

# CUDA C编程: 矩阵乘法





### 理论部分

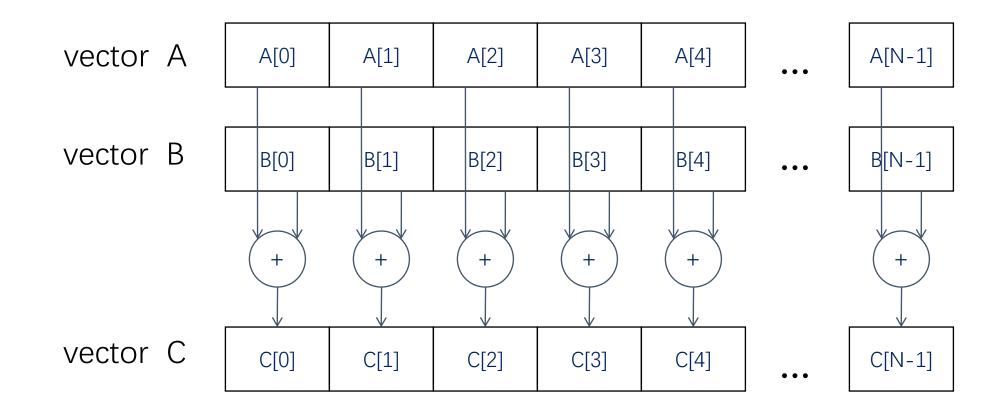
₫进一步认识GPU并行原理

### 技能部分

- 基本并行的矩阵乘法实现
- 进阶版矩阵乘法实现



# ⇒ 并行计算实例:向量相加



### ⇒ 并行计算实例:向量相加<br/>

Device Code

```
// Compute vector sum C = A+B
// Each thread performs one pair-wise addition
 global
void vecAddKernel(float* A d, float* B d, float* C d, int n)
    int i = threadIdx.x + blockDim.x * blockIdx.x;
    if(i \le n) C d[i] = A d[i] + B d[i];
int vectAdd(float* A, float* B, float* C, int n)
 // A d, B d, C d allocations and copies omitted
   // Run ceil (n/256) blocks of 256 threads each
   vecAddKernel<<<ceil(n/256), 256>>>(A d, B d, C d, n);
```

Host Code

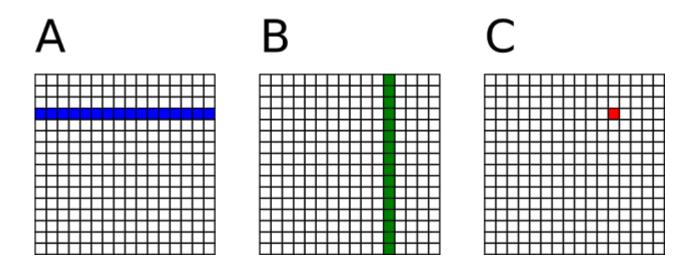
```
int vecAdd(float* A, float* B, float* C, int n)
{
    // A_d, B_d, C_d allocations and copies omitted
    // Run ceil(n/256) blocks of 256 threads each
    dim3 DimGrid(n/256, 1, 1);
    if (n%256) DimGrid.x++;
    dim3 DimBlock(256, 1, 1);

    vecAddKernnel<<<DimGrid,DimBlock>>>(A_d, B_d, C_d, n);
}
```

# **\$** 矩阵乘法

C = A \* B (A[m,k], B[k, n], C[m, n])

一个线程负责计算C中的一个元素





### 梦 矩阵乘法: CPU实现

```
// Matrix multiplication on the (CPU) host
void main() {
  define A, B, C
  for i = 0 to M-1 do
    for j = 0 to N-1 do
      /* compute element C(i,j) */
      for k = 0 to K-1 do
        C(i,j) \le C(i,j) + A(i,k) * B(k,j)
      end
    end
  end
```

```
void main(){
    define A cpu, B cpu, C cpu in the CPU memory
   define A gpu, B gpu, C gpu in the GPU memory
   memcopy A_cpu to A_gpu
   memcopy B cpu to B gpu
   dim3 dimBlock(16, 16)
                                                      核心核函数
    dim3 dimGrid(N/dimBlock.x, M/dimBlock.y)
   matrixMul<<<dimGrid, dimBlock>>>(A gpu,B gpu,C gpu,K)
   memcopy C gpu to C cpu
```

