

# 基于能谱 CT 的材料组分彩色表征研究

孔慧华<sup>1,2</sup>, 连祥媛<sup>1</sup>, 陈平<sup>2</sup>, 潘晋孝<sup>1,2</sup>

1. 中北大学理学院, 山西 太原 030051

2. 信息探测与处理山西省重点实验室, 山西 太原 030051

**摘要** 基于光子计数探测器的 X 射线能谱 CT, 通过增加能谱分辨率实现了 CT 图像由灰度向彩色的转变, 提高了材料识别能力。然而随着能谱通道数量的增加, 通道中的噪声也显著增加, 降低了材料识别的准确性。为充分利用能谱 CT 图像的稀疏性以及能谱通道之间图像的相关性, 提出一种多约束窄谱 CT 迭代重建算法, 可在降低噪声的同时有效保留图像的边缘及细节部分。进一步利用主成分分析对窄谱 CT 图像中的能谱信息进行估计, 并建立主成分图像与 R, G 和 B 颜色分量之间的映射关系, 最后获取彩色 CT 图像。该方法通过材料组分的彩色表征可以有效识别材料, 同时降低图像中的背景噪声。仿真实验和实际实验结果验证了多约束窄谱 CT 迭代重建算法的有效性以及利用主成分分析进行材料组分彩色表征的可行性。

**关键词** 能谱 CT; 稀疏表示; 相关性; 主成分分析; 彩色表征

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2021)11-3612-06

## 引言

基于光子计数探测器 (photon-counting detector, PCD) 的 X 射线能谱 CT, 通过设置能谱阈值, 可以同时获取多个窄谱通道的投影数据, 在材料组分识别方面具有优异表现<sup>[1-2]</sup>。然而, 由于窄谱通道中光子数骤减, 噪声水平增加, 显著降低了分解材料图像的信噪比, 影响了能谱 CT 的实际应用。因此, 降低能谱 CT 的重建噪声对提高材料分解精度具有重要的现实意义。

在能谱 CT 中, 每个窄谱通道中的图像都可以通过稀疏变换, 如离散余弦变换和字典等被稀疏表示。基于全变差 (total variation, TV) 最小化和字典学习 (dictionary learning, DL) 的图像重建算法已被成功应用于 CT<sup>[3-4]</sup> 和能谱 CT 中<sup>[5-6]</sup>。对于能谱 CT, 不同能谱通道的重建图像具有很强的相关性。许多算法同时考虑了图像的稀疏性和不同能谱通道之间图像的相关性, 将低秩先验信息、多通道梯度向量或张量与图像稀疏性结合起来, 有效提高了重建图像的质量<sup>[7-8]</sup>。

在材料分解和识别方面, 目前主要有前处理和后处理两种方法。这些方法虽然可以对材料组分进行定量分析, 但需要知道探测器响应或者被分析材料的先验信息。主成分分析 (principal components analysis, PCA) 是一种很好的多元数据分析技术, 可以应用于任意维度的图像数据, 因此可以用

来处理多能谱 CT 数据<sup>[9]</sup>。

基于以上分析, 首先在能谱 CT 图像稀疏性的基础上, 融入窄谱图像间的相关性, 提出一种多约束窄谱 CT 迭代重建算法。然后利用 PCA 估计能谱信息, 通过对各个主成分图像进行分析, 将其函数映射为彩色图像的 R, G, B 分量, 最后获取材料组分的彩色表征。

## 1 多约束窄谱 CT 迭代重建算法

能谱 CT 将 X 射线宽能谱分布划分成多个不相重叠的窄谱通道, 一次扫描可以得到多个窄谱通道的投影数据  $\{P_E\}$ , 每个通道对应一个窄谱图像  $f_E$ 。窄谱 CT 图像重建可表示为

$$\min_{f_E} \| \mathbf{A} f_E - P_E \|^2 \quad (1)$$

式(1)中,  $\mathbf{A} = (a_{ij})_{I \times J}$  是投影矩阵,  $I$  表示投影射线总数,  $J$  表示图像像素总数;  $f_E$  是窄谱重建图像;  $P_E$  是窄谱投影数据。为了处理方便, 重建图像  $f_E = (f_j)_{J \times 1}$  也可以表示为  $f_E = (f_{m,n})_{M \times N}$ , 其中  $M, N$  为图像的行与列, 其相互关系可表示为式(2)

$$\begin{aligned} f_j &= f_{m,n}, j = (m-1) \times N + n, \\ 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N, J &= M \times N \end{aligned} \quad (2)$$

