图像及标记图像, 图像排列方式与图 4 一致, 其中, 图像 $f_1^{(1)}$ 的显示窗为 $[0, 0.8] \text{ cm}^{-1}$, 图像 $f_2^{(1)}$ 、 $f_3^{(1)}$ 的显示窗为 $[0, 0.05] \text{ cm}^{-1}$, 其余图像的显示窗均为 $[0, 1] \text{ cm}^{-1}$ 。与无噪声数据实验相比, 每次得到基材料图像后, 都对图像 $f_2^{(l)}$ 、 $f_3^{(l)}$ 添加图像去噪处理^[35] [去噪处理参数选择 (6, 3)], 其他数据处理流程和参数选择与无噪声数据实验一致。去噪

处理在一定程度上减轻了金属伪影的程度, 从而使得第 2 次迭代得到的骨区域标记图像 [图 11 中 $O_2^{(2)}$ 、 $H_2^{(2)}$] 比无噪声数据实验的结果 [图 4 中 $O_2^{(2)}$ 、 $H_2^{(2)}$] 更接近真值。第 3 次迭代得到的基材料图像及组合的伪单能图像中的金属伪影校正效果与无噪声数据实验一致。尽管该实验中有去噪处理, 分解结果中仍有明显的噪声, 这是因为迭代分解过程会放大噪声。

图 12 显示了处理该带噪声的多色投影数据得到的伪单能图像的 PSNR 和 NMAD 值随迭代次数的变化曲线。在所述噪声幅度水平下, PSNR 和 NMAD 值与无噪声下具有相同的收敛趋势。由于

