Esercitazioni di Calcolo Parallelo: CUDA

Paolo Avogadro

DISCo, Università di Milano-Bicocca
U14, Id&aLab T36
paolo.avogadro@unimib.it
Aula Lezione T014, edificio U14
Martedi' 15:30 - 17:30
Mercoledi' 10:30 - 12:30

Outline

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.
- il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente la memoria dedicata della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo (vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.
- il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente la memoria dedicata della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo (vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.
- il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente la memoria dedicata della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo (vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core).

Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.
- il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente la memoria dedicata della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo (vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core).

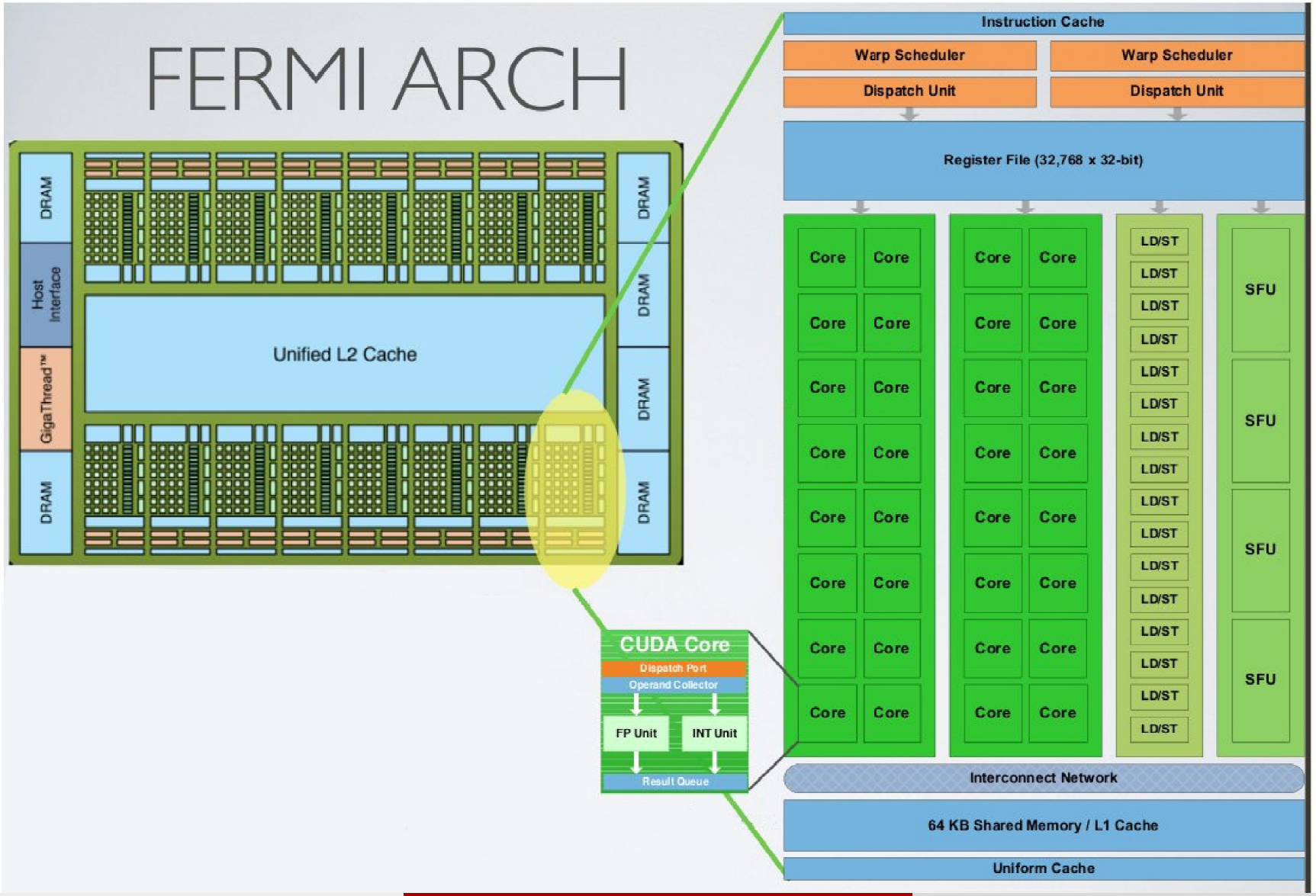
Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.
- il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente la memoria dedicata della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo (vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core).

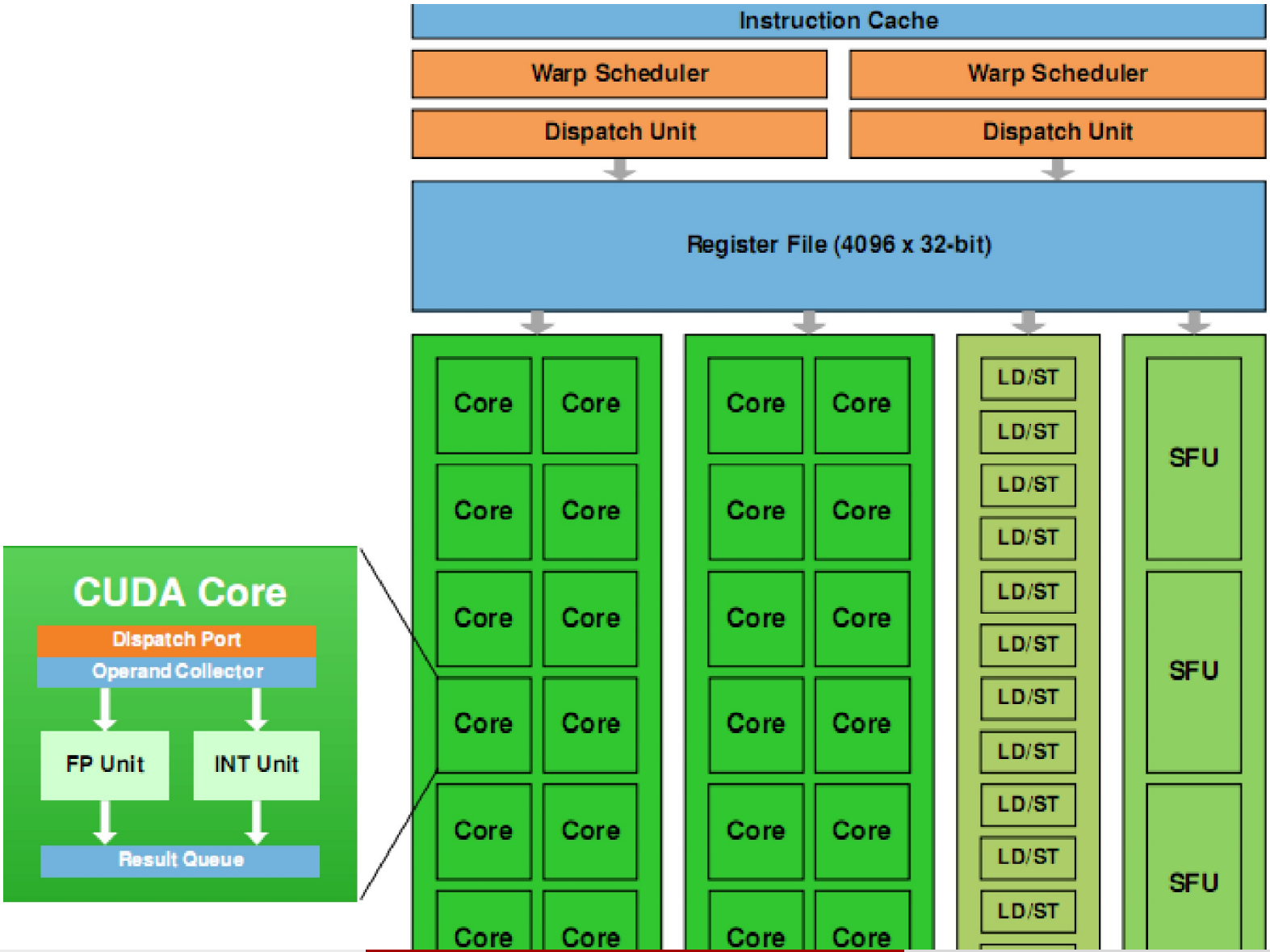
Introduzione

- testo di riferimento **CUDA By Example**, by J.Sanders and E. Kandrot, scaricabile da: `https://developer.nvidia.com/cuda-example`
- CUDA e' un acronimo per Compute Unified Device Architecture ed e' stato sviluppato da Nvidia per sfruttare al meglio le sue GPU.
- CUDA usa lo standard PTX (Parallel Thread eXecution).
- CUDA espone le GPU come una multi-core virtual machine.
- CUDA fornisce una serie di funzioni atte a fare interagire la scheda grafica con il resto del computer.
- il cuore di un codice fatto per girare su CUDA sta nell'utilizzare accuratamente la memoria dedicata della GPU per poter limitare il VonNeumann bottleneck e sfruttare quindi al massimo il grande numero di ALU= Arithmetic logic Unit. In questo modo si puo' ottenere un elevato throughput di calcolo (vicino alle prestazioni teoriche che sono $\approx$ Frequenza $\times$ N di core).

Architettura Fermi (vecchia, siamo alla Turing)



Dettaglio di uno Streaming Multiprocessor (Fermi)



Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Lingo

1. **host** e' il computer su cui e' installata la scheda grafica (con CPU, memoria etc...).
2. **device** e' il modo con cui ci si riferisce alla scheda grafica.
3. **compute capabilities** (**c.c.**) e' la *serie* a cui appartiene la scheda in questione e riassume le principali caratteristiche e limitazioni.
4. **kernel** e' la parte del codice CUDA definita con uno statement `__global__` e fatta per girare sul *device* (e' una funzione che gira sul device); **non** puo' essere ricorsiva. I kernel sono asincroni, ergo restituiscono immediatamente il controllo al programma chiamante prima del completamento...o anche prima di iniziare l'esecuzione! Cosa significa? cominciamo a pensare...

La struttura Fisica:

1. Cuda core e' un termine commerciale inventato da Nvidia per definire le ALU che lavorano in float/ int nelle schede piu' vecchie. Sinonimi: Streaming processor (SP), shader .
2. Streaming Multiprocessor: e' una unita' di una scheda grafica che racchiude un numero di SP, della memoria dedicata, unita' speciali di calcolo, unita' di Load/Store, etc...

La struttura logica

1. **thread**: piu' piccolo flusso di esecuzione (la gerarchia e' *thread* $\rightarrow$ *block*$\rightarrow$ *grid* dal piu' piccolo al piu' grande).
2. **block** Un *blocco* e' un insieme di thread strutturati come un array logico 1D, 2D o 3D. I thread di un blocco vengono identificati tramite delle **magic variables**, che sono degli indici univoci per ogni thread in ogni direzione del blocco: `threadIdx.x`, `threadIdx.y` e `threadIdx.z`. Lungo una direzione (x per esempio) gli *id* dei blocchi variano tra $[0, n-1]$. Dal punto di vista logico, il concetto di blocco e' importante perche' **i thread in un blocco possono comunicare facilmente** tra loro tramite della memoria condivisa (spiegato poi). Un blocco puo' essere lanciato su **un solo** SM!
3. **grid** (*griglia*) e' l'insieme dei blocchi (e quindi dei thread). Una *grid* e' ordinata in un array (griglia) 2D (o 3D) di *blocchi*. La struttura della griglia (e dei blocchi) viene definita quando si lancia un kernel.

Compilare e lanciare codici sul server

- per compilare sul server: `module load cuda/7.0` (obsoleto, ora il compilatore e' disponibile subito)
- i codici vanno salvati con estensione `.cu`
- un codice C necessita dell'header: `#include <cuda.h>`
- la compliazione avviene tramite `nvcc codice.cu -o codice.x` (ci sara' una parte del codice compilata da un compilatore per la cpu e uno per la gpu)
- per indicare al compilatore che il codice prodotto deve girare su un hardware con compute capabilites maggiore di, per esempio 1.3: `nvcc -arch=sm_13`

ci sono poi una serie di flag che possono essere usate al momento della compilazione:

- `-G` compila per debuggare il codice GPU.
- `-ptxas-options=-v` mostra l'utilizzo dei registri di memoria
- `-use_fast_math` usa librerie matematiche veloci
- `-maxregcount<N>` limita il numro di registri
- `-arch sm_13 (o sm_20)` attiva la possibilita' di doppia precisione, indicando la architettura

Compilare e lanciare codici sul server

- per compilare sul server: `module load cuda/7.0` (obsoleto, ora il compilatore e' disponibile subito)
- i codici vanno salvati con estensione `.cu`
- un codice C necessita dell'header: `#include <cuda.h>`
- la compliazione avviene tramite `nvcc codice.cu -o codice.x` (ci sara' una parte del codice compilata da un compilatore per la cpu e uno per la gpu)
- per indicare al compilatore che il codice prodotto deve girare su un hardware con compute capabilites maggiore di, per esempio 1.3: `nvcc -arch=sm_13`

ci sono poi una serie di flag che possono essere usate al momento della compilazione:

- `-G` compila per debuggare il codice GPU.
- `-ptxas-options=-v` mostra l'utilizzo dei registri di memoria
- `-use_fast_math` usa librerie matematiche veloci
- `-maxregcount<N>` limita il numro di registri
- `-arch sm_13 (o sm_20)` attiva la possibilita' di doppia precisione, indicando la architettura

Interrogare i device

Puo' essere utile interrogare il computer in modo da ottenere informazioni sul device in utilizzo (e' possibile, per esempio, che sullo stesso computer ci sia piu' di un device CUDA)

- `cudaGetDeviceCount( &count ) )`

Esistono quindi dei tipi predefiniti di CUDA che contengono le proprieta' dei device su ogni macchina, in particolare:

```
#include <stdio.h>
#include<cuda.h>

int main() {
  int nDevices;                          // indice delle schede sull'host

  cudaGetDeviceCount(&nDevices);         //
  for (int i = 0; i < nDevices; i++) {   // cicla su tutte le schede
    cudaDeviceProp prop;                 // definisci l'oggetto proprita'
    cudaGetDeviceProperties(&prop, i);   // riempi l'oggetto
    printf("Device Number: %d\n", i);    //   stampa a video i risultati
    printf("  Device name: %s\n", prop.name);
    printf("  Memory Clock Rate (KHz): %d\n", prop.memoryClockRate);
    printf("  Memory Bus Width (bits): %d\n", prop.memoryBusWidth);
    printf("  Peak Memory Bandwidth (GB/s): %f\n\n",
           2.0*prop.memoryClockRate*(prop.memoryBusWidth/8)/1.0e6);
  }
}
```

Outline

Un codice con un kernel che non fa nulla

In questo esempio vediamo la prima definizione di un kernel (che ricordo e' una funzione che gira sulla gpu), e lanciamo il kernel stesso all'interno del main:

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void) {}    // definisce un esempio di kernel cuda

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();     // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("hello \n");       // con 1 blocco e 1 thread per blocco.
   return 0;
}
```

- si noti la scrittura `__global__` davanti al kernel. Questa avverte il compilatore che quanto segue deve essere compilato per girare su device
- si noti che quando e' stata chiamata la funzione `miokernel` si sono usate le cosiddette **triple angle brackets** `<<<1,1>>>`, (spiegate nel dettaglio in seguito). Dal punto di vista della notazione stanno tra il nome del kernel e le parentesi dove si mettono gli argomenti del kernel stesso.

Un codice con un kernel che non fa nulla

In questo esempio vediamo la prima definizione di un kernel (che ricordo e' una funzione che gira sulla gpu), e lanciamo il kernel stesso all'interno del main:

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void) {}    // definisce un esempio di kernel cuda

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();     // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("hello \n");       // con 1 blocco e 1 thread per blocco.
   return 0;
}
```

- si noti la scrittura `__global__` davanti al kernel. Questa avverte il compilatore che quanto segue deve essere compilato per girare su device
- si noti che quando e' stata chiamata la funzione `miokernel` si sono usate le cosiddette **triple angle brackets** `<<<1,1>>>`, (spiegate nel dettaglio in seguito). Dal punto di vista della notazione stanno tra il nome del kernel e le parentesi dove si mettono gli argomenti del kernel stesso.

