

基于 GPU 加速技术的 C 形臂 Cone Beam CT 三维 图像快速重建方法

陈 垦^{1,2} 王 澄¹ 梁晓坤¹ 熊 璟¹ 谢耀钦¹

¹(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

²(中国科学院大学深圳先进技术学院 深圳 518055)

摘 要 平板探测器技术的发展使得锥形束计算机断层扫描技术(Cone Beam Computerized Tomography, CBCT)成为一种重要的成像技术,有着十分广泛的应用。基于 C 形臂的 CBCT,除了具有 CBCT 的技术优势外,还特别适合在影像引导介入手术中应用。然而,如何在满足手术实时性要求的同时获得高分辨率高质量的三维断层图像,仍是个十分具有挑战性的课题。文章提出一种基于 GPU 加速技术的 C 形臂 CBCT 三维图像快速重建方法:在算法层面应用 GPU 并行加速技术对重建算法进行优化,在系统层面通过设计分布式系统和延迟隐藏机制,大大提升了由二维投影图像重建三维体数据的效率。在保持重建精度的前提下,优化后的 GPU 加速的 FDK 算法极大地提升了重建过程的计算效率。延迟隐藏机制进一步提升了系统的运行效率。在使用 90 帧投影时,系统效率提升了 26%,重建延迟加速了 2.1 倍;当使用 120 帧投影时,系统效率提升 39%,重建延迟加速达到 3.3 倍。

关键词 影像引导治疗;快速重建;锥形束计算机断层扫描技术;GPU

中图分类号 TP 301.6 **文献标志码** A

GPU Based Accelerated Method for Fast C-arm Cone Beam CT 3D Image Reconstruction

CHEN Ken^{1,2} WANG Cheng¹ LIANG Xiaokun¹ XIONG Jing¹ XIE Yaoqin¹

¹(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(Shenzhen College of Advanced Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

Abstract With the development of flat panel detector technology, cone-beam computerized tomography (CBCT) has become an important image technique, and been widely applied in clinical practices. Specially, C-arm mounted CBCT has shown extra suitability in image guided interventional surgeries. However, how to acquire real-time, high resolution, and high quality 3D images remains challenging. In this paper, a GPU based acceleration method for fast C-arm CBCT 3D image reconstruction was proposed. With the acceleration both

收稿日期: 2017-08-01 修回日期: 2017-09-15

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0105102); 国家自然科学基金(61403368); 广东省产学研联合研发项目(2015B090901039); 广东省自然科学基金(2014A030312006); 深圳市技术攻关(JSGG20160229203812944); 深圳高级海外人才项目(KQJSCX20160301144248); 深圳基础研究项目(JCYJ 20170413162458312)

作者简介: 陈垦, 博士研究生, 研究方向为医学图像处理; 王澄, 助理工程师, 研究方向为系统软件架构; 梁晓坤, 博士研究生, 研究方向为影像引导; 熊璟(通讯作者), 高级工程师, 研究方向为医疗机器人, E-mail: jing.xiong@siat.ac.cn; 谢耀钦, 研究员, 研究方向为影像引导治疗。

in algorithm and system design, it is shown that the system performance is enhanced with the proposed system design by 26% and reconstruction delay is accelerated by 2.1 times when 90 frames of projections were used, and the performance increases to 39% and 3.3 times with 120 frames.

Keywords image guided therapy; fast reconstruction; CBCT; GPU

1 引言

随着平板探测器技术的实用化, 锥形束计算机断层扫描技术(Cone Beam Computerized Tomography, CBCT)已经成为一种可行的新型成像技术。平板探测器在理论上有着诸多优势, 如能够提供更高的空间分辨率、更广的动态范围、方形视野(Field of View, FOV)和无几何畸变的实时成像能力^[1]。借助这些技术优势, CBCT 仅需一次旋转即可产生完整的体数据^[2], 并且可以进行辐射剂量分布确认^[3], 辐射剂量也有显著下降^[1]。因此, CBCT 技术在临床实践中得到了广泛的应用。例如, CBCT 引导的短距离放射治疗、脊柱手术、整形手术、胸部及腹部手术、头部及颈部手术等^[4-7]。有研究表明 CBCT 在主动脉套膜支架手术和肺结节穿刺活检手术中具有出色的性能^[8,9]。在诊断方面, CBCT 能分辨出更小的动脉瘤和重要的解剖细节, 因而有些研究者认为其可作为替代数字剪影的颅内动脉瘤新金标准^[10,11]。

除此之外, C 形臂系统上实现的 CBCT 不仅具有上述的优势, 还特别适合应用在图像引导介入手术。这是因为: C 形臂系统紧凑, 在采集数据时病人可以全程保持静止状态; 三维体数据和传统的二维投影数据可以融合显示, 能实现术前手术规划、手术器具追踪与导航、手术结果评价和边界核实等功能^[12,13]。

三维重建算法是获取三维体数据图像的核心。目前主流的三维重建算法主要有两类。第一类是迭代算法, 如代数重建法等, 其利用压缩感知理论, 在优化目标函数中增加总变分项作为约

束^[14,15]。该类算法能取得较好的图像质量, 但计算量大、计算时间长、对计算机硬件要求高, 使得其难以满足临床应用中的实时性要求。因此, 目前在临床上广泛使用的仍然是第二类: 滤波反投影类算法, 如 FDK。FDK 算法由 Feldkamp、Davis、Kress 三人提出^[16], 是一种对圆形扫描轨迹的 CT 图像进行近似重建的算法。FDK 算法的特性, 使得它极其适合利用 GPU 并行加速技术进行加速。一些研究者对此应用进行了初步的探索^[17-19], 取得了较好的加速性能。除此之外, 结合合理的系统设计, 能进一步提升计算效率, 从而满足临床实时性的要求。

因此, 为解决 CBCT 三维重建算法在临床应用中的实时性需求, 本文提出一种基于 GPU 加速技术的 C 形臂 CBCT 三维图像重建的快速算法。由于滤波反投影算法尤为适合在实时临床场景中应用, 故我们通过对滤波反投影算法中的 FDK 算法进行基于几何对称性的优化, 及基于 GPU 并行计算技术的优化, 且为了充分利用二维投影采集过程的系统延时, 在系统层面上设计了基于 TCP/IP 协议的分布式系统和延时隐藏机制, 以达到提升三维重建算法的计算效率, 降低其耗时的目的, 使其能满足临床应用的需求。

