

基于非局部低秩稀疏矩阵分解的低剂量脑灌注CT统计迭代重建

牛善洲^{1,2}, 李硕^{1,2}, 梁礼境^{1,2}, 谢国强^{1,2}, 刘汉明¹

1. 赣南师范大学数学与计算机科学学院, 江西 赣州 341000; 2. 赣南师范大学赣州市计算成像重点实验室, 江西 赣州 341000

【摘要】脑灌注CT成像需要对患者头部进行连续反复扫描, 相应的X射线辐射剂量较常规CT显著增加。为减少X射线辐射剂量, 提出一种基于非局部低秩稀疏矩阵分解的低剂量脑灌注CT统计迭代重建方法。首先对脑灌注CT序列图像进行分块, 然后构建非局部低秩稀疏矩阵分解模型, 最后求解相应的目标函数重建出脑灌注CT序列图像。与滤波反投影算法和基于低秩稀疏矩阵分解的惩罚加权最小二乘方法相比, 本文方法得到的脑血容量参数图像的结构相似性指标分别提高38.07%和5.61%、特征相似性指标分别提高13.17%和2.47%; 平均通过时间参数图像的结构相似性指标分别提高59.73%和0.28%、特征相似性指标分别提高20.26%和0.70%。本文方法能在去除低剂量脑灌注CT图像噪声和伪影的同时保持图像的边缘结构信息, 并且获得更准确的脑血流动力学参数图像。

【关键词】脑灌注CT; 非局部低秩稀疏矩阵分解; 惩罚加权最小二乘; 图像重建

【中图分类号】R318; R814.2

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)11-1336-07

Statistical iterative reconstruction for low-dose cerebral perfusion CT using nonlocal low-rank and sparse matrix decomposition

NIU Shanzhou^{1,2}, LI Shuo^{1,2}, LIANG Lijing^{1,2}, XIE Guoqiang^{1,2}, LIU Hanming¹

1. School of Mathematics and Computer Science, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China; 2. Ganzhou Key Laboratory of Computational Imaging, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China

Abstract: The cerebral perfusion CT (CPCT) imaging requires continuous repetition scans, and the corresponding radiation dose is significantly increased compared with that of conventional CT. A low-dose CPCT statistical iterative reconstruction method using penalized weighted least-squares based on nonlocal low-rank and sparse matrix decomposition (PWLS-NLSMD) is present to reduce the radiation dose of CPCT imaging. After partitioning the sequence images of CPCT, a NLSMD model is developed, and the corresponding objective function is solved for reconstructing CPCT images. PWLS-NLSMD increases the structural similarity and feature similarity of the cerebral blood volume map and those of the mean transit time map by 38.07%, 13.17%, 59.73% and 20.26% as compared with filtered back-projection algorithm, and 5.61%, 2.47%, 0.28% and 0.70% as compared with penalized weighted least-squares based on low-rank and sparse matrix decomposition. PWLS-NLSMD can preserve the edge and structure information while effectively suppressing the noise, and obtain more accurate cerebral hemodynamic parameters.

Keywords: cerebral perfusion CT; nonlocal low-rank and sparse matrix decomposition; penalized weighted least-squares; image reconstruction

前言

【收稿日期】2023-06-13

【基金项目】国家自然科学基金(62261002, 11701097); 江西省科技創新杰出青年人才培养计划(20192BCB23019); 江西省重点研发计划一般项目(20202BBE53024); 江西省“双千计划”科技创新高端人才青年项目(jxsq2019201061); 江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ211407); 江西省数值模拟与仿真技术重点实验室开放课题(21zb02)

【作者简介】牛善洲, 博士, 副教授, 研究方向: CT成像理论与方法, E-mail: szniu@gnnu.edu.cn

脑卒中又叫脑中风, 是成年人中致死、致残的主要病因^[1-2]。有研究发现脑卒中的及时诊断和治疗可以大大降低患者的死亡率及伤残率^[3-4]。脑灌注CT可以快速、准确、无创地获取患者脑部的血流信息, 已经成为脑卒中诊断和评估的首选方式^[5-6]。脑灌注CT成像过程如下: 首先, 需要对患者头部进行常规的CT平扫来确定灌注扫描区域, 然后从患者的静脉注射造影剂, 当造影剂通过感兴趣区域(Region of Interest, ROI)时, 再对该区域进行连续的动态扫描, 从而获取该区域的动态CT图像^[7]。脑灌注CT的辐

射剂量与常规CT相比显著增加,过高的X射线辐射剂量会导致患者皮肤灼伤、脱发、诱发癌症^[8-9]。因此,如何在满足临床需求成像的前提下最大程度降低X射线辐射剂量成为脑灌注CT成像亟待解决的关键问题。

