Report

王润泽 PB20020480

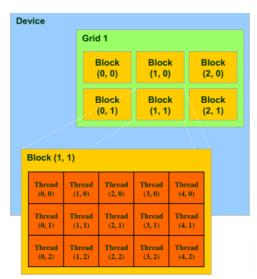
Windows11, CUDA 12.1

CUDA(Compute Unified Device Architecture)是一种由NVIDIA开发的并行计算平台和编程模型。它允许开发人员使用标准C或C++语言来编写程序,利用NVIDIA GPU(图形处理器)进行高性能的通用计算。

CUDA的主要目标是利用GPU的并行计算能力,加速各种计算密集型任务,包括科学计算、数据分析、图形渲染、深度学习等。相对于传统的CPU,GPU在处理大规模并行任务时具有显著的优势,因为GPU具有大量的计算单元和高内存带宽,能够同时执行大量的计算任务。

CUDA编程模型基于两个关键概念: 主机 (Host) 和设备 (Device)。主机是指主CPU,设备则是指GPU。在CUDA中,开发者可以将任务分为主机端的代码和设备端的代码。主机端的代码负责管理和调度任务,而设备端的代码则在GPU上执行实际的计算任务。

GPU 并行,基本执行单元是线程,所有线程执行相同的代码(STMD),其存储结构如下



- 若干线程可以组成块(Block,每个块至多512个线程),线程块可以呈一维、二维或者三维结构,每个线程块分为若干个组(称为warp),每个warp包含32个线程,物理上以SIMD方式并行
- 若干个线程块可以组织成网格grid

在每个线程代码中,用来唯一表示线程id

```
int blockId = blockIdx.x + blockIdx.y * gridDim.x;
int threadId = blockId * (blockDim.x * blockDim.y) + (threadIdx.y * blockDim.x) +
threadIdx.x;
```

1. 向量加法

1.1 Assignment

定义A,B两个一维数组,编写GPU程序将A和B对应项相加,将结果保存在数组C中。分别测试数组规模为10W、20W、100W、200W、1000W、2000W时其与CPU加法的运行时间之比

1.2 Experiment

无论是什么cuda程序,都包含以下算法流程

```
Main(){ //主函数
    float *Md;
    cudaMalloc((void**)&Md, size); //在GPU上分配空间
    //从CPU复制数据到GPU
    cudaMemcpy(Md, M, size, cudaMemcpyHostToDevice);
    //调用内核函数
    kernel<<<dimGrid, dimBlock>>> (arguments);
    //从GPU将结果复制回CPU
    CopyFromDeviceMatrix(M, Md);
    FreeDeviceMatrix(Md);//释放GPU上分配的空间
}
```

对于向量加法程序同理,主要关注的是与 CPU 加法进行比较,本次实验中采取的策略是固定 Block 中线程数目,而动态调整 Block 的个数,这样可以随着向量规模的增大而增大线程个数

```
#define THREAD_NUM 512
int new_block_num = std::min(65535, (size + THREAD_NUM - 1) / THREAD_NUM);

__global___ void vectorAddOnKernel(float*c, float*a, float* b,unsigned int size) {
    int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;
    while (tid < size) {
        c[tid] = a[tid] + b[tid];
        tid += blockDim.x * gridDim.x;
    }
}

int main() {
    .....
    vectorAddOnKernel <<<new_block_num, THREAD_NUM >>> (dev_c, dev_a, dev_b, size);
    .....
}
```

1.3 Result

测试完后, 代码结果如下

```
Thread num:100352
                        Vector size:100000
                                                Acceleration ratio: 3.16938
                       Vector size:200000
Thread num:200192
                                                Acceleration ratio: 2.20113
Thread num:1000448
                       Vector size:1000000
                                                Acceleration ratio: 8.49663
Thread num:2000384
                       Vector size:2000000
                                                Acceleration ratio: 13.9399
Thread num:10000384
                       Vector size:10000000
                                                Acceleration ratio: 13.6153
Thread num:20000256
                       Vector size:20000000
                                                Acceleration ratio: 22.7262
```

2.1 Assignment

定义A, B两个二维数组。使用GPU实现矩阵乘法。并对比串行程序,给出加速比。

2.2 Experiment

代码框架同上,不同的地方在于为矩阵定义了 G*G 的二维 Blocks存储在grid中,一个 Block 的大小是 16*16 的矩阵块,在设备上进行矩阵乘法时,利用共享存储器来加速并行代码,使得每次运算都是以线程块为单位进行,避免了数据传输的瓶颈

```
_global__ void matrixMulKernel(float* C, float* A, float* B, int wA, int wB) {
   // Declaration of the shared memory array As used to
   //store the sub-matrix of A
   // 同一个线程块内的线程共享内存
   __shared__ float As[BLOCK_WIDTH][BLOCK_WIDTH];
    __shared__ float Bs[BLOCK_WIDTH][BLOCK_WIDTH];
   // Block index
   int bx = blockIdx.x;
   int by = blockIdx.y;
   // Thread index, 子矩阵内标号
   int tx = threadIdx.x;
   int ty = threadIdx.y;
   // Csub is used to store the element of the block sub-matrix
   // that is computed by the thread
   float Csub = 0;
   for (int m = 0; m < wA / BLOCK_WIDTH; m++) {//wA==hB 子矩阵的个数
       //get the address of submatrixA
       //float *subA=A+wA*BLOCK_WIDTH*by+BLOCK_WIDTH*m;
       float* subA = GetSubMatrix(A, m, by, wA);
       //get the address of submatrixB
       //float *subB=B+wB*BLOCK_WIDTH*m+BLOCK_WIDTH*bx;
       float* subB = GetSubMatrix(B, bx, m, wB);
       //统一线程块给AS,BS赋值
       As[ty][tx] = *(subA + wA * ty + tx);
       Bs[ty][tx] = *(subB + wB * ty + tx);
       //实现同一块内线程同步,实现子矩阵赋值同步
       __syncthreads();//虽然visual stuido报错,但可以运行
       // 计算线程块中tx,ty处对应的元素,
       // Csub是一个局部值,需要外循环结束,遍历A的所有列子矩阵,B的所有行子矩阵,才能得到最
终的Csub
       for (int k = 0; k < BLOCK_WIDTH; ++k)
           Csub += As[ty][k] * Bs[k][tx];
       __syncthreads();
   }
   //float *subC = C+wB * BLOCK_WIDTH * by + BLOCK_WIDTH * bx;
   float* subC = GetSubMatrix(C, bx, by, wB);
   *(subC + wB * ty + tx) = Csub;
}
```

2.2 Result

与CPU矩阵乘法进行对比,测试了 2560×2560 大小的矩阵乘法,有以下结果

```
Matrix A is 2560 by 2560, Matrix B is 2560 by 2560
GPU Processing time: 110.349953 (ms)
CPU Processing time : 129017(ms)
Test PASSED
```

加速比达到100倍

3. Summary

本次实验熟悉了CUDA编程环境,对CUDA内存储结构有了清楚的认识,掌握了CUDA编程的算法流程,感受到GPU带来的加速效果