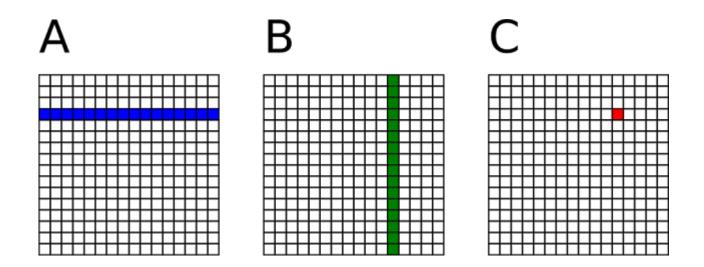
## 参 矩阵乘法: CPU实现(核函数)

```
global void matrixMul(A gpu,B gpu,C gpu,K) {
   temp <= 0
   i <= blockIdx.y * blockDim.y + threadIdx.y // Row i of matrix C</pre>
   j <= blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x // Column j of matrix C</pre>
   for k = 0 to K-1 do
       accu \le accu + A gpu(i,k) * B gpu(k,j)
   end
   C gpu(i,j) <= accu
```

# **\$** 矩阵乘法

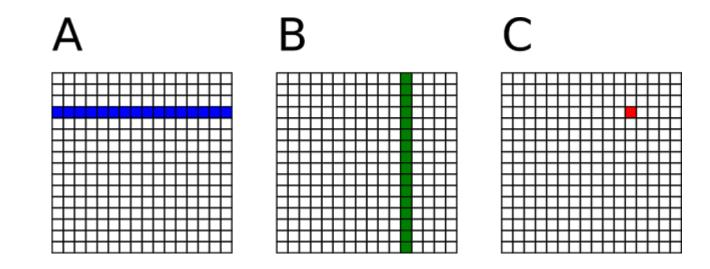
C = A \* B (A[m,k], B[k, n], C[m, n])

- 一个线程负责计算C中的一个元素
- A中的每一行从全局内存中载入N次
- B中的每一列从全局内存中载入M次



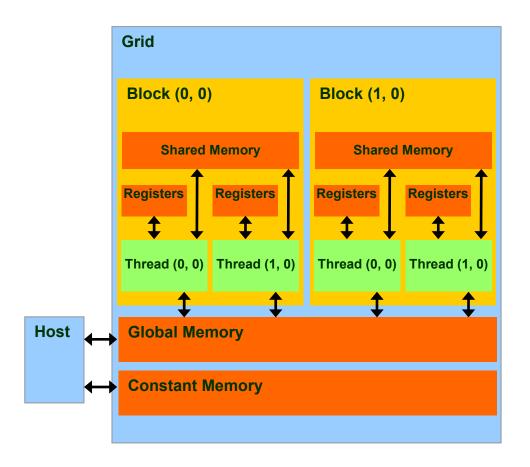
# **\$** 矩阵乘法

- C = AB ([m\*k],[k\*n])的矩阵乘法运算,每个线程都要读取A的一整行和B的一整列。A矩阵中的每个点需要被读N次,B矩阵中的每个点需要被读M次。
- 可以将多次访问的数据放到共享内存中,减少重复读取的次数,并充分利用共享内存的延迟低的优势。





- 每个线程读写速度对比:
  - 各自线程寄存器(~1 周期)
  - 线程块共享内存(~5 周期)
  - Grid全局内存(~500 周期)
  - Grid常量内存(~5 周期)

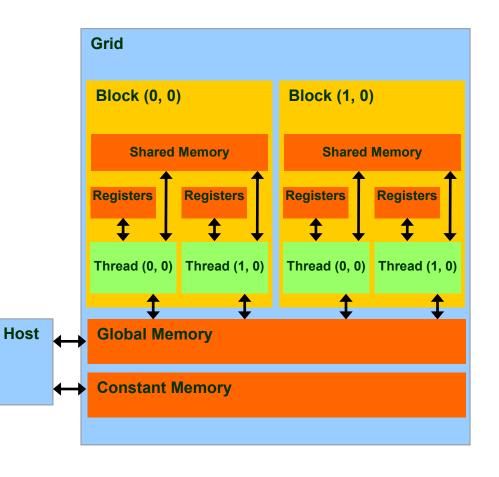




- 一种特殊类型的内存, 其内容在源代码中被显式声明和使用
  - 位于处理器中
  - 以更高的速度访问(延迟&吞吐)
  - 仍然被内存访问指令访问
  - 在计算机体系结构中通常称为暂存存储器

