

GPU-Ejemplo CUDA

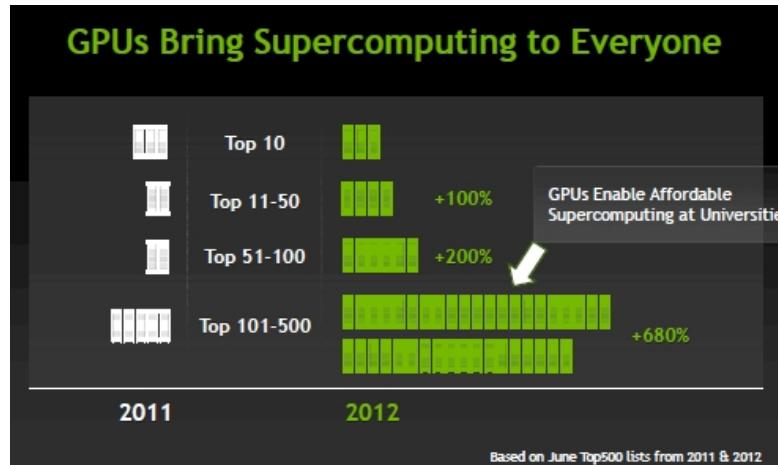
Carlos García Sánchez

Contenidos

- Motivación
- GPU vs. CPU
- GPU vs. Vectoriales
- CUDA
 - Sintaxis
 - Ejemplo

Motivación

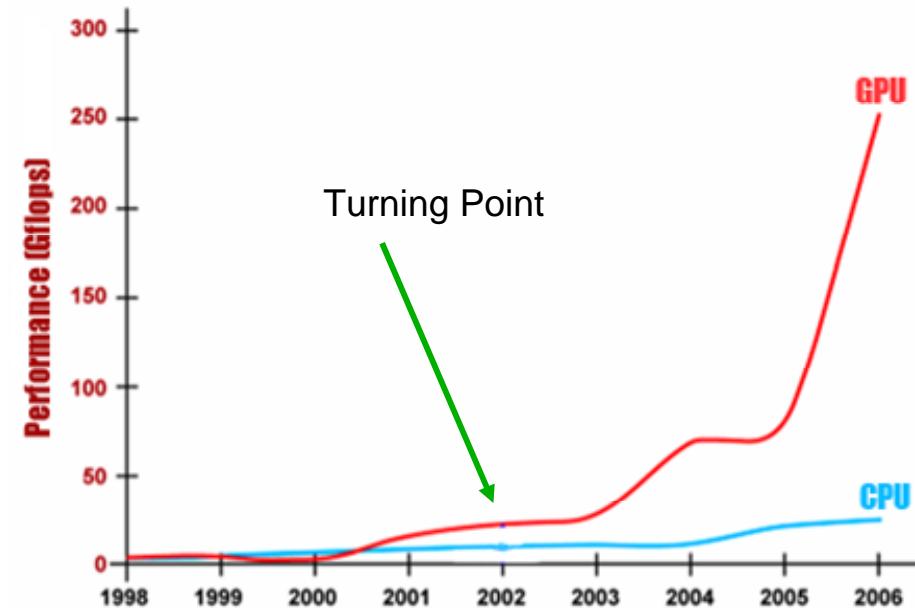
- Computación altas prestaciones: www.top500.org



- 1º: Titan (300mil AMD-Opteron + 19mil NVIDIA K20x)
- Green computing: www.green500.org
- Proyecto Montblanc: <http://www.montblanc-project.eu>
 - Objetivo: entre los mejores MFLOP/Watt
 - Basado en Carma: ARM+CUDA
- Electrónica de consumo (tabletas y móviles):
 - Tegra2, Tegra3 (ARM CotexA9 MP + GPU)

GPU vs CPU (I)

- GPUs son actualmente más potentes
 - 3.0 GHz dual-core2 Duo: 32 GFLOPS
 - NVIDIA G80: 367 GFLOPS
- Acceso a Memoria
 - 1066 MHz FSB Pentium Extreme Edition : 8.5 GB/s
 - ATI Radeon X850 XT Platinum Edition: 37.8 GB/s
- Y la tendencia va a más...



