第47卷第11期 原 子 能 科 学 技 术 Vol. 47, No. 11
2013年11月 Atomic Energy Science and Technology Nov. 2013

基于异构多 GPU 的锥束 CT 图像重建研究

丛 鹏,王秉欣
(清华大学 核能与新能源技术研究院,北京 100084)

摘要:针对锥束 CT 图像重建系统中 GPU 型号不一致问题,提出了基于异构多 GPU 的重建模型。该模型基于 FDK 算法进行重建,采用了按计算能力进行任务分配的方法,确保各 GPU 计算平衡。采用数据流分解的方法,实现了海量数据的图像重建。给出了该重建模型基于 CUDA 的实现方法,包括采用流管理和异步函数来实现多 GPU 并行计算以及滤波和反投影核函数的流程设计。利用高精度工业 CT 系统进行模型的实验验证。结果表明:所建立的重建模型正确有效,能充分发挥系统中异构多 GPU 的计算能力,执行效率高。

关键词:异构多 GPU;锥束 CT;图像重建
中图分类号:TL811 **文献标志码**:A **文章编号**:1000-6931(2013)11-2161-05
doi:10.7538/yzk.2013.47.11.2161

Research on Cone-beam Computed Tomographic Reconstruction Based on Heterogeneous Multi-GPU

CONG Peng, WANG Bing-xin
(*Institute of Nuclear and New Energy Technology, Tsinghua University, Beijing* 100084, *China*)

Abstract: With respect to the problem due to the different multi-GPU types in cone-beam CT reconstruction, a model was proposed based on heterogeneous multi-GPUs. Using FDK algorithm for reconstruction, the model allocated tasks according to the computing capacity of each GPU, ensuring the balance among GPUs. Massive data image reconstruction was achieved by data flow decomposition. The implementation of the method was carried out based on CUDA, including multi-GPUs parallel computing using data flow management and asynchronous function and the design of the kernel function in filtering and back-projection. The model was tested on the high precision industrial CT system. The results illustrate that the reconstruction model is accurate and effective, taking full advantage of heterogeneous multi-GPUs, and is considerably effective compared to conventional methods.

Key words: heterogeneous multi-GPU; cone-beam CT; image reconstruction

工业锥束 CT 系统的图像重建规模日益增大。为了提高海量数据的图像重建速度,目前锥束 CT 系统大多采用多 GPU 来进行图像重建[1-3]。GPU 作为一种新兴的硬件加速设备,具

收稿日期:2012-07-08;**修回日期**:2012-11-11
作者简介:丛 鹏(1976—),男,吉林省吉林市人,副研究员,博士,核技术及应用专业

有并行计算能力强、成本低和功耗小的特点。由于制造工艺的提升和设计理念的创新,GPU 保持了很高的发展速度,在工业应用中的升级和更新也较为频繁。因而,在锥束 CT 系统中很可能出现各 GPU 型号和计算性能不完全一致的情况,从而导致多 GPU 的计算不平衡,严重影响图像的重建速度。因此,有必要研究异构多 GPU 下的图像重建。这对充分利用系统中的加速设备、提高系统执行效率具有重要意义。

文献[1-3]给出了多 GPU 并行加速图像重建的实现方法,但这些方法仅适用于各 GPU 型号相同的情况。本文针对异构多 GPU 的图像重建进行研究,提出异构多 GPU 下的重建模型,并在高精度工业 CT 系统上进行实验验证。

1 研究基础

1.1 硬件设备——GPU

GPU 与 CPU 在硬件结构上的主要区别在于晶体管的使用。GPU 上的大部分晶体管用于计算单元,而仅有少量晶体管用于控制和缓冲。因而,在性能上,GPU 具有更高的浮点计算能力和显存带宽,但其处理复杂逻辑控制的能力不及 CPU。由此可看出,并不是所有计算都适合利用 GPU 来进行加速。GPU 只适合处理逻辑分支简单的大规模并行计算任务。

