

基于 Mean Shift 和插值图像修复算法的 CT 图像金属伪影消除方法

李建锋¹, 廖胜辉², 梅楚璇²

(1. 吉首大学信息科学与工程学院, 湖南吉首 416000; 2. 中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410083)

摘 要: 近年来 CT 成像技术在临床医学中广泛应用, 但当病人体内含有金属移植物时, 由于射线硬化等原因很可能在金属物体周围产生亮暗伪影, 降低图像质量, 影响诊断的准确性. 为了消除 CT 图像中的金属伪影, 本文提出基于 Mean Shift 和插值图像修复的算法, 基本流程为用自适应 Mean Shift 算法预处理 CT 图像, 平滑噪声和轻度伪影, 用简化的 Mean Shift 算法快速精确分割金属物体, 由修复组织信息的插值图像生成先验图像, 用先验图像的投影数据替换原投影数据得到校正后的 CT 图像. 经过对比实验, 文中算法在去除金属伪影的同时, 能够保护原有 CT 图像的组织结构, 取得了更好的处理效果.

关键词: 金属伪影校正; Mean Shift 算法; 插值; 先验图像; 投影修补法

中图分类号: TP309.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)08-1919-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.08.016

A Mean Shift Algorithm and Interpolation Image Restoration Algorithm Based Method for Metal Artifact Reduction

LI Jian-feng¹, LIAO Sheng-hui², MEI Chu-xuan²

(1. College of Information Science and Engineering, Jishou University, Jishou, Hunan 416000, China;

2. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China)

Abstract: In recent years, CT imaging technique has been widely used in clinical medicine domain. However for the patient with metallic implants, there is most likely bright and dark artifacts around metal objects due to beam hardening and other reasons, which will reduce the quality of the image and affect the accuracy of physician diagnosis. In order to reduce the metal artifacts in CT images, we address a method based on Mean Shift algorithm and interpolation image restoration algorithm in this paper, and the basic flow is as follows. Firstly, adaptive Mean Shift algorithm was used to smooth noise and the mild artifacts for preprocessing. Secondly, using Mean Shift simplified algorithm metal objects were segmented quickly and accurately. Thirdly, the prior image was generated by interpolated image with anatomical structures restoration, then the original projection data was replaced with the prior projection data to obtain the final corrected image. After the contrast experiment, the method in this paper not only removes metal artifacts remarkably but also protects the original anatomical structures, showing that our method achieves better appearance.

Key words: metal artifact reduction; Mean Shift algorithm; interpolation; prior image; projection completion

1 引言

临床诊断中, 金属伪影是影响 CT 图像质量的重要因素, 它使得人体组织结构难以判断, 可能导致误诊的结果^[1]. 因此, CT 图像金属伪影消除 (MAR, Metal Arti-

fact Reduction) 对提高临床诊断的准确性有重要意义, 针对该问题的研究也是医学图像处理领域的研究热点. MAR 算法主要分为三类, 分别是投影修补法、迭代法以及混合法^[2]; 投影修补法主要通过插值或先验图像等方法消除金属伪影, 插值法研究中, Kalender 等^[4]

收稿日期: 2017-01-11; 修回日期: 2017-02-27; 责任编辑: 诸叶梅

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61562029, No. 61363073, No. 61262032); 湖南省自然科学基金 (No. 2015JJ3100); 吉首大学学成返校取得博士学位、学历人员科研资助经费研究项目 (吉大人通[2014]39 号)