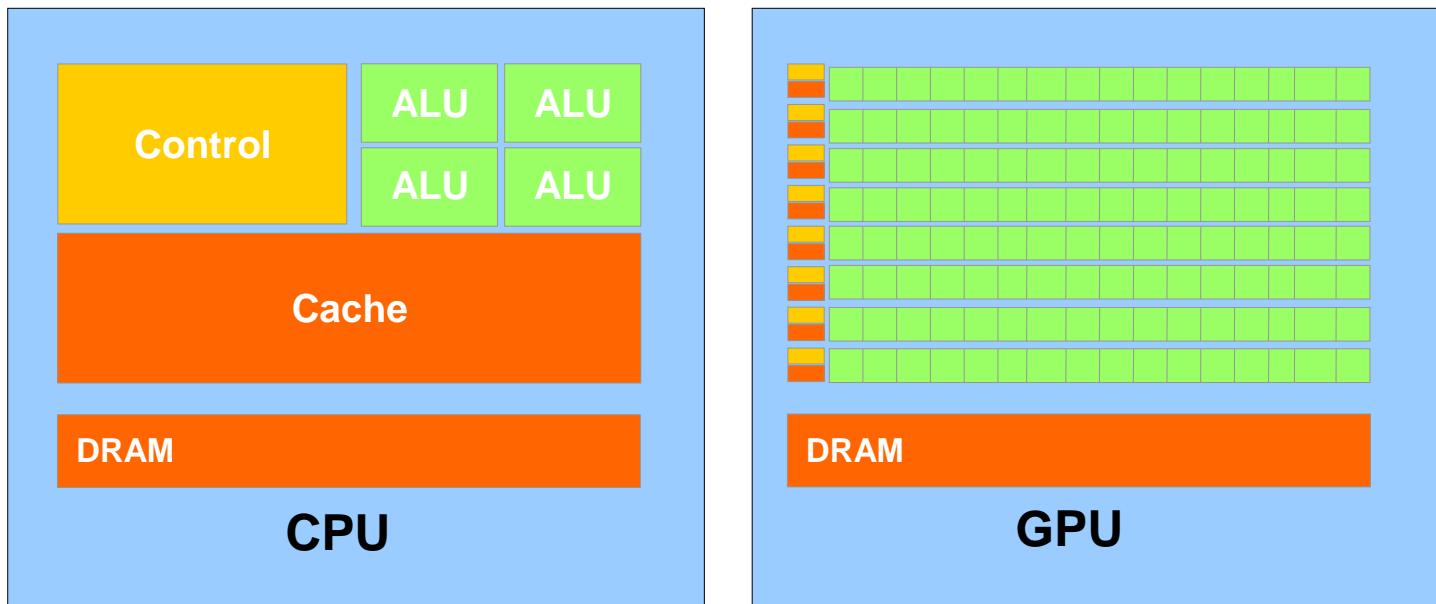
¿Por qué?

GPU vs CPU (II)

■ Anticipandose a la Era Manycore

■ NVIDIA G80: 128 Cores – Noviembre 2006 –

- Multiprocesador Especializado pero de Gran Consumo (Millones)
- 681M trans. en 470 mm² (90nm), 1.35 GHz, 518 GFLOPS
- 1.5 GB DRAM, Interfaz DRAM 384 pines, 76 GB/s
- PCI Express x16, 170 W max