1.2 软件环境——CUDA

CUDA 是专门应用于 GPU 上的软件编程环境。其基本的设计理念是将计算任务划分为更小的并行可执行单元,并将这些小的并行单元分配给 GPU 的各线程进行并行计算,从而提高计算效率。其中,任务的分配和管理由 CPU 端(又称主机端)负责,并行执行单元的计算由 GPU 端(又称设备端)负责。这一编程模型实现了 GPU 线程间的细粒度的并行化。

CUDA 中还加入了对 C 语言的一些必要的扩展和运行库函数。新增扩展中包括:函数类型的限定符,如_device_和_global_等;内建变量,如 blockIdx 和 ThreadIdx 等;运算符和函数,如 CUFFT 函数等[4]。这些扩展使得开发者完全能运用 CUDA C 语言进行程序编写,也增强了程序的可移植性。

1.3 FDK 重建算法

海量数据重建的计算量较大,因而选用计算较简便的 FDK 算法。该算法主要包括滤波和反投影两个阶段。1) 滤波:同一角度的投影图像中,不同像素点间的计算各自独立;不同角度的投影图像间的计算各自独立。2) 反投影:各体素的计算各自独立。综上所述,FDK 算法符合利用 GPU 并行加速的条件。其中,对每个像素点的滤波计算和各体素的反投影计算可作为 GPU 的并行执行单元。

2 基于异构多 GPU 的重建模型

2.1 任务划分

假设系统中有 N 个 GPU,用于重建的投影图像个数为 K,重建体规模为 V。

当各 GPU 型号相同时,采用平均分配计算任务的方法,FDK 算法的多 GPU 实现模型如图 1 所示。在滤波计算中,K 个投影图像被平均分成 N 份,每个 GPU 分别对 K/N 个投影图像进行处理。反投影计算时,将重建体 V 等分成 N 个子块 $V_1, V_2, \cdots, V_N$,每个 GPU 只负责重建 V/N 大小的重建体。

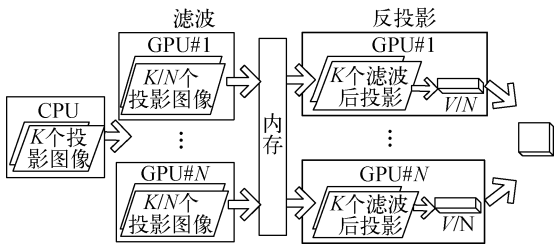


图 1 FDK 算法的多 GPU 实现模型[1]

Fig. 1 Multi-GPU reconstruction schematic diagram based on FDK algorithm[1]

当 GPU 型号不完全相同时,假设总计算任务共包括 M 个相同的子任务,且第 i 个 GPU 计算其中 1 个子任务的时间为 t_i。

若采用上述模型,则每个 GPU 均计算 M/N 个子任务。系统的总计算时间为:

$$t = \max(t_1, t_2, \cdots, t_N) \cdot M/N \quad (1)$$

由于各 GPU 并行计算中要保持同步,因此总的计算时间实际上取决于计算速度最慢的 GPU 设备的计算时间。

为平衡各 GPU 的计算时间,本文提出按计算能力进行任务分配的方法:1) 对各 GPU 的计算能力进行测试,得到各 GPU 单位工作任务下

的计算时间 t_i;2) 按 $1/t_1 : 1/t_2 : \cdots : 1/t_N$ 的比例为编号为 1～N 的 GPU 分配任务。

此时,总的计算时间为:

$$t' = \frac{M}{\sum 1/t_i} \tag{2}$$

显然,$t' < t$。对于不同类型 GPU,按计算能力为其分配计算任务,可有效减少 GPU 设备间的等待时间,提高系统的执行效率。

2.2　数据流分解

海量数据重建需消耗大量显存空间,采用如下数据流分解方式来降低对显存空间的占用。

1) 滤波数据流分解

采用对投影图像进行分解的方法。以 1 个 GPU 的计算过程为例,将投影图像平均分成 M 批(每批投影图像小于显存容量限制),每次只计算 1 批投影图像,计算完成后清空显存空间,继续下一批的计算。对投影图像的批次进行 M 次循环,直到 M 批投影数据全部计算完毕。