直接降低脑灌注CT扫描过程中的管电流、管电压是降低辐射剂量最简单可行的方法之一,但是这种方法会导致投影数据中含有大量的量子噪声,传统滤波反投影算法(Filtered Back-Projection, FBP)重建的图像质量会严重退化,无法满足临床诊断的需求^[10-14]。脑灌注CT统计迭代重建方法可以通过对成像过程和投影数据进行统计建模,然后通过求解目标函数来重建低剂量脑灌注CT图像^[15-16]。在统计建模过程中引入正则化约束能有效地去除重建图像中的噪声和伪影^[6, 17-20]。Manhart等^[17]提出一种基于联合双边滤波正则化的C型臂动态灌注成像方法,有效降低重建图像中的噪声。脑灌注CT的高质量平扫CT图像含有丰富的结构信息,将其作为先验信息引入正则化统计迭代过程能实现高质量图像重建。Chen等^[18]和Lauzier等^[19]提出先验图像约束的压缩感知方法来重建高质量CT图像,但该方法需要先验图像与目标图像具有较高的匹配精度,否则会引入伪影。Ma等^[6]提出一种先验图像引导的非局部均值正则化方法,降低图像匹配精度的要求。Niu等^[20]提出一种基于先验图像约束扩散张量的脑灌注CT重建方法,该方法利用先验图像与目标图像的几何结构特征,可以有效抑制先验图像与目标图像灰度值不一致引起的伪影。

脑灌注CT图像的一个重要特性是序列图像中只有造影剂浓度的变化,相邻图像之间具有丰富的冗余信息^[7, 21]。基于上述结构相关性,本研究提出一个非局部低秩稀疏矩阵分解(Nonlocal Low-rank and Sparse Matrix Decomposition, NLSMD)模型。首先,对脑灌注CT序列图像进行分块组成一个矩阵,然后将其分解成一个低秩矩阵和稀疏矩阵之和。稀疏矩阵代表灌注增强信息,低秩矩阵代表去除增强信息的解剖结构。将NLSMD模型引入惩罚加权最小二乘(Penalized Weighted Least-Squares, PWLS)准则,提出一种基于NLSMD的低剂量脑灌注CT统计迭代重建方法。实验结果表明该方法在去除噪声和伪影的同时可以保持图像的结构边缘信息,得到准确的脑血流参数图像。

1 模型与算法

1.1 PWLS重建模型

脑灌注CT成像过程中第 k 帧脑灌注CT投影数

据 $\mathbf{y}_k = (\mathbf{y}_{k,1}, \mathbf{y}_{k,2}, \dots, \mathbf{y}_{k,M})^T$ 可表示为:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k, k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_k = (\mathbf{x}_{k,1}, \mathbf{x}_{k,2}, \dots, \mathbf{x}_{k,N})^T$ 表示待重建的第 k 帧脑灌注CT图像, K 是脑灌注CT图像的帧数, \mathbf{H} 是投影矩阵, T 表示矩阵的转置, M 和 N 分别为投影数据 \mathbf{y}_k 和图像 \mathbf{x}_k 的维数。

设 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1; \mathbf{y}_2; \dots; \mathbf{y}_K]$, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1; \mathbf{x}_2; \dots; \mathbf{x}_K]$, 脑灌注CT成像模型可以写为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{A} = \mathbf{E} \otimes \mathbf{H}$, \mathbf{E} 是单位矩阵, \otimes 表示克罗内克积。

脑灌注CT图像重建问题的PWLS模型可以写为:

$$\mathbf{X}^* = \arg \min_{\mathbf{X} \geq 0} \left\{ (\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}) + \beta R(\mathbf{X}) \right\} \quad (3)$$

其中, $R(\mathbf{X})$ 是正则化函数, $\beta > 0$ 是正则化参数。对角矩阵 $\boldsymbol{\Sigma} = \text{diag}\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_K^2\}$, $\sigma_k = (\sigma_{k,1}, \sigma_{k,2}, \dots, \sigma_{k,M})^T$ 。其中, $\sigma_{k,i}^2$ 由式(4)计算^[22]:

$$\sigma_{k,i}^2 = \frac{1}{I_0} \exp(\bar{y}_{k,i}) \left(1 + \frac{1}{I_0} \exp(\bar{y}_{k,i}) (\sigma_e^2 - 1.25) \right) \quad (4)$$

$$k=1, 2, \dots, K; i=1, 2, \dots, M$$

其中, $\bar{y}_{k,i}$ 为投影数据 \mathbf{y}_k 在射线束 i 的均值, I_0 是X射线的强度, σ_e^2 为背景电子噪声方差。

1.2 NLSMD模型

设 $\{R_p \mathbf{x}_k\} (p = 1, 2, \dots, P)$ 为图像块提取算子, P 是图像块的个数,图像块的大小为 $\sqrt{B} \times \sqrt{B}$ 。使用上述分块算子对脑灌注CT序列图像进行相同的分块运算,并将同一位置不同帧的图像块组合成矩阵 \mathbf{V}_p :

$$\mathbf{V}_p = [R_p \mathbf{x}_1, R_p \mathbf{x}_2, \dots, R_p \mathbf{x}_K] = R_p(\mathbf{X}) \quad (5)$$