为了充分利用窄谱 CT 图像的稀疏性以及窄谱通道间图像的相关性, 将图像的 TV, DL 和图像块之间的相关系数 (image patch correlation coefficient, IPCC) 整合到重建算法

收稿日期: 2021-05-10, 修订日期: 2021-09-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61971381, 61871351, 61801437)资助

作者简介: 孔慧华, 女, 1977年生, 中北大学理学院副教授 e-mail: huihuak@163.com

中,提出一种基于先验信息的多约束窄谱 CT 迭代重建方法,记为 TV-DL-IPCC,目标函数的定义如式(3)

$$\min_{f_E, D, \{\alpha_j\}} \frac{\mu}{2} \| \mathbf{A}f_E - P_E \|_2^2 + \lambda \Phi_1(f_E) + \frac{\beta}{2} \Phi_2(f_E) + \Phi_3(f_E) \quad (3)$$

式(3)中,  $\mu, \lambda, \beta$  为平衡保真项与正则化项的参数,  $\Phi_1(f_E), \Phi_2(f_E), \Phi_3(f_E)$  分别定义为式(4)~式(6)

$$\Phi_1(f_E) \triangleq \| f_E \|_{TV} \quad (4)$$

$$\Phi_2(f_E) \triangleq \sum_j \| E_j f_E - D \alpha_j \|_2^2 + \sum_j \gamma_j \| \alpha_j \|_0 \quad (5)$$

$$\Phi_3(f_E) \triangleq - \sum_j \frac{\text{cov}(E_j f_E, E_j f_{\text{先验}})}{\sigma(E_j f_E) \sigma(E_j f_{\text{先验}})} \quad (6)$$

$\Phi_1(f_E)$  表示图像  $f_E$  的 TV 范数,表达式为

$$\| f_E \|_{TV} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sqrt{(\nabla_x f_E)_{m,n}^2 + (\nabla_y f_E)_{m,n}^2} \quad (7)$$

$\Phi_2(f_E)$  表示图像  $f_E$  的基于字典学习的正则化项,图像块  $E_j f_E$  是由算子  $E_j: R^J \rightarrow R^{N_d}$  从  $f_E$  中提取的尺寸为  $N_d = n_d \times n_d$  的小图像块,其左上角位置为第  $j$  个像素。字典  $D \in R^{N_d \times K}$  是一个矩阵,每一列  $d_k \in R^{N_d}$  称为一个原子,  $k=1, 2, \dots, K$ 。一般来说,字典是冗余的,即  $N_d \ll K$ 。  $\alpha_j$  是在字典  $D$  下图像块  $E_j f_E$  的稀疏表示,  $\gamma_j$  为基于字典学习的正则化参数。

$\Phi_3(f_E)$  表示能谱图像之间的相关性,式(6)中相关系数前面取负号,是为了与 TV 和 DL 正则化项中的非零系数最小化一致。虽然不同能谱通道下的重建图像  $\{f_E\}$  的衰减系数并不相同,但其结构信息却是高度相关的。因此,在能谱 CT 重建中可以用已知的高质量重建图像  $f_{\text{先验}}$  作为参考,发挥先验信息的作用来约束所有能谱通道的重建图像。选择  $f_E$  和  $f_{\text{先验}}$  的相关系数作为衡量通道之间图像相关性的正则化项。为了保证微小结构的相似性,采用块策略,类似于字典学习,首先在窄谱图像和先验图像中提取块  $E_j f_E$  和  $E_j f_{\text{先验}}$ , 分别记为  $\mathbf{u} = (u_{mn})_{n_d \times n_d}$  和  $\mathbf{v} = (v_{mn})_{n_d \times n_d}$ , 则图像块之间的相关系数  $\rho$  可以表达为式(8)

