# 异构计算课程结 题报告

报告名称:	基于 CUDA 的 GPU 计算 PI 值	
姓 名:	郭思齐	
学 号:	3019244140	
联系电话:	13021304295	
电子邮箱:	1811400940@qq.com	
填写日期:	2021-9-26	

### 基于 CUDA 的 GPU 计算 PI 值

## 一、实验内容概述

该实验要求编写 CUDA 的程序以使用 GPU 协处理器实现 PI 值的计算,通过 Xftp7 上传文件到平台,使用 Xshell7 登陆学校平台运行 CUDA 程序并进行 CPU 和 GPU 运行性能、运行时间的比较,总结得到实验结论。

异构计算环境, 远程登陆学校平台 GPU 服务器--会话 172.26.17.240: 22; 使用并依次输出 CPU, GPU 程序的编译运行后 PI 的值以及程序运行时间。

在最后的数据分析方面需要比较两种并行算法的 CPU 和 GPU 环境下计算 PI 值的精确度、运行所消耗的时间以及加速比。凭借这些参数来探究 GPU 对计算的性能提升。

## 实验相关——CUDA:

2006年,NVIDIA 公司发布了 CUDA (Compute Unified Device Architecture),其是一种新的操作 GPU 计算的硬件和软件架构,是建立在 NVIDIA 的 GPU 上的一个通用并行计算平台和编程模型,它提供了 GPU 编程的简易接口,基于 CUDA编程可以构建基于 GPU 计算的应用程序,利用 GPU 的并行计算引擎来更加高效地解决比较复杂的计算难题。它将 GPU 视作一个数据并行计算设备,而且无需把这些计算映射到图形 API。操作系统的多任务机制可以同时管理 CUDA 访问 GPU 和图形程序的运行库,其计算特性支持利用 CUDA 直观地编写 GPU 核心程序。

CUDA 提供了对其它编程语言的支持,如 C/C++, Python 等语言。只有安装 CUDA 才能够进行复杂的并行计算。主流的深度学习框架也都是基于 CUDA 进行 GPU 并行加速的,几乎无一例外。

## 二、算法分析设计

方法一——积分法: (矩阵法则的数值积分方法估算 PI 的值)

计算公式: 
$$\pi = \int_0^1 \frac{4}{1+x^2} dx \approx \sum_{0 \le i \le N} \frac{4}{1+(\frac{i+0.5}{N})^2} \times \frac{1}{N}$$

方法二——幂级法:通过数学方法幂级展开

计算公式: 
$$\pi = 4 \times \arctan(1) = 4 \times \left(1 - \frac{1}{3} + \frac{1}{5} - \dots + \frac{(-1)^{n+1}}{2n-1} - \dots\right)$$

## 三、实验数据分析

- 3.1 实验环境
- \$ cat /proc/cpuinfo | grep "physical id" | uniq | wc -l

1

- \$ cat /proc/cpuinfo | grep name | cut -f2 -d: | uniq -c
- 12 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2620 v3 @ 2.40GHz
- \$ cat /proc/meminfo |grep MemTotal

MemTotal: 32846900 kB

\$ uname -a # 查看内核/操作系统/CPU 信息的 linux 系统信息命令

Linux hpcgpu 3.10.0–1062.4.1.el7.x86\_64 #1 SMP Fri Oct 18 17:15:30 UTC 2019 x86\_64 x86\_64 x86\_64 GNU/Linux

\$ nvidia-smi # 查看显存使用情况

NVID	IA-SMI					418.67		
GPU Fan			Persis	tence-M	Bus-Id	Disp.A Memory-Usage	Volatile	Uncorr. ECC
	Tesla 55C	P0	63W	/ 235W	80M	======================================	0%	
Proc GPU	esses:			Process				GPU Memory Usage
===== 0	1:	===== 2364	C	./cuda_	====== pi_2	=========	:=======	69MiB

#### \$ watch -n 10 nvidia-smi

Mon Se	p 27 19:21:	49 2021					+
NVID					418.67		
	Name	Persis	tence-M	Bus-Id	Disp.A Memory-Usage	Volatile	Uncorr. ECC
					0:04:00.0 Off iB / 11441MiB		0   Default
	esses: PID	Туре					GPU Memory   Usage
=====   0   0 +		C C	./cuda ./cuda				======================================

