

基于 Split-Bregman 算法的能谱计算机层析图像重建

张煜林^{1,2}, 孔慧华^{1,2}, 潘晋孝^{1,2}, 韩 焱^{2,3}

¹中北大学理学院, 山西 太原 030051;

²中北大学信息探测与处理山西省重点实验室, 山西 太原 030051;

³中北大学电子测试技术国家重点实验室, 山西 太原 030051

摘要 与传统计算机层析(CT)成像技术相比,能谱 CT 可在一次扫描中得到物体在不同能谱通道下的投影图像,这有利于区分物体的材质,提高信号噪声比。基于光子计数探测器的能谱 CT 是近年来成像领域研究的热点。由于能谱通道变窄,每个能谱通道内的噪声增加。为了有效降低通道内的噪声,采用基于全变分最小化的 Split-Bregman 算法进行图像重建。根据重建模体的先验信息,进行能谱通道的划分;采用 Split-Bregman 算法对含噪声和稀疏角的能谱投影数据进行重建。仿真结果表明,基于 Split-Bregman 算法的能谱 CT 图像重建方法能够有效减少能谱通道内噪声的影响,满足物体材质区分的需求。

关键词 成像系统;能谱计算机层析图像重建;Split-Bregman 算法;能谱通道划分;光子计数探测器

中图分类号 O434.1 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0411003

Spectral Computed Tomographic Image Reconstruction Based on Split-Bregman Algorithm

Zhang Yulin^{1,2}, Kong Huihua^{1,2}, Pan Jinxiao^{1,2}, Han Yan^{2,3}

¹College of Science, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China;

²Shanxi Provincial Key Laboratory of Signal Capturing and Processing, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China;

³National Key Laboratory for Electronic Measurement Technology, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China

Abstract Compared with the traditional computed tomography (CT), the spectral CT can obtain projection images of the object in different energy spectrum channels with a single scan, which is helpful to improve the contrast-to-noise ratio and distinguish the materials. Spectral CT based on photon counting detector is a hot research topic in recent years. As the energy spectrum channel narrows, the noise increases in each energy spectrum channel. In order to reduce the noise in the channels effectively, the Split-Bregman algorithm based on the total variation minimization is used for spectral CT image reconstruction. The spectral range is divided into different channels according to the prior information of the reconstructed model. The reconstructions are conducted for the projection data with noise and sparse angle based on the Split-Bregman algorithm. The simulation results show that the spectral CT image reconstruction based on the Split-Bregman algorithm can reduce the influence of the noise in spectral channels effectively, and satisfying the requirement of substance distinguishing.

收稿日期: 2016-11-30; **收到修改稿日期:** 2017-01-04

基金项目: 国家自然科学基金(61601412,61571404,61471325)、山西省自然科学基金(2015021099)、山西省高等学校优秀青年学术带头人支持计划

作者简介: 张煜林(1990—),女,硕士研究生,主要从事图像处理、信息反演与算法方面的研究。

E-mail: yulin824@yeah.net

导师简介: 孔慧华(1977—),女,博士,副教授,主要从事图像处理、信息反演与算法方面的研究。

E-mail: Kong_huihua@163.com(通信联系人)

Key words imaging systems; spectral computed tomographic image reconstruction; Split-Bregman algorithm; spectral channel division; photon counting detector

OCIS codes 110.7440; 340.7440; 100.2000

1 引 言

X 射线能量分辨光子计数探测器可将较宽的 X 射线能谱分为多个能量通道,且可以分别计算出每个能量通道的光子数目,从而有效分析不同能量 X 射线的衰减特性^[1],这在 X 射线成像技术领域中有广泛的应用。目前,用于 X 射线显微成像的 Medipix 光子计数探测器可以达到 8 个能量通道^[2-3]。GE 公司采用 DxRay 公司制造的能量分辨光子计数(EDPC)探测器模块制造了科研样机,可以用于人体组织成像^[4-5]。X 射线能量分辨光子计数探测技术推动了能谱计算机层析(CT)技术的发展^[6-7],重建算法、能量选择、材料分解、多能谱 CT 样机等课题亦成为研究热点^[8-15]。

由于能谱 CT 在各能量通道内的光子计数过程与传统 CT 类似,因此可以直接使用滤波反投影(FBP)重建算法^[16]对每个能量通道的投影进行图像重建。FBP 算法重建速度快,在能量通道较宽、投影数据比较完备、信噪比(SNR)较高的情况下,重建图像的质量很高。然而当能谱变窄,或者当能谱 CT 应用于生物医学时,需要降低辐射,减少投影数据,这时投影噪声是能谱重建中不可避免的问题。基于全变分(TV)最小化的重建算法被认为是最好的去噪模型之一^[17],Semerci 等^[18]采用 TV 正则化来重建能谱 CT 图像,Xu 等^[19]结合 TV 正则化提出了用于混合真彩色微焦点 CT 的统计内重建方法,这些方法都得到了很好的数值仿真结果。