#### • 共享内存特点

- 读取速度等同于缓存,在很多显卡上,缓存和共享内存使用的是同一块硬件,并且可以配置大小
- 共享内存属于线程块,可以被一个线程块内的所有线程访问
- 共享内存的两种申请空间方式, 静态申请和动态申请
- 共享内存的大小只有几十K, 过度使用共享内存会降低程序的并行性



# **★ CUDA中的共享内存使用方法**

#### 1.申请

- \_\_shared\_\_关键字
- 静态申请
- 动态申请

#### 2.使用

- 将每个线程从全局索引位置读取元素,将它存储到共享内存之中。
- 注意数据存在着交叉, 应该将边界上的数据拷贝进来。
- 块内线程同步: \_\_syncthreads()。



### \_\_syncthreads()线程同步函数使用方法

- \_\_syncthreads()是cuda的内建函数,用于块内线程通信。
- 可以到达\_\_syncthreads()的线程同步,而不是等待块内所有其他线程再同步。

```
__share__ val[];
if(index < n) {
    if(tid condition) {
        do something with val;
    }
    __syncthreads();
    do something with val;
    __syncthreads();
}</pre>
```

```
share val[];
if(index < n) {
    if(tid condition) {
        do something with val;
          syncthreads();
    } else {
        do something with val;
          syncthreads();
```

## ⇒ 申请共享内存的两种方式:静态方式

共享内存大小明确:

```
global void staticReverse(int *d, int n) {
    <u>__shared__</u> int s[64];
    int t = threadIdx.x;
    int tr = n-t-1;
    s[t] = d[t];
    __syncthreads();
    d[t] = s[tr];
staticReverse <<<1,n>>> (d_d, n);
```

## ⇒ 申请共享内存的两种方式: 动态方式

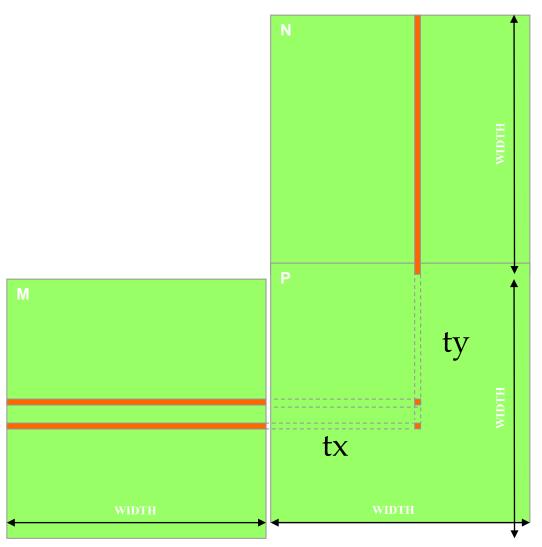
共享内存大小不明确:

```
global void dynamicReverse(int *d, int n) {
   extern __shared__ int s[];
   int t = threadIdx.x;
   int tr = n-t-1;
   s[t] = d[t];
   syncthreads();
   d[t] = s[tr];
dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(d d, n);
```



