

DOI: 10.13491/j.issn.1004-714X.2021.03.005

• 诊断与治疗/论著 •

基于双边滤波的滑动运动补偿 4D-CBCT 仿真成像研究

游涛¹, 李春梅³, 戴春华¹, 陈德玉¹, 党军²

1. 江苏大学附属医院, 江苏 镇江 212001; 2. 中国医学科学院肿瘤医院深圳医院, 广东 深圳 518116;

3. 新疆生产建设兵团第四师医院, 新疆 伊犁 835000

摘要: 目的 将双边滤波引入基于可变形矢量场(DVF)的 4D-CBCT 重建, 实现全自动滑动运动补偿 4D-CBCT 重建。方法 首先利用所有相位投影, 用改良的运动补偿瞬时代数重建技术(Modified Simultaneous Algebra Reconstruction Technique, mSART)生成高质量参考相位。初始 4D-DVF 通过 0% 相位和其他相位图像依次配准生成。之后通过配准目标相位测量投影和参考相位变形到目标相位后的正投来优化求解 4D-DVF。优化过程中的损失函数平滑约束项中引入双边滤波。其包含 3 个子核: 空间域 Gaussian 核; 图像强度域 Gaussian 核; 和 DVF 域 Gaussian 核。选择合适的子核方差提取滑动运动, 采用非线性共轭梯度算子优化, 用 B 样条心脏躯干体模(NURBS-based Cardiac-Torso phantom, NCAT phantom)验证算法。采用量化评价指标: Root-Mean-Square-Error(RMSE)和最大误差(MaxE); 重建图像提取的肺轮廓 Dice 系数和相对重建误差(RE)评价算法性能。结果 NCAT 模体的双边滤波重建运动轨迹的 RMSE/MaxE 为 0.796/1.02 mm; 原始重建方法的相应结果为 2.704/4.08 mm。图像中的特定结构如肋骨位置, 心脏边缘的定义, 纤维结构通过双边过滤都得到了更好的纠正。结论 开发了一种基于双边滤波的全自动滑动运动补偿 4D-CBCT 方案, 数字模体研究证实了改进的运动估计和图像重建能力, 其可被用作肺 SBRT 治疗的 4D-CBCT 图像引导工具。

关键词: 滑动运动; 双边滤波; 4D-CBCT; 变形向量场; 同步重建

中图分类号: R812 文献标识码: A 文章编号: 1004-714X(2021)03-0269-07

Bilateral filtering based sliding motion compensated 4D-CBCT: a simulation study

YOU Tao¹, LI Chunmei³, DAI Chunhua¹, CHEN Deyu¹, DANG Jun²

1. The Affiliated Hospital of Jiangsu University, Zhenjiang 212001 China; 2. Cancer Hospital Chinese Academy of Medical Sciences, Shenzhen Center, Shenzhen 518116 China; 3. The Fourth Division Hospital of Xinjiang Production and Construction Corps, Yili 835000 China

Abstract: Objective This study reconstructed 4D-CBCT for fully automatic compensated sliding motion by incorporating the bilateral filtering into the Deformable Vector Field (DVF). **Methods** First, a motion compensated simultaneous algebraic reconstruction technique (Modified Simultaneous Algebra Reconstruction Technique, mSART) was used to generate a high quality reference phase by using all phase projection together with the initial 4D-DVFs, which were generated via Demons registration between 0% phase and each other phase image. The 4D-DVF was optimized by matching the forward projection of the deformed 0% phase with the measured projection of the target phase. The loss function's DVF smoothing constrain term contained bilateral filtering kernel that contained: 1) an spatial domain Gaussian kernel; 2) an image intensity domain Gaussian kernel; and 3) a DVF domain Gaussian kernel. By choosing suitable kernel variances, the sliding motion can be extracted. A non-linear conjugate gradient optimizer was used. We validated the algorithm on a Non-Uniform Rotational B-spline based Cardiac-Torso (NCAT) phantom. Quantification was evaluated by: 1) the Root-Mean-Square-Error (RMSE) together with the Maximum-Error (MaxE); 2) the Dice coefficient of the extracted lung contour from the final reconstructed images and 3) the relative reconstruction error (RE) to evaluate the algorithm's performance. **Results** The motion trajectory's RMSE/MaxE are 0.796/1.02 mm for bilateral filtering reconstruction; and 2.704/4.08 mm for original reconstruction. Image content such as a sternum position, the hearted definition, the fibrous structures all had been better corrected

基金项目:江苏省卫生健康委医学科研基金重点项目(ZDB2020022)镇江市重点研发计划(社会发展)项目(SSH20210140183)新疆生产建设兵团第四师 2021 年科技项目

作者简介:游涛(1977—),男,江苏镇江人,副主任技师,从事放疗物理及科研工作。E-mail: youtao_zj@163.com

通信作者:党军, E-mail: 57855457@qq.com

with bilateral filtering. **Conclusion** We developed a bilateral filtering based fully automatic sliding motion compensated 4D-CBCT scheme. Digital phantom study confirmed the improved motion estimation and image reconstruction ability. It can be used as a 4D-CBCT image guidance tool for lung SBRT treatment.

Keywords: Sliding Motion; Bilateral Filtering; 4D-CBCT; Deformable Vector Fields; Simultaneous Reconstruction