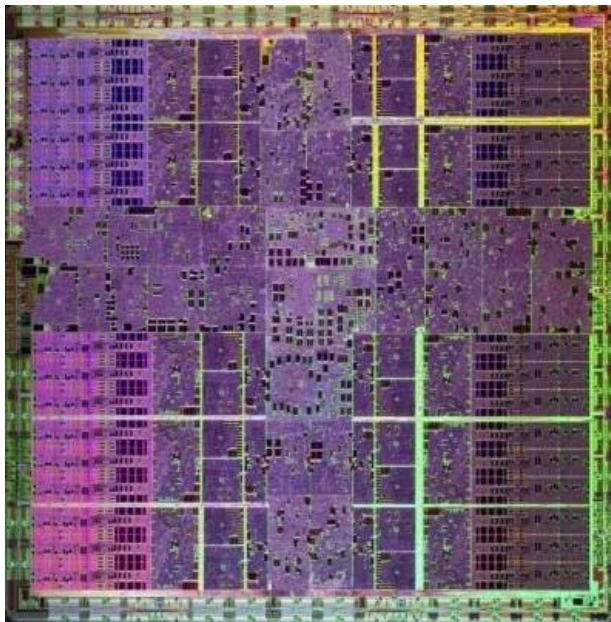


GPU vs CPU (III)

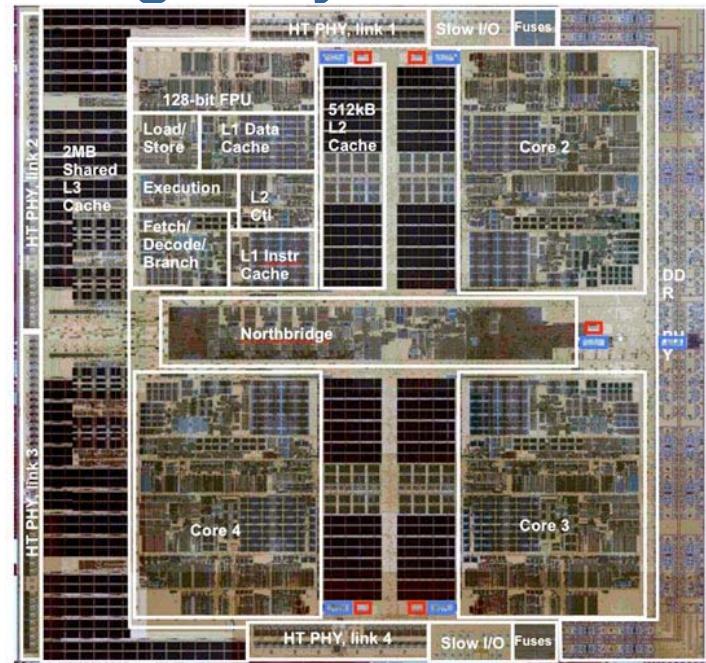
■ GPUs son

- Relativamente baratas (<600€)
- Dedicadas a operaciones gráficas

■ Emplean los transistores para “lógica” y no a cache



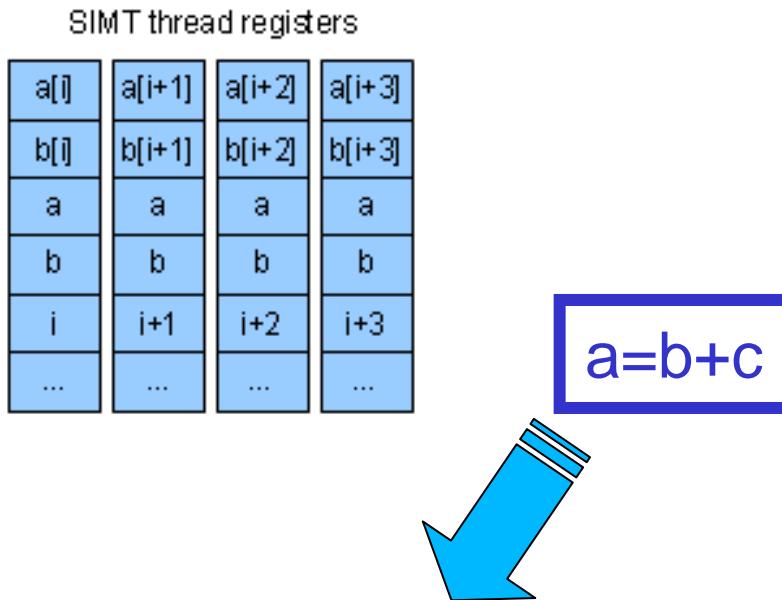
NVIDIA T10P (ISC'08) tiene 240 *cores* implementados como "thread processor" con unidades enteras+ floats (32/64bits) = 500 GFLOPS hasta 1 TFLOPS