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Questo codice **non** dice *Ciao dal device...*
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Questo codice **non** dice *Ciao dal device*...
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Questo codice **non** dice *Ciao dal device*...
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Questo codice **non** dice *Ciao dal device*...
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante

Un'altro kernel che non fa nulla...

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>

__global__ void miokernel (void)
{
  printf("Ciao dal device\n"); // con c.c. >=2.0 printf funge dentro i kernel
}

int main(void)
{
   miokernel<<<1,1>>>();          // lancia da host a device il kernel cuda
   printf("Ciao dall'host \n");
   return 0;
}
```

- Questo codice **non** dice *Ciao dal device*...
- I kernel sono **ASINCRONI**, ovvero restituiscono il controllo al programma chiamante immediatamente, che in questo caso dice *Ciao dall'host* e termina l'esecuzione...
- ...prima che il device abbia completato la propria esecuzione!
- Per fare funzionare il codice, bisogna mettere (per esempio), prima della fine del programma un: `cudaDeviceSynchronize()`. E' una funzione che controlla che i kernel abbiano eseguito prima di ridare controllo al programma chiamante

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;        // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;   // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;        // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;   // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;        // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;   // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

Passare parametri ad un kernel: somma

```
#include<stdio.h>
#include<cuda.h>
__global__ void add( int a, int b, int *c ) {
*c = a + b;      // kernel che fa la somma di due interi e deferenzia la variabile risultato
}
int main( void )
{
   int c;        // definisce una variabile c per l'host
   int *dev_c;   // definisce un puntatore ad una variabile: servira' per il device
   cudaMalloc( (void**)&dev_c, sizeof(int) ) ;  // allocca la memoria sul device
   add<<<1,1>>>( 2, 7, dev_c );                 // lancia il kernel
   cudaMemcpy( &c,  dev_c,  sizeof(int),        // copia il risultato da device a host
                    cudaMemcpyDeviceToHost ) ;
   printf( "2 + 7 = %d\n", c );
   cudaFree( dev_c );                           // libera la memoria
   return 0;
}
```

- i parametri possono essere passati ad un kernel allo stesso modo in cui si passano ad una funzione (Domanda: come si passano gli argomenti ad una funzione del C?).
- bisogna **alloccare** memoria sul device `cudaMalloc`. La prima differenza rispetto ad un normale `malloc` e' nel fatto che la memoria viene alloccata sul device rispetto che sull'host.
- il sistema a runtime gestisce il passaggio di memoria da host a device (occhio che questo passaggio puo' essere molto lento)

cudaMalloc

la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int) )` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.

il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- una parte di codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host.
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int) )` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- una parte di codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host.
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int) )` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- una parte di codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host.
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMalloc

la funzione `cudaMalloc ( (void**)&dev_c, sizeof(int) )` ha 2 argomenti:

1. il puntatore del puntatore della variabile dove si vuole mettere la memoria
2. la grandezza in byte della memoria da alloccare

E' responsabilita' del programmatore non deferenziare il puntatore restituito da `cudaMalloc` dal codice che esegue sull'host.
il codice sull'host puo':

- passare puntatori, alloccati con `cudaMalloc`, a funzioni che eseguono sul device
- una parte di codice che esegue sul device puo' leggere e scrivere su un puntatore che e' stato alloccato con `cudaMalloc` da host.
- si possono passare i puntatori definiti con `cudaMalloc` a funzioni che eseguono sull'host.
- si possono fare delle operazioni aritmetiche su di essi
- si puo' fare un cast su un tipo differente

ATTENZIONE:
il codice dell'host **NON** puo' usare questo puntatore per leggere o scrivere dalla memoria.

IMPORTANTE: per liberare la memoria definita con `cudaMalloc()` si deve usare `cudaFree()` (non il semplice `free()` del C).

cudaMemcpy: copiare la memoria

Per copiare una variabile dal device all'host (o viceversa) bisogna utilizzare un comando del tipo:

```
cudaError_t cudaMemcpy ( void * dst,      // puntatore a destinazione
                         const void * src,      // puntatore a sorgente
                         size_t count,      // dimensione in byte
                         enum cudaMemcpyKind kind      // tipo di copia
)
```

Nel dettaglio nell'esempio della diapositiva precedente si ha:

```
   cudaMemcpy(           &c,        // puntatore destinazione
                      dev_c,        // puntatore sorgente
                  sizeof(int),      // dimensione in byte
     cudaMemcpyDeviceToHost         // copiamo DA Device A Host
             ) ;
```

Attenzione `cudaMemcpy` e' una funzione sincrona: **non** restituisce il controllo al codice chiamante prima del completamento
Dove si inserisce:

1. il puntatore dell'area di memoria dove si vuole copiare
2. il nome della variabile di partenza
3. il tipo di copia che si vuole eseguire (in questo caso copiamo dal device al host)

ci sono altre possibili specifiche su come utilizzare la cudaMemcpy:

- `cudaMemcpyDeviceToHost`
- `cudaMemcpyHostToDevice`
- `cudaMemcpyDeviceToDevice`
- `cudaMemcpyHostToHost`

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' identificare quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (non ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device
2. con `cudaMalloc` si alloca la memoria sul device
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel.
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' identificare quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (non ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel.
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' identificare quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (non ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel.
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' identificare quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (non ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel.
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' identificare quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (non ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel.
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`

Riassunto della struttura di un main

Puo' avere senso prendere un codice seriale e modificarlo per sfruttare la GPU. In qusto caso, la prima cosa da fare e' identificare quali parti del codice sarebbero avvantaggiate da un massiccio parallelismo (non ha senso usare la GPU per 10 thread, perche' anche solo l'overhead di copiare i dati dall'host al device renderebbe il calcolo piu' lento!).

1. si dichiarano i puntatori a delle variabili da usare sul device
2. con `cudaMalloc` si allocca la memoria sul device
3. con `cudaMemcpy` si copia la memoria necessaria per il kernel da host a device
4. con le **triple angle brackets** viene gestito il lancio dei kernel.
5. con `cudaMemcpy` si copia da device a host il risultato ottenuto
6. si libera la memoria dal device con `cudaFree`

Verso il parallelismo: un main di un codice parallelo

```
int main( void ) {
  int a[N], b[N], c[N];              // gli array con cui voglio lavorare
  int *dev_a, *dev_b, *dev_c;        // puntatori che servono per la GPU (device)
  int i;
            cudaMalloc( (void**)&dev_a, N * sizeof(int) ) ; //allocca GPU
            cudaMalloc( (void**)&dev_b, N * sizeof(int) ) ; //allocca GPU
            cudaMalloc( (void**)&dev_c, N * sizeof(int) ) ; //allocca GPU
            for (i=0; i<N; i++) {
            a[i] = -i;                      // mi invento un array sulla CPU
            b[i] = i * i;                   // me ne invento un altro
                                  }
            cudaMemcpy(dev_a, a, N *sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);
            cudaMemcpy(dev_b, b, N *sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

            add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);  // lanciamo il kernel

            cudaMemcpy(c, dev_c, N *sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);

            printf(" a + b = c \n");
            printf(" --------- \n");

            for (i=0; i<N; i++){
            printf(" %d + %d = %d\n", a[i],b[i],c[i]);
                                  }
            cudaFree (dev_a);     // libero memoria sul device
            cudaFree (dev_b);     //            "
            cudaFree (dev_c);     //            "
            return 0;
            }
```

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione... (attenzione quindi a passare le variabili, in modo da dare variabili alloccate sul device)

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione... (attenzione quindi a passare le variabili, in modo da dare variabili alloccate sul device)

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione... (attenzione quindi a passare le variabili, in modo da dare variabili alloccate sul device)

Triple angle brackets

Nel codice appena mostrato il kernel viene lanciato tramite:

```
add <<< N, 1 >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

Tra le triple parentesi angolari ci sono 2 numeri (vedremo poi che possono essere degli oggetti un po' piu' complicati)

- il primo ingresso, `N`, e' il numero di blocchi su cui il kernel viene lanciato
- quanti blocchi si possono lanciare contemporaneamente? dipende dalla **compute capabilities** della scheda utilizzata (per esempio nel testo *Cuda by example* si ha come limite 65 535 blocchi).
- il secondo ingresso (in qusto caso abbiamo messo `1`) e' il numero di **thread per blocco** su cui viene lanciato il kernel (quindi in questo esempio ci sono N copie del kernel che girano in parallelo sul device, una per ogni blocco)
- a questo punto tra le parentesi tonde ci sono gli argomenti del kernel (che quindi e' come una normale funzione... (attenzione quindi a passare le variabili, in modo da dare variabili alloccate sul device)

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // sommo
               }
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*?
- *chi* (quale thread) fa girare il kernel identificato dalla variabile `tid`
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella grigli. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione per l'identficativo!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // sommo
               }
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*?
- *chi* (quale thread) fa girare il kernel identificato dalla variabile `tid`
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella grigli. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione per l'identficativo!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // sommo
               }
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*?
- *chi* (quale thread) fa girare il kernel identificato dalla variabile `tid`
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella grigli. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione per l'identficativo!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // sommo
               }
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*?
- *chi* (quale thread) fa girare il kernel identificato dalla variabile `tid`
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella grigli. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione per l'identficativo!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

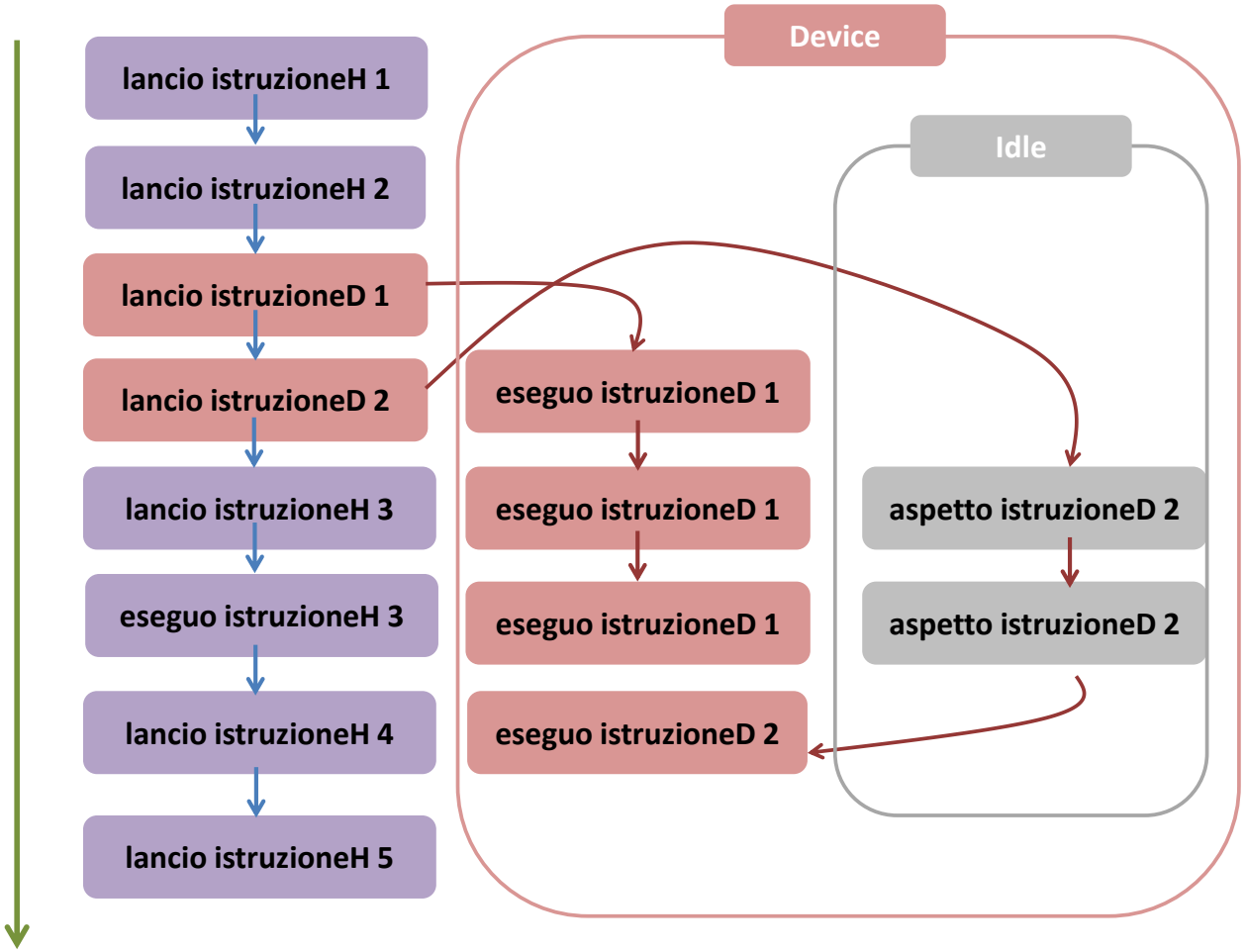
Verso il parallelismo: un kernel, da usare col main precedente

Nell'esempio fatto fino ad ora si e' vista la somma di due interi, ha senso cercare di spingere un po' piu' in la' il parallelismo.

```
__global__ void add(int *a, int *b, int *c)
{
   int tid =blockIdx.x;                    // uso magic variable: identifico il blocco
   if (tid < N) {                          // limito l'operazione agli ingressi dell'array
                  c[tid] = a[tid] +b[tid]; // sommo
               }
}
```

- si noti il decoratore (*decorator*) `__global__` che dice al compilatore che la funzione in questione e' un kernel che va compilato sul device
- Domanda: quante operazioni esegue il singolo *thread*?
- *chi* (quale thread) fa girare il kernel identificato dalla variabile `tid`
- la **magic variable** `blockIdx.x` e' una variabile definita all'interno di CUDA che identifica i blocchi nella grigli. Si noti il `.x` indica che in qualche modo possiamo pensare i blocchi come assegnati in una griglia con piu' di una dimensione (la x la y e la z per esempio...). A differenza di MPI o openMP non bisogna chiamare una funzione per l'identficativo!
- per evitare di andare oltre i limiti di definizione ha senso mettere un `if` (Attenzione: il computer non sa quale sia la dimensione dei miei array e potrei avere dei blocchi piu' grandi degli array... con rischio di scrivere in aree di memoria non alloccate).

Sincronizzazione: un punto di partenza



I comandi di Cuda sono inseriti in uno “stream” questo significa che vengono eseguiti uno dietro l’altro.