Corresponding author: DANG Jun, E-mail: 57855457@qq.com

在图像引导放射治疗(IGRT)中,三维锥束 CT (CBCT)被广泛地应用于在射束照射前检查病人的位置。然而,3D-CBCT 不能捕捉靶区运动,也不能反映放射治疗过程中的呼吸运动。目前,体部立体定向放射治疗(Stereotactic Body Radiotherapy, SBRT)由于其较传统的调强放射治疗(Intensity Modulated Radiation Therapy, IMRT)具有更好的治疗效果,在肺癌治疗中得到了广泛的应用。目前 SBRT 射束照射前仅行 3D-CBCT 检查病人位置。医生不能确认病人呼吸是否与定位扫描的 4D-CT 相匹配。这不利于 GTV 靶区的准确追踪。为了弥补不足,在本研究使用双边滤波开发了一种全自动滑动运动补偿 4D-CBCT 重建算法,该算法在运动优化过程中对 DVF 进行双边滤波。双边滤波以前曾用于估计 4D-CT^[1] 滑动运动,但在这里将它用于 4D-CBCT,这是一个更具挑战性的应用场景。这是因为从 4D-CBCT 几何投影成像中精确地估计 4D-DVF,特别是对于滑动运动提取,比 4D-CT 更困难。这不仅是因为获得的 CBCT 投影被散射射线严重的污染^[2],而且由于传统的 1 min 临床扫描方案,每个阶段的可用投影数是相当有限的。通过将每个目标相位的测量投影与变形相位 0% 的数字重建射线照相(Digital Reconstructed Radiography, DRR)相匹配来估计 4D-DVF。同时,将双边滤波引入到 4D-DVF 估计过程中,用于滑动运动建模。该优化过程采用非线性共轭梯度优化器。

结果表明,基于双边滤波的运动建模和重建能够更好地进行滑动运动建模。对于算法验证,作者应用了一种基于心-躯干(NURBS-based Cardiac-Torso phantom, NCAT)模体的非均匀旋转 B 样条。随后,4 个经临床伦理批件批准的患者数据被用于初步的实验性临床验证。

1 材料与方法:

1.1 基于双边滤波的 4D-CBCT 图像同步重建算法 首先对原同步运动补偿重建算法进行了简要的回顾。算法有 2 个步骤:①利用运动补偿 SART(同时代数重建技术, mSART), 利用所有获得的投影重建高质量的相位 0% 图像。在方程 1)中对运动补偿

SART 进行了数学描述。②通过将每个相位的测量投影与变形相位 0% 的 DRR(数字重建射线照相)匹配来估计 4D-DVF%。这 2 个步骤是以交错的方式执行的,以允许收敛的能量函数曲线。损失函数被设计成对称形式,以确保一致的 DVF 解,见方程 2)。一旦得到 4D-DVF 优化解,将用于变形最终迭代重建的高质量相位 0% 图像,得到最终的高质量 4D-CBCT[见方程 6)]。从数学上讲,上述步骤可以表示如下:

设 $p^t = (p_1^t, p_2^t, \dots, p_n^t)$ 表示相位 t 的对数变换 4D-CBCT 投影(即线积分), $\mu^t = (\mu_1^t, \mu_2^t, \dots, \mu_n^t)$ 表示相位 t 图像的衰减系数,修改后的 mSART 由(1)给出:

$$\mu_j^{0,(k+1)} = \mu_j^{0,(k)} + \frac{\sum_{t,n} d_{jn}^{t \rightarrow 0} \sum_i \left[a_{in} \frac{p_i^t - \sum_n a_{in} \mu_n^{t,(k)}}{\sum_{n=1}^n a_{in}} \right]}{\sum_i a_{in}} \quad 1)$$

其中 k 是迭代步骤, j 是相位 0% 的体素指数, n 是相位 t 的体素索引。 a_{in} 是投影射线 i 与体素 n 的交点长度,这是通过射线追踪技术得到的。 $d_{jn}^{t \rightarrow 0}$ 表示将相位 t 变形为相位 0 的反向 DVF。首先通过 TV 最小化^[3] 重建初始图像 $\mu_j^{0,(0)}$ 。之后不断优化 DVF 和 $\mu_j^{0,(0)}$, 并通过变形高质量 $\mu_j^{0,(0)}$ 依次得到其他相位的高质量 CBCT 图像。

$$\mu_n^{t,(k)} = \sum_j d_{jn}^{0 \rightarrow t} \mu_j^{0,(k)} \quad 2)$$

为优化 DVF, 通过配准: 1) 目标相位的测量投影和 2) 变形到目标相位的参考相位图像 $\mu_j^{0,(0)}$ 的正投获得。相应的损失函数如下^[4-5]:

$$\begin{aligned} f_1(v^{0 \rightarrow t}) &= p^t - A\mu^0(x + v^{0 \rightarrow t})_{l_2}^2 + \beta\phi(v^{0 \rightarrow t}) \\ f_2(v^{t \rightarrow 0}) &= p^0 - A\mu^t(x + v^{t \rightarrow 0})_{l_2}^2 + \beta\phi(v^{t \rightarrow 0}) \\ \text{s.t. } v^{0 \rightarrow t}(x + v^{t \rightarrow 0}) + v^{t \rightarrow 0} &= v^{t \rightarrow 0}(x + v^{0 \rightarrow t}) + v^{0 \rightarrow t} = 0 \end{aligned} \quad 3)$$

f_1 和 f_2 表示对称能量函数。0 代表相位 0%, t 代表任何其他相位 t 。 A 是投影矩阵。 $\mu^0(x + v^{0 \rightarrow t})$ 表示图像 μ^0 在从相位 0 变形到相位 t 的变形场 $v^{0 \rightarrow t}$ 表示每个体素的前向 DVF 元素, 而 $v^{t \rightarrow 0}$ 表示每个体素从相位 0 到 t 的 DVF 元素。 $p^t - A\mu^0(x + v^{0 \rightarrow t})_{l_2}^2$ 和 $p^0 - A\mu^t(x + v^{t \rightarrow 0})_{l_2}^2$

是对称的损失函数数据保真度项。 $\phi(v^{0 \rightarrow t})$ 、 $\phi(v^{t \rightarrow 0})$ 是相应的正则化项。 β 控制着数据保真度项与平滑正则化项之间的平衡。假设肺仅具有简单的各向同性运动,则 $\phi(v)$ 设计如下:

$$\phi(v) = \sum_{v \in R^3} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 \left(\frac{\partial v_i}{\partial x_j} \right)^2 \quad (4)$$