2 材料与方法

2.1 系统设计

为获得更好的加速性能, 通常需要对加速算法设计专门的计算显卡支持, 而普通的计算机系统一般都难以满足计算需求。另一方面, 作

为系统效率的主要瓶颈之一的计算过程, 相对于影像链的其他部分来说是一个相对独立的过程, 对其改进与升级操作并不会影响系统其他部分。因此, 在分布式系统架构设计下, 提供一个可插拔的计算组件, 能够较好地满足系统各方面的要求。最终, 本文系统架构设计如图 1 所示。系统主要由 C 形臂控制单元、计算单元和主控制单元三个部分组成。其中, C 形臂控制单元控制 C 形臂的旋转, 采集投影图像; 计算单元由 2D 投影图像序列重建出三维体数据; 主控制单元控制影像链, 发送指令和请求给对应的单元, 控制数据流和进行二维、三维可视化。三个单元通过 TCP/IP 协议连接, 进行数据交换和指令传输。

2.2 FDK 算法

Feldkamp 等^[14]提出的 FDK 算法, 是一种基于 2D 滤波反投影、针对锥束图像和圆形轨迹的近似三维重建算法。FDK 算法可分为两步进行。(1) 滤波: 将投影数据与核函数进行纵向一维卷积, 并根据射线长度进行加权补偿; (2) 反投影: 将处理后各个角度的投影数据进行加权累

加, 即得到三维重建图像。其基本公式如下:

$$f(x, y, z) = \int_0^{2\pi} W_1 [W_2 \times P(\beta, u, v)] * h(u) d\beta \quad (1)$$

$$W_1 = \frac{D_{so}^2}{(D_{so} - s)^2} \quad (2)$$

$$W_2 = \frac{D_{so}}{\sqrt{D_{so}^2 + u^2 + v^2}} \quad (3)$$

其中, h 为滤波核函数, 通常采用 ramp 函数; W_1 、 W_2 为加权补偿函数, 用于补偿因射线长度不同而产生的差异; u 、 v 为 C 形臂旋转角度为 β 时经过空间点 (x, y, z) 的射线在平板上的投影坐标; s 为点 (x, y, z) 在 y 轴上的投影长度; D_{so} 为 C 形臂板源距; $P(\beta, u, v)$ 为该投影坐标点线性衰减系数, 采用与其最接近的 4 个像素进行线性插值。投影图像的线性衰减系数可由以下数据校准方法求得: 设投影图像上任一点的灰度值为 I , 事先取得的空扫图像上对应点灰度值为 I_0 , 则该点的线性衰减系数 $P(\beta, u, v) = -\log(I/I_0)$ 。坐标系定义如图 2 所示。其中, O 点既为 FOV 中心, 又为 C 形臂旋转中心; O_1 为光源与 O 点连线在

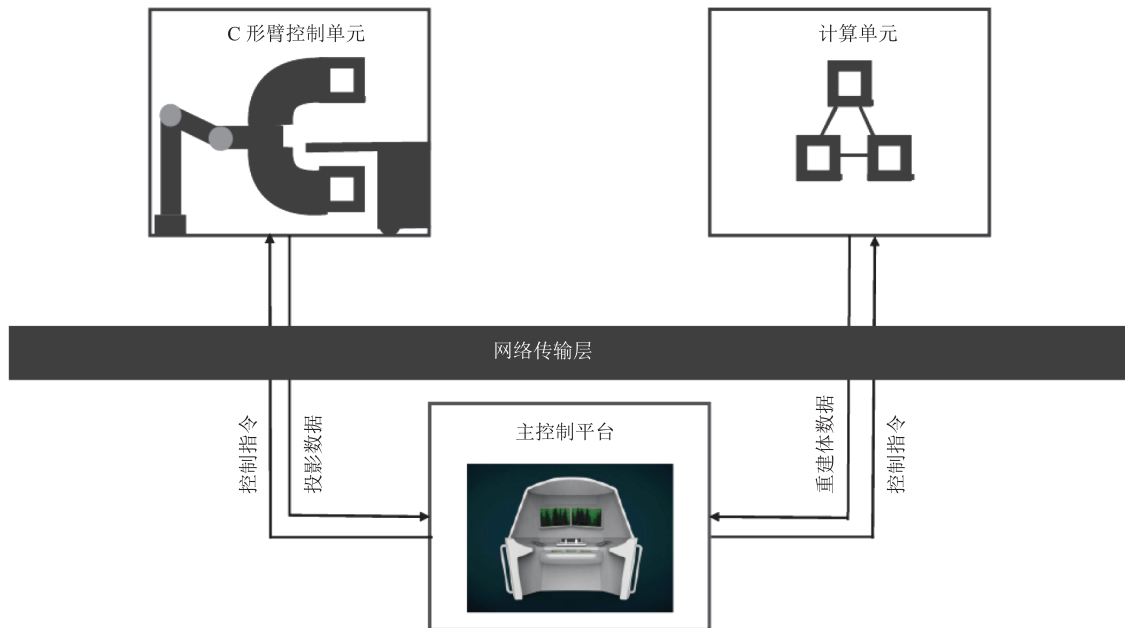
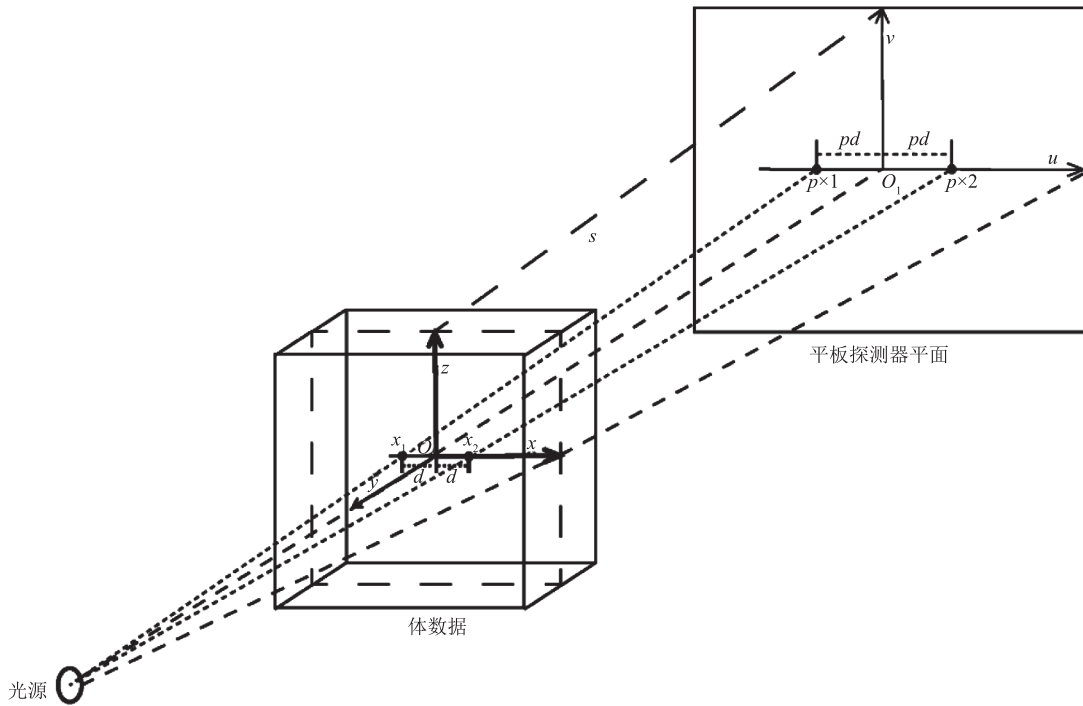