目前 Split-Bregman 算法已被应用于 CT 图像重建,重建图像质量较高^[20]。本文采用 Split-Bregman 算法解决基于 TV 最小化的能谱 CT 图像重建问题,讨论了重建理论模型,并分别使用 FBP 算法、有序子集联合代数重建(OS-SART)算法、Split-Bregman 算法对含噪声数据和稀疏角数据的图像进行数值仿真,实验结果表明,Split-Bregman 算法在收敛性、重建图像质量等方面具有优越性。

2 探测器成像模型

在理想的成像条件下,X 射线与成像对象之间的关系可以用 Lambert-Beer 定律表示为

$$I(E_0) = I_0(E_0)D(E_0)\exp\left[-\int_L \mu(E_0, l)dl\right], \quad (1)$$

式中 E_0 代表能量, $I_0(E_0)$ 是该能量下 X 射线源发射光子的强度, $D(E_0)$ 代表检测器的效率, $I(E_0)$ 表示探测器所接收的光子强度, L 表示 X 射线的路径, $\mu(E_0, l)$ 表示 X 射线路径下的衰减系数,其数值取决于能量 E_0 。对(1)式进行对数运算之后可得

$$P(E_0) = \ln\left[\frac{I_0(E_0)D(E_0)}{I(E_0)}\right] = \int_L \mu(E_0, l)dl, \quad (2)$$

式中 $P(E_0)$ 是能量 E_0 下沿着路径 L 的投影,(2)式即为 Radon 变换模型。在实际应用中,X 射线源是多能而不是单能的^[21],当能量 $E \in [T_{\text{Min}}, T_{\text{Max}}]$ 时,(1)式可以写为

$$I = \int_{T_{\text{Min}}}^{T_{\text{Max}}} I_0(E)D(E)\exp\left[-\int_L \mu(E, l)dl\right]dE, \quad (3)$$

式中 $[T_{\text{Min}}, T_{\text{Max}}]$ 为能量区间, T_{Min} 为能量区间的最小值, T_{Max} 为能量区间的最大值, $I_0(E)$ 表示在 $[T_{\text{Min}}, T_{\text{Max}}]$ 范围内 X 射线源发射光子的强度, I 是在 $[T_{\text{Min}}, T_{\text{Max}}]$ 能量范围内探测器所接收的光子强度。类似于单能情况,通过对数变换可以得到

$$P = \ln\left\{\frac{\int_{T_{\text{Min}}}^{T_{\text{Max}}} I_0(E)D(E)dE}{\int_{T_{\text{Min}}}^{T_{\text{Max}}} I_0(E)D(E)\exp\left[-\int_L \mu(E, l)dl\right]dE}\right\} \approx \int_L \bar{\mu}(l)dl, \quad (4)$$

式中 $\bar{\mu}(l)$ 是能量衰减系数的加权平均值。

对于光子计数探测器,当光子被吸收时,电子读出仪生成一个脉冲,其电压与所沉积的能量成正比。电子读出仪包含多个通道,每个通道由阈值调整器和计数器组成,每个通道里的阈值调整器都可设置一个阈值

水平,对于每个通道,如果电压信号高于比较器阈值的电压,计数器加 1,表示探测到一个能量高于阈值的光子,否则不计入计数器。探测器统计的是一段时间内与像素作用的高于阈值能量的光子数,通过设定探测器的阈值能量,可以统计某个能量区间的光子数^[9]。

对于给定的能量阈值 T_1 ,光谱探测器所接收到的光强度可以表示为

$$I(T_1) = \int_{T_1}^{T_{\text{Max}}} I_0(E)D(E)\exp\left[-\int_L \mu(E,l)dl\right]dE. \quad (5)$$

对于两个能量阈值 $0 < T_1 < T_2$,通过简单的减法,就可以得到特定的能量通道所接收的光子强度^[22],即

$$I(T_1, T_2) = \int_{T_1}^{T_2} I_0(E)D(E)\exp\left[-\int_L \mu(E,l)dl\right]dE. \quad (6)$$

类似于常规 CT,通过对数变换可以得到

$$P(T_1, T_2) = \ln \left\{ \frac{\int_{T_1}^{T_2} I_0(E)D(E)dE}{\int_{T_1}^{T_2} I_0(E)D(E)\exp\left[-\int_L \mu(E,l)dl\right]dE} \right\} \approx \int_L \mu[E(T_1, T_2), l]dl. \quad (7)$$

(7)式表示能量范围在 $T_1 \sim T_2$,沿着路径 L 的能谱 CT 的投影数据。当能量 E 设置为固定值 E_0 时,(6)式与(1)式一致,(7)式与(2)式一致,表示能量为单能状态^[23]。

3 能谱 CT 重建算法

能谱 CT 可以提供物体在能谱维度的衰减图,通常多个能量通道信息是同时获得的,这些新的信息可以用来区分材料。为了充分利用能谱信息,使用合适的重建算法获得高质量的图像是能谱 CT 应用的重要基础。