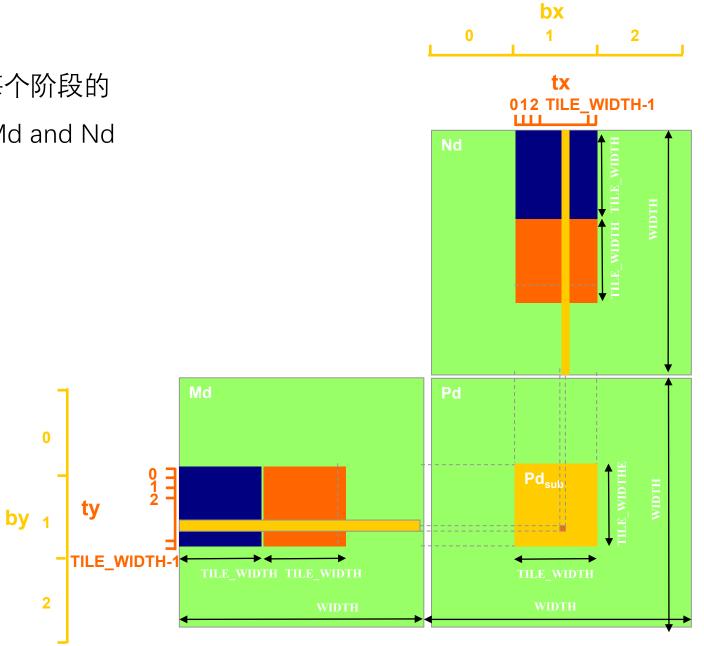
# ⇒ 思路: 使用共享内存复用全局内存数据

- 每个输入元素被WIDTH个线程读取
- 将每个元素加载到共享内存中并让多个线程使用 本地版本以减少内存带宽





将内核的执行分解为多个阶段,使每个阶段的数据访问集中在一个子集上(tile) of Md and Nd



# **学** 平铺矩阵同步

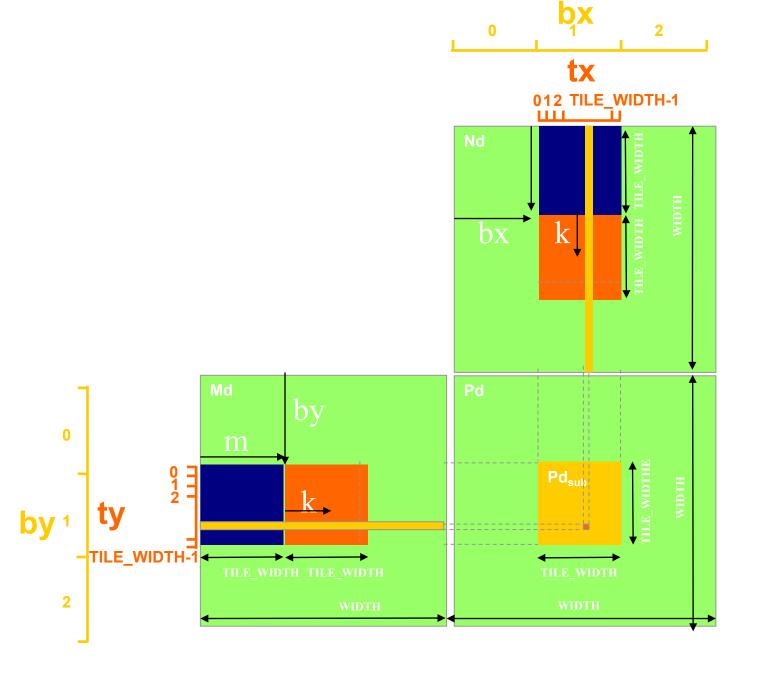
- CUDA中同步的API
  - \_syncthreads()
- 同一线程块中所有线程必须到达运行 \_\_synctrheads()之后才可以做其余操作

- 最适合用于协调平铺算法
  - 确保加载平铺矩阵块中的所有元素
  - 确保平铺矩阵块中的所有元素都被使用

# **学** 平铺矩阵读取

- 第一个平铺矩阵元素
  - M[Row][tx]
  - N[ty][Col]

- 下一个平铺矩阵元素
  - M[Row][1\*TILE\_WIDTH+tx]
  - N[1\*TILE\_WIDTH+ty][Col]



```
global void matrixMul(A gpu,B gpu,C gpu,K) {
   shared float A tile(blockDim.y, blockDim.x)
   shared float B tile(blockDim.x, blockDim.y)
   accu <= 0
   // core part /* Accumulate C tile by tile. */
   // Row i of matrix C
   i <= blockIdx.y * blockDim.y + threadIdx.y</pre>
   // Column j of matrix C
   j <= blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x</pre>
   // Store accumulated value to C(i,j)
   C gpu(i,j) <= accu
```

## ⇒ 平铺矩阵乘法核函数(伪代码)

```
/* Accumulate C tile by tile. */
for tileIdx = 0 to (K/blockDim.x - 1) do
    /* Load one tile of A and one tile of B into shared mem */
    i <= blockIdx.y * blockDim.y + threadIdx.y // Row i of matrix A
    j <= tileIdx * blockDim.x + threadIdx.x // Column j of matrix A</pre>
    A tile(threadIdx.y, threadIdx.x) \leq A gpu(i,j) // Load A(i,j) to shared mem
   B tile(threadIdx.x, threadIdx.y) <= B gpu(j,i) // Load B(j,i) to shared mem
    sync() // Synchronize before computation
    /* Accumulate one tile of C from tiles of A and B in shared mem */
    for k = 0 to threadDim.x do
        accu <= accu + A_tile(threadIdx.y,k) * B_tile(k,threadIdx.x)</pre>
    end
    sync()
end
```



	64*64	512*512
CPU		
GPU ori (P40)		
GPU tiled (P40)		



# 感谢聆听!

**Thanks for Listening** 