图 1 系统结构

Fig. 1 System architecture



三维体数据坐标系的定义：坐标轴 x, y, z ，原点 O ；平板探测器坐标系定义：坐标轴 u, v ，原点 O_1

图 2 坐标系定义

Fig. 2 Coordinate system definition

平板探测器上的投影，设其为图像坐标原点。

由于本文用于采集数据的 C 形臂系统旋转角度为 210° ，属于短扫描，故对投影数据需再进行 Parker 加权补偿。滤波反投影三维重建公式如下所示：

$$f(x, y, z) = \int_0^{2\pi} W_1 [W_2 \times W_3 \times P(\beta, u, v)] * h(u) d\beta \quad (4)$$

$$W_1 = \frac{D_{so}^2}{(D_{so} - s)^2} \quad (5)$$

$$W_2 = \frac{D_{so}}{\sqrt{D_{so}^2 + u^2 + v^2}} \quad (6)$$

$$W_3 = \begin{cases} \max[\sin(fa + pw(\beta, u, v)/fa, 0)]^2, & -\frac{fa}{2} < pw(\beta, u, v) < \frac{fa}{2} \\ \max[\cos(fa + pw(\beta, u, v)/fa, 0)]^2, & \pi - \frac{fa}{2} < pw(\beta, u, v) < \pi + \frac{fa}{2} \\ 0, & pw(\beta, u, v) < -fa/2 \text{ 或 } pw(\beta, u, v) > 180 + \frac{fa}{2} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{其中, } pw(\beta, u, v) = \left[\frac{(180/as - N)/2 + \beta/as}{180/as} \right] * \pi + \tan^{-1}(u/D_{so});$$

$$fa = \text{abs}[\tan^{-1}(u_{\max}/D_{so}) - \tan^{-1}(u_{\min}/D_{so})]/2;$$

N 为投影总数； as 为 C 形臂旋转角度间距； $u_{\max}$ 、 $u_{\min}$ 分别为 u 坐标的极大值和极小值。

2.3 FDK 算法的 GPU 并行加速方案及实现

GPU 能提供远超一般处理器的代数运算单元数量，且为并行计算提供了一种流数据处理机制。对输入流数据中的每一个数据单元，GPU 提供一个核来处理与其相关的计算，作为结果产生一个输出数据流。因此 GPU 并行加速特别适合于有大量雷同操作的像素类型操作。由 2.2 节可见，FDK 算法中耗时较大的计算操作包括对每个体素的前向投影以决定其在探测器平面上的投影位置，以及反向投影中为每个体素计算加权补偿函数。这两个操作对每个体素来说，都是相同操作，并且这些操作之间没有相互依赖关系，因此，可以使用 GPU 并行技术进行运算加速。在

本文所述的算法中, 每一个体素都被认为是输入流数据中的一个元素。前向投影核为每个元素提供一个并行线程以计算其在平板平面上的投影位置。其结果构成反投影核的输入流数据, 以并行计算对应体素的像素值。我们观察到, 权值 W_2 仅依赖于探测器平面的坐标。因此, 可将 W_2 的计算从每个体素的计算中剥离。在进行前向投影和反投影之前, 对卷积后的二维图像中的每一个像素分配一个线程, 进行 W_2 加权补偿。在投影和反投影过程中, 则对每一个体素分配一个线程, 完成公式 (1) 所述计算。FDK 算法的流数据处理机制可大致归纳如图 3 所示。根据 2.1 节中对坐标系的设定, 由于 C 形臂系统绕 x 轴进行旋转, 故关于 z 轴和 u 轴形成的平面 S 对称的体素和投影图像像素具有几何对称性。如图 2 所示, 假设 x_1 、 x_2 关于由 z 轴和 v 轴构成的平面 S 对称, 其到原点 O 距离为 d , 则其在平板探测器平

面上的投影 px_1 、 px_2 关于轴 v 对称, 到原点 O_1 距离为 pd 。因此只需计算一半数量的体素, 另一半体素的计算可以通过镜像操作完成。利用此对称性, 若指定体素 (x, y, z) 在投影图像上的投影点为 (i, j) , 则其关于平面 S 的对称点 $(-x, y, z)$ 在投影图像上的投影点为 $(-i, j)$, 且 W_1 、 W_2 均相同。因此, 在前向投影和反投影累加时, 仅需对沿 x 轴正半轴的体素分配线程进行计算, 通过沿前述平面 S 几何对称关系即可同时完成沿 x 轴负半轴部分体素的反投影过程。在图像滤波中, 使用 GPU 提供的并行傅里叶变化计算方法能高效地实现纵向一维卷积。

2.4 延时隐藏方案设计及实现

目前对滤波反投影类快速三维重建算法的研究基本集中在并行机制设计和 GPU 单元的新特性利用上。这类研究都有一个共同假设, 即三维图数据重建的影像链是线性的, 在所需二维投影数据采集完成之后, 三维重建计算过程才开始执行。而在临床医疗实践中, C 形臂旋转、投影图像采集及传输、图像处理都有耗时。延时隐藏技术的基本设想是: 通过设计影像链中相互不依赖部分的时序, 以达到充分利用各部分耗时的目的, 从系统级别的角度上直观地实现效率提高。