3.1 基于 TV 最小化的能谱 CT 重建模型

能谱 CT 与传统 CT 相比,是一种能谱维度的拓展,在能谱 CT 的某个通道下进行图像重建可以直接看作传统 CT 的图像重建,可用线性等式来表示:

$$\mathbf{A}\mathbf{f} = \mathbf{Y} + \mathbf{e}, \quad (8)$$

式中 $\mathbf{f} = (f_j)_{J \times 1} \in \mathbf{R}^J$ 为待重建的能谱图像向量, $\mathbf{Y} = (y_i)_{I \times 1} \in \mathbf{R}^I$ 为能谱投影数据, $\mathbf{A} = (a_{ij})_{I \times J} \in \mathbf{R}^{I \times J}$ 为投影矩阵, $\mathbf{e} = (e_i)_{I \times 1} \in \mathbf{R}^I$ 为能谱通道内的测量噪声。对于使用精确面积积分模型的扇束几何,第 j 个像素可看作矩形区域并赋常数值 f_j ,第 i 条射线探测的数据 y_i 是指 X 射线的线性衰减系数与从射线源到探测器的扇束覆盖的相应像素面积加权乘积的积分。因此, a_{ij} 可看作第 j 个像素和第 i 条扇束路径相交的归一化面积值(即第 i 条射线对第 j 个像素的贡献)。每个通道下的能谱 CT 图像重建问题就是根据测量数据 $(\mathbf{Y} + \mathbf{e})$ 来恢复原图 \mathbf{f} 。

在医学成像领域,离散梯度变换(DGT)已被广泛用作稀疏算子。一个二维图像 $\mathbf{f} = (f_{m,n})_{M \times N}$ 的 DGT 定义为

$$\nabla f_{m,n} = \sqrt{(f_{m,n} - f_{m-1,n})^2 + (f_{m,n} - f_{m,n-1})^2}, \quad (9)$$

相应的图像 TV 定义为

$$\|\mathbf{f}\|_{\text{TV}} = |\nabla \mathbf{f}| = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \nabla f_{m,n}, \quad (10)$$

基于 TV 最小化的 CT 图像重建问题可以表示为^[24]

$$\min \|\mathbf{f}\|_{\text{TV}}, \quad \text{s.t.} \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{Y}\| \leq \epsilon, \quad (11)$$

式中 ϵ 是估计噪声水平。通过引入惩罚项,(11)式可转换为无约束凸最小化问题:

$$\min \|\mathbf{f}\|_{\text{TV}} + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{Y}\|_2^2, \quad (12)$$

式中 μ 是惩罚参数。

该问题的常规求解通常可分两步:

1)采用经典迭代算法,如联合代数重建算法(SART)进行重建,

$$f_j^{(k+1)} = f_j^{(k)} + \lambda_k \frac{1}{a_{\cdot j}} \sum_{i=1}^I \frac{y_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} f_j^{(k)}}{a_{i\cdot}} \cdot a_{ij}, \quad (13)$$

式中 $\mathbf{f} = (f_j)_{j \times 1} \in \mathbf{R}^J$ 是二维图像 $\mathbf{f} = (f_{m,n})_{M \times N}$ 的另一种表示形式, $a_{\cdot j} = \sum_{i=1}^I a_{ij}$, $a_{i\cdot} = \sum_{j=1}^J a_{ij}$, k 是迭代次数, λ_k 是一个自由松弛因子, $0 < \lambda_k < 2$; 2) 在迭代框架下最小化图像的 TV, 梯度下降法是解决 TV 最小化的一种常用方法, 对上述 TV 最小化模型[(12)式], 先用 SART 公式[(13)式]对图像进行更新, 然后用梯度下降法调整 TV, 使得图像 f 的 TV 最小。为了加快图像的重建速度, 提高重建速率, 通常情况下将有序子集(OS)算法与 SART 相结合, 即使用 OS-SART 更新图像。

3.2 基于 Split-Bregman 算法的 TV 最小化能谱 CT 重建

基于 Split-Bregman 算法^[20]的能谱 CT 重建算法的主要过程如下。首先, 引入两个新的变量将(12)式转换为

$$\min_{f, d_x, d_y} \| (d_x, d_y) \|_2 + \frac{\mu}{2} \| \mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{Y} \|_2^2, \quad \text{s.t.} \quad d_x = \nabla_x \mathbf{f}, \quad d_y = \nabla_y \mathbf{f}, \quad (14)$$

引入惩罚项, 将(14)式转换为

$$\min_{f, d_x, d_y} \| (d_x, d_y) \|_2 + \frac{\mu}{2} \| \mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{Y} \|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \| d_x - \nabla_x \mathbf{f} \|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \| d_y - \nabla_y \mathbf{f} \|_2^2, \quad (15)$$

式中参数 λ 与 μ 具有类似的作用。(15)式可由 Bregman 算法迭代求解:

$$\min_{f, d_x, d_y} \| (d_x, d_y) \|_2 + \frac{\mu}{2} \| \mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{Y} \|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \| d_x - \nabla_x \mathbf{f} - \mathbf{b}_x^k \|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \| d_y - \nabla_y \mathbf{f} - \mathbf{b}_y^k \|_2^2, \quad (16)$$

$$\mathbf{b}_x^{k+1} = \mathbf{b}_x^k + (\nabla_x \mathbf{f}^{k+1} - d_x^{k+1}), \quad (17)$$

$$\mathbf{b}_y^{k+1} = \mathbf{b}_y^k + (\nabla_y \mathbf{f}^{k+1} - d_y^{k+1}). \quad (18)$$