Outline

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare un kernel su molti blocchi. I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

qui sopra i kernel vengono lanciati tra `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio
Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare un kernel su molti blocchi. I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

qui sopra i kernel vengono lanciati tra `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio
Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare un kernel su molti blocchi. I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

qui sopra i kernel vengono lanciati tra `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio
Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare un kernel su molti blocchi. I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

qui sopra i kernel vengono lanciati tra `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio
Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare un kernel su molti blocchi. I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

qui sopra i kernel vengono lanciati tra `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio
Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Blocchi e thread

Abbiamo visto come lanciare un kernel su molti blocchi. I blocchi pero' non sono il livello piu' fine di granularita' su CUDA, essi infatti possono essere suddivisi in thread.

```
add <<< N, m >>> (dev_a, dev_b, dev_c);
```

qui sopra i kernel vengono lanciati tra `N` blocchi e `m` thread **per** blocco.
Quindi in totale $N \times m$ thread eseguiranno il kernel!

Esercizio
Prendere il codice che fa la somma di vettori e invece di usare molti blocchi, ognuno con un singolo thread, usare un blocco con molti thread (la **magic variabile** che identifica i thread all'interno di un blocco e' `threadIdx.x`)

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
int tid = threadIdx.x;
if (tid < N)
c[tid] = a[tid] + b[tid];
}
```

Domanda: anche il main va cambiato?
Come? Si devono modificare gli argomenti all'interno delle triple angle brackets!

```
add <<<1,N >>> (dev_a,dev_b,dev_c)
```

Esempio di una griglia 1D, con blocchi 1D

Supponiamo di:

- dover lavorare su un insieme di 16 punti
- voler lavorare su una griglia 1D (per esempio stiamo simulando una linea divista in pezzi).
- vogliamo associare ad ogni thread su un singolo punto
- suddividiamo la griglia in 4 blocchi 1D, ognuno di 4 thread.

0				1				2				3			
0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	4	5	6	7	8	**9**	10	11	12	13	14	16

- `blockIdx.x` =2
- `threadIdx.x` = 1
- `blockDim.x` = 4
- `indice` = 2 × 4 + 1 = 9

Identificare un thread tra blocchi e griglie:

le variabili **magiche** per i thread e i blocchi:

- `threadIdx.x` indice dei thread all'**interno** di un blocco, i valori vanno `[0,blockDim.x-1]` (ci sono anche `threadId.y` e `threadId.z`)
- `blockIdx` indice del blocco all'**interno** della grid `[0,gridDim.x-1]` (ci sono anche `blockIdx.x`, `blockIdx.y` e `blockIdx.z`)
- `blockDim.x` e' la grandezza dei blocchi lungo la dimensione x (ovviamente c'e' la magic variable anche per la y e la z).
- per esempio, se vogliamo sapere l'indice globale di un thread in un sistema dove ci sono molti blocchi (1D) (nota che `idx` **non** e' una magic variable, ma e' un nome scelto da me):

```
idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x
```

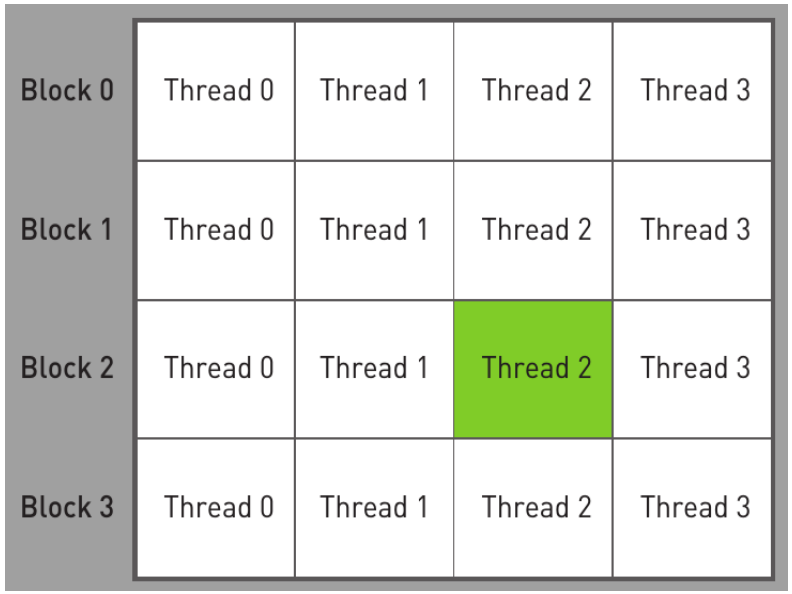


Figure: struttura dei thread e blocchi.

Lanciare un kernel con una griglia

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA per esempio con:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*)
- a questo punto si definisce la struttura del singolo bloccho (con il medesimo *tipo*): `dim3 mioBlocco (30,5);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 30, il secondo 5.
  La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*.

Attenzione: In una struttura `dim3`, quando non si specifica una dimensione, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (30 x 5).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  // grid  di 10 x 10 x 2 blocchi
dim3 mioBlocco (30,5);   // blocco di 30 x  2 x 1 thread
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Lanciare un kernel con una griglia

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA per esempio con:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*)
- a questo punto si definisce la struttura del singolo bloccho (con il medesimo *tipo*): `dim3 mioBlocco (30,5);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 30, il secondo 5.
  La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*.

Attenzione: In una struttura `dim3`, quando non si specifica una dimensione, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (30 x 5).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  // grid  di 10 x 10 x 2 blocchi
dim3 mioBlocco (30,5);   // blocco di 30 x  2 x 1 thread
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Lanciare un kernel con una griglia

Abbiamo visto che i thread in un blocco possono formare una griglia 3D, lo stesso i blocchi nella gird.... come si fa ad usare le *triple angle brackets* per sfruttare questa granularita' dei thread?

- per prima cosa si usa un nuovo *tipo* (un vettore 3D intero), definito in CUDA per esempio con:
  `dim3 miaGrid (10,10,2);`
  In questo esempio abbiamo creato un oggetto che contiene 3 interi e che definisce la struttura dei blocchi (da metter nel primo ingresso delle *triple angle brackets*)
- a questo punto si definisce la struttura del singolo bloccho (con il medesimo *tipo*): `dim3 mioBlocco (30,5);`
  In questo caso abbiamo deciso che un blocco ha una struttura 2D in cui il primo ingresso ha lunghezza 30, il secondo 5.
  La variabile `mioBlocco` andra' quindi inserita nel secondo ingresso delle *triple angle brackets*.

Attenzione: In una struttura `dim3`, quando non si specifica una dimensione, questa ha lunghezza 1.

Attenzione dato che decido io come sono fatti questi oggetti, nel momento in cui li inserisco nelle triple angle brackets definisco la **struttura** dei thread e dei blocchi. Nell'esempio la grid e' **3D** e ci sono 200 bloccchi (10 x 10 x 2), mentre i blocchi sono **2D** (30 x 5).

```
dim3 miaGrid (10,10,2);  // grid  di 10 x 10 x 2 blocchi
dim3 mioBlocco (30,5);   // blocco di 30 x  2 x 1 thread
```

Esempio di chiamata: supponiamo di avre definito un kernel chiamato `add`, questo puo' essere lanciato in questo modo:

```
add <<< miaGrid, mioBlocco>>> (argomenti);
```

Compute capabilities da Wikipedia

Technical specifications	Compute capability (version)														
	1.0	1.1	1.2	1.3	2.x	3.0	3.2	3.5	3.7	5.0	5.2	5.3	6.0	6.1	6.2
Maximum number of resident grids per device (Concurrent Kernel Execution)	t.b.d.				16		4	32				16	128	32	16
Maximum dimensionality of grid of thread blocks	2				3										
Maximum x-dimension of a grid of thread blocks	65535					$2^{31}-1$									
Maximum y-, or z-dimension of a grid of thread blocks	65535														
Maximum dimensionality of thread block	3														
Maximum x- or y-dimension of a block	512				1024										
Maximum z-dimension of a block	64														
Maximum number of threads per block	512				1024										
Warp size	32														
Maximum number of resident blocks per multiprocessor	8					16				32					
Maximum number of resident warps per multiprocessor	24		32		48	64									

Da una funzione ad un kernel

Un kernel non e' altro che una funzione che gira sul *device*. Vediamo qual'e' l'evoluzione che possiamo pensare per una funzione che fa la somma degli elementi di due array (componente per componente).
1) Funzione che gira sull'*host*, che si occupa di tutti gli ingressi dell'array:

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int id = 0;                    // qui id e' una variabile sugli elementi dell'array
   while (id < N) {               // loop che gira su tutti gli elementi dell'array
                  c[id] = a[id] + b[id];
                  id += 1;        // prossimo giro, prossimo elemento dell'array!
                 }
  }
```

2) Passiamo ora ad un kernel che giri su un *device* (con molti blocchi, e in ciascuno un unico thread), in cui ogni blocco si occupa di un singolo ingresso dell'array:

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
    int id = blockIdx.x;              // qui id identifica un blocco
   //============ tolto il while, ogni blocco processa 1 solo ingresso
    if(id<N)              c[id] = a[id] + b[id];  // un elemento differente
   //============ tolto l'aggiornamento al prossimo elemento

  }
```

Supponiamo ora che il numero di elementi nell'array sia piu' grande di tutti i possibili thread che possiamo lanciare (numMaxBlocchi $\times$ numMaxThreadPerBloco), cosa facciamo?

- Semplice, ogni thread dovra' processare **piu' di un elemento** dell'array!
- Attenzione: thread diversi devono essere sicuri di processare elementi diversi!
- Necessita': tutti gli ingressi dell'array devono essere riempiti

Da una funzione ad un kernel

Un kernel non e' altro che una funzione che gira sul *device*. Vediamo qual'e' l'evoluzione che possiamo pensare per una funzione che fa la somma degli elementi di due array (componente per componente).
1) Funzione che gira sull'*host*, che si occupa di tutti gli ingressi dell'array:

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int id = 0;                    // qui id e' una variabile sugli elementi dell'array
   while (id < N) {               // loop che gira su tutti gli elementi dell'array
                  c[id] = a[id] + b[id];
                  id += 1;        // prossimo giro, prossimo elemento dell'array!
                 }
   }
```

2) Passiamo ora ad un kernel che giri su un *device* (con molti blocchi, e in ciascuno un unico thread), in cui ogni blocco si occupa di un singolo ingresso dell'array:

```
__global__ void add( int *a, int *b, int *c ) {
    int id = blockIdx.x;             // qui id identifica un blocco
   //=========== tolto il while, ogni blocco processa 1 solo ingresso
    if(id<N)             c[id] = a[id] + b[id];  // un elemento differente
   //=========== tolto l'aggiornamento al prossimo elemento

   }
```

Supponiamo ora che il numero di elementi nell'array sia piu' grande di tutti i possibili thread che possiamo lanciare (numMaxBlocchi $\times$ numMaxThreadPerBloco), cosa facciamo?

- Semplice, ogni thread dovra' processare **piu' di un elemento** dell'array!
- Attenzione: thread diversi devono essere sicuri di processare elementi diversi!
- Necessita': tutti gli ingressi dell'array devono essere riempiti

Come scegliere il numero di blocchi: passo 0

In base alle **compute capabilities** ogni GPU ha dei limiti, per esempio:

- il numero di blocchi (per esempio 65535)
- il numero di thread per blocco (per esempio 1024)
- grandezza di **ogni** dimensione di un blocco (per esempio 512 x 512 x 64)

E' importante quando si lanciano i kernel che non si vada oltre questi limiti (altrimenti si ha errore).
Problema:

- Supponiamo di voler lanciare *N* thread, come li dividiamo tra i blocchi? (1 blocco con N thread? 2 blocchi con N/2 thread???)
- Supponiamo di avere deciso che ogni blocco deve avere 128 thread. **Nota** esistono dei motivi per limitare il numero di thread per blocco legati alla memoria shared (per esempio limitando il numero di thread per blocco ognuno ha a disposizione un quantitativo di memoria shared, che e' piuttosto limitata).

Esempio (problematico) di un lancio di kernel con blocchi, ciascuno da 128 thread:

```
add<<< (N+127)/128, 128 >>>( dev_a, dev_b, dev_c );
```

Come scegliere il numero di blocchi: passo 0

In base alle **compute capabilities** ogni GPU ha dei limiti, per esempio:

- il numero di blocchi (per esempio 65535)
- il numero di thread per blocco (per esempio 1024)
- grandezza di **ogni** dimensione di un blocco (per esempio 512 x 512 x 64)

E' importante quando si lanciano i kernel che non si vada oltre questi limiti (altrimenti si ha errore).
Problema:

- Supponiamo di voler lanciare *N* thread, come li dividiamo tra i blocchi? (1 blocco con N thread? 2 blocchi con N/2 thread???)
- Supponiamo di avere deciso che ogni blocco deve avere 128 thread. **Nota** esistono dei motivi per limitare il numero di thread per blocco legati alla memoria shared (per esempio limitando il numero di thread per blocco ognuno ha a disposizione un quantitativo di memoria shared, che e' piuttosto limitata).

Esempio (problematico) di un lancio di kernel con blocchi, ciascuno da 128 thread:

```
add<<< (N+127)/128, 128 >>>( dev_a, dev_b, dev_c );
```

Dimensionare i blocchi passo 1

Supponiamo che il numero di punti totali da calcolare sia N, e volessimo blocchi di 128 thread (in cui ogni thread processa un solo punto).
La formula $N/128 = 0$ e' pericolosa, per esempio con $N = 127$ si ottengono 0 blocchi! Dobbiamo essere sicuri di processare tutti i punti!
Per questa ragione ha senso definire il numero di blocchiin funzione del numero di punti da calcolare (n^N_{tXb}) e del numero di thread per blocco (tXb), come:

- tXb = thread per blocco
- N = numero di punti
- n^N_{tXb} = numero di blocchi, in funzione del numero di punti e del numero di thread per blocco

$$n^N_{tXb} = \frac{N + (tXb - 1)}{tXb} \tag{1}$$

In questo modo se:

$$N = 127, tXb = 128 \rightarrow n^{127}_{128} = \frac{127 + 127}{128} = 1 \quad (1x128 = 128) \tag{2}$$

se invece:

$$N = 10000, tXb = 128 \rightarrow n^{10000}_{128} = \frac{10000 + 127}{128} = 79 \quad (79x128 = 10112) \tag{3}$$

In questo modo abbiamo dimensionato il numero di blocchi in modo che tutti i punti vengano processati!
Problema: dato che esistono dei limiti:

- un numero massimo di blocchi per griglia
- un numero massimo di thread per blocco

Il numero massimo di thread per kernel e' limitato e potrebbe essere minore del numero di punti da calcolare!
In questo caso il singolo thread deve eseguire operazioni su piu' di un punto!