对 CBCT 三维重建来说, 对任意一帧图像进行的重建操作, 仅依赖于该帧图像的采集与传输, 而图像的采集传输操作, 并不依赖于三维重建操作的结果。基于此, 我们设计了一套基于延时隐藏技术的 C 形臂 CBCT 三维重建时序, 实现对图像采集处理传输及三维体数据重建的同步和控制功能, 大大缩短影像链的流程耗时。控制时序设计如下:

(1) 以时序 $T1$ 表示二维投影数据采集状态。

在任一时刻, $T1$ 取值 $(-1, +1)$ 。当 C 形臂移动到指定位置并采集二维投影图像后, 软件系统将采集到的图像通过 TCP/IP 协议拆分传输到计算单元并重新组成为二维图像, 此时将 $T1$ 信号置反。

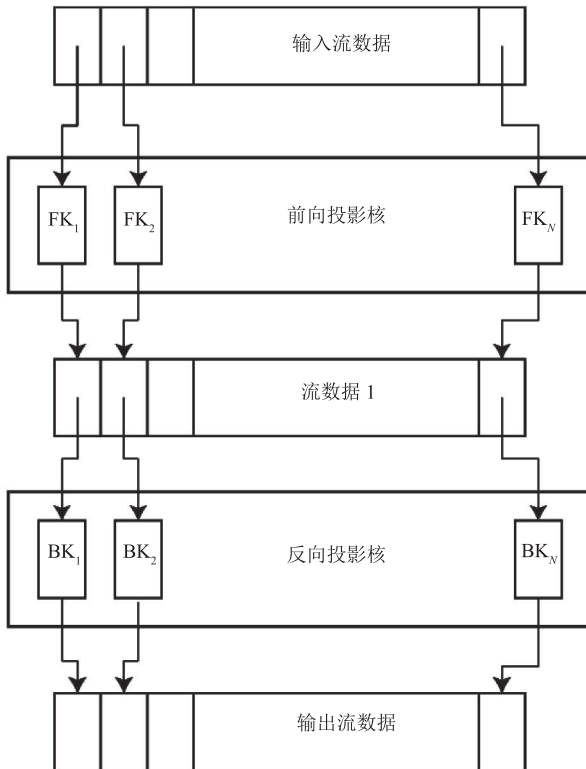


图 3 FDK 算法流数据处理机制

Fig. 3 Stream data process of FDK algorithm

(2) 以时序 T2 表示三维体数据重建状态。在任一时刻, T2 取值 $(-1, +1)$ 。当队列非空时, 开始逐帧执行三维重建, 当某一帧图像的滤波反投影操作完成后, 将 T2 置反。

(3) 时序 T3 为图像采集和三维重建的同步和控制时序。

(4) 以队列 L 对投影数据进行内存管理。在每个 T3 下降沿来临时, 执行以下任务: ①检测 T1 状态变化。若 T1 出现上升沿/下降沿, 在队列 L 中对新采集到的投影及投影对应参数(如投影角度等)执行入队操作。②检测 T2 状态变化。若 T2 出现上升沿/下降沿, 则对完成重建的图像执行出队操作, 释放对应内存空间。当队列 L 为空时, 重建算法完成, 将所有时序和队列重置。

影像链控制时序图如图 4 所示。与传统的线性影像链相比, 控制时序允许充分利用通常较为耗时的重建部分的时间进行后续投影图像的采集, 因此能更好地提高系统效率。

2.5 实验设计

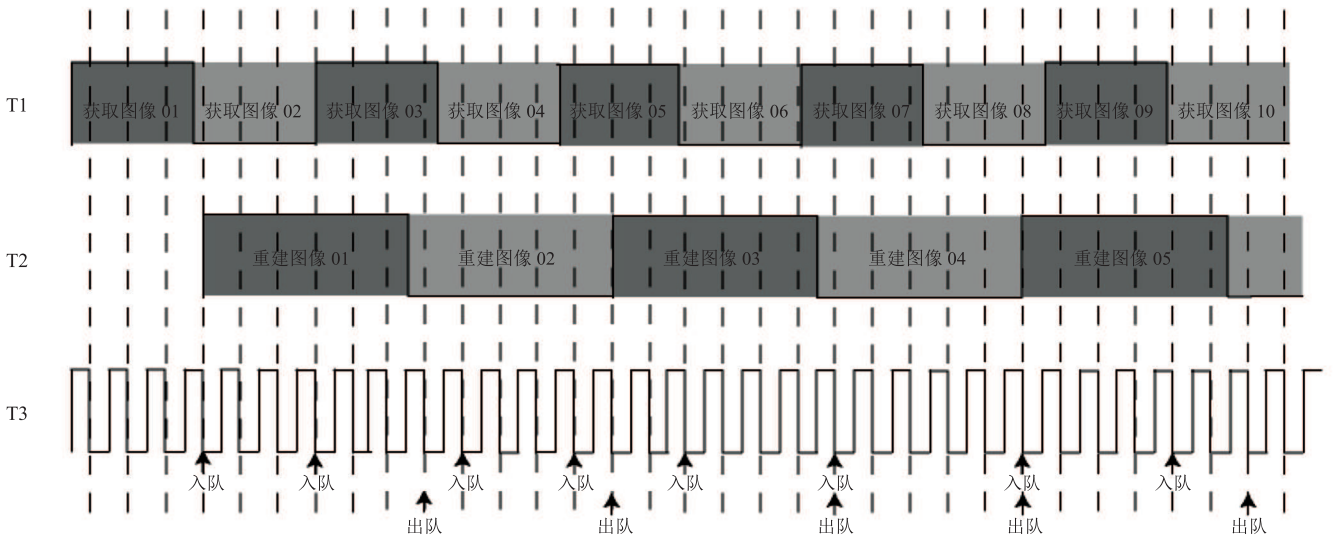
我们将从两个方面来衡量本文系统的性能。

首先, 验证本文重建算法的稳定性。实验采用标准 Shepp-Logan 数字体模来定量衡量重建结果的准确性。同时我们也提供实际 C 形臂 CBCT 系统对带动脉瘤的脑部血管体模、头部体模和脚部体模的成像重建结果。其次, 分析所提出的方法对系统效率提升的影响: 将本文方法与未加速的 FDK 重建算法、使用其他第三方加速方案实现的 FDK 重建算法和代数迭代类典型算法之间的效率进行比较。

