

Programmazione Multicore

Alessio Marini, 2122855

Appunti presi durante il corso di **Programmazione Multicore** nell'anno **2025/2026** del professore Daniele De sensi.

Gli appunti li scrivo principalmente per rendere il corso più comprensibile **a me** e anche per imparare il linguaggio Typst. Se li usate per studiare verificate sempre le informazioni 🙏.

Contatti:

✉ alem1105

✉ marini.2122855@studenti.uniroma1.it

September 27, 2025

Indice

1. Parallel Computing	4
1.1. Type of Parallel Systems	6
2. Distributed memory programming with MPI	10
2.1. Communicators	11
2.2. Point-to-Point Communication Modes	16
2.3. Non-Blocking Communication	17
3. Parallel Program Design	19
3.1. Foster's Methodology	19
4. Parallel Design Patterns	20
4.1. Single Program Multiple Data	20
4.2. Multiple Program Multiple Data	20
4.3. Master-Worker	21
4.4. Map-Reduce	21
4.5. Fork/Join	21
4.6. Loop Parallelism	21
4.7. Collective Communication	24
5. Performance Evaluation	26
5.1. Matrici	32
6. Derived Datatypes	34
7. Shared Memory Programming with OpenMP	36
7.1. Reduction Clause	38
7.2. Parallel For	42
7.3. Nested Loops	45
7.4. Scheduling Loops	45
7.5. Synchronization Constructs	48
7.6. OpenMP + MPI	48
7.7. Data Dependencies	49
7.7.1. Flow Dependence: Reduction, Induction Variables Fix	50
7.7.2. Loop Skewing	51
7.7.3. Partial Parallelization	52
7.7.4. Refactoring	52
7.7.5. Fissioning	53
7.7.6. Algorithm change	54
8. Caching	55
8.1. Caching on Multicores	55
9. GPU Programming	57
9.1. Cuda	58
9.1.1. Scrivere Programmi Cuda	59
9.1.2. Ottenere la posizione dei thread	60
9.1.3. Thread Scheduling	61
9.1.4. Warps	62
9.2. Device Properties	64
9.3. Memory Hierarchy	64

9.4. Memory Type	66
9.4.1. Registri	67
9.4.2. Constant Memory	68
9.4.3. Performance Estimation	68
9.4.4. Shared Memory	69
9.4.5. Pinned Memory	71
9.4.6. Bank Conflicts in Shared Memory	71
9.4.7. Global Memory Coalescing	72
9.4.8. Global Memory Access	72
9.5. Importance of data structure organization for coalesced accesses	74
9.5.1. Array of Struct vs Struct of Array	74
9.6. Reduce on GPU	75
9.7. CUDA + MPI	77

1. Parallel Computing

Dal 1986 al 2003 le velocità dei microprocessori aumentava di un 50% all'anno, ovvero un 60x in 10 anni. Dal 2003 in poi però questo incremento ha iniziato a rallentare, ad esempio dal 2015 al 2017 c'è stato soltanto un 4% all'anno ovvero un 1.5x in 10 anni.

Ci sono motivi fisici dietro a questo fenomeno e per questo, invece di continuare a costruire processori più potenti abbiamo iniziato ad inserire più processori all'interno dello stesso circuito.

I programmi seriali ovviamente non sfruttano questi benefici e continuano a venir eseguiti in un singolo processore, anche se ovviamente significa che possiamo eseguirli in più istanze contemporaneamente. Sono quindi i programmatori che devono sapere come utilizzare queste tecnologie per scrivere programmi che le sfruttano.

Ci serve tutta questa efficienza?

Per la maggior parte dei programmi no ma esistono dei campi di ricerca che dove c'è bisogno di eseguire tantissime operazioni in poco tempo o comunque su tantissimi dati, ad esempio:

- LLMs
- Decoding the human genome
- Climate modeling
- Protein folding
- Drug discovery
- Energy research
- Fundamental physics

Il motivo fisico che abbiamo accennato prima del perché costruiamo questi sistemi paralleli è dovuto al fatto che le performance di un processore aumentano con l'aumentare della densità di transistor che ha, questo comporta alcune cose:

- Transistor più piccoli -> Processori più veloci
- Processori più veloci -> Aumenta il loro consumo energetico
- Consumo più alto -> Aumenta la temperatura del processore
- Temperatura alta -> Comportamenti del processore inaspettati

Quindi anche se alcuni programmi possiamo eseguirli in più istanze e aumentare la loro efficienza spesso non è la strada migliore e dobbiamo imparare a scrivere del codice che usa la parallelizzazione. Con il tempo sono stati scoperti dei «pattern» facilmente convertibili in codice parallelo ma spesso la strada migliore è quella di fare un passo indietro e ripensare un nuovo algoritmo. Non sempre saremo in grado di parallelizzare completamente il codice.

Esempio

Codice Seriale - Compute n values and add them together

```
1 sum = 0;
2 for (i = 0; i < n; i++) {
3   x = Compute_next_value(...);
4   sum += x;
5 }
```



Codice Parallelo - abbiamo p cores dove $p \ll n$ e ogni core calcola la somma di $\frac{n}{p}$ valori

```
1 my_sum = 0;
2 my_first_i = ...;
3 my_last_i = ...;
4 for (my_i = my_first_i; my_i < my_last_i; my_i++) {
5   my_x = Compute_next_value(. . .);
6   my_sum += my_x;
7 }
```



Quindi ogni core usa delle variabili per memorizzare il suo primo e ultimo valore da sommare, in questo modo ogni core può eseguire del codice indipendentemente dagli altri core.

Ad esempio se abbiamo 8 core e 24 valori, ogni core somma 3 valori:

- 1, 4, 3 - 9, 2, 8 - 5, 1, 1 - 6, 2, 7 - 2, 5, 0 - 4, 1, 8 - 6, 5, 1 - 2, 3, 9

E quindi avremo come somme:

- 8, 19, 7, 15, 7, 13, 12, 14

Ci basta quindi sommare la somma di tutti i core e ottenere il risultato finale.

Però usando questa soluzione, nello step finale abbiamo che un core solo (il principale) effettua la somma dei risultati degli altri, mentre loro appunto non stanno facendo nulla.

Per risolvere questo possiamo ad esempio accoppiare il core 0 con il core 1 e fare in modo che il core 0 sommi al suo risultato quello del core 1, poi possiamo fare lo stesso lavoro con il 2 e il 3 ed avere quindi nel core 2 la somma di 2 e 3 ecc...

Ripetiamo tutto questo accoppiando 0-2, 4-6... e poi continuiamo a ripetere accoppiando 0-4...

Vediamo graficamente:

TODO: image

Se confrontiamo i due metodi:

TODO: image

Notiamo che con il primo metodo, quello a sinistra, se abbiamo 8 cores facciamo 7 somme aggiuntive, in generale $p - 1$ somme.

Con il secondo metodo se abbiamo 8 cores facciamo 3 somme aggiuntive (sono sempre 7 ma sono parallele e avvengono nello stesso momento), in generale abbiamo $\log_2(p)$ somme.

Quindi se ad esempio avessimo avuto $p = 1000$ con il primo metodo avremmo avuto 999 somme mentre con il secondo soltanto 10.

Come scriviamo codice parallelo?

- **Task Parallelism:** Dividere alcune task fra i cores. L'idea è quella di eseguire compiti diversi in parallelo.
- **Data Parallelism:** Partizionare i dati fra i cores, fargli risolvere operazioni simili e risolvere il problema raccogliendo i dati. In generale quando i cores svolgono la stessa operazione ma su pezzi di dati diversi.

Esempio

Devo valutare 300 esami da 15 domande ciascuno e ho 3 assistenti:

- Data Parallelism: Ogni assistente valuta 100 esami
- Task Parallelism:
 - L'assistente 1 valuta tutti gli esami ma soltanto le domande 1-5
 - L'assistente 2 valuta tutti gli esami ma soltanto le domande 6-10
 - L'assistente 3 valuta tutti gli esami ma soltanto le domande 11-15

L'esempio che abbiamo fatto precedentemente con le somme dei vari cores, è stato parallelizzato on Data o Task Parallelism?

TODO: image

Se ogni core può lavorare in modo indipendente dagli altri allora la scrittura del codice sarà molto simile a quella di un programma seriale. In generale dobbiamo coordinare i cores, questo perché:

- Communication: Ad esempio perché ogni core manda una somma parziale ad un altro
- Load Balancing: Nessun core deve svolgere troppo lavoro in più rispetto ad altri perché altrimenti qualche core dovrà aspettare che alcuni finiscano e questo significa perdita di risorse e potenza.
- Synchronization: Ogni core lavora al suo ritmo ma dobbiamo assicurarci che nessuno vada troppo avanti. Ad esempio se un core compila una lista dei file da comprimere ed i cores che comprimono partono troppo presto potrebbero perdersi qualche files.

Noi scriveremo codice esplicitamente parallelo usando 4 diverse estensioni delle API di C:

- Message-Passing Interface (MPI) [Library]
- Posix Threads (Pthreads) [Library]
- OpenMP [Library + Compiler]
- CUDA [Library + Compiler]

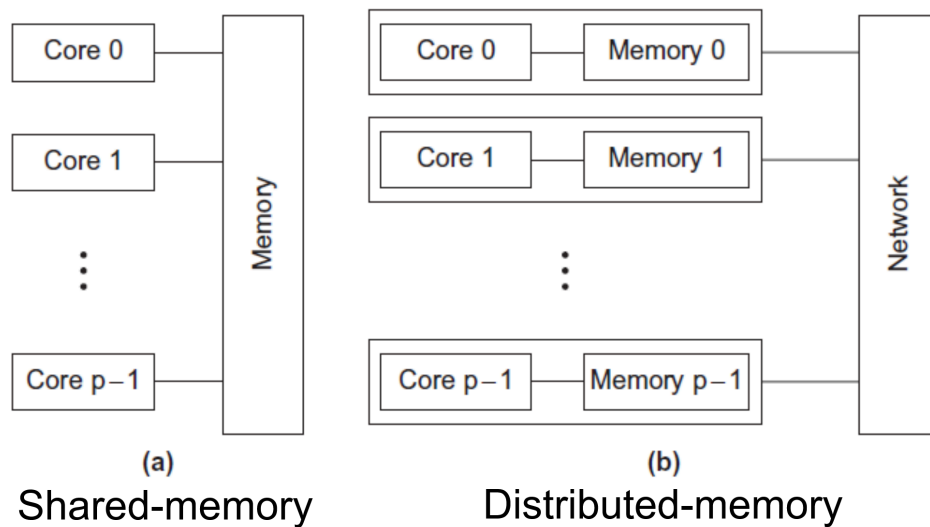
Useremo anche librerie ad alto livello già esistenti che però hanno un compresso per quanto riguarda facilità di utilizzo e performance.

1.1. Type of Parallel Systems

- **Shared Memory:** I core lavorano sulla stessa memoria e si coordinano leggendo una specifica zona di memoria.

- **Distributed Memory:** Ogni core ha la sua memoria dedicata e per coordinarsi si scambiano messaggi su una rete dedicata.

In generale quindi devono comunque avere un modo per coordinarsi.



- **Multiple-Instruction Multiple-Data (MIMD):** Ogni core ha la sua unità di controllo e può lavorare indipendentemente dagli altri. Come ad esempio la CPU classica dei PC, ogni core può fare qualcosa di diverso.
- **Single-Instruction Multiple-Data (SIMD):** Ogni core può lavorare su un pezzo di dato diverso, ma tutti devono lavorare per la stessa istruzione. Ad esempio possono lavorare tutti su un vettore ma ognuno su una parte di vettore diversa.

How will we write parallel programs?

	Shared Memory	Distributed Memory
SIMD	CUDA	
MIMD	Pthreads/ OpenMP/ CUDA	MPI

Concurrent

Diverse tasks possono essere in esecuzione in ogni momento. Questi possono essere anche seriali, ad esempio dei sistemi operativi su un singolo core.

Parallel

Diverse tasks possono **collaborare** per risolvere lo **stesso problema**.

Distributed

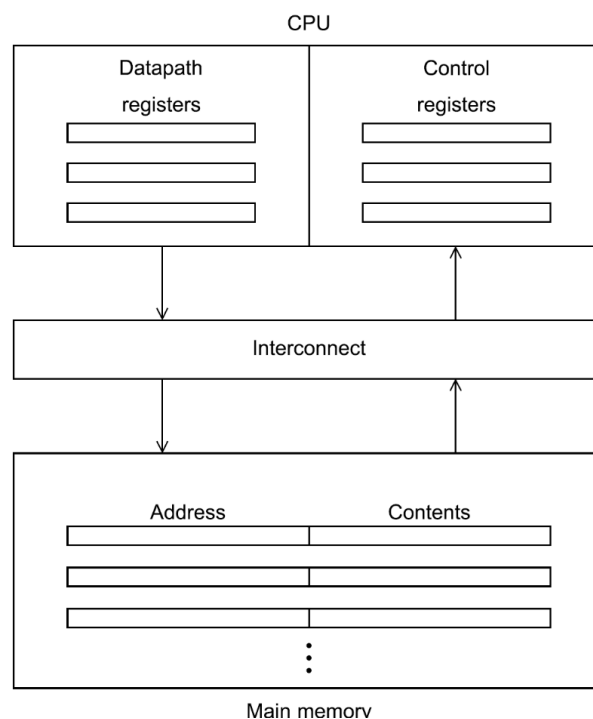
Il lavoro viene diviso su macchine separate che comunicano tramite una rete. Il sistema appare come sistema unico.

Da notare che i sistemi paralleli e distribuiti sono comunque concorrenti, infatti molte attività vengono svolte nello stesso momento e si contendono le risorse del sistema.

• Von Neumann architecture

Di solito quando programmiamo non ci preoccupiamo di come è fatto l'hardware su cui stiamo lavorando, di solito possiamo astrarre. Però se vogliamo scrivere codice efficiente ci tornerà utile capire come funziona l'hardware e scrivere codice ottimizzato per quell'hardware.

Vediamo la **Von Neumann Architecture**

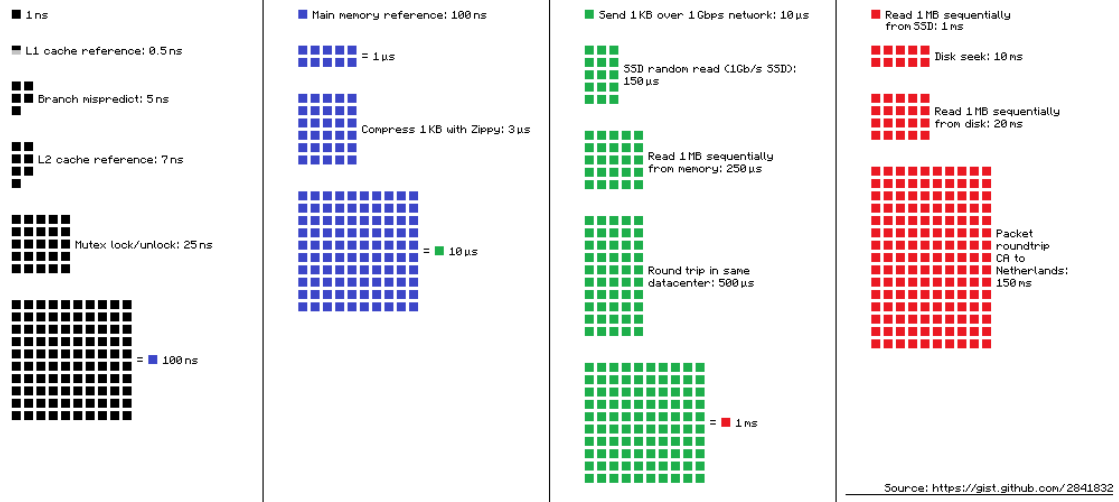


- **Main Memory:** È formata da tante locazioni di memoria che contengono dei dati, ciascuna è identificata da un **indirizzo**
- **CPU:** Esegue le istruzioni e decide quali eseguire. I registri sono delle memorie estremamente veloci ma anche molto piccole che servono a memorizzare dati importanti come lo stato d'esecuzione dei processi. Ad esempio uno dei più importanti è il **Program Counter (PC)** che contiene l'indirizzo della prossima istruzione da eseguire.
- **Interconnect:** Serve a mettere in comunicazione la memoria e la CPU, di solito è un **bus di sistema** ma in alcuni casi potrebbe essere più complesso.

Una macchina che segue il modello di Von Neumann esegue un'istruzione alla volta, ogni istruzione opera su una piccola parte di dati che vengono memorizzati nei registri. La CPU può leggere e scrivere dati nella memoria ma la separazione di queste due componenti causa quello che viene chiamato **Von Neumann Bottleneck**, infatti il bus di sistema o in generale la connessione fra i componenti determinate la velocità di trasferimento dei dati, di solito è più lenta sia della memoria che della CPU.

Una comparazione

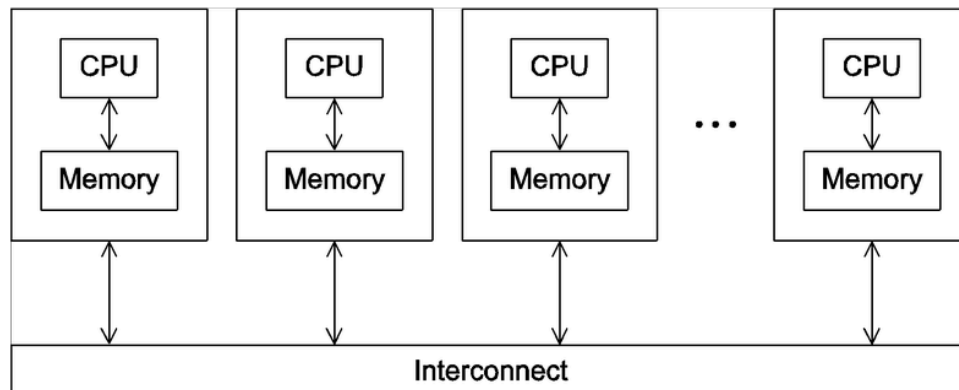
Latency Numbers Every Programmer Should Know



Assumendo 1GB/sec SSD

2. Distributed memory programming with MPI

Possiamo astrarre un **distributed memory system** in questo modo:



Single-Program Multiple-Data

Noi **compiliamo un solo programma** ma poi questo verrà eseguito da più processi. Useremo un **if-else** per cambiare il comportamento dei processi quindi, ad esempio:

- Se sono il processo 0 faccio X
- Altrimenti faccio Y

Ricordiamo che i processi non condividono memoria quindi la comunicazione avviene tramite **message passing**.