# 3.2 实验数据综合分析

# 积分法——实验结果数据统计:

分块数 N	1024*1024*64 (CPU 串行)
Threads per Blocks	0
Blocks per Grid	0
PI 的值	3.14159265359101436133
运行时间	584.815979ms

## Threads per Blocks 为自变量

1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64
256	128	64	32
64	64	64	64
3.14159265358979222782	3.14159265358979311600	3.14159265358979444827	3.14159265358979000737
2.189633427ms	3.094176ms	5.621504ms	10.663008ms

## Blocks per Grid 为自变量

1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64
256	256	256	256
32	128	256	512
3.14159265358979444827	3.14159265358979267191	3.14159265358979356009	3.14159265358979356009
3.101440ms	2.380448ms	2.138688ms	2.102144ms

## N 为自变量

分块数 N	1024*1024*128(CPU 串行)	1024*1024*256(CPU 串行)
Threads per Blocks	0	0
Blocks per Grid	0	0
PI 的值	3.14159265358980555050	3.14159265358929218337
运行时间	1131.520996ms	2223.868896ms

## N 为自变量时 GPU 的性能表现:

1024*1024*128	1024*1024*256	1024*1024*512	1024*1024*1024
256	256	256	256
64	64	64	64
3.14159265358979311600	3.14159265358979444827	3.14159265358979133964	3.14159265358979000737
4.053536ms	7.772352ms	14.862432ms	29.343744ms

# 幂级法——实验结果数据统计:

分块数 N	1024*1024*64 (CPU 串行)
Threads per Blocks	0
Blocks per Grid	0
PI 的值	3.14159263868885840765
运行时间	602.540039ms

## Threads per Blocks 为自变量

1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64
256	128	64	32
64	64	64	64
3.14159263868862659308	3.14159263868863147806	3.14159263868866078795	3.14159263868859506275
2.467168ms	3.243040ms	5.640864ms	10.851232ms

## Blocks per Grid 为自变量

1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64	1024*1024*64
256	256	256	256
32	128	256	512
3.14159263868863281033	3.14159263868862925762	3.14159263868863058988	3.14159263868863547486
3.480640ms	2.563072ms	2.254496ms	2.253664ms

## N 为自变量

分块数 N	1024*1024*128(CPU 串行)	1024*1024*256(CPU串行)
Threads per Blocks	0	0
Blocks per Grid	0	0
PI 的值	3.14159264613847843961	3.14159264986401165487
运行时间	1133.812988ms	2234.450928ms

1024*1024*128	1024*1024*256	1024*1024*512	1024*1024*1024
256	256	256	256
64	64	64	64
3.14159264613920052867	3.14159264986448594215	3.14159265172715462811	3.14159265265844345194
4.470304ms	8.471744ms	16.576481ms	33.286625ms

由表中数据可以看出基于 CUDA 的 GPU 相比 CPU 计算性能得到极大的提升,可以达到十几倍甚至几十倍。

随着 Threads per Blocks 和 Blocks per Grid 的增大, 计算所消耗的时间在减小, 但是减小的幅度越来越不明显。

但是在划分 N 不变的情况下, 计算的迭代次数不变, 因此 CPU 的计算时间相差不大。而 N 的大小大致与 CPU 或者 GPU 的计算时间正相关。

积分法和幂级展开法两种算法相比较,计算所消耗的时间大致相当,只是整体而言,针对每一次控制变量的实验来说,积分法会比幂级展开法消耗的时间略小一些。

## 加速比的分析:

在并行计算课程中, 因为仅仅是多线程的比较, 我们使用

$$S_p = rac{T_1}{T_n}$$

来计算加速比,但是在本次实践中,加速比计算会有一些不同。

使用 GPU 后的加速比的比较会有很多种版本,在这里,我们只用统一的服务器进行运算,编译条件以及运行时条件一致,因此不考虑计算平台的影响。

有一种加速比计算公式为:

Sp = CPU\_run\_time / (CPU\_run\_time + GPU\_run\_time)