其中 $\frac{\partial v_i}{\partial x_j}$ 表示每个 DVF 分量沿 3 个方向的相邻体素之间的差异。索引“i”表示沿 x、y 和 z 方向的 DVF 分量。索引“j”表示 3 个笛卡尔坐标之一;“ v_i ”表示沿每个直角坐标方向的 DVF 元素;“ x_j ”表示沿每个直角坐标方向的每个图像体素。如果进一步考虑器官滑动,则重新设计基于双边滤波的正则化项:

$$\begin{aligned} \phi(v) = & \sum_{v \in R^3} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 \sum_{y_j \in N(x_j)} \\ & (G_x(x_j, y_j, \sigma_x^2) \bullet G_\mu(\mu^t(x_j), \mu^t(y_j), \sigma_\mu^2) \bullet \\ & G_{v_i}(v_i(x_j), v_i(y_j), \sigma_v^2) \left(\frac{\partial v_i}{\partial x_j} \right)^2) \end{aligned} \quad (5)$$

其中

$$G_x(x_j, y_j, \sigma_x^2) = \exp\left(-\frac{(x_j - y_j)^T(x_j - y_j)}{2\sigma_x^2}\right)$$

$$G_\mu(\mu^t(x_j), \mu^t(y_j), \sigma_\mu^2) = \exp\left(-\frac{\mu^t(x_j) - \mu^t(y_j)}{2\sigma_\mu^2}\right)$$

$$G_{v_i}(v_i(x_j), v_i(y_j), \sigma_v^2) = \exp\left(-\frac{(v_i(x_j) - v_i(y_j))^T(v_i(x_j) - v_i(y_j))}{2\sigma_v^2}\right)$$

G_x 是空间域上的高斯核,方差 σ_x^2 ; G_μ 是另一个基于像素值域的高斯核,方差 σ_μ^2 ; G_{v_i} 是具有方差 σ_v^2 的 DVF 域高斯核。索引 i、j、 v_i 和 x_j 与前述公式中含义相同。 x_j 是每个双边滤波器核中的中心体素。 y_j 表示邻域体素包围 x_j , y_j 总个数为N。梯度算子是在围绕每个感兴趣体素的 $3 \times 3 \times 3$ 邻域内计算。 $\nabla\phi(v)|_v$ 采用非线性共轭梯度算子优化。 $\phi(v)$ 的梯度计算公式如下:

$$\begin{aligned} \nabla\phi(v) = & \sum_{v \in R^3} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 \sum_{y_j \in N(x_j)} \\ & (G_x(x_j, y_j, \sigma_x^2) \bullet G_\mu(\mu^t(x_j), \mu^t(y_j), \sigma_\mu^2) \bullet \\ & G_{v_i}(v_i(x_j), v_i(y_j), \sigma_v^2)(v_i(x_j) - v_i(y_j))) \end{aligned} \quad (6)$$

为了加速能量函数的收敛,需要生成初始的 4D-DVF 来启动优化过程。测量的 CBCT 投影最初被分类为 4D,用于初始的 4D-CBCT 重建。采用 Demons 配准算法得到各个相位和 0% 相位的 4D-DVF 初值。算法流程图如图 1。

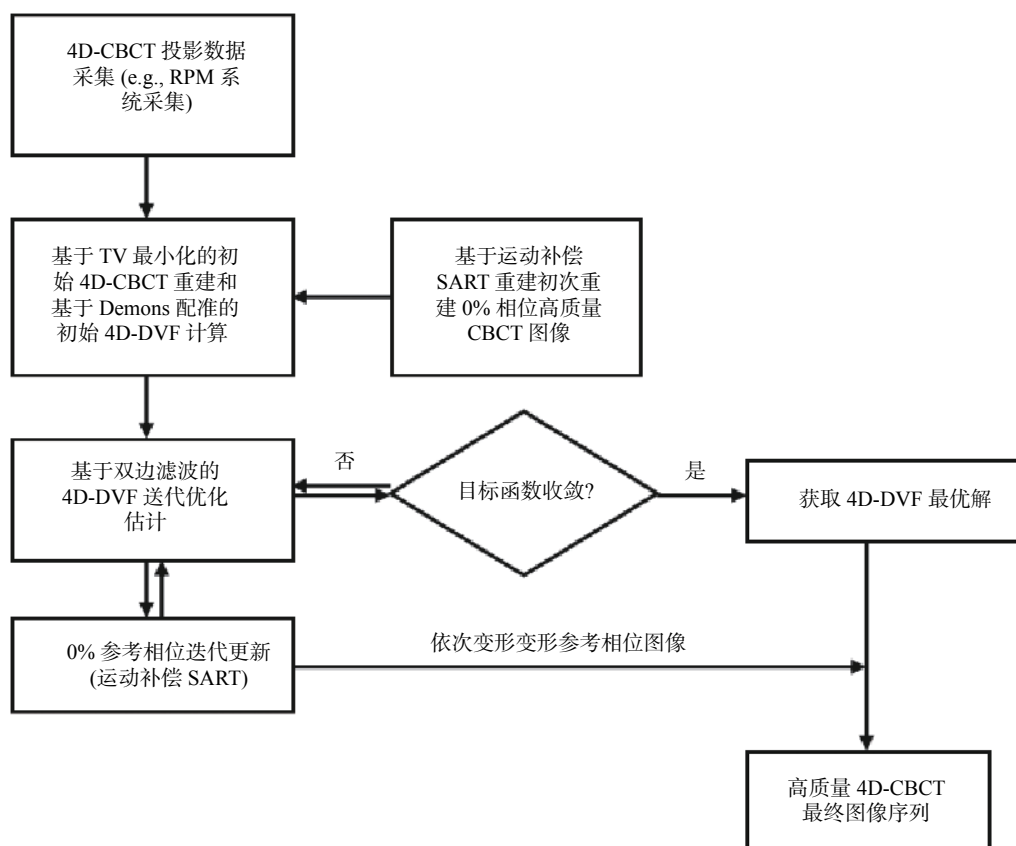


图 1 算法流程图

Figure 1 Algorithm flow chart

1.2 算法验证实验设计 本文使用 NCAT 体模来评估基于双边滤波的滑动运动补偿 4D-CBCT 重建性能。模拟 4D-NCAT 的 10 个呼吸阶段,呼吸周期为 4 s,最大膈肌运动沿上下方向(SI)为 20 mm,最大胸前后(AP)运动为 12 mm。利用 10 个相位的投影,每个相位 20 个投影角度数据,进行 DVF 估计和 4D-CBCT 重建。数字模体图像大小为 256 mm × 256 mm × 150 mm,体素大小为(1 × 1 × 1) mm³。投影尺寸为 300 mm × 240 mm × 20 mm,投影体素尺寸为(1 × 1) mm²。为了进行运动跟踪比较,从冠状视图切片中的心脏边缘提取沿 z 方向的 4D-NCAT 运动轨迹进行定量评价。