(16)式可通过交替迭代更新 \mathbf{f} 和 \mathbf{d} 求解:

$$\mathbf{f}^{k+1} = \min \frac{\mu}{2} \| \mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{Y} \|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \| d_x - \nabla_x \mathbf{f} - \mathbf{b}_x^k \|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \| d_y - \nabla_y \mathbf{f} - \mathbf{b}_y^k \|_2^2, \quad (19)$$

$$(d_x^{k+1}, d_y^{k+1}) = \min_{d_x, d_y} \| (d_x, d_y) \|_2 + \frac{\lambda}{2} \| d_x - \nabla_x \mathbf{f}^{k+1} - \mathbf{b}_x^k \|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \| d_y - \nabla_y \mathbf{f}^{k+1} - \mathbf{b}_y^k \|_2^2. \quad (20)$$

(19)式可使用各种优化方法求解, 考虑到 CT 重建矩阵 \mathbf{A} 的特殊性, 本文用梯度下降法求解^[25]:

$$\mathbf{f}^{k+1} = \mathbf{f}^k - \alpha_k \mathbf{g}^k, \quad (21)$$

$$\mathbf{g}^k = \mu \cdot \mathbf{A}^T (\mathbf{A}\mathbf{f}^k - \mathbf{Y}) - \lambda \cdot \nabla_x^T (d_x - \nabla_x \mathbf{f}^k - \mathbf{b}_x^k), \quad (22)$$

式中 $\alpha_k = \frac{(\mathbf{g}^k)' \cdot (\mathbf{g}^k)}{(\mathbf{g}^k)' \cdot \nabla_f (\mathbf{g}^k) \cdot (\mathbf{g}^k)}$ 是步长。

(20)式可通过广义收缩公式求解:

$$d_x^{k+1} = \max \left(s^k - \frac{1}{\lambda}, 0 \right) \frac{\nabla_x \mathbf{f}^k + \mathbf{b}_x^k}{s^k}, \quad (23)$$

$$d_y^{k+1} = \max \left(s^k - \frac{1}{\lambda}, 0 \right) \frac{\nabla_y \mathbf{f}^k + \mathbf{b}_y^k}{s^k}, \quad (24)$$

式中 $s^k = \sqrt{|\nabla_x \mathbf{f}^k + \mathbf{b}_x^k| + |\nabla_y \mathbf{f}^k + \mathbf{b}_y^k|}$ 。

基于 Split-Bregman 算法的能谱 CT 在某个通道下的重建流程如下^[22]:

- 1) 初始化 $k=0, d_x^0 = d_y^0 = b_x^0 = b_y^0 = 0, f^{(0)} = 0$;
- 2) 使用(21)式执行梯度下降算法;
- 3) 计算中间变量 d_x, d_y, b_x, b_y ;
- 4) 转到步骤 2), 直到满足停止标准。

4 仿真设计与仿真结果分析

为了验证 Split-Bregman 算法在能谱 CT 重建方面的性能以及可行性,分别使用 FBP 算法、OS-SART 算法、Split-Bregman 算法对含噪声数据和稀疏角数据进行数值仿真。

4.1 模体设计与通道划分

仿真模体大小为 10 cm×10 cm,含有 14 个圆孔,8 种材料,其截面如图 1 所示,参数由表 1 列出。物质 1~8 用于评估能谱 CT 的对比度分辨能力,物质 9~14 用于测量重建图像的空间分辨率。表 1 中基本物质所形成的材料的线性衰减系数如图 2 所示。

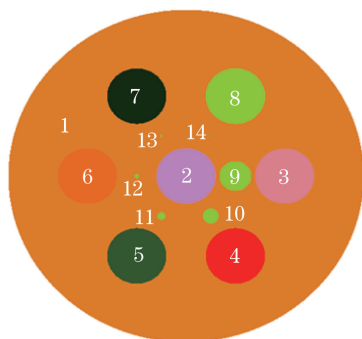


图 1 由 8 种不同材料组成的圆孔模体截面图
Fig. 1 Cross section of the cylindrical phantom including eight different materials

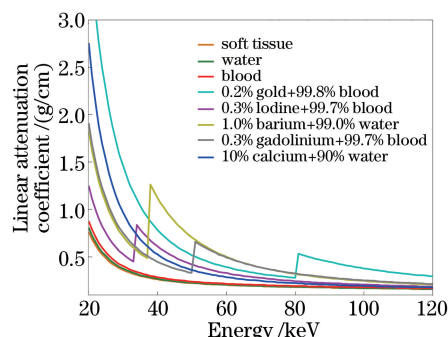


图 2 8 种所采用材料的衰减系数(百分数表示质量分数)
Fig. 2 Attenuation coefficients of eight employed materials (percentage denotes mass fraction)