#### 积分法:

(1) 分块数: 1024\*1024\*64 Blocks per Grid: 64

Threads per Block	0	32	64	128	256
运行时间	584.815979ms	10.663008ms	5.621504ms	3.094176ms	2.189633427ms
加速比	1	0.982093	0.990479	0.994737	0.99627

#### (2) 分块数: 1024\*1024\*64 Threads per Block: 256

Blocks per Grid	0	32	64	128	256	512
运行时间	584.815979ms	3.101440ms	2.189633427ms	2.380448ms	2.138688ms	2.102144ms
加速比	1	0.994725	0.99627	0.995946	0.996356	0.996418

(3) N 作为分的块数, 在计算中作为迭代次数存在, 不再计算加速比

#### 幂级展开法:

(1) 分块数: 1024\*1024\*64 Blocks per Grid: 64

Threads per Block	0	32	64	128	256
运行时间	602.540039ms	10.851232ms	5.640864ms	3.243040ms	2.467168ms
加速比	1	0.981783	0.990447	0.994485	0.995799

(2) 分块数: 1024\*1024\*64 Threads per Block: 256

Blocks per Grid	0	32	64	128	256	512
运行时间	602.540039ms	3.480640ms	2.467168ms	2.563072ms	2.254496ms	2.253664ms
加速比	1	0.994084	0.995799	0.995636	0.99616	0.996161

(3) N 作为分的块数, 在计算中作为迭代次数存在, 不再计算加速比

# 加速比数据分析:

GPU 的加速比整体趋势是: 随单位 grid 下的 Blocks 的数量增长和单位 block 数量下 threads 的增长而增加。比较奇怪的是在 Threads per Block: 256 的时候, Blocks per Grid 为 64 的条件下, 加速比达到了一个局部极大值,

## 四、实验总结

4.1 总结上机实验过程中遇到的各类问题、困难以及解决过程中的收获。 本课程的实践主要是体验 GPU 对性能计算的提升,感受异构计算的意义所在。

在上个学期的并行计算课程中已经接触到了多线程计算 PI 值的几种算法并对其性能进行了分析,因此对算法的理解上并不存在问题。问题的关键在与掌握如何编写基于 CUDA 的 GPU 程序。

实验中遇到了无论如何连接不上会话的问题。

```
[\\Mac\Home\Documents\NetSarang Computer\7\Xshell\Sessions]$

Connecting to 172.26.203.113:22...

Could not connect to '172.26.203.113' (port 22): Connection failed.

Type `help' to learn how to use Xshell prompt.
```

助教帮忙解决,原来是学校因停电导致服务器重启,其IP和端口重新分配。

对幂级展开编程时,对项的正负曾一度因为对 CUDA 的 block 和 thread 的误解未能成功处理,最后在代码中解决。

4.2 对基于 CUDA 的 GPU 计算的理解与分析。

在实验的过程中,我对老师上课时讲的 CUDA 函数和它的约束有了进一步的理解,体会到了内核分配线程数,块数的作用,也进一步学习了 CUDA 编程的几个具体步骤,如一开始分配 host 内存,对数据进行初始化,再到分配 device 内存,从 host 将数据拷贝到 device, 再到调用 CUDA 核函数在 device 上计算,最后将 device 上的结果拷回到 host 上,释放 device, host 释放内存空间并由 host 归一处理数据。

我们可以从实验结果比较中发现积分法和幂级展开法效果相近,都可以看出 GPU 的计算性能的显著提高。面对类型高度统一的,相互无依赖的大规模数据和不需要不打断的计算环境,GPU 展现出了高效的处理并行任务的能力。例如在积分法计算 PI 程序中,因为其中的矩阵法则将计算分成了多块,而这些计算过程高度相似并且计算过程之间并没有依赖的关联,所以可以分配 GPU 完成计算。

#### 五、课程总结

附: 上机实验与课程知识点分析

序号	上机实验内容	理论知识点	分析总结
1	基于CUDA的	使用 GPU 计算 PI 值	在代码中均已经实现。个人心
	GPU	使用两种方法——	得见上文。
	计算 PI 值	积分法和幂级展开法	
2			
3			