1.3 滤波核方差的选择 σ_x^2 、 σ_μ^2 和 σ_v^2 的选择标准将极大地影响最终的 DVF 解决方案。 σ_x^2 、 σ_μ^2 的确定相对容易。过大或过小的 σ_x^2 (空间平滑性)将过度平滑图像内容,或阻止其充分捕获局部稀疏特征。合理的 σ_x^2 不应小于 2 mm。通过试验,确定了 $\sigma_x^2 = 3$ mm 能得到重建图像的最佳结果。 σ_μ^2 控制肺表面与胸壁界面之间的图像强度域平滑度。可将其设置为肺组织与周围胸腔组织区域像素差,以保留从胸腔边界到肺内部的自然过渡。对 NCAT 数据, $\sigma_\mu^2 = 0.03$ mm⁻¹ 得到最好结果。关于 σ_v^2 的确定, σ_v^2 应大于 2 个点之间的 DVF 差,同时其点间距小于 σ_x^2 。然而,在胸膜腔区域, σ_v^2 应小于两者之间的 DVF 像素差。为了避免运动过度分割,本文设置只有尖锐的不连续性(例如,大的滑动运动)才能被捕获。在本文以前的工作中,相关结果比较了原始同时重建方法和地面真相的结果,发现心脏边缘位置的滑动运动估计误差约为 7.5 mm。因此,可认为 10 mm 是一个相对较大的滑动运动。在此假设下,本文测试了几个 σ_v^2 值,确定 $\sigma_v^2 = 2.5$ mm 对 NCAT 数据给出了合理的结果。

1.4 量化评价标准

1.4.1 肿瘤运动准确性 从重建图像和模体金标准中提取肿瘤运动轨迹。分析各自结果中提取的肿瘤位置的均方根误差(RMSE)。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{9} \times \sum_{ph=1}^9 (\text{Pos}_{ph}^R - \text{Pos}_{ph}^T)^2} \quad (7)$$

其中 Pos_{ph}^R 表示第 ph 个相位的估计图像特征点位置; Pos_{ph}^T 表示相应的金标准结果。MaxE 定义为从所有 9 个相位图像提取的肿瘤位置的最大误差。

1.4.2 Dice 系数 在最后的 4D 重建完成后,使用 Dice 系数来测量分段肺边界轮廓,以查看滑动运动补偿结果是否与真实参考相比具有更多的轮廓相似

性。分割是通过 ITK 快照软件工具进行的。设 A 是由有滑动运动补偿的结果得到的等高线面积, B 是由真实基准得到的等高线。Dice 系数如下:

$$s = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (8)$$

在本文研究中,使用器官轮廓内的体素数作为精确区域面积的替代。

1.4.3 相对重建错误 利用滑动建模重建的 4D-CBCT 与地面真相/参考之间的相对误差(RE)通过定义来量化图像重建精度

$$RE = \sqrt{\frac{\sum (u_R(x) - u_T(x))^2}{\sum (u_R(x))^2}} \times 100\% \quad (9)$$