2) 反投影的数据流分解

对投影图像和重建子块进行数据分解。将投影图像平均分成 M 批,将单 GPU 的重建块平均分成 N 块。只需在显存中开辟 1 批投影数据和 1 个重建子块的存储空间。每次将 1 批投影图像拷贝至显存,对投影图像的批次进行 M 次循环,直到 M 批投影数据均计算完毕。将重建结果拷贝至内存后,将显存中的重建结果清零,然后重复上述步骤,对重建子块数进行 N 次循环,即完成了 1 个 GPU 中的所有重建计算任务。

3　基于 CUDA 的程序实现

3.1　多 GPU 并行实现

本文采用流管理方式。在每个 GPU 上分别创建流,流序号与 GPU 编号一致,并将流作为参数传入 GPU 函数。同时,与各 GPU 相关的函数均采用异步函数,包括数据拷贝函数 cudaMemcpyAsync( )、存储器初始化函数 cudaMemSet( )等。

3.2　核函数设计

1) 滤波核函数

滤波核函数具体流程如图 2 所示。采用 CUFFT 库中的 cufftExecC2C( )函数来进行 FFT 和 IFFT 的变换。采用 S-L 滤波函数为核函数,其离散形式的数学表达式[5-6]如下:

$$h_{S\text{-}L}(nT) = \begin{cases} \dfrac{2}{\pi^2 T^2} & n = 0 \\ \dfrac{-2}{\pi^2 T^2 (4n^2 - 1)} & n = \pm 1, \pm 2, \cdots \end{cases} \tag{3}$$

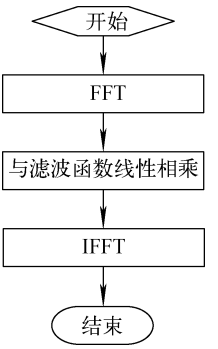


图 2　滤波核函数流程图

Fig. 2　Flow chart of filter kernel function

2) 反投影核函数

反投影是 FDK 算法中最核心且最耗时的计算步骤,其具体流程示于图 3。

首先,利用 CUDA 编程环境的内建变量

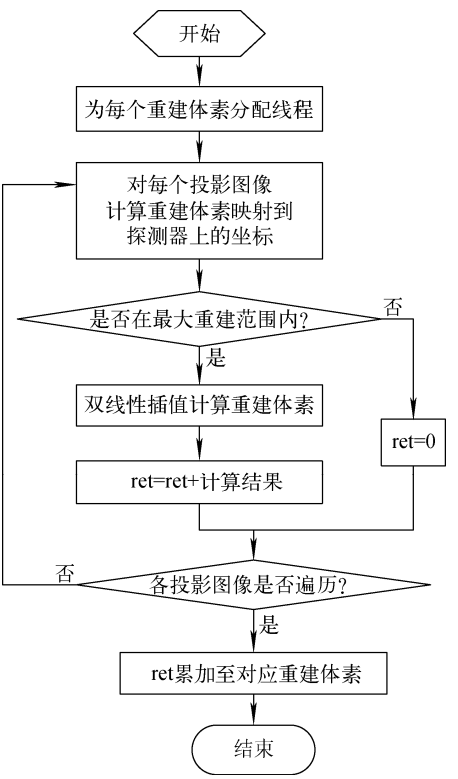


图 3　反投影流程图

Fig. 3　Flow chart of back projection kernel function

threadIdx 和 blockIdx 为每个重建体素分配执行线程。采用 1 维的线程块和 3 维的线程网格。设在三维重建体中的体素坐标为(x,y,z),则线程与重建体素之间的对应关系式如下:

$$\begin{cases} x = \text{threadIdx}.x + \text{blockIdx}.x \cdot \text{blockDim} \\ y = \text{blockIdx}.y \\ z = \text{blockIdx}.z \end{cases} \tag{4}$$