Per programmare con la libreria **MPI** abbiamo bisogno di aggiungere l'header `mpi.h` e usare degli identificatori, di solito iniziano con `MPI_`.

Esempio

```
1 #include <stdio.h>
2 #include <mpi.h>
3
4 int main(void) {
5     MPI_Init(NULL, NULL);
6     printf("hello, world\n");
7     MPI_Finalize();
8     return 0;
9 }
```

- `MPI_Init` inizializza `mpi` per tutto il necessario, possiamo passare dei puntatori ai parametri del main, se non ci servono possiamo anche passare `NULL`, come l'esempio sopra.
- `MPI_Finalize` fa capire a `mpi` che il programma è finito e può pulire tutta la memoria allocata.

Il programma non deve trovarsi tutto all'interno di questo costrutto ma è importante che ci sia la parte che vogliamo venga eseguita da più cores.

Compilazione

```
1 mpicc -g -Wall -o mpi_hello mpi_hello.c
```

 Bash

- `mpicc` è il compilatore
- `-g` fa visualizzare delle informazioni di debug
- `-Wall` attiva tutti gli avvisi
- `-o` specifica il nome del file di output

Esecuzione

```
1 mpiexec -n <number of processes> <executable>
```

 Bash

Serve per eseguire il programma e ci permette di specificare con quanti core lanciarlo.

Debugging

```
1 mpiexec -n 4 ./test : -n 1 ddd ./test : -n 1 ./test
```

 Bash

Debuggare programmi non seriali è più complicato, ad esempio se eseguiamo lo stesso programma con un solo processo il problema potrebbe non verificarsi mentre se lo eseguiamo con un certo numero di core sì.

Con il comando sopra possiamo lanciare 5 processi, il quinto verrà eseguito con il debugger, che si chiama `ddd`.

2.1. Communicators

Sono dei processi che possono mandarsi dei messaggi fra di loro, quando chiamiamo `MPI_Init` viene inizializzato anche un comunicatore per tutti i processi, questo è chiamato `MPI_COMM_WORLD`.

Dopo un `INIT` possiamo «catturare» l'identificatore di ogni processo e anche il numero totale, attraverso:

```
1 int MPI_Comm_size(  
2 MPI_Comm comm /* in */,  
3 int* comm_sz_p /* out */  
4 );
```

 C

```
1 int MPI_Comm_rank(  
2 MPI_Comm comm /* in */,  
3 int* my_rank_p /* out */  
4 );
```

 C

Prendono in input il comunicatore e un puntatore ad intero e salvano in questi interi i valori di, rispettivamente, quanti processi ci sono e il grado del processo attuale.

Esempio di utilizzo

```

1  #include <stdio.h>
2  #include <mpi.h>
3
4  int main(void) {
5      int comm_sz, my_rank;
6      MPI_Init(NULL, NULL);
7      MPI_Comm_size(MPI_COMM_WORLD, &comm_sz);
8      MPI_Comm_rank(MPI_COMM_WORLD, &my_rank);
9      printf("hello, world from process %d out of %d\n", my_rank, comm_sz);
10     MPI_Finalize();
11     return 0;
12 }

```

Se eseguiamo questo programma noteremo che ad ogni esecuzione l'ordine dei print cambia, questo perchè non sappiamo con esattezza quale processo finirà per primo quindi otterremo sempre un ordine diverso. Possiamo cambiare questo comportamento facendo comunicare i processi.

Per far comunicare i processi utilizziamo due funzioni `MPI_Send` e `MPI_Recv` :

```

1  int MPI_Send(
2      void*      msg_buf_p /* in */,
3      int        msg_size /* in */,
4      MPI_Datatype msg_type /* in */,
5      int        dest      /* in */,
6      int        tag        /* in */,
7      MPI_Comm    communicator /* in */
8  );
9
10 int MPI_Recv(
11     void*      msg_buf_p /* out */,
12     int        buf_size /* in */,
13     MPI_Datatype buf_type /* in */,
14     int        source /* in */,
15     int        tag /* in */,
16     MPI_Comm    communicator /* in */,
17     MPI_Status* status_p /* in */
18 );

```

Da notare che `msg_size` e `buf_size` indicano il numero di elementi e non il numero di byte.

Il campo `status_p` di tipo `MPI_Status*` è un puntatore ad una struttura composta in questo modo:

```

1  typedef struct MPI_Status {
2      int MPI_SOURCE; // rank del mittente
3      int MPI_TAG;    // tag del messaggio
4      int MPI_ERROR;  // eventuale codice d'errore
5  } MPI_Status;

```

Serve a ricavare dei dati dal messaggio appena ricevuto, tramite una funzione aggiuntiva chiamata `MPI_Get_count` definita:

```

1  int MPI_Get_count(
2    MPI_Status*  status_p /* in */,
3    MPI_Datatype type     /* in */,
4    int*         count_p  /* out */
5  );

```

Possiamo capire quanti elementi stiamo ricevendo.

Proviamo adesso a scrivere una nuova versione di `hello world` che rispetta l'ordine delle stampa, facendo in modo che un processo padre riceva gli output dei processi figli.

È importante anche sapere che in MPI si usano dei tipi di dato specifici e non quelli classici di C:

MPI datatype	C datatype
MPI_CHAR	signed char
MPI_SHORT	signed short int
MPI_INT	signed int
MPI_LONG	signed long int
MPI_LONG_LONG	signed long long int
MPI_UNSIGNED_CHAR	unsigned char
MPI_UNSIGNED_SHORT	unsigned short int
MPI_UNSIGNED	unsigned int
MPI_UNSIGNED_LONG	unsigned long int
MPI_FLOAT	float
MPI_DOUBLE	double
MPI_LONG_DOUBLE	long double
MPI_BYTE	
MPI_PACKED	

```

1  #include <stdio.h>
2  #include <string.h>
3  #include <mpi.h>
4
5  const int MAX_STRING = 100;
6
7  int main(void) {
8    char greeting[MAX_STRING];
9    int comm_sz;
10   int my_rank;
11
12   MPI_INIT(NULL, NULL);
13   MPI_Comm_size(MPI_COMM_WORLD, &comm_sz);
14   MPI_Comm_rank(MPI_COMM_WORLD, &my_rank);
15
16   if (my_rank != 0) {
17     printf(greeting, "Greetings from process %d of %d!", my_rank, comm_sz);
18     MPI_Send(greeting, strlen(greeting)+1, MPI_CHAR, 0, 0, MPI_COMM_WORLD);
19   } else {
20     printf("Greetings from process %d of %d!\n", my_rank, comm_sz);

```

```

21  for (int q = 1; q < comm_sz; q++) {
22      MPI_Recv(greeting, MAX_STRING, MPI_CHAR, q, 0, MPI_COMM_WORLD, MPI_STATUS_IGNORE);
23      printf("%s\n", greeting);
24  }
25  }
26
27  MPI_Finalize();
28  return 0;
29  }

```

Sending Order

MPI garantisce che i messaggi che si inviano una coppia di processi arrivino nell'ordine di invio, quindi se ad esempio il processo `p1` invia a `p2` 3 messaggi `m1`, `m2` ed `m3` questi arriveranno sempre nell'ordine di invio. Questo ordine però non è garantito quando ci sono mittenti diversi:

- Un processo `p1` invia il messaggio `m1` a `p0` al tempo `t0`
- Un processo `p2` invia il messaggio `m2` a `p0` al tempo `t1`

Ci aspettiamo che arrivi prima il messaggio `m1` ma potrebbe non accadere sempre.

Oltre al comunicatore visto prima `MPI_COMM_WORLD` possiamo anche crearne di nostri per avere più libertà ed implementare sistemi più complessi.

Quindi per fare comunicare un insieme di processi possiamo o creare un comunicatore per ogni gruppo oppure usare i **tag**.

Message Matching

Prendiamo come esempio due processi che hanno rank `q` ed `r` che si scambiano dei messaggi:

```
1 // rank q
2 MPI_Send(send_buf_p, send_buf_sz, send_type, dest, send_tag, send_comm);
3
4 // rank r
5 MPI_Recv(recv_buf_p, recv_buf_sz, recv_type, src, recv_tag, recv_comm, &status);
```

È importante che i campi `dest` e `src` corrispondano ovvero:

- In `dest` dobbiamo avere il rank di `r` e su `src` il rank di `q`.
- `send_comm, recv_comm` devono essere lo stesso comunicatore.
- `send_tag, recv_tag` devono essere lo stesso tag.

Oltre a queste condizioni un messaggio può essere ricevuto correttamente se:

- `recv_type = send_type` - Quindi i tipi devono combaciare
- `recv_buf_sz >= send_buf_sz` - Il buffer del ricevente deve essere grande abbastanza da contenere tutto il buffer del mittente.

Un processo può ricevere un messaggio senza conoscere:

- Quanti dati riceve.
- Il mittente (`MPI_ANY_SOURCE`)
- Il tag del messaggio (`MPI_ANY_TAG`)

Il comando `MPI_Send` può comportarsi in modo diverso a seconda di:

- Dimensione del messaggio
- Disponibilità del ricevente
- Risorse del sistema

Per un `MPI_Send` ci sono due diversi protocolli di implementazione:

- **Eager Protocol:** Viene usato per messaggi piccoli, MPI copia i dati in un buffer interno e li spedisce immediatamente anche se il ricevente non ha ancora effettuato una receive. In questo caso restituisce subito un valore e quindi non è bloccante, finché il destinatario non riceve il messaggio questo vivrà nel buffer interno.
- **Rendezvous Protocol:** Si usa per messaggi grandi, il mittente non invia subito i dati ma manda prima una **request to send** e se il destinatario risponde in modo positivo allora i dati vengono inviati. In questo caso la send è bloccante, fino a quando il ricevente non è pronto.

Ogni implementazione decide la soglia per usare questi protocolli, in OpenMPI abbiamo:

- `< 8 KB` Eager
- `>= 8 KB` Rendezvous

La receive però a differenza della send blocca sempre il programma in attesa di ricevere qualcosa, a meno che non si utilizzi una versione non bloccante come `MPI_Irecv`.

È importante capire però che anche se oggi un programma che scriviamo funziona perchè la send ritorna subito con messaggi piccoli non dobbiamo scrivere codice che si basa su questo comportamento perchè se lo portiamo su altre macchine con diverse implementazioni potremmo ottenere dei comportamenti diversi.

Per scrivere buon codice bisogna pensare alle send come se fossero sempre bloccanti.

Attenzione!

1. Se un processo prova a ricevere un messaggio che però non combacia con nessuno di quelli inviati, il processo rimarrà bloccato per sempre.
2. Se una send è bloccante e nessuno la riceve allora anche il processo mittente rimarrà bloccato.
3. Se la send è bufferizzata come ad esempio nel protocollo eager e nessuno riceve i dati, allora i dati nel buffer andranno persi. O perchè il programma termina o perchè in generale non verranno mai prelevati dalla memoria.
4. Se il rank del processo destinatario è uguale a quello del mittente il processo potrebbe bloccarsi, o peggio, abbinarsi ad un messaggio sbagliato. (Questo comportamento può essere usato per inviare messaggi a se stessi ma va usato con attenzione perchè potrebbe portare a dei deadlock.)

2.2. Point-to-Point Communication Modes

`MPI_Send` utilizza il metodo di comunicazione **standard**, decide in base alla grandezza del messaggio se bloccare la chiamata fino alla ricezione da parte del destinatario o di ritornare prima che questo accada, questa seconda opzione avviene solo se il messaggio è piccolo e rende la `Send` **localmente bloccante** ovvero si blocca soltanto per copiare i dati nel buffer interno ma non per attendere una risposta da un altro processo.

Esistono però altri 3 metodi di comunicazione:

- **Buffered**: Funziona sempre con un buffer indipendentemente dalla grandezza del messaggio, l'unica differenza è che il buffer è fornito dall'utente.
- **Synchronous**: L'operazione di `Send` ritorna soltanto se il destinatario ha iniziato la ricezione dei dati, è un'operazione **globally blocking**, infatti i due processi si sincronizzeranno nello stesso punto per scambiare i dati senza ulteriori comunicazioni.
- **Ready**: Il mittente invia i dati ma il destinatario deve essere già pronto, ovvero aver già chiamato una `Receive`, in caso contrario la `Send` ritorna un errore. Serve a ridurre l'overhead di handshake tra i due processi. Il lato negativo è che se il destinatario non è pronto alla ricezione l'invio fallisce, i due processi vanno quindi sincronizzati nel modo corretto.

Per utilizzarle hanno questa firma:

```
1 int [ MPI_Bsend | MPI_Ssend | MPI_Rsend ] (void *buf, int count, MPI_Datatype datatype, int dest, int tag, MPI_Comm comm);
```



2.3. Non-Blocking Communication

In generale le `Send` non bloccanti rovinano le performance perché il mittente deve fermarsi e aspettare che venga conclusa la copia sul buffer. Le non bloccanti invece permettono di ritornare subito un valore e permettono **comunicazione e computazione** nello stesso momento. Esistono delle varianti non bloccanti, **immediate**, sia per `Send` che per `Receive`.

Un lato negativo è che il processo mittente per poter riutilizzare il buffer in altre comunicazioni deve comunque assicurarsi che i dati inviati siano stati ricevuti correttamente dal destinatario. Per controllare il buffer si utilizzano le operazioni `MPI_Wait` o `MPI_Test`. Anche il destinatario prima di poter utilizzare i dati deve assicurarsi che siano arrivati tutti correttamente, si utilizzano le stesse funzioni.

Vediamo prima la firma delle due operazioni `Isend` e `Irecv`:

```
1 int MPI_Isend(void *buf, // Address of data buffer
2             int count, // Number of data items
3             MPI_Datatype datatype, // Tipo di dato
4             int source, // Rank del destinatario
5             int tag, // Identificatore del tipo di messaggio
6             MPI_Comm comm, // Comunicatore
7             MPI_Request *req // Si usa per controllare lo stato della richiesta
8             )
```

```
1 int MPI_Irecv(void *buf, // Address of receive buffer
2             int count, // Capacità del buffer in items
3             MPI_Datatype datatype, // Tipo di dato
4             int source, // Rank del mittente
5             int tag, // Identificatore del tipo di messaggio
6             MPI_Comm comm, // Comunicatore
7             MPI_Request *req // Si usa per controllare lo stato della richiesta
8             )
```

Per controllare lo stato della ricezione o dell'invio utilizziamo quindi:

- **Metodo bloccante**, distrugge l'handle:

```
1 int MPI_Wait(MPI_Request *req, // Indirizzo dell'handle con lo stato della richiesta la chiamata lo invalida
2             MPI_Status *st // Indirizzo della struttura che conterrà le informazioni del comunicatore
3             )
```

- **Metodo non bloccante**, distrugge l'handle solo se la comunicazione è avvenuta con successo:

```
1 int MPI_Test(MPI_Request *req, // Indirizzo dell'handle con lo stato della richiesta la chiamata lo invalida
2             int *flag, // Impostato a 1 se andata a buon fine
3             MPI_Status *st // Indirizzo della struttura che conterrà le informazioni del comunicatore
4             )
```

Esistono comunque altre funzioni per testare il successo dell'operazione:

- Waitall
- Testall
- Waitany
- Testany
- ...

3. Parallel Program Design

3.1. Foster's Methodology

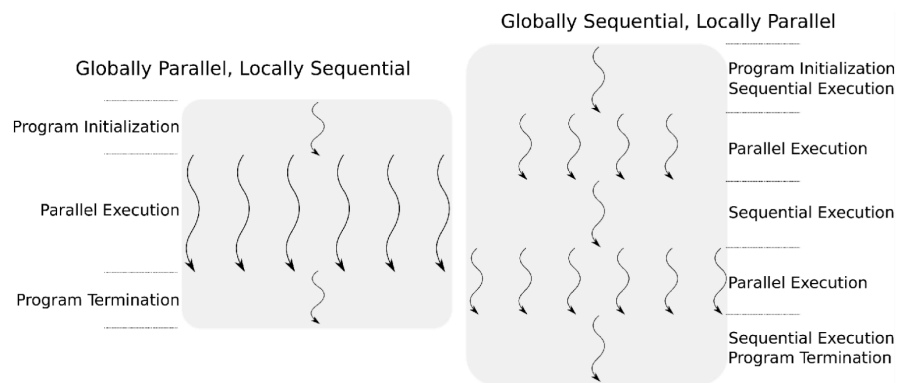
Questo metodo si divide in:

1. **Partitioning**: Dividere la computazione da svolgere in task più piccole, è importante quindi saper individuare le task eseguibili in parallelo.
2. **Communication**: Determinare il tipo di comunicazione necessarie fra le tasks individuate precedentemente. Ci si deve incentrare sul permettere una comunicazione veloce ed efficiente con meno spreco di lavoro possibile e senza errori di sincronizzazione.
3. **Agglomeration or Aggregation**: Combinare le tasks e le comunicazioni precedenti in tasks più grandi. Ad esempio se una task A va eseguita prima di una task B allora ha senso unirle in un'unica task, in questo modo riduciamo l'overhead delle comunicazioni fra queste due.
4. **Mapping**: Assegnare le tasks individuate a dei processi o threads. Andrebbe fatto in modo che ci sia il minor numero di comunicazioni possibile e i processi svolgano tutti la stessa quantità di lavoro.

4. Parallel Design Patterns

Possiamo dividere i pattern per programmi paralleli in due grandi categorie: **Globally Parallel, Locally Sequential (GPLS)** e **Globally Sequential, Locally Parallel (GSLP)**.

- **GPLS:** L'applicazione è in grado di svolgere più operazioni nello stesso momento, ciascuna operazione viene eseguita in modo sequenziale, ricadono in questa categoria:
 - Single-Program, Multiple Data
 - Multiple-Program, Multiple Data
 - Master-Worker
 - Map-reduce
- **GSLP:** L'applicazione viene eseguita come un programma sequenziale ma ci sono più parti eseguite in parallelo, ricadono in questo pattern:
 - Fork/join
 - Loop Parallelism



4.1. Single Program Multiple Data

Mantiene tutta la logica dell'applicazione in un unico programma, tipicamente hanno una struttura del tipo:

- **Program Initialization**
- **Obtaining a unique identifier:** Questi sono numerati a partire da 0 fino al numero di processi o threads, alcuni sistemi utilizzano dei vettori (CUDA).
- **Running the program:** Tutti i processi eseguono la stessa computazione ma su set di dati diversi.
- **Shutting down the program:** Pulizia, salvataggio dei risultati ecc...