提出线性插值法,简单高效,但容易引入次级伪影,Moseley、Joemai、Mehranian 等人也分别提出了基于二维泰勒级数多项式^[5]、二维拉普拉斯^[6]、小波系数修补投影数据^[7]等插值方法,去除伪影效果更好,但计算量较大;先验图像算法研究方面,Bal 和 Spies 等^[8]提出用 K-means 分类算法生成“类组织”模型,用模型中其他组织的 CT 值代替金属区域生成先验图像,算法简单、效率高,但存在误分类的情况,Wang 等^[9]采用预处理的图像和原始 CT 图像融合得到先验图像,但多个参数的设置给应用带来不便,Heußer 等^[10]用其他病人同一部位的 CT 图像校准得到先验图像,但其他 CT 图像的获取限制了它的应用,Li 等^[11]用边缘保护滤波器处理的软组织 CT 值替代金属区域生成先验图像,但处理结果会残留金属周围的亮伪影;此外,投影修补法校正后的投影数据不够平滑,常会引入次级伪影^[12]. 迭代法是基于代数或统计学的方法,算法复杂度相对较高. 混合法是以上两种方法的结合,如 Zhang 等^[3]提出用局部一致性的全变分算法生成先验图像后结合投影修补法得到最终图像.

基于前人的研究,本文用 Mean Shift 算法生成预处理图像、分割金属区域,对金属投影区线性插值,修复组织信息后得到先验图像,用生成的投影数据替代原投影数据,得到校正后的图像. 本文的算法能有效去除 CT 图像中的金属伪影,并保护组织结构信息,有更好的图像处理效果.

2 图像预处理

2.1 自适应 Mean Shift 平滑算法

Mean Shift 算法^[13]是一种基于特征空间的概率密度梯度函数的估计算法,其基本原理是根据初始点计算偏移均值向量,移动初始点到其偏移均值的位置,重新计算偏移均值向量,不断迭代此过程,直至满足结束条件. 基于以上思想,引入核函数的概念,对于 d 维空间的 n 个采样点 $\mathbf{x}_i, i=1, 2, \dots, n$, 其核函数的概率密度估计为:

$$\hat{f}_{h,K}(\mathbf{x}) = \frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|}{h}\right) \quad (1)$$

其中,核函数表述为 $K(\mathbf{x}) = c_{k,d}k(\|\mathbf{x}\|)$, $k(\|\mathbf{x}\|)$ 称为核函数的剖面函数, $c_{k,d}$ 为归一化常数, $1/nh^d$ 为单位密度, h 为窗口半径.

为求出最大概率密度点,计算概率密度估计函数的梯度函数如下:

$$\nabla \hat{f}_{h,K}(\mathbf{x}) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n k'\left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|}{h}\right)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \quad (2)$$

设 $g(\mathbf{x})$ 为 $k(\mathbf{x})$ 的负导函数,其对应核函数为 $G(\mathbf{x}) = c_{g,d}g(\|\mathbf{x}\|)$. 则公式(2)可表述为:

$$\begin{aligned} \nabla \hat{f}_{h,K}(\mathbf{x}) &= \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|}{h}\right)(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \\ &= \frac{2c_{k,d}}{h^2 c_{g,d}} \hat{f}_{h,G}(\mathbf{x}) \cdot \frac{\sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|}{h}\right)(\mathbf{x}_i - \mathbf{x})}{\sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|}{h}\right)} \end{aligned} \quad (3)$$

令 $\nabla \hat{f}_{h,K}(\mathbf{x}) = 0$, 定义在 \mathbf{x} 处的偏移均值向量 $\mathbf{M}(\mathbf{x})$ 的表达式^[14]为:

$$\mathbf{M}_{h,G}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|}{h}\right)\mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n g\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|}{h}\right)} \quad (4)$$

由推导过程可知,偏移均值向量总是指向概率密度增加最快的方向,而且是一个归一化的概率密度梯度函数.

Mean Shift 算法常用的核函数有单位核函数和高斯核函数,本文采用高斯核函数^[15],则:

$$g(\|\mathbf{x}\|^2) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{h_s}\right) \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}'\|^2}{h_r}\right) \quad (5)$$

其中, h_s, h_r 分别为空域带宽和值域带宽,二者值越大,图像越平滑,为了计算效率和平滑效果, h_s 和 h_r 取值不宜过大. \mathbf{x}^s 表示像素的空间信息,即坐标值; \mathbf{x}^r 表示像素的 p 维向量特征,处理灰度图像时 $p=1$,处理 RGB 彩色图像时 $p=3$.