在反投影计算中,以线程索引来替代重建体素坐标。运行 1 次核函数,反投影核函数会在不同线程上同时计算 N 次,从而实现反投影的并行加速。

4 实验结果及分析

采用高精度工业 CT 系统作为实验平台,对本文的异构多 GPU 的重建模型进行测试。该系统主要包括 CT 检测系统和控制平台两部分。其控制平台上配备有 2.4 GHz 的 Intel (R) Xeon(R) E5620 型号 CPU、48 GB 内存、NVIDIA 公司的 Tesla C2050 和 Quadro 4000 图形处理器。两显卡的主要性能参数列于表 1。

表 1 Tesla C2050 和 Quadro 4000 的主要性能参数

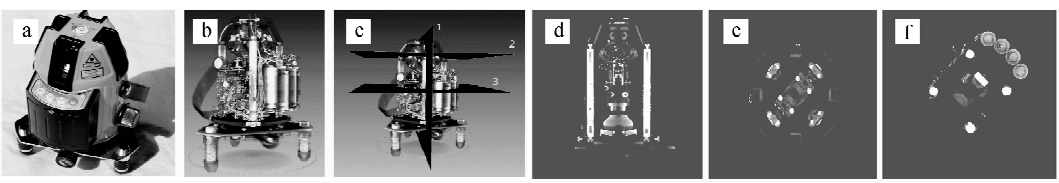
Table 1 Parameters of Tesla C2050 and Quadro 4000

参数	数值	
	Tesla C2050	Quadro 4000
核心数量	448	256
存储器容量,GB	2.5	2
核心频率,GHz	1.15	0.81

从表中可知,两 GPU 在性能参数上存在一定差异。另外,Quadro 4000 在系统中还具有显示的功能。

4.1 图像重建结果

采用上述实验平台对标线仪进行扫描,得到 1 000 个 2 048×2 048 像素规模的投影图像。利用本重建系统对其进行 $2\ 048^3$ 体素规模的重建,得到的重建图像如图 4 所示。



a——实物图;b——三维重建图;c——断层位置示意图;d——重建断层 1;e——重建断层 2;f——重建断层 3

图 4 标线仪重建图像

Fig. 4 Reconstruction images of laser crossed instrument

从上述重建图像中能清楚地辨识被测物的一些关键器件,如标线仪的电池和螺钉等。重建结果表明:本重建模型能实现基于异构多 GPU 的图像重建,图像重建结果正确。

4.2 任务划分对计算时间的影响

以反投影核函数计算为例,利用专门的 GPU 工作性能测试软件 Profiler 对计算能力进行了多次测试。测试结果列于表 2。

由表 2 可知,Quadro4000 与 Tesla C2050 的计算速度比约为 0.474。

以 512^3 的重建规模为例,比较不同任务分配下的反投影计算时间,测试结果列于表 3。

由表 3 可知,计算任务比越靠近速度比 0.474,两 GPU 的计算时间越接近,系统总运行时间也越短。当计算任务比为 0.4 时,总的计算时间最短,仅为任务比为 1.0 时计算时间的 66.0%。

表 2 Tesla C2050 和 Quadro 4000 的计算能力测试结果

Table 2 Computing capacity of Tesla C2050 and Quadro 4000

重建像素规模	反投影核函数计算时间/s		时间比
	Tesla C2050	Quadro 4000	
512^3	42.069 9	88.502 6	0.475
$1\ 024^3$	322.062	679.896	0.474
$2\ 048^3$	4 047.13	8 544.78	0.474