表 1 圆孔模体的几何参数和组成成分

Table 1 Geometric parameters and components of the cylindrical phantom

Object	Center coordinates /cm	Radius /cm	Material
1	(0.0000, 0.0000)	0.9000	Soft tissue
2	(0.0000, 0.0000)	0.1500	Water
3	(0.0000, 0.5000)	0.1500	Blood
4	(0.4330, 0.2500)	0.1500	0.2% gold+99.8% blood
5	(0.4330, -0.2500)	0.1500	0.3% iodine+99.7% blood
6	(0.0000, -0.5000)	0.1500	1.0% barium+99.0% water
7	(-0.4300, -0.2500)	0.1500	0.3% gadolinium+99.7% blood
8	(-0.4300, 0.2500)	0.1500	10% calcium+90% water
9	(0.0000, 0.2500)	0.0800	10% calcium+90% water
10	(0.2165, 0.1250)	0.0400	10% calcium+90% water
11	(0.2165, -0.1250)	0.0200	10% calcium+90% water
12	(0.0000, -0.2500)	0.0100	10% calcium+90% water
13	(-0.2165, -0.1250)	0.0005	10% calcium+90% water
14	(-0.2165, 0.1250)	0.0025	10% calcium+90% water

仿真采用的电压为 120 kVp,能谱分布由 SpectrumGUI 软件生成,如图 3 所示。碘、钡、钆、金的 K 边缘值所在的能量分别为 33,37.4,50.2,80.7 keV。考虑到光子数所占的权重,结合物质的 K 边缘值所在的能量,实验将能谱区域划分为 4 个能量通道,分别为:1) $E_1 \leq 37$ keV; 2) 38 keV $\leq E_2 \leq 50$ keV; 3) 51 keV $\leq E_3 \leq 80$ keV; 4) 81 keV $\leq E_4 \leq 120$ keV。

仿真实验采用了等距扇束扫描几何结构,模体分辨率为 512 pixel×512 pixel。平板探测器平面由 512 个探元组成,其长度为 22 cm,射线源到模型中心的距离为 100 cm,射线源到平板探测器的距离为 110 cm。在本文中,所有的算法都是在 C++ 和 Matlab 的混合模式中进行的,接口在 Matlab 中,通过函数 mex 编译,所有大强度的运算部分都在 C++ 中实现。

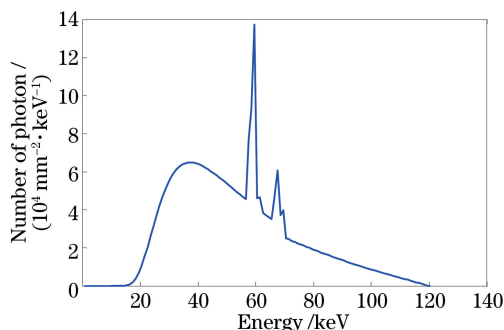


图 3 用于数值模拟的源光子发射光谱

Fig. 3 Source photon emission spectrum used for numerical simulation

4.2 仿真实验与结果分析

4.2.1 含噪声数据重建实验分析

在实际应用中,能谱 CT 射线源功率小、探测器制作工艺不完善、能量通道变窄等因素都会导致噪声的增加,故测量噪声是不可避免的。为了测试 Split-Bregman 算法在能谱 CT 重建方面的降噪特性,实验对探测单元接收到的光子数添加泊松随机噪声,泊松噪声的期望为该探测单元接收到的无噪声的光子数,每个能量通道下噪声投影数据与无噪声投影数据的信噪比如表 2 所示。实验对均匀采集的 360 个视角下的含噪声投影数据分别应用 FBP 算法、OS-SART 算法、Split-Bregman 算法进行重建。

表 2 每个通道下投影数据的信噪比

Table 2 Signal to noise ratio of the projection in each channel

E_1 channel	E_2 channel	E_3 channel	E_4 channel	Entire energy range
45.6561	28.8549	38.8518	35.6155	48.5596

仿真重建图像如图 4 所示,第 1 行为基于 FBP 算法的重建图像,第 2 行为基于 OS-SART 算法的重建图像,第 3 行为基于 Split-Bregman 算法的重建图像,其中 OS-SART 子集数为 10。HU 是 CT 数的单位。为了保证实验的公平性,调整参数使得各个方法都达到最优结果。基于 FBP 算法的重建结果受噪声影响较大,而 Split-Bregman 算法可以对噪声投影进行很好的重建。图 5 为每个通道重建图像第 256 行位置的 CT 数曲线对比图,可以看到每个通道的 CT 数曲线图的振动频率与幅度都不相同,这是由于各个通道的噪声水平不同,而每个通道使用了统一的 TV 参数,所以很难使得所有的通道图像同时达到最优。为了进行定量比较,进一步计算了含噪声重建图像与原始理想图像的信噪比,表 3 列出用各种算法重建的噪声图像的信噪