在系统层级上, 通过定义两个参数 (β_{sys} 和 β_{recon}) 来衡量系统效率。其中, $\beta_{\text{sys}} = 1 - T_{\text{prop}} \div (T_{\text{recon}} + T_{\text{acq}})$ 以衡量系统整体的效率提升。 T_{ppo} 为本文提出方法的总系统延时的均值, T_{recon} 和 T_{acq} 分别表示用于三维重建和二维投影采集的系统延时均值。 $\beta_{\text{recon}} = T_{\text{recon}} \div (T_{\text{prop}} - T_{\text{acq}})$ 以衡量三维重建部分的效率提升。实验最终通过 10 组 C 形臂旋转和数据采集重建实验来确定上述各项系统延时均值。

2.6 系统参数及环境

在临床实际应用的 C 形臂成像系统上, 对



在 T3 的每个下降沿, 检查 T1 和 T2 的状态以决定是否要将新的投影入队和将已完成重建的投影出队。当一帧投影在进行重建时, 其他的投影采集传输功能可以同时进行, 以达到延时掩藏的目的。对队列的入队和出队操作控制重建投影队列

图 4 系统控制时序

Fig. 4 System control timeframe

本文提出的加速算法进行了系统实现与验证。C 形臂板源距 1 800 mm, 轴源距 1 000 mm。采用的光源为 imd X-RAY TUBE HEAD E-40R, 曝光参数设定为 65 kV、2 mA, 单帧图像曝光时间 15 ms。平板探测器采用泰利兹 2630。平板探测器图像分辨率 1 560×1 440, 空间分辨率 0.18 mm×0.18 mm。实际 C 形臂系统采集的二维投影数据覆盖角度 210°。用于仿真的 Shepp-Logan 体模生成的数字投影覆盖角度为 360°。重建三维体数据为 256×256×256, 空间分辨率 0.5 mm×0.5 mm×0.5 mm。算法采用 CUDA 进行并行加速, 使用 256 个并行线程, 最终于显卡 Quadro 6000 上进行验证。

3 实验结果

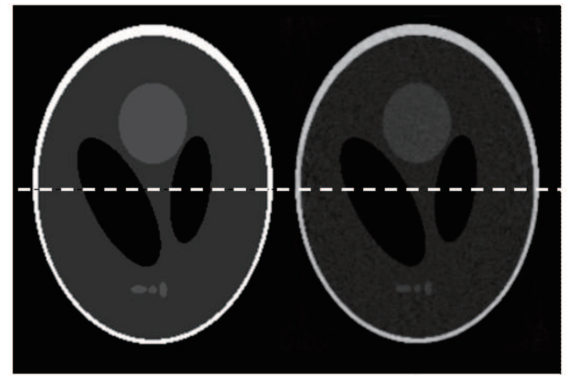
3.1 三维重建结果

为验证三维重建结果的效果, 分别对数字体模、血管体模、头部体模和脚部体模进行三维重建。

数字体模采用标准 Shepp-Logan 数字体模, 如图 5 所示。对图 5 中白色虚线所示纵断面, 将

重建结果与标准体模进行对比, 结果如图 6 所示。

若令 $I = \frac{\sum_{i=0}^N [abs(f_{rec} - f_0) / f_0] \times 100\%}{N}$ 表示重建结果 f_{rec} 与标准体模 f_0 间的误差百分比, 则沿图 5 所示纵断面的重建误差为 2%。以上结果表明, 本文方法能正确地对感兴趣的目标区域进行三维重建。



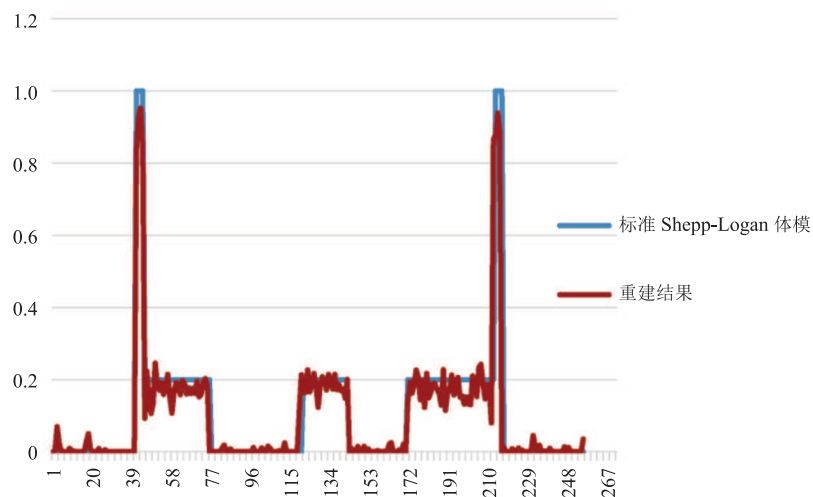
(a) 标准体模

(b) 重建结果

图 5 标准 Shepp-Logan 体模与重建结果

Fig. 5 Standard Shepp-Logan phantom and reconstruction result

血管体模采用瑞典 Elastras 公司的脑血管及



注: 蓝线为数字体模金标准; 红线为重建结果; 延此纵断面处重建误差为 2%

图 6 图 5 中纵断面处重建结果与标准体模误差

Fig. 6 Line profile difference between reconstruction and standard phantom shown in Fig. 5

动脉瘤体模。该体模模拟脑部血管，并带有 3 个动脉瘤。在体模内部充盈碘帕醇造影剂，并进行 X 射线投影采集和三维重建。CBCT 重建结果及冠状位、矢状位、截断位视角分别如图 7 所示。从图 7 可见，血管的三维结构得到了很好的显示，动脉瘤部分清晰可见。在图 8、图 9 中，分别提供了头部体模和脚部体模的重建结果及冠状位、矢状位、截断位视角。

3.2 三维重建效率分析

表 1 为在不同投影帧数下，GPU 加速的 FDK 算法(本文方法)与未经加速的 FDK 算法、Intel 指令集(IPP)加速的 FDK 算法和 TV-ART 算法的耗时比较。在使用 256 个线程的条件下，理论加速比应为 256，但由于主机端和设备端之间的数据交换存在延时，故实际加速比为 69 倍。从表 1 可见，GPU 加速的 FDK 算法能大大提高运算效率，并且加速效果较 IPP 指令集等方式较好。

表 1 几种算法计算效率对比

Table 1 Time cost comparison of different algorithms

帧数	算法耗时 (s)			
	FDK	IPP FDK	GPU FDK	GPU TV-ART
90	964	53.40	14.28	/
120	/	/	25.76	1 920

