第 41 卷 第 9 期/2021 年 5 月/光学学报 研究论文

光学学报

联合卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数的低剂量 CT 三维重建

亢艳芹[1,2]，刘进[1,2*]，王勇[1]，强俊[1]，顾云波[2,3]，陈阳[2,3]

[1]安徽工程大学计算机与信息学院，安徽 芜湖 241000；

[2]东南大学计算机网络和信息集成教育部重点实验室，江苏 南京 210096；

[3]东南大学影像科学与技术实验室，江苏 南京 210096

摘要 CT 扫描中潜在的辐射伤害已越来越受到人们的重视，然而降低扫描剂量会导致成像质量退化，从而影响诊断结果。针对上述问题，提出一种联合卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数的三维重建算法。该算法通过频率分解的重建形式对高频成分进行无监督的多尺度在线卷积稀疏编码约束，对低频成分进行梯度 L_0 范数约束，从而实现低剂量 CT 图像中噪声伪影的抑制与组织细节的保持。此外，卷积稀疏编码中使用三种不同尺度的三维滤波器，可有效适应不同尺度下的特征信息，提高编码能力。腹部 CT 仿真数据和真实扫描数据的实验结果表明，所提算法在 25% 常规剂量的重建过程中可以获得噪声伪影少、结构细节对比度高和质量更好的成像效果。

关键词 成像系统；低剂量 CT；图像重建；多尺度；卷积稀疏编码；梯度 L_0 范数

中图分类号 TP391.7 **文献标志码** A **doi**：10.3788/AOS202141.0911005

Low-Dose CT 3D Reconstruction Using Convolutional Sparse Coding and Gradient L_0-Norm

Kang Yanqin[1,2], Liu Jin[1,2*], Wang Yong[1], Qiang Jun[1], Gu Yunbo[2,3], Chen Yang[2,3]

[1] *College of Computer and Information, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui* 241000, *China*;

[2] *Key Laboratory of Computer Network and Information Integration, Ministry of Education, Southeast University, Nanjing, Jiangsu* 210096, *China*;

[3] *Laboratory of Image Science and Technology, Southeast University, Nanjing, Jiangsu* 210096, *China*

Abstract The potential radiation damage in CT scans have been receiving increasing attention. However, reducing the scan dose will degrade the image quality and affect the diagnosis results. Aiming at addressing the above problems, a three-dimensional (3D) reconstruction algorithm combining convolutional sparse coding and gradient L_0-norm is proposed herein. The proposed algorithm uses the frequency decomposition reconstruction form to perform unsupervised multiscale online convolution sparse-coding constraints on high-frequency components, and gradient L_0-norm constraints on low-frequency components to achieve the suppression and organization of noise artifacts in low-dose CT imaging keep the details. Moreover, three different scales of 3D filter sets are used in convolutional sparse coding, which can effectively adapt to the feature information at different scales and improve the coding ability. The experimental results of abdominal CT simulation data and real-time scan data show that the proposed algorithm can obtain fewer noise artifacts, high contrast in structural details, and better imaging results in the reconstruction process of 25% conventional dose.

收稿日期：2020-11-03；**修回日期**：2020-11-30；**录用日期**：2020-12-08

基金项目：国家自然科学基金(61801003)、安徽高校协同创新项目(GXXT-2019-008)、安徽工程大学校级科研项目(Xjky072019B02)

* **E-mail**：liujin@ahpu.edu.cn

Key words　imaging systems; low-dose CT; image reconstruction; multi-scale; convolutional sparse coding; gradient L_0-norm

OCIS codes　110.6955; 110.1758; 100.3010

1　引　　言

由于 X 射线计算机断层成像(CT)设备具有优异的成像性能，是目前应用最广泛的一种临床成像设备。但 CT 扫描可能会增加患上疾病的风险，降低扫描过程中的 X 射线剂量已越来越重要[1-2]，而直接降低射线剂量会导致采集信号的信噪比降低，降低重建质量，影响临床诊断。为了提高低剂量 CT(LDCT)的成像效果，人们从多个角度出发设计大量的复原及处理算法以抑制噪声和伪影，从而获得高信噪比和高对比度的 CT 图像。但在不同的扫描模式和重建方法下，LDCT 图像中的退化特征差异较大，同时由于投影数据具有高敏感性，常规的处理方法易出现欠校正、过校正以及数据一致性低等现象，影响最终成像效果[3]。

此外，为了减少 LDCT 重建过程中噪声伪影的干扰，改进重建算法也是提高成像效果的一种主要途径。近年来，大量的迭代重建算法被提出并取得了优异的结果，如 Sidky 等[4]提出的全变差(TV)约束重建算法取得了很好的效果，但在剂量过低的条件下，仍不可避免地出现分段块状伪影或丢失组织细节的现象。为此许多改进型 TV 重建算法被提出，如 Stokes TV[5]、TV 滤波反投影[6]和广义 TV[7]等算法。随着压缩感知理论的发展，特征稀疏表示为 LDCT 重建算法的发展带来了新的契机。例如，字典学习[8]、特征约束重建(FCR)[9]、对偶字典[10]和张量字典[11]等都在一定程度上提高了 LDCT 的重建质量。此类特征学习重建算法是利用学习模型来获得局部图块中的特征信息，但所获得的字典具有一定的冗余特征，而且在表示过程中图块边界会出现块聚集伪影的现象，并且图块操作忽略了图像整个像素的一致性。针对这一问题，研究人员提出了一种卷积稀疏编码方法，可将特征平移不变性融入模型中，解决了字典中的原子冗余所带来的计算量不足。如 Zhang 等[12]将卷积稀疏编码与低秩分解结合，可以实现自然雨滴图中雨滴的去除；Gu 等[13]通过建立两个滤波器之间的卷积稀疏编码映射，实现了局部特征更鲁棒的图像超分辨率重建；Duc 等[14]提出了一种多尺度卷积稀疏表示字典方法，在动态磁共振成像(MRI)的重建过程中取得了较好的效果；Bao 等[15]将梯度正则化约束应用在卷积稀疏编码中，能够很好地抑制条状伪影；刘进等[16]将卷积稀疏编码应用在小波系数(WCSC)上，可以获得小波尺度上的特征信息，在 LDCT 的重建过程中取得了一定的效果。

传统的卷积稀疏编码采用单一尺度滤波器集合卷积的编码形式，其难以适应不同尺度信息特征的表示。编码的实施是作用在图像或信号的高频特征信息上，未考虑到低频信息的处理，而强度较大的结构伪影(如条状伪影或较大的斑点伪影)会出现低频信息中，为此不易对其进行处理。为此，本文提出一种联合卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数的 LDCT 三维重建算法，称为 L_0MOCSC 算法。在迭代过程中，首先采用该算法对重建数据进行谱分解，将重建数据分解为高频成分和低频成分；然后，对高频成分进行无监督的多尺度在线卷积稀疏编码约束，对低频成分进行梯度 L_0 范数约束，可以实现低剂量 CT 图像中斑点噪声条状伪影的抑制与组织细节的保持；最后，合并形成一次完整的重建数据并进入下一次迭代循环中。多尺度在线学习的方式可以增强卷积稀疏编码在高频细节成分中的特征提取和表示能力，联合低频梯度 L_0 范数约束可以减缓低电流扫描过程中 LDCT 重建的不适定性，从而提高最终的成像质量。使用腹部的 LDCT 仿真数据和真实临床扫描数据来验证所提算法的重建效果。

2　联合卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数重建算法

2.1　重建数据的分解

为了实现不同频率段成分的重建约束，使用双边滤波的方式对三维 CT 体数据 $\boldsymbol{x}$ 进行逐层分解，可以分解成高频和低频两个成分。其中低频成分 $\boldsymbol{x}_1$ 可表示为

$$\boldsymbol{x}_1(i,j,s)=\frac{\sum_{k,l}\boldsymbol{x}(k,l,s)w(i,j,k,l)}{\sum_{k,l}w(i,j,k,l)},\quad(1)$$

其中

$$w(i,j,k,l)=\exp\left[-\frac{(i-k)^2+(j-l)^2}{2\sigma_{\mathrm{d}}^2}-\frac{\|\boldsymbol{x}(i,j)+\boldsymbol{x}(k,l)\|^2}{2\sigma_{\mathrm{r}}^2}\right],\quad(2)$$

式中：i、j、k 和 l 为重建图二维像素的索引；s 为三维重建数据中的层数索引；w 为滤波权重；σ_d 和 σ_r 分别为二维重建图的空间和强度平滑参数。由低频成分 $\boldsymbol{x}_l$ 可直接得到分解后的高频成分，可表示为 $\boldsymbol{x}_h=\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_l$。