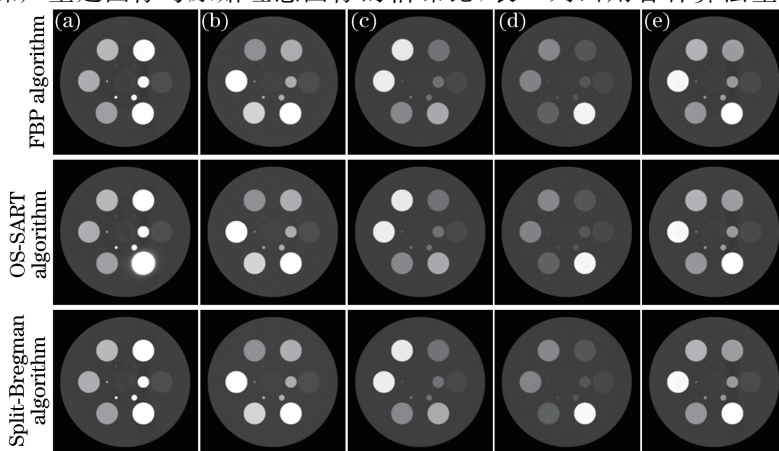


图 4 含噪声数据的四个能量通道的重建图像与整个能量范围的重建图像(能量通道显示窗口为 $[-500\text{HU}, 1500\text{HU}]$)。

(a) E_1 通道; (b) E_2 通道; (c) E_3 通道; (d) E_4 通道; (e) 整个能量范围

Fig. 4 Reconstructed images of four energy channels and the whole energy spectrum with noise (the display window is $[-500\text{HU}, 1500\text{HU}]$). (a) E_1 channel; (b) E_2 channel; (c) E_3 channel;

(d) E_4 channel; (e) entire energy spectrum

比。通过对比各个通道的 CT 数曲线图以及重建图像的信噪比,可以看到 Split-Bregman 算法能够有效抑制噪声。

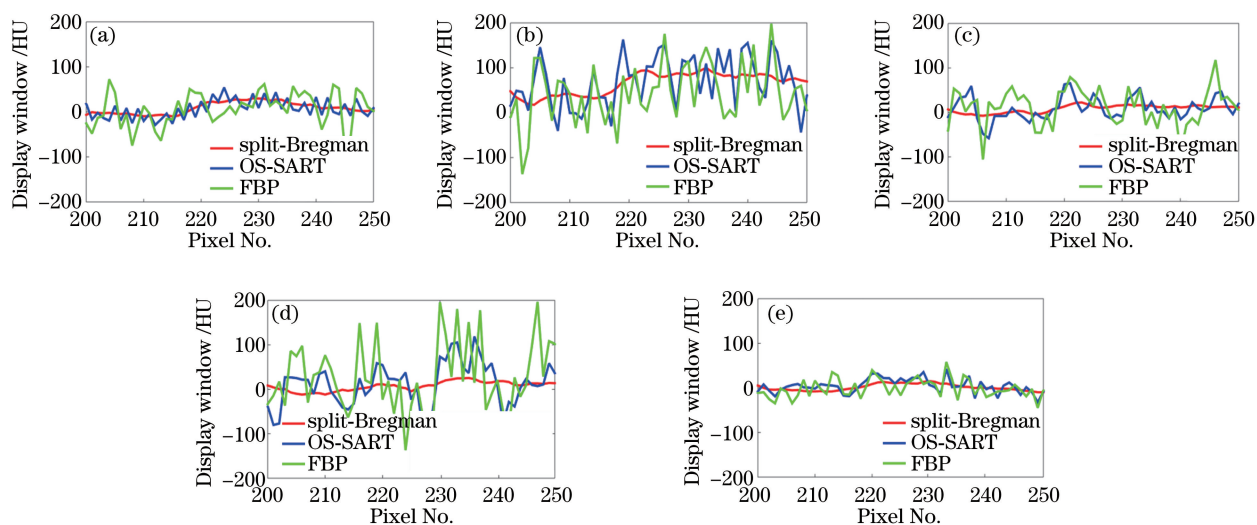


图 5 含噪声数据 CT 数曲线对比图。(a) E_1 通道; (b) E_2 通道; (c) E_3 通道; (d) E_4 通道; (e) 整个能量范围
Fig. 5 Comparison of CT curves with noise. (a) E_1 channel; (b) E_2 channel; (c) E_3 channel;
(d) E_4 channel; (e) entire energy spectrum

表 3 各种算法含噪声数据重建图像信噪比

Table 3 Signal to noise ratio of reconstructed noisy images by various algorithms

Signal to noise ratio	E_1 channel	E_2 channel	E_3 channel	E_4 channel	Entire energy spectrum
FBP	12.5656	12.3924	12.1794	11.0122	12.3835
OS-SART	17.7961	23.7810	24.8028	20.4288	26.6939
Split-Bregman	43.5996	27.9242	37.6738	35.2467	46.1635

4.2.2 稀疏角数据重建实验分析

仿真实验中,扫描一周均匀生成 60 个投影,使用传统 FBP 算法、OS-SART 算法以及 Split-Bregman 算法进行重建,仿真数据重建图像如图 6 所示。