注：GPU FDK 为 GPU 加速的 FDK；IPP FDK 为 IPP 加速的 FDK；GPU TV-ART 为 GPU 加速的 TV-ART

表 2 为在不同投影帧数下，C 形臂软件系统影像链从扫描开始到三维图像重建完毕的系统延时，及单纯扫描传输二维投影数据的耗时。同表 1 数据相结合，我们计算得到不同环境设置下线性时序系统的耗时 $T_{\text{linear}} = T_{\text{acq}} + T_{\text{recon}}$ ，以及本文设计系统的重建延时 $T_{\text{recon_prop}} = T_{\text{prop}} - T_{\text{acq}}$ ，并将其归纳于表 3。将表 2 中本文提出系统的延时 T_{prop} 与表 3 中的线性系统延时 T_{linear} 进行对比，以说明延时隐藏设计对系统性能的提升。将表 3 中本文提出系统的重建延时 $T_{\text{recon_prop}}$ 与表 1 中的三维重建耗时进行对比，以说明本文系统设计对三维

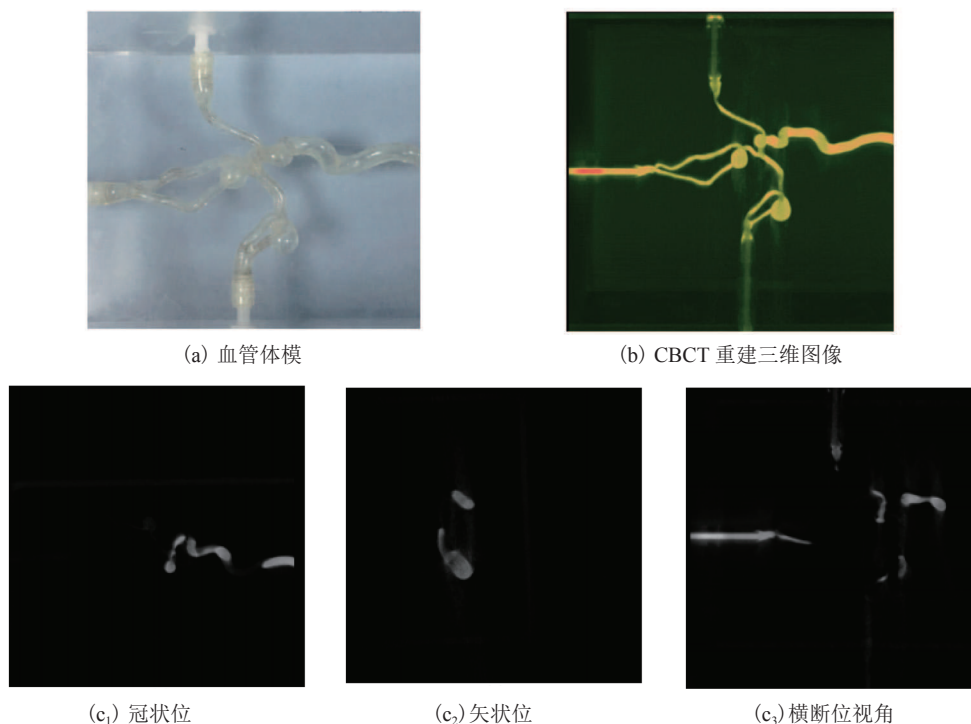


图 7 血管体模重建结果

Fig. 7 Reconstruction result of a vessel phantom

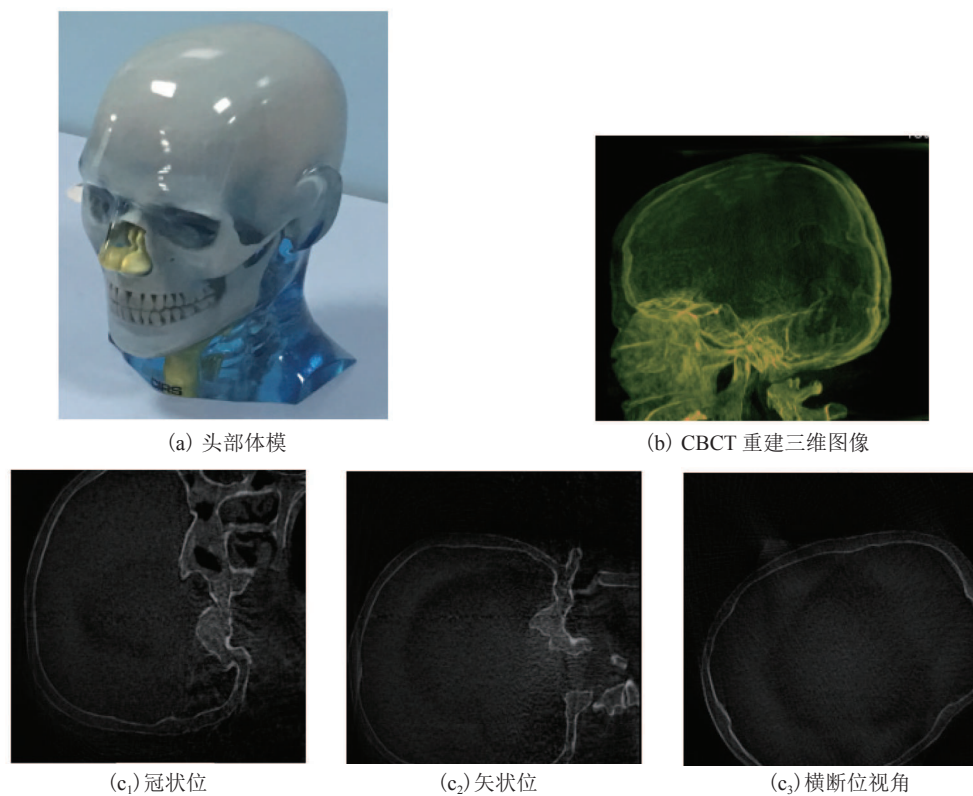


图 8 头部体模重建结果

Fig. 8 Reconstruction result of a head phantom

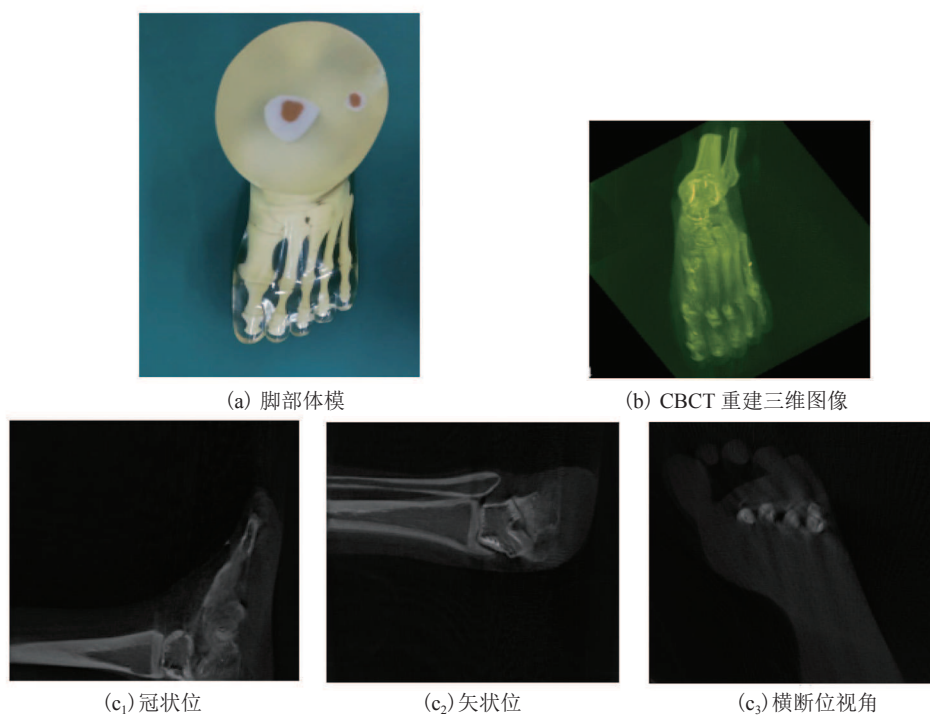


图 9 脚部体模重建结果

Fig. 9 Reconstruction result of a foot phantom

表 2 系统总延时与图像扫描传输耗时

Table 2 Comparison of system delay and projection acquisition time cost

帧数	系统延时 (s)	投影采集延时 (s)
90	21.49	14.72
120 case 1	28.17	20.53
120 case 2	50.53	50.14

表 3 线性系统延时与延时隐藏系统的重建延时

Table 3 Summary of linear system delay and proposed system reconstruction delay

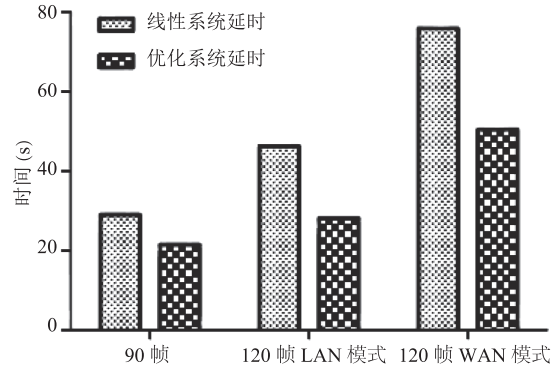
帧数	线性系统	重建延时(s)	系统效率	
	延时(s)		β_{sys}	β_{recon}