$$\rho = \frac{\text{cov}(E_j f_E, E_j f_{\text{先验}})}{\sigma(E_j f_E) \sigma(E_j f_{\text{先验}})} = \frac{\sum_{m=1}^{n_d} \sum_{n=1}^{n_d} (u_{mn} - \bar{u})(v_{mn} - \bar{v})}{\sqrt{\sum_{m=1}^{n_d} \sum_{n=1}^{n_d} (u_{mn} - \bar{u})^2} \sqrt{\sum_{m=1}^{n_d} \sum_{n=1}^{n_d} (v_{mn} - \bar{v})^2}} \quad (8)$$

式(8)中,  $\bar{u}$  和  $\bar{v}$  分别表示图像块  $E_j f_E$  和  $E_j f_{\text{先验}}$  中像素的平均灰度值。

目标函数(3)可以利用交替最小化迭代方法求解,将其分为两个子问题,第一个子问题为[见式(9)]

$$\min_{f_E, D, \{\alpha_j\}} \frac{\mu}{2} \| \mathbf{A}f_E - P_E \|_2^2 + \lambda \Phi_1(f_E) + \frac{\beta}{2} \Phi_2(f_E) \quad (9)$$

第二个子问题为[见式(10)]

$$\min_{f_E} \Phi_3(f_E) \quad (10)$$

第一个子问题的求解通过图像重建和字典学习两个步骤完成。在图像重建阶段,采用 Split-Bregman 算法求解不可微正则化问题,首先引入辅助变量,将目标函数分为  $L_1$  范数和  $L_2$  范数两部分,然后采用 Bregman 算法求解。在字典学

习阶段,为了尽量减小先验信息对重建图像质量的影响,采用局部自适应字典,对重建后的图像进行字典学习。式(9)的具体求解流程见参考文献[10]。

第二个子问题是对第一个子问题求解的结果进行负相关系数最小化处理,采用梯度下降法求解,设第一个子问题求解的结果为  $f_E^{(1)}$ , 则对子块  $E_j f_E^{(1)}$  有

$$u_{mm}^{(t+1)} = u_{mm}^{(t)} - \eta \frac{\partial \left( -\frac{\text{cov}(u^{(t)}, v)}{\sigma(u^{(t)}) \sigma(v)} \right)}{\partial u_{mm}} \quad (11)$$

式(11)中,  $\eta$  为梯度下降算法中的步长,  $u^{(0)} = E_j f_E^{(1)}$ 。

由于(子)块之间存在像素重叠的现象,记录子块提取过程中像素重叠的次数,将其作为权重,最后通过加权平均方法取得像素点的平均值。将子块  $E_j f_E^{(1)}$  经过式(11)运算的结果记为  $E_j \tilde{f}_E^{(1)}$ , 则第二个子问题求解的结果见式(12)

$$f_E^{(2)} = \frac{\sum_j E_j \tilde{f}_E^{(1)}}{\sum_j E_j^T E_j} \quad (12)$$

注意,若(3)式中只含正则化项  $\Phi_1(f_E)$ , 则为 TV 算法;若只含  $\Phi_2(f_E)$ , 则为 DL 算法,若只含  $\Phi_3(f_E)$ , 则为 IPCC 算法。

## 2 基于主成分分析的材料组分彩色表征

PCA 将一组高度相关的变量转换为少数几个互不相关的综合变量,可以最大限度地表示数据中的方差。本研究感兴趣的是将能谱 CT 数据中不同类别材料之间的对比方差最大化,因此选取主成分对窄谱 CT 图像进行分析。