图 6 中第 1 行为基于 FBP 算法的重建图像,有很明显的条状伪影;第 2 行为基于 OS-SART 算法的重建

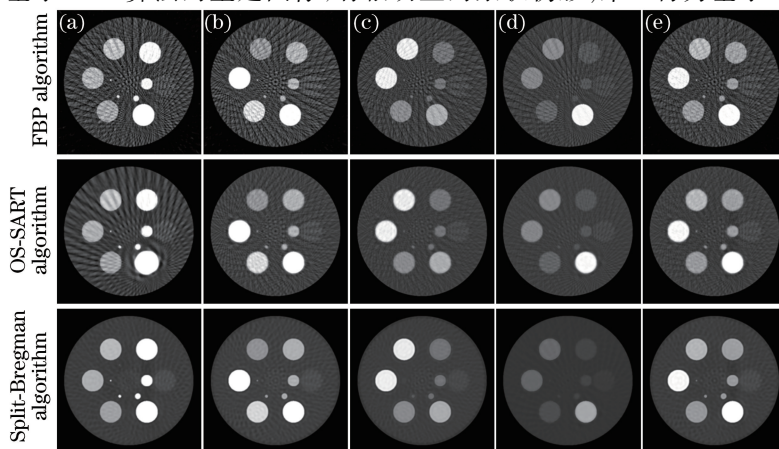


图 6 含稀疏角数据的四个能量通道的重建图像与整个能量范围的重建图像(能量通道显示窗口为 $[-500\text{HU}, 1500\text{HU}]$)

(a) E_1 通道; (b) E_2 通道; (c) E_3 通道; (d) E_4 通道; (e) 整个能量范围

Fig. 6 Reconstructed images of four energy channels and the whole energy spectrum with sparse angle data (the display window is $[-500\text{HU}, 1500\text{HU}]$). (a) E_1 channel; (b) E_2 channel; (c) E_3 channel;
(d) E_4 channel; (e) entire energy spectrum

图像,观察四个通道 $E_1 \sim E_4$ 的重建图像,每个图像含有的伪影量都不相同,这是由于每个能量通道下的图像衰减系数不同,很难达到所有通道的图像同时最优。比较基于 OS-SART 算法和 Split-Bregman 算法得到的重建图像可以发现,基于 Split-Bregman 算法的重建图像伪影更少,所有通道都可以得到高空间分辨率、高对比度的图像。图 7 为不同算法重建图像在每个通道下第 256 行位置的 CT 数,从图中可以看到,与其他两种算法相比,Split-Bregman 算法在每个通道下的曲线都更加平滑、稳定,尤其是在低能量通道 E_1 下曲线依旧保持平稳,能够保证重建图像的质量。

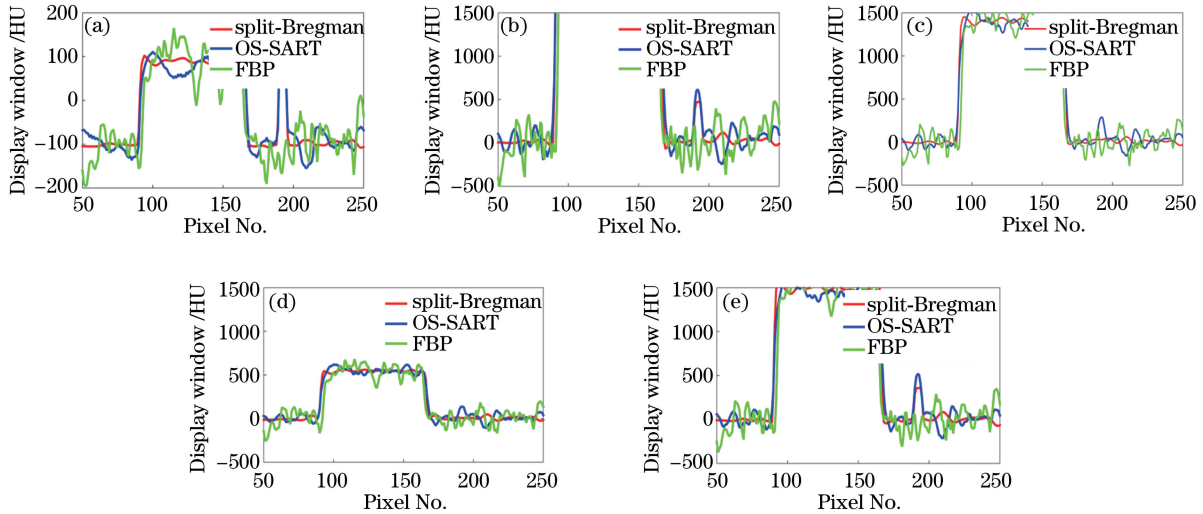


图 7 含稀疏角数据 CT 数曲线对比图。(a) E_1 通道; (b) E_2 通道; (c) E_3 通道; (d) E_4 通道; (e) 整个能量范围

Fig. 7 Comparison of CT curves with sparse angle. (a) E_1 channel; (b) E_2 channel; (c) E_3 channel; (d) E_4 channel; (e) entire energy spectrum

以上实验充分证明了 Split-Bregman 重建算法在能谱 CT 图像重建中具有高稳定性及强抗噪性。不同的能量通道意味着不同的能量组合,所以产生了不同的能量衰减值,因此同一个模型下,不同能量通道下得出的重建图像不同。通过对所设置的几种材料 K 边缘值等因素进行能量通道的划分,增强了对物质的识别性,在重建图像中实现了对物质的区分。因此基于 Split-Bregman 重建算法的多能谱 CT 迭代重建算法是可行的。