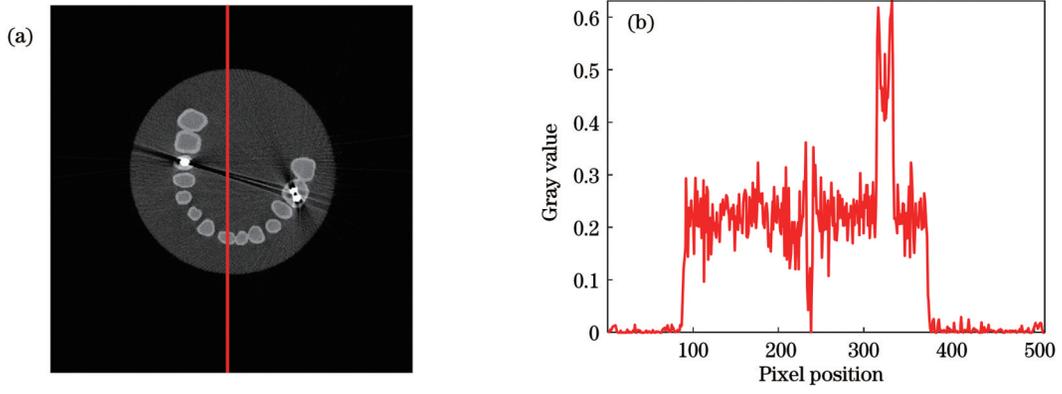
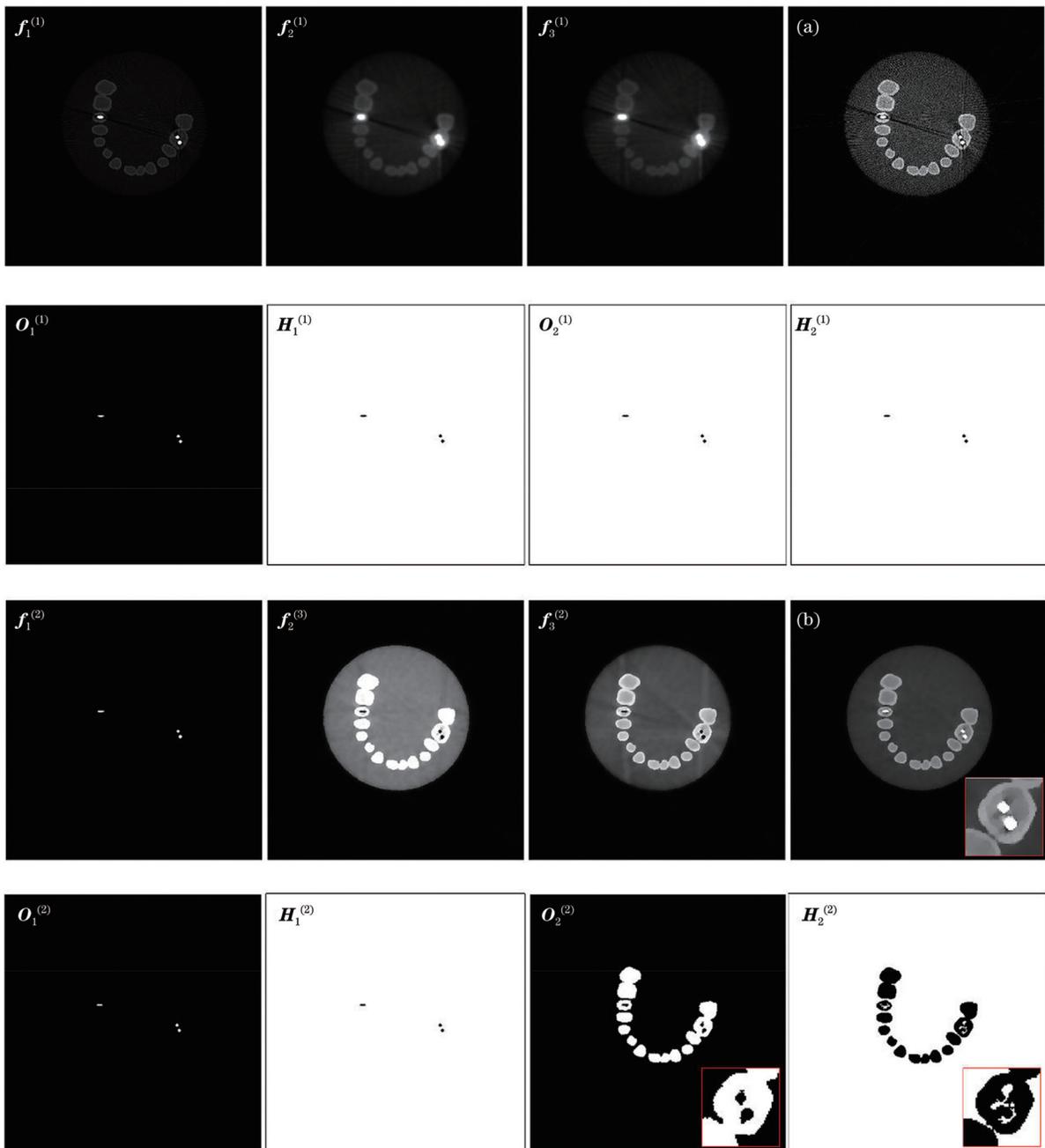


图 10 带噪声的多色投影数据重建图像。(a)重建图像;(b)剖面图
 Fig. 10 Reconstructed image from noisy polychromatic projection. (a) Reconstructed image; (b) profile



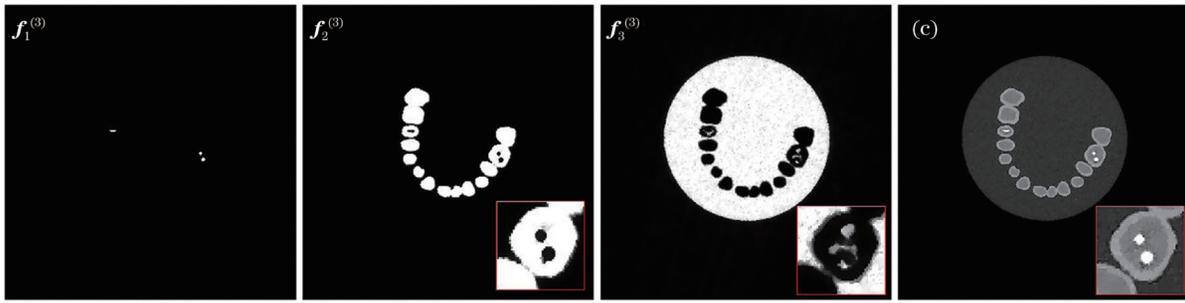


图 11 带噪声数据基材料迭代图像及标记图像。 $f_n^{(l)}$ 是 l 次迭代后的第 n 个基材料分解图像; $O_n^{(l)}$ 是 l 次迭代后的第 n 种基材料的标记图像; $H_n^{(l)}$ 是 l 次迭代后的非第 n 种基材料的标记图像;(a)第一次迭代得到的 60 keV 伪单能图像;(b)第二次迭代得到的 60 keV 伪单能图像;(c)第三次迭代得到的 60 keV 伪单能图像