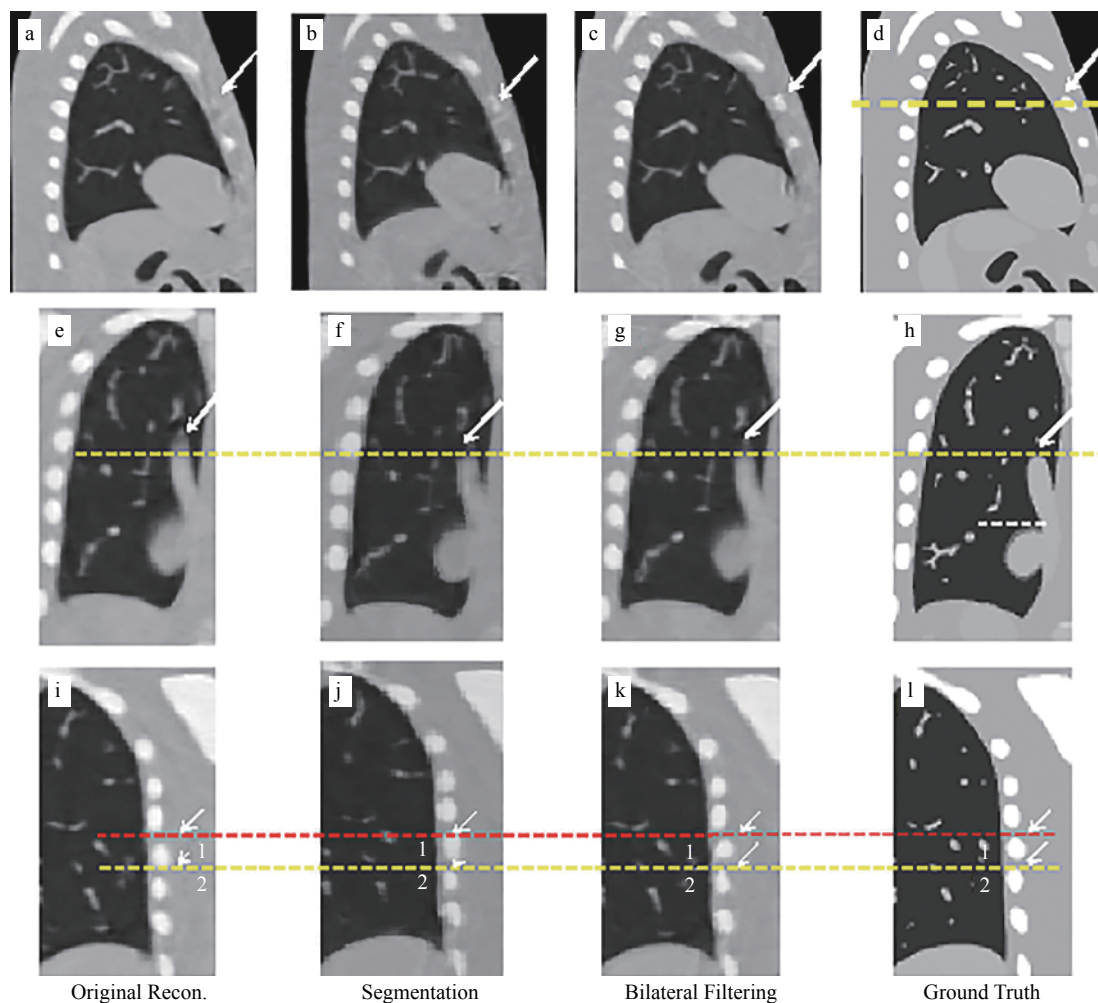
$u_T(x)$ 代表模体金标准, $u_R(x)$ 是重建图像。

2 结果

2.1 NCAT 模体结果

2.2 NCAT 模体运动轨迹结果 图 2 显示了从原始重建中获得的 40% 相位重建图像、基于分割的滑动运动补偿重建和基于双边滤波的滑动运动补偿重建。图 2a 显示了从原始重建中获得的 40% 相位的矢状面视图;图 2b 显示了从基于分割的重建中重建的同层面矢状面;图 2c 显示了从双边滤波重建中重建的矢状面;图 2d 显示了模体金标准;白色箭头标记肋骨,这在基于双边滤波重建图像和金标准中清晰可见。在基于分割的重建中,肋骨也部分可见。但在原始重建图像中几乎看不到。白色箭头清楚地标记了肋骨的比较。图 2e~h 是感兴趣区域(Region of Interest, ROI),其中滑动运动存在于心脏边缘和静脉部位。经过滑动运动校正,图像中静脉(黄色虚线所示)被准确重建(即静脉长度得到了更好的重建,白色箭头示)。见双边滤波和分割的滑动运动补偿重建结果。图 2i~l 显示了原始重建、基于分割的重建、双边滤波重建和金标准之间的肋骨位置重建差异。在图 2j、图 2k,肋骨顶部边缘 1 和 2 与图 2l 的金标准位置匹配完好,相反没有考虑滑动运动校正的原始重建结果肋骨位置与金标准之间有较明显差异。

沿 z 方向的 4D NCAT 运动轨迹是从冠状视图切片中的心脏边缘提取的(参考图 2f 中的虚线位置)。通过建立每个相位的均匀阈值,从 ROI 图像中检测虚线位置。检测到的虚线位置用于绘制运动轨迹。图 3 中的运动轨迹分别来自于原始重建、基于分割的



注：(a) 矢状面无滑动运动建模；(b) 矢状面无基于分割的运动建模；(c) 矢状面无双边滤波运动建模；(d) 矢状面无滑动运动建模；(e) 冠状面无滑动运动建模；(f) 冠状面无基于分割的运动建模；(g) 冠状面无双边滤波运动建模；(h) 冠状面无滑动运动建模；(i) 肋骨位置无滑动运动建模；(j) 肋骨位置有基于分割的运动建模；(k) 双侧滤波运动建模；肋骨位置地面真相。

图 2 NCAT 模体结果比较

Figure 2 Comparison of NCAT phantom results

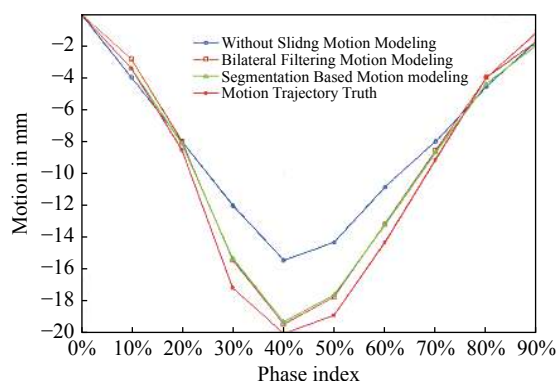


图 3 滑动区域运动轨迹比较

Figure 3 Comparison of motion trajectories in sliding regions

滑动补偿重建、基于双边滤波的滑动运动补偿重建和金标准。该图表明，双边滤波重建和分割重建结果中提取的轨迹与金标准更加接近。本文考虑每个轨迹的运动幅度进行 RMSE 计算，并确定基于双边滤波的结果的轨迹 RMSE 和 MaxE 分别为 0.796 mm 和 1.02 mm。同时，基于分割的 RMSE/MaxE 与基于双

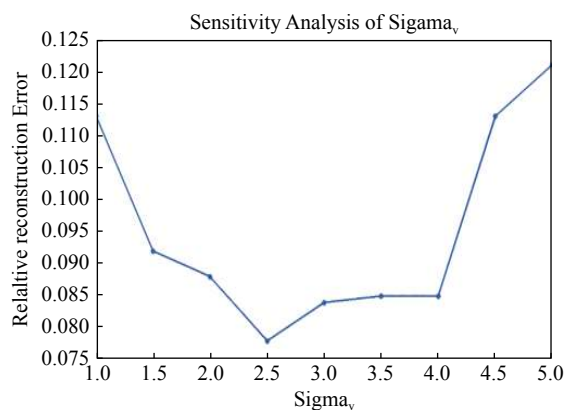
边滤波的结果相当接近。

2.3 Dice 系数 本文从原始同时重建、基于分割和双边滤波重建中提取 4D 肺边界(通过 ITK-SNAP 软件)。将每个不同运动建模方案的 NCAT 幻影实验中提取的 4D Dice 系数汇总。基于分割的 Dice 系数和基于双边滤波的 Dice 系数都始终大于原始的同时重建。结果表明，与原始重建相比，基于分割和双边滤波的运动估计可以更准确地分割肺边界。