将每一个窄谱通道的重建图像  $f_{E_l}$  看做一个含有  $J$  个分量的向量  $C_l, l=1, 2, \dots, L$ , 所有窄谱通道下的图像  $\{f_{E_1}, f_{E_2}, \dots, f_{E_L}\}$  构成矩阵  $\mathbf{C}$ , 其中  $c_{lj}$  表示第  $l$  个能谱通道下第  $j$  个像素的衰减系数。主成分分析首先计算这组数据的协方差矩阵  $\mathbf{S} = (s_{ij})_{L \times L}$ ; 然后计算协方差矩阵的特征值和对应的特征向量,设其特征值为  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L$ , 对应的特征向量为  $\xi_i = (\xi_{i1}, \xi_{i2}, \dots, \xi_{iL}), i=1, 2, \dots, L$ 。则第  $i(1 \leq i \leq L)$  个主成分图像 PCA- $i$  见式(13)主成分图像

$$z_i = \xi_{i1} f_{E_1} + \xi_{i2} f_{E_2} + \dots + \xi_{iL} f_{E_L} \quad (13)$$

第一主成分在不同材料对比度上有最大方差,其余主成分的方差依次减少。最后建立主成分图像与 R, G 和 B 色彩分量之间的映射关系,获取各组分的彩色表征。

## 3 实验部分

本研究的主要目的是对材料组分进行彩色表征,将通过仿真实验和实际实验验证提出算法的有效性。为了验证所提出的多约束窄谱 CT 迭代重建算法的性能,选择 TV, DL 和 IPCC 算法作为比较算法。所有的算法都是用 Matlab 和 C++ 的混合编程模式实现的,接口在 Matlab 中,大规模计算部分在 C++ 中实现,并通过 MEX 函数进行编译。

### 3.1 仿真实验

仿真实验选取由 MOBY 软件生成的数字小鼠胸腔切片

作为测试模型,模型尺寸为  $20\text{ mm} \times 20\text{ mm}$ ,分辨率为  $512 \times 512$ 。实验中,采用等距扇形束扫描,扫描半径为  $100\text{ mm}$ ,位于物体中心的虚拟探测器长度为  $20\text{ mm}$ ,共有  $320$  个探测器单元。设置电压为  $50\text{ kVp}$ ,将该宽能谱分为三个能谱通道:  $\{17\text{ keV} - 28\text{ keV}\}$ ,  $\{29\text{ keV} - 35\text{ keV}\}$ ,  $\{36\text{ keV} - 50\text{ keV}\}$ 。每个通道内光子数为  $10$  万,生成具有泊松分布的噪声投影数据,其期望是相应的无噪声情况下接收到的光子数。在  $[0, 21\pi]$  内均匀采样,采集的投影视角数为  $360$ 。利用归一化均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)、结构相似度(structural similarity, SSIM)和峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)对算法的性能进行定量评价。

TV-DL-IPCC 算法中的参数是在窄谱通道中通过实验使其性能最优获取的。为了便于比较,TV, DL 和 IPCC 算法中使用与 TV-DL-IPCC 算法相同的参数,同时每个通道都使用相同的参数,其中  $\mu=100$ ,  $\lambda=20$ ,  $\beta=10$ ,  $\eta=0.02$ 。在 IPCC 和 TV-DL-IPCC 算法中,将噪声投影下采用 Split-Bregman (SB) 算法<sup>[11]</sup>重建的宽谱图像作为先验图像,如图 1(a)所示,该图像与宽谱下无噪声重建图像相比较,其数量性评价指标为  $\text{NRMSE}=0.0188$ ,  $\text{SSIM}=0.9998$ ,  $\text{PSNR}=50.4704$ 。

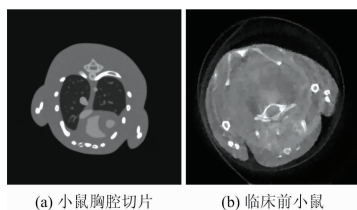


图 1 先验图像

(a): 小鼠胸腔切片; (b): 临床前小鼠

Fig. 1 The prior images

(a): The phantom of mouse thoracic cavity;  
(b): The preclinical mouse

TV, DL, IPCC 和 TV-DL-IPCC 算法在三个能谱通道下经过 20 次迭代的重建结果如图 2 所示。从图 2 可以看出,IPCC 算法边缘重建效果很好但没有去噪的功能,TV 和 DL 都可以去除噪声。由于 TV 假设图像是分片光滑的,导致重建图像存在块状伪影,而因为 DL 是逐图像块进行处理的,所以平滑效果较好但容易将微弱细节平滑掉。TV-DL-IPCC 算法不仅可以有效去除噪声还能加强边缘和细节的重建。