Fig. 11 Reconstructed images and mark images from noisy polychromatic projections. $f_n^{(l)}$ is the n th material decomposition image with l iterations; $O_n^{(l)}$ is the n th material mark image with l iterations; $H_n^{(l)}$ is the n th non-material mark image with l th iterations; (a) 60 keV pseudo monochromatic images obtained by 1st iteration; (b) 60 keV pseudo monochromatic images obtained by 2nd iteration; (c) 60 keV pseudo monochromatic images obtained by 3rd iteration

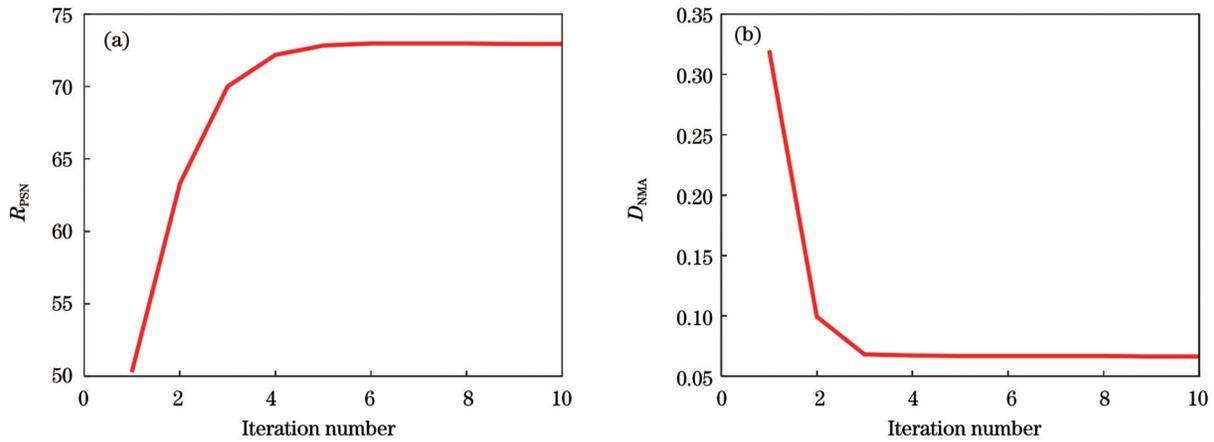


图 12 处理带噪声数据得到的伪单能图像的 PSNR 和 NMAD 值随迭代次数的变化曲线。(a) PSNR 曲线图;(b) NMAD 曲线图
Fig. 12 PSNR and NMAD of pseudo monochromatic images reconstructed from noisy polychromatic projections varying with iteration number. (a) PSNR curve; (b) NMAD curve

噪声及去噪处理的存在,图像的质量比无噪声情况下的差。

图 13 显示了使用 OMDRT 处理带噪声的多色投影数据迭代 10 次的结果,图像显示窗均为 $[0,1] \text{ cm}^{-1}$,其中,图 13(a)~(c)分别为基材料 AgHg、骨、水图像,