4.2. Multiple Program Multiple Data

Il SPMD inizia a non funzionare bene quando ci sono tanti dati e quindi la memoria di un singolo processo non riesce a mantenerli oppure quando i processi non sono simili in termini di potenza (macchine eterogenee). Se abbiamo delle macchine con questa architettura allora possiamo valutare il MPMD che ha una struttura simile al precedente ma ci permette di eseguire compiti diversi su processori diversi, in questo modo possiamo affidare computazioni più pesanti ai core più potenti o implementare altre specifiche più adatte alla macchina.

4.3. Master-Worker

In questo approccio esistono due componenti, il Master e il Worker. Possono esserci più di un master ma in generale si occupa di:

- Mandare il lavoro da svolgere ai workers
- Raccogliere i risultati delle operazioni
- Svolgere operazioni di I/O tra i workers ma anche con l'utente.

Il master potrebbe però fare da bottleneck in alcuni contesti, se accade sarebbe meglio utilizzare una gerarchia di masters.

4.4. Map-Reduce

E' una variante del Master-Worker, il master coordina tutto e i workers possono svolgere due tipi di azione:

- Map: Applicare una funzione su dei dati, fornisce un set di risultati parziali.
- Reduce: Collezione i risultati parziali e ottiene quelli completi

4.5. Fork/Join

C'è un singolo thread padre che è il principale e vengono creati dinamicamente dei thread figli a runtime, è possibile utilizzare anche delle thread pool già pronte risparmiando tempo e risorse per la creazione e distruzione di thread. I thread figli devono finire le loro operazioni per permettere al padre di andare avanti.

4.6. Loop Parallelism

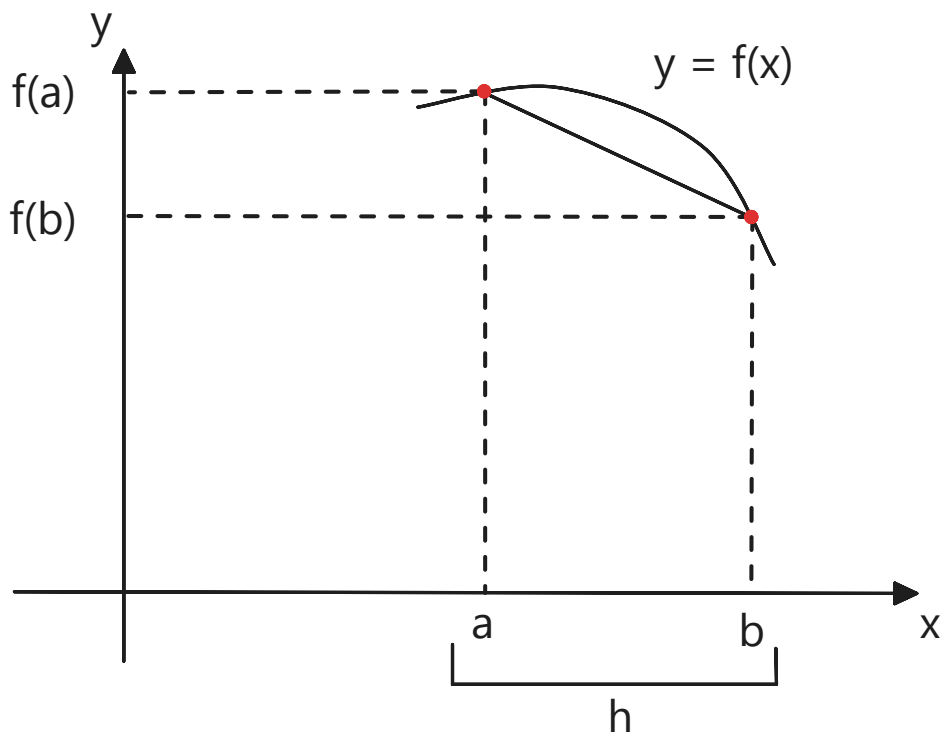
Viene utilizzato per trasformare programmi sequenziali in programmi paralleli, in generale modifica le variabili dei loop (devono avere una forma specifica) e li rende paralleli. Ha una flessibilità molto limitata ma è anche vero che dobbiamo impegnarci molto poco per implementarlo.

Input

Quasi tutte le implementazioni di MPI permettono soltanto al processo con rank 0 in **MPI_COMM_WORLD** di accedere a **stdin**, sarà quindi lui a dover prendere in input i dati dall'utente con *scanf* se necessari.

Esempio: Calcolo area sottostante ad una funzione

Data una funzione vogliamo calcolare l'area sottostante nel grafico in un intervallo a, b



L'area del trapezio è data da:

$$\frac{h}{2} [f(x_i) + f(x_{i+1})]$$

Ovvero somma delle basi per altezza diviso 2.

Per calcolare l'area sottostante alla funzione dividiamo l'area in tanti trapezi per ottenere un'approssimazione della misura, abbiamo quindi che $h = \frac{b-a}{n}$ e che $x_0 = a, x_1 = a + h, x_2 = a + 2h, \dots, x_{n-1} = a + (n-1)h, x_n = b$. Le x sono i punti di inizio e fine dei trapezi e h è la loro distanza (e anche la loro altezza).

Il calcolo della somma delle aree dei trapezi è:

$$h \cdot \left[f\left(\frac{x_0}{2}\right) + f(x_1) + f(x_2) + \dots + f(x_{n-1}) + \frac{f(x_n)}{2} \right]$$

Possiamo quindi scrivere uno pseudocodice seriale:

```

1  h = (b - a) / n;
2  approx = (f(a) + f(b)) / 2.0;
3  for (i = 1; i <= n - 1; i++) {
4    x_i = a + i * h;
5    approx += f(x_i);
6  }
7  approx = h * approx;
```

Possiamo renderlo parallelo andando a far calcolare a più processi diversi trapezi e poi unire i risultati.

Codice parallelo:

```
1  #include <stdio.h>
2  #include <stdlib.h>
3  #include <time.h>
4  #include <mpi.h>
5  #include <math.h>
6
7  // Si utilizza la funzione coseno
8
9  double Trap(double left_endpt, double right_endpt, int trap_count, double base_len) {
10     double estimate, x;
11     int i;
12
13     estimate = (cos(left_endpt) + cos(right_endpt)) / 2.0;
14     for (i = 1; i <= trap_count-1; i++) {
15         x = left_endpt + i * base_len;
16         estimate += cos(x);
17     }
18     estimate = estimate * base_len;
19     return estimate;
20 }
21
22 int main() {
23     int comm_sz, my_rank, n = 1024, local_n;
24     double a = 0.0, b = 1.0, h, local_a, local_b;
25     double local_int, total_int;
26     int source;
27
28     MPI_Init(NULL, NULL);
29     MPI_Comm_size(MPI_COMM_WORLD, &comm_sz);
30     MPI_Comm_rank(MPI_COMM_WORLD, &my_rank);
31
32     h = (b - a) / n;    // Altezza dei trapezi (distanza asse x)
33     local_n = n / comm_sz; // Quanti trapezi deve calcolare ogni processo
34
35     local_a = a + my_rank * local_n * h;
36     local_b = local_a + local_n * h;
37     local_int = Trap(local_a, local_b, local_n, h);
38
39     if (my_rank != 0) {
40         MPI_Send(&local_int, 1, MPI_DOUBLE, 0, 0, MPI_COMM_WORLD);
41     } else {
42         total_int = local_int;
43         for (source = 1; source < comm_sz; source++) {
44             MPI_Recv(&local_int, 1, MPI_DOUBLE, source, 0, MPI_COMM_WORLD, MPI_STATUS_IGNORE);
45             total_int += local_int;
46         }
47     }
48 }
```

```

49  if (my_rank == 0) {
50      printf("Con %d trapezi, la stima da %f a %f = %f\n", n, a, b, total_int);
51  }
52
53  MPI_Finalize();
54  return 0;
55  }

```

Però c'è un problema con questa implementazione infatti $p - 1$ processi inviano la loro stima al processo 0 che calcolerà la somma di tutti, ma questo non è bilanciato, infatti abbiamo un tempo di $(p - 1) * (T_{\text{sum}} + T_{\text{recv}})$ per il processo 0 mentre per tutti gli altri un tempo di T_{send} .

Un'alternativa potrebbe essere, per tutti i processi un tempo di $\log_2(p) * (T_{\text{sum}} + T_{\text{recv}})$

Il modo ottimale per effettuare una somma dipende dal numero di processi, la grandezza dei dati e dal sistema, avere un modo nativo per esprimere la somma migliora le performance e semplifica la programmazione. Utilizziamo **reduce**.

4.7. Collective Communication

Vediamo la firma per l'operazione di `Reduce` :

```

1  int MPI_Reduce(
2      void      *input_data_p, // Dati da inviare
3      void      *output_data_p, // Buffer di ricezione
4      int      count,          // numero di elementi
5      MPI_Datatype datatype,    // tipo di dato
6      MPI_Op    operator,      // operazione, sono definite da MPI
7      int      dest_process,    // chi riceverà il dato
8      MPI_Comm  comm           // comunicatore
9  );

```

Con questa operazione i dati di tutti i processi partecipanti vengono combinati tramite un'operazione e il risultato finale inviato ad un solo processo.

Possiamo ad esempio utilizzarla nella nostra implementazione del trapezio invece della send:

```

1  MPI_Reduce(&local_int, &total_int, 1, MPI_DOUBLE, MPI_SUM, 0, MPI_COMM_WORLD);

```

Un'altra funzione molto utile è `MPI_Bcast` che serve ad inviare i dati di un processo a tutti gli altri processi nello stesso comunicatore:

```

1  int MPI_Bcast(
2      void      *data_p, // Input o output
3      int      count,
4      MPI_Datatype datatype,
5      int      source_proc, // Rank di chi invia i dati
6      MPI_Comm  comm
7  );

```

Tutti i processi che la chiamano devono farlo con gli stessi parametri, l'operazione è sincrona quindi termina soltanto quando tutti i processi hanno ricevuto i dati.

Infine c'è `MPI_Allreduce` che concettualmente corrisponde a `reduce + broadcast`, consente a tutti i processi di partecipare ad una riduzione, ottenere il risultato finale e poi inviarlo a tutti i processi:

```
1 int MPI_Allreduce(void *sendbuf, void *recvbuf, int count, MPI_Datatype datatype, MPI_Op op, MPI_Comm  
   comm);
```



5. Performance Evaluation

Per effettuare una valutazione dei tempi di computazione utilizziamo la funzione `double MPI_Wtime(void);`, va chiamata al tempo di inizio della misurazione e alla fine, per misurare il tempo basta calcolare la differenza fra i due tempi:

```
1 double start, finish;
2 start = MPI_Wtime();
3 ...
4 finish = MPI_Wtime();
5 printf("Process %d, elapsed time: %e", my_rank, finish - start);
```

Ovviamente i processi, in molti casi, finiranno in tempi diversi ad esempio quando il processo padre (rank 0) esegue più lavoro rispetto agli altri. Dobbiamo quindi stampare il tempo massimo fra tutti i processi. Possiamo farlo con `reduce` :

```
1 double local_start, local_finish, local_elapsed, elapsed;
2
3 local_start = MPI_Wtime();
4 // Codice da valutare
5 ...
6 local_finish = MPI_Wtime();
7 local_elapsed = local_finish - local_start;
8
9 MPI_Reduce(&local_elapsed, &elapsed, 1, MPI_DOUBLE, MPI_MAX, 0, comm);
10
11 if (my_rank == 0) {
12     printf("Elapsed time: %e\n", elapsed);
13 }
```

Un altro problema però è che non tutti i processi partiranno nello stesso momento e se questo accade allora il tempo che vedremo sarà elevato non perché abbiamo scritto male il programma ma perché semplicemente alcuni processi sono partiti più tardi di altri. Come ci assicuriamo quindi che i processi iniziano nello stesso momento?

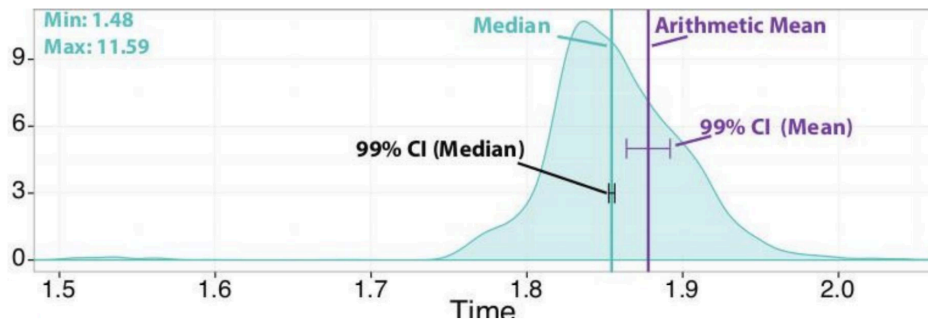
Utilizziamo `MPI_Barrier`, in alcune implementazioni potrebbe non garantire quello che serve a noi ma per lo scopo del corso va bene.

• Basta una sola misurazione per valutare le performance?

Ovviamente no, se eseguiamo il codice 100 volte vedremo molti risultati diversi, soprattutto se durante le esecuzioni cambiano le condizioni della macchina come ad esempio memoria utilizzata, utilizzo del processore e altro.

Per eseguire una valutazione quindi eseguiamo il codice molte volte e facciamo un report della distribuzione totale dei tempi.

Ad esempio



Quindi, per raccogliere dati sui tempi d'esecuzione dobbiamo:

1. Impostare un `Barrier` all'inizio in modo che tutti i processi inizino nello stesso momento
2. Salvare il tempo massimo d'esecuzione fra tutti i rank
3. Eseguire l'applicazione più volte e salvare la distribuzione dei tempi

Confrontiamo adesso alcuni tempi d'esecuzione e diamo delle definizioni.

comm_sz	Order of Matrix				
	1024	2048	4096	8192	16,384
1	4.1	16.0	64.0	270	1100
2	2.3	8.5	33.0	140	560
4	2.0	5.1	18.0	70	280
8	1.7	3.3	9.8	36	140
16	1.7	2.6	5.9	19	71

- Notiamo che nel caso di un'esecuzione sequenziale, quindi con un solo thread, i tempi crescono con il crescere della grandezza del problema. (Basta guardare la prima riga)
- Se scegliamo una grandezza (una colonna) e scendiamo verso il basso, quindi aumentiamo i processi, notiamo che i tempi diminuiscono

Osserviamo però che con una matrice grande 1024 i tempi d'esecuzione con 8 e 16 thread sono uguali. Perché?

Ci aspettiamo che se eseguiamo un programma con p processi allora sarà p volte più veloce di quando lo eseguiamo con 1, non è sempre così. Definiamo

- $T_{\text{serial}}(n)$ come il tempo con esecuzione sequenziale e n la dimensione del problema.
- $T_{\text{parallel}}(n, p)$ come il tempo con esecuzione parallela con p processi.
- $S(n, p)$ come la **speedup** (incremento) dell'esecuzione parallela:

$$S(n, p) = \frac{T_{\text{serial}}(n)}{T_{\text{parallel}}(n, p)}$$

Idealmente, vorremmo avere $S(n, p) = p$, se questo accade diciamo che abbiamo **linear speedup**.

Osserviamo i tempi di speedup con lo stesso problema di prima:

comm_sz	Order of Matrix				
	1024	2048	4096	8192	16,384
1	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
2	1.8	1.9	1.9	1.9	2.0
4	2.1	3.1	3.6	3.9	3.9
8	2.4	4.8	6.5	7.5	7.9
16	2.4	6.2	10.8	14.2	15.5

Parallelizzazione con un solo processo

E' importante notare che $T_{\text{serial}}(n) \neq T_{\text{parallel}}(n, 1)$.

In generale si ha che $T_{\text{parallel}}(n, 1) \geq T_{\text{serial}}(n)$

Questo perché il codice parallelo richiede delle operazioni di preparazione anche per un solo processo e quindi sarà più lento rispetto ad un codice seriale.

Oltre allo **speedup** possiamo calcolare la **scalability**:

$$S(n, p) = \frac{T_{\text{parallel}}(n, 1)}{T_{\text{parallel}}(n, p)}$$

E anche l'efficienza:

$$E(n, p) = \frac{S(n, p)}{p} = \frac{T_{\text{serial}}(n)}{p \cdot T_{\text{parallel}}(n, p)}$$

Vorremmo avere un'efficienza = 1 ma in pratica avremo sempre dei valori ≤ 1 e andrà sempre peggio con problemi più piccoli.

Strong vs Weak Scaling

- **Strong Scaling:** Fissiamo la grandezza del problema e incrementiamo il numero di processi, se manteniamo un'efficienza alta allora il nostro programma è **strong scalable**.
- **Weak Scaling:** Incrementiamo la grandezza del problema insieme al numero dei processi, se manteniamo un'alta efficienza allora il programma è **weak scalable**.

Vediamo dei dati esempio con lo stesso problema di prima ed i dati sull'efficienza:

comm_sz	Order of Matrix				
	1024	2048	4096	8192	16,384
1	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2	0.89	0.94	0.97	0.96	0.98
4	0.51	0.78	0.89	0.96	0.98
8	0.30	0.61	0.82	0.94	0.98
16	0.15	0.39	0.68	0.89	0.97

Notiamo che il programma non è strong scalable dato che l'efficienza non rimane alta.

comm_sz	Order of Matrix				
	1024	2048	4096	8192	16,384
1	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2	0.89	0.94	0.97	0.96	0.98
4	0.51	0.78	0.89	0.96	0.98
8	0.30	0.61	0.82	0.94	0.98
16	0.15	0.39	0.68	0.89	0.97

Notiamo che il programma è weak scalable dato che manteniamo un'alta efficienza.

Possiamo capire in qualche modo come si comporterà il codice?

Amdahl's Law

Ogni programma ha una parte che non può essere parallela (**serial fraction** $1 - \alpha$), ad esempio leggere dei dati o in generale calcoli dove abbiamo bisogno di un valore precedente alla computazione corrente.