Dimensionare i blocchi passo 1

Supponiamo che il numero di punti totali da calcolare sia N, e volessimo blocchi di 128 thread (in cui ogni thread processa un solo punto).
La formula $N/128 = 0$ e' pericolosa, per esempio con $N = 127$ si ottengono 0 blocchi! Dobbiamo essere sicuri di processare tutti i punti!
Per questa ragione ha senso definire il numero di blocchiin funzione del numero di punti da calcolare (n^N_{tXb}) e del numero di thread per blocco (tXb), come:

- tXb = thread per blocco
- N = numero di punti
- n^N_{tXb} = numero di blocchi, in funzione del numero di punti e del numero di thread per blocco

$$n^N_{tXb} = \frac{N + (tXb - 1)}{tXb} \tag{1}$$

In questo modo se:

$$N = 127, tXb = 128 \rightarrow n^{127}_{128} = \frac{127 + 127}{128} = 1 \quad (1x128 = 128) \tag{2}$$

se invece:

$$N = 10000, tXb = 128 \rightarrow n^{10000}_{128} = \frac{10000 + 127}{128} = 79 \quad (79x128 = 10112) \tag{3}$$

In questo modo abbiamo dimensionato il numero di blocchi in modo che tutti i punti vengano processati!
Problema: dato che esistono dei limiti:

- un numero massimo di blocchi per griglia
- un numero massimo di thread per blocco

Il numero massimo di thread per kernel e' limitato e potrebbe essere minore del numero di punti da calcolare!
In questo caso il singolo thread deve eseguire operazioni su piu' di un punto!

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- non vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
         c[i] = a[i] + b[i];
         i += blockDim.x * gridDim.x;  // salta di un valore uguale al numero
                                       //  di tutti i thread del kernel
                }
}
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- non vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;  // salta di un valore uguale al numero
                                      //  di tutti i thread del kernel
                  }
}
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- non vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;  // salta di un valore uguale al numero
                                      //  di tutti i thread del kernel
                  }
}
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- non vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
  }
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli $< N$
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - ...

Evoluzione di un Kernel bis

Se il numero totale di thread disponibili (ricordiamo che le c.c. limitano il numero max di thread per blocco e il numero max di blocchi), non e' sufficiente per coprire tutti gli ingressi dell'array da sommare, cosa succede?

- ogni thread deve processare piu' di un ingresso!
- vogliamo che tutti gli ingressi dell'array `c[]` vengano presi (non ci devono essere dei **buchi!**)
- non vogliamo che un ingresso di `c[]` venga processato piu' di una volta (sarebbe uno spreco)

```
void add( int *a, int *b, int *c ) {
   int i = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // identificativo univoco per ogni thread
   while (i < N) {                                 // evita di uscire dall'array...
        c[i] = a[i] + b[i];
        i += blockDim.x * gridDim.x;               // salta di un valore uguale al numero
                                                   //  di tutti i thread del kernel
                    }
   }
```

Supponiamo che:

- numero totale di thread lanciati sul kernel *nTotThread*=10000
- numero totale di ingressi dell'array *N*=3 000 000

allora:

- all'inizio riempiamo tutti gli ingressi di `c[]` corrispondenti all'identifiativo del thread che sta eseguendo (in questo modo sono sicuro che ho riempito tutti i valori di `c[]` dallo 0 a l numero di thread lanciati con il kernel (= *nTotThread*), in questo esempio quindi [0,9999]
- a questo punto si deveno riempire gli ingressi dopo il 9999.
  - Il thread con identificativo 0, riempira' gli ingressi 10000, 20000,.... e tutti i multipli < *N*
  - il thread con identificativo 1, riempria' gli ingressi 10001, 20001,....
  - il thread con identificativo 2, riempria' gli ingressi 10002, 20002,....
  - . . .

Outline

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Shared Memory

- `__shared__` e' il comando per dichiarare la memoria condivisa dai thread in un blocco.
- la *shared* e' veloce. Il buffer della shared memory risiede fisicamente sulla GPU invece che essere altrove sulla scheda grafica, come la DRAM. Per questo la **latency** (latenza) e' molto bassa $\approx$ 10 cicli
- la *shared* e' poca $\approx$ 64 kb/SM (dipende dalla GPU): Attenzione: ogni **SM** ha il proprio blocco di memoria shared
- visto che thread diversi possono accedere alla stessa area di memoria e' importante definire dei metodi di sincronizzazione per evitare **race conditions**.
- non c'e' bisogno di indicare a quale blocco questa memoria viene assegnata, in quanto OGNI blocco ha la sua copia della variabile/array `shared` creata automaticamente dal compilatore.
- si dichiara **dentro** il kernel
- supponiamo di lanciare un kernel su vari blocchi... come si distribuisce la memoria `shared`? Semplice, appena lanciato ogni blocco avra' una propria copia della memoria `shared` che potra' quindi gestire. Attenzione Dal momento del lancio in poi le memorie `shared` di blocchi diversi potranno divergere!
- Il compilatore CUDA tratta la memoria **shared** in modo differente dalle variabili normali. Crea una variabile per ogni blocco.
- esempio di una dichiarazione: `__shared__ int a[100];`
- La memoria `shared` e' accessibile velocemente da **tutti thread di un blocco**, in questo modo i thread di un blocco possono comunicare in modo naturale (pensiamo ad openMP)!
- un thread puo' accedere solo alla memoria `__shared__` del **proprio** blocco (non a quella degli altri blocchi).
- la memoria `__shared__` **non e' persistente**, ovvero il suo status non e' mantenuto tra differenti chiamate di kernel

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];    // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();            //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {    // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;    // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

Prodotto Scalare: un ingresso per thread

Consideriamo il prodotto scalare (spesso chiamato *dot product* dagli amici anglofoni) tra due vettori:

$$c = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} = (x_1, x_2, x_3, x_4) \cdot (y_1, y_2, y_3, y_4) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + x_3 y_3 + x_4 y_4$$

- Creiamo un array *shared*, con *n* componenti, (chiamato `cache`) uno per ogni ingresso dell'array (tutti i thread di un blocco possono accedervi)
- facciamo si' che Il thread n-esimo calcoli il prodotto delle n-esime componenti $x_n y_n$. Questo valore va inserito poi nella n-esima componente dell'array shared.
- Per ottenere il valore del prodotto scalare, dobbiamo poi sommare tutti questi valori.
- Proviamo a scrivere una implementazione semplice di un kernel dove un singolo thread esegue la somma di tutti gli ingressi del vettore shared:

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
    __shared__ int cache[N];   // <= questo viene messo nella memoria shared
    cache[threadIdx.x] = a[threadIdx.x] * b[threadIdx.x]; // ogni th riempie un ingresso
    __syncthreads();           //  aspettiamo che tutti gli ingressi siano riepiti
    if( 0 == threadIdx.x ) {   // facciamo fare la somma totale al thread 0
        int sum = 0;
        for( int i = 0; i < N; i++ )  sum += cache[i];
        *c = sum;   // dereferenzio il risultato
    }
}
```

- il processo di riduzione non e' parallelo (un solo thread lavora!)
- la funzione `__syncthreads()` **sincronizza** i thread di un **blocco**, questi non possono continuare finche' tutti i thread (del blocco) hanno chiamato `__syncthreads` (e' come una **barriera** di MPI)
- Se non ci fosse `__syncthreads()` ci sarebbe una condizione di **race condition**. Il thread 0 che deve sommare tutti gli ingressi del vettore `cache` non **sa** se questi ingressi sono gia' stati riempiti dagli altri thread o sono ancora inizializzati a zero!
- Attenzione `__syncthreads()` e' equivalente alle **collective** calls di MPI se solo una parte dei thread del blocco lo esegue il sistema si ferma, si va incontro ad un deadlock!

prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
const int N = 33 * 1024;
const int threadsPerBlock = 256;
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {   // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];          // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // indice thread
        int cacheIndex = threadIdx.x;                     //
        float  temp = 0;                                  // valore temp =0
        while (tid < N) {
        temp += a[tid] * b[tid];                          //
        tid += blockDim.x * gridDim.x;                    //
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ????????
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
const int N = 33 * 1024;
const int threadsPerBlock = 256;
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {   // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];          // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // indice thread
        int cacheIndex = threadIdx.x;                     //
        float  temp = 0;                                  // valore temp =0
        while (tid < N) {
        temp += a[tid] * b[tid];                          //
        tid += blockDim.x * gridDim.x;                    //
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ????????
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
const int N = 33 * 1024;
const int threadsPerBlock = 256;
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {   // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];          // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // indice thread
        int cacheIndex = threadIdx.x;                     //
        float  temp = 0;                                  // valore temp =0
        while (tid < N) {
        temp += a[tid] * b[tid];                          //
        tid += blockDim.x * gridDim.x;                    //
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ????????
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
const int N = 33 * 1024;
const int threadsPerBlock = 256;
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {   // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];          // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // indice thread
        int cacheIndex = threadIdx.x;                     //
        float  temp = 0;                                  // valore temp =0
        while (tid < N) {
        temp += a[tid] * b[tid];                          //
        tid += blockDim.x * gridDim.x;                    //
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ????????
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
const int N = 33 * 1024;
const int threadsPerBlock = 256;
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {   // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];          // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // indice thread
        int cacheIndex = threadIdx.x;                     //
        float  temp = 0;                                  // valore temp =0
        while (tid < N) {
        temp += a[tid] * b[tid];                          //
        tid += blockDim.x * gridDim.x;                    //
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ????????
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

prodotto scalare (multiblocco)

Esercizio:

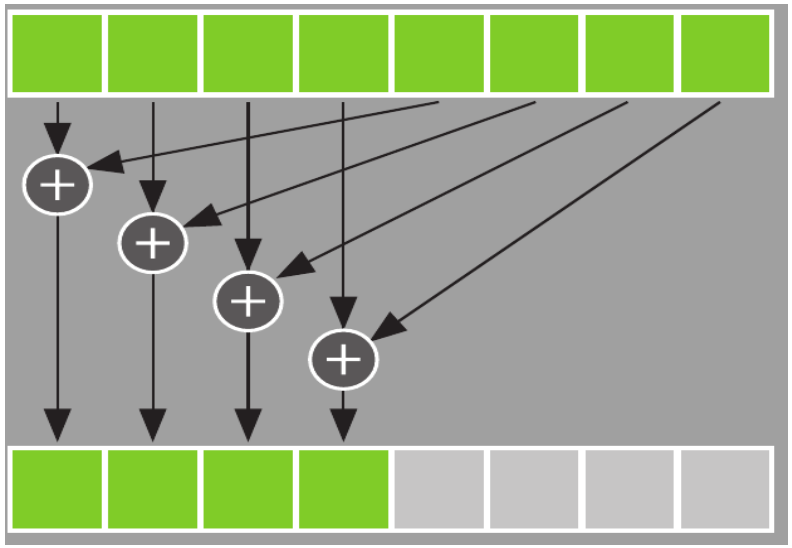
- Proviamo ad implementare un prodotto scalare, utilizzando blocchi e thread. Supponiamo inoltre che il numero di ingressi dell'array sia maggiore del numero totale di thread (quindi ogni thread, in generale, lavorera' con piu' di un ingresso).
- usiamo la memoria shared

```
const int N = 33 * 1024;
const int threadsPerBlock = 256;
__global__ void dot( float *a, float *b, float *c ) {   // kernel
        __shared__ float cache[threadsPerBlock];          // array shared
        int tid = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;  // indice thread
        int cacheIndex = threadIdx.x;                     //
        float  temp = 0;                                  // valore temp =0
        while (tid < N) {
        temp += a[tid] * b[tid];                          //
        tid += blockDim.x * gridDim.x;                    //
                        }
cache[cacheIndex] = temp;  // inserisci i valori nell'array shared
 //   cosa manca qui ????????
}
```

- ha senso fare notare che lo stesso **thread** fa piu' di un prodotto.
- nell'array chiamato `cache` (alloccato nella memoria `shared`) si mette la somma che viene calcolata da ogni thread.
- c'e' un array `cache` per ogni blocco! (ognuno con valori differenti)
- la dimensione dell'array *shared* viene definita come `threadsPerBlock` (in questo modo l'array ha un ingresso per ognuno dei thread nel blocco, che sono appunto quelli che possono comunicare tra loro).
- se ci sono dei thread che non lavorano, la variabile `temp` viene azzerata per evitare errori.

Operazioni di Riduzione

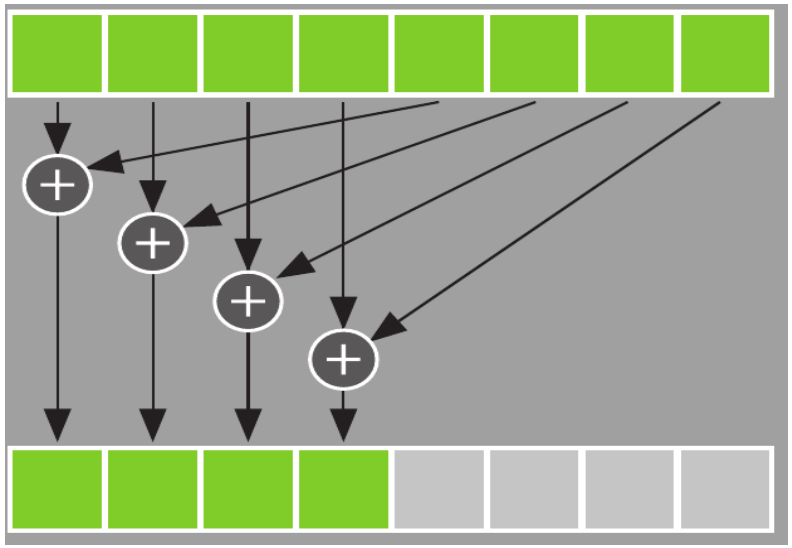
Proviamo a pensare ad un algoritmo che sfrutti piu' di un thread per operare una riduzione di una somma:



```
int i = blockDim.x/2;
 while (i != 0) {
  if (cacheIndex < i) cache[cacheIndex] += cache[cacheIndex + i]; // gira sull'array shared
  __syncthreads();  // vogliamo che al prossimo giro tutti i thread abbiano lavorato
  i /= 2;
}
```

Operazioni di Riduzione

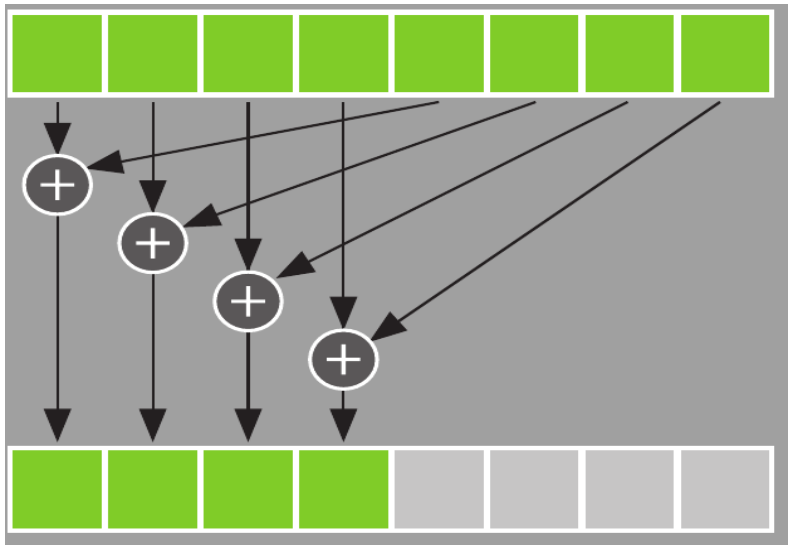
Proviamo a pensare ad un algoritmo che sfrutti piu' di un thread per operare una riduzione di una somma:



```
int i = blockDim.x/2;
 while (i != 0) {
  if (cacheIndex < i) cache[cacheIndex] += cache[cacheIndex + i]; // gira sull'array shared
  __syncthreads();  // vogliamo che al prossimo giro tutti i thread abbiano lavorato
  i /= 2;
}
```

Operazioni di Riduzione

Proviamo a pensare ad un algoritmo che sfrutti piu' di un thread per operare una riduzione di una somma:



```
int i = blockDim.x/2;
 while (i != 0) {
  if (cacheIndex < i) cache[cacheIndex] += cache[cacheIndex + i]; // gira sull'array shared
  __syncthreads();  // vogliamo che al prossimo giro tutti i thread abbiano lavorato
  i /= 2;
}
```

Esercizio: Uso della Shared Memory

https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/

- Cerchiamo di scrivere un kernel che "inverta" un array (l'elemento 1 va nella posizione *n*, l'elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita')
- definiamo l'array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
  s[t] = d[t];               // copio l'array dalla Global alla Shared
  __syncthreads();           // sincronizzo
  d[t] = s[tr];              // costruisco il vettore invertito
}
```

Esercizio: Uso della Shared Memory

https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/

- Cerchiamo di scrivere un kernel che “inverta” un array (l’elemento 1 va nella posizione *n*, l’elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita’)
- definiamo l’array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
  s[t] = d[t];               // copio l'array dalla Global alla Shared
  __syncthreads();           // sincronizzo
  d[t] = s[tr];              // costruisco il vettore invertito
}
```

Esercizio: Uso della Shared Memory

https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/

- Cerchiamo di scrivere un kernel che “inverta” un array (l’elemento 1 va nella posizione *n*, l’elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita’)
- definiamo l’array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
  s[t] = d[t];               // copio l'array dalla Global alla Shared
  __syncthreads();           // sincronizzo
  d[t] = s[tr];              // costruisco il vettore invertito
}
```

Esercizio: Uso della Shared Memory

https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/

- Cerchiamo di scrivere un kernel che “inverta” un array (l’elemento 1 va nella posizione *n*, l’elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita’)
- definiamo l’array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
  s[t] = d[t];               // copio l'array dalla Global alla Shared
  __syncthreads();           // sincronizzo
  d[t] = s[tr];              // costruisco il vettore invertito
}
```

Esercizio: Uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che “inverta” un array (l’elemento 1 va nella posizione *n*, l’elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita’)
- definiamo l’array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];      // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;       // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;            // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
  s[t] = d[t];               // copio l'array dalla Global alla Shared
  __syncthreads();           // sincronizzo
  d[t] = s[tr];              // costruisco il vettore invertito
}
```

Esercizio: Uso della Shared Memory

`https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/`

- Cerchiamo di scrivere un kernel che “inverta” un array (l’elemento 1 va nella posizione *n*, l’elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita’)
- definiamo l’array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];     // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;      // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;           // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
  s[t] = d[t];              // copio l'array dalla Global alla Shared
  __syncthreads();          // sincronizzo
  d[t] = s[tr];             // costruisco il vettore invertito
}
```

Esercizio: Uso della Shared Memory

https://devblogs.nvidia.com/using-shared-memory-cuda-cc/

- Cerchiamo di scrivere un kernel che “inverta” un array (l’elemento 1 va nella posizione *n*, l’elemento 2 nella *n*-1, ...)
- usiamo la memoria *shared*
- supponiamo di voler lanciare 1 blocco con *n*=64 thread (per semplicita’)
- definiamo l’array con il decoratore `__shared__`
- creiamo un indice invertito (in modo da scambiare la posizione degli elementi)

```
__global__ void staticReverse(int *d, int n)
{
  __shared__ int s[64];     // definisco un array statico nella memoria shared
  int t = threadIdx.x;      // definisco un indice del thread che giri sugli indici dell'array
  int tr = n-t-1;           // creo un indice invertito: 1->N, 2->N-1,...
  s[t] = d[t];              // copio l'array dalla Global alla Shared
  __syncthreads();          // sincronizzo
  d[t] = s[tr];             // costruisco il vettore invertito
}
```

L'host dell'inversione

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;                       // vettore da riordinare
    r[i] = n-i-1;                   // vettore gia' riordinato nell' HOST
    d[i] = 0;                       // vettore che contiene il risultato
  }

  int *d_d;                         // vettore che deve essere usato nel device
  cudaMalloc(&d_d, n * sizeof(int));

  cudaMemcpy(d_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);
  staticReverse<<<1,n>>>(d_d, n);
  cudaMemcpy(d, d_d, n*sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

Memoria dinamica shared

Fino ad ora abbiamo visto un uso della memoria *shared* in cui la dimensione dell'array assegnato e' nota al momento della scrittura.
E' pero' possibile allocare un array della memoria shared, proviamo a vedere come si trasforma il kernel precedente, nel caso di memoria alloccata dinamicamente:

```
__global__ void dynamicReverse(int *d, int n)
{
extern __shared__ int s[];    // <== unica differenza e' il "extern" e s[]
int t = threadIdx.x;
int tr = n-t-1;
s[t] = d[t];
__syncthreads();
d[t] = s[tr];
}
```

Ok ma chiaramente manca qualcosa... dove e' indicata la dimensione dell'array *shared*?

Memoria dinamica shared

Fino ad ora abbiamo visto un uso della memoria *shared* in cui la dimensione dell'array assegnato e' nota al momento della scrittura.
E' pero' possibile allocare un array della memoria shared, proviamo a vedere come si trasforma il kernel precedente, nel caso di memoria alloccata dinamicamente:

```
__global__ void dynamicReverse(int *d, int n)
{
extern __shared__ int s[];    // <== unica differenza e' il "extern" e s[]
int t = threadIdx.x;
int tr = n-t-1;
s[t] = d[t];
__syncthreads();
d[t] = s[tr];
}
```

Ok ma chiaramente manca qualcosa... dove e' indicata la dimensione dell'array *shared*?

Main della memoria dinamica

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;
    r[i] = n-i-1;
    d[i] = 0;
  }
  int *d_d;
  cudaMalloc(&d_d, n * sizeof(int));

  cudaMemcpy(d_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

  dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(d_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo

  cudaMemcpy(d, d_d, n * sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

- Va inserito un parametro aggiuntivo, come terzo ingresso delle **triple angle brackets**
- questo parametro indica la dimensione in **byte** dell'array assegnato alla memoria *shared*

Main della memoria dinamica

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;
    r[i] = n-i-1;
    d[i] = 0;
  }
  int *d_d;
  cudaMalloc(&d_d, n * sizeof(int));

  cudaMemcpy(d_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

  dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(d_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo

  cudaMemcpy(d, d_d, n * sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

- Va inserito un parametro aggiuntivo, come terzo ingresso delle **triple angle brackets**
- questo parametro indica la dimensione in **byte** dell'array assegnato alla memoria *shared*

Main della memoria dinamica

```
int main(void)
{
  const int n = 64;
  int a[n], r[n], d[n];

  for (int i = 0; i < n; i++) {
    a[i] = i;
    r[i] = n-i-1;
    d[i] = 0;
  }
  int *d_d;
  cudaMalloc(&d_d, n * sizeof(int));

  cudaMemcpy(d_d, a, n*sizeof(int), cudaMemcpyHostToDevice);

  dynamicReverse<<<1,n,n*sizeof(int)>>>(d_d, n);  // <===== parametro aggiuntivo

  cudaMemcpy(d, d_d, n * sizeof(int), cudaMemcpyDeviceToHost);
  for (int i = 0; i < n; i++)
    if (d[i] != r[i]) printf("Error: d[%d]!=r[%d] (%d, %d)n", i, i, d[i], r[i]);
}
```

- Va inserito un parametro aggiuntivo, come terzo ingresso delle **triple angle brackets**
- questo parametro indica la dimensione in **byte** dell'array assegnato alla memoria *shared*

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere un solo nome che viene dichiarato come `extern __shared__`, un caso come il seguente e' sbagliato!

```
extern __shared__ int *shared
extern __shared__ int *altroShared // <= ERRORE solo un array dinamico shared
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoeria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei trucchi.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
}

sharedMemory = count_a*size(int) + size_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere un solo nome che viene dichiarato come `extern __shared__`, un caso come il seguente e' sbagliato!

```
extern __shared__ int *shared
extern __shared__ int *altroShared // <= ERRORE solo un array dinamico shared
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoeria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei trucchi.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
}

sharedMemory = count_a*size(int) + size_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere un solo nome che viene dichiarato come `extern __shared__`, un caso come il seguente e' sbagliato!

```
extern __shared__ int *shared
extern __shared__ int *altroShared // <= ERRORE solo un array dinamico shared
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoeria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei trucchi.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
}

sharedMemory = count_a*size(int) + size_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere un solo nome che viene dichiarato come `extern __shared__`, un caso come il seguente e' sbagliato!

```
extern __shared__ int *shared
extern __shared__ int *altroShared // <= ERRORE solo un array dinamico shared
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoeria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei trucchi.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
}

sharedMemory = count_a*size(int) + size_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere un solo nome che viene dichiarato come `extern __shared__`, un caso come il seguente e' sbagliato!

```
extern __shared__ int *shared
extern __shared__ int *altroShared // <= ERRORE solo un array dinamico shared
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoeria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei trucchi.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
}

sharedMemory = count_a*size(int) + size_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Piu' di un array shared dinamico?

- Per la memoria shared alloccata dinamicamente esiste **un solo spazio** disponibile. Detto in altri termini ci puo' essere un solo nome che viene dichiarato come `extern __shared__`, un caso come il seguente e' sbagliato!

```
extern __shared__ int *shared
extern __shared__ int *altroShared // <= ERRORE solo un array dinamico shared
```

- nelle triple angle brackets puo' e deve essere inserito **un'unico quantitativo** di byte da alloccare alla memoeria shared
- nel caso in cui si abbia bisogno di suddividere la memoria shared alloccata dinamicamente si devono usare dei trucchi.
- per esempio creare altri puntatori all'interno del kernel, in modo che corrispondano agli array voluti.
- e' necessario allinare questi puntatori uno dietro l'altro, in modo da evitare di sprecare memoria shared

```
__global__ void Kernel(int count_a, int count_b)
{
    extern __shared__ int *shared;  // puntatore alla memoria shared
    int *a = &shared[0]; // "a" messo manualmente all'inizio dello spazio shared
    int *b = &shared[count_a]; //"b" messo manualmente alla fine di "a"
}

sharedMemory = count_a*size(int) + size_b*size(int); // dimensione della mem shared
Kernel <<<numBlocks, threadsPerBlock, sharedMemory>>> (count_a, count_b);
```

Warp: consigli sui codici

Per avere dei consigli su come scrivere un codice CUDA efficace, facciamo riferimento alle seguenti slide:
`https://mc.stanford.edu/cgi-bin/images/3/34/Darve_cme343_cuda_3.pdf`

Operazioni Atomiche

Quando un thread legge-modifica-scrive una variabile si dice che c'e' stato un **read-modify-write**. Una operazione di tipo **read-modify-write** e' problematica nel senso che puo' essere soggetta a **race conditions**. Per scongiurare le race-condition, si possono usare le funzioni atomic.

- un Read-modify-write non puo' essere interrotto durante operazioni di tipo **atomic**
- le atomiche sono implementate dalle **c.c.** 1.1.
- esistono molte operazioni **atomic** a disposizione del CUDA C
  - atomicAdd()
  - atomicInc()
  - atomicSub()
  - atomicDec()
  - atomicMin()
  - atomicExch()
  - atomicMax()
  - atomicCAS()
- il risultato diventa predicibile (non piu' non deterministico) quando ci sono molti accessi simultanei alla stessa area di memoria
- le atomic generalmente funzionano sia quando si usa memoria `global` che `shared`.

Esempio:

```
int atomicAdd(int* address, int val);
```

La funzione `atomicAdd` puo' essere chiamata in un kernel. Quando il thread la esegue, viene letta la memoria in `address` e a questa viene aggiunta la quantita' `val` e il risultato e' scritto in memoria. ATTENZIONE che come risultato la funzione restituisce il puntatore dell'area di memoria dell'oggetto dove e' stata fatta l'accumulazione.

esempio Atomico

Esempio di utilizzo di funzione **Atomic**.
Nelle diapositive precedenti era stato fatto vedere un kernel dove gli elementi dell'array definito nella `shared` memory venivano sommati per ottenere il valore del prodotto scalare. Questo pero' in generale non e' sufficiente nel caso in cui ci siano molti blocchi e per ottenere il risultato del prodotto scalare sia necessario sommare tutti i diversi array cache presenti in ogni blocco!
Questo pero' rischia di generare un conflitto, in quanto dobbiamo mettere insieme diversi valori in un'unica variable.
In questo senso puo' essere utile usare una `atomic`:
Esercizio: scrivere un kernel per il calcolo del prodotto scalare di due vettori, usando una operazione `atomic`.

```
__global__ void dot( int *a, int *b, int *c ) {
     __shared__ int cache[thread_per_blocco];
     int index = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;
     cache[threadIdx.x] = a[index] * b[index];
     __syncthreads();
     if( threadIdx.x == 0) {  // c'e' il thread 0 per ogni blocco!!!
     int sum = 0;             // azzero la variabile
     for( int i = 0; i < thread_per_blocco; i++ ) sum += cache[i]; //inefficiente
     atomicAdd( c , sum );    // sommo a c la parziale della cache fatta su un blocco
    }
}
```

Altro Esempio Atomico

```
#include <stdio.h>
#include <cuda.h>
__global__  void Somma(float *a, int nDim){
    int i;
    for (i = 0; i < nDim ; i++){  // per ognuno degli ingressi
        atomicAdd(&a[i], 1.0f); // il singolo thread aggiunge 1 ad ogni ingresso
    }
}
void lanciaKernel(float *a, int nDim){   Somma<<<1, 10>>>(a,nDim); }

int main(){
   int i, nDim=100, tXb=10;  // dim array, thread per blocco
   float *xDevice, *xHost;    // puntatore che va verso il device e host

   xHost=(float *) malloc(100*sizeof(float));         // allocca sull'HOST
   cudaMalloc((void **)&xDevice, 100*sizeof(float)); // allocca sul DEVICE
   cudaMemset(xDevice, 0, 100*sizeof(float));         // azzera array nel device

   lanciaKernel(xDevice,nDim);  //
   cudaMemcpy(xHost, xDevice, 100*sizeof(float), cudaMemcpyDeviceToHost);

   for ( i = 0; i < nDim; i++) if (xHost[i] != 1.0f*tXb){
         printf("Errore  xHost[%d] e' %f ma dovrebbe essere  %f\n", i, xHost[i], 1.0f*tXb);
         return 1;
      }
   printf("Success\n");
   return 0;
}
```

Attenzione: passo un puntatore alloccato sul device ad una funzione dell'host, ma non c'è nessun problema!