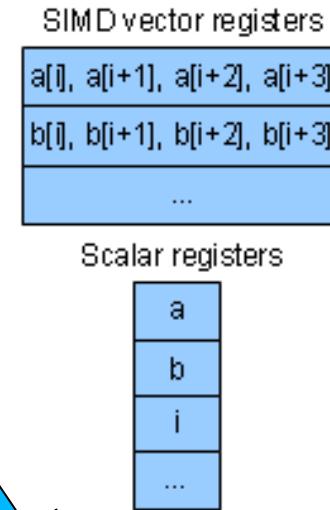
AMD-K10 (Quad-Core)
L1 y L2 replicada por core
L3 compartida

GPU vs. Vectoriales (I)

- GPU: procesadores de hilos
 - SIMD: Single Instruction Multiple Threads



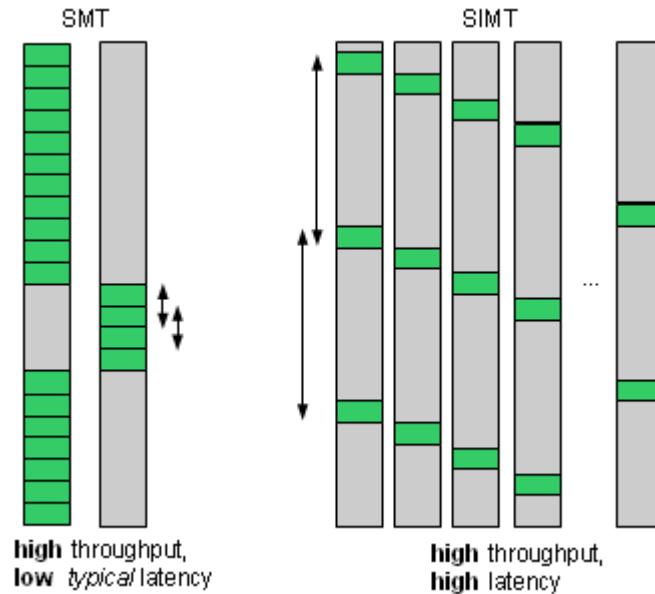
- Analogía procesadores vectoriales
 - SIMD: Single Instruction Multiple Data



$a[0:63] = b[0:63] + c[0:63]$

GPU vs. Vectoriales (II)

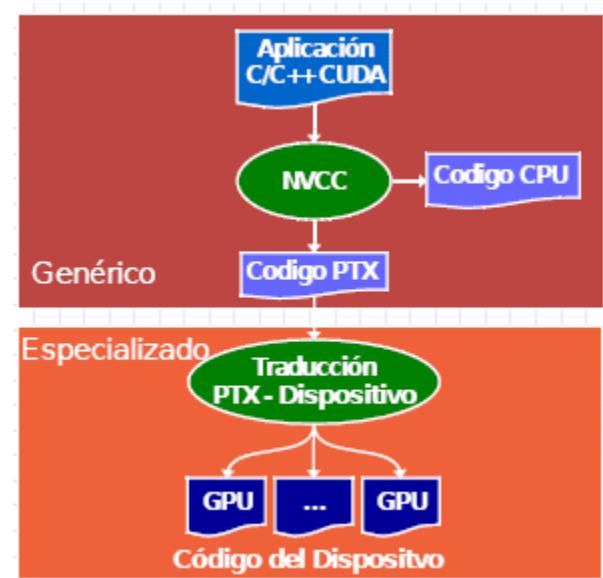
- GPU: procesadores de hilos
 - SIMT: Single Instruction Multiple Threads
 - Multiples threads ~ warp (terminología NVIDIA)
 - Muchos threads para ocultar latencias



- Muchos registros: 64 registros/thread para evitar register spilling

CUDA (I)

- Características
 - Lenguaje C estándar
 - Librerías numéricas estándar
 - cuFFT (Fast Fourier Transform)
 - cuBLAS (Basic Linear Algebra Subroutines).
 - Algebra (Densa: Magma, Dispersa:cuSparse)
 - El controlador de CUDA interacciona con los controladores de gráficos OpenGL y DirectX.
- La GPU vista como un Coprocesador
 - Objetivo: Computación Heterogénea Altamente Escalable