2.4 参数 σ_v^2 灵敏度分析 相对重建误差与 σ_v^2 之间的对应关系如图 4。此图表明，用 $\sigma_v^2 = 2.5 \text{ mm}$ 可以得到最小相对重建误差。

3 讨论

本文讨论了一种基于双边滤波的滑动运动补偿 4D-CBCT 图像重建方法。相对于本文提出的方法，之前的很多工作已经报道了一系列将 4D-CBCT 用于精确的在体运动追踪工作。归纳后大体分为以下几

图 4 σ_v^2 灵敏度分析Figure 4 σ_v^2 sensitivity analysis

类: 第一类是通过增加机架旋转角度或降低机架旋转速度来增加每个机架角度下所获得的投影数^[6-7], 但延长了成像时间, 增加了成像的剂量^[8-9]。第二类 4D-CBCT 是基于全变差最小化 (Total Variation Minimization, TV Minimization) 的算法^[10]。但它过度平滑了微小结构, 使低对比度区域的图像质量进一步变劣。第三类是基于完全数据初始化的重建, 如 McKinnon-Bates (MKB) 算法^[11] 和基于先验图像约束压缩感知 (Prior Image Constrained Compressed Sensing, PICCS) 的算法^[12]。然而, 残差运动将从初始重建到最终图像的伪影。第四类是低秩模型^[13] 和基于张量框架^[14] 的重建。然而, 低秩方法不能完全实现时间分化, 这

2 种方法都缺乏临床支持的可行性检验结果。近年来, 基于可变形向量场 (DVF) 的 4D-CBCT 图像重建算法在高质量的 4D-CBCT 重建^[15-17] 中显示出优势。大多数这些方法假设肺内各处均沿发生各向同性运动, 却忽略了肺的非均匀局部运动 (即滑动运动)。但滑动运动广泛存在于运动器官之间的交界面, 如肺和胸壁的交界面。一些研究试图通过肺边界分割来模拟滑动运动, 但由于其对肺边界半自动分割的硬性要求, 使其临床转化应用受到了阻碍。本文在前述工作基础上, 进一步挖掘基于 DVFs 的精细运动补偿重建方法来获得高质量 4D-CBCT。并取得了满意的初步结果。

为了客观评价平行的集中运动补偿方法, 本文进一步讨论基于双边滤波核肺部表面分割方法各自得到的结果比较。基于双边滤波和基于分割的相对重建误差分别是 7.3% 和 7.4%。然而, 结果表明在某些层面还是能发现明显的重建差异。在图 2k 和 2l 中, 肋骨的形状在双边滤波方法下得到了更准确的重建。图 5 为分别采用双边滤波和肺表面分割得到的 4D-CBCT 图像重建结果, 显示了基于双边滤波, 肋骨位置均得到了修正 (肋骨 1 和 2 均能够和金标准结果相匹配)。与金标准相比, 这 2 种算法也对静脉长度 (用黄色圆圈表示) 进行了校正。双边滤波得到的静脉重建明显优于通过肺部分割得到的相应结果。

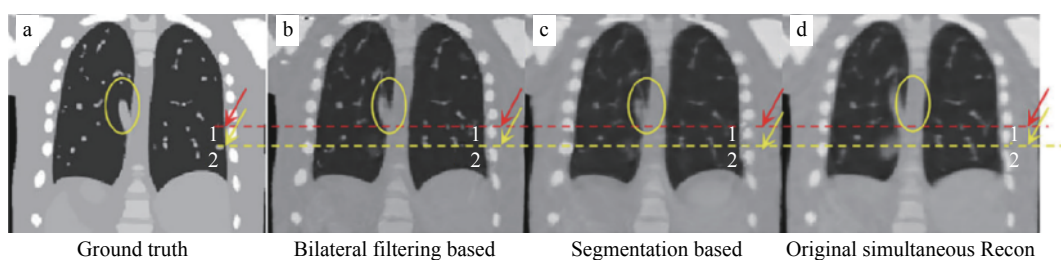


图 5 基于双边滤波和肺表面分割的 4D-CBCT 图像重建结果对比

Figure 5 Comparison of 4D-CBCT image reconstruction results based on bilateral filtering and lung surface segmentation

图 6 为双边滤波滑动运动补偿和不考虑滑动运动补偿各自得到的 DVF 与相应图像叠加的结果对比。图 6A 可见, 考虑了滑动运动补偿的 DVF 在肺和胸腔的交界处流向发生了突变。这种 DVF 流量差别直接导致肋骨重建图像中的位置差别。而图 6B 中则没有这种情况。说明双边滤波有效的保留了发生在肺表面和胸腔的滑动运动。

关于计算时间, 双边滤波重建的收敛性类似于原始重建, 在 theDVF 中总共有 200 次迭代。通过检测损失函数的收敛, 发现 200 此迭代足以达到良好的收敛性。对重建一副尺寸为 $200 \text{ mm} \times 200 \text{ mm} \times 150 \text{ mm}$

的图像, 该算法一次 DVF 优化迭代的计算时间为 18 s。算法通过一块中低端 GPU 卡加速 (英伟达 GeForce GTX 980)。在加速过程中算法仅对正向投影部分进行了加速。因此后期重建速度可以进一步加快。

可能的策略包括完整的 GPU 实现和多个 GPU 联合使用。同时近期有不少基于深度学习的 4D-CBCT 成像研究工作发表^[18-19], 基本思路是通过建立一个前期基于 4D-CT 的运动预测数据集, 来提取各个相位 DVF 之间的特征标签, 实现对在线治疗时刻仅基于有限个投影情况下的呼吸运动预测。但相关工作用语建立呼吸运动预测的数据无法真实反映病