La **Amdahl's Law** ci dice che la speedup è limitata da questo $1 - \alpha$ non parallelo:

$$T_{\text{parallel}}(p) = (1 - \alpha)T_{\text{serial}} + \alpha \frac{T_{\text{serial}}}{p}$$

I casi estremi della formula sono:

- Se $\alpha = 0$ allora il codice non può essere parallelizzato e quindi $T_{\text{parallel}}(p) = T_{\text{serial}}$
- Se $\alpha = 1$ allora tutto il codice può essere parallelizzato e $T_{\text{parallel}}(p) = \frac{T_{\text{serial}}}{p}$ ovvero lo speedup ideale.

Per calcolare lo speedup:

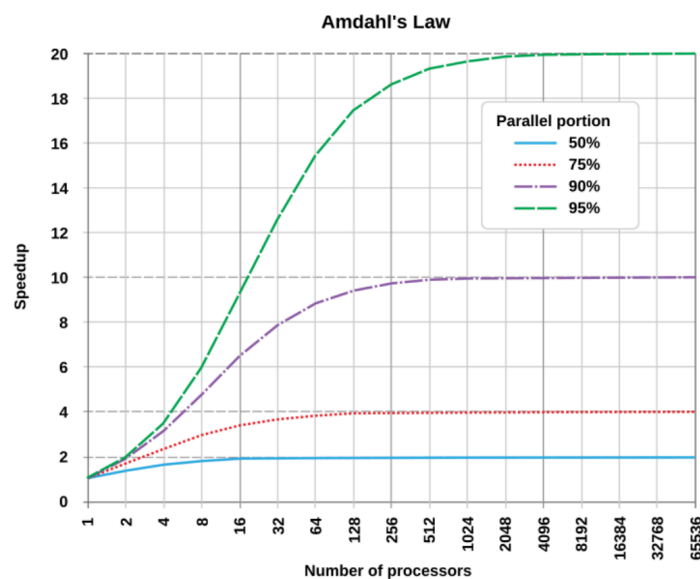
$$S(p) = \frac{T_{\text{serial}}}{(1 - \alpha)T_{\text{serial}} + \alpha \frac{T_{\text{serial}}}{p}}$$

E a questo punto vedere anche lo speedup massimo:

$$\lim_{p \rightarrow \infty} S(p) = \frac{1}{1 - \alpha}$$

Ad esempio se abbiamo il 60% parallelizzabile ovvero $\alpha = 0.6$ allora avremo uno speedup massimo di 2.5

La formula è anche invertibile, quindi se vogliamo capire di quanti processi abbiamo bisogno per raggiungere un certo speedup possiamo farlo. Ad esempio se volessimo usare 100000 processi dovremmo avere $\alpha \geq 0.99999$



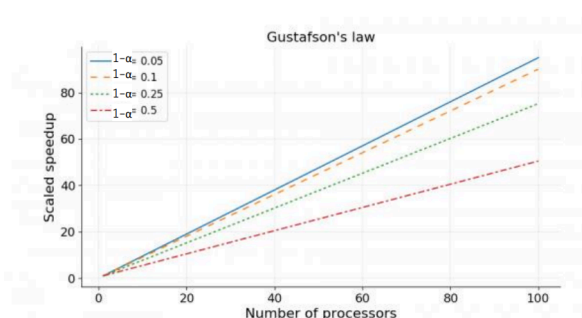
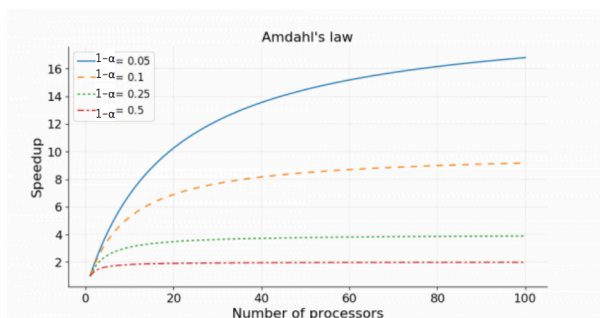
Gustafson's Law

Se consideriamo il weak scaling, la parallel fraction aumenta insieme alla grandezza del problema, quindi il tempo seriale rimane costante ma quello parallelo aumenta. **Scaled Speedup:**

$$S(n, p) = (1 - \alpha) + \alpha p$$

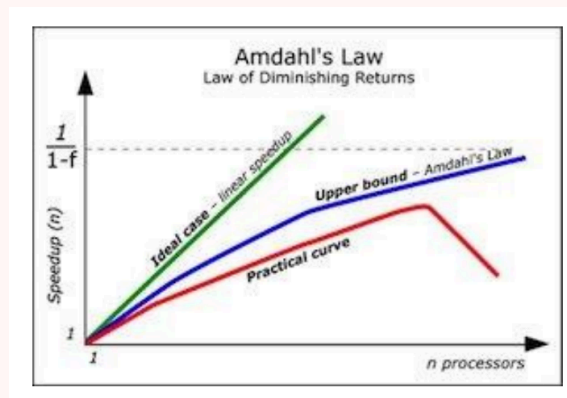
Il carico su ogni thread rimane costante.

Vediamo i due grafici a confronto:



Amdahl's Law Limitations

La serial fraction potrebbe aumentare con l'aumentare del numero di processi, quindi nella realtà non sempre il codice seguirà le stime, infatti potrebbero verificarsi situazioni come:



Vediamo altre funzioni utili di MPI:

- **MPI_Scatter:** Si utilizza per spezzare un dato in più parti ed inviare ciascuna parte ad un processo, ad esempio il processo 0 legge un array, lo divide in parti uguali e invia ciascuna di queste agli altri processi.

```
1 int MPI_Scatter(
2 void* send_buf_p,
3 int send_count,
4 MPI_Datatype send_type,
5 void* recv_buf_p,
```



```

6  int    recv_count,
7  MPI_Datatype recv_type,
8  int    src_proc,
9  MPI_Comm comm
10 );

```

Il `send_count` è il numero di elementi da inviare a ciascun processo non il totale. Se i dati non possono essere divisi in maniera omogenea, ad esempio abbiamo un array da 5 elementi e vogliamo inviare a ciascun processo 2 elementi possiamo utilizzare `MPI_Scatterv`, altrimenti la Scatter normale va a prendere elementi fuori dal buffer.

Risparmiare Spazio

Anche il processo 0 che invia i dati riceverà una parte di questi, se non vogliamo fargli allocare un nuovo buffer possiamo usare `MPI_IN_PLACE` :

```

1  if(rank == 0) {
2      MPI_Scatter(buff, 3, MPI_INT, MPI_IN_PLACE, 3, MPI_INT, 0, MPI_COMM_WORLD);
3  } else {
4      MPI_Scatter(buff, 3, MPI_INT, dest, 3, MPI_INT, 0, MPI_COMM_WORLD);
5  }

```

La sua «inversa» è `Gather`, permette di collezionare le parti di un dato in un unico processo:

```

1  int MPI_Gather(
2  void*    send_buf_p,
3  int      send_count,
4  MPI_Datatype send_type,
5  void*    recv_buf_p,
6  int      recv_count,
7  MPI_Datatype recv_type,
8  int      dest_proc,
9  MPI_Comm comm
10 );

```

Anche qui il `send_count` è il numero di parti che ciascun processo manda e non il totale.

5.1. Matrici

Le matrici possiamo rappresentarle in C o come tanti array allocati dinamicamente oppure come un lungo array contiguo.

Per allocare dinamicamente una matrice come tanti array dobbiamo:

```

1  int **a;
2  a = (int**) malloc(sizeof(int*) * num_rows);
3  for (int i = 0; i < num_rows; i++) {
4      a[i] = (int*) malloc(sizeof(int) * num_cols);
5  }

```

Se vogliamo però effettuare delle riduzioni, come ad esempio `Reduce` dobbiamo fare attenzione, a primo impatto vorremo scrivere:

```
1 MPI_Reduce(a, recvbuf, num_rows * num_cols, MPI_INT, MPI_SUM, 0, MPI_COMM_WORLD);
2 // Oppure
3 MPI_Reduce(a[0], recvbuf, num_rows * num_cols, MPI_INT, MPI_SUM, 0, MPI_COMM_WORLD);
```

Ma sono entrambi degli approcci sbagliati dato che gli array allocati dinamicamente nel modo visto sopra non è detto che siano contigui in memoria. Il metodo corretto è fare una reduce per ogni array della matrice:

```
1 for (int i = 0; i < num_rows; i++) {
2     MPI_Reduce(a[i], recvbuf[i], num_cols, MPI_INT, MPI_SUM, 0, MPI_COMM_WORLD);
3 }
```

Se invece allochiamo la matrice come un unico array:

```
1 int *a;
2 a = (int*) malloc(sizeof(int) * num_rows * num_cols);
3 ...
4 ...
5 //Per accedere agli elementi
6 a[i * num_cols + j] = ...
```

E in questo caso il metodo visto sopra per le `Reduce` è giusto, quindi:

```
1 MPI_Reduce(a, recvbuf, num_rows * num_cols, MPI_INT, MPI_SUM, 0, MPI_COMM_WORLD);
```

In alcuni casi vengono usate, una dopo l'altra, le operazioni `Gather` e `Broadcast`, in MPI se due operazioni vengono spesso usate una dopo l'altra allora molto probabilmente esiste un'operazione che le combina, vediamo infatti `Allgather`:

```
1 int MPI_Allgather(
2     void* send_buf_p,
3     int send_count,
4     MPI_Datatype send_type,
5     void* recv_buf_p,
6     int recv_count,
7     MPI_Datatype recv_type,
8     MPI_Comm comm
9 );
```

Altre funzioni utili sono:

- `Reduce-Scatter`: Esegue un'operazione di riduzione, una volta ottenuto il vettore risultato lo distribuisce in parti uguali a tutti i processi.
- `MPI_Alltoall`: Tutti i processi inviano i dati a tutti gli altri processi (inclusi se stessi) e tutti ricevono dati da tutti.

6. Derived Datatypes

Supponiamo di dover inviare le coordinate di punti sul piano ed il loro colore:

Per ogni punto effettueremo 3 send

```
1 MPI_Send(a_p, 1, MPI_DOUBLE, dest, 0, MPI_COMM_WORLD);
2 MPI_Send(b_p, 1, MPI_DOUBLE, dest, 0, MPI_COMM_WORLD);
3 MPI_Send(n_p, 1, MPI_INT, dest, 0, MPI_COMM_WORLD);
```

Stessa cosa per le `Receive`. Si può rendere più efficiente? Sì, utilizzando i **Derived Datatypes**. Grazie a questi possiamo salvare in memoria una collezione di dati memorizzando sia il tipo di dato di ciascuno di essi sia la loro posizione. Grazie a questi tipi di dato possiamo, prima di inviare i dati, raccogliarli tutti e fare una sola send. Ragionamento analogo per le receive.

Per costruire le struct utilizziamo:

```
1 int MPI_Type_create_struct (
2     int      count,
3     int      array_of_blocklengths[],
4     MPI_Aint  array_of_displacements[],
5     MPI_Datatype array_of_types[],
6     MPI_Datatype* new_type_p
7 );
```

Ad esempio se vogliamo ricreare la struct:

```
1 struct t {
2     double a;
3     double b;
4     int n;
5 }
```

Avremo come parametri:

- `count = 3`
- `blocklengths = 1,1,1`
- `displacements = 0, 16, 24`
- `types: MPI_DOUBLE, MPI_DOUBLE, MPI_INT`

Non sempre siamo a conoscenza dei `displacements`, utilizziamo quindi:

```
1 int MPI_Get_address(
2     void* location_p,
3     MPI_Aint* address_p
4 );
```

Serve a ottenere l'indirizzo di memoria referenziato dal puntatore `location_p`, il tipo `MPI_Aint` è un tipo speciale di MPI in grado di contenere qualsiasi indirizzo di sistema.

Quindi usando la stessa struct di prima avremo:

```

1 MPI_Aint a_addr, b_addr, n_addr;
2
3 MPI_Get_address(&a, &a_addr);
4 array_of_displacements[0] = 0;
5 MPI_Get_address(&b, &b_addr);
6 array_of_displacements[1] = b_addr - a_addr;
7 MPI_Get_address(&n, &n_addr);
8 array_of_displacements[2] = n_addr - a_addr;

```

Per calcolare questi indirizzi ovviamente va prima creata un'istanza della struct in modo da calcolare gli indirizzi

Infine, per poter utilizzare il tipo appena creato nelle altre funzioni dobbiamo chiamare:

```

1 int MPI_Type_commit(MPI_Datatype* new_mpi_t_p);

```

A questo punto possiamo utilizzarlo anche nelle altre funzioni, ricordiamoci però che una volta finito il suo utilizzo va eseguito un `free` :

```

1 int MPI_Type_free(MPI_Datatype* old_mpi_t_p);

```

Possiamo creare in generale tipi di dati contigui e non per forza solo `struct` , con le varie funzioni:

- `MPI_Type_contiguous`
- `MPI_Type_vector`
- `MPI_Type_create_subarray`
- `MPI_pack` / `MPI_unpack`

7. Shared Memory Programming with OpenMP

In OpenMP il sistema è visto come una collezione di cores o CPU, tutti questi hanno accesso alla stessa memoria. L'obiettivo principale è quello di scomporre un programma sequenziali in più componenti che possono essere eseguite in parallelo. Per fare questo si utilizzano le **direttive del compilatore**.

OpenMP segue quindi il paradigma **Globally Sequential, Locally Parallelo** e il **fork-join**, infatti i programmi iniziano e sono sequenziali ma durante la loro esecuzione vengono eseguite delle parti in parallelo.

Pragmas

Sono delle istruzioni speciali lette durante il preprocessing del programma, non fanno parte della specifica di base di C. I compilatori che non le supportano, quindi, le ignorano. Si indicano con `#pragma`

Vediamo alcune direttive

- `#pragma omp parallel` : È la più basica, possiamo definire il numero di thread che eseguiranno il blocco a run-time.

Per terminare il blocco di codice parallelo usiamo: `#pragma omp end parallel`, si può omettere se il codice parallelo dura fino alla fine della funzione.

Ad esempio:

```
1  int main(int argc, char *argv[]) {
2      int thread_count = strtol(argv[1], NULL, 10);
3
4      #pragma omp parallel num_threads(thread_count)
5          Hello();
6      return 0;
7  }
8
9  void Hello(void) {
10     int my_rank = omp_get_thread_num();
11     int thread_count = omp_get_num_threads();
12     printf("Hello from thread %d of %d\n", my_rank, thread_count);
13 }
```

Per compilarlo ed eseguirlo:

```
1  // Compilazione
2  gcc -g -Wall -fopenmp -o omp_hello omp_hello.c
3  // Esecuzione
4  ./omp_hello 4
```

Dove 4 indica il numero di thread con cui vogliamo eseguire il programma.

Thread Team Size Control

Possiamo modificare il numero di thread con cui eseguire i programmi in diversi modi:

- **Dalla shell** utilizzando la variabile globale `OMP_NUM_THREADS` :
 - `echo ${OMP_NUM_THREADS}` per sapere quanto vale la variabile in questo momento
 - `export OMP_NUM_THREADS=4` per impostarla
- **Program Level** attraverso la funzione `omp_set_num_threads` fuori da un costrutto OpenMP
- **Pragma Level** attraverso la direttiva `num_threads`

Se chiamiamo `omp_get_num_threads` riceviamo il numero di threads in una parte di codice parallela, in una sequenziale riceviamo 1. Una chiamata a `omp_get_thread_num` invece ci restituisce l'id del thread che l'ha chiamata.

Clause

È un testo che serve a modificare una direttiva, prima abbiamo usato `num_threads` per specificare il numero di threads che devono eseguire il blocco parallelo.

È importante osservare che il sistema potrebbe imporre delle limitazioni sul numero di threads che un programma può utilizzare, infatti OpenMP standard non garantisce che il programma crei esattamente `thread_count` threads.

Terminologia

In OpenMP i threads che eseguono lo stesso blocco parallelo sono chiamati **team**:

- **master**: Il thread originale d'esecuzione
- **parent**: Un thread che ha incontrato una direttiva per del codice parallelo e ha avviato un team di threads. In alcuni casi il thread parent è anche il master
- **child**: Ogni thread avviato da un parent è considerato un thread child.

Mancato supporto di OpenMP

Nel caso in cui il compilatori non supporti OpenMP possiamo utilizzare:

```
1  # include <omp.h>
2  // Oppure
3  # ifdef _OPENMP
4  # include <omp.h>
5  # endif
6
7  # ifdef _OPENMP
8      int my_rank = omp_get_thread_num();
9      int thread_count = omp_get_num_threads();
10 # else
11     int my_rank = 0;
12     int thread_count = 1;
13 # endif
```

Adesso prendiamo come esempio il codice visto con la regola del trapezio, ad un certo punto i thread dovranno sommare i valori ottenuti ed eseguire quindi:

```
1  global_result += my_result;
```

Ma siccome in OpenMP utilizzano una memoria condivisa, abbiamo il problema della **mutua esclusione**, se due processi lavorano sulla stessa memoria nello stesso momento avremo risultati inaspettati.

Si utilizza `# pragma omp critical` per marcare una sezione critica, queste potranno essere eseguite soltanto da un thread alla volta.

Un'altra direttiva con lo stesso scopo ma, in alcuni casi più efficiente, è `# pragma omp atomic`, questa protegge in una sezione critica soltanto l'incremento della variabile globale, se infatti avessimo un codice tipo `global_result += my_function()` allora la funzione `my_function` verrebbe ancora eseguita in parallelo fra tutti i thread.

Scope

In un programma seriale lo scope di una variabile è quella parte di programma dove la variabile viene utilizzata. In OpenMP lo scope si riferisce a quell'insieme di threads che possono accedere alla variabile in un blocco parallelo.

- **Shared Scope:** Una variabile a cui possono accedere tutti i threads nel team.
- **Private Scope:** Una variabile a cui può accedere un solo thread.

Lo scope predefinito per le variabili dichiarate prima di un blocco parallelo è **shared**.

7.1. Reduction Clause

Prima abbiamo utilizzato una variabile globale per memorizzare il risultato accumulato dai vari threads. Possiamo farlo anche con una funzione che ritorna il valore dell'area? Ad esempio:

```
1 double Local_Trap(double a, double b, int n);
```



Sì, ma se scriviamo:

```
1 global_result = 0.0;
2 #pragma omp parallel num_threads(thread_count)
3 {
4     #pragma omp critical
5     global_result += Local_trap(double a, double b, int n);
6 }
```



Abbiamo il problema della sezione critica visto prima, per non avere errori i thread andrebbero eseguiti in modo sequenziale.