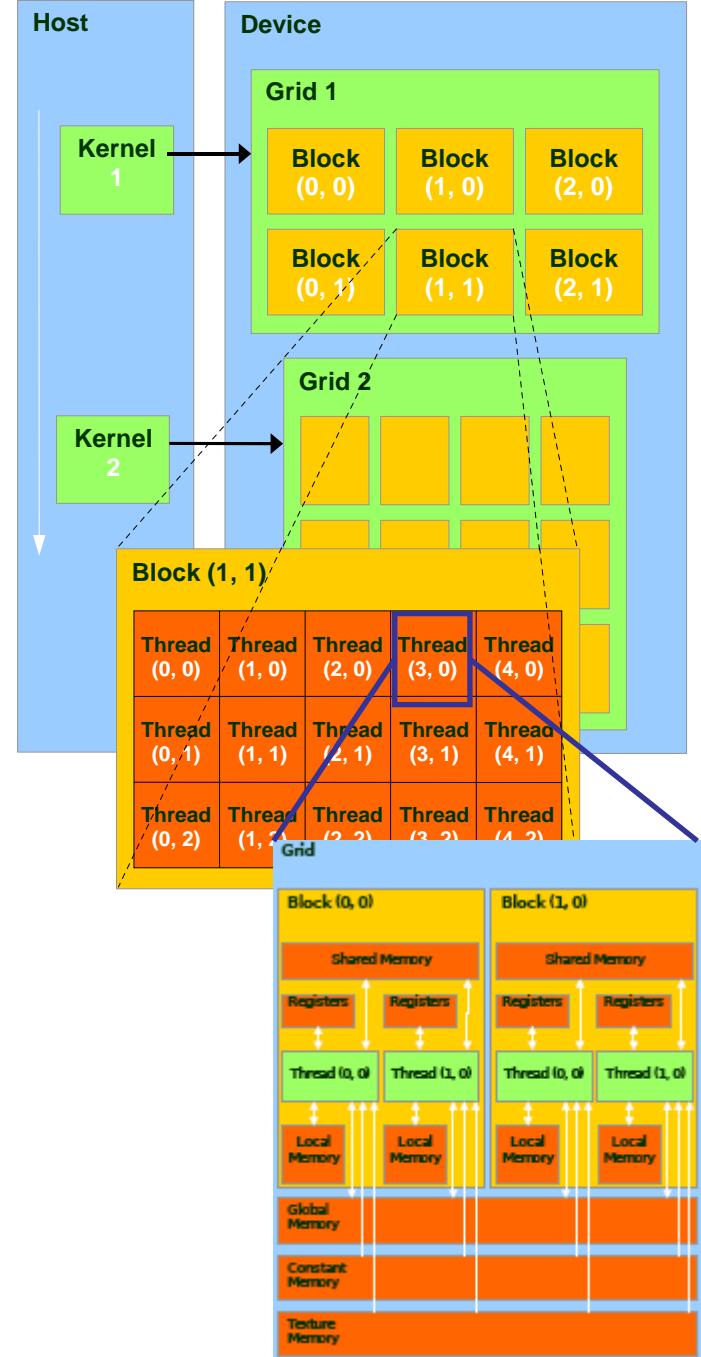
CUDA (II)

■ Single Instruction Multiple Threads

- Cores/PE Organizados en Multiprocesadores SIMT
- Unidad de Planificación Warp (scoreboarding)
- Multithreading → Ocultar Latencia