图 13(d)为 60 keV 伪单能图像。重建结果表明了本文算法对带噪声的数据的校正金属伪影的有效性。

图 14 显示了图 13(d)中伪单能图像的剖面图[图 10(a)竖线位置],相比于直接重建图像[图 10(b)],水区域内的伪影能够被消除,但残留部分噪声。

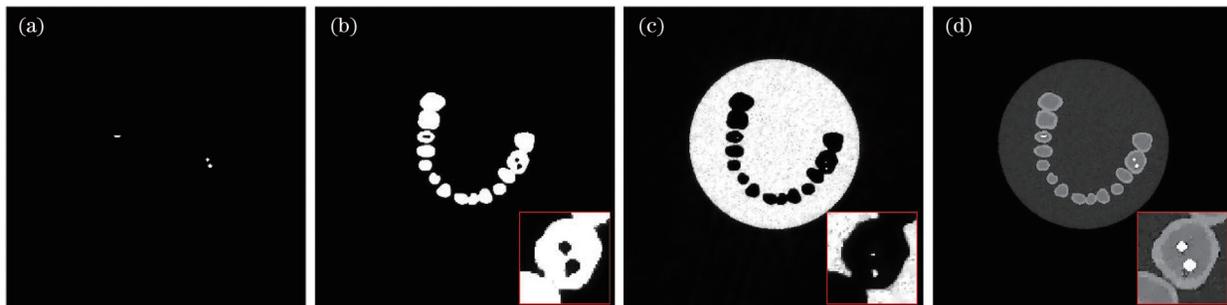


图 13 OMDRT 处理带噪声的多色投影数据迭代 10 次得到的结果。(a)AgHg 图像;(b)骨图像;(c)水图像;(d)60 keV 伪单能图像
Fig. 13 Results of 10 iterations with proposed OMDRT for noisy polychromatic projections. (a) AgHg image; (b) bone image; (c) water image; (d) 60 keV pseudo monochromatic image

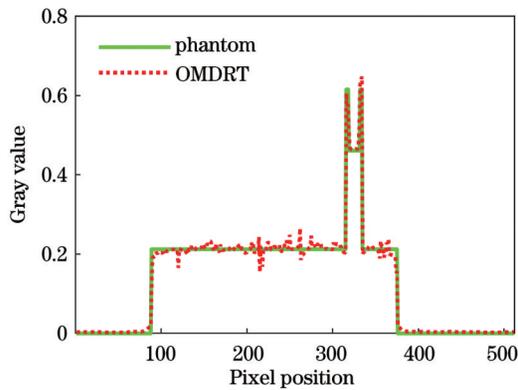


图 14 OMDRT 迭代 10 次得到的伪单能图像剖面图

Fig. 14 Profile of pseudo monochromatic image reconstructed with 10 iterations by OMDRT

5 结 论

对于物质成分已知且彼此不混合的被测物 CT 图像中存在的金属伪影的校正问题,本文以已知物质作为基材料对 CT 投影数据采集过程进行数学建模,然后对该非线性模型进行基材料图像的迭代求解,提出了一种结合能谱信息的单能谱 CT 正交基材料迭代分解图像重建算法。算法中基材料图像向量的正交性表达了基材料的“不混合”性,算法加快了迭代过程的收敛速度。带有金属填充物的口腔模型模拟实验验证了本文方法的有效性。实验结果表明:对于无噪声和带有泊松噪声的多色投影数据,本文方法都能正确分解重建基材料图像;而且,基材料图像和伪单能图像中几乎没有金属伪影。与目前流行的基于深度学习的金属伪影校正算法^[36-37]相比,本文算法无需进行模型训练,节省了数据成本和训练时间成本,不会引入投影数据插值造成的二次伪影。

本文是对单能谱 CT 正交基材料分解成像的原理性验证研究,实验部分未采用实际数据,也未考虑散射光子的影响,这是需要进一步研究的问题。从实验过程中发现,能谱的准确性对本文方法的有效性影响比较大,如何快速精确地获取 X 射线能谱也是实际实验中需要解决的问题。

参 考 文 献

- [1] 李毅红, 屈赵燕, 赵晓杰, 等. 基于材料组分先验的 X 射线多能投影盲分离算法[J]. 光学学报, 2021, 41(23): 2310001.
Li Y H, Qu Z Y, Zhao X J, et al. Blind separation algorithm of X-ray polychromatic projections based on material composition prior[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(23): 2310001.
- [2] 刘昊鑫, 赵源萌, 张存林, 等. 基于改进 U-net 的牙齿锥形束 CT 图像重建研究[J]. 中国激光, 2022, 49(24): 2407207.
Liu H X, Zhao Y M, Zhang C L, et al. Study on tooth cone beam CT image reconstruction based on improved U-net network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(24): 2407207.
- [3] 邸江磊, 林俊成, 钟丽云, 等. 基于深度学习的稀疏或有限角度 CT 重建方法研究综述[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(8): 0811002.