5 结 论

讨论了基于 Split-Bregman 算法的能谱 CT 图像重建理论模型,为了验证该重建算法的可行性,根据不同材质区分度的需求,对不同物质的 K 边缘值进行通道划分。仿真结果表明,对于含噪声能谱 CT 图像重建和稀疏角度能谱 CT 图像重建,Split-Bregman 算法在收敛性、重建图像质量等方面都明显优于 FBP 算法和 OS-SART 算法。Split-Bregman 算法的缺点是重建时间较长,针对此问题,我们将在后续研究工作中使用有序子集方法或者结合图形处理器等对 Split-Bregman 算法进行加速。

参 考 文 献

- [1] Jakubek J. Semiconductor pixel detectors and their applications in life sciences[J]. Journal of Instrumentation, 2009, 4(3): P03013.
- [2] Ballabriga R, Campbell M, Heijne E, *et al.* Medipix3: a 64 k pixel detector readout chip working in single photon counting mode with improved spectrometric performance[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A, 2011, 633(s1): S15-S18.
- [3] Ballabriga R, Campbell M, Heijne E, *et al.* The Medipix3 prototype, a pixel readout chip working in single photon counting mode with improved spectrometric performance[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2007, 54(5): 1824-1829.
- [4] Narayanasamy G, Feddock J, Gleason J, *et al.* CBCT-based dosimetric verification and alternate planning techniques to

- reduce the normal tissue dose in SBRT of lung patients[J]. *International Journal of Cancer Therapy and Oncology*, 2015, 3(2): 3218-227.
- [5] Eshak M, Brooks S, Abdel-Wahed N, *et al.* Cone beam CT evaluation of the presence of anatomic accessory canals in the jaws[J]. *Dentomaxillofacial Radiology*, 2014, 43(4): 20130259.
- [6] He P, Wei B, Feng P, *et al.* Material discrimination based on K-edge characteristics [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013, 2013(3): 308520.
- [7] Nik S J, Meyer J, Watts R. Optimal material discrimination using spectral X-ray imaging[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011, 56(18): 5969-5983.
- [8] de Vries A, Roessl E, Kneepkens E, *et al.* Quantitative spectral K-edge imaging in preclinical photon-counting X-ray computed tomography[J]. *Investigative Radiology*, 2015, 50(4): 297-304.
- [9] Schmidt T G, Zimmerman K C, Sidky E Y. The effects of extending the spectral information acquired by a photon-counting detector for spectral CT[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2015, 60(4): 1583-1600.
- [10] Silkwood J D, Matthews K L, Shikhaliyev P M. Photon counting spectral breast CT: effect of adaptive filtration on CT numbers, noise, and contrast to noise ratio[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(5): 051905.
- [11] Li L, Chen Z Q, Cong W X, *et al.* Spectral CT modeling and reconstruction with hybrid detectors in dynamic-threshold-based counting and integrating modes[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(3): 716-728.
- [12] Hsieh S S, Pelc N J. A dynamic attenuator improves spectral imaging with energy-discriminating, photon counting detectors[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(3): 729-739.
- [13] Kim K, Ye J C, Worstell W, *et al.* Sparse-view spectral CT reconstruction using spectral patch-based low-rank penalty [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(3): 748-760.
- [14] Schirra C O, Brendel B, Anastasio M A, *et al.* Spectral CT: a technology primer for contrast agent development[J]. *Contrast Media and Molecular Imaging*, 2014, 9(1): 62-70.
- [15] Rakvongthai Y, Worstell W, Fakhri G E, *et al.* Spectral CT using multiple balanced K-edge filters [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(3): 740-747.
- [16] Wu Weiwen, Quan Chao, Liu Fenglin. Filtered back-projection image reconstruction algorithm for opposite parallel linear CT scanning[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(9): 0911009.
伍伟文, 全 超, 刘丰林. 相对平行直线扫描 CT 滤波反投影图像重建[J]. *光学学报*, 2016, 36(9): 0911009.
- [17] Sidky E Y, Kao C M, Pan X C. Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT[J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2009, 14(2): 119-139.
- [18] Semerci O, Hao N, Kilmer M E, *et al.* Tensor-based formulation and nuclear norm regularization for multienergy computed tomography[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4): 1678-1693.
- [19] Xu Q, Yu H Y, Bennett J, *et al.* Image reconstruction for hybrid true-color micro-CT [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, 59(6): 1711-1719.
- [20] Kong H H, Liu R, Yu H Y. Ordered-subset Split-Bregman algorithm for interior tomography[J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2016, 24(2): 221-240.
- [21] Gonzales B, Lalush D. Full-spectrum CT reconstruction using a weighted least squares algorithm with an energy-axis penalty[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(2): 173-183.
- [22] Bornefalk H, Danielsson M. Photon-counting spectral computed tomography using silicon strip detectors: a feasibility study[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2010, 55(7): 1999-2022.
- [23] Yu H Y, Xu Q, He P, *et al.* Medipix-based spectral micro-CT [J]. *Computerized Tomography Theory and Applications*, 2012, 12(4): 583-596.
- [24] Wang G, Jiang M. Ordered-subset simultaneous algebraic reconstruction techniques (OS-SART) [J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2003, 12(3): 169-177.
- [25] Nocedal J, Wright S J. Numerical optimization: line search methods[M]. Berlin: Springer, 2006.