Possiamo però risolvere il problema definendo una variabile privata nel blocco parallelo e muovere la sezione critica dopo la chiamata a funzione:

```
1 global_result = 0.0;
2 #pragma omp parallel num_threads(thread_count)
3 {
4     double my_result = 0.0;
5     my_result += Local_trap(double a, double b, int n);
6     #pragma omp critical
7     global_result += my_result;
8 }
```



Quello che abbiamo appena fatto è molto simile a una **reduce** in OpenMPI, anche in OpenMP abbiamo delle operazioni simili.

Reduction Operators

Un **reduction operator** è un operatore binario. Una **riduzione** è un'operazione che ripete la stessa operazione (riduzione) ad una serie di operandi fino ad ottenere un risultato singolo. Tutti i valori intermedi della riduzione dovrebbero essere salvati nella stessa variabile, la **reduction variable**.

Per utilizzarle possiamo aggiungere direttamente le **reduction clause** alle direttive di parallelizzazione:

```
1 reduction(<operator>: <variable list>)
2
3 //Esempio
4 global_result = 0.0;
5 #pragma omp parallel num_threads(thread_count) reduction(+: global_result)
6
7 global_result += Local_trap(double a, double b, int n);
```



Info sulla Riduzione

La variabile privata inizializzata per la riduzione viene inizializzata al valore identità per l'operatore di riduzione, quindi ad esempio se usiamo una moltiplicazione abbiamo 1, con una somma 0.

Inoltre la riduzione accumula i valori sia all'interno che all'esterno del blocco parallelo.

Esempio

```
1 int acc = 6;
2 #pragma omp parallel num_threads(5) reduction(*: acc)
3 {
4     acc += omp_get_thread_num();
5     printf("thread %d: private acc is %d\n", omp_get_thread_num(), acc);
6 }
7 printf("after: acc is %d\n", acc)
```

Otteniamo come output:

```
1 tid = 0 sum = 1
2 tid = 3 sum = 4
3 tid = 4 sum = 5
4 tid = 2 sum = 3
5 tid = 1 sum = 2
6 Final sum = 720
```

Otteniamo 720 perché appunto ogni thread ottiene come risultato locale $1 + \text{tid}$ dato che `acc` è inizializzata ad 1 per via della moltiplicazione e infine tutti i valori, anche il 6 esterno, vengono ridotti con la moltiplicazione e otteniamo quindi $1 * 2 * 3 * 4 * 5 * 6 = 720$.

Info sugli scope

Si può sovrascrivere lo scope di default con:

```
1 default(none)
```

Facendo così il compilatore richiederà di specificare lo scope di ogni variabile che usiamo in un blocco parallelo e che è stata dichiarata al suo esterno.

Esistono dei modificatori che vanno inseriti nelle direttive per scegliere gli scope delle variabili:

- **shared**: È il comportamento di default delle variabili dichiarate fuori dai blocchi paralleli, va utilizzato soltanto se abbiamo specificato anche `default(none)`.
- **reduction**: Un'operazione di riduzione viene effettuata tra le copie private e gli oggetti esterni dal blocco, il valore finale è salvato nell'oggetto esterno.
- **private**: Crea una copia della variabile per ogni thread del team, le variabili private **non sono inizializzate** quindi non si ha il valore dichiarato all'esterno del blocco parallelo.

Esempio

```

1  int x = 5;
2  #pragma omp parallel private(x)
3  {
4      x = x+1 // Pericoloso dato che x non è inizializzata
5      printf("thread %d: private x is %d\n", omp_get_thread_num(), x);
6  }
7  printf("after: x is %d\n", x); // Pericoloso dato che stampa la x dichiarata nella prima riga

```

Infatti otteniamo come output:

```

1  thread 0: private x is 1
2  thread 1: private x is 1
3  thread 3: private x is 1
4  thread 2: private x is 1
5  after: x is 5

```

Altri modificatori sono:

- **firstprivate**: Si comporta come il private ma la copia della variabile privata è inizializzata al valore di quella esterna.
- **lastprivate**: Si comporta come il private ma l'ultimo thread, **quello che esegue l'ultima iterazione del blocco sequenziale**, copia il valore della variabile in quella esterna.

Quando dichiariamo una variabile **privata** questa non esisterà più una volta usciti dal suo scope. Come possiamo dichiarare una variabile privata che esiste in più sezioni parallele?

- **threadprivate**: Crea uno storage dedicato ai thread per i dati globali, questi dati devono essere delle variabili globali o statiche in C o membri statici di una classe in C++.
- **copyin**: Utilizzata insieme a **threadprivate** per inizializzare le copie threadprivate di un team di threads dalle variabili del thread master.

Esempio

```

1  int tp;
2
3  int main(int argc, char **argv) {
4      #pragma omp threadprivate(tp)
5
6      #pragma omp parallel num_threads(7)
7      tp = omp_get_thread_num();
8
9      #pragma omp parallel num_threads(9)
10     printf("Thread %d has %d\n", omp_get_thread_num(), tp);
11 }

```

Otteniamo come output:

```

1  Thread 3 has 3
2  Thread 2 has 2
3  Thread 8 has 0
4  Thread 7 has 0

```

```
5 Thread 5 has 5
6 Thread 4 has 4
7 Thread 6 has 6
8 Thread 1 has 1
9 Thread 0 has 0
```

Questo perché i thread del secondo blocco non hanno associato il loro valore alla variabile.

Esempi con `threadprivate`

Se vogliamo che il dato privato sia uguale per tutti i threads:

```
1 #pragma omp threadprivate(private_var)
2 ...
3 private_var = 1;
4
5 #pragma omp parallel copyin(private_var)
6 private_var += omp_get_thread_num()
```

Se invece vogliamo fare in modo che un thread imposti il suo valore privato anche sugli altri thread:

```
1 #pragma omp parallel
2 {
3     #pragma omp single copyprivate(private_var)
4     private_var = 4
5 }
```

7.2. Parallel For

Con la direttiva che vedremo potremo rendere parallela l'esecuzione di un for loop. Ad esempio il codice per l'esercizio del trapezio:

```
1 h = (b - a) / n;
2 approx = (f(a) + f(b)) / 2.0;
3 for (i = 1; i <= n - 1; i++) {
4     approx += f(a + i * h);
5 }
6 approx = h * approx;
```

Possiamo parallelizzarlo con:

```
1 h = (b - a) / n;
2 approx = (f(a) + f(b)) / 2.0;
3 #pragma omp parallel for num_threads(thread_count) reduction(+ : approx)
4 for (i = 1; i <= n - 1; i++) {
5     approx += f(a + i * h);
6 }
7 approx = h * approx;
```

È importante ricordare però che non tutti i tipi di *for* sono parallelizzabili con questa direttiva. I *for* concessi devono rispettare:

- La variabile *index* usata per indicare le iterazioni deve essere un intero o un puntatore.
- Le espressioni `start, end, incr` devono essere di un tipo compatibile ad *index*.
- Le espressioni `start, end, incr` non devono cambiare durante le iterazioni.
- Durante le iterazioni la variabile *index* può essere modificata soltanto dall'espressione di incremento indicata nel *for*.

Ottimizzazione con i threads

Se in più punti del codice utilizziamo dei *for* paralleli, ad esempio:

```
1  ...
2  # pragma omp parallel for num_threads(thread_count) default(none) shared(a, n) private(i, tmp)
3  for (i = 1; i < n; i += 2) {
4  ...
5  }
6  ...
7
8  # pragma omp parallel for num_threads(thread_count) default(none) shared(a, n) private(i, tmp)
9  for (i = 1; i < n - 1; i += 2) {
10 ...
11 }
12 ...
```

Ogni volta verranno creati nuovi threads e non è molto efficiente, infatti potremmo creare direttamente dei thread ad inizio programma e riutilizzare sempre gli stessi:

```
1  # pragma omp parallel for num_threads(thread_count) default(none) shared(a, n) private(i, tmp,
2  phase)
3  ...
4  # pragma omp for
5  for (i = 1; i < n; i += 2) {
6  ...
7  }
8  ...
9  # pragma omp for
10 for (i = 1; i < n - 1; i += 2) {
11 ...
12 }
```

Questo si applica in generale a tutti gli approcci multithreads e non soltanto ai *for*.

In OpenMP è possibile dare dei nomi alle sezioni critiche con:

```
1  # pragma omp critical(name)
```

In questo modo, due blocchi protetti perché sezione critica possono comunque essere eseguiti nello stesso momento se hanno un nome diverso. Questo dobbiamo comunque farlo a tempo

di compilazione ma se non sappiamo a tempo di compilazione quante sezioni critiche ci sono? Utilizziamo i locks in OpenMP:

```
1  omp_lock_t writelock;
2  omp_init_lock(&writelock);
3
4  # pragma omp parallel for
5  for (i = 0; i < x; i++) {
6      ...
7      omp_set_lock(&writelock);
8      // Codice da far eseguire da un solo thread alla volta
9      omp_unset_lock(&writelock);
10     ...
11 }
12 omp_destroy_lock(&writelock);
```

Cosa scegliamo quindi? **Critical, Atomic o i Locks**? Atomic è quella che di solito è la più veloce per farci ottenere mutua esclusione. I lock andrebbero utilizzati quando vogliamo mutua esclusione per delle strutture dati invece che un blocco di codice.

Inoltre è importante non mischiare i due tipi di mutua esclusione per una singola sezione critica perché non è garantita l'equità, è quindi pericoloso innestare due costrutti di mutua esclusione:

```
1  int main() {
2      # pragma omp critical
3      y = f(x);
4      ...
5  }
6
7  double f(double x) {
8      # pragma omp critical
9      z = g(x); // z is shared
10     ...
11 }
12 return z;
```

Il codice sopra andrà in **deadlock**, in questo caso possiamo risolverlo rinominando le sezioni:

```
1  int main() {
2      # pragma omp critical (one)
3      y = f(x);
4      ...
5  }
6
7  double f(double x) {
8      # pragma omp critical (two)
9      z = g(x); // z is shared
10     ...
11 }
```

```
12 return z;
```

7.3. Nested Loops

Nella maggior parte dei casi quando si hanno dei cicli for annidati possiamo parallelizzare soltanto quello più esterno. Inoltre, spesso, il ciclo più esterno è quello con meno iterazioni e non tutti i thread creati vengono utilizzati ma questo non significa che è meglio parallelizzare quello interno infatti potrebbe accadere che alcuni thread hanno più lavoro di altri.

La soluzione corretta è quella di collassarli tutti in unico loop, possiamo farlo o noi manualmente oppure farlo fare ad OpenMP:

```
1 a();
2 #pragma omp parallel for collapse(2)
3 for (int i = 0; i < 3; ++i) {
4     for (int j = 0; j < 6; ++j) {
5         c(i, j);
6     }
7 }
8 z();
```

Attenzione!

Di default la parallelizzazione innestata è disabilitata, ovvero non possiamo fare questo:

```
1 #pragma omp parallel for
2 for (int i = 0; i < 3; ++i) {
3     #pragma omp parallel for
4     for (int j = 0; j < 6; ++j) {
5         c(i, j);
6     }
7 }
```

Questo perché, se fosse abilitata, andrebbe a creare ad esempio su una macchina con 4 threads: $3 * 4 = 12$ threads

7.4. Scheduling Loops

Ci sono diversi modi per assegnare le iterazioni dei for ai threads. Ad esempio se vogliamo parallelizzare questo ciclo:

```
1 sum = 0.0;
2 for (i = 0; i <= n; i++) {
3     sum += f(i)
4 }
```

Abbiamo due metodi.

Default Partitioning:

- Thread 0: Svolge le iterazioni $0, 1, 2, \dots, \frac{n}{t} - 1$

- Thread 1: $\frac{n}{t}, \frac{n}{t} + 1, \dots, 2\frac{n}{t}$
- ...
- Thread $t - 1$: $\frac{n(t-1)}{t}, \dots, n - 1$

Cyclic partitioning:

- Thread 0: $0, \frac{n}{t}, 2\frac{n}{t}$
- Thread 1: $1, \frac{n}{t} + 1, 2\frac{n}{t} + 1, \dots$

...

- Thread $t - 1$: $t - 1, \frac{n}{t} + t - 1, 2\frac{n}{t} + t - 1$

Quindi nella default se abbiamo ad esempio 100 iterazioni e 4 threads allora avremo che:

- Il thread 0 prende le iterazioni da 0 a 24
- Thread 1 da 25 a 49
- ...

Il vantaggio è che in questo modo i thread lavorano su dati contigui della memoria e sfrutta al massimo la cache, inoltre c'è meno overhead per la scelta di «chi deve fare cosa». Lo svantaggio è che se una parte di iterazioni è più pesante i thread lavorano in modo non equo.

Nella cyclic invece le iterazioni vengono assegnate in modo ciclico, in stile *Round Robin*, quindi con 4 thread ad esempio:

- L'iterazione 0 va al T0
- 1 a T1
- 2 a T2
- 3 a T3
- 4 a T0
- ...

In questo modo se le iterazioni non sono eque avremo comunque un lavoro bilanciato fra i threads ma questi utilizzeranno male la cache richiedendo quindi più accessi in memoria.

Ci sono due *pragma* differenti per impostare gli schedule dei for:

• default

```
1 sum = 0.0;
2 pragma omp parallel for num_threads(thread_count) reduction(+:sum)
3 for (i = 0; i <= n; i++) {
4     sum += f(i)
5 }
```

• cyclic

```
1 sum = 0.0;
2 pragma omp parallel for num_threads(thread_count) reduction(+:sum) schedule(static, 1)
3 for (i = 0; i <= n; i++) {
4     sum += f(i)
5 }
```

La pragma per impostare la schedule ha la firma `schedule(type, chunksize)` dove:

- `type` può essere:
 - `static` : Le iterazioni possono essere assegnate ai threads prima che il loop venga eseguito.
 - `dynamic or guided` : Le iterazioni vengono assegnate ai threads mentre il loop viene eseguito.
 - `auto` : Il compilatore e/o il sistema a runtime determina lo schedule da utilizzare.
 - `runtime` : Lo schedule è determinato a runtime.
- `chunksize` : Intero positivo che indica quante iterazioni contigue vengono assegnate a un thread prima di passare al thread successivo

Esempi con schedule static:

- `schedule(static, 1)`
 - Thread 0: 0,3,6,9
 - Thread 1: 1,4,7,10
 - Thread 2: 2,5,8,11
- `schedule(static, 2)`
 - Thread 0: 0,1,6,7
 - Thread 1: 2,3,8,9
 - Thread 2: 4,5,10,11
- `schedule(static, 4)`
 - Thread 0: 0,1,2,3
 - Thread 1: 4,5,6,7
 - Thread 2: 8,9,10,11

La schedule `dynamic` funziona sempre spezzando le iterazioni in `chunksize`, ma quando un thread finisce il suo chunk ne richiede un altro al sistema, questo procedimento è ripetuto finché il programma non termina. Ovviamente avremo più overhead dato che ogni volta va deciso a chi assegnare un chunk.

Anche i thread con schedule `guided` eseguono i chunk e ne richiedono di nuovi quando hanno finito, ma ogni volta che un chunk termina la `chunksize` dei successivi diminuisce. La `chunksize` ha grandezza $\frac{\text{num_iterations}}{\text{num_thread}}$ dove `num\_iterations` è il numero di iterazioni non ancora assegnate. L'ultimo chunk potrebbe essere più piccolo della `chunksize`.

Nella `runtime` schedule il sistema usa la variabile d'ambiente `OMP_SCHEDULE` per determinare a runtime come impostare il loop. La variabile può assumere i valori visti prima, ad esempio `"export OMP_SCHEDULE = static,1"` oppure può essere impostata con la funzione `omp_set_schedule(omp_sched_t kind, int chunk_size)`

Quale scegliamo quindi?

- **static**: Se le iterazioni sono omogenee
- **dynamic / guided**: Se il costo d'esecuzione delle iterazioni varia.

Se siamo in dubbio impostiamo `#pragma omp parallel for schedule(runtime)` ma non è detto che scelga quella ottimale, conviene quindi provare opzioni diverse dato che i tempi ovviamente cambiano anche in base all'input del programma.

7.5. Synchronization Constructs

Esistono due direttive: **Master**, **Single** entrambe forzano l'esecuzione del blocco successivo da un singolo thread. La differenza è che **single** implica una barriera all'uscita dal blocco, con **master** invece l'esecuzione del blocco è garantita dal thread master.

La direttiva **barrier** serve a bloccare tutti i thread finché tutti hanno raggiunto quel punto.

Possiamo anche identificare delle sezioni di codice con la direttiva `sections` per eseguirle in parallelo.

```
1  # pragma omp parallel sections
2  {
3      # pragma omp section
4      {
5          // concurrent block 0
6      }
7      # pragma omp section
8      {
9          // concurrent block M-1
10     }
11 }
```

C'è una barriera implicita alla fine di una section a meno che non vengano specificate altre direttive.

Un altro costrutto è `ordered`, si utilizza nei cicli for per assicurarci che i blocchi vengano eseguiti in un ordine specifico

```
1  double data[N];
2  # pragma omp parallel shared(data, N)
3  {
4      # pragma omp for ordered schedule(static, 1)
5      for (int i = 0; i < N; i++) {
6          // process the data
7          # pragma omp ordered
8          cout << data[i];
9      }
10 }
```

7.6. OpenMP + MPI

MPI definisce 4 livelli di thread safety:

- `MPI_THREAD_SINGLE` : Nel programma esiste un solo thread
- `MPI_THREAD_FUNNELED` : Solo il thread master può fare chiamate MPI, è lui quello che chiama `MPI_Init_thread()`
- `MPI_THREAD_SERIALIZED` : Multithreaded ma un solo thread alla volta può fare chiamate MPI
- `MPI_THREAD_MULTIPLE` : Multithreaded e qualsiasi thread può fare chiamate MPI in ogni momento

La più semplice da utilizzare è `MPI_THREAD_FUNNELED`.