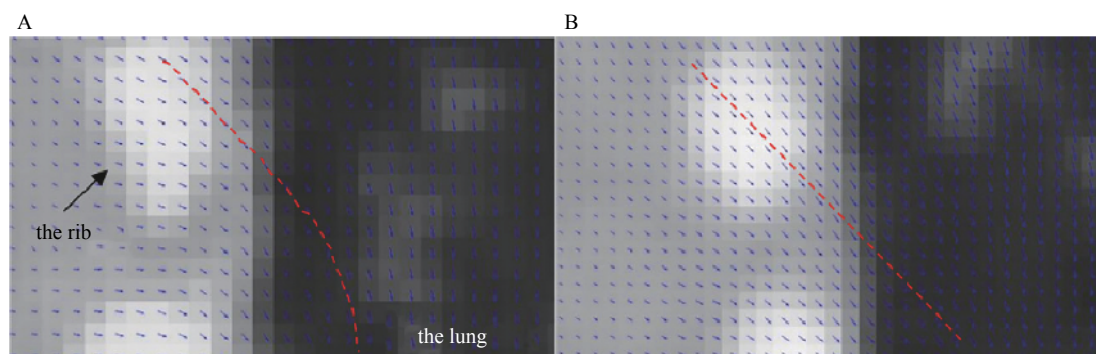


图 6 基于双边滤波和不考虑滑动运动补偿所得到的图像变形场对比

Figure 6 Comparison of Image deformation field based on bilateral filtering and without considering of sliding motion compensation

人治疗时刻的运动模式,因此今后将继续拓展并建立能真实反映病人治疗时刻呼吸运动数据集的构建,并开展相应的深度学习 4D-CBCT 预测研究。

综上,本文提出了一种基于双边滤波的全自动滑动运动补偿 4D-CBCT 重建方案。数字 NCAT 模体实验和初步临床验证表明,该方案是一种有效的同步高质量 4D-CBCT 图像重建算法。实验还表明,基于双边滤波的算法在 4D-CBCT 重建中优于基于分割的滑动运动建模算法。该算法是一种前瞻性的 4D-CBCT 工具,用于图像引导放射治疗中的临床转化。

利益冲突 本研究由署名作者按以下贡献声明独立开展,排名无争议。文章不涉及任何利益冲突

作者贡献声明 游涛负责设计研究方案、临床数据采集、数字模体实验验证及分析、开发部分算法代码、撰写论文;李春梅负责临床数据的收集整理、分析临床数据研究结果;戴春华负责分析临床数据研究结果、论文修改;陈德玉负责参与文献整理、临床数据收集;党军负责提出研究思路、开发部分算法代码、论文修订审核

参考文献

- [1] Papiez BW, Heinrich MP, Fehrenbach J, et al. An implicit sliding-motion preserving regularisation via bilateral filtering for deformable image registration[J]. *Med Image Anal*, 2014, 18 (8) : 1299-1311. DOI: [10.1016/j.media.2014.05.005](https://doi.org/10.1016/j.media.2014.05.005).
- [2] Han G, Liang Z, You J. A fast ray-tracing technique for TCT and ECT studies[C]//Nuclear Science Symposium. Seattle: IEEE, 1999. DOI: [10.1109/NSSMIC.1999.842846](https://doi.org/10.1109/NSSMIC.1999.842846).
- [3] Sidky EY, Pan XC. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation minimization[J]. *Phys Med Biol*, 2008, 53 (17) : 4777-4807. DOI: [10.1088/0031-9155/53/17/021](https://doi.org/10.1088/0031-9155/53/17/021).
- [4] Gao H, Li RJ, Lin YT, et al. 4D cone beam CT via spatiotemporal tensor framelet[J]. *Med Phys*, 2012, 39 (11) : 6943-6946. DOI: [10.1118/1.4762288](https://doi.org/10.1118/1.4762288).
- [5] Dang J, Gu XJ, Pan T, et al. A pilot evaluation of a 4-dimensional cone-beam computed tomographic scheme based on simultaneous motion estimation and image reconstruction[J]. *Int J Radiat Oncol*, 2015, 91 (2) : 410-418. DOI: [10.1016/j.ijrobp.2014.10.029](https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2014.10.029).
- [6] Lu J, Guerrero TM, Munro P, et al. Four-dimensional cone beam CT with adaptive gantry rotation and adaptive data sampling[J]. *Med Phys*, 2007, 34 (9) : 3520-3529. DOI: [10.1118/1.2767145](https://doi.org/10.1118/1.2767145).
- [7] Li TF, Xing L. Optimizing 4D cone-beam CT acquisition protocol for external beam radiotherapy[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2007, 67 (4) : 1211-1219. DOI: [10.1016/j.ijrobp.2006.10.024](https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2006.10.024).
- [8] 邢杰, 李军堂, 郝大鹏. 不同采集时间窗对降低CT辐射剂量的临床研究[J]. *中国辐射卫生*, 2020, 29 (2) : 197-200. DOI: [10.13491/j.issn.1004-714X.2020.02.025](https://doi.org/10.13491/j.issn.1004-714X.2020.02.025).
Xing J, Li JT, Hao DP. Clinical study of different acquisition time windows on reducing CT radiation dose[J]. *Chin J Radiol Health*, 2020, 29 (2) : 197-200. DOI: [10.13491/j.issn.1004-714X.2020.02.025](https://doi.org/10.13491/j.issn.1004-714X.2020.02.025).
- [9] 姚杰, 高林峰, 钱爱君, 等. 头颈部、胸部CT扫描频次分布及其剂量水平研究[J]. *中国辐射卫生*, 2020, 29 (4) : 339-344. DOI: [10.13491/j.issn.1004-714X.2020.04.005](https://doi.org/10.13491/j.issn.1004-714X.2020.04.005).
Yao J, Gao LF, Qian AJ, et al. Research on frequency distribution and dose levels of head, neck, chest CT scans[J]. *Chin J Radiol Health*, 2020, 29 (4) : 339-344. DOI: [10.13491/j.issn.1004-714X.2020.04.005](https://doi.org/10.13491/j.issn.1004-714X.2020.04.005).
- [10] Star-Lack J, Sun MS, Oelhafen M, et al. A modified McKinnon-Bates (MKB) algorithm for improved 4D cone-beam computed tomography (CBCT) of the lung[J]. *Med Phys*, 2018, 45 (8) : 3783-3799. DOI: [10.1002/mp.13034](https://doi.org/10.1002/mp.13034).
- [11] Leng S, Zambelli J, Tolakanahalli R, et al. Streaking artifacts reduction in four-dimensional cone-beam computed tomography[J]. *Med Phys*, 2008, 35 (10) : 4649-4659. DOI: [10.1118/1.2977736](https://doi.org/10.1118/1.2977736).