- Di J L, Lin J C, Zhong L Y, et al. Review of sparse-view or limited-angle CT reconstruction based on deep learning[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2023, 60(8): 0811002.
- [4] Brooks R A, di Chiro G. Beam hardening in X-ray reconstructive tomography[J]. Physics in Medicine and Biology, 1976, 21(3): 390-398.
- [5] Kalare K, Bajpai M, Sarkar S, et al. Deep neural network for beam hardening artifacts removal in image reconstruction[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(6): 6037-6056.
- [6] 罗婷, 李孟飞, 赵云松. 基于二次有理分式拟合多能投影曲线的 X 射线能谱估计方法[J]. 电子学报, 2018, 46(11): 2580-2587.
Luo T, Li M F, Zhao Y S. X-ray spectrum estimation method based on polychromatic projection curve fitting with quadratic rational fraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(11): 2580-2587.
- [7] Alvarez R E, Macovski A. Energy-selective reconstructions in X-ray computerized tomography[J]. Physics in Medicine and Biology, 1976, 21(5): 733-744.
- [8] Zhao Y S, Zhao X, Zhang P. An extended algebraic reconstruction technique (E-ART) for dual spectral CT[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2015, 34(3): 761-768.
- [9] Yu L F, Leng S, McCollough C H. Dual-energy CT-based monochromatic imaging[J]. American Journal of Roentgenology, 2012, 199(5 Suppl): S9-S15.
- [10] Zhang W B, Zhao S S, Pan H Y, et al. An iterative reconstruction method based on monochromatic images for dual energy CT[J]. Medical Physics, 2021, 48(10): 6437-6452.
- [11] Goodsitt M M, Christodoulou E G, Larson S C. Accuracies of the synthesized monochromatic CT numbers and effective atomic numbers obtained with a rapid kVp switching dual energy CT scanner[J]. Medical Physics, 2011, 38(4): 2222-2232.
- [12] 赵星, 张朋. 能谱 CT 图像重建算法研究[J]. 中国体视学与图像分析, 2022, 27(4): 405-422.
Zhao X, Zhang P. Research on basis material decomposition algorithms for spectral CT[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2022, 27(4): 405-422.
- [13] Stonestrom J P, Alvarez R E, Macovski A. A framework for spectral artifact corrections in X-ray CT[J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 1981, 28(2): 128-141.
- [14] Jumanazarov D, Alimova A, Abdikarimov A, et al. Material classification using basis material decomposition from spectral X-ray CT[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2023, 1056: 168637.
- [15] Ren L Q, McCollough C H, Yu L F. Three-material decomposition in multi-energy CT: impact of prior information on noise and bias[J]. Proceedings of SPIE, 2018, 10573: 105731G.
- [16] 郭俏, 姚旭峰. 双能 CT 图像域基材料分解算法的研究进展[J]. CT 理论与应用研究, 2023, 32(1): 139-146.
Guo Q, Yao X F. Progress of material decomposition algorithms in dual-energy CT imaging[J]. CT Theory and Applications, 2023, 32(1): 139-146.
- [17] Yu L F, Liu X, McCollough C H. Pre-reconstruction three-material decomposition in dual-energy CT[J]. Proceedings of SPIE, 2009, 7258: 72583V.
- [18] Mendonca P R S, Lamb P, Sahani D V. A flexible method for multi-material decomposition of dual-energy CT images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, 33(1): 99-116.
- [19] Liu X, Yu L F, Primak A N, et al. Quantitative imaging of element composition and mass fraction using dual-energy CT: three-material decomposition[J]. Medical Physics, 2009, 36(5): 1602-1609.
- [20] Long Y, Fessler J A. Multi-material decomposition using statistical image reconstruction for spectral CT[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, 33(8): 1614-1626.