2.2 多尺度在线卷积稀疏编码

多尺度在线卷积稀疏编码（MOCSC）可看作一系列不同尺度的滤波器集与对应编码之间的卷积之和，模型可写为

$$\min_{\{\boldsymbol{D}_{n,m}\},\{\boldsymbol{M}_{n,m}\}} \frac{1}{2}\left\|\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{D}_{n,m}*\boldsymbol{M}_{n,m}-\boldsymbol{r}\right\|_2^2+\beta\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\|\boldsymbol{M}_{n,m}\|_1,\ \text{s. t.}\ \|\boldsymbol{D}_{n,m}\|_2^2\leqslant 1,\tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{r}$ 为待表示信号；$*$ 为卷积算子；N 为滤波器的尺度数；M 为尺度滤波器的个数；$\boldsymbol{D}_{n,m}$ 为 n 尺度下第 m 个滤波器；$\boldsymbol{M}_{n,m}$ 为滤波器所对应的编码；β 为变量 $\boldsymbol{M}$ 的 1 范数正则化参数。

MOCSC 模型中含有多个不同尺度的滤波器集，为此可以提高特征信息的感知能力，能够在不同尺度下获取特征信息，而提取的特征信息将比传统的卷积稀疏编码更丰富，将提取的特征信息作为先验信息可以更好地服务于 LDCT 成像。此外，由于卷积后编码的尺寸与待表示信息的尺寸相同，为此可以有效解决由三维图块操作带来的块叠加伪影问题，并且具有平移不变性特征。由于(3)式中包括卷积操作与 L_1 范数求解的问题，直接优化求解该模型难度较大，为此将采用交替方向乘子（ADMM）的方法在线更新滤波器集及编码[17]。

2.3 L_0 MOCSC 重建模型及求解

将输入的体数据进行频率分解后，可以联合多尺度在线卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数来实现 LDCT 重建，则目标函数可表示为

$$\min_{\{\boldsymbol{D}_{n,m}\},\{\boldsymbol{M}_{n,m}\},\boldsymbol{x}_h,\boldsymbol{x}_l} \frac{1}{2}\left\|\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{D}_{n,m}*\boldsymbol{M}_{n,m}-\boldsymbol{x}_h\right\|_2^2+\frac{\beta}{2}\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\|\boldsymbol{M}_{n,m}\|_1+\frac{\gamma}{2}\|\nabla(\boldsymbol{x}_l)\|_0,$$
$$\text{s. t.}\ \|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2\leqslant\varepsilon,\ \|\boldsymbol{D}_{n,m}\|_2^2\leqslant 1,\tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{p}$ 为 CT 扫描所获得的投影数据；$\boldsymbol{G}$ 为 CT 扫描系统的光学投影矩阵，表示在 CT 投影数据的采集过程中投影数据与重建数据之间的映射情况，实验中均采用快速射线追踪算法来构建投影矩阵[18]；W 为噪声投影数据的统计权重；$\|\cdot\|_W$ 为 W 加权的 L_2 范数；$\nabla(\cdot)$ 为梯度算子；$\|\cdot\|_0$ 为 L_0 范数；γ 为变量 $\boldsymbol{x}_l$ 梯度的 0 范数正则化参数；ε 为重建误差参数。

目标函数的重建包括两个部分：对高频成分实行 MOCSC 约束，对低频成分实行梯度 L_0 范数约束。一方面，由于卷积稀疏编码对低频成分表示存在不足[15]，故实验仅对重建数据的高频成分进行多尺度的卷积稀疏编码约束，这可以提高重建过程中重要的纹理信息提取能力，去除低剂量扫描所带来的斑点噪声和条状伪影，同时可以避免损失原重建图中存在的结构性信息。另一方面，低频成分实行梯度 L_0 范数约束可以避免强度较大的斑点噪声和条状伪影信息的残留，有利于保持重建图局部区域的平滑，提高组织边界的对比度，增强低剂量成像的视觉效果[19]。算法流程如图 1 所示，其中⊕为信号合并操作。

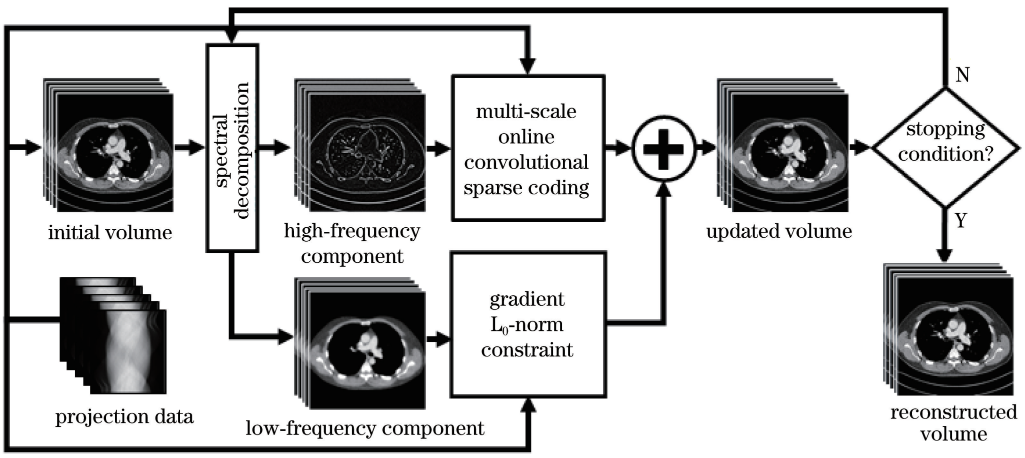

图 1 多尺度在线卷积稀疏编码与梯度 L_0 范数的 LDCT 三维重建算法流程

Fig. 1 Multi-scale online convolutional sparse coding and gradient L_0 norm LDCT 3D reconstruction algorithm flow

对于成像模型的求解，采用分裂交替求解的方法来交替更新重建图中的低频与高频成分。

1）重建低频成分。求解 $\boldsymbol{x}_l$ 的过程中，(4)式中的其余变量均固定，此时可简化为一个 L_0 范数梯度

约束问题,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{x}_l} \frac{\gamma}{2}\|\nabla(\boldsymbol{x}_l)\|_0,$$
$$\text{s.t.}\ \|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2 \leqslant \varepsilon。\tag{5}$$

(5)式为非凸的 L_0 范数求解函数,通过添加辅助变量可以转换为无约束优化函数,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{v},\boldsymbol{t},\boldsymbol{x}_l} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2+\frac{\gamma}{2}\|\nabla(\boldsymbol{t})\|_0+\frac{\eta}{2}\|\boldsymbol{x}_l-\boldsymbol{t}-\boldsymbol{v}\|_2^2,\tag{6}$$

式中:η 为变量 $\boldsymbol{x}_l$ 的 2 范数正则化参数;$\boldsymbol{t}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 均为辅助变量。通过分离变量的方法,(6)式可通过如下步骤进行求解。

求解变量 $\boldsymbol{x}_l$,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{x}_l} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2+\frac{\eta}{2}\|\boldsymbol{x}_l-\boldsymbol{t}+\boldsymbol{v}\|_2^2。\tag{7}$$

(7)式为二次优化函数,采用可分离的抛物面替代算法来获得更新后的低频成分 $\boldsymbol{x}_l$[20],更新后的低频成分可表示为

$$\boldsymbol{x}_l^{(t+1)}=\boldsymbol{x}_l^{(t)}-\{\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}W[\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h^{(t)}+\boldsymbol{x}_l^{(t)})-\boldsymbol{p}]+\eta(\boldsymbol{x}_l^{(t)}-\boldsymbol{t}-\boldsymbol{v})\}\div[\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}W\boldsymbol{G}\boldsymbol{I}+\eta\boldsymbol{I}],\tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{I}$ 为全 1 的向量;t 为迭代次数,$0\leqslant t\leqslant T$。

求解 $\boldsymbol{t}$,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{t}} \frac{\gamma}{2}\|\nabla(\boldsymbol{t})\|_0+\frac{\eta}{2}\|\boldsymbol{x}_l-\boldsymbol{t}-\boldsymbol{v}\|_2^2。\tag{9}$$

(9)式为梯度的 L_0 范数最小化函数,其为非凸的非确定性多项式(NP)难问题,可采用 L_0 梯度最小化近似算法进行求解[19]。

更新辅助变量 $\boldsymbol{v}$,表达式为

$$\boldsymbol{v}^{(t+1)}=\boldsymbol{v}^{(t)}+\boldsymbol{x}_l^{(t)}-\boldsymbol{t}^{(t)}。\tag{10}$$

2) 重建高频成分。求解 $\boldsymbol{x}_h$ 的过程中,(4)式中的其余变量均固定,此时可简化为一个多尺度在线卷积稀疏编码约束问题,表达式为

$$\min_{\{\boldsymbol{D}_{n,m}\},\{\boldsymbol{M}_{n,m}\},\boldsymbol{x}_h} \frac{1}{2}\left\|\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{D}_{n,m}*\boldsymbol{M}_{n,m}-\boldsymbol{x}_h\right\|_2^2+\frac{\beta}{2}\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\|\boldsymbol{M}_{n,m}\|_1,$$
$$\text{s.t.}\ \|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2\leqslant\varepsilon,\|\boldsymbol{D}_{n,m}\|_2^2\leqslant 1。\tag{11}$$

令 $\boldsymbol{D}=[\boldsymbol{D}_{1,1}\quad \boldsymbol{D}_{1,2}\quad \cdots\quad \boldsymbol{D}_{n,m}]$为向量化的滤波器矩阵,$\boldsymbol{M}=[\boldsymbol{M}_{1,1}\quad \boldsymbol{M}_{1,2}\quad \cdots\quad \boldsymbol{M}_{n,m}]^{\mathrm{T}}$ 为向量化的编码矩阵,则 $\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=1}^{M}\boldsymbol{D}_{n,m}*\boldsymbol{M}_{n,m}$ 可简化为矩阵相乘,即 $\boldsymbol{D}\times\boldsymbol{M}$(矩阵元素之间仍然进行卷积运算),并为 $\boldsymbol{M}$ 与 $\boldsymbol{D}$ 添加辅助变量 $\boldsymbol{C}$ 和 $\boldsymbol{F}$,则(11)式可转换为

$$\min_{\boldsymbol{D},\boldsymbol{M},\boldsymbol{C},\boldsymbol{F},\boldsymbol{x}_h} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{D}\times\boldsymbol{M}-\boldsymbol{x}_h\|_2^2+\frac{\beta}{2}\|\boldsymbol{C}\|_1,$$
$$\text{s.t.}\ \|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2\leqslant\varepsilon,$$
$$\|\boldsymbol{F}\|_2^2\leqslant 1,\ \boldsymbol{F}=\mathrm{Proj}(\boldsymbol{D}),\boldsymbol{C}-\boldsymbol{M}=\boldsymbol{0},\tag{12}$$

式中:Proj(·)为投影截断操作。通过对滤波器进行截断操作,可以保证编码尺寸与重建体数据的大小相同[14]。引入尺度化的对偶辅助变量 $\boldsymbol{u}$ 和 $\boldsymbol{h}$,(12)式可转化为无约束目标函数,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{D},\boldsymbol{M},\boldsymbol{C},\boldsymbol{F},\boldsymbol{x}_h} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2+\frac{\lambda}{2}\|\boldsymbol{D}\times\boldsymbol{M}-\boldsymbol{x}_h\|_2^2+\frac{\beta}{2}\|\boldsymbol{C}\|_1+\frac{\rho_1}{2}\|\boldsymbol{M}-\boldsymbol{C}-\boldsymbol{u}\|_2^2+\frac{\rho_2}{2}\|\boldsymbol{D}-\boldsymbol{F}-\boldsymbol{h}\|_2^2,$$
$$\text{s.t.}\ \|\boldsymbol{F}\|_2^2\leqslant 1,\ \boldsymbol{F}=\mathrm{Proj}(\boldsymbol{D}),\tag{13}$$

式中:ρ_1 和 ρ_2 为拉格朗日乘子;λ 为变量 $\boldsymbol{x}_h$ 的 2 范数正则化参数。此时,(13)式可通过 ADMM 方法进行交替迭代求解,具体步骤如下。

求解变量 $\boldsymbol{x}_h$,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{x}_h} \frac{1}{2}\|\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h+\boldsymbol{x}_l)-\boldsymbol{p}\|_W^2+\frac{\lambda}{2}\|\boldsymbol{D}\times\boldsymbol{M}-\boldsymbol{x}_h\|_2^2。\tag{14}$$

(14)式为二次优化函数,同样采用可分离的抛物面替代算法来获得更新后的高频成分 $\boldsymbol{x}_h$[20],更新后的高频成分可表示为

$$\boldsymbol{x}_h^{(t+1)}=\boldsymbol{x}_h^{(t)}-\{\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}W[\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_h^{(t)}+\boldsymbol{x}_l^{t})-\boldsymbol{p}]+\lambda(\boldsymbol{D}\times\boldsymbol{M}-\boldsymbol{x}_h^{(t)})\}\div[\boldsymbol{G}^{T}W\boldsymbol{G}\boldsymbol{I}+\lambda\boldsymbol{I}]。\tag{15}$$

求解 $\boldsymbol{M}$,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{M}} \frac{\lambda}{2}\|\boldsymbol{D}\times\boldsymbol{M}-\boldsymbol{x}_h\|_2^2+\frac{\rho_1}{2}\|\boldsymbol{M}-\boldsymbol{C}-\boldsymbol{u}\|_2^2。\tag{16}$$

以 $\boldsymbol{M}$ 为求解对象,对目标函数进行三维傅里叶变换求解,可获得

$$(\lambda\hat{\boldsymbol{D}}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{D}}+\rho_1\boldsymbol{S})\hat{\boldsymbol{M}}=\lambda\hat{\boldsymbol{D}}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{x}}_h+\rho_1(\hat{\boldsymbol{C}}-\hat{\boldsymbol{u}}),\tag{17}$$

式中:^ 表示对应变量的傅里叶变换;H 为 Hermitian 矩阵转置;$\boldsymbol{S}$ 为单位矩阵。利用 Sherman-Morrison 公式[21]可直接求解编码 $\boldsymbol{M}$。

求解 $\boldsymbol{C}$,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{C}} \frac{\beta}{2}\|\boldsymbol{C}\|_1+\frac{\rho_1}{2}\|\boldsymbol{M}-\boldsymbol{C}-\boldsymbol{u}\|_2^2。\tag{18}$$

(18)式为 L_1 范数约束函数,其解可表示为

$$\boldsymbol{C}^{(t+1)}=\Gamma_{\beta/2\rho_1}(\boldsymbol{M}^{(t)}+\boldsymbol{u}^{(t)}),\tag{19}$$

式中:$\Gamma_c(\cdot)$为软阈值操作,$\Gamma_c(x)=\mathrm{sign}(x)\cdot\max(0,|x|-c)$,$c=\beta/2\rho_1$,其中$x$为待操作数据。依据文献[15]可知,可令$\rho_1=50\beta+1$。

更新$\boldsymbol{u}$,表达式为

$$\boldsymbol{u}^{(t+1)}=\boldsymbol{u}^{(t)}+\boldsymbol{M}^{(t)}-\boldsymbol{C}^{(t)}。\tag{20}$$

求解$\boldsymbol{D}$,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{D}}\frac{\lambda}{2}\|\boldsymbol{D}\times\boldsymbol{M}-\boldsymbol{x}_{\mathrm{h}}\|_2^2+\frac{\rho_2}{2}\|\boldsymbol{D}-\boldsymbol{F}-\boldsymbol{h}\|_2^2。\tag{21}$$

同样,以$\boldsymbol{D}$为求解对象,对目标函数进行三维傅里叶变换,并进行求解可获得

$$(\lambda\hat{\boldsymbol{M}}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{M}}+\rho_2\boldsymbol{S})\hat{\boldsymbol{D}}=\lambda\hat{\boldsymbol{M}}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{h}}+\rho_2(\hat{\boldsymbol{F}}-\hat{\boldsymbol{h}})。\tag{22}$$

依据文献[14]可知,令$\rho_2=\lambda$。利用 Sherman-Morrison 公式同样可以直接获得滤波器集$\boldsymbol{D}$的解。

求解$\boldsymbol{F}$,表达式为

$$\min_{\boldsymbol{F}}\frac{\rho_2}{2}\|\boldsymbol{D}-\boldsymbol{F}-\boldsymbol{h}\|_2^2,$$
$$\mathrm{s.t.}\ \|\boldsymbol{F}\|_2^2\leqslant 1,\ \boldsymbol{F}=\mathrm{Proj}(\boldsymbol{D})。\tag{23}$$

(23)式中的$\boldsymbol{F}$可通过$\boldsymbol{D}$与$\boldsymbol{h}$的傅里叶变换及其逆变换求解获得,与此同时对$\boldsymbol{F}$中的元素进行投影截断操作可以实现尺寸约束,从而确保$\boldsymbol{F}$与滤波器集$\boldsymbol{D}$的尺寸相同,并采用L_2范数对滤波器进行归一化约束。

更新$\boldsymbol{h}$,表达式为

$$\boldsymbol{h}^{(t+1)}=\boldsymbol{h}^{(t)}+\boldsymbol{D}^{(t)}-\boldsymbol{F}^{(t)}。\tag{24}$$

迭代重建过程中,每次完成三维 CT 体数据的低频成分更新和高频成分更新后,需要对两个成分信号进行合并,可以获得一次完整的重建更新数据。进入下一次迭代后,上一次重建结果需再次进行频率分解,并依次求解成像模型中的各变量,直到迭代停止。

3 实验结果与分析

为了验证所提的L_0MOCSC 算法在 LDCT 三维重建过程中的有效性,实验选取来自 Mayo 医疗的开源数据测试集[22]以及来自联影医疗的真实投影数据,并对其进行重建分析。实验过程中,将L_0MOCSC 算法与滤波反投影(FBP)算法、FCR 算法[9]、WCSC 算法[16]和不含梯度L_0范数约束的 MOCSC 重建算法进行比较。低剂量的扫描条件下,重建方法分别简称 LD-FBP、LD-FCR、LD-WCSC、LD-MOCSC 和 LD-L_0MOCSC,同时以常规剂量的 FBP(简称 RD-FBP)算法的重建结果作为参考,使用峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)、噪声功率谱(NPS)和对比信噪比(CNR)等指标定量评价不同算法的重建结果。重建过程中所涉及的参数均是参照 RD-FBP 图及视觉效果进行调节的,其中迭代次数均为 50 次,共 10 个有序子集。实验中算法的编程环境为 Core i7,4.0 GHz,64 GB RAM,CUDA 9.0 和 MATLAB 8.3。

3.1 实验数据

Mayo 医疗开源数据测试集的数据来自西门子 SOMATOM Definition as +CT 设备,扫描参数:峰值管电压为 100 kV,常规剂量下管电流每秒为 360 mA,射线源到旋转中心和探测器中心的距离分别为 59.5 cm 和 108.56 cm,探测器的个数为 736×64,探测器的单元尺寸为 1.2856 mm×1.0947 mm。该数据集中 LDCT 数据是在投影数据中添加特定的泊松噪声模拟获得的[20],用来模拟约常规剂量的 25%下的噪声强度,实验中选取该数据集中的两组临床胸腹部数据(data A 和 data B)进行验证比较,统称模拟数据。实验同时采用一组由联影医疗公司提供的真实 LDCT 数据(data C)来验证算法在真实数据中的效果,数据采集来自 uCT-760 CT 设备,扫描参数:峰值管电压为 120 kV,低剂量下管电流每秒约为 54 mA(约常规剂量的 25%),射线源到旋转中心和探测器中心的距离分别为 57 cm 和 95 cm,探测器的个数为 936×80,探测器的单元尺寸为 1.548 mm×1.405 mm。

3.2 模拟数据的重建结果

在模拟数据 data A 和 data B 的重建实验中,重建体数据的大小均为 512×512×300,体素尺寸分别为 0.82 mm×0.82 mm×0.80 mm 和 0.70 mm×0.70 mm×0.80 mm,L_0MOCSC 算法重建参数β、λ、η和γ分别为4×10^{-2}、1.2×10^{-2}、1.6×10^{-2}和4.5×10^{-2}。所有实验数据均是采用三个不同尺度下的滤波器集,大小分别为 8×8×4、12×12×6 和 16×16×8,每个尺度下滤波器的个数均为 32 个。重建迭代过程中,初始值均为 FBP 算法的重建结果,初始滤波器是随机生成的,最终迭代收敛后的多尺度滤波器集合如图 2 所示。

部分重建的实验结果如图 3 和图 4 所示,显示窗宽/窗位为 400 Hu/80 Hu(Hu 为 CT 值单位,又称亨氏单位)。图 3 第一行为横断面 slice #320,第二行为冠状面 slice #161,图 4 第一行为横断面 slice #191,第二行为冠状面 slice #230,从左到右分别为常规剂量 FBP、低剂量 FBP、低剂量 FCR、低剂量

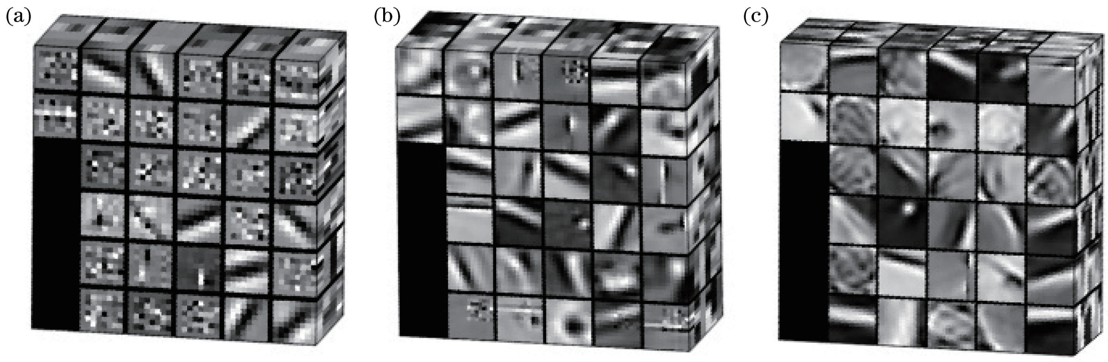

图 2 不同大小的滤波器集合迭代收敛后的 3D 示意图。(a) 8×8×4；(b) 12×12×6；(c) 16×16×8

Fig. 2 3D schematic of filter sets of different sizes after iterative convergence. (a) 8×8×4; (b) 12×12×6; (c) 16×16×8

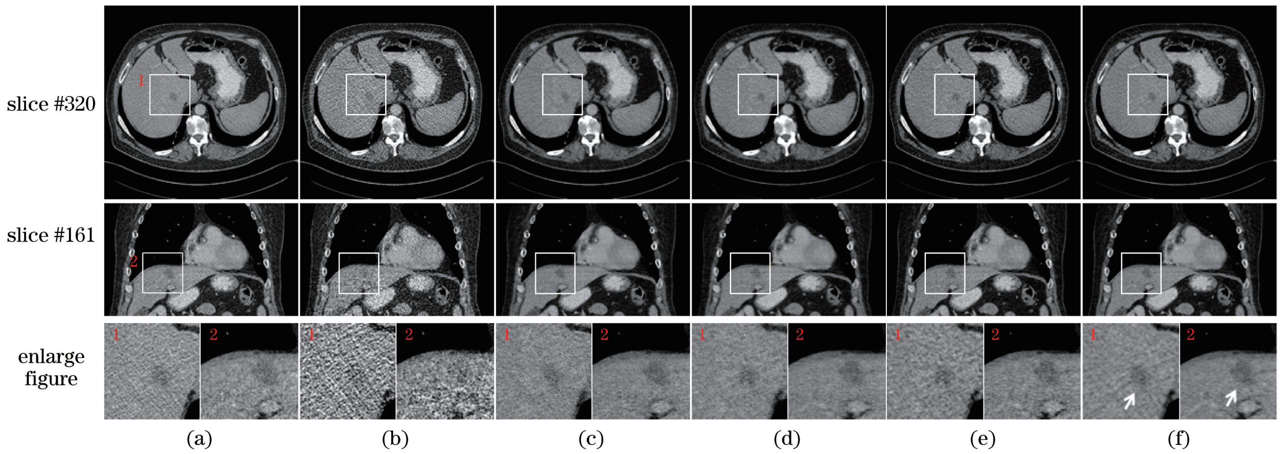

图 3 data A 数据在不同算法下的重建结果。(a) RD-FBP 算法；(b) LD-FBP 算法；(c) LD-FCR 算法；(d) LD-WCSC 算法；(e) LD-MOCSC 算法；(f) LD-L_0 MOCSC 算法

Fig. 3 Reconstruction results of data A under different algorithms. (a) RD-FBP algorithm; (b) LD-FBP algorithm; (c) LD-FCR algorithm; (d) LD-WCSC algorithm; (e) LD-MOCSC algorithm; (f) LD-L_0 MOCSC algorithm

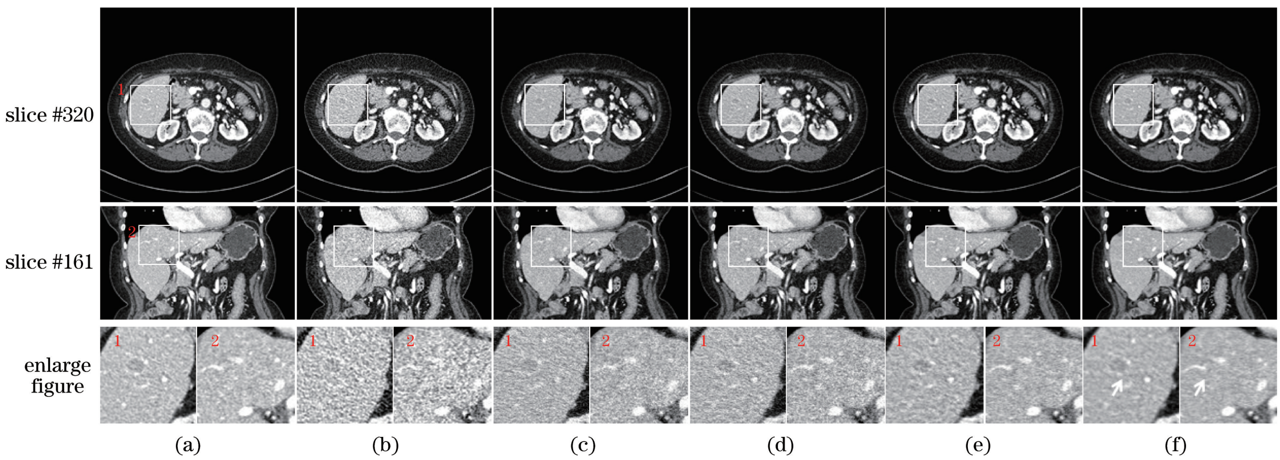

图 4 data B 数据在不同算法下的重建结果。(a) RD-FBP 算法；(b) LD-FBP 算法；(c) LD-FCR 算法；(d) LD-WCSC 算法；(e) LD-MOCSC 算法；(f) LD-L_0 MOCSC 算法

Fig. 4 Reconstruction results of data B under different algorithms. (a) RD-FBP algorithm; (b) LD-FBP algorithm; (c) LD-FCR algorithm; (d) LD-WCSC algorithm; (e) LD-MOCSC algorithm; (f) LD-L_0 MOCSC algorithm

WCSC、低剂量 MOCSC 和低剂量 L_0MOCSC 的重建结果。

从图 3 和图 4 可以看到，低剂量投影数据采用传统的 FBP 算法重建后，图像中有大量的斑点噪声和条状伪影，影响了解剖组织细节的辨识；FCR 算法能够很好地抑制斑点噪声，但会受到图块权重平均化的影响，出现过平滑的现象且对比度有所下降；LD-WCSC 算法的重建结果中，噪声几乎得到了抑制，重建视觉效果良好；LD-MOCSC 算法的重建结果虽然对比度的损失较小，但仍存在一定的噪声残留；LD-L0MOCSC 算法的重建图中的斑点噪声及条状伪影残留更少，结果优于 LD-MOCSC 算法，而且视觉效果得到较大幅度的提高，对比度及细节保持均优于 LD-WCSC 算法，如腹部囊肿区域及其边界[图 3(f)和图 4(f)中箭头所指的局部放大区域]也能很好地识别出来，重建结果的纹理也更接近常规剂量的 FBP 算法；在冠状面图像中，同样可以看到 LD-L_0MOCSC 算法能够很好地抑制噪声并保留解剖细节，层间带状伪影更少，且组织纹理更自然。

实验以 RD-FBP 算法的重建结果作为参考，分别计算不同算法重建结果的峰值信噪比 Q_{PSNR} 和结构相似度 Q_{SSIM}，以定量评价不同算法的重建效果，计算公式为

$$Q_{\mathrm{PSNR}}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{R})=10\lg\frac{PL^2}{\|\boldsymbol{X}-\boldsymbol{R}\|^2},\tag{25}$$

$$Q_{\mathrm{SSIM}}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{R})=\frac{(2\mu_{\boldsymbol{X}}\mu_{\boldsymbol{R}}+C_1)(2\sigma_{\boldsymbol{XR}}+C_2)}{(\mu_{\boldsymbol{X}}^2+\mu_{\boldsymbol{R}}^2+C_1)(\sigma_{\boldsymbol{X}}^2+\sigma_{\boldsymbol{R}}^2+C_2)},\tag{26}$$

式中：$\boldsymbol{X}$ 为重建图；$\boldsymbol{R}$ 为参考图；L 为参考图的最大像素值；P 为像素个数；$\mu_{\boldsymbol{X}}$ 和 $\mu_{\boldsymbol{R}}$ 分别为 $\boldsymbol{X}$ 图和 $\boldsymbol{R}$ 图局部窗口下的均值；$\sigma_{\boldsymbol{X}}$ 和 $\sigma_{\boldsymbol{R}}$ 为对应的标准差；$\sigma_{\boldsymbol{XR}}$ 为协方差；$C_1=(0.01\times L)^2$；$C_2=(0.03\times L)^2$。模拟数据重建结果的 PSNR 和 SSIM 值如表 1 所示，其中每组第一列数据为均值，第二列数据为标准差。从表 1 可以看到，FBP 算法的 PSNR 值和 SSIM 值均最低；L_0MOCSC 算法具有更高的量化指标，与 WCSC 算法和 MOCSC 算法相比，PSNR 均值提高约为 0.8 dB～1.2 dB，SSIM 均值提高约为 0.05～0.03，在 PSNR 指标上 L_0MOCSC 算法的标准差高于 WCSC 算法，这也意味着 L_0MOCSC 算法在噪声抑制的稳定性上略低于 WCSC 算法。综合对比 WCSC 算法和 MOSCS 算法的重建视觉效果及量化指数，可以发现所提的 L_0MOCSC 算法优于单一多尺度卷积稀疏编码重建算法。

表 1 不同算法的量化结果

Table 1 Quantitative results of different algorithms

Algorithm	PSNR /dB		SSIM	
	Data A	Data B	Data A	Data B
FBP	33.49±2.56	36.24±1.20	0.8016±0.0656	0.8705±0.0260
FCR	37.65±1.00	36.69±0.74	0.9066±0.0280	0.8775±0.0208
WCSC	37.84±0.51	39.66±0.68	0.9085±0.0213	0.8912±0.0206
MOCSC	37.60±0.78	39.31±0.61	0.9217±0.0241	0.9360±0.0101
L_0MOCSC	**38.32±0.67**	**40.69±0.74**	**0.9288±0.0154**	**0.9416±0.0056**

为了更加直观地比较在 data A 和 data B 数据中不同算法的重建效果，进一步利用噪声功率谱 Q_{NPS} 来分析比较不同成像算法重建结果的噪声分布情况，Q_{NPS} 的计算公式为

$$Q_{\mathrm{NPS}}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{R})=\frac{\Delta x\Delta y}{P_xP_y}\langle|D(\boldsymbol{X},\boldsymbol{R})|^2\rangle,\tag{27}$$

式中：Δx 与 P_x 分别为水平方向上像素的尺寸及个数；Δy 与 P_y 分别为垂直方向上像素的尺寸及个数；$D(\cdot)$为离散傅里叶变换。data A 和 data B 数据重建结果的 NPS 如图 5 所示。从图 5 可以看到，在大部分区域，WCSC 算法的 NPS 强度较集中且高于 FCR 算法，FCR 算法的 NPS 分布较广，这也就意味着 WCSC 算法的重建图中低频的伪影信息残留较多，FCR 算法的重建图中高频的噪声残留较多；MOCSC 算法和 L_0MOCSC 算法的 NPS 分布类似，但 L_0MOCSC 算法的重建图中的 NPS 强度更低，这也表明该结果更接近参考图，噪声伪影成分更少，结果符合图 3 和图 4 所呈现的视觉效果。对比不同算法重建图的 NPS 可以发现，所提的 L_0MOCSC 算法在斑点噪声去除及条状伪影抑制的性能上均优于对比算法。

3.3 真实数据的重建结果

为了评估 L_0MOCSC 算法在真实数据中的重建效果，实验选取 data C 中两个不同部位的横断面图(slice #28 和 slice #120)及一个冠状面图(slice #230)进行比较，结果如图 6 所示。重建参数

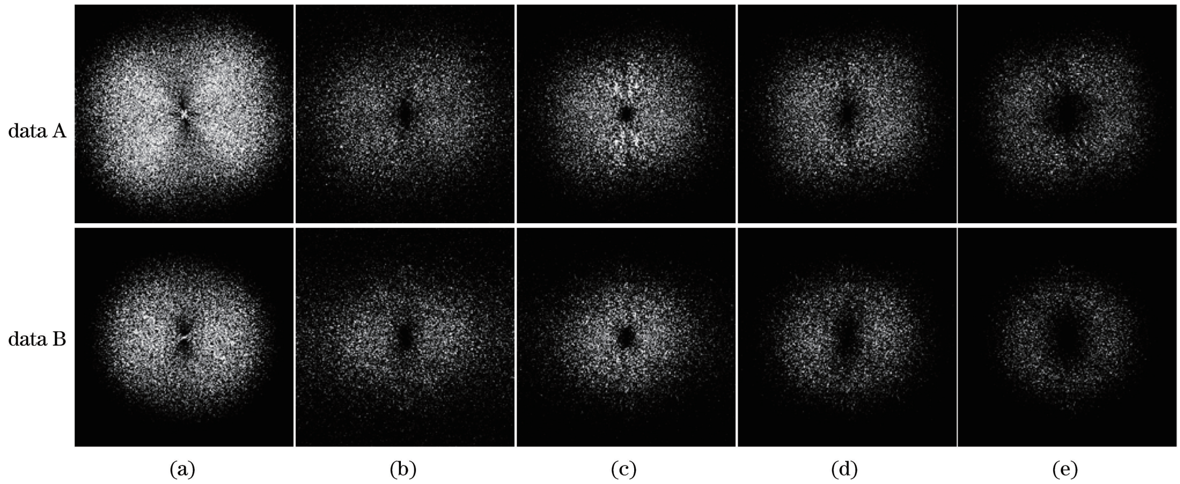

图 5 不同算法重建结果的 NPS。(a) LD-FBP 算法；(b) LD-FCR 算法；(c) LD-WCSC 算法；(d) LD-MOCSC 算法；(e) LD-L_0 MOCSC 算法

Fig. 5 NPS of reconstruction results by different algorithms. (a) LD-FBP algorithm; (b) LD-FCR algorithm; (c) LD-WCSC algorithm; (d) LD-MOCSC algorithm; (e) LD-L_0 MOCSC algorithm

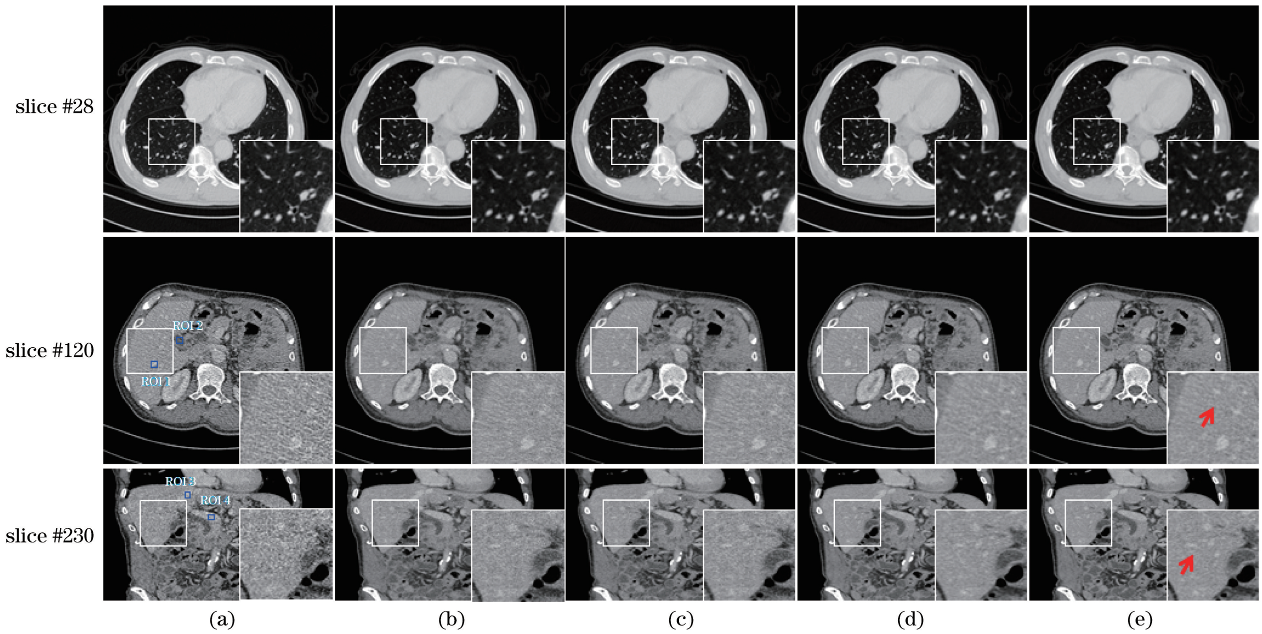

图 6 data C 数据在不同算法下的重建结果。(a) LD-FBP 算法；(b) LD-FCR 算法；(c) LD-WCSC 算法；(d) LD-MOCSC 算法；(e) LD-L_0 MOCSC 算法

Fig. 6 Reconstruction results of data C under different algorithms. (a) LD-FBP algorithm; (b) LD-FCR algorithm; (c) LD-WCSC algorithm; (d) LD-MOCSC algorithm; (e) LD-L_0 MOCSC algorithm

β、λ、η 和 γ 分别为 5.2×10^{-2}、1.2×10^{-2}、1.8×10^{-2} 和 4.5×10^{-2}。图 6 中横断面 slice ＃28 的显示窗宽/窗位为 1400 Hu/300 Hu，横断面 slice ＃120 及冠状面 slice ＃230 的显示窗宽/窗位为 400 Hu/50 Hu，从左到右分别为低剂量下的 FBP 算法、FCR 算法、WCSC 算法、MOCSC 算法和 L_0 MOCSC 算法的重建结果，将无常规剂量的重建图作为参考。从图 6 可以看到，FBP 算法的重建结果中噪声干扰严重；FCR 算法和 WCSC 算法的重建结果中，斑点噪声基本上得到了抑制，但在肝静脉血管及边缘区域出现了模糊现象，部分组织的对比度降低，如图 6(b)与图 6(c)的局部放大区域所示；MOCSC 算法的重建结果中，虽然对比度更高，细节保留较好，但与 L_0 MOCSC 算法的重建结果相比，仍然残留部分斑点噪声和条状伪影，如图 6(e)的局部放大区域箭头所示；L_0 MOCSC 算法的重建结果不仅具有较好

的组织区分能力，而且解剖组织结构的边缘更清晰，与对比算法结果相比具有更好的视觉效果。

为了量化比较无参考的真实数据重建图，实验采用对比噪声比 Q_{CNR} 对不同重建图进行定量分析和比较，Q_{CNR} 的计算公式为

$$Q_{\mathrm{CNR}}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{B})=\frac{|\mu_{\boldsymbol{Q}}-\mu_{\boldsymbol{B}}|}{\sqrt{\sigma_{\boldsymbol{Q}}^{2}+\sigma_{\boldsymbol{B}}^{2}}},\tag{28}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$ 为选定的感兴趣区域（ROI）；$\boldsymbol{B}$ 为背景区域；$\mu_{\boldsymbol{Q}}$ 和 $\mu_{\boldsymbol{B}}$ 为对应区域的均值；$\sigma_{\boldsymbol{Q}}$ 和 $\sigma_{\boldsymbol{B}}$ 为对应区域的标准差。选取图 6(a) 4 个小矩形填充区域作为候选的 ROI，包括肝静脉血管、胆囊及胰脏等部位，同时选取附近同样大小区域作为背景区域。横断面图 slice ＃120 及冠状面图 slice ＃230 的 CNR 量化结果如图 7 所示。从图 7 可以看到，FBP 算法的 CNR 值最低，FCR 算法的 CNR 值与 WCSC 算法相当；在 ROI 1、ROI 2 和 ROI 4 三个区域中，$\mathrm{L_0}$MOCSC 算法的 CNR 值最大；但在 ROI 3 区域中，$\mathrm{L_0}$MOCSC 算法的 CNR 值低于 MOCSC 算法，产生这一现象的主要原因是 MOCSC 算法的结果过于平滑，导致局部区域的像素值方差偏小，CNR 值偏大；$\mathrm{L_0}$MOCSC 算法的结果具有很好的解剖纹理且接近常规剂量的重建效果，局部区域的像素值存在一定方差。虽然噪声得到很好的抑制，但局部出现过平滑的现象，不同组织之间区别性差，这会导致 FCR 算法与 WCSC 算法的 CNR 值均较低。CNR 的量化结果表明，所提算法能够获得更高的组织对比度重建图，视觉效果更好。

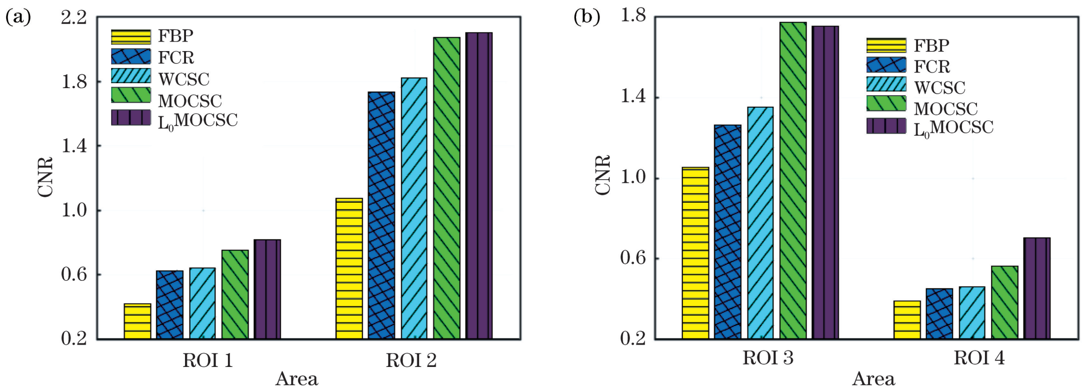

图 7　data C 重建图不同区域中的 CNR 量化结果。(a)横断面 slice ＃120；(b)冠状面 slice ＃23

Fig. 7　CNR quantification results in different regions of data C reconstructed image. (a) Cross-axial slice ＃120; (b) coronal slice ＃23

3.4　算法参数及收敛性分析

所提的 $\mathrm{L_0}$MOCSC 算法中涉及多个参数，主要包括多尺度滤波器参数和重建正则化参数两类，在实施过程中均需要对其进行调节。滤波器的大小和个数均会影响滤波器集在特征提取及编码过程中的性能；重建阶段的正则化参数会影响正则化项的惩罚程度。为此，实验中采用控制变量法对模拟数据进行重建测试，并逐一分析不同参数对 PSNR 和 SSIM 指标的影响，以指导所提算法在实际中的应用。

为了评估滤波器的大小和个数对最终重建结果的影响，实验中选取不同个数和不同大小的滤波器进行重建测试，相关结果的量化曲线如图 8 所示。从图 8(a)可以看到，三个滤波器的尺寸的个数对最终重建效果的影响较小，但过多的滤波器会增加计算量且没有带来明显的质量提升收益，为此在重建实验中单个尺度下均采用 32 个滤波器进行编码。从图 8(b)可以看到，三个滤波器的尺寸由小逐渐变大，PSNR 曲线呈先上升后下降的趋势，表明滤波器的大小对重建效果的影响较大，产生这一现象的主要原因是不同大小的滤波器所感知的特征信息范围有明显差别，滤波器越小，对局部的纹理信息特征越敏感，导致重建图中有过多的噪声；滤波器过大，编码精度下降，导致重建图中细节信号的丢失。权衡重建效果及计算量，实验选取的三个滤波器大小为 8×8×4、12×12×6 和 16×16×8。

正则化参数的重建包括两个部分，即高频成分重建过程中的 λ 和 β 及低频成分重建过程中的 η 和 γ。实验选取不同大小的参数值对 data A 数据进行重建测试，以评估其对重建效果的影响，相关结果如图 9 所示。从图 9(a)和图 9(b)可以看到，高频成分重建过程中的 λ 和 β 对 PSNR 和 SSIM 的影响较大，在实验过程中还发现，较小的 λ 值和 β 值均会导致重建图中存在斑点噪声和条状伪影，降低了 PSNR 和 SSIM，较大的 λ 值和 β 值均会使重建图过平滑，丢失解剖组织细节而造成 SSIM 的降低。从图 9(c)和图 9(d)可以看到，较小的 η 值和 γ 值均对

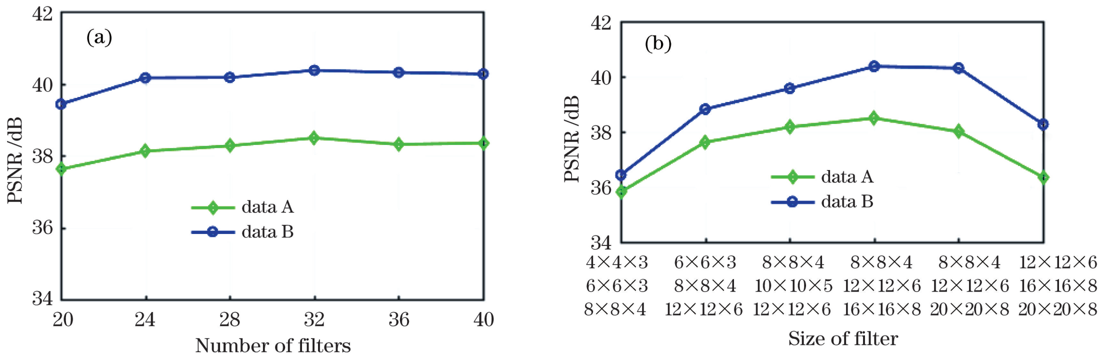

图 8　模拟数据在不同参数下对 L_0MOCSC 算法性能的影响。(a)不同滤波器的个数；(b)不同滤波器的大小

Fig. 8　Influence of simulated data on performance of L_0MOCSC algorithm under different parameters. (a) Number of different filters; (b) size of different filters

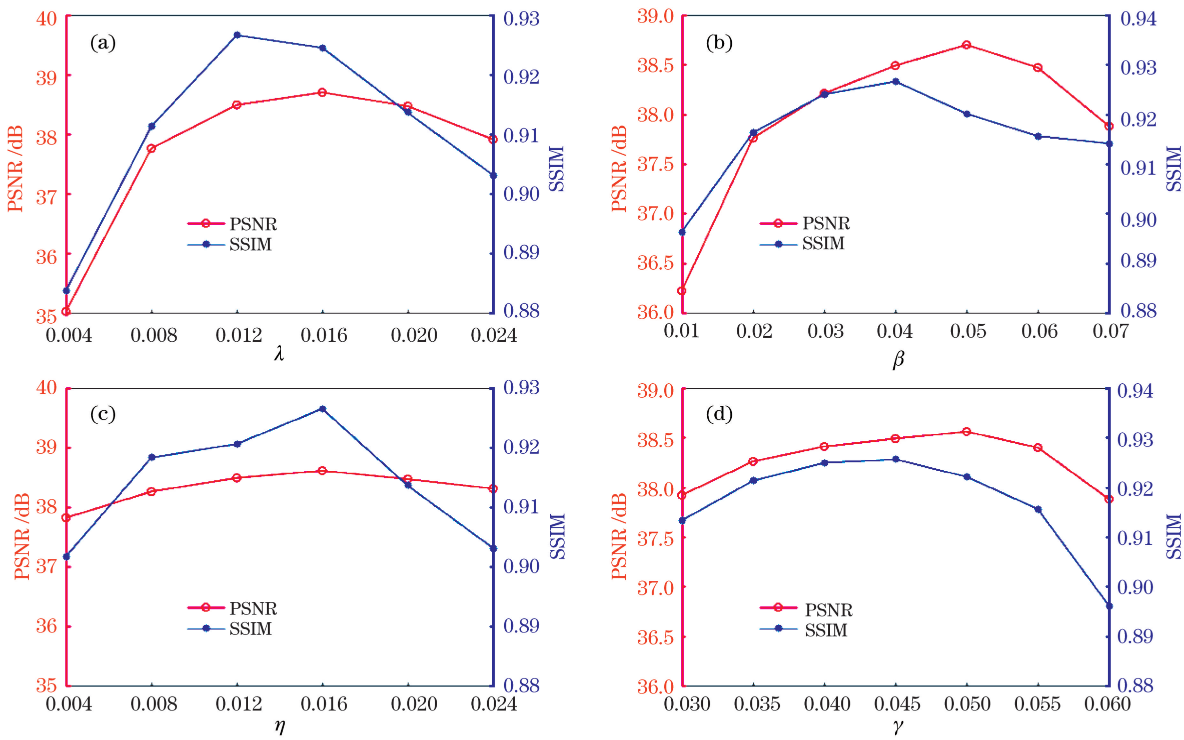

图 9　不同正则化参数的重建结果。(a) λ；(b) β；(c) η；(d) γ

Fig. 9　Reconstruction results of different regularization parameters. (a) λ; (b) β; (c) η; (d) γ

重建结果的影响较小，这主要是由于低频成分中，细节及噪声伪影信息较少，小正则化参数对重建结果的影响较小；当 η 值和 γ 值过大时，正则化参数会影响低频成分中的解剖结构信息，造成过平滑从而影响整个重建图。为此，所提算法在重建实施中，需要权衡噪声伪影的抑制及细节的保留来选取合适的正则化参数。

L_0MOCSC 算法是对高频成分的重建过程及低频成分的重建过程进行交替更新的。其中高频成分的重建过程又分为两个主要步骤，重建图更新及多尺度在线卷积稀疏编码；低频成分的重建过程包括重建图更新及梯度 L_0 范数约束。其中重建图的更新均为二次约束问题，卷积稀疏编码均为 L_1 范数约束问题，求解算法成熟；梯度 L_0 范数约束类似于全变差最小化问题，求解过程中采用的近似方法难以保证其全局收敛。为此，实验进一步采用重建结果的 PSNR 和 SSIM 与迭代次数曲线来间接验证 L_0MOCSC 重建算法的收敛性及稳定性，data A 数据重建结果量化的迭代曲线如图 10 所示。从图 10 可以看到，L_0MOCSC 算法在经过一系列迭代更新后，PSNR 值及 SSIM 值均趋于稳定且高于其他对比算法，这也表明所提算法可获得较稳定的解。

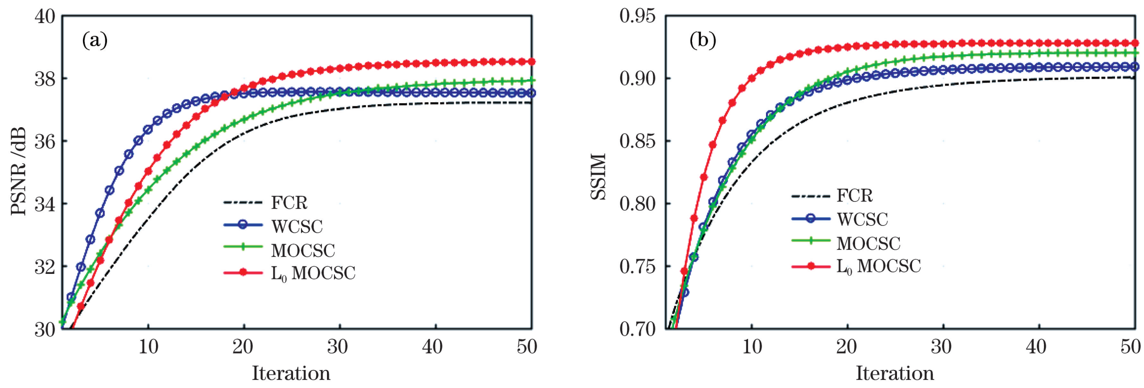

图 10 不同算法在不同指标下的性能迭代曲线。(a) PSNR; (b) SSIM

Fig. 10 Performance iteration curves of different algorithms under different indexes. (a) PSNR; (b) SSIM

为了比较不同算法在重建相同大小体数据的单次迭代时间,以及获得的重建质量提升收益,在 data A 数据中,随机选取 slice ＃61 层数据并计算其 PSNR,与 FBP 算法的重建结果进行比较并计算 PSNR 的提升量;在 data C 数据中,随机选取 slice ＃24 层数据并计算其肝脏囊肿区域 CNR 值,与 FBP 算法的重建结果进行比较并计算提升量,比较结果如表 2 所示。从表 2 可以看到,从计算时间上来看,由于 FCR 算法采用的是多线程策略,其重建时间仅高于 WCSC 算法,MOCSC 算法的计算量高于 WCSC 算法,所提算法是在 MOCSC 算法的基础上增加了低频成分的重建处理过程,所以最终的计算时间高于其他对比算法;从重建质量提升收益上来看,所提算法的重建图的信噪比及对比噪声比收益最高,相比于 FBP 算法带来较大成像质量的提升。总的来说,算法牺牲掉计算时间而带来的成像质量提升是有必要的。

表 2 不同算法的计算时间与收益

Table 2 Calculation time and benefits different algorithms

Algorithm	data A		data C	
	Time per iteration /s	PSNR /dB	Time per iteration /s	CNR
FCR	187±8.5	4.11	224±7.3	0.22
WCSC	144±6.1	4.34	179±6.5	0.25
MOCSC	216±5.4	4.37	291±6.4	0.32
L_0 MOCSC	278±5.6	4.96	364±6.8	0.36

4 结　论

为了提高 LDCT 成像质量,采用频率分解的重建形式对重建图的高频成分进行多尺度在线卷积稀疏编码约束,对低频成分进行梯度 L_0 范数约束,以提高最终的成像效果。其中多尺度三维在线卷积稀疏编码可增强滤波器集的特征提取及表示能力,提升高频成分中斑点噪声的抑制及细节的保留能力;梯度 L_0 范数约束可保持低频成分中的边缘结构,去除强度较大的条带状伪影。实验中采用三组不同的数据进行重建验证并进行定量分析。实验结果表明,所提算法在抑制条状伪影、降低斑点噪声及保持解剖组织细节方面都取得了较满意的效果,多个量化指标优于对比算法。实验中还对部分参数进行验证分析与讨论,但缺乏相关的理论分析,未来可进一步研究算法参数的选取。此外,算法的收敛性、稳健性及通用性的理论证明也有待进一步研究。总的来说,受到卷积稀疏编码在信号处理领域的启发,所提算法虽然增加多个尺度下卷积编码的计算量,但也带来一定的重建效果收益。后续可结合多核并行计算和 GPU 加速等策略来提高重建效率,可扩大此方法在多能谱 CT 重建[23]和 MRI 重建[14]等领域中的应用。

参 考 文 献

[1] Mallah M H A, Aljizeeri A, Alharthi M, et al. Routine low-radiation-dose coronary computed tomography angiography[J]. European Heart Journal Supplements, 2014, 16: B12-B16.

[2] Zeng G L. Medical image reconstruction: a conceptual tutorial[M]. Berlin: Springer, 2010: 21-87.

[3] Liu J. Feature sparse representation based low dose CT imaging[D]. Nanjing: Southeast University, 2018.
刘进. 特征稀疏表示的低剂量 CT 成像方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.

[4] Sidky E Y, Pan X C. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation minimization[J]. Physics in Medicine and Biology, 2008, 53(17): 4777-4807.

[5] Liu Y, Liang Z R, Ma J H, et al. Total variation-

stokes strategy for sparse-view X-ray CT image reconstruction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, 33(3): 749-763.

[6] Ma J M, Zhang J Q, Song G Z, et al. Total variation constrained iterative filtered back projection CT reconstruction method[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2): 0234002.
马继明, 张建奇, 宋顾周, 等. 全变分约束迭代滤波反投影 CT 重建[J]. 光学学报, 2015, 35(2): 0234002.

[7] Bredies K, Kunisch K, Pock T, et al. Total generalized variation[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2010, 3(3): 492-526.

[8] Xu Q, Yu H Y, Mou X Q, et al. Low-dose X-ray CT reconstruction via dictionary learning[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012, 31(9): 1682-1697.

[9] Liu J, Hu Y N, Yang J, et al. 3D feature constrained reconstruction for low-dose CT imaging[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(5): 1232-1247.

[10] Lu Y, Zhao J, Wang G, et al. Fair-view image reconstruction with dual dictionaries[J]. Physics in Medicine & Biology, 2012, 57(1): 173-189.

[11] Liu J, Kang Y Q, Gu Y B, et al. Low dose computed tomography image reconstruction based on sparse tensor constraint[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0811004.
刘进, 亢艳芹, 顾云波, 等. 稀疏张量约束的低剂量 CT 图像重建[J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0811004.

[12] Zhang H, Patel V M. Convolutional sparse and low-rank coding-based rain streak removal[C]//2017 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), March 24-31, 2017, Santa Rosa, CA, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1259-1267.

[13] Gu S H, Zuo W M, Xie Q, et al. Convolutional sparse coding for image super-resolution[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 1823-1831.

[14] Duc T N, Quan T M, Jeong W K, et al. Frequency-splitting dynamic MRI reconstruction using multi-scale 3D convolutional sparse coding and automatic parameter selection[J]. Medical Image Analysis, 2019, 53: 179-196.

[15] Bao P, Xia W J, Yang K, et al. Convolutional sparse coding for compressed sensing CT reconstruction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(11): 2607-2619.

[16] Liu J, Kang Y Q, Hu D L, et al. Convolutional sparse coding in wavelet domain for low dose CT reconstruction[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(11): 1784-1794.
刘进, 亢艳芹, 胡殿麟, 等. 小波域卷积稀疏编码的低剂量 CT 图像重建[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(11): 1784-1794.

[17] Wohlberg B. Efficient convolutional sparse coding[C]//2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), May 4-9, 2014, Florence, Italy. New York: IEEE Press, 2014: 7173-7177.

[18] de Man B, Basu S. Distance-driven projection and backprojection[C]//2002 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record, November 10-16, 2002, Norfolk, VA, USA. New York: IEEE Press, 2002: 1477-1480.

[19] Wu W W, Zhang Y B, Wang Q, et al. Low-dose spectral CT reconstruction using image gradient L_0-norm and tensor dictionary[J]. Applied Mathematical Modelling, 2018, 63: 538-557.

[20] Elbakri I A, Fessler J A. Statistical image reconstruction for polyenergetic X-ray computed tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(2): 89-99.

[21] Wohlberg B. Efficient algorithms for convolutional sparse representations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(1): 301-315.

[22] Mccollough C H. Low dose CT grand challenge[EB/OL]. [2020-10-04]. https://www.aapm.org/GrandChallenge/Low Dose CT.

[23] 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.
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.