自适应 Mean Shift 算法对 CT 图像进行平滑预处理的主要步骤为:

步骤 1 将每个像素点的坐标值 \mathbf{x}^s 和像素值 \mathbf{x}^r 构成特征空间向量 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}^s, \mathbf{x}^r)$, 设置适宜的值域带宽 h_r , 以及一个较小的正数 σ 作为平滑的阈值,选取左上方第一个像素点 \mathbf{x} 为初始点;

步骤 2 利用公式(4)和(5)计算 $\mathbf{M}(\mathbf{x})$, 空域带宽 h_s 的设置将在下一节中指出;

步骤 3 若 $|\mathbf{M}(\mathbf{x}) - \mathbf{x}| > \sigma$, 将 $\mathbf{M}(\mathbf{x})$ 的值赋给 \mathbf{x}' , 迭代执行步骤 2; 若 $|\mathbf{M}(\mathbf{x}) - \mathbf{x}| \leq \sigma$, 或者达到迭代次数上限(5 次)结束迭代;

步骤 4 对下一个像素点,返回步骤 2 计算,直至遍历完整个图像.

由上述步骤可知,像素点在滤波后只有 \mathbf{x}^r 变化, \mathbf{x}^s 保持不变,说明 Mean Shift 平滑滤波算法不改变图像的结构,能很好的保持边缘. 因此,基于上述方法平滑 CT 图像可以去除其中的噪声和轻度伪影,并且不会破坏骨骼组织等结构信息.

2.2 自适应带宽

Mean Shift 算法对图像平滑的过程中,带宽大小 h_s 非常关键. h_s 偏大,图像过于平滑而丢失细节, h_s 偏小,

达不到平滑的效果^[16],手工设置 h_s , 很容易出现上述情况. 本文采取自适应选择带宽大小的方法确定 h_s , 步骤如下:

步骤 1 给定初始带宽 h_0 , 并设置步长 Δh 、阈值 ε ;

步骤 2 若窗口内的点与中心点的 CT 值之差 $|p - p_0| < \varepsilon$, 则判定两点是相似的, 统计相似点 n_0 和总采样点 n ;

步骤 3 若 $n_0 \geq 60\% * n$, 则 $h = h + \Delta h$, 迭代执行步骤 2, 直至满足 $n_0 < 60\% * n$, 或者达到迭代次数上限 (5 次) 结束迭代;

步骤 4 赋值 $h_s = h$.

图 1 为自适应 Mean Shift 算法平滑图像的效果, 对于 1、2 号位程度较轻的伪影, 算法在平滑的同时, 没有破坏骨骼等组织结构. 对于 3 号位的严重伪影, 有一定的平滑效果但不够明显. 以上说明, 通过自适应设置 h_s , 算法做到了在细节信息不多的区域选取较大窗口, 在细节和边缘信息密集的区域选取较小窗口, 达到了不丢失细节信息, 更好平滑图像的效果.

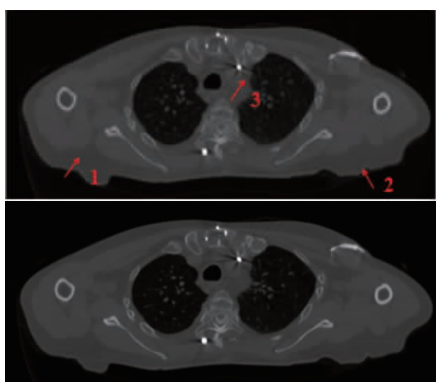


图1 预处理前后对比图

3 金属区域分割

修复金属投影区域被腐蚀的数据是投影修补法消除 CT 图像金属伪影的重要过程, 而金属投影数据由金属物体的前向投影得到, 因此, 选取合适的金属区域分割算法是得到高质量先验图像的关键^[17]. 传统的阈值分割法虽然简单高效, 但是容易将 CT 值高的骨骼组织

误分类成金属. 区域生长法一定程度上解决了误分类的问题, 但是种子点根据相似性有向外区域扩充的特性, 使得分割边缘扩大, 导致分割结果大于正确的金属区域^[14]. 本文采用 Mean Shift 快速分割算法, 算法通过分析图像的特征空间和聚类的方法分割图像, 解决远离金属的骨骼误分类问题, 算法迭代过程如图 2 所示, 任选一点为球心构造高维球, 球心到球内所有点构成的向量均值即为 Mean Shift 向量 (图 2(a)), 以 Mean Shift 向量的终点为球心, 重新计算 Mean Shift 向量 (图 2(b)), 多次迭代更新后得到聚类中心 (图 2(c)).