7.7. Data Dependencies

Prendiamo una funzione che calcola la sequenza di fibonacci:

```
1  fibo[0] = fibo[1] = 1
2  for (i = 2; i < n; i++) {
3      fibo[i] = fibo[i - 1] + fibo[i - 2];
4  }
5
6  // parallelizzata
7  fibo[0] = fibo[1] = 1
8  #pragma omp parallel for num_threads(2)
9  for (i = 2; i < n; i++) {
10     fibo[i] = fibo[i - 1] + fibo[i - 2];
11 }
```

Il risultato corretto è: 1 1 2 3 5 8 13 21 34 55 , ma potremmo ottenere ad esempio: 1 1 2 3 5 8 0 0 0 0 . Perché?

OpenMP non controlla le dipendenze che ci sono fra un'iterazione ed un'altra in un loop che è stato parallelizzato con la direttiva **parallel**. Un loop di questo tipo non può essere parallelizzato in questo modo e diciamo che abbiamo un **loop-carried dependence**.

Assumiamo di avere un for in questa forma:

```
1  for (i = ...) {
2      S1: // operate on a memory location x
3      ...
4      S2: // operate on a memory location x
5  }
```

In questo caso ci sono 4 diversi modi in cui S1 e S2 sono collegati, in base a come leggono e scrivono su *x*. Si crea un problema se queste scritture o letture dipendono fra loro tra un'iterazione ed un'altra.

Ci sono due tipi di dipendenze:

- **Flow Dependence: RAW**

```
1  x = 10; // S1
2  y = 2 * x + 5; // S2
```

In questo caso se S1 e S2 vengono eseguiti su thread diversi potrebbe accadere che S2 legge un dato prima che S1 lo scriva, leggerà quindi un dato sporco (non aggiornato). Per risolvere questo caso c'è bisogno di meccanismi di sincronizzazione.

- **Anti-flow dependence: WAR**

```
1  y = x + 3; // S1
2  x ++; // S2
```

In questo caso S1 legge ed S2 scrive x , se parallelizziamo potrebbe accadere che S2 scriva x prima che S1 e quindi S1 legge un dato errato (più aggiornato), sbagliando il calcolo. Questo problema è risolvibile utilizzando una variabile temporanea diversa per S2

- **Output dependence: WAW**

```
1 x = 10; // S1
2 x = c + c; // S2
```



Sia che S1 che S2 scrivono su x , l'ultimo valore dovrebbe essere quello di S2, ma siamo sicuri che in parallelo accada questo?

- **Input dependence: RAR**

```
1 y = x + c; // S1
2 z = 2 * x + 1; // S2
```



Entrambi leggono il valore di x , ma non è un vero problema infatti più thread possono leggere la stessa locazione di memoria contemporaneamente senza creare problemi. Il codice è quindi parallelizzabile.

Vediamo dei metodi per risolvere le data dependency.

7.7.1. Flow Dependence: Reduction, Induction Variables Fix

Esempio

```
1 double v = start;
2 double sum = 0;
3 for (int i = 0; i < N; i++) {
4     sum = sum + f(v); // S1
5     v = v + step; // S2
6 }
```



- RAW (S1) causata dalla riduzione sulla variabile `sum`.
- RAW (S2) causata dalla **induction variable** `v`, ovvero una variabile che viene aumentata o decrementata di un valore costante ad ogni iterazione.
- RAW (S2 -> S1) : causata dalla induction variable `v`

La dipendenza avviene tra un'iterazione i e la $i + 1$, infatti la somma viene letta alla iterazione $i + 1$ dopo che è stata scritta nell'iterazione i .

Siccome `v` è una induction variable possiamo calcolarla senza for ma semplicemente sapendo il numero di step in cui ci troviamo, modificando il codice possiamo rimuovere

RAW (S2) e RAW (S2 -> S1) :

```
1 double v;
2 double sum = 0;
3 for (int i = 0; i < N; i++) {
4     v = start + i * step;
5     sum = sum + f(v);
6 }
```



Per rimuovere RAW (S1) usiamo le direttive:

```
1 double v;
2 double sum = 0;
3 #pragma omp parallel for reduction(+:sum) private(v)
4 for (int i = 0; i < N; i++) {
5     v = start + i * step;
6     sum = sum + f(v);
7 }
```

7.7.2. Loop Skewing

Consiste nel riordinamento del corpo di un loop, ad esempio:

```
1 for (int i = 1; i < N; i++) {
2     y[i] = f(x[i-1]); // S1
3     x[i] = x[i] + c[i]; // S2
4 }
```

Abbiamo una RAW (S2 -> S1) sulla variabile x . Per risolvere dobbiamo assicurarci che le operazioni che consumano i valori che causano la dipendenza usino valori generati nella stessa iterazione. Possiamo trasformare il for in:

```
1 y[1] = f(x[0]);
2 for (int i = 1; i < N - 1; i++) {
3     x[i] = x[i] + c[i];
4     y[i+1] = f(x[i]);
5 }
6 x[N-1] = x[N-1] + c[N-1];
```

Per riuscire ad applicarlo un consiglio è quello di scegliere il loop e trovare un pattern che si ripete, con lo stesso esempio di prima abbiamo le seguenti iterazioni:

```
1 for (int i = 1; i < N; i++) {
2     y[i] = f(x[i-1]); // S1
3     x[i] = x[i] + c[i]; // S2
4 }
5
6 // Iterazioni
7 y[1] = f(x[0]);
8 x[1] = x[1] + c[1];
9 y[2] = f(x[1]);
10 x[2] = x[2] + c[2];
11 ...
12 y[N-2] = f(x[N-3]);
13 x[N-2] = x[N-2] + c[N-2];
14 y[N-1] = f(x[N-2]);
15 x[N-1] = x[N-1] + c[N-1];
```

Il pattern è quello che inseriamo nel corpo del loop:

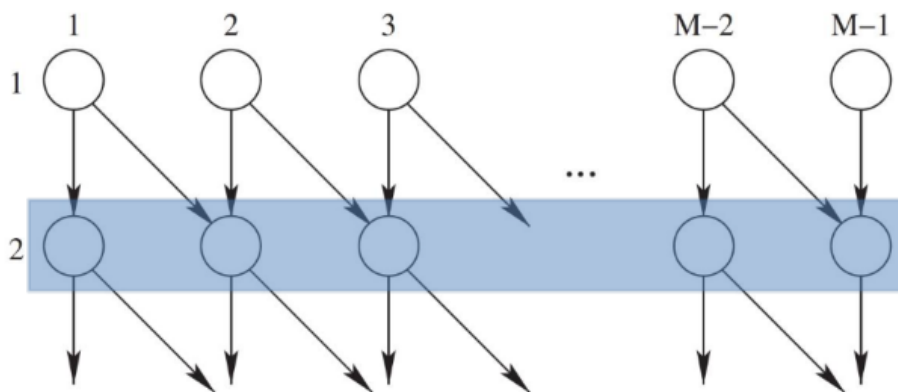
```
1 y[1] = f(x[0]);
2 for (int i = 1; i < N - 1; i++) {
3     x[i] = x[i] + c[i];
4     y[i+1] = f(x[i]);
5 }
6 x[N-1] = x[N-1] + c[N-1];
```

7.7.3. Partial Parallelization

Costruiamo un **ISDG (Iteration Space Dependency Graph)** ovvero un grafo dove ogni nodo rappresenta una singola iterazione e gli archi rappresentano le dipendenze da altre iterazioni, ad esempio prendiamo il ciclo:

```
1 for (int i = 1; i < N; i++) {
2     for (int j = 1; j < M; j++) {
3         data[i][j] = data[i-1][j] + data[i-1][j-1];
4     }
5 }
```

Abbiamo questo grafico:



Notiamo che non ci sono dipendenze tra nodi che si trovano sulla stessa linea, questo significa che possiamo parallelizzare il j-for :

```
1 for (int i = 1; i < N; i++) {
2     #pragma omp parallel for
3     for (int j = 1; j < M; j++) {
4         data[i][j] = data[i-1][j] + data[i-1][j-1];
5     }
6 }
```

7.7.4. Refactoring

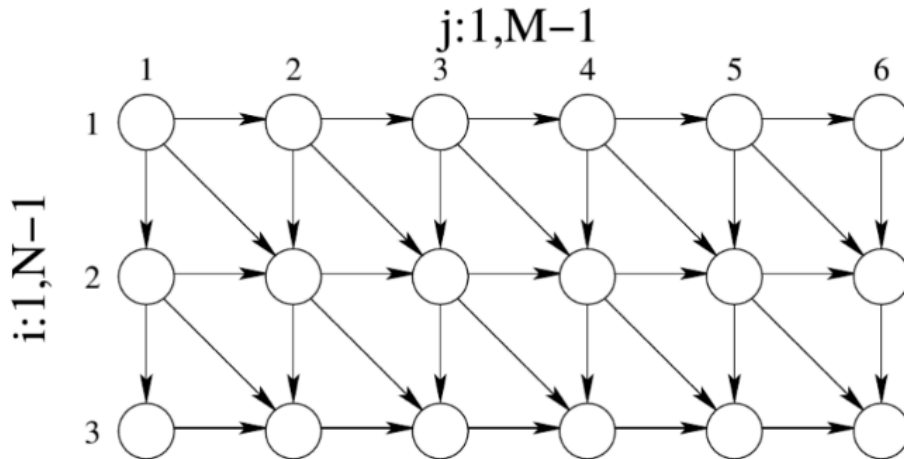
Consiste nel riscrivere il loop in modo da renderlo parallelizzabile, ad esempio partiamo con il loop:

```

1  for (int i = 1; i < N; i++) {
2    for (int j = 1; j < M; j++) {
3      data[i][j] = data[i-1][j] + data[i][j-1] + data[i-1][j-1];
4    }
5  }

```

Rappresentiamolo graficamente e vediamo le dipendenze:



Notiamo che i nodi in diagonale non hanno dipendenze fra loro, ma per diagonalizzarli dobbiamo cambiare le variabili i, j del for:

```

1  // Codice non completo
2  for (wave = 0; wave < NumWaves; wave++) {
3    diag = F(wave);
4    #pragma omp parallel for
5    for (k = 0; k < diag; k++) {
6      int i = get_i(diag, k);
7      int j = get_j(diag, k);
8      data[i][j] = data[i-1][j] + data[i][j-1] + data[i-1][j-1];
9    }
10 }

```

7.7.5. Fissioning

Il fissioning consiste nello spezzare il loop in una parte sequenziale e in una parallela.

Esempio

```

1  s = b[0];
2  for (int i = 1; i < N; i++) {
3    a[i] = a[i] + a[i-1]; // S1
4    s = s + b[i];
5  }

```

Possiamo spezzarlo in:

```

1  // Parte sequenziale

```

```

2  for (int i = 1; i < N; i++) {
3      a[i] = a[i] + a[i-1];
4  }
5  // Parte parallela
6  s = b[0];
7  #pragma omp parallel for reduction(+:s)
8  for (int i = 1; i < N; i++) {
9      s = s + b[i];
10 }

```

7.7.6. Algorithm change

Se tutti gli altri metodi non funzionano, forse la strada migliore è cambiare algoritmo :P. Ad esempio la sequenza di Fibonacci:

```

1  for (int i = 2; i < N; i++) {
2      int x = F[i-1]; // S1
3      int y = F[i-1]; // S2
4      F[i] = x + y; // S3
5  }

```



Può essere parallelizzata con la formula di Binet:

$$F_n = \frac{\varphi^n - (1 - \varphi)^n}{\sqrt{5}}$$

8. Caching

La cache è una zona di memoria molto più veloce ma anche più piccola nella quale memorizziamo dati che sappiamo ci serviranno nel breve termine, assumiamo che sia vero il principio di località ovvero che un accesso in una locazione è seguito da un accesso ad una zona vicina. Ne esistono comunque di due tipi:

- **Spatial Locality:** Accedi ad una zona vicina
- **Temporal Locality:** Dovrai accedere alla zona tra poco.

I dati sono inseriti nella cache con una struttura a blocchi / linee, questo significa che se ad esempio trasferiamo in cache il dato `z[0]` allora stiamo probabilmente stiamo trasferendo anche i dati vicini come ad esempio `z[1], z[2], ..., z[15]`, in generale infatti è meglio fare un solo trasferimento in cache di 16 locazioni piuttosto che 16 trasferimenti di una sola locazione.

La cache è organizzata a livelli: L1, L2, L3..., dall'alto verso il basso (con L1 in alto) le cache diventano sempre più lente ma anche più grandi di capacità. La CPU quindi quando dovrà prendere un dato prima controllerà che i dati siano presenti in L1, poi in L2 ecc.... Inoltre non possiamo sapere se i dati salvati in L1 siano presenti o meno in L2 o altri livelli, dipende dalla tipologia della cache.

È importante quindi scrivere codice che sfrutti bene la cache e riduca il numero di cache miss ovvero di letture in memoria principale.

Un altro concetto importante è la **consistency** ovvero quando la CPU scrive un dato in cache è importante che questo dato sia consistente con quello scritto in memoria principale.

- **Write-Through:** La cache aggiorna il dato in memoria principale ogni volta che quello in cache viene aggiornato.
- **Write-Back:** La cache marca alcuni dati come **dirty**, quando una linea della cache viene rimpiazzata da una nuova linea allora la linea dirty viene scritta in memoria principale.

8.1. Caching on Multicores

I programmatori non hanno controllo su cosa viene scritto e su cosa è presente in cache, ma dobbiamo mantenere **cache coherence**, *Esempio*

Abbiamo un sistema con due cores e due cache (una per core).

- `y0` variabile privata di Core 0
- `y1` e `z1` variabili private del Core 1
- `x = 2` variabile condivisa

Al tempo 0 abbiamo che:

- Core 0: `y0 = x;` | Core 1: `y1 = 3 * x;`

Quindi le cache sono:

- Core 0: `x = 2` | `y0 = 2`
- Core 1: `x = 2` | `y1 = 6`

Alla seconda istruzione i core eseguono:

- Core 0: `x = 7;` | Core 1: `Statement che non chiama x`

Le cache si aggiornano in:

- Core 0: `x = 7 | y0 = 2`
- Core 1: `x = 2 | y1 = 6`

Adesso come terza istruzione:

- Core 0: `Statement che non chiama x` | Core 1: `z1 = 4*x;`

Le cache diventano quindi:

- Core 0: `x = 7 | y0 = 2`
- Core 1: `x = 2 | y1 = 6 | z1 = 4*2 o 4*7`

Per `x` il dato aggiornato è 7 ma non è stato cambiato nella cache del core 1. Questo accade sia in Write Through che in Write Back.

Per evitarlo esistono diverse tecniche:

- **Snooping Cache Coherence** - Sappiamo che i cores condividono un bus di sistema e ogni segnale trasmesso su questo può essere intercettato dagli altri cores, quando il core 0 aggiorna la `x` nella sua cache condivide questa informazione sul bus. Se il core 1 sta ascoltando il bus può capire che la `x` è stata aggiornata e rendere la sua copia non valida. Oggi però questa tecnica non è utilizzata dato che molto costosa visto l'elevato numero di cores sulle macchine.
- **Directory Based Cache Coherence** - Si utilizza una struttura dati chiamata directory per memorizzare gli stati di ogni linea della cache. In questo modo possiamo memorizzare quali core hanno in memoria quali dati, quando un dato viene aggiornato consultiamo la struttura dati e andiamo ad aggiornare le memorie che lo contengono per marcare quel dato come non valido.

Un altro problema nelle cache è il **false sharing**, questo avviene perché siccome i dati nella cache sono raccolti in linee, ogni linea può contenere diversi valori, ma quando i dati vengono invalidati viene invalidata tutta la linea. Esistono diverse soluzioni a questo problema.

- Forzare il salvataggio su linee diverse delle variabili usate da threads diversi.
- Padding ovvero aggiungere dei byte dopo ogni dato in modo che questi si trovino su linee diverse. C'è da fare attenzione però se salviamo delle struct, infatti il compilatore potrebbe cambiare l'ordine dei campi interni. In Gcc possiamo utilizzare:

```
1 struct alignTo64ByteCacheLine {
2     int _onCacheLine1 __attribute__((aligned(64)))
3     int _onCacheLine2 __attribute__((aligned(64)))
4 }
```

Come otteniamo la grandezza di una linea della cache?ù

- Dal codice con `sysconf(_SC_LEVEL1_DCACHE_LINESIZE)`
- Dalla shell con `getconf LEVEL1_DCACHE_LINESIZE`
- Un'ultima soluzione è quella di creare delle variabili locali per ogni thread e far salvare le modifiche solo a fine computazione, questo perché se ogni thread scrive ad ogni modifica andrebbe a invalidare i dati per gli altri thread.

9. GPU Programming

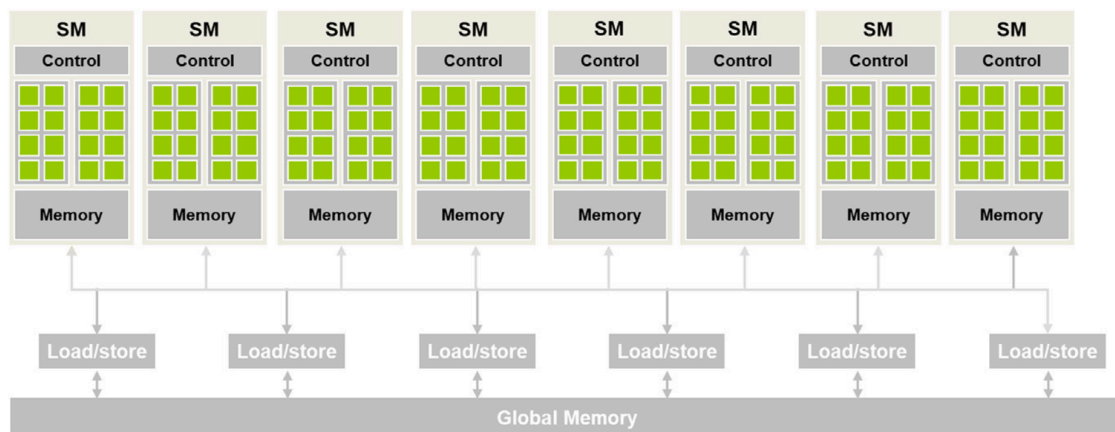
Per ora abbiamo visto la computazione avvenire nella CPU, più precisamente nei core della ALU, questi comportano:

- Alte frequenze di clock
- Grandi cache che riducono i tempi di accesso in memoria
- Predizione delle operazioni da svolgere che in caso di successo riducono i tempi di esecuzione

Adesso iniziamo a fare calcoli con la GPU:

- Ci sono molti più core ma ad una frequenza di clock moderata
- Cache più piccole
- Niente branch control quindi niente predizioni di operazioni
- Ha delle interfacce a banda ultralarga per le memorie.