(下转第 281 页)

10.1016/j.phro.2018.11.001.

- [9] 单书灿, 欧丹, 韩一旻, 等. 全脑放射治疗海马区保护的剂量学研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36 (5): 546-550. DOI: 10.3969/j.issn.1005-202X.2019.05.010.
- Shan SC, Ou D, Han YM, et al. Dosimetric research on hippocampal-sparing whole brain radiotherapy[J]. Chin J Med Phys, 2019, 36 (5): 546-550. DOI: 10.3969/j.issn.1005-202X.2019.05.010.
- [10] 叶峰. 鼻咽癌调强放疗放射毒性与临床及放射剂量学因素的相关性分析[D]. 广州: 南方医科大学, 2012.
- Ye F. Analyses of clinical and dosimetric parameters associated with radiation-induced toxicities in patients with nasopharyngeal carcinoma treated with intensity-modulated radiation therapy[D]. Guangzhou: Southern Medical University, 2012.
- [11] Wang SZ, Wang WF, Zhang HY, et al. Analysis of anatomical factors controlling the morbidity of radiation-induced otitis media with effusion[J]. Radiother Oncol, 2007, 85 (3): 463-468. DOI: 10.1016/j.radonc.2007.10.007.
- [12] Wang SZ, Li J, Miyamoto CT, et al. A study of middle ear function in the treatment of nasopharyngeal carcinoma with IMRT technique[J]. Radiother Oncol, 2009, 93 (3): 530-533. DOI: 10.1016/j.radonc.2009.09.013.
- [13] 林浩然, 李郁明, 杨田福, 等. 鼻咽癌放疗并发分泌性中耳炎的临床病理特征及影响因素分析[J]. 临床医学工程, 2020, 27 (7): 875-876. DOI: 10.3969/j.issn.1674-4659.2020.07.0875.
- Lin HR, Li YM, Yang TF, et al. Analysis on the clinicopathological characteristics and influencing factors of nasopharyngeal carcinoma radiotherapy complicated with secretory otitis media[J]. Clin Med Eng, 2020, 27 (7): 875-876. DOI: 10.3969/j.issn.1674-4659.2020.07.0875.
- [14] Akazawa K, Doi H, Ohta S, et al. Relationship between Eustachian tube dysfunction and otitis media with effusion in radiotherapy patients[J]. J Laryngol Otol, 2018, 132 (2): 111-116. DOI: 10.1017/S0022215118000014.
- [15] Pan CC, Eisbruch A, Lee JS, et al. Prospective study of inner ear radiation dose and hearing loss in head-and-neck cancer patients[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2005, 61 (5): 1393-1402. DOI: 10.1016/j.ijrobp.2004.08.019.
- [16] Chan SH, Ng WT, Kam KL, et al. Sensorineural hearing loss after treatment of nasopharyngeal carcinoma: a longitudinal analysis[J]. Int J Radiat Oncol, 2009, 73 (5): 1335-1342. DOI: 10.1016/j.ijrobp.2008.07.034.
- [17] Jereczek-Fossa BA, Rondi E, Zarowski A, et al. Prospective study on the dose distribution to the acoustic structures during postoperative 3D conformal radiotherapy for parotid tumors: dosimetric and audiometric aspects[J]. Et Al, 2011, 187 (6): 350-356. DOI: 10.1007/s00066-011-2170-5.
- [18] Hitchcock YJ, Tward JD, Szabo A, et al. Relative contributions of radiation and cisplatin-based chemotherapy to sensorineural hearing loss in head-and-neck cancer patients[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2009, 73 (3): 779-788. DOI: 10.1016/j.ijrobp.2008.05.040.

(收稿日期: 2020-12-26)

(上接第 275 页)

- [12] Zhang H, Ouyang L, Huang J, et al. Few-view cone-beam CT reconstruction with deformed prior image[J]. Med Phys, 2014, 41 (12): 121905. DOI: 10.1118/1.4901265.
- [13] Cai JF, Jia X, Gao H, et al. Cine cone beam CT reconstruction using low-rank matrix factorization: algorithm and a proof-of-principle study[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2014, 33 (8): 1581-1591. DOI: 10.1109/TMI.2014.2319055.
- [14] Han H, Gao H, Xing L. Low-dose 4D cone-beam CT via joint spatiotemporal regularization of tensor framelet and nonlocal total variation[J]. Phys Med Biol, 2017, 62 (16): 6408-6427. DOI: 10.1088/1361-6560/aa7733.
- [15] Dang J, Yin FF, You T, et al. Simultaneous 4D-CBCT reconstruction with sliding motion constraint[J]. Med Phys, 2016, 43 (10): 5453. DOI: 10.1118/1.4959998.
- [16] Wang J, Gu X. Simultaneous motion estimation and image reconstruction (SMEIR) for 4D cone-beam CT[J]. Med Phys, 2013, 40 (10): 101912. DOI: 10.1118/1.4821099.
- [17] Wang J, Gu XJ. High-quality four-dimensional cone-beam CT by deforming prior images[J]. Phys Med Biol, 2013, 58 (2): 231-246. DOI: 10.1088/0031-9155/58/2/231.
- [18] Wei R, Zhou FG, Liu B, et al. Convolutional neural network (CNN) based three dimensional tumor localization using single X-ray projection[J]. IEEE Access, 2019, 7: 37026-37038. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2899385.
- [19] Wei R, Zhou FG, Liu B, et al. Real-time tumor localization with single X-ray projection at arbitrary gantry angles using a convolutional neural network (CNN)[J]. Phys Med Biol, 2020, 65 (6): 065012. DOI: 10.1088/1361-6560/ab66e4.

(收稿日期: 2021-01-16)