- [21] Xue Y, Ruan R S, Hu X H, et al. Statistical image-domain multimaterial decomposition for dual-energy CT[J]. *Medical Physics*, 2017, 44(3): 886-901.
- [22] 降俊汝, 余海军, 龚长城, 等. 基于双能CT图像域的DL-RTV多材料分解研究[J]. *光学学报*, 2020, 40(21): 2111004.
Jiang J R, Yu H J, Gong C C, et al. Image-domain multimaterial decomposition for dual-energy CT based on dictionary learning and relative total variation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(21): 2111004.
- [23] 王毅忠, 蔡爱龙, 梁宁宇, 等. 双即插即用能谱计算机断层重建算法[J]. *光学学报*, 2023, 43(14): 1434001.
Wang Y Z, Cai A L, Liang N N, et al. Dual plug and play multi-energy computed tomography reconstruction algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(14): 1434001.
- [24] Flohr T G, McCollough C H, Bruder H, et al. First performance evaluation of a dual-source CT (DSCT) system[J]. *European Radiology*, 2006, 16(2): 256-268.
- [25] Petersilka M, Bruder H, Krauss B, et al. Technical principles of dual source CT[J]. *European Journal of Radiology*, 2008, 68(3): 362-368.
- [26] Pessis E, Campagna R, Sverzut J M, et al. Virtual monochromatic spectral imaging with fast kilovoltage switching: reduction of metal artifacts at CT[J]. *Radiographics*, 2013, 33(2): 573-583.
- [27] Xu D, Langan D A, Wu X Y, et al. Dual energy CT via fast kVp switching spectrum estimation[J]. *Proceedings of SPIE*, 2009, 7258: 72583T.
- [28] Carmi R, Naveh G, Altman A. Material separation with dual-layer CT[C]//IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record, October 23-29, 2005, Fajardo, PR, USA. New York: IEEE Press, 2006: 1878.
- [29] Allec N, Abbaszadeh S, Karim K S. Single-layer and dual-layer contrast-enhanced mammography using amorphous selenium flat panel detectors[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011, 56(18): 5903-5923.
- [30] Taguchi K. Energy-sensitive photon counting detector-based X-ray computed tomography[J]. *Radiological Physics and Technology*, 2017, 10(1): 8-22.
- [31] Eguizabal A, Persson M U, Grönberg F. A deep learning post-processing to enhance the maximum likelihood estimate of three material decomposition in photon counting spectral CT[J]. *Proceedings of SPIE*, 2021, 11595: 1159546.
- [32] Guo X D, He P, Lü X J, et al. Material decomposition of spectral CT images via attention-based global convolutional generative adversarial network[J]. *Nuclear Science and Techniques*, 2023, 34(3): 45.
- [33] Hubbell J, Seltzer S. Tables of X-ray mass attenuation coefficients and mass energy-absorption coefficients 1 keV to 20 MeV for elements Z=1 to 92 and 48 additional substances of dosimetric interest[EB/OL]. [2023-10-17]. <http://physics.nist.gov/PhysRefData/XrayMassCoef/cover.html>.
- [34] Gonzalez R C, Richard E W, Steven L E. Digital image processing using MATLAB[M]. 3rd ed. Knoxville: Gatesmark Publishing, 2020.
- [35] Xu L, Lu C W, Xu Y, et al. Image smoothing via L_0 gradient minimization[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6): 174.
- [36] Yu L Q, Zhang Z C, Li X M, et al. Deep sinogram completion with image prior for metal artifact reduction in CT images[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2021, 40(1): 228-238.
- [37] Hai C, He J Z, Li B L, et al. Dual-domain metal trace inpainting network for metal artifact reduction in baggage CT images[J]. *Measurement*, 2023, 207: 112420.

Orthogonal Multi-Material Decomposition for X-Ray CT and Application in Metal Artifact Correction

Luo Ting¹, Zhao Xing^{2,3*}, Zhao Yunsong^{2,3}, Li Tao⁴

¹Academy of Information Network Security, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China;

²School of Mathematical Sciences, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

³Beijing Advanced Innovation Center for Imaging Technology, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

⁴School of Mathematics and Statistics, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China

Abstract

Objective X-ray computed tomography (CT) imaging technology, with nondestructive testing capabilities, has been widely used in industry, medicine, and other fields. When X-ray CT imaging is performed on samples containing high-absorption materials such as metals, the reconstructed images often contain metal artifacts due to beam hardening, scattering, and other factors, which severely degrade the quality of CT imaging. More recently, dual/multi-spectral CT has been proposed as an effective means of reducing beam-hardening and metal artifacts. However, it needs multiple scans of the object or specialized multi-spectral CT equipment. In this paper, we studied the multi-material decomposition reconstruction technique with traditional CT scanned data to reduce beam-hardening and metal artifacts.