算法采用公式 (6) 计算和更新聚类, 对于 d 维空间中 n 个样本点 $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, n$, 在 \mathbf{x} 点的偏移均值向量的基本形式为:

$$\mathbf{M}_h(\mathbf{x}) = \frac{1}{k} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h} \mathbf{x}_i \quad (6)$$

其中 S_h 是半径为 h 的高维球, $S_h(\mathbf{x}) = \{\mathbf{y} : (\mathbf{y} - \mathbf{x})^T (\mathbf{y} - \mathbf{x}) \leq h^2\}$, k 为 n 个样本点落入高维球的点的个数, 偏移均值向量为落入高维球区域的样本点的平均值.

Mean Shift 快速分割算法相应的步骤如下:

步骤 1 将每个像素点的像素值 \mathbf{x}^s 和坐标值 \mathbf{x}^t 构成特征空间向量 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}^s, \mathbf{x}^t)$, 并设置一个带宽 h , 随机选取初始的聚类中心 \mathbf{x} ;

步骤 2 计算每个像素点到聚类中心的距离, 若 \mathbf{x}_i 在高维球内部, 即 $(\mathbf{x}_i - \mathbf{x})^T (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \leq h^2$, \mathbf{x}_i 属于该聚类的可能性增加 1, 并标记 \mathbf{x}_i 为已访问的点;

步骤 3 利用公式 (6) 计算 $\mathbf{M}_h(\mathbf{x})$, 作为新的聚类中心 \mathbf{x}' , 若 $|\mathbf{x}' - \mathbf{x}| \leq h/2$, 则将两个聚类合并, 各像素点属于该聚类的可能性累加; 否则生成一个新的聚类. 迭代执行步骤 2, 直至所有的点都被访问;

步骤 4 每个像素点属于可能性最高的聚类, 从而得到每个聚类的所有像素点, 其中聚类中心像素值最高的聚类为金属区域 I_{metal} .

图 3 是阈值法、区域生长法、Mean Shift 快速分割算法对同一幅 CT 图像处理得到的金属物体分割结果, 图 3(b) 阈值法出现了较为严重的骨骼误分类情况, 图 3(c) 区域生长法误分类情况有一定改善, 但是分割得到

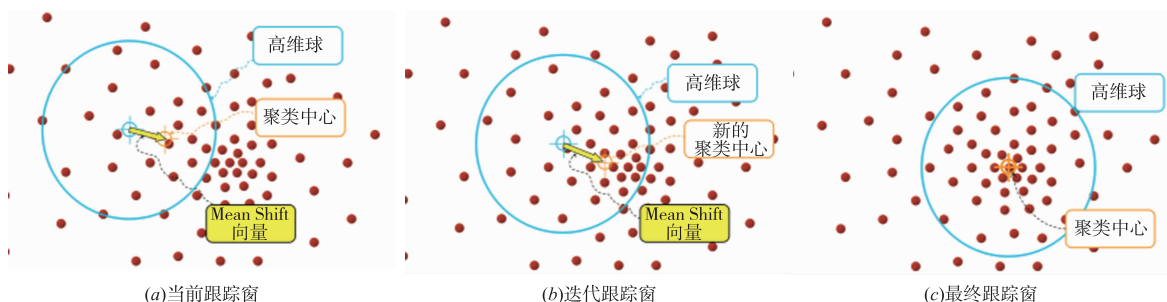


图2 Mean Shift 分割算法示意图

的金属物体边缘细节较差. 相比之下, Mean Shift 快速分割算法能准确地把金属物体从背景中分割出来. 以上说明 Mean Shift 快速分割算法有较好的分割效果, 并且采用公式(6)计算和更新聚类, 简化了偏移均值向量计算, 提高了算法效率。