■ Modelo de *threads* y *blocks*

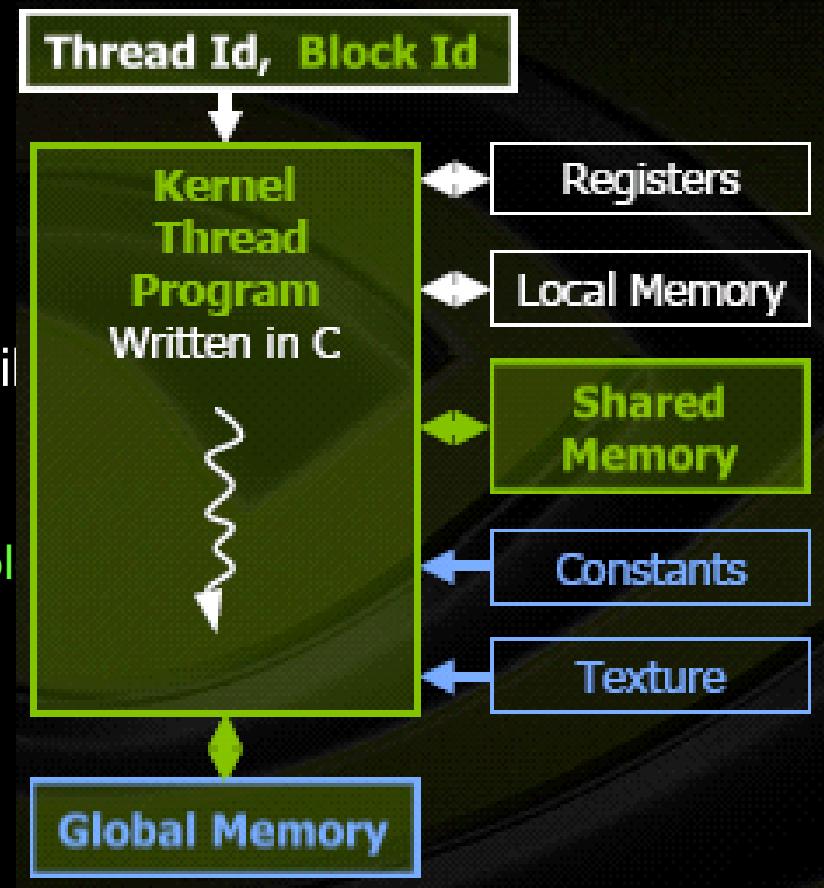
- Threads Organizados en Grid (1D,2D) de Blocks (1D, 2D, 3D)
 - Kernel<<<GridSize,BlockSize>>> (parametros)
 - Los Threads de un Block se Ejecutan en Mismo Multiprocesador
 - En un Bloque es Posible **Sincronización y Cooperación Eficiente**



■ Extensiones de C

- Funciones en GPU como (*global, device, shared, local, constant*)
 - `__device__ float filter[N];`
 - `__global__ void convolve (float *image)`
- Descriptores del bloque/thread
 - `int tx = threadIdx.x;`
- Sincronizaciones
 - `__syncthreads()`
- Memoria
 - `void *myimage = cudaMalloc(bytes)`
 - `cudaFree(), cudaMemcpy2D(), ...`
- Invocación del kernel
 - `convolve<<<100, 10>>> (myimage);`

- Jerarquía de memoria (II)
 - Cada kernel puede leer:
 - Thread Id por thread
 - Block Id por block
 - Constants por grid
 - Texture por grid
 - Cada thread puede leer y escribir:
 - Registers por thread
 - Local memory por thread
 - Shared memory por block
 - Global memory por grid
 - Host CPU puede leer/escribir:
 - Constants por grid
 - Texture por grid
 - Global memory por grid



CUDA sintaxis (I)

■ Gestión memoria

- **cudaMalloc()**
 - Reserva espacio de memoria en el dispositivo (memoria de vídeo)
 - Parámetros: puntero a esa región memoria y tamaño
- **cudaFree()**
 - Libera el espacio de memoria a partir del puntero dado
- **cudaMemcpy()**
 - Transfiere datos
 - 4 parámetros: puntero fuente/destino, número bytes y dirección transferencia (Host a Host/Host a Device/Device a Host/Device a Device)

CUDA sintaxis (II)

■ Declaración de funciones:

	Se ejecuta en:	Sólo se puede llamar desde:
<code>__device__ float deviceFunc()</code>	device	device
<code>__global__ void KernelFunc()</code>	device	host
<code>__host__ void HostFunc()</code>	host	host