Altro Esempio Atomico

```
#include <stdio.h>
#include <cuda.h>
__global__  void Somma(float *a, int nDim){
    int i;
    for (i = 0; i < nDim ; i++){  // per ognuno degli ingressi
        atomicAdd(&a[i], 1.0f); // il singolo thread aggiunge 1 ad ogni ingresso
    }
}
void lanciaKernel(float *a, int nDim){   Somma<<<1, 10>>>(a,nDim); }

int main(){
   int i, nDim=100, tXb=10;  // dim array, thread per blocco
   float *xDevice, *xHost;    // puntatore che va verso il device e host

   xHost=(float *) malloc(100*sizeof(float));         // allocca sull'HOST
   cudaMalloc((void **)&xDevice, 100*sizeof(float)); // allocca sul DEVICE
   cudaMemset(xDevice, 0, 100*sizeof(float));         // azzera array nel device

   lanciaKernel(xDevice,nDim);  //
   cudaMemcpy(xHost, xDevice, 100*sizeof(float), cudaMemcpyDeviceToHost);

   for ( i = 0; i < nDim; i++) if (xHost[i] != 1.0f*tXb){
         printf("Errore  xHost[%d] e' %f ma dovrebbe essere  %f\n", i, xHost[i], 1.0f*tXb);
         return 1;
      }
   printf("Success\n");
   return 0;
}
```

Attenzione: passo un puntatore alloccato sul device ad una funzione dell'host, ma non c'e' nessun problema!

Struttura delle memorie

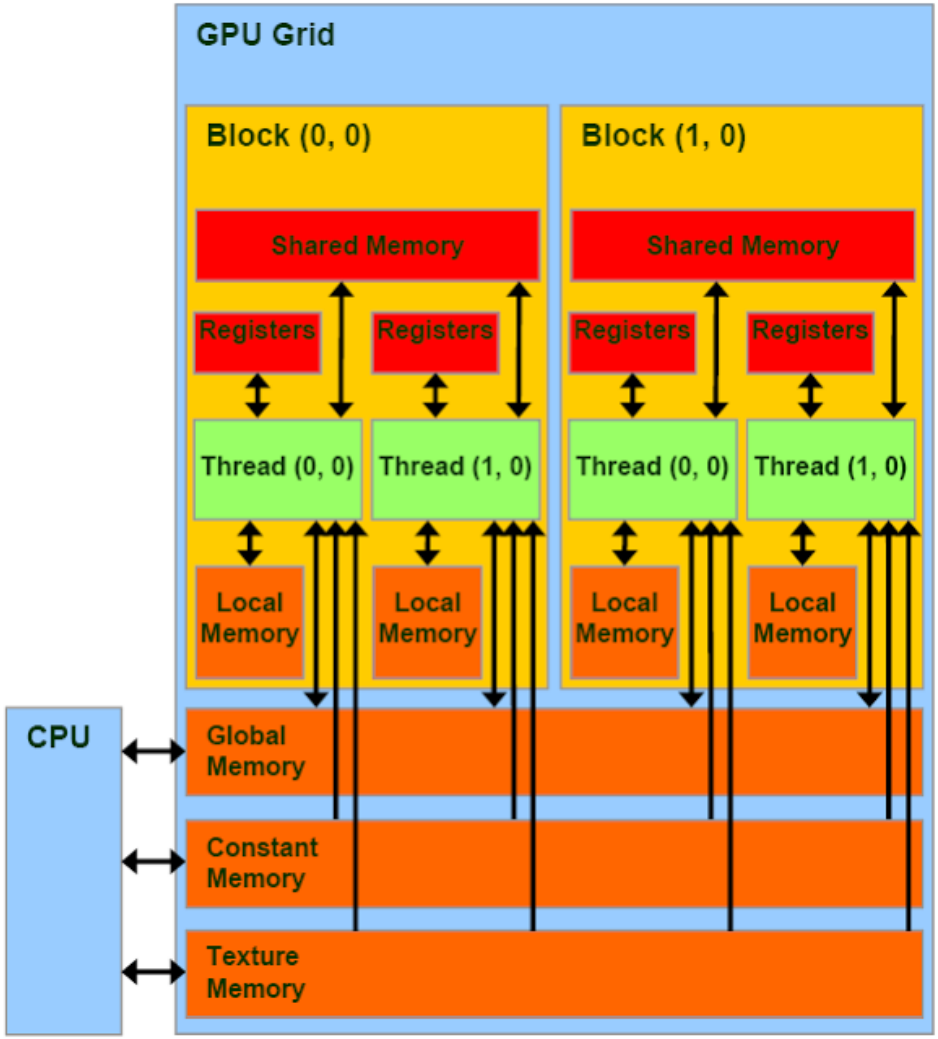


Figure: da `http://cuda-programming.blogspot.it/2013/01/what-is-constant-memory-in-cuda.html`.

- i **registri** (Kepler) sono 255 per thread (64kb). Velocita' di accesso $\approx$ 1 ciclo.
- la **shared** memory ($\approx$ 64 kb per **SM**) e' condivisa da tutti i thread nel blocco: e' veloce. I thread di un blocco non accedono alla shared di un altro blocco. Velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli.
- la **constant** memory ($\approx$ 64 kb), velocita' di accesso $\approx$ 5 cicli (sulla cache).
- la **local** memory ($\approx$ 512 kb) e' assegnata ad ogni singolo thread, e' solo un sottoinsieme della global: e' lenta come la global $\approx$ 500 cicli.
- la **global** memory (DRAM $\approx$ 4Gb) e' lenta ($\approx$ 500 cicli). Bandwidth circa 200 Gb/s. Vista da tutti i thread.
- la **texture** memory ($\approx$ 12/48 kb)

I valori qui riportati sono solo indicativi, e servono solo per avere un'idea di quanto sono gli ordini di grandezza delle varie memorie associate (ovviamente dipendono dalle **compute capabilites** di ogni scheda).

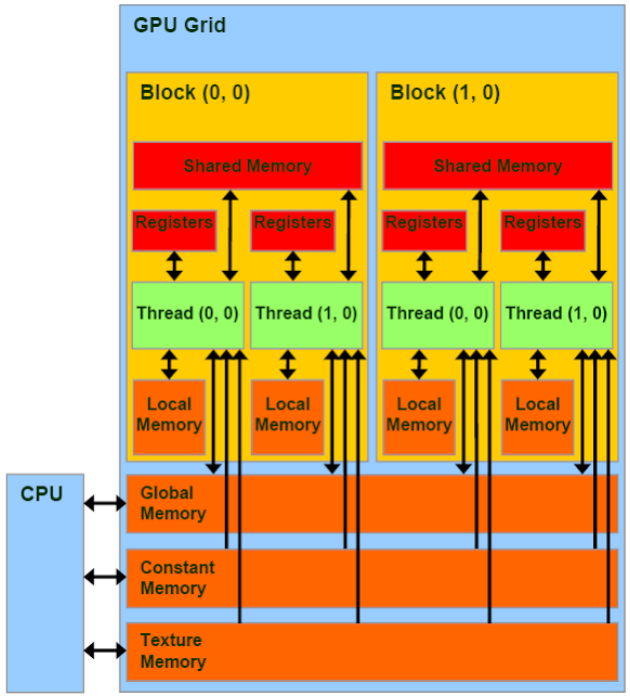
Memoria Global

- e' la memoria piu' grande che c'e' su un *device* per esempio 4-8 Gb
- alla Global possono accedere in scrittura e lettura tutti i thread
- e' l'unica che puo' essere usata per un accesso sia di lettura che di scrittura dalla CPU
- ha una larghezza di banda molto grande: **troughput** fino a $\approx$ 200 Gb/s
- ha una latenza molto grande: $\approx 400 - 800$ cicli di clock
- la `global` (e anche la `constant` e la `texture`) hanno una *persistent storage duration* ovvero sopravvivono al processo che le ha create (se anche il processo finisce la memoria continua ad esistere)

Puo' essere alloccata sia in modo statico che dinamico:

- statico: `__device__ tipo nome_variabile;`
- dinamico: per esempio

```
int *var;
cudaMalloc((void**) &var, dim_in_byte);
cudaFree(var);
```



Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati(solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (per device con **c.c.** e' di 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM.

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**.

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati(solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (per device con **c.c.** e' di 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM.

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**.

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati(solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (per device con **c.c.** e' di 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM.

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**.

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati(solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (per device con **c.c.** e' di 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM.

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**.

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati(solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (per device con **c.c.** e' di 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM.

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**

Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**.

Constant Memory: intro

- Il collo di bottiglia per un calcolo con una GPU, puo' derivare non tanto dalla potenza di calcolo dei processori disponibili, quanto dall'accesso alla memoria (bandwidth).
- In pratica alle volte le operazioni di lettura della memoria (dovute al numero di richieste dalle ALU) vengono messe in coda e rallentano quindi l'esecuzione del codice.
- Supponiamo che ci siano dei dati non vengono modificati(solo lettura) durante l'esecuzione di un kernel, in questo caso e' possibile utilizzare la cosiddetta **constant memory** (per device con **c.c.** e' di 64 kb).
- chiaramente, visto che questa memoria non puo' essere modificata, il suo utilizzo e' subordinato al tipo di programma che si sta eseguendo!

Ci sono due vantaggi principali all'utilizzo della memoria constant:

1. una singola lettura ad un'area di memoria `__constant__` puo' essere trasmessa ad altri 31 thread "vicini" (senza occupare banda)!
2. la `__constant__` e' memorizzata nella cache sul chip dello **streaming multiprocessor**, per questo successive chiamate non aumentano il traffico dalla memoria DRAM.

Attenzione: la memoria constant e' piuttosto piccola: ci sono 64 kb di memoria constant e 8 kb di cache per ogni **streaming multiprocessor**
Interessante: da c.c. 2.0 se il processore e' in grado di determinare che una variabile non sara' modificata all'interno di un blocco (secondo alcune specifiche che non discutiamo qui), quell'oggetto viene messo automaticamente nella **constant**.

Constant: il bello

Cosa sono i thread vicini?

- I thread vengono lanciati in cosiddetti warp.
- un warp contiene 32 thread (**potrebbe** cambiare in future c.c.)
- in ogni linea del codice tutti i thread di warp eseguono la stessa istruzione con dati differenti (a seconda del proprio id). Si dice che eseguono in **lockstep**.

Supponiamo quindi che tutti i thread di un warp necessitino di accedere ad uno stesso dato.

- il primo thread legge il dato dalla DRAM
- gli altri 31 thread ricevono lo stesso dato, trasmesso dal primo thread e non occupano banda! (il traffico generato dalla constant e' 1/32 di quello che sarebbe necessario se ogni thread accedesse.
- le variabili inserite nella constant non sono modificabili, quindi saranno le stesse durante tutta l'esecuzione del kernel. Per questo ha senso immagazzinarle nella cache. Successive chiamate al dato sono quindi estremamente veloci ed evitano completamente l'accesso alla DRAM.

Constant: il brutto

Il fatto che un dato constant venga trasmesso a tutti i membri del warp puo' pero' causare dei problemi se non utilizzato correttamente.

- Quando si ha una richiesta di accesso alla memoria constant da parte dei thread di un warp si puo' avere **una sola richiesta per ciclo di clock** per tutto il warp.
- Questo significa che se i thread del warp necessitano di diverse aree che comunque fanno parte dalla memoria constant dovremo aspettare 32 cicli di clock! ergo il sistema esegue serialmente le richieste e quindi rallenta. (In questo caso la lettura dalla constant diventa piu' lenta che quella dalla global

Un'altra osservazione sui **warp**: se un thread di un **warp** incontra un `if/then` e prende una certa direzione allora TUTTI i thread del **warp** seguono quella direzione (quelli che, dato il loro ID, dovrebbero prendere una direzione diversa rimangono inattivi). **Quindi e' importante** che i thread di un **warp** non vengano divisi, altrimenti si ha spreco di risorse.

Copiare la memoria constant

Il seguente comando e' una versione modificata di `cudaMemcpy()` che serve per copiare dati a(e da) memoria *constant*.

```
cudaError_t cudaMemcpyToSymbol (const char * symbol,
                                const void * src,
                                size_t count,
                                size_t offset = 0,
                                  enum cudaMemcpyKind kind = cudaMemcpyHostToDevice
)
```

Questo comando copia `count` byte dalla memoria che e' in `src` alla memoria che e' puntanta in `symbol`, spostata di un `offset`.
Il `symbol` puo' essere una variabile che risiede sia nella global che nella constant.
Il tipo di passaggio puo' essere da hosta a device o viceversa

- symbol - Symbol destinazione
- src - sorgente
- count - dimensione in byte da copiare
- offset - distanza dal symbol di dove vengono copiati i dati
- kind - direzione della copia

Esempio di utilizzo di Constant Memory

```
__constant__ float cangle[360];  // si dichiara la memoria constant
int main(int argc,char** argv)
{
    int size=3200;
    float* darray;              // puntatore array sul device
    float hangle[360];          // array sull'host

    cudaMalloc ((void**)&darray,sizeof(float)*size);  // allocc memoria sul device
    cudaMemset (darray,0,sizeof(float)*size);         // azzera memoria sul device
    for(int loop=0;loop<360;loop++)
                  hangle[loop] = acos( -1.0f )* loop/ 180.0f;   // crea array host
     cudaMemcpyToSymbol (  cangle,  hangle, sizeof(float)*360  ); // copia su CONSTANT
     test_kernel  <<<  size/64  ,64  >>>  (darray); // lancia il kernel
     cudaFree(darray);                              // libera memoria
  return 0;
}

__global__ void test_kernel(float* darray)
{
     int index;
     Index = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;   // calcola indice globale

   for(int loop=0;loop<360;loop++)
                darray[index]= darray [index] + cangle [loop] ;
return;
}
```

Constant: ma non c'e' un problema di accessi?

- Nell'esempio precedente si e' messo l'array `cangle` sulla memoria constant.
- D'altra parte si sa che un accesso di thread diversi a diverse aree di cache **serializza** l'accesso alla cache e quindi puo' essere molto pericoloso.
- In questo caso pero' non c'e' il problema perche'?
- la risposta e' che bisogna avere una visione del funzionamento dei thread a livello di istruzione. Le singole istruzioni vengono definitie in **lockstp**. Questo significa che in presenza di un loop come quello dell'esempio precedente i singoli passi del loop sono eseguiti in lockstep: tutti i thread prima lavorano `loop=0`, poi tutti i thread lavorano su `loop=1`, etc.
- Bisogna liberarsi dall'immagine mentale secondo cui si ha una associazione tutto un kernel $\leftrightarrow$ singolo thread
- L'idea migliore e' singola istruzione $\leftrightarrow$ warp

Altro esempio: Convoluzione

- Consideriamo una convoluzione tra due funzioni
- ogni punto di una funzione *f* viene pesato con una funzione *g*
- $(f * g)(x) = \int f(x - t)g(t)dt$, la funzione *g* viene chiamata filtro (mask)

Dal punto di vista numerico:

f =	3	4	3	10	9	11	10	3	2	4	3	3
g =	-1	0	1									
f*g=	4	0	6	6	1	1	-8	-8	1	1	-1	-3

```
__global__ void convolution_1D_basic(float *N, float *M, float *P,
int Mask_Width, int Width) {
int i = blockIdx.x*blockDim.x + threadIdx.x;
float Pvalue = 0;
int N_start_point = i - (Mask_Width/2);
for (int j = 0; j < Mask_Width; j++) {
if (N_start_point + j >=0 && N_start_point + j < Width) {
Pvalue += N[N_start_point + j]*M[j];
}
}
P[i] = Pvalue;
}
```

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono automaticamente messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose differenti. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono automaticamente messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose differenti. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono automaticamente messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose differenti. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono automaticamente messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose differenti. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!