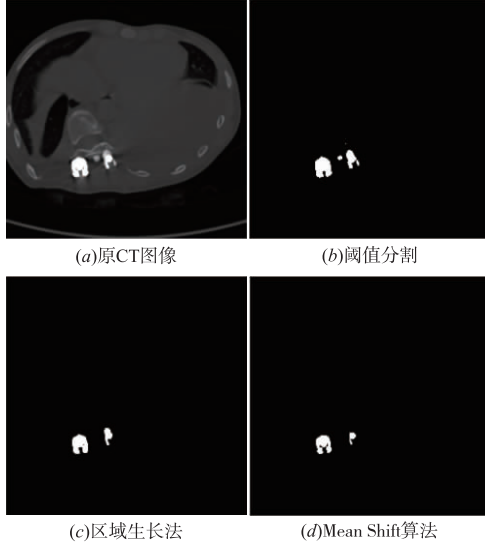


图3 金属区域分割对比图

4 投影修补

4.1 插值图像

原始投影数据中金属投影值比其他人体组织的投影值高很多, 在重建 CT 图像时容易生成伪影. 为解决这一问题, 多用插值法来修补投影数据, 包括线性插值、非线性插值、三次样条插值等等^[18], 本文采用线性插值方法。

将分割得到的金属区域和预处理图像前投影得到投影数据, 利用线性插值算法在各角度下对各角度投影数据做插值计算. 在角度 β 下的投影数据 g^β , 对 $|m^\beta, n^\beta|$ 的插值空间, 新生成的投影数据为:

$$g^\beta(x) = \frac{x - m^\beta}{n^\beta - m^\beta} g^\beta(n^\beta) + \frac{n^\beta - x}{n^\beta - m^\beta} g^\beta(m^\beta) \quad (7)$$

将插值后的投影数据反投影重建得到插值图像 $v_{li} = \{v_{li}(i) | i \in I_{li}\}$, v_{li} 在消除金属伪影的同时, 用近似软组织 CT 值的像素替代金属区域。

插值操作后金属附近的骨骼组织可能被损坏, 并容易引入次级伪影, 因此还需对插值图像进一步处理。

4.2 先验图像的生成

根据文献[8]“类组织模型”思想, 将插值图像分割成空气、正常组织和骨骼三类, 得到初级先验图像 $v_{prior0} = \{v_{prior0}(i) | i \in I_{prior0}\}$, 公式为:

$$v_{prior0} = \begin{cases} -1000H, & v_{li}(i) \leq T_1 \\ 0, & v_{li}(i) \leq T_2 \\ v_{li}(i), & v_{li}(i) \leq T_3 \\ 0, & v_{li}(i) > T_3 \end{cases} \quad (8)$$

公式(8)中 CT 阈值 T_1, T_2, T_3 分别为 $-500H, 400H$ 和 $2000H$ 。

进一步修复初级先验图像中的组织信息, 用初级先验图像替换原图像中的金属部分, 得到不含金属、组织信息完好的 CT 图像 $v_{nom} = \{v_{nom}(i) | i \in I_{nometal}\}$, 根据上述的计算结果得到差异图像 $v_{diff} = \{v_{nom}(i) - v_{prior0}(i) | i \in I_{diff}\}$ ^[9]. 则修复后的插值图像, 即最终的先验图像 v_{prior} 可表示为:

$$v_{prior}(i) = v_{prior0}(i) + v_{diff}(i) * w(i) \quad (9)$$

其中, $w(i) = e^{-v_{diff}^2(i)/2\sigma^2}$ 为修复因子, 为了避免引入新的伪影, $w(i)$ 计算式中的 $v_{diff}(i)$ 归一化处理. σ 是公式中可供调整的系数, 取值区间为 $(0, 1)$, σ 越小, 去除金属伪影的效果越明显, 但是组织结构腐蚀越严重; 相反地, σ 越大, 组织结构信息越完善, 但是残留伪影的可能性越大。