90 帧	29.00	6.78	26%	2.1
120 帧 LAN	46.29	7.64	39%	3.3
120 帧 WAN	75.90	0.40	33%	66.4

注: β_{sys} 为系统整体的效率提升; β_{recon} 为三维重建部分的效率提升

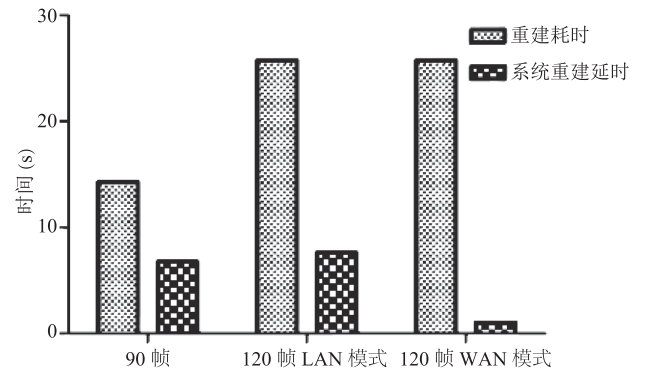
重建的加速作用。同时我们也计算 2.5 节中提出的效率提升参数 β_{sys} 和 β_{recon} 。当重建的投影帧数为 90 帧时, 线性影像链耗时为 29 s, 本文提出的系统延时为 21.49 s, 得 β_{sys} 为 26%; 重建延时为 6.75 s, 得 β_{recon} 为 2.1。当采用帧数为 120 帧 (case 1) 时, 线性影像链耗时为 46.29 s, 本文提出系统的延时为 27.17 s, 得 β_{sys} 为 39%; 重建延时为 7.64 s, 得 β_{recon} 为 3.3。可见, 当用于进行三维重建的二维投影帧数进一步增加时, 时序优化将会带来更高的收益。

当图像投影帧数为 120 时, 进行了 2 种处理: 一是 (case 1) 将系统通过本地局域网 LAN 进行连接; 二是 (case 2) 将系统通过 WAN 进行连接以模拟系统远程连接的情况。结果显示, 系统的效率提升 β_{sys} 为 33%, 而重建延时降低至 0.4 s, β_{recon} 为 64.4, 获得巨量提升。当投影采集耗时在影像链中占据主导地位时, 重建过程的效率将不再是系统瓶颈。当投影采集过程和三维重建过程耗时相等时, 重建过程可以实现完全隐藏, 系统的效率提升将达到最高, 其极限为 50%。我们在

图 10 中进行了一个更为直观的对比。



(a) 系统延时对比



(b) 重建延时对比

延时隐藏设计显著提升了系统的重建延时。当投影采集和传输耗时占主导地位时, 重建过程可以被几乎完全掩藏, 系统几乎无重建耗时

图 10 效率对比

Fig. 10 Efficiency comparison

4 与国内外相似研究的对比分析

如曾凯等^[20]所述的 FDK 系列算法, 在与本系统相同的硬件软件配置环境下实现时, 使用 120 帧投影进行重建时耗时均需 2 min 以上, 可见本文所述的算法优化和系统优化能够极大地提高系统运行效率。Park 等^[21]提出的基于射线的反投影机制对传统的 FDK 算法进行了改良, 其计算效率和本文所述计算方法达到相同数量级。但本文提出的系统级别时序优化和延时隐藏机制能进一步降低系统耗时, 达到更好的效率。如 Floridi 等^[13]提出的代数迭代重建算法, 重建过程