Registri

I Registri sono usati per mettere in memoria **scalari** o piccoli **array** con un accesso frequente per ogni thread. Per esempio: architettura Kepler, 255 registri (ogni registro=4 byte) per thread / 64 kb

- tanti meno registri sono necessari ad un kernel, tanti piu' blocchi possono essere assegnati ad una SM.
- Il numero di registri per kernerl puo' essere limitato al tempo di compilazione con `-maxregcount max_registers`
- Singole variabili e array non dinamici vengono automaticamente messi nei registri sul chip (e questo garantisce che i costi di lettura e scrittura siano minimi), se le dimensioni diventano grandi vengono messi nella `local` memory e quindi la lettura e scrittura possono diventare centinaia di volte piu' lenti.
- Attenzione: la cosiddetta **local memory** ed i registri sono due cose differenti. La cosiddetta local e' una area della global memory che e' riservata al singolo thread: per questo motivo e' lenta come la global!

Outline

CUDA Events: misurare la velocita' di esecuzione

Per misurare la velocita' di esecuzione e' essenziale essere in grado di distinguere tra il tempo passato durante il calcolo parallelo e quello seriale del codice, per questo sono state implementate delle funzioni che chiamano i cosiddetti *CUDA Events*. Questi oggetti sono in pratica dei *timestamp* associati a delle azioni CUDA.
Un evento e' un oggetto che va prima dichiarato

```
cudaEvent_t inizio, fine;        // dichiaro 2 eventi,l'inizio e la fine
cudaEventCreate( &inizio);       // creo l'evento, e' una sorta di inizializzazione
cudaEventRecord( inizio, 0);     // faccio partire l'evento

...

cudaEventRecord(fine, 0);        // parte l'evento fine?
cudaEventSynchronize(&fine);     // serve per poter scrivere, altrimenti

cudaEventElapsedTime( &tempopassato, inizio, fine); // calcola quanto tempo e' passato

...
cudaEventDestroy(&start);
cudaEventDestroy(&fine);
```

- `cudaEventSynchronize()` serve per essere sicuri che tutti i thread abbiano finito di lavorare prima di leggere il timestamp. Il `cudaEventRecord(&fine)` e' asincrono, se non faccio la sincronizzazione, potrebbe essere che il codice da host che deve scrivere a video o su un file il valore del timestamp, possa scriverlo **prima** che l'evento sia finito realmente
- `cudaEventDestroy()` cancella l'evento in modo che non occupi memoria o crei errori
- gli eventi non vanno bene per misurare la CPU!

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme O(N).
- questa implementazione, dato che devono essere calcolati N^2 elememti, richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco., per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme O(N).
- questa implementazione, dato che devono essere calcolati N^2 elememti, richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco., per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme O(N).
- questa implementazione, dato che devono essere calcolati N^2 elememti, richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco., per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole

Prodotto matrice x matrice usando la Global Memory

Supponiamo che A e B siano matrici float $N \times N$.

$$C_{ij} = \sum_k A_{ik} B_{kj}$$

Un esempio di algoritmo per il prodotto:

- ogni thread calcola un elemento della matrice prodotto C. Dato che deve fare N prodotti e $N - 1$ somme O(N).
- questa implementazione, dato che devono essere calcolati N^2 elememti, richiede $O(N^3)$ operazioni di caricamento da memoria alla ALU
- ogni thread puo ottenere solo un elemento in parallelo e memorizzarlo nella `shared memory`
- quando tutti i thread hanno caricato di dati di cui hanno bisogno, possono anche accedere a tutti gli elementi che sono stati caricati dagli altri thread che appartengno allo stesso blocco., per esempio condividendo una colonna o una riga.
- PROBLEMA la memoria shared e' piccola (poche decine di kb$\approx$ 48), quindi questo algoritmo puo' funzionare solo per matrici piccole

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici i e j (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di A con la sua stessa i e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna j (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di A e B viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice A!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

prodotto tra matrici usando la Shared

Per prima cosa dividiamo le matrici in tile (=tegole) di dimensione $NB \times NB$. Dovremo quindi fare prodotti matrice matrice per le tile e poi sommare i risultati.

$$C_{ij} = \sum_{s=1}^{N/NB} \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$$

1. l'idea e' che un block si prenda in carico una tile della matrice prodotto.
2. nel blocco ogni thread viene usato per calcolare un singolo elemento di matrice
3. ogni blocco carica dalla `global` alla `shared` una tile di A_{ik}^{s} e uno di B_{kj}^{s} (all'inizio s=0).
4. Attenzione prima di fare i prodotti devo eseguire un `__syncthreads` altrimenti gli edm delle tile potrebbero non essere stati tutti caricati.
5. ad ogni i **thread** nel blocco associo due indici *i* e *j* (che saranno gli indici dell'elemento di matrice da calcolare).
6. il singolo **thread** calcola il **prodotto scalare** del pezzo di riga di *A* con la sua stessa *i* e del pezzo di colonna di B nella tile con il suo indice di colonna *j* (che sono nella `shared`): $C_{ij}^{s} = \sum_{k=1}^{NB} A_{ik}^{s} B_{kj}^{s}$
7. una volta fatto il prodotto scalare, ogni thread aspetta che tutti gli altri thread nel blocco abbiano eseguito finito il loro prodotto.
8. A questo punto il blocco passa alla prossima coppia di tile: $s = s + 1$ e si torna al punto 4.

Con questa procedura, ogni singolo elemento di matrice di *A* e *B* viene letto dalla `global` tante volte quante sono le tile invece che tante volte quante sono le colonne della matrice *A*!
Si noti che il numero di calcoli non cambia rispetto alla implementazione *brutale*.
Per una spiegazione grafica: `http://www.es.ele.tue.nl/~mwijtvliet/5KK73/?page=mmcuda`

Outline

lo stream0

Uno **stream** in CUDA, e' un insieme di comandi CUDA che viene eseguito nell'ordine di scrittura.

La sincronizzazione puo' avvenire a due livelli:

- a livello di sistema (il sistema aspetta che il lavoro di Host e device sia terminato prima di continuare)
- a livello di blocchi (p.es. tutti i thread in un blocco devono chiamare `__syncthreads` prima di continuare i calcoli)

Consideriamo ora la sincronizzazione a livello di sistema:

- **molte** chiamate a CUDA API e i **tutti** i kernel sono asincroni rispetto all'HOST (ergo restituiscono immediatamente il controllo all'host).
- per esempio supponiamo di avere un codice con 2 kernel lanciati uno subito dopo l'altro:
  - `kernel1<<<X1,Y1>>>(...);` il kernel1 comincia l'esecuzione, la CPU continua al nuovo statement
  - `kernel2<<<X2,Y2>>>(...);` il kernel2 e' messo nella coda e cominciera' a funzionare DOPO che il kernel1 avra' finito. La CPU continua al prossimo statement

  L'esempio appena fornito riguarda dunque il caso in cui sulla GPU si puo' avere al piu' un grid che giri in un determinato momento.

lo stream0

Uno **stream** in CUDA, e' un insieme di comandi CUDA che viene eseguito nell'ordine di scrittura.

La sincronizzazione puo' avvenire a due livelli:

- a livello di sistema (il sistema aspetta che il lavoro di Host e device sia terminato prima di continuare)
- a livello di blocchi (p.es. tutti i thread in un blocco devono chiamare `__syncthreads` prima di continuare i calcoli)

Consideriamo ora la sincronizzazione a livello di sistema:

- **molte** chiamate a CUDA API e i **tutti** i kernel sono asincroni rispetto all'HOST (ergo restituiscono immediatamente il controllo all'host).
- per esempio supponiamo di avere un codice con 2 kernel lanciati uno subito dopo l'altro:
  - `kernel1<<<X1,Y1>>>(...);` il kernel1 comincia l'esecuzione, la CPU continua al nuovo statement
  - `kernel2<<<X2,Y2>>>(...);` il kernel2 e' messo nella coda e cominciera' a funzionare DOPO che il kernel1 avra' finito. La CPU continua al prossimo statement

  L'esempio appena fornito riguarda dunque il caso in cui sulla GPU si puo' avere al piu' un grid che giri in un determinato momento.

lo stream0

Uno **stream** in CUDA, e' un insieme di comandi CUDA che viene eseguito nell'ordine di scrittura.

La sincronizzazione puo' avvenire a due livelli:

- a livello di sistema (il sistema aspetta che il lavoro di Host e device sia terminato prima di continuare)
- a livello di blocchi (p.es. tutti i thread in un blocco devono chiamare `__syncthreads` prima di continuare i calcoli)

Consideriamo ora la sincronizzazione a livello di sistema:

- **molte** chiamate a CUDA API e i **tutti** i kernel sono asincroni rispetto all'HOST (ergo restituiscono immediatamente il controllo all'host).
- per esempio supponiamo di avere un codice con 2 kernel lanciati uno subito dopo l'altro:
  - `kernel1<<<X1,Y1>>>(...);` il kernel1 comincia l'esecuzione, la CPU continua al nuovo statement
  - `kernel2<<<X2,Y2>>>(...);` il kernel2 e' messo nella coda e cominciera' a funzionare DOPO che il kernel1 avra' finito. La CPU continua al prossimo statement

  L'esempio appena fornito riguarda dunque il caso in cui sulla GPU si puo' avere al piu' un grid che giri in un determinato momento.

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto tramite una struttura di CUDA chiamata: *stream*

- In pratica uno stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Questo significa che due funzioni o kernel in uno stesso stream cominciano ad eseguire solo dopo che il comando precedente ha finito di lavorare. Detto piu' precisamente i processi in uno stream seguono una logica FIFO e non possono sovrapporsi.
- Il vantaggio e' pero' che comandi di stream differneti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo puo' esserci sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto tramite una struttura di CUDA chiamata: *stream*

- In pratica uno stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Questo significa che due funzioni o kernel in uno stesso stream cominciano ad eseguire solo dopo che il comando precedente ha finito di lavorare. Detto piu' precisamente i processi in uno stream seguono una logica FIFO e non possono sovrapporsi.
- Il vantaggio e' pero' che comandi di stream differneti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo puo' esserci sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto tramite una struttura di CUDA chiamata: *stream*

- In pratica uno stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Questo significa che due funzioni o kernel in uno stesso stream cominciano ad eseguire solo dopo che il comando precedente ha finito di lavorare. Detto piu' precisamente i processi in uno stream seguono una logica FIFO e non possono sovrapporsi.
- Il vantaggio e' pero' che comandi di stream differneti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo puo' esserci sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Molti stream

Nelle versioni piu' recenti delle compute capabilities (> 2.0) e' possibile lanciare piu' kernel concorrenti. Questo viene ottenuto tramite una struttura di CUDA chiamata: *stream*

- In pratica uno stream e' un insieme di comandi ordinati (uno di seguito all'altro). Questo significa che due funzioni o kernel in uno stesso stream cominciano ad eseguire solo dopo che il comando precedente ha finito di lavorare. Detto piu' precisamente i processi in uno stream seguono una logica FIFO e non possono sovrapporsi.
- Il vantaggio e' pero' che comandi di stream differneti possono lavorare in modo concorrente sulla GPU. Ergo puo' esserci sovrapposizione tra due comandi che appartengono a due diversi cuda stream.
- Chiaramente i limiti di utilizzo delle GPU continuano ad esistere, per questo motivo se una persona ha scritto un codice in cui il kernel utilizza il 100% delle risorse della GPU, utilizzare piu' kernel contemporaneamente sara' de facto inutile, in quanto questi kernel verranno serializzati.

Quali vantaggi ci sono nell'utilizzare degli stream?

- Utilizzo migliore delle risorse
- Concorrenza di esecuzione dei kernel

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che allocca lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, 0, mioStream>>>(arg1, arg2 );
```

L'oggetto "stream" puo' essere anche passato ad alcune CUDA API, per esempio esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`, per esempio:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che allocca lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, 0, mioStream>>>(arg1, arg2 );
```

L'oggetto "stream" puo' essere anche passato ad alcune CUDA API, per esempio esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`, per esempio:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che allocca lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, 0, mioStream>>>(arg1, arg2 );
```

L'oggetto "stream" puo' essere anche passato ad alcune CUDA API, per esempio esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`, per esempio:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che allocca lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, 0, mioStream>>>(arg1, arg2 );
```

L'oggetto "stream" puo' essere anche passato ad alcune CUDA API, per esempio esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`, per esempio:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

Comandi per gli stream

Uno stream e' un oggetto di CUDA, per questo va dichiarato, alloccato, etc..

- `cudaStream_t mioStream;` dichiara una *handle* ad uno stream (il suo nome...)
- `cudaStreamCreate (mioStream);` e' una funzione che allocca lo stream
- `cudaStreamDestroy (mioStream);` e' una funzione fa due cose:
  1. Sincronizza l'host finche' lo stream non ha finito (ergo l'host non continua fino a che lo stream ha terminato l'esecuzione)
  2. deallocca lo stream

Lo stream e' il quarto parametro che si inserisce nelle triple angle brackets

```
mioKernel <<< miaGrid, mioBlocco, 0, mioStream>>>(arg1, arg2 );
```

L'oggetto "stream" puo' essere anche passato ad alcune CUDA API, per esempio esiste un altro modo di copiare la memoria oltre al `cudaMemcpy`, per esempio:

```
cudaMemcpyAsync(dst, src, size, direzione,mioStream);  // vedremo poi che e' utile
```

cudaMemcpyAsync

Tutti gli informatici sanno che la memoria puo' essere:

- pageable: puo' essere spostata nella memoria virtuale
- page locked: **NON** puo' essere spostata nella memoria virtuale

Se la memoria e' alloccata (invece che con `cudaMalloc`) tramite `cudaHostAlloc()`, allora diventa page locked.

```
cudaHostAlloc( (void**)&host_a,
               FULL_DATA_SIZE * sizeof(int),
               cudaHostAllocDefault ) );      // memoria page locked

cudaMemcpyAsync( dev_a, host_a+i,             // copia asincrona
                 N * sizeof(int),
                 cudaMemcpyHostToDevice,      // direzione della copia
                 qualeStream ) );
```

1. `cudaMemcpyAsync()` e' asincrono rispetto all'HOST (ergo non appena chiamato, l'host riprende e a lavorare)
2. `cudaMemcpyAsync()` e' asincrono anche rispetto a CUDA, nel senso che posso puo' operare se nel frattempo un kernel di un altro stream sta gia' girando!

Giusto per ricordare:
cudaMemcpy invece e' **sincrono** sia rispetto all'HOST che rispetto a CUDA.

Esempi sugli stream

Vediamo come usare gli stream:

`S4158-cuda-streams-best-practices-common-pitfalls.pdf`

Attenzione allo stream0

- se lancio vari kernel nel mio codice
- e, nel primo lancio di kernel, non metto il 4to ingresso nelle triple angle brackets, questo vuol dire che quel kernel e' nello stream0.
- lo **stream0** (quello di default) ha una sincronizzazione differente rispetto agli altri stream
- ovvero tutti gli altri devono aspettare che finisca (a meno di avere costruito gli altri stream in modo particolare)

Per esempio:

```
miokernel0 <<<miaGrid0, mioBlocco0, 0>>> (argomento0, 3)
miokernel1 <<<miaGrid1, mioBlocco1, 0, mioStream1>>>(argomento, altroArgomento);
miokernel2 <<<miaGrid2, mioBlocco2, 0, mioStream2>>>(argom, argomento);
```

perche' la memoria Texture?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' distribuita(broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato.
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se i thread provano ad accedere ad una singola banca (in aree diverse), l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene distribuito (broadcastato) a costo zero.

Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contiuge (questa caratteristrica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

perche' la memoria Texture?

Problemi di accesso alle memorie veloci

- constant memory: se tutti i thread accedono alla stessa area di memoria questa e' distribuita(broadcastata! w la Crusca!) a costo zero a tutti i thread, ma se ci sono accessi a aree differenti l'accesso e' serializzato.
- shared memory: similmente attenzione ai **bank conflict**. La memoria shared e' suddivista in 32 "banche" differenti. Se i thread provano ad accedere ad una singola banca (in aree diverse), l'accesso e' serializzato. Se accedono alla stessa banca e nella stessa area, il dato viene distribuito (broadcastato) a costo zero.

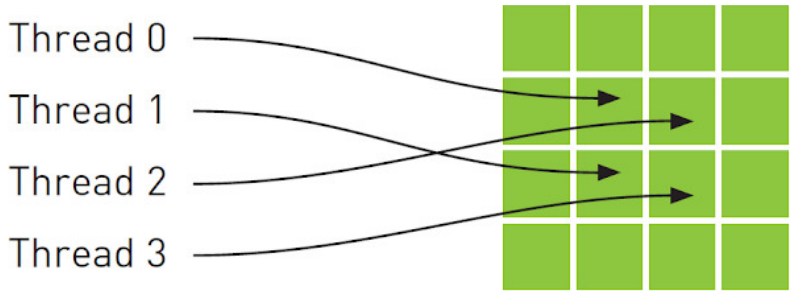
Domanda, se mi servisse:

- una memoria che non devo aggiornare (la constant andrebbe bene per questo...)
- ma, nella singola istruzione, thread differenti vogliono accedere ad aree di memoria differenti ma contiuge (questa caratteristrica mi fa invece scartare la constant)
- (e non posso usare la shared che invece e' gia' usata per altri scopi)

Soluzione: Usiamo la memoria **Texture**

La memoria texture:

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

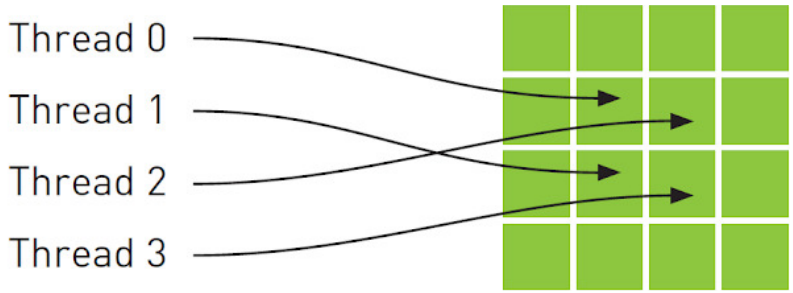


Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texels* e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture:

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

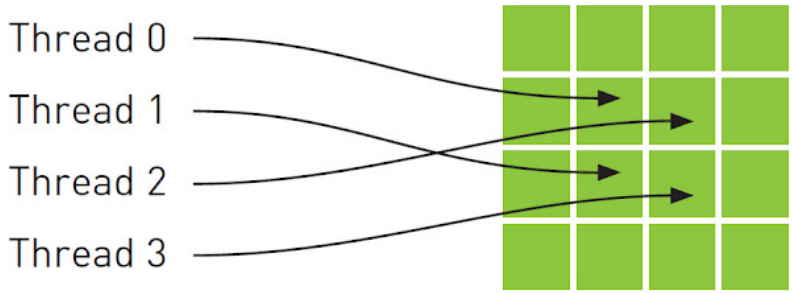


Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texels* e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture:

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

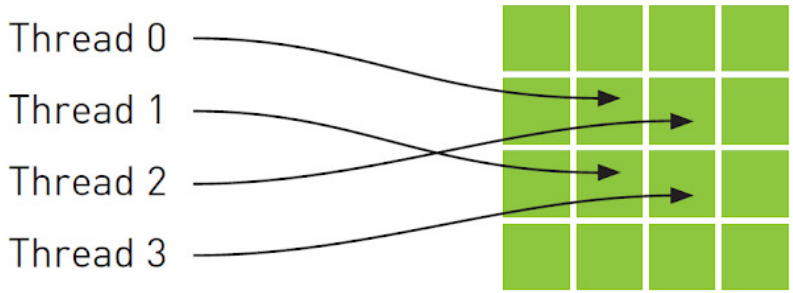


Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texels* e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture:

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

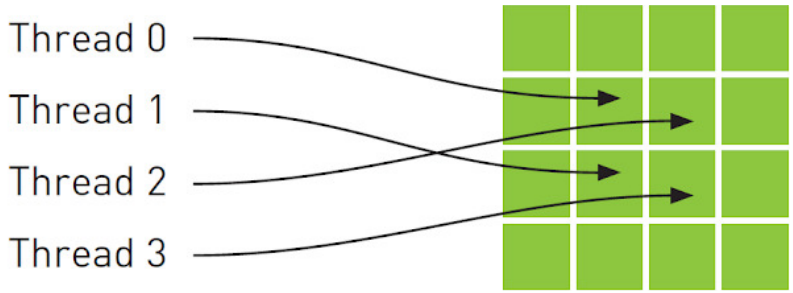


Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texels* e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture:

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

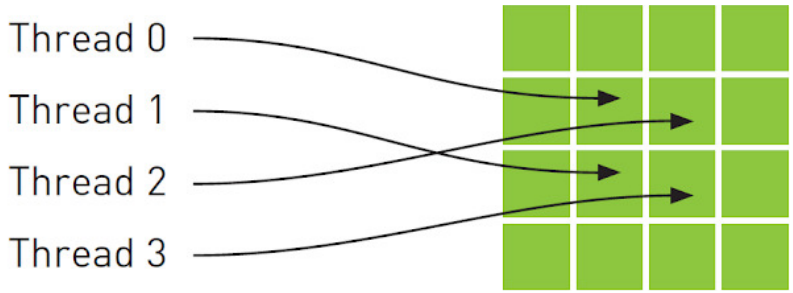


Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texels* e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture:

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!

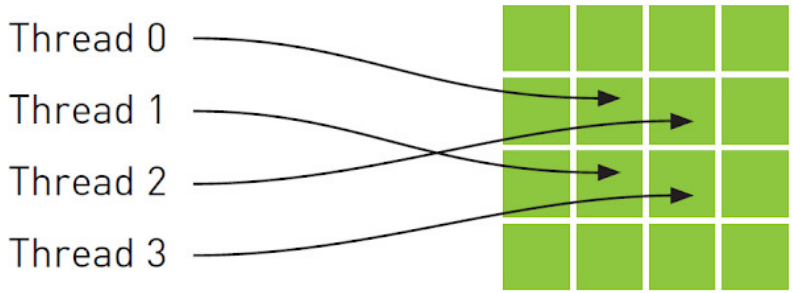


Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texels* e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

La memoria texture:

- **NON** e' sul chip, ma e' **cached** sul chip! (questo significa che successivi utilizzi della medesima memoria *texture* diventano estremamente veloci).
- puo' essere utilizzata per ottenere una banda efficace maggiore, riducendo le chiamate alla global sulla DRAM.
- la cache associata e' piccola, ordine di pochi kb (64 kb) per **SM**
- e' una memoria in sola lettura (da parte dei kernel)
- pensata per le *texture* per immagini vettoriali, che hanno una notevole localita' spaziale e in questo caso molto efficiente
- ogni SM ha varie *texture fetch units*. Quindi ci sono delle unita' dedicate per accedere alla fetch.
- Ha una coerenza spaziale particolare, in un array come quello in figura i valori, normalmente, non sono nella stessa cache, con la texture si'!



Un po' di gergo:

- leggere la texture viene chiamato *texture fetch*
- *texels* e' il nome degli elementi degli array 1D, 2D o 3D della texture

Texture uso

1. La memoria va dichiarata nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> textConstSrc ;  // ho associato un float
texture<float, cudaTextureType1D,cudaReadModeElementType> texRef;
```

Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. Bisogna fare il **binding** alla memoria della gpu

```
cudaBindtexture (size *t offset,     // offset, punto di partenza opzionale
                 &texRef,            // texture reference
                 const void * devptr, // area di memoria sul device
                 size_t size) ;      // dimensione dell'area di memoria puntata da
                                     devptr
```

Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `devptr` alla memoria texture dichirata precedentemente `texRef`

3. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(texRef, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in texRef
```

4. Dopo l'utilizzo si **libera** la memoria:

```
cudaUnbindTexture(texRef) //
```

Texture uso

1. La memoria va dichiarata nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> textConstSrc ;  // ho associato un float
texture<float, cudaTextureType1D,cudaReadModeElementType> texRef;
```

Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. Bisogna fare il **binding** alla memoria della gpu

```
cudaBindtexture (size *t offset,      // offset, punto di partenza opzionale
                 &texRef,             // texture reference
                 const void * devptr, // area di memoria sul device
                    size_t size) ;    // dimensione dell'area di memoria puntata da
                                         devptr
```

Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `devptr` alla memoria texture dichirata precedentemente `texRef`

3. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(texRef, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in texRef
```

4. Dopo l'utilizzo si **libera** la memoria:

```
cudaUnbindTexture(texRef) //
```

Texture uso

1. La memoria va dichiarata nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> textConstSrc ;  // ho associato un float
texture<float, cudaTextureType1D,cudaReadModeElementType> texRef;
```

Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. Bisogna fare il **binding** alla memoria della gpu

```
cudaBindtexture (size *t offset,      // offset, punto di partenza opzionale
                 &texRef,             // texture reference
                 const void * devptr, // area di memoria sul device
                    size_t size) ;    // dimensione dell'area di memoria puntata da
                                         devptr
```

Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `devptr` alla memoria texture dichirata precedentemente `texRef`

3. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(texRef, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in texRef
```

4. Dopo l'utilizzo si **libera** la memoria:

```
cudaUnbindTexture(texRef) //
```

Texture uso

1. La memoria va dichiarata nell'**host**, per esempio:

```
texture<float> textConstSrc ;  // ho associato un float
texture<float, cudaTextureType1D,cudaReadModeElementType> texRef;
```

Attenzione la dichiarazione, **non allocca** la memoria, **non** associa la memoria al nome!

2. Bisogna fare il **binding** alla memoria della gpu

```
cudaBindtexture (size *t offset,      // offset, punto di partenza opzionale
                 &texRef,             // texture reference
                 const void * devptr, // area di memoria sul device
                    size_t size) ;    // dimensione dell'area di memoria puntata da
                                         devptr
```

Lega una quantita' di dati di dimensione `size` dell'area di memoria puntata da `devptr` alla memoria texture dichirata precedentemente `texRef`

3. Bisogna **leggere** la memoria texture (non si accede semplicemente...), con degli "strumenti appositi", per esempio:

```
x=tex1Dfetch(texRef, i) // associa a x il valore i-esimo dell'area in texRef
```

4. Dopo l'utilizzo si **libera** la memoria:

```
cudaUnbindTexture(texRef) //
```

Esempio di implementazione della Texture

https://cs.nyu.edu/courses/fall15/CSCI-GA.3033-004/cuda-advanced-4.pdf

```
texture <int,1,cudaReadModeElementType> texref;
__global__ void textureTest(int *out){
 int tid = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
 float x;
 int i;
 for(i=0; i<30; i++)   x = tex1Dfetch(texref, i); // il secondo ingresso e'
                        // "la posizione" o "coordinata" nella texture
 }
```

Outline

Esercizio

Proviamo a costruire un codice che calcoli l'integrale di una funzione in un intervallo $[c, d]$.

1. ci sia una funzione che calcoli una cubica: $-3x^3 + 2x^2 + 5x + 3$
2. ci sia un kernel che:
   - sia funzione del numero totale di punti usati N
   - sia funzione del punto di partenza dell'intervallo
   - sommi la funzione da un punto (che dipende dall'identita' del thread) al successivo e la metta in un ingresso di un array
3. lanciare il kernel con molti `thread` e molti `blocchi`, dove ad ogni thread si fa integrare un sottoinsieme dei punti
4. decidere la struttura dei blocchi e dei thread in modo che ci siano "pochi" thread inattivi.
5. modificare la struttura dei blocchi e thread e vedere l'impatto sulla velocita'
6. modificare il kernel in modo che ogni thread calcoli un sottointervallo e non un solo punto

inizio trapezi: kernel e funzione da integrare

```
#include <iostream>
#include <ctime>
using namespace std;
#include <cuda.h>
#include <math_constants.h>
#include <cuda_runtime.h>

__device__ float myfunction(float x)  // funzione lanciata dal device sul device
{
return -3*x*x*x+2.0f*x*x + 5*x + 3.0f;
}

__global__ void integratorKernel(float *a, float c, float deltaX, int N) // kernel
{
int idx = blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x;
float x = c + (float)idx * deltaX;    // c=punto partenza intervallo integrazione

if (idx<N)
{
a[idx] = myfunction(x)+myfunction(x+deltaX);
}
}
```

funzione che lancia il kernel

```
// cudaIntegrate() e' la funzione che fa partire il calcolo di f(x) su [c,d].
__host__ float cudaIntegrate(float c, float d, int N) // funzione che gira sull'host
float deltaX = (d-c)/N;                               // deltaX
cudaError_t errorcode = cudaSuccess;                  // codice di errore
int size = N*sizeof(float);                           // dimensione dell'array delle somme

float* a_h = (float *)malloc(size);                   // allocca memoria sull'host
float* a_d;                                           // alloccala sul device
if (( errorcode = cudaMalloc((void **)&a_d,size))!= cudaSuccess)
   {
cout << "cudaMalloc(): " << cudaGetErrorString(errorcode) << endl;
exit(1);
   }
int block_size = 256;                                 // dimensione blocchi
int n_blocks = N/block_size + ( N % block_size == 0 ? 0:1);  // numero blocchi

integratorKernel <<< n_blocks, block_size >>> (a_d, c, deltaX, N);  // lancia kernel

if((errorcode = cudaMemcpy(a_h, a_d, sizeof(float)*N, cudaMemcpyDeviceToHost))!=cudaSuccess)
      // copia da device a host
    {
cout << "cudaMemcpy(): " << cudaGetErrorString(errorcode) << endl;
exit(1);
    }
```

operazione di riduzione e calcolo tempi

```
float sum = 0.0;
for(int i=0; i<N; i++) sum += a_h[i]; // somma tutto l'array: poco efficiente
sum *= deltaX/2.0;                    // moltiplica per deltaX/2
free(a_h);
cudaFree(a_d);
return sum;
}                           // fine della funzione cudaIntegrate
// funzione che converte il tempo in microsecondi (gira sull'host)
__host__ double diffclock(clock_t clock1, clock_t clock2)
{
double diffticks = clock1-clock2;
double diffms = diffticks/(CLOCKS_PER_SEC/1000);
return diffms;
}
// host main program
int main()
{
clock_t start = clock();
float answer = cudaIntegrate(0.0,1.0,1000);  // fai integrazione
clock_t end = clock();

cout << "The answer is " << answer << endl;
cout << "Computation time: " <<  diffclock(end,start);
cout << "  micro seconds" << endl;

return 0;
}
```