4.3 投影修补

投影修补就是用先验图像前投影得到的投影数据, 替换原 CT 图像中金属投影区投影数据的操作. 将校正后的投影数据滤波反投影重建得到 $I_{correct}$, 按公式(10)生成最终的校正图像^[19]:

$$I_{final} = I_{correct} + \eta \times I_{metal} \quad (10)$$

其中 η 是比重系数, 取值区间为 $0 \sim 1$ 。

图 4 是本文提出方法各阶段应用于含金属伪影的人体盆骨 CT 图像的处理结果. 图 4(b) 为预处理后的图像, 平滑了噪声和轻度伪影. 图 4(c) 为用 Mean Shift 分割算法得到的金属区域, 分割准确且边缘清晰. 图 4(d) 为插值图像, 可以看到去除伪影效果明显, 但金属周围的骨骼组织被破坏, 并出现了次级伪影, 图 4(e) 为先验图像修复了图 4(d) 的两个问题. 图 4(f) 为最终的校正图像。

5 实验与分析

用本文提出的方法处理一系列真实的带金属伪影的 CT 图像, 其中包括轻度伪影、重度伪影, 单个、多个金属移植物等多组数据. 实验平台为 Windows 8.1, Intel(R) Core(TM) i3-3240CPU 双核 3.40GHz&3.40GHz, 4GB 内存, 算法由 Matlab 编程实现, 并与基于阈值分割的线性插值算法 LI-MAR、基于类组织模型的先验图像算法 TP-MAR 的处理结果进行比较。

当 CT 图像的金属伪影较轻时, 如图 5 所示, LI-MAR 和 TP-MAR 处理图像会造成过度校正的结果, 本

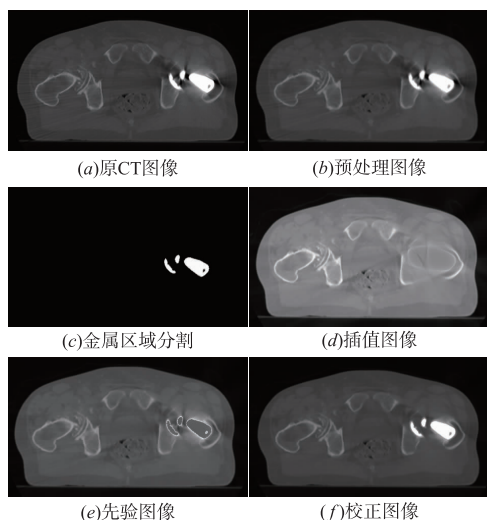


图4 基于Mean Shift算法和插值图像修复算法的CT图像金属伪影消除方法流程示例

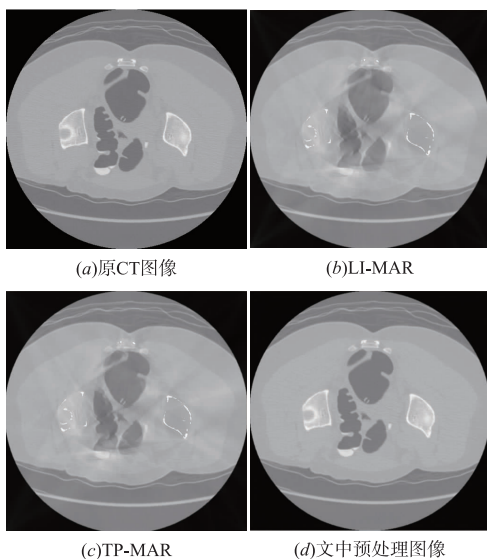


图5 轻度金属伪影CT图像MAR校正结果对比图

文方法得到的结果可以去除轻度金属伪影,而且不会破坏图像中原有的组织信息.

图6(a)为CT图像内含有单个金属物体且有较为严重的金属伪影的情况,三种方法均能有效去除伪影,但是,如图6(b)所示,LI-MAR算法中出现了比较明显的次级伪影;如图6(c)和图6(d)所示,本文提出的算法和TP-MAR算法能够有效避免次级伪影的产生.