- Las direcciones de las funciones device `__device__` no se puede acceder a ellas desde la CPU → acceder a datos mediante `cudaMemcpy`
- Para las funciones ejecutadas en la GPU:
 - No se permite la recursión
 - No podemos tener variables estáticas
 - Ni un número variable de argumentos

CUDA sintaxis (III)

■ Llamadas a *kernel*s en la GPU

- La función del kernel debe ser invocada con la junto con la configuración de ejecución

```
__global__ void KernelFunc(...);  
dim3 DimGrid(100, 50); // 5000 thread blocks  
dim3 DimBlock(4, 8, 8); // 256 threads per block  
size_t SharedMemBytes = 64; // 64 bytes of shared memory  
...  
KernelFunc<<< DimGrid DimBlock SharedMemBytes DimGrid, DimBlock, >>>(...);
```

CUDA ejemplo (I)

- Necesario tener instalado:
 - CUDA Toolkit
 - SDK (incluye ejemplos)
 - Drivers
- <https://developer.nvidia.com/cuda-downloads>
- Utilizaremos un ejemplo sencillo: Suma de matrices
 - $a=b+c$
 - Compilación con nvcc: *nvcc –o add main.cu –O3 -lm*

CUDA ejemplo (II)

Ejemplo sencillo: suma de matriz punto a punto: $a = b+c$

CODIGO C

```
void addMatrix (float *a, float *b,
   float *c, int N)
{
    int i, j, idx;
    for (i = 0; i < N; i++) {
        for (j = 0; j < N; j++) {
            idx = i*N+j;
            a[idx] = b[idx] + c[idx];
        }
    }

    void main()
    {
        ....
        addMatrix(a, b, c, N);
    }
}
```

CODIGO CUDA

```
__global__ void addMatrixG(float *a, float *b,
   float *c, int N)
{
    int i = blockIdx.x*blockDim.x + threadIdx.x;
    int j = blockIdx.y*blockDim.y + threadIdx.y;
    int idx = i*N + j;
    if (i < N && j < N)
        a[idx] = b[idx] + c[idx];
}

void main()
{
    ...
    dim3 dimBlock (blocksize, blocksize);
    dim3 dimGrid (N/dimBlock.x, N/dimBlock.y);
    addMatrixGPU<<<dimGrid, dimBlock>>>(a, b, c, N);
    ...
}
```

CUDA ejemplo (III)

- Ejemplo sencillo: suma de matriz punto a punto: $a = b + c$
 - Memoria GPU-CPU

```
// Reservar Memoria en la CPU (host)
float* a = (float*) malloc(N*N*sizeof(float));
float* b = (float*) malloc(N*N*sizeof(float));
```

```
// Reservar Memoria en la GPU (device)
float* a_GPU, b_GPU, c_GPU;
cudaMalloc( (void**) &a_GPU, N*N*sizeof(float));
cudaMalloc( (void**) &b_GPU, N*N*sizeof(float));
cudaMalloc( (void**) &c_GPU, N*N*sizeof(float));
```

```
// Transferencia Host - Device
cudaMemcpy(b_GPU, b, N*N*sizeof(float),HostToDevice));
cudaMemcpy(c_CPU, c, N*N*sizeof(float),HostToDevice));
```

```
// Transferencia Device - Host
a_host = (float*)malloc(N*N*sizeof(float));
cudaMemcpy(a_host, a_GPU, N*N*sizeof(float),DeviceToHost));
```

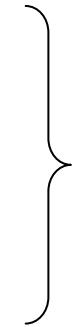
CUDA - Conclusiones

■ Positivo

- GPU Útil Como Dispositivo Acelerador Códigos con Paralelismo de Datos
 - Eficiencia Basada en Ejecución Concurrente de Miles de Threads
 - Gran Número de Unidades Funcionales, Control Relativamente sencillo

■ No tanto ...

- Sintonización Código Compleja
 - Optimizar Accesos a Memoria Global
 - Gestión Explícita Memoria Compartida
 - Ajuste Tamaño de *Block*
 - Uso de Texturas
- Aspectos no visibles
 - Asignación y planificación de *threads*
- Rendimiento Pobre en Doble Precisión



Jerarquía memoria