Architettura di una GPU CUDA-Capable



Sono composte da:

- **SM (Streaming Multiprocessor)**: Sono un insieme di quadrati verdi, uno singolo è uno streaming processor (o anche CUDA Core). I processori di un multiprocessor condividono la stessa control logic e instruction cache.
- Due o più SM formano un **building block**
- Sono tutti collegati da una memoria a banda larga.

Application Benefits from CPU and GPU

- Utilizziamo la CPU per le parti di programma sequenziali dove è importante la latenza.
- La GPU la utilizziamo per codice parallelo dove è più importante il throughput.

La programmazione con le GPU ha un ostacolo principale ovvero che la memoria della GPU e dell'host non sono unite e quindi sono necessarie delle operazioni esplicite per trasferire i dati fra le due memorie. Un altro problema è che non sempre la GPU ha la stessa rappresentazione della CPU per i numeri floating-point.

Piattaforme per lo sviluppo con GPU

- **CUDA:** Compute Unified Device Architecture, fornisce due set di API, una a basso ed un ad alto livello. Supporta Windows, MacOS X e Linux ma funziona soltanto su hardware Nvidia anche se adesso ci sono dei tool per eseguire codice CUDA su GPU AMD.
- **HIP:** È l'equivalente di CUDA ma per AMD, esistono appunto dei tool che permettono di convertire codice CUDA in codice HIP.
- **OpenCL:** Open Computing Language è uno standard Open Source per scrivere programmi su piattaforme diverse come GPU, CPU o altri tipi di processori, è supportato sia da Nvidia che AMD ed è la piattaforma di sviluppo principale per AMD.
- **OpenACC:** Permette di utilizzare le direttive del compilatore per mappare automaticamente i calcoli da eseguire sulla GPU.

9.1. Cuda

Prima di CUDA, che permette di programmare con le schede Nvidia, le GPU trasformavano gli algoritmi in una sequenza di primitive per la manipolazione di immagini. CUDA inoltre:

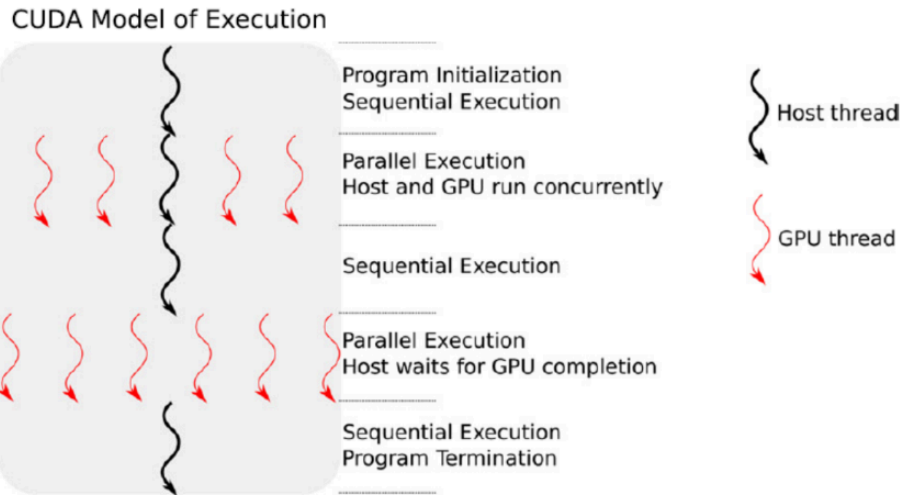
- Abilita la gestione esplicita della memoria.
- La GPU è vista come un dispositivo di computazione che:
 - È un co-processore della CPU o dell'host
 - Ha la sua DRAM
 - Esegue più threads in parallelo, la creazione o il cambio di questi costa comunque qualche ciclo di clock

È importante ricordare che CUDA è **una piattaforma o modello di programmazione** e **non** è un linguaggio di programmazione.

Struttura di un programma CUDA

1. Alloca la memoria della GPU
2. Trasferisci i dati dalla memoria dell'host alla memoria della GPU
3. Esegui il Kernel CUDA
4. Copia i risultati dalla memoria della GPU alla memoria host

Come viene eseguito, invece, del codice CUDA?



Nella maggior parte dei casi è l'host che si occupa delle operazioni di I/O, del passaggio e della raccolta dei dati dalla memoria della GPU.

I thread in CUDA sono organizzati in una struttura 6-D ma sono possibili anche con dimensioni più piccole. La struttura è divisa in:

- **Griglia**: Qui vengono posizionati i blocchi e possono avere quindi fino a 3 dimensioni per essere individuati
- **Blocco**: All'interno dei blocchi ci sono i thread, anche qui possiamo avere fino a 3 dimensioni per individuare ciascun thread.

Grazie a queste coordinate ogni thread riesce a capire a quale subset dei dati è stato assegnato.

La dimensione dei blocchi e delle griglie è determinata dalla **capability** che determina, per ogni generazione di GPU, quanto può elaborare. La **compute capability** di un dispositivo è rappresentata dal **version number** chiamato anche **SM version**. Questo numero identifica le features supportate dalla GPU e viene anche utilizzato a runtime dalle applicazioni per capire se delle istruzioni sono disponibili o meno.

9.1.1. Scrivere Programmi Cuda

Bisogna scrivere una funzione che verrà eseguita da tutti i threads, questa funzione è chiamata **kernel**, dobbiamo specificare come i threads sono organizzati nelle griglie / blocchi:

```
1 dim3 block(3,2);
2 dim3 grid(4,3,2);
3 foo<<<grid, block>>>>();
```

CUDA

- `dim3` è un vettore di interi
- Ogni componente non specificato è impostato a 1 e ogni componente è accessibile con i campi `x,y,z`

Vediamo come dichiarare le dimensioni di griglie e blocchi:

```
1 dim3 b(3, 3, 3);
2 dim3 g(20, 100);
```

CUDA

```

3  foo<<<g, b>>>()); // Run a 20x100 grid made of 3x3x3 blocks
4  foo<<<10, b>>>()); // Run a 10-block grid, each block made by 3x3x3 threads
5  foo<<<g, 256>>>()); // Run a 20x100 grid made of 256 threads
6  foo<<<g, 2048>>>()); // Invalid, maximum block size is 1024 threads even for compute capability 5.x
7  foo<<<5, g>>>()); // Invalid, that specifies a block size of 20x100=2000 threads

```

Hello World in CUDA:

```

1  #include <stdio.h>
2  #include <cuda.h>
3
4  __global__ void hello() {
5      printf("Hello world\n");
6  }
7
8  int main() {
9      hello<<<1, 10>>>());
10     cudaDeviceSynchronize();
11     return 1;
12 }

```

 CUDA

- La funzione `hello()` può essere chiamata dall'host
- La funzione `hello()` è il kernel e va sempre dichiarata `void`, i risultati vanno copiati in modo esplicito dalla GPU alla memoria dell'host.
- `cudaDeviceSynchronize` serve a bloccare finché il CUDA Kernel non è terminato

Per compilare ed eseguire, lanciamo il comando:

- `nvcc -arch=sm_20 hello.cu -o hello`
- `./hello`

Function Decorations

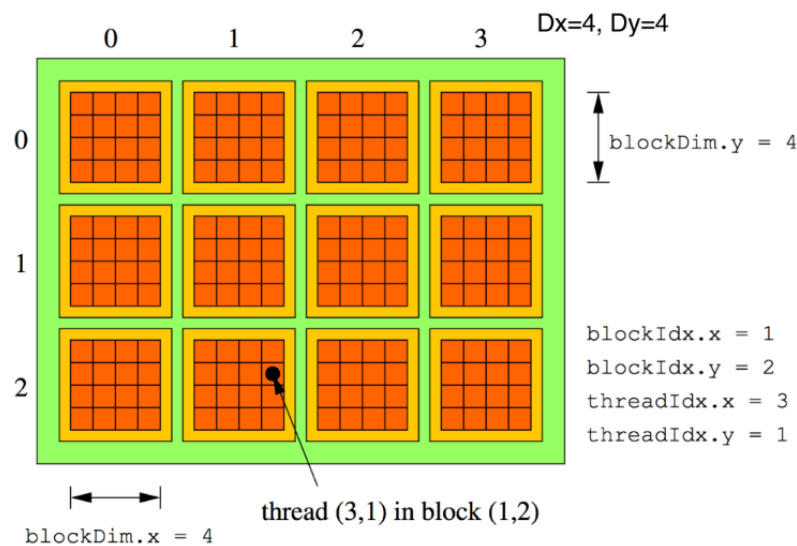
- `__global__` : Può essere chiamata dall'host o dalla GPU ed eseguita sul device o GPU.
- `__device__` : Una funzione che viene eseguita sulla GPU e può essere soltanto chiamata dal kernel, ovvero dalla GPU
- `__host__` : Una funzione che può essere eseguita soltanto sull'host, di solito viene omesso a meno che non è usato in combinazione a `__device__` per indicare che la funzione può essere eseguita sia su host che device. Questo significa che ci saranno due versioni del codice compilato.

9.1.2. Ottenere la posizione dei thread

I Thread sono organizzati in uno spazio 6D:

- `blockDim` : Contiene la dimensione di un blocco, (B_x, B_y, B_z)
- `gridDim` : Contiene la dimensione della griglia in blocchi, (G_x, G_y, G_z)
- `threadIdx` : Le coordinate (x, y, z) del thread all'interno del blocco con $x \in [0, B_x - 1], y \in [0, B_y - 1], z \in [0, B_z - 1]$
- `blockIdx` : Le coordinate (b_x, b_y, b_z) del blocco di cui fa parte il thread all'interno della griglia con $b_x \in [0, G_x - 1], b_y \in [0, G_y - 1], b_z \in [0, G_z - 1]$

Esempio



threadIdx:

$$x = \text{blockIdx.x} \times \text{blockDim.x} + \text{threadIdx.x} = 1 \times 4 + 3 = 7$$

$$y = \text{blockIdx.y} \times \text{blockDim.y} + \text{threadIdx.y} = 2 \times 4 + 1 = 9$$

$$\text{threadId} = 9 \times 16 + 8$$

Come prendiamo un unico thread ID?

- Threads diversi potrebbero avere lo stesso ID ma allora si trovano in blocchi differenti
- Per avere un ID unico vanno combinati `threadIdx` e `blockIdx` :

```
1 int myID = (  
2     blockIdx.z * gridDim.x * gridDim.y +  
3     blockIdx.y * gridDim.x +  
4     blockIdx.x) * blockDim.x * blockDim.y * blockDim.z +  
5     threadIdx.z * blockDim.x * blockDim.y +  
6     threadIdx.y * blockDim.x +  
7     threadIdx.x;
```

Quando i thread si trovano in spazi più piccoli di 6 dimensioni allora queste valgono 1 nella moltiplicazione e 0 nelle coordinate per la somma.

9.1.3. Thread Scheduling

- Ogni thread viene eseguito su uno Streaming Processor (CUDA Core)
- Un gruppo di cores nello stesso SM condividono la stessa control unit, questo significa che devono coordinarsi per eseguire la stessa istruzione.
- Diversi SM possono eseguire diversi kernel.
- Ogni blocco viene eseguito su un SM, quando uno di questi viene eseguito completamente allora l'SM esegue il successivo
- Non tutti i threads di un blocco vengono eseguiti in modo concorrente.

9.1.4. Warps

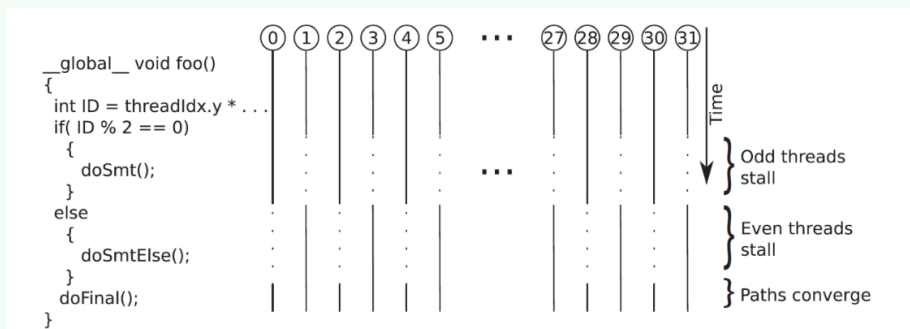
I thread di uno stesso blocco sono eseguiti in gruppi, chiamati **warps**, nelle GPU attuali la dimensione di un warp è di 32 ma potrebbe cambiare in futuro. Di solito vengono ordinate nei warps in base al loro intra-block ID.

Tutti i threads in un warp vengono eseguiti secondo il modello Single Instruction Multiple Data (SIMD) ovvero in qualsiasi istante viene eseguito il fetch di un'istruzione ed eseguita per tutti i threads nel warp.

Su ogni SM possono esserci diversi warps schedulers, questo significa che sullo stesso SM possono venir eseguiti più warps e ciascuno di questi con un execution path differente.

Warp Divergence

Dato che in un warp si segue il modello SIMD, cosa succede se il risultato di un'operazione condizionale porta a diversi percorsi? Vengono valutati tutti questi percorsi fino a quando non si riuniscono, i thread che non devono essere eseguiti vengono messi in stallo.



Context Switching

Di solito un SM ha più blocchi / warps di quanti ne sia in grado di eseguire, questo perché un SM può switchare fra i warps infatti ogni thread il suo execution context mantenuto sul chip.

Quando un'istruzione che deve essere eseguita su un warp ha bisogno di aspettare i risultati di un'operazione precedente con tanta latenza allora il warp non viene selezionato per l'esecuzione ma ne viene selezionato uno che può partire subito.

Questo meccanismo di selezionare chi non deve aspettare nulla si chiama **latency tolerance** o **latency hiding**.

Con un numero sufficiente di warps il sistema sarà sempre in grado di trovare un warp eseguibile utilizzando al massimo l'hardware. Questo meccanismo è il motivo principale per cui le GPU non devono dedicare così tanto spazio a zone come la cache o meccanismi di branch predictions come fanno le CPU.

Esempio 1

- Un dispositivo CUDA permette fino a 8 blocchi con 1024 threads per SM e 512 threads per blocco

- Quanto facciamo grandi i thread blocks? 8x8, 16x16 o 32x32?
- 8x8:
 - Avremo 64 threads per blocco
 - Per riempire i 1024 threads di ciascun SM ci servono $1024 / 64 = 16$ blocchi
 - Ma possiamo avere al massimo 8 blocchi per SM, ma in questo caso avremo $64 \times 8 = 512$ threads per SM
 - Non stiamo utilizzando al massimo le risorse a disposizione, questo significa che in qualche momento lo scheduler potrebbe non trovare qualcosa da eseguire.
- 16x16:
 - 256 threads per blocco
 - Per riempire i 1024 threads di ogni SM ci servono $1024 / 256 = 4$ blocchi
 - Abbiamo 1024 threads per ogni SM, perfetto
- 32x32:
 - Abbiamo 1024 threads per blocco che è molto più grande di 512 ovvero il massimo che possiamo avere.

Esempio 2

- Un dispositivo CUDA permette fino a 8 blocchi e 1536 threads per SM e 1024 threads per blocco
- 8x8:
 - Abbiamo 64 threads per blocco
 - Ci servono $1536 / 64 = 24$ blocchi per riempire i 1536 threads per SM
 - Possiamo usare solo 8 blocchi quindi $8 \times 64 = 512$ threads per SM, non stiamo sfruttando l'hardware al massimo
- 16x16:
 - Abbiamo 256 threads per blocco
 - Per riempire i blocchi di ogni SM ci servono $1536 / 256 = 6$ blocchi
 - Abbiamo la capacità massima
- 32x32:
 - Abbiamo 1024 threads per blocco
 - Possiamo inserire al massimo un blocco in ogni SM, ma in questo modo stiamo utilizzando soltanto $2/3$ della capacità massima del SM (1024 threads invece di 1536)

Esempio 3

- Abbiamo una griglia di $4 \times 5 \times 3$ blocchi ognuno fatto da 100 threads
- La GPU ha 16 SMs
- Abbiamo $4 \times 5 \times 3 = 60$ blocchi da distribuire in 16 SMs:
 - Assumiamo una distribuzione round-robin
 - Quindi 12 SMs riceveranno 4 blocchi mentre 4 ne riceveranno 3
 - Questo è inefficiente perché mentre i primi 12 computano l'ultimo blocco gli altri 4 sono in idle.
- Un blocco contiene 100 threads, che sono divisi in $100/32=4$ warps

- I primi 3 warps hanno 32 threads mentre l'ultimo ne ha 4
- Assumiamo di poter farlo lo schedule di un solo warp alla volta (ad esempio perché abbiamo 32 CUDA Core per SM)
- L'ultimo warp userà solo 4 dei 32 core disponibili

9.2. Device Properties

Sono delle istruzioni che ci permettono di ottenere informazioni sul dispositivo:

Ad esempio per ottenere una lista delle GPU disponibili:

```
1  int deviceCount = 0;
2  cudaGetDeviceCount(&deviceCount);
3  if (deviceCount == 0) {
4      printf("No CUDA compatible GPU exists.\n")
5  } else {
6      cudaDeviceProp pr;
7      for (int i = 0; i < deviceCount; i++) {
8          cudaGetDeviceProperties(&pr, i);
9          printf("Dev #%i is %s\n", i, pr.name);
10     }
11 }
```

 CUDA

Il `cudaGetDeviceProperties` è una struct con questi campi:

```
1  struct cudaDeviceProp {
2      char name[256];
3      int major; // Compute capability major number
4      int minor; // * * minor *
5      int maxGridSize[3];
6      int maxThreadsDim[3];
7      int maxThreadsPerBlock;
8      int maxThreadsPerMultiProcessor;
9      int multiProcessorCount;
10     int regsPerBlock; // Number of registers per block
11     size_t sharedMemPerBlock;
12     size_t totalGlobalMem;
13     int warpSize;
14 }
```

 C

9.3. Memory Hierarchy

La memoria allocata dall'host non è visibile alla GPU e viceversa, non è possibile quindi, ad esempio:

```
1  int *mydata = new int[N];
2  ...
3  foo<<<grid, block>>>>(mydata, N);
```