图7(a)和图8(a)为CT图像中金属周围有骨骼的情况,图7(b)和图8(b)为LI-MAR算法去除金属伪影的效果,可以看到箭头处的骨骼组织均被破坏,且图8(b)中还有较为严重的次级伪影.图7(c)和图8(c)是TP-MAR算法去除金属伪影的效果,可以看到,虽然引入次级伪影较少,但箭头处的骨骼组织被破坏.图7(d)和图8(d)是本文提出算法去除伪影的效果,由于算法

同时考虑了原有CT图像中人体组织信息的保护和次级伪影的抑制,有更好的处理效果.

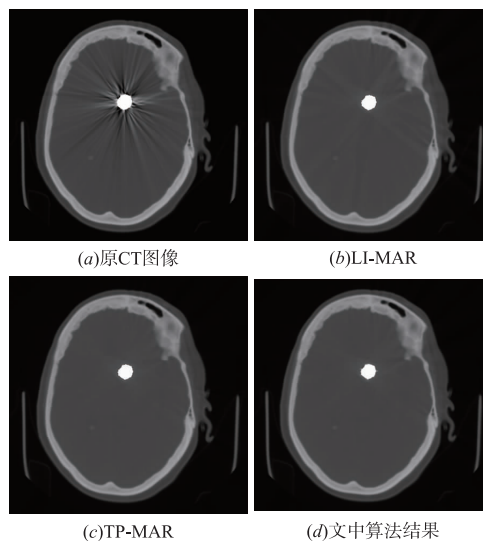


图6 单个金属物体CT图像MAR校正结果对比图

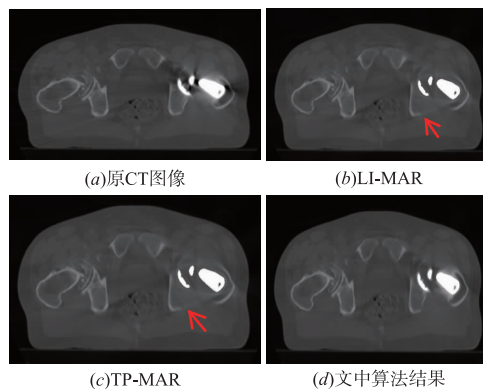


图7 多个金属物体CT图像MAR校正结果对比图

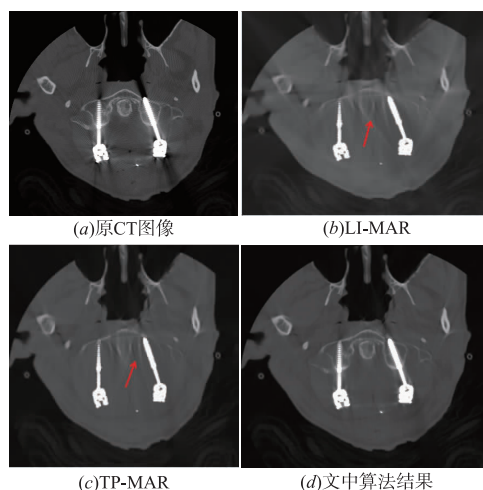


图8 多个金属物体CT图像MAR校正结果对比图

6 结语

文中提出了基于 Mean Shift 算法和插值图像修复

算法的投影修补方法. 主要工作包括:

(1) 采用自适应 Mean Shift 平滑算法预处理 CT 图像, 平滑图像中的噪声和轻度伪影;

(2) 提出 Mean Shift 快速分割算法, 准确快速地分割 CT 图像中的金属区域;

(3) 提出了基于插值图像的修复算法, 生成“类组织模型”抑制次级伪影, 并结合带有组织结构信息的 CT 图像, 用修复算法生成最终的先验图像去除伪影;

(4) 提出算法与 LI-MAR、TP-MAR 等算法进行比较, 结果表明, 本文的算法能有效去除 CT 图像中的金属伪影, 保留了图像中原有的人体组织结构、抑制次级伪影, 临床实用价值更高.