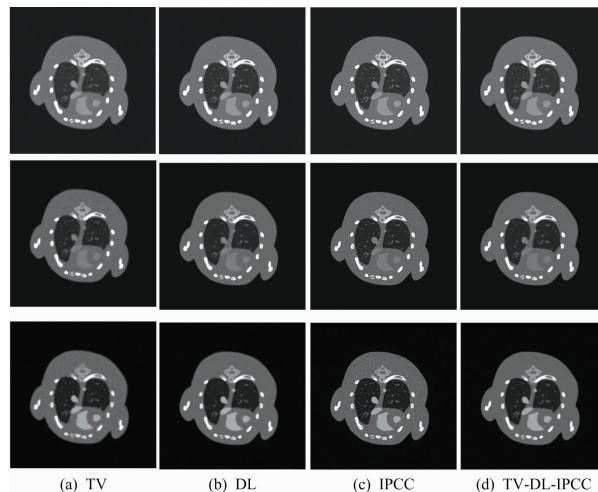


图 2 四种算法下小鼠胸腔的重建图像

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC  
从上往下依次为第一、第二和第三能谱通道

Fig. 2 The reconstruction images of mouse thoracic cavity by four algorithms

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC

From top to bottom, the rows are 1st, 2nd and 3rd energy channel

表 1 给出了 TV, DL, IPCC 和 TV-DL-IPCC 算法在三个能谱通道下的 NRMSE, SSIM 和 PSNR 值。从表 1 可以看出,与其他方法相比 TV-DL-IPCC 具有较小的 NRMSE,较大的 SSIM 和 PSNR。

表 1 四种算法在三个能谱通道下小鼠胸腔重建图像的数量性评价指标

Table 1 Quantity evaluation of four algorithms for mouse thoracic cavity reconstruction in the three energy channels

指标 算法	NRMSE				SSIM				PSNR			
	TV	DL	IPCC	TV-DL-IPCC	TV	DL	IPCC	TV-DL-IPCC	TV	DL	IPCC	TV-DL-IPCC
通道 1	0.040 3	0.033 7	0.067 9	0.028 1	0.998 8	0.999 4	0.997 2	0.999 5	44.837 6	46.393 9	40.435 7	47.967 6
通道 2	0.056 4	0.038 2	0.090 3	0.029 4	0.999 1	0.999 6	0.998 0	0.999 8	41.061 3	44.439 2	36.973 7	46.718 6
通道 3	0.069 4	0.051 3	0.112 2	0.030 5	0.998 9	0.999 5	0.997 6	0.999 8	37.927 1	40.557 2	33.754 0	45.069 2

为获取材料组分的彩色表征,首先对 TV-DL-IPCC 算法重建的三个能谱通道下的 CT 图像进行主成分分析,图 3(a), (b)和(c)给出了三个主成分的图像。第一主成分图像包含了能谱 CT 图像的 99.00% 的信息量,表示三个能谱通道 CT 图像的平均,如图 3(a)所示;第二主成分图像在骨骼上取值为负,碘对比剂上取值为正,且包含了少量的背景噪声,如图 3(b)所示;第三主成分图像在碘对比剂上取值为负,且包含了大量的背景噪声,如图 3(c)所示。通过分析发

现背景噪声在零附近波动,为了去掉背景噪声,且突出骨骼和碘对比剂,对第二和第三主成分图像中的像素值进行平方,得到主成分函数的图像,如图 3(d)和(e)所示。然后分别将图 3(a), (d)和(e)映射为彩色图像的 G, R 和 B 颜色分量,得到小鼠胸腔各组分的彩色表征,如图 4 所示。

从图 4 可以看出,由 IPCC 算法获取的彩色 CT 图像边缘清晰但噪声明显,TV, DL 和 TV-DL-IPCC 算法下的能谱 CT 图像都很好地实现了材料组分的彩色表征,背景是黑色,

软组织是绿色，骨骼根据其硬度在绿色到黄色之间，碘对比剂是紫色。其中 TV 算法下的彩色表征有一些块状伪影，DL 算法下的彩色表征有效去除了块状伪影，但胸腔内的个别软

组织也被平滑掉了，而 TV-DL-IPCC 算法下的彩色表征不仅有效抑制了噪声，且边缘、细节清晰。从图 4(a—d)中还可以看到提出的彩色映射函数很好地去除了图像中的背景噪声。

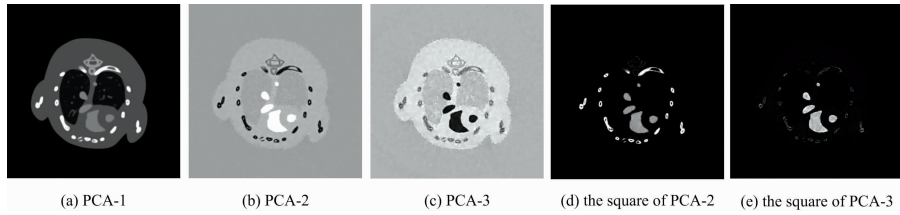


图 3 小鼠胸腔的主成分分析图像

(a): PCA-1; (b): PCA-2; (c): PCA-3; (d): PCA-2 的平方; (e): PCA-3 的平方

Fig. 3 PCA images of mouse thoracic cavity

(a): PCA-1; (b): PCA-2; (c): PCA-3; (d): The square of PCA-2; (e): The square of PCA-3

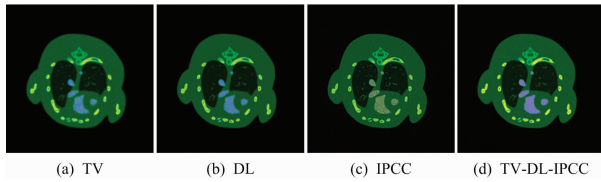


图 4 四种重建算法下小鼠胸腔材料组分的彩色表征

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC

Fig. 4 Color characterization of material components for mouse thoracic cavity by four reconstruction algorithms

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC

### 3.2 临床前小鼠实验

为了进一步验证提出算法在实际应用中的有效性，将一组真实的小鼠临床前能谱 CT 投影用于算法的测试。该组数据由美国俞恒永博士所在团队提供，采用新西兰 Medipix3 探测器<sup>[12]</sup>。实验用的电压为 120 kVp，电流为 175 mA。从探测器到系统中心的距离为 158 mm，到探测器的距离为 255 mm。整个能谱范围内收集了 13 个能谱通道的投影数据，处理后的投影图像分辨率为  $360 \times 512$ ，重建图像的分辨率为  $512 \times 512$ 。在 IPCC 和 TV-DL-IPCC 算法中，使用 SB 算法重建的宽谱图像作为先验图像，如图 1(b)所示。与模拟仿真实验类似，算法中使用的参数是通过实验优化获取的，且用于所有能谱通道，其中  $\mu=100$ ， $\lambda=50$ ， $\beta=5$ ， $\eta=0.02$ 。

图 5(a—d)分别给出了 TV，DL，IPCC 和 TV-DL-IPCC 算法在能谱通道 1, 6, 13 下经过 20 次迭代的重建结果。由

图 5(a—d)分别可以看到与仿真实验相似的结果，TV 重建图像存在块状伪影，DL 算法具有较好的去噪效果，IPCC 重建图像边缘清晰，但对图像的噪声无能为力。而 TV-DL-IPCC 算法结合了 TV，DL 和 IPCC 的优点，在图像边缘保持以及去噪方面明显优于其他算法。

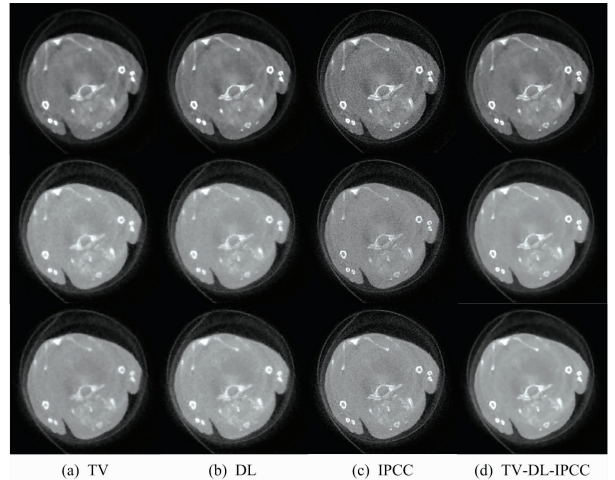


图 5 四种算法下临床前小鼠的重建图像

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC  
自上而下依次为第 1、第 6 和第 13 能谱通道

Fig. 5 The reconstruction images of preclinical mouse by four algorithms

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC

From top to bottom, the rows are 1st, 6th and 13th energy channel

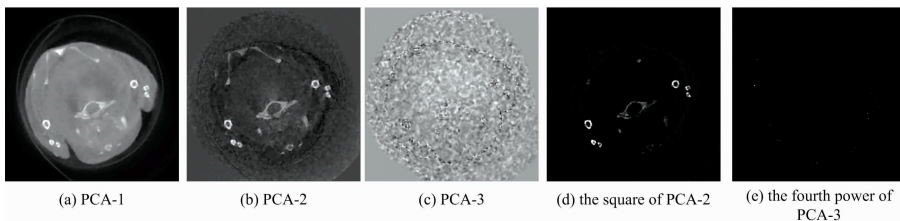


图 6 临床前小鼠的主成分分析图像

(a): PCA-1; (b): PCA-2; (c): PCA-3; (d): PCA-2 的平方; (e): PCA-3 的四次方

Fig. 6 PCA images of preclinical mouse

(a): PCA-1; (b): PCA-2; (c): PCA-3; (d): The square of PCA-2; (e): The fourth power of PCA-3

对能谱通道 1, 6 和 13 重建的 CT 图像进行主成分分析, 得到的三个主成分图像如图 6(a), (b) 和 (c) 所示。第一主成分图像包含了能谱 CT 图像的 99.49% 的信息量, 表示三个能谱通道 CT 图像的平均; 第二主成分图像在骨骼上取值为正, 且包含了少量的背景噪声; 第三主成分图像包含了大量的背景噪声。为了去掉背景噪声, 且突出骨骼, 对第二和第三主成分图像中的像素值分别进行平方和四次方, 得到主成分函数的图像, 如图 6(d) 和 (e) 所示。然后分别将图 6 的 (a), (d) 和 (e) 映射为彩色图像的 G, R 和 B 颜色分量, 得到临床前小鼠各组分的彩色表征, 分别如图 7(a—d) 所示。

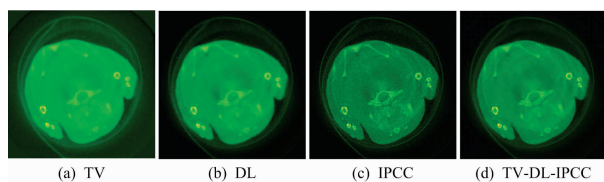


图 7 四种重建算法下临床前小鼠材料组分的彩色表征

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC

Fig. 7 Color characterization of material components for preclinical mouse by four reconstruction algorithms

(a): TV; (b): DL; (c): IPCC; (d): TV-DL-IPCC

由图 7(a—d) 可以看出通过主成分分析, 四种算法下的能谱 CT 图像都很好地实现了材料组分的彩色表征, 背景是黑色, 软组织是绿色, 骨骼根据其硬度在绿色到黄色之间, 且很好地去掉了重建图像中的背景噪声。从图 7(d) 可以看到 TV-DL-IPCC 算法下的彩色表征不仅边缘清晰, 且有效去除了噪声的影响。同时从图 7(a) 中可以看出 TV 算法中的块状伪影在彩色映射过程中也被去掉了。

## 4 结 论

在能谱 CT 中, 每个能谱通道的重建图像都可以被稀疏表示, 不同能谱通道下的重建图像具有很强的相关性。利用这些先验信息可以有效地提高重建图像的质量, 本研究将 TV, DL 与 IPCC 约束项相结合, 提出了一种多约束窄谱 CT 迭代重建算法。实验结果表明, 该算法在去噪的同时, 很好地保留了图像的边缘和细节特征。为了实现 CT 图像组分的彩色表征, 采用主成分分析的方法对能谱 CT 图像进行处理, 通过建立主成分图像与彩色图像 R, G, B 分量之间的映射关系, 最终获取各材料组分的彩色表征。实验结果表明该方法在获取彩色表征的同时, 还可以有效去除噪声的影响。

## References

- [ 1 ] Wu Weiwen, Yu Haijun, Chen Peijun, et al. *Physics in Medicine and Biology*, 2020, 65(24): 245006.
- [ 2 ] Nicolas Ducros, Juan Felipe Perez-Juste Abascal, Bruno Sixou, et al. *Medical Physics*, 2017, 44 (9), e174.
- [ 3 ] Zhang Zheng, Chen Buxin, Xia Dan, et al. *Medical Image Analysis*, 2021, 70: 102030.
- [ 4 ] Kanii Yoshinori, Ichikawa Yasutaka, Nakayama Ryohei, et al. *Japanese Journal of Radiology*, 2020, 38(3): 215.
- [ 5 ] Wang Shaoyu, Wu weiwen, Feng Jian, et al. *Physics in Medicine and Biology*. 2020, 65(24): 245005.
- [ 6 ] Dong Yiqiu, Hansen Per Christian, Kjer Hans Martin. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2018, 4(4): 528.
- [ 7 ] Niu Shanzhou, Yu Gaohang, Ma Jianhua et al. *Inverse Problems*, 2018, 34(2): 024003.
- [ 8 ] Rigie David S, La Riviere Patrick J. *Physics in Medicine and Biology*, 2015, 60 (5): 1741.
- [ 9 ] Xie Huiqiao, Ren Yan, Long Wenting, et al. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2021, 68(3): 1074.
- [10] Kong Huihua, Lei Xiaoxue, Lei Lei, et al. *IEEE Access*, 2020, 8: 133367.
- [11] Kong Huihua, Liu Rui, Yu Hengyong. *Journal of X-ray Science and Technology*, 2016, 24(2): 221.
- [12] Wang Miaoshi, Zhang Yanbo, Liu Rui, et al. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(24): 8699.

# Research on Color Characterization of Material Components Based on Spectral CT

KONG Hui-hua<sup>1, 2</sup>, LIAN Xiang-yuan<sup>1</sup>, CHEN Ping<sup>2</sup>, PAN Jin-xiao<sup>1, 2</sup>

1. School of Science, North University of China, Taiyuan 030051, China

2. Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing & Processing, Taiyuan 030051, China

**Abstract** Photon-counting detector based X-ray spectral computed tomography (CT), realizes the transformation of CT image from gray to color by increasing energy resolution, which increases material identification capability. However, with increasing the number of energy channels, the channel's noise increases significantly, which decreases the accuracy of material identification. In order to make full use of the sparsity of spectral CT images and the correlation between spectral CT images, a multi constraint narrow-spectral CT iterative reconstruction algorithm is proposed, which can effectively preserve the edges and details of the image while reducing the noise. Furthermore, principal component analysis (PCA) is used to estimate the spectrum information in narrow spectrum CT images, and the mapping relationship between principal component image and color components R, G, B are established. Finally, the color CT image is obtained. This method can effectively identify materials through the color representation of material components and reduce the background noise in the images. The results of simulation and practical experiments show the proposed reconstruction algorithm is effective, and it is feasible to use PCA for the color characterization of material components.

**Keywords** Spectral CT; Sparse representation; Correlation; Principal component analysis; Color characterization

(Received May 10, 2021; accepted Sep. 22, 2021)