耗时 110 s, 尽管在计算耗时上和本文实现的系统耗时 50.5 s 达到了近似数量级, 但由于 ART 类算法本身计算复杂, 且由于迭代算法的性质无法进行延时隐藏, 因此其所使用的投影数量仅为 66 帧, 而本文的实例使用了 120 帧投影, 故能为三维重建过程提供更多信息。另外, Floridi 等^[13]的投影空间分辨率以及重建结果的空间分辨率均小于本文的实现实例。尽管代数重建法能有效地抑制伪影, 提高图像质量, 但将本文的结果与在相同环境下实现的该算法输出的结果相比, 图像质量主观上基本相当, 对感兴趣部位的分辨和诊断并未受实质影响, 已满足实践需求。

5 结 论

本文针对 C 形臂 CBCT 三维成像中存在的挑战与难点, 提出一种基于 GPU 加速技术的 C 形臂 CBCT 三维图像重建的快速算法, 不仅在计算层面上对算法进行了优化, 还通过系统层级的优化进一步提高了三维重建流程的效率, 基本满足临床应用中实时性的要求。根据我们目前的调研, 国内尚无完整掌握 C 形臂 CBCT 三维成像完整影像链自主知识产权的案例, 因此本文的工作有着十分重要的意义。

参 考 文 献

- [1] Hatakeyama Y, Kakeda S, Korogi Y, et al. Intracranial 2D and 3D DSA with flat panel detector of the direct conversion type: initial experience [J]. *European Radiology*, 2006, 16(11): 2594-2602.
- [2] Jaffray DA, Siewerdsen JH. Cone-beam computed tomography with a flat-panel imager: initial performance characterization [J]. *Medical Physics*, 2000, 27(6): 1311-1323.
- [3] Xing L, Thorndyke B, Schreibmann E, et al. Overview of image-guided radiation therapy [J]. *Medical Dosimetry*, 2006, 31(2): 91-112.
- [4] Siewerdsen JH, Jaffray DA, Edmundson GK, et al. Flat-panel cone-beam CT: a novel imaging technology for image-guided procedures [C] // *Proceedings of the SPIE*, 2001: 435-444.
- [5] Jaffray DA, Siewerdsen JH, Edmundson GK, et al. Flat-panel cone-beam CT on a mobile isocentric C-arm for image-guided brachytherapy [C] // *Proceedings of the SPIE*, 2006: 209-217.
- [6] Siewerdsen JH, Moseley DJ, Burch S, et al. Volume CT with a flat-panel detector on a mobile, isocentric C-arm: pre-clinical investigation in guidance of minimally invasive surgery [J]. *Medical Physics*, 2005, 32(1): 241-254.
- [7] Siewerdsen JH, Chan Y, Rafferty MA, et al. Cone-beam CT with a flat-panel detector on a mobile C-arm: preclinical investigation in image-guided surgery of the head and neck [C] // *Proceedings of the SPIE*, 2005: 789-797.
- [8] Dijkstra ML, Eagleton MJ, Greenberg RK, et al. Intraoperative C-arm cone-beam computed tomography in fenestrated/branched aortic endografting [J]. *Journal of Vascular Surgery*, 2011, 53(3): 583-590.
- [9] Choi JW, Park CM, Goo JM, et al. C-arm cone-beam CT-guided percutaneous transthoracic needle biopsy of small (≤ 20 mm) lung nodules: diagnostic accuracy and complications in 161 patients [J]. *American Journal of Roentgenology*, 2012, 199(3): W322.
- [10] Karamessini MT, Kagadis GC, Petsas T, et al. CT angiography with three-dimensional techniques for the early diagnosis of intracranial aneurysms. Comparison with intra-arterial DSA and the surgical findings [J]. *European Journal of Radiology*, 2004, 49(3): 212-223.
- [11] Van-Rooij WJ, Sprengers ME, de-Gast AN, et al. 3D rotational angiography: the new gold standard in the detection of additional intracranial aneurysms [J]. *American Journal of Neuroradiology*, 2008, 29(5): 976-979.
- [12] Orth RC, Wallace MJ, Kuo MD. C-arm cone-beam CT: general principles and technical considerations for use in interventional radiology [J]. *Journal of*

- Vascular and Interventional Radiology, 2008, 19(6): 814-820.
- [13] Floridi C, Radaelli A, Abi-Jaoudeh N, et al. C-arm cone-beam computed tomography in interventional oncology: technical aspects and clinical applications [J]. Radiologia Medical, 2014, 119(7): 512-532.
- [14] Niu T, Zhu L. TH-C-103-11: accelerated barrier optimization compressed sensing (ABOCS) for CT reconstruction with improved convergence [J]. Physics in Medicine and Biology, 2013, 87(2): 1801-1814.
- [15] Park JC, Song BY, Kim JS, et al. Fast compressed sensing-based CBCT reconstruction using Barzilai-Borwe in formulation for application to on-line IGRT [J]. Medical Physics, 2012, 39(3): 1207-1217.
- [16] Feldkamp LA, Davis LC, Kress JW. Practical cone-beam algorithm [J]. Journal of the Optical Society of America A: Optics, Image Science, and Vision, 1984, 1(6): 612-619.
- [17] Sharp GC, Kandasamy N, Singh H, et al. GPU-based streaming architectures for fast cone-beam CT image reconstruction and demons deformable registration [J]. Physics in Medicine and Biology, 2007, 52(19): 5771-5783.
- [18] Han Y, Yan B, Yu CQ, et al. GPU-based parallel implementation of FDK algorithm for cone-beam CT [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 32(05): 1407-1410.
- [19] Zhang J, Zhang Q, Liu Y, et al. Fast symmetry optimization and implementation of FDK algorithm for cone beam CT on GPU [J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(8): 2813-2816, 2871.
- [20] 曾凯, 陈志强, 张丽, 等. 基于 FDK 算法的锥束 CT 重建近似算法性能比较 [J]. 核电子学与探测技术, 2004, 24(5): 511-513.
- [21] Park HG, Shin YG, Lee H. A fully GPU-based ray-driven back projector via a ray-culling scheme with voxel-level parallelization for cone-beam CT reconstruction [J]. Technology in Cancer Research & Treatment, 2015, 14 (6): 709-720.