Methods The problem of multi-material decomposition reconstruction in traditional single-spectral CT is inherently highly underdetermined, leading to non-unique solutions. To obtain physically meaningful true solutions, it is necessary to incorporate additional constraints. In a type of scenario, the constituent materials of the scanned object are known and immiscible. The reconstructed image vectors are orthogonal if these materials are selected as basis materials needed in

multi-material decomposition reconstruction. Based on this finding, an orthogonal multi-material decomposition reconstruction technique (OMDRT) combined with the X-ray energy spectrum was proposed. In the proposed OMDRT method, the order of basis materials was sorted based on the decreasing sequence of their attenuation coefficients. With triple-material decomposition reconstruction as an example, the proposed OMDRT method includes steps as follows: 1) triple-material decomposition reconstruction; 2) generation of the first material's mark images from reconstructed image; 3) triple-material decomposition reconstruction with the first material's mark images; 4) generation of the first and second materials' mark images from reconstructed images; 5) triple-material decomposition reconstruction with the first and second materials' mark images. Steps 4) and 5) were performed iteratively. In steps 3) and 5), the weights for the decomposition reconstruction of basis materials from the projection data were adjusted based on the materials' regional location marked in the materials' mark images.

Results and Discussions The numerical phantom used in the simulation is shown in Fig. 2(c), and it includes three materials: water, bone (simulating the teeth), and AgHg (simulating the dental filling) with standard densities of 1 g/cm^3 , 1.92 g/cm^3 , and 12 g/cm^3 , respectively. If the mass attenuation coefficients of these three materials are used as basis functions, the density of the material region in the corresponding image is the standard density. We select AgHg as the first basis material, bone as the second basis material, and water as the third basis material. By using the simulated projections of phantom without and with noise, density images are reconstructed with the proposed OMDRT. From the last rows in Fig. 4 and Fig. 11, we can see that the three materials are mostly separated in the results of three iterations, and metal artifacts have been effectively corrected basically. Figure 8 and figure 13 show that there are no obvious artifacts in either the density images or the virtual monochromatic image. To quantitatively analyze the image quality, we calculate the peak signal-to-noise ratio (PSNR) and normalized mean absolute deviation (NMAD) between the resulting virtual monochromatic images and the actual virtual monochromatic images. From Fig. 7 and Fig. 12, we can observe that the proposed OMDRT method converges within several iterations. In summary, the experimental results show that the method proposed in this paper has a good application effect in reducing metal artifacts.

Conclusions For the metal artifact correction in CT images of scanned objects with known and non-mixing materials, we propose an iterative OMDRT of traditional CT. The proposed method chooses known materials as the basis materials, adjusting the weights for the decomposition reconstruction of basis materials based on their regional location. We choose a dental phantom with dental fillings to verify the validity of the proposed method. The basis materials are separated correctly with our method for both simulated noise-free data and Poisson noise data. In addition, artifacts caused by metal implants in both the triple-basis density images and the virtual monochromatic images combined by them are reduced effectively. Moreover, the proposed method converges within a small number of iterations, facilitating its widespread practical application. We verify the multi-material decomposition reconstruction technique of traditional CT. The experimental part does not utilize actual data and does not consider the effect of scattered photons, which are issues that require further research. During the experimental process, it is found that the accuracy of the spectrum significantly affects the effectiveness of the proposed method. How to acquire spectrum quickly and accurately is also a challenge that needs to be addressed in practical experiments. Future work will cover the OMDRT of dual/multi-spectral CT and explore its effectiveness in other applications.

Key words imaging systems; X-ray computed tomography; beam-hardening artifacts; metal artifacts; basis material decomposition