

Universidad Nacional de San Agustin

CIENCIA DE LA COMPUTACIÓN

Informe de la multiplicación de matrices usando tiled

Alumnas:

 $Judith\ Escalante\ Calcina$

Profesor:

Mg.Alvaro Henry Mamani

Aliaga

${\rm \acute{I}ndice}$

1.	Multiplicación en cpu	2
2.	Multiplicación en gpu2.1. Multiplicación sin memoria compartida	
3.	Resultados	5
4.	Conclusión	7

1. Multiplicación en cpu

La multiplicación de matrices es un proceso altamente utilizado y conocido , este funciona perfectamente con matrices pequeñas pero no con matrices de grandes dimensiones, en el siguiente código podemos ver la función principal de una multiplicación de matrices en general :

```
void cpu_matrix_mult(int *h_a, int *h_b, int *h_result,
int m, int n, int k) {
    for (int i = 0; i < m; ++i)
    {
        for (int j = 0; j < k; ++j)
        {
            int tmp = 0.0;
            for (int h = 0; h < n; ++h)
            {
                tmp += h_a[i * n + h] * h_b[h * k + j];
            }
            h_result[i * k + j] = tmp;
        }
}</pre>
```

2. Multiplicación en gpu

2.1. Multiplicación sin memoria compartida

La multiplicación realiza en la gpu de una computadora es mucho más eficiente que que la hecha en la cpu , por que utiliza varios thread para cada elemento de la matriz , que qa su vez es dividida en una cierta cantidad de bloques. Aún asi este no es uno de las ejecuciones más eficientes. Aqui podemos ver el código principal:

```
--global-- void matrix-mult(int *a,int *b, int *c, int m,
int n, int k)
{
   int row = blockIdx.y * blockDim.y + threadIdx.y;
   int col = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
   int sum = 0;
   if( col < k && row < m)</pre>
```

2.2. Multiplicación con memoria compartida

La multiplicación utilizando memoria compartida y tileds es una versión optimizada del producto de dos matrices, A x B, en la que cada bloque de hilos computa una submatriz o tiled de la matrix resultado C. Esto permite reducir el cuello de botella del ancho de banda de la memoria, puesto que varios elementos del bloque acceden a la misma fila de A y columna de B.

A su vez, esta localidad de acceso será aprovechada para utilizar la memoria compartida, lo que también nos obligará a realizar algunas sincronizaciones entre hilos dentro de un bloque. La memoria compartida dentro de cada multiprocesador se utilizará para almacenar cada submatriz antes de los cálculos, acelerando el acceso a memoria global. A continuación podemos ver el codigo principal:

```
--global__ void matrix_mult_tiled(int *d_a, int *d_b,
int *d_result, int n)
{

    __shared__ int Mds[TILED][TILED];
    __shared__ int Nds[TILED][TILED];
    int bx = blockIdx.x; int by = blockIdx.y;
    int tx = threadIdx.x; int ty = threadIdx.y;

    int Row = by * TILED + ty;
    int Col = bx * TILED + tx;
    int nuevo = 0;

    for (int g = 0; g < n/TILED; ++g)
    {
        Mds[ty][tx] = d_a[Row*n + g*TILED+ tx];
    }
}</pre>
```

Para que la multiplicación con memoria compartida resulte se debe tener la arquitectura del device :

Figura 1: Arquitectura del GPU

```
cs01gslave3:/usr/local/cuda-8.0/extras/demo_sultes ./deviceQuery
./deviceQuery Starting...

CUDA Device Query (Runtime API) version (CUDART static linking)

Detected 1 CUDA Capable device(s)

Device 0: "GeForce GT 620"

CUDA Driver Version / Runtime Version
CUDA Capablelity Major/Minor version number: 2.1

Total amount of global memory: 2.1

You will processors, (48) CUDA Cores/MP: 363 MBytes (1010848832 bytes)
(1) Nultiprocessors, (48) CUDA Cores/MP: 363 MBytes (1010848832 bytes)
(2) Nultiprocessors, (48) CUDA Cores/MP: 363 MBytes (1010848832 bytes)
(3) Menory Bus Width: 64-btt
L2 Cache Stze: 87 MBytes (101084832 bytes)
Maxinum Texture Dimension Size (x,y,z) 1D=(6536), D=(6536, 6535), 3D=(2048, 2048, 2048)
Maxinum Layered DI Texture Stze, (num) layers 1D=(16384), 2048 layers
Maxinum Layered 2D Texture Stze, (num) layers 2D=(16384, 16384), 2048 layers
Total amount of constant memory; 5536 bytes
Total amount of shared memory per block: 49152 bytes
Total number of registers available per block: 32768
Mary size: 32

Maxinum number of threads per multiprocessor: 1536
Maxinum number of threads per block: 1624
Max dimension size of a grid size (x,y,z): (5533, 65335, 65335)
Maxinum number of threads per block: 1624
Max dimension size of a grid size (x,y,z): (5533, 653
```

3. Resultados

En las siguientes figuras podemos ver la multiplicación de diferentes matrices de dimensiones n $\mathbf x$ m , el tiempo de ejecución es menor en la GPU en ambos casos , pero el menor tiempo obtenido es utilizando memoria compartida en GPU.

Figura 2: Tiempo de ejecución de la multiplicación de matrices (1000 * 1000) sin utilizar memoria compartida

```
cs01@slave3: ~/Desktop$
cs01@slave3: ~/Desktop$ nvcc ultimo.cu -o hel
cs01@slave3: ~/Desktop$ ./hel
Ingrese dimensiones : m n and k
1000 1000 1000
Tiempo en 1000x1000 . 1000x1000 sin tiled: 447.869324 ms.

Tiempo 1000x1000 . 1000x1000 en CPU: 10321.051758 ms.
cs01@slave3: ~/Desktop$
```

Figura 3: Tiempo de ejecución de la multiplicación de matrices (1000 * 1000) utilizando memoria compartida

```
© Cs01@slave3: ~/Desktop

cs01@slave3: ~/Desktop$ nvcc ultimo.cu -o hel

cs01@slave3: ~/Desktop$ ./hel

Ingrese dimensiones : m n and k

1000 1000 1000

Tiempo en 1000x1000 . 1000x1000 con tiled: 138.367584 ms.

Tiempo 1000x1000 . 1000x1000 en CPU: 9465.103516 ms.

cs01@slave3: ~/Desktop$

■
```

Figura 4: Tiempo de ejecución de la multiplicación de matrices (2000 * 2000) sin utilizar memoria compartida

Figura 5: Tiempo de ejecución de la multiplicación de matrices (2000 * 2000) utilizando memoria compartida

4. Conclusión

Como podemos ver en todos los casos el algoritmo ejecutado en GPU es mucho más r+ápido que en CPU pero aún así la misma GPU tiene algunas mejorás , como por ejemplo utilizar memoria compartida.