利用 Profiler 测得的不同任务划分下两 GPU 的工作时序图如图 5 所示。其中,上方的统计条为 Tesla C2050 的工作状态统计,下方

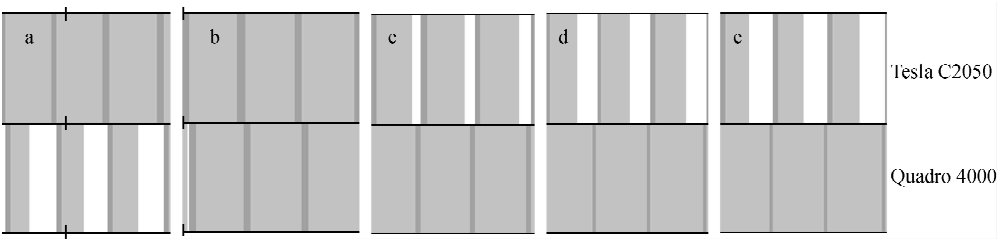
的为 Quadro 4000 的统计结果,两者以时间轴对齐。图中阴影部分表示 GPU 处于工作状态,空白区表示其处于闲置状态。从图中可看出,当任务比为 0.4 时,两 GPU 的反投影计算的工作进度基本保持一致,基本实现了内核函数的同时启动和同时结束。相比于其他任务比,任务比为 0.4 时的执行效率最高。

以上结果表明,本异构多 GPU 重建模型能充分发挥各 GPU 设备的计算能力,使得系统的执行效率达较高水平。

表 3　不同任务分配下的反投影计算时间

Table 3　Computing time of back projection with different task allocations

计算任务比 (Quadro:Tesla)	Quadro 计算时间/s	Tesla 计算时间/s	总计算时间/s
0.2	12.848 6	27.960 3	27.960 3
0.4	21.957 2	23.593 3	23.593 3
0.6	20.745 2	27.994 3	27.994 3
0.8	32.489 6	18.630 1	32.489 6
1.0	35.758 9	17.069 0	35.758 9



任务比:a——0.2;b——0.4;c——0.6;d——0.8;e——1.0

图 5　不同任务划分下的 GPU 工作时序图

Fig. 5　Working sequential chart in different task allocations

5　结论

本文研究了 GPU 型号不一致时锥束 CT 图像重建的实现方法。提出了异构多 GPU 下的重建模型,并对其进行了实验验证。实验结果表明:该模型能在异构多 GPU 的实验条件下,充分发挥各 GPU 的计算能力,实现锥束 CT 的图像重建,重建结果正确,且执行效率高。

上述方法可应用到工业锥束 CT 系统中,提高系统硬件设备的利用率和工业检测的执行效率。同时,本文提出的异构多 GPU 并行模型不依赖于特定的 GPU 设备和特定的算法,因此对于多 GPU 下其他系统的性能优化同样具有重要意义。

参考文献:

[1] INO F, OKITSU Y, KISHI T, et al. Out-of-core cone beam reconstruction using multiple GPUs[C]// 2010 7th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. New York: IEEE, 2010: 792-795.

[2] JANG B, KAELI D, DO S, et al. Multi GPU implementation of iterative tomographic reconstruction algorithms[C] // 2009 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. New York: IEEE, 2009: 185-188.

[3] OKITSU Y, INO F, HAGIHARA K. High-performance cone beam reconstruction using CUDA compatible GPUs[J]. Parallel Computing, 2010, 36(2-3): 129-141.

[4] 张舒,褚艳利,赵开勇,等. GPU 高性能运算之 CUDA[M]. 北京:中国水利水电出版社,2009.

[5] 王苦愚,张定华,黄魁东,等. 一种锥束 CT 中平板探测器输出图像校正方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2009,21(7):954-961.
WANG Kuyu, ZHANG Dinghua, HUANG Kuidong, et al. A calibrating method of flat panel detector based on cone beam computed tomography[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(7): 954-961(in Chinese).

[6] 石本义,王成,陈四海,等. CT 断层重建中滤波函数设计的新方法[J]. CT 理论与应用研究,2010,19(4):35-43.
SHI Benyi, WANG Cheng, CHEN Sihai, et al. A novel method of CT reconstruction filter function design[J]. Computerized Tomography Theory and Applications, 2010, 19(4): 35-43(in Chinese).