参考文献

- [1] Gjestebj L, De Man B, Jin Y, et al. Metal artifact reduction in CT: where are we after four decades? [J]. IEEE Access, 2016, 4: 5826 – 5849.
- [2] 高留刚, 倪昕晔. CT 图像金属伪影校正算法研究现状[J]. 国际生物医学工程杂志 ISTIC, 2015, 38(2): 124 – 128.
Gao Liugang, Ni Xinye. Study of metal artifacts reduction method of CT image[J]. International Journal of Biomedical Engineering, 2015, 38(2): 124 – 128. (in Chinese)
- [3] Zhang Y, Yan H, Jia X, et al. A hybrid metal artifact reduction algorithm for x-ray CT[J]. Medical Physics, 2013, 40(4): 041910.
- [4] Kalender W A, Hebel R, Ebersberger J. Reduction of CT artifacts caused by metallic implants[J]. Radiology, 1987, 164(2): 576 – 577.
- [5] Moseley D J, Siewerdsen J H, Jaffray D A. High-contrast object localization and removal in cone-beam CT[J]. Proceedings of SPIE-the International Society for Optical Engineering, 2005, 5745: 40 – 50.
- [6] Joemai R M S, de Bruin P W, Veldkamp W J H, et al. Metal artifact reduction for CT: Development, implementation, and clinical comparison of a generic and a scanner-specific technique[J]. Medical Physics, 2012, 39(2): 1125 – 1132.
- [7] Mehranian A, Ay M R, Rahmim A, et al. X-ray CT metal artifact reduction using wavelet domain sparse regularization[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(9): 1707 – 1722.
- [8] Bal M, Spies L. Metal artifact reduction in CT using tissue-class modeling and adaptive prefiltering[J]. Medical Physics, 2006, 33(8): 2852 – 2859.
- [9] Wang J, Wang S, Chen Y, et al. Metal artifact reduction in CT using fusion based prior image[J]. Medical Physics, 2013, 40(8): 081903.
- [10] Heußer T, Brehm M, Ritschl L, et al. Prior-based artifact correction (PBAC) in computed tomography[J]. Medical Physics, 2014, 41(2): 021906.
- [11] Li M, Zheng J, Zhang T, et al. A prior-based metal artifact reduction algorithm for x-ray CT[J]. Journal of X-ray Science and Technology, 2015, 23(2): 229 – 241.
- [12] Meyer E, Raupach R, Lell M, et al. Normalized metal artifact reduction (NMAR) in computed tomography[J]. Medical Physics, 2010, 37(10): 5482 – 5493.
- [13] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603 – 619.
- [14] 李铭. CT 金属伪影校正研究[D]. 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2015.
- [15] 林俊杰, 蒋新华, 胡蓉, 等. 基于 Mean Shift 的改进型图像滤波算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(1): 243 – 247, 253.
Lin Junjie, Jiang Xinhua, Hu Rong, et al. Improved Image Filtering Algorithm Based on Mean Shift[J]. Computer Engineering, 2016, 42(1): 243 – 247, 253. (in Chinese)
- [16] Wu Y, Zhao L, Jiang H, et al. Image segmentation method for green crops using improved mean shift[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(24): 161 – 167.
- [17] Yu H, Zeng K, Bharkhada D K, et al. A segmentation-based method for metal artifact reduction[J]. Academic Radiology, 2007, 14(4): 495 – 504.
- [18] 余晓镔, 李婵娟. 基于插值方法去除 CT 图像中的金属伪影[J]. 中国组织工程研究, 2008, 12(44): 8669 – 8672.
Yu XE, Li CJ. CT metal artifact elimination based on interpolation algorithm[J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2008, 12(44): 8669 – 8672. (in Chinese)
- [19] 马建华, 陈武凡, 黄静, 等. 基于最大互信息量熵差分割的 CT 金属伪影消除[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1779 – 1783.
Ma Jianhua, Chen Wufan, Huang Jing, et al. Metal artifact reduction in CT based on maximized the difference of mutual information segmentation[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(8): 1779 – 1783. (in Chinese)

作者简介



李建锋(通信作者) 男, 1979 年出生, 湖南省永定区人, 博士, 吉首大学副教授, 硕士生导师. 主要研究方向为医学图像处理.
E-mail: ljf_zy@163.com