矩阵 \mathbf{V}_p 可以分解为一个低秩矩阵 \mathbf{L}_p 和一个稀疏矩阵 \mathbf{S}_p 的和,即 $\mathbf{V}_p = \mathbf{L}_p + \mathbf{S}_p$ 。 \mathbf{L}_p 和 \mathbf{S}_p 可以由如下的约束优化问题求解:

$$\min_{\mathbf{L}_p, \mathbf{S}_p} \|\mathbf{L}_p\|_* + \lambda \|\nabla \mathbf{S}_p\|_1 \quad \text{s.t. } \mathbf{V}_p = \mathbf{L}_p + \mathbf{S}_p \quad (6)$$

其中, $\|\cdot\|_*$ 表示核范数, $\|\cdot\|_1$ 表示 ℓ_1 范数, $\lambda > 0$ 为惩罚参数, ∇ 为梯度算子。进一步,式(6)可以通过如下的无约束优化问题进行求解:

$$\min_{\mathbf{L}_p, \mathbf{S}_p} \frac{1}{2\mu} \|\mathbf{V}_p - \mathbf{L}_p - \mathbf{S}_p\|_F^2 + \|\mathbf{L}_p\|_* + \lambda \|\nabla \mathbf{S}_p\|_1 \quad (7)$$

其中, $\mu > 0$ 为惩罚参数。

1.3 PWLS-NLSMD重建

低剂量脑灌注CT的NLSMD重建模型可以写成如下形式:

$$\arg \min_{\mathbf{X} \geq 0} (\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}) + \sum_{p=1}^P \frac{1}{2\mu} \|\mathbf{V}_p - \mathbf{L}_p - \mathbf{S}_p\|_F^2 + \|\mathbf{L}_p\|_* + \lambda \|\nabla \mathbf{S}_p\|_1 \quad (8)$$

其中, $\lambda = 1/\sqrt{n_p}$, $\mu = 2\sqrt{n_p}\delta$, 矩阵 V_p 的行数用 n_p 表示, $\delta > 0$ 为超参数。选用交替优化算法来对其进行求解:

$$V_p^n = R_p(X^n) \quad (9)$$

$$(L_p^{n+1}, S_p^{n+1}) = \arg \min_{(L_p, S_p)} \frac{1}{2\mu} \|V_p^n - L_p - S_p\|_F^2 + \lambda \|L_p\|_* + \lambda \|\nabla S_p\|_1 \quad (10)$$

$$X^{n+1} = \arg \min_{X \geq 0} \frac{1}{2} (Y - AX)^T \Sigma^{-1} (Y - AX) + \sum_{p=1}^P \frac{1}{2\mu} \|V_p - L_p^{n+1} - S_p^{n+1}\|_F^2 \quad (11)$$

其中, n 是迭代次数。

为求解式(10), 首先将矩阵 S_p 固定, 矩阵 L_p 通过下式求解:

$$\min_{L_p} \frac{1}{2\mu} \|(V_p^n - S_p) - L_p\|_F^2 + \lambda \|L_p\|_* \quad (12)$$

使用奇异值分解算法^[23]求解式(12):

$$L_p^{(n+1)} = \sum_i \max(\zeta_i - \mu, 0) u_i v_i^T \quad (13)$$

其中, ζ_i 是矩阵 $(V_p - S_p)$ 的奇异值, u_i 、 v_i 为矩阵 $(V_p - S_p)$ 的特征向量。固定 L_p , S_p 可以通过下式求解:

$$\min_{S_p} \frac{1}{2\mu} \|(V_p^n - L_p) - S_p\|_F^2 + \lambda \|\nabla S_p\|_1 \quad (14)$$

将式(14)转化为如下的等价问题:

$$\min_{W_{i,j}} \left\| (V_p^n - L_p) - \alpha \operatorname{div} W \right\|_F^2 \quad (15)$$

其中, $W = \{W_{i,j}\}$ 为对偶变量, $\alpha = \lambda\mu$, div 为散度算子。如果 W^* 是式(15)的解, 那么式(14)的解可由式(16)给出:

$$S_p^{(n+1)} = V_p^n - L_p - \alpha \operatorname{div} W^* \quad (16)$$

其中, W^* 可以由 Chambolle 算法^[24]得到, 其迭代格式如下:

$$W_{i,j}^{l+1} = \frac{W_{i,j}^l + \tau \left(\nabla (\operatorname{div} W^l - V_p^n / \alpha - L_p^n / \alpha) \right)_{i,j}}{1 + \tau \left| \nabla (\operatorname{div} W^l - V_p^n / \alpha - L_p^n / \alpha) \right|_{i,j}} \quad (17)$$

其中, l 是迭代次数, $\tau > 0$ 是迭代步长。本研究中, Chambolle 算法的迭代次数设置为 10。

为解决式(11), 将图像块到图像的逆变换表示为

$$X = (1/B) \sum_{p=1}^P V_p \quad \text{定义 } \hat{X}^{n+1} = (1/B) \sum_{p=1}^P (L_p^{n+1} + S_p^{n+1}), \text{ 则:}$$

$$\frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \frac{\partial \|V_p - L_p - S_p\|_F^2}{\partial V_p} = \sum_{p=1}^P (V_p - L_p^{n+1} - S_p^{n+1}) = B(X - \hat{X}^{n+1}) \quad (18)$$

式(18)的解可由如下最优性条件给出:

$$(\mu A^T \Sigma^{-1} A + B) X = \mu A^T \Sigma^{-1} Y + B \hat{X}^{n+1} \quad (19)$$

使用共轭梯度法求解式(19)。

1.4 实验数据

使用 Manhart 等^[17]的体膜图像, 根据先前工作^[14]的仿真方法得到 50 帧低剂量脑灌注 CT 投影数据。X 射线源到探测器和旋转中心的距离分别为 949 和 408 mm, 投影角度为 984, 探测器的个数为 888, 探测器的大小为 1 mm。X 射线的入射光子强度 I_0 设置为 1×10^5 。图像的维度为 256×256 , 像素大小为 $1 \text{ mm} \times 1 \text{ mm}$ 。数值脑灌注体膜见图 1。

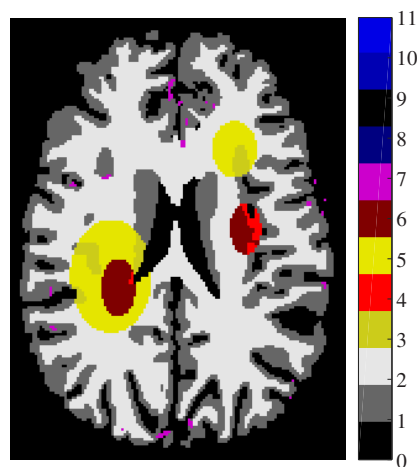


图1 数值脑灌注体膜

Figure 1 Digital cerebral perfusion phantom

1.5 图像质量评价指标

使用相对均方根误差 (Relative Root Mean Square Error, RRMSE)、结构相似性指标^[25] (Structured Similarity Indexing Method, SSIM) 和特征相似性指标^[26] (Feature Similarity Indexing Method, FSIM) 评价重建图像的质量。RRMSE 的计算公式为:

$$\text{RRMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_{\text{recon}}(i,j) - x_{\text{phantom}}(i,j))^2}{\sum_{n=1}^N (x_{\text{phantom}}(i,j))^2}} \quad (20)$$

其中, $x_{\text{recon}}(i,j)$ 和 $x_{\text{phantom}}(i,j)$ 分别表示重建图像和体膜图像在 (i,j) 处的像素值。SSIM 和 FSIM 使用文献 [25-26] 的方法进行计算。

1.6 方法比较

为验证 PWLS-NLSMD 重建方法的有效性, PWLS-NLSMD 方法与本研究的基于低秩稀疏矩阵分解惩罚加权最小二乘重建方法 (Penalized Weighted Least-Squares Based on Low-rank and Sparse Matrix Decomposition, PWLS-LSMD) 进行比较。PWLS-LSMD 方法的目标函数见式(21)。

$$\min_{(X_L, X_S)} \frac{1}{2\mu} \left(Y - A(X_L + X_S) \right)^T \Sigma^{-1} \left(Y - A(X_L + X_S) \right) + \left\| X_L \right\|_* + \lambda \left\| \nabla X_S \right\|_1 \tag{21}$$

其中, X_L 为脑灌注CT序列图像的低秩部分, X_S 为脑灌注CT序列图像的稀疏部分, $\mu > 0, \lambda > 0$ 是超参数。

2 实验结果与分析

2.1 脑灌注CT重建结果

图2给出了通过不同方法重建的脑灌注CT图像。FBP方法的重建结果中含有大量的伪影和噪声, PWLS-LSMD方法和PWLS-NLSMD方法重建出的图像与体膜图像更为接近, 但是PWLS-LSMD方法的脑灌注CT图像仍存在条形带状伪影, 而且图像结构边缘模糊, 而PWLS-NLSMD方法重建出的图像中的伪影及噪声大大降低的同时有效地保持了边缘信息。

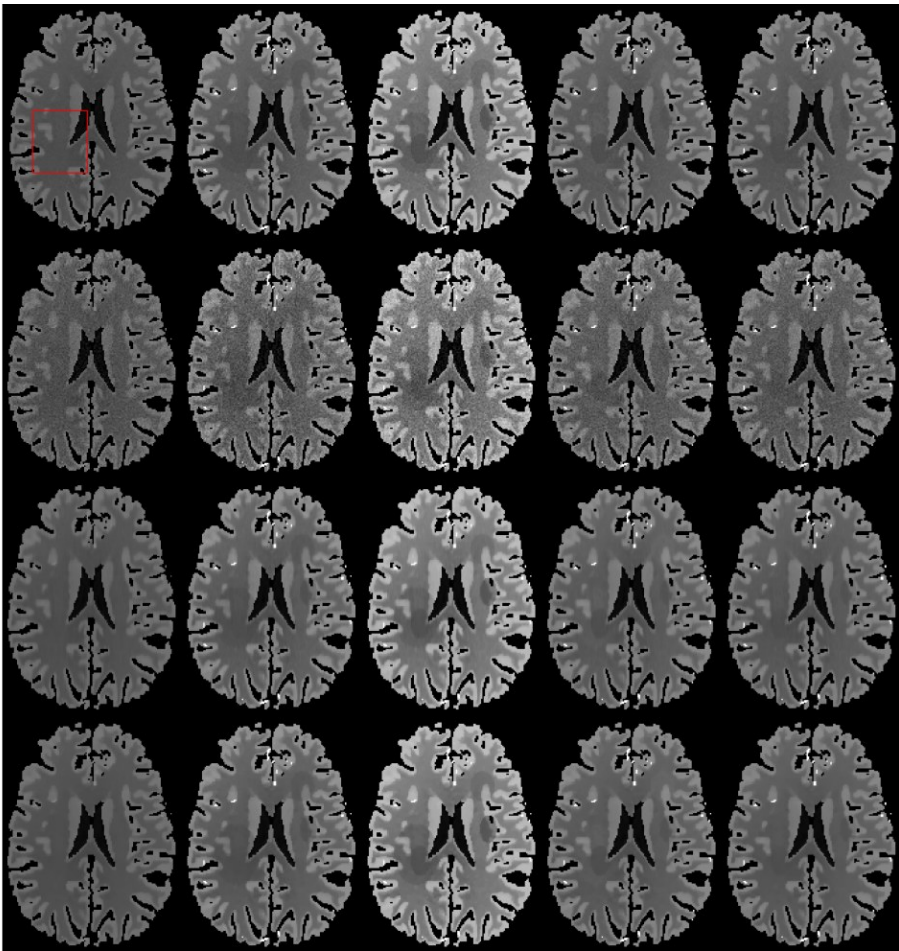


图2 数值脑灌注CT体膜重建结果

Figure 2 Digital cerebral perfusion CT reconstruction results

第一行为脑灌注CT体膜图像,第二行是FBP方法重建的脑灌注CT图像,第三行是PWLS-LSMD方法重建的脑灌注CT图像,第四行是PWLS-NLSMD方法重建的脑灌注CT图像;每一行从左到右依次为第5帧(#5)、第15帧(#15)、第25帧(#25)、第35帧(#35)、第45帧(#45)图像

重建结果的SSIM、FSIM和RRMSE如图3所示。结果发现PWLS-NLSMD方法在重建出的不同帧图像SSIM和FSIM都优于PWLS-LSMD方法,而且具有更低的RRMSE。

图4给出重建图像图2中ROI(红色方框所示)的局部放大图,可以看出PWLS-NLSMD方法在抑制噪声和保持局部细节信息的能力上都优于其他方法。

FBP方法噪声十分明显,细节也难以区分。PWLS-LSMD方法重建的图像存在大量的条纹伪影,并且图像的结构细节模糊。

2.2 脑血流动力学参数图像

本研究使用截断奇异值分解算法^[27]计算脑血容量(Cerebral Blood Volume, CBV)参数图像和平均通过时间(Mean Transit Time, MTT)参数图像。图5为

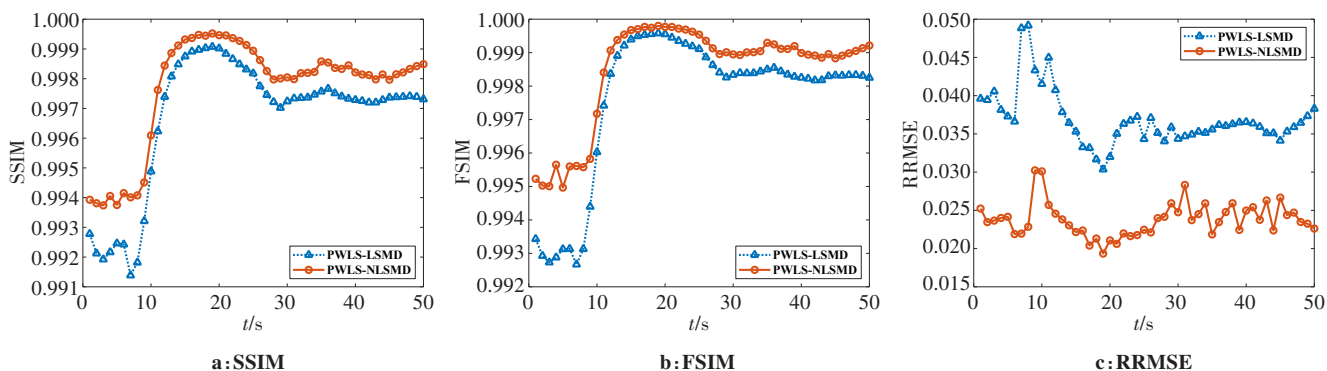


图3 重建图像的SSIM、FSIM和RRMSE
Figure 3 SSIM, FSIM and RRMSE of the reconstructed images

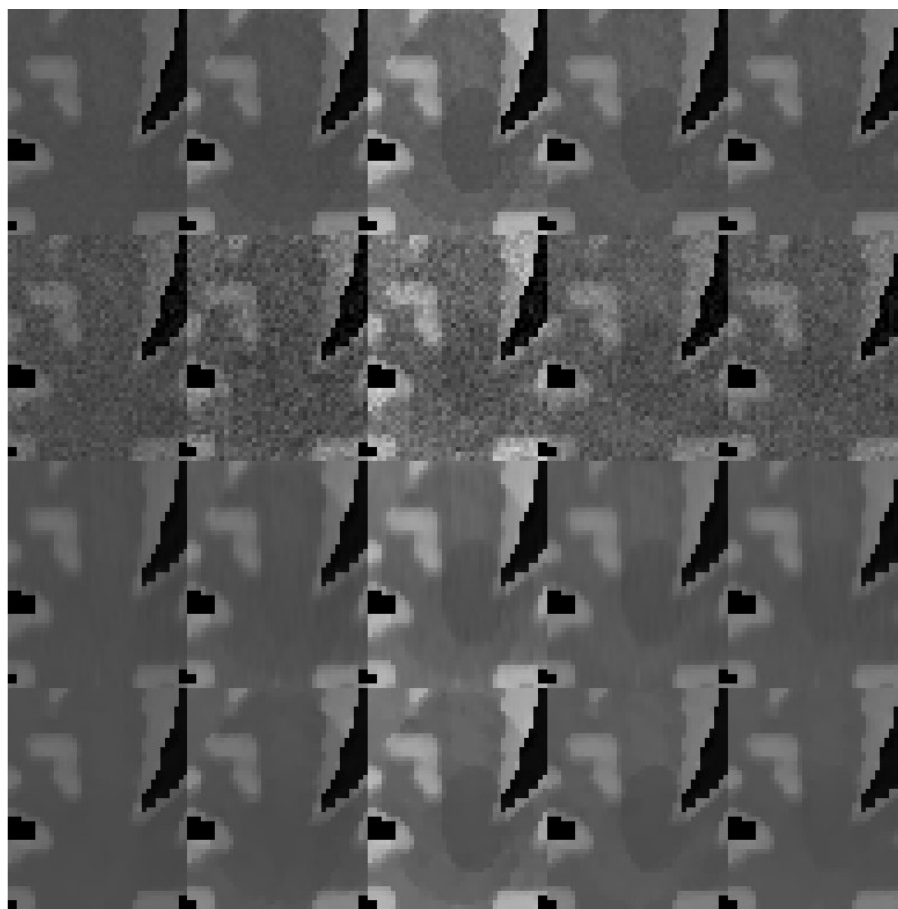


图4 ROI区域(图2红色方框所示)的局部放大图
Figure 4 Zoomed details of the ROI (red box) in Figure 2

不同方法得到的CBV参数图像。FBP算法重建出的图像得到的CBV图像中存在着大量的伪影和噪声,甚至无法分辨出脑组织区域。相较FBP算法,PWLS-LSMD方法得到的CBV图像中的噪声和伪影有了很大的改善,但是,在梗死核心区域(红色箭头所示)仍存在噪声和伪影。PWLS-NLSMD方法得到的CBF图像在噪声抑制和结构细节保持方面均有着不错的效果。

FBP方法得到的CBV图像的SSIM、FSIM分别为0.6856、0.8657;PWLS-LSMD方法得到的CBV图像的SSIM、FSIM分别为0.8963、0.9561;PWLS-NLSMD方法得到的CBV图像的SSIM、FSIM分别为0.9466、0.9797。与FBP和PWLS-LSMD方法相比,PWLS-NLSMD方法得到的CBV图像的SSIM分别提高38.07%和5.61%,FSIM分别提高13.17%和2.47%。

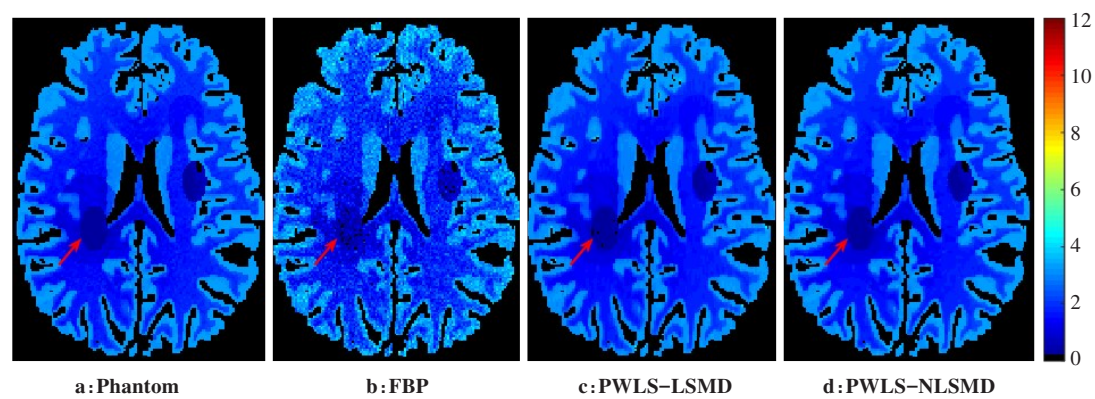


图5 CBV图像

Figure 5 Cerebral blood volume maps

图6是不同方法得到的MTT图像。FBP方法得到的MTT图像中含有大量的噪声,图像质量严重退化。与FBP算法相比,PWLS-LSMD方法得到的MTT图像虽然噪声和伪影大大降低,但梗死核心区域(蓝色箭头所示)仍存在大量噪声和伪影,而且区域轮廓边界模糊。PWLS-NLSMD得到的MTT图像噪声和伪影抑制明显,有着最好的效果。FBP方法得

到的MTT图像的SSIM、FSIM分别为0.587 5、0.809 0; PWLS-LSMD方法得到的MTT图像的SSIM、FSIM分别为0.935 9、0.966 1; PWLS-NLSMD方法得到的MTT图像的SSIM、FSIM分别为0.938 4、0.972 9。与FBP和PWLS-LSMD方法相比,PWLS-NLSMD方法得到的MTT图像的SSIM分别提高59.73%和0.28%; FSIM分别提高20.26%和0.70%。

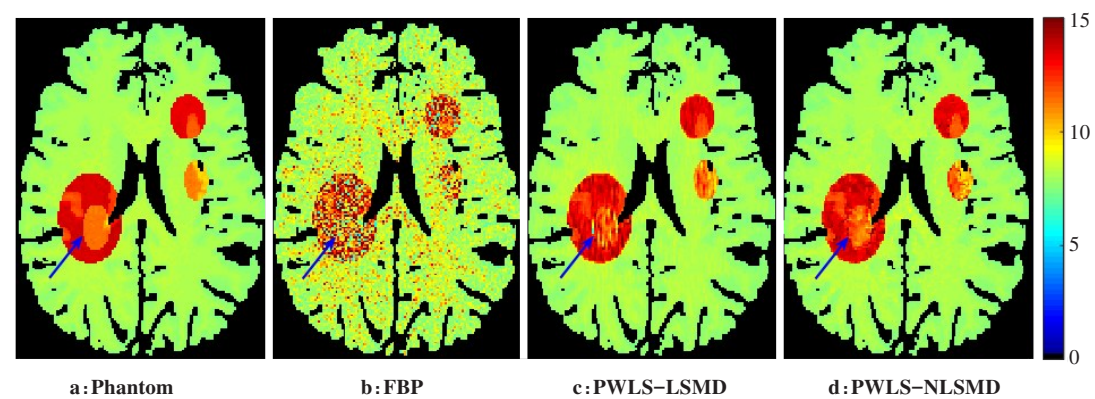


图6 MTT图像

Figure 6 Mean transit time maps

3 结 论

为提高低剂量脑灌注CT重建图像的质量,本研究利用脑灌注CT序列图像序列之间丰富的结构冗余信息,将NLSMD正则化项引入脑灌注CT图像的重建过程中,提出一种基于NLSMD的低剂量脑灌注CT统计迭代重建方法。数值仿真实验结果显示,PWLS-NLSMD方法能在抑制伪影和噪声的同时有效地保持图像的结构细节信息。为验证PWLS-NLSMD的有效性,本研究使用多种方法对重建结果进行分析和比较。与FBP和PWLS-LSMD方法相比,PWLS-NLSMD重建出的脑灌注CT序列图像在

SSIM、FSIM和RRMSE等方面均有着最好的效果。进一步,PWLS-NLSMD方法根据重建出的序列图像得到的CBV参数图像和MTT参数图像在SSIM、FSIM等方面与FBP和PWLS-LSMD方法相比也有着最佳表现。综上所述,PWLS-NLSMD方法在噪声抑制、伪影抑制和保持结构细节信息等方面明显优于FBP和PWLS-LSMD方法。

【参考文献】

[1] Winder A, D'esterre CD, Menon BK, et al. Automatic arterial input function selection in CT and MR perfusion datasets using deep convolutional neural networks[J]. Med Phys, 2020, 47(9): 4199-4211.

- [2] Wu D, Ren H, Li Q. Learning-based CT perfusion image denoising with only noisy training data [C]//2019 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC). IEEE, 2019.
- [3] Dashtbani MM, Zhou L, Yu B, et al. Efficient radiation dose reduction in whole-brain CT perfusion imaging using a 3D GAN: performance and clinical feasibility[J]. *Phys Med Biol*, 2021, 66(7): 075008.
- [4] 李强, 雷胜龙, 郭圣龙, 等. 基于颅磁诱发电位和颅脑灌注成像技术探讨针刺改善脑卒中运动功能的机制[J]. *空军军医大学学报*, 2021, 12(5): 44-46.
Li Q, Lei SL, Guo SL, et al. Mechanism of acupuncture improving movement function of cerebral stroke based on motor evoked potentials and cerebral magnetic resonance perfusion weighted imaging [J]. *Journal of Air Force Medical University*, 2021, 12(5): 44-46.
- [5] Riederer I, Zimmer C, Pfeiffer D, et al. Radiation dose reduction in perfusion CT imaging of the brain using a 256-slice CT: 80 mAs versus 160 mAs[J]. *Clin Imaging*, 2018, 50: 188-193.
- [6] Ma J, Zhang H, Gao Y, et al. Iterative image reconstruction for cerebral perfusion CT using a pre-contrast scan induced edge-preserving prior[J]. *Phys Med Biol*, 2012, 57(22): 7519-7542.
- [7] Niu S, Zhang S, Huang J, et al. Low-dose cerebral perfusion computed tomography image restoration via low-rank and total variation regularizations[J]. *Neurocomputing*, 2016, 197: 143-160.
- [8] 牛善洲, 刘宏, 刘沛沄, 等. 低剂量脑灌注CT图像恢复方法: 基于先验图像约束扩散张量[J]. *南方医科大学学报*, 2021, 41(8): 1226-1233.
Niu SZ, Liu H, Liu PY, et al. Low-dose cerebral perfusion CT image restoration using prior image constrained diffusion tensor[J]. *Journal of Southern Medical University*, 2021, 41(8): 1226-1233.
- [9] 张善立, 张华, 胡德斌, 等. 基于边缘检测算子的Huber正则化阈值选择方法在低剂量CT重建中的应用[J]. *南方医科大学学报*, 2015, 35(3): 375-379.
Zhang SL, Zhang H, Hu DB, et al. Edge-detecting operator-based selection of Huber regularization threshold for low-dose computed tomography imaging[J]. *Journal of Southern Medical University*, 2015, 35(3): 375-379.
- [10] Ahmed EO, Saif A, Marc AB, et al. Radiation dose reduction in perfusion CT imaging of the brain: a review of the literature[J]. *J Neuroradiol*, 2016, 43(1): 1-5.
- [11] Zeng D, Xie Q, Cao W, et al. Low-dose dynamic cerebral perfusion computed tomography reconstruction via kronecker-basis-representation tensor sparsity regularization[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2017, 36(12): 2546-2556.
- [12] Li S, Zeng D, Peng J, et al. An efficient iterative cerebral perfusion CT reconstruction via low-rank tensor decomposition with spatial-temporal total variation regularization[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2018, 38(2): 360-370.
- [13] Zhang S, Zeng D, Niu S, et al. High-fidelity image deconvolution for low-dose cerebral perfusion CT imaging via low-rank and total variation regularizations[J]. *Neurocomputing*, 2019, 323: 175-187.
- [14] 钱姗姗, 边兆英, 路利军. 两种基于Anscombe变换域滤波的低剂量CT重建方法讨论[J]. *中国医学物理学杂志*, 2013, 30(2): 4023-4026.
Qian SS, Bian ZY, Lu LJ. Comparison of two projection restoration based low-dose CT reconstruction methods[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2013, 30(2): 4023-4026.
- [15] Zhang H, Wang J, Zeng D, et al. Regularization strategies in statistical image reconstruction of low-dose X-ray CT: a review[J]. *Med Phys*, 2018, 45(10): e886-e907.
- [16] Zeng D, Zeng C, Zeng Z, et al. Basis and current state of computed tomography perfusion imaging: a review[J]. *Phys Med Biol*, 2022, 67(18): 18TR01.
- [17] Manhart MT, Kowarschik M, Fieselmann A, et al. Dynamic iterative reconstruction for interventional 4-D C-arm CT perfusion imaging[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2013, 32(7): 1336-1348.
- [18] Chen G, Tang J, Leng S. Prior image constrained compressed sensing (PICCS): a method to accurately reconstruct dynamic CT images from highly undersampled projection data sets[J]. *Med Phys*, 2008, 35(2): 660-663.
- [19] Lauzier PT, Chen G. Characterization of statistical prior image constrained compressed sensing. II. Application to dose reduction[J]. *Med Phys*, 2012, 40(2): 021902.
- [20] Niu S, Liu H, Zhang M, et al. Iterative reconstruction for low-dose cerebral perfusion computed tomography using prior image induced diffusion tensor[J]. *Phys Med Biol*, 2021, 66(11): 115024.
- [21] 牛善洲, 刘宏, 刘沛沄, 等. 基于非局部低秩稀疏矩阵分解的低剂量脑灌注CT图像恢复方法[J]. *南方医科大学学报*, 2022, 42(9): 1309-1316.
Niu SZ, Liu H, Liu PY, et al. Nonlocal low-rank and sparse matrix decomposition for low-dose cerebral perfusion CT image restoration [J]. *Journal of Southern Medical University*, 2022, 42(9): 1309-1316.
- [22] Ma J, Liang Z, Fan Y, et al. Variance analysis of X-ray CT sinograms in the presence of electronic noise background[J]. *Med Phys*, 2012, 39(7): 4051-4065.
- [23] Cai JF, Candes EJ, Shen Z. A singular value thresholding algorithm for matrix completion[J]. *SIAM J Optimization*, 2010, 20(4): 1956-1982.
- [24] Chambolle A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. *J Math Imaging Vis*, 2004, 20(1): 89-97.
- [25] Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2004, 13(4): 600-612.
- [26] Zhang L, Zhang L, Mou X, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [27] Fieselmann A, Kowarschik M, Ganguly A, et al. Deconvolution-based CT and MR brain perfusion measurement: theoretical model revisited and practical implementation details[J]. *Int J Biomed Imaging*, 2011, 2011: 467563.

(编辑:谭斯允)