 CUDA

Come si passano quindi i dati fra le memorie?

```

1  cudaError_t cudaMalloc (void** devPtr, size_t size)
2  // Il primo parametro è un puntatore al puntatore della zona di memoria dove vogliamo che vengano salvati i dati
   (zona dell'host).
3  //Il secondo parametro indica la grandezza in bytes dei blocchi richiesti
4
5  cudaError_t cudaFree(void* devPtr);
6  // Come parametro prende un puntatore alla zona dell'host, di solito è quello ritornato da un cudaMalloc
7
8  cudaError_t cudaMemcpy(void* dst, const void* src, size_t count, cudaMemcpyKind kind);
9  // Il primo parametro è l'indirizzo del blocco di destinazione
10 // Il secondo parametro l'indirizzo della sorgente
11 // Grandezza in bytes
12 // Direzione della copia

```

 CUDA

I due tipi `cudaError_t`, `cudaMemcpyKind` sono delle enum, per la prima se una funzione ritorna qualcosa di diverso da `cudaSuccess (0)` allora si è verificato un errore. Mentre la seconda può assumere diversi valori:

- 0 Host to Host
- 1 Host to Device
- 2 Device to Host
- 3 Device to Device
- 4 Si utilizza quando la Unified Virtual Address space capability è disponibile sull'hardware

Esempio somma fra vettori Abbiamo due vettori della stessa dimensione e vogliamo sommare gli elementi con lo stesso indice:

```

1  void vecAdd(float *h_A, float *h_B, float *h_C, int n) {
2      int size = n * sizeof(float);
3      float *d_A, *d_B, *d_C;
4
5      cudaMalloc((void **) &d_A, size);
6      cudaMemcpy(d_A, h_A, size, cudaMemcpyHostToDevice);
7      cudaMalloc((void **) &d_B, size);
8      cudaMemcpy(d_B, h_B, size, cudaMemcpyHostToDevice);
9
10     cudaMalloc((void **) &d_C, size);
11     // Kernel invocation code, da vedere
12     cudaMemcpy(h_C, d_C, size, cudaMemcpyDeviceToHost);
13
14     cudaFree(d_A); cudaFree(d_B); cudaFree(d_C);
15 }

```

 CUDA

Per controllare gli errori, dopo una `cudaMalloc` dovremmo eseguire:

```

1  cudaError_t err = cudaMalloc((void**) &d_A, size);
2  if (error != cudaSuccess) {
3      printf("%s in %s at line %d\n", cudaGetErrorString(err), __FILE__, __LINE__);
4      exit(EXIT_FAILURE);
5  }

```

 CUDA

Oppure ancora migliore:

```
1 #define CUDA_CHECK_RETURN(value) {
2     cudaError_t _m_cudaStat = value;
3     if (_m_cudaStat != cudaSuccess) {
4         fprintf(stderr, "Error %s at line %d in file %s\n",
5             cudaGetErrorString(_m_cudaStat),
6             __LINE__, __FILE__);
7         exit(1);
8     }
9 }
```

CUDA

Per la chiamata al kernel invece dobbiamo eseguire:

```
1 vedAddKernel<<<ceil(n/256.0), 256>>>>(d A, d B, d C, n);
```

CUDA

Ogni blocco ha 256 threads e abbiamo quindi $n / 256$ blocchi. Se n non è multiplo di 256? Potrebbero venir eseguiti più thread di quanti elementi ci sono nell'array, ogni thread deve controllare se vanno eseguiti alcuni elementi o no:

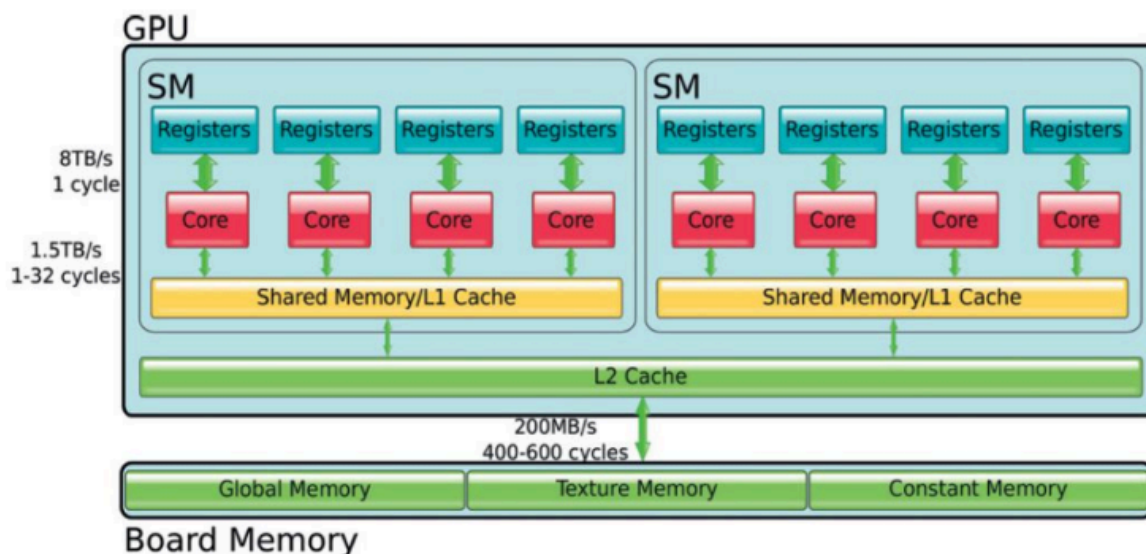
```
1 __global__
2 void vecAddKernel(float *A, float *B, float *C, int n) {
3     int i = blockDim.x*blockIdx.x + threadIdx.x;
4     if (i < n) C[i] = A[i] + B[i];
5 }
```

CUDA

Con questo if controlliamo se thread che stiamo eseguendo fa parte dell'array, quindi se accade facciamo il calcolo altrimenti no.

9.4. Memory Type

Esistono diversi tipi di memorie:



- **Registers:** Mantengono le variabili locali

- **Shared Memory:** Una memoria ad alta velocità presente sul chip che serve a mantenere dati usati molto spesso. Si utilizza per spostare dati fra i cores dello stesso SM.
- **L1 / L2 Cache:** Una memoria invisibile al programmatore.
- **Global Memory:** Di solito ha una grande capacità ma è molto lenta (rispetto alle memorie interne), è l'unica zona accessibile all'host tramite le funzioni CUDA.
- **Texture and Surface Memory:** Contiene risorse gestite da hardware dedicato che permettono un'implementazione più veloce di alcuni operatori.
- **Constant Memory:** Può contenere soltanto costanti, viene cachata e permette il broadcast di un singolo valore a tutti i threads del suo stesso warp.

CUDA Variable Type Qualifiers

Variable declaration	Memory	Scope	Lifetime
Automatic variables other than arrays	Register	Thread	Kernel
Automatic array variables	Global	Thread	Kernel
<code>__device__ __shared__ int SharedVar;</code>	Shared	Block	Kernel
<code>__device__ int GlobalVar;</code>	Global	Grid	Application
<code>__device__ __constant__ int ConstVar;</code>	Constant	Grid	Application

9.4.1. Registri

Servono a memorizzare le variabili locali dei threads, i registri sono condivisi fra i threads dello stesso core. La **compute capability** determina il numero massimo di registri che possono essere usati da un thread, se questo numero viene superato allora le variabili locali sono allocate nella global off-chip memory che è molto più lenta, anche se alcuni variabili potrebbero comunque trovarsi sulla cache L1. È il compilatore che deciderà quali variabili allocare nei registri e quali nella memoria.

Il numero massimo di registri utilizzabili da un thread influenza anche il numero massimo di **resident thread** che possiamo avere in un SM.

Ad esempio

- Un Kernel utilizza 48 registri e abbiamo blocchi da 256 threads
- Ogni blocco richiede quindi $48 * 256 = 12.288$ registri in totale
- Assumiamo che la GPU abbia 32.000 registri per SM e 1.536 threads per SM. Questo significa che ogni SM ha 2 blocchi ($12.288 * 2 < 32.000$)
- Questo significa però che abbiamo $2 * 256 = 512$ threads per SM che è molto inferiore alle capacità di un SM.

Nvidia definisce come **occupancy** come il rapporto fra i **resident warps** e il **numero massimo di resident warps**.

$$\text{occupancy} = \frac{\text{resident_warps}}{\text{maximum_warps}} = \frac{2 * \frac{256 \text{ threads}}{32 \text{ threads / warps}}}{48 \text{ warps}} = \frac{16}{48} = 33.3\%$$

Come valore desiderato vorremmo un occupancy più vicina possibile a 1, perché significa che ci sono più opportunità di effettuare swap fra threads e nascondere la latenza. L'occupancy di una kernel può essere analizzata con un profiler, ma come facciamo poi ad aumentarla?

- Riduciamo il numero di registri richiesti dalla kernel, ad esempio riducendo il numero di variabili o riutilizzandone alcune.
- Usare una GPU con più registri per thread.

9.4.2. Constant Memory

È importante ricordare che `Constant Memory != ROM`, la constant memory è soltanto una memoria che può contenere i valori delle costanti, su questa memoria ci scrive l'host. I vantaggi principali sono:

- Ha una cache
- Supporta il broadcast di un singolo valore a tutti i threads nello stesso warp

Per dichiarare una costante in questa zona scriviamo:

```
1 __constant__ type variable_name; // static
2 cudaMemcpyToSymbol(variable_name, &host_src, sizeof(type), cudaMemcpyHostToDevice);
```

 CUDA

I dati saranno presenti in memoria fino alla terminazione dell'applicazione, questi sono leggibili da tutti i threads della kernel.

Esempio

Se abbiamo 10 warps in un SM e tutti richiedono la stessa variabile:

- Se questa si trova nella global memory tutti richiedono quel segmento di memoria.
- Dopo la prima richiesta il dato finirà in L2 ma questa è molto trafficata e il dato potrebbe andare perso.
- Se il dato si trova in constant memory invece è molto probabile che anche tutti gli altri warps lo trovino lì.

9.4.3. Performance Estimation

In che modo possiamo stimare le performance per capire se stiamo sfruttando al massimo la **computational capabilities**?

- `FLOP/s` (floating point operations per second), ma va specificato che tipo di floating-point 64bit, 32bit, 16bit...
- Oggi abbiamo sistemi capaci di gestire fino a 1 ExaFLOP/s (10^{18} FLOP/s)

Se prendiamo ad esempio l'operazione: `pixVal += in[curRow * w + curCol];`

- Tutti i threads accedono alla memoria globale per ottenere i loro input dalla matrice. Supponiamo che la memoria abbia una banda di 200 GB/s quindi possiamo caricare $\frac{200 \text{ GB/s}}{4 \text{ bytes}} = 50G$ operands/s
- Facciamo un'operazione con floating-point ad ogni operand, ci aspettiamo quindi come performance più alta 50 GFLOP/s.
- Supponiamo che questa GPU abbia come picco 1.500 GFLOP/s, questo significa che la nostra esecuzione è limitata al $3.3\% \left(\frac{50}{1500} \right)$, lo spostamento di dati fra le memorie sta limitando le nostre performance.
- Diciamo che questa applicazione è **memory bound**. Per aumentare le performance dobbiamo ridurre gli accessi in memoria.

Definiamo **compute-to-global-memory-access ratio** come il numero di operazioni floating-point eseguite per ogni accesso nella memoria globale in una regione di programma. È anche conosciuta come la **arithmetic / operational intensity** misurata in FLOP/byte.

9.4.4. Shared Memory

I dati presenti nella shared memory sono condivisi fra tutti i threads. Possiamo utilizzarla, ad esempio, per:

- Memorizzare i dati usati molto frequentemente che altrimenti richiederebbero una memoria globale.
- Un modo per condividere i dati fra cores dello stesso SM.

Il modificatore `__shared__` viene usato per indicare che un dato va salvato nella memoria shared invece che la globale.

Shared Memory vs L1 cache:

- Sono entrambe on-chip
- In alcuni casi avere i dati sulla shared-memory e avendo controllo su questa si ottengono risultati migliori rispetto alla cache.

Esempio di utilizzo: 1D Stencil

Per capire lo stencil, prendiamo una lista di valori e consideriamo un raggio di, ad esempio, 3. Ogni valore diventerà la somma di se stesso e i 6 elementi vicini a lui, 3 a sinistra e 3 a destra. Abbiamo quindi che ogni thread processa un elemento ma ogni elemento verrà letto più volte, con raggio 3 ogni elemento viene letto 7 volte.

Possiamo salvare i dati nella shared memory per accedervi più velocemente:

- Leggiamo gli elementi in `blockDim.x + 2 * radius` dalla memoria globale e li mettiamo nella shared memory
- Calcoliamo `blockDim.x` elementi
- Scriviamo `blockDim.x` elementi nella memoria globale.

Ogni thread però calcola solo il suo elemento.

Ovviamente va creato un nuovo array altrimenti ogni stencil applicato influenzerebbe il successivo calcolo.

Esempio Codice

```
1  __global__ void stencil_1d(int *in, int *out) {
2  __shared__ int temp[BLOCK_SIZE + 2 * RADIUS];
3  int gindex = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;
4  // Indice locale (dentro la shared) calcolato in base al RADIUS
5  int lindex = threadIdx + RADIUS;
6
7  // Salva i dati nella shared memory
8  temp[lindex] = in[gindex];
9  if (threadIdx.x < RADIUS) {
10     temp[lindex - RADIUS] = in[gindex - RADIUS];
11     temp[lindex + BLOCK_SIZE] = in[gindex + BLOCK_SIZE];
```



```

12  }
13
14  // Applica lo stencil
15  int result = 0;
16  for (int offset = -RADIUS; offset <= RADIUS; offset++) {
17      result += temp[lindex + offset];
18  }
19  // Salva i risultati
20  out[gindex] = result;
21  }

```

Quindi ogni thread carica il suo valore in shared memory ma quelli più esterni caricano anche gli HALO ovvero i valori ai bordi del blocco. Ma cosa succede se ad esempio il thread 31 inizia la computazione quando il thread 32 ha già scritto i suoi risultati? Dobbiamo sincronizzare i threads in modo che i calcoli vengano effettuati soltanto quando i dati sono stati caricati in shared memory, aggiungiamo una barriera.

```

1  __global__ void stencil_1d(int *in, int *out) {
2      __shared__ int temp[BLOCK_SIZE + 2 * RADIUS];
3      int gindex = threadIdx.x + blockIdx.x * blockDim.x;
4      int lindex = threadIdx + RADIUS;
5
6      // Salva i dati nella shared memory
7      temp[lindex] = in[gindex];
8      if (threadIdx.x < RADIUS) {
9          temp[lindex - RADIUS] = in[gindex - RADIUS];
10         temp[lindex + BLOCK_SIZE] = in[gindex + BLOCK_SIZE];
11     }
12     // Sincronizzazione dei threads
13     __syncthreads();
14
15     // Applica lo stencil
16     int result = 0;
17     for (int offset = -RADIUS; offset <= RADIUS; offset++) {
18         result += temp[lindex + offset];
19     }
20     // Salva i risultati
21     out[gindex] = result;
22 }

```

Nota

Non ne sono sicuro ma credo che in questi esempi non sono stati gestiti i casi in cui un thread si trova ai bordi assoluti. In quel caso possiamo anche impostare i valori a 0 e poi successivamente nel calcolo ignorarli sempre gestendoli tramite un if.

9.4.5. Pinned Memory

Per trasferire i dati CPU - GPU durante le `cudaMemcpy()` viene utilizzato il **DMA (Direct Memory Access)**, in questo modo:

- La CPU rimane libera per eseguire altre tasks.
- Utilizza connessioni come le PCIe.

I sistemi moderni però gestiscono la memoria tramite indirizzi virtuali:

- Più locazioni di memoria virtuali sono mappate in una singola locazione fisica.
- Gli indirizzi virtuali vengono tradotti in indirizzi fisici.

Per gestire la memoria in modo efficiente non si sposta la memoria byte per byte ma questa viene divisa in pagine (blocchi) di dimensione fissa, in questo modo il sistema operativo sposta intere pagine da RAM a disco rigido e viceversa.

Quindi non tutto può trovarsi sulla RAM:

- **Page-out:** Se la RAM è piena e ce ne serve per un'altra operazione, il sistema prende una pagina che non sta venendo usata da tempo e la sposta sul disco rigido.
- **Page-in:** Quando i dati vengono riportati in RAM

Il DMA utilizza indirizzi fisici:

- Quando una `cudaMemcpy()` copia un array vengono svolti uno o più trasferimenti DMA.
- All'inizio di ogni trasferimento DMA gli indirizzi vengono tradotti e viene controllata la presenza delle pagine necessarie per sia per l'array sorgente che per la destinazione.
- Non sono necessarie altre traduzioni di indirizzi e questo ci fa guadagnare molta efficienza.

Il Sistema Operativo potrebbe però, per sbaglio, spostare dati necessari al DMA dalla RAM al disco e spostare sullo stesso indirizzo fisico necessario al DMA altri dati.

Per risolvere questo problema utilizziamo la **pinned memory**, sono indirizzi di memoria virtuale *marchiati* in modo tale che non venga mai effettuato il **page-out** su questi. Vengono allocati tramite una chiamata API.

Il DMA usato da `cudaMemcpy()` richiede che ogni sorgente o destinazione nella memoria host sia allocata nella pinned memory, se questo non succede va comunque prima copiata nella pinned memory, stiamo quindi aggiungendo overhead. Per guadagnare tempo è buona norma quindi allocare nella pinned per evitare copie extra non necessarie.

Però posizionare i dati del programma nella pinned memory ci risparmia i trasferimenti extra ma rovina l'efficienza della memoria virtuale dell'host.

Per posizionare dati nella pinned memory:

- Eseguiamo un normale `malloc()` e poi chiamiamo `mlock()`
- Per deallocare facciamo l'ordine inverso quindi prima `munlock()` e poi `free()`
- Oppure possiamo usare la funzione `cudaMallocHost()`, e per deallocare `cudaFreeHost()`

Il guadagno qui dipende dalla grandezza dei dati, possiamo andare da un miglioramento del 10% fino a un 2.5x !!

9.4.6. Bank Conflicts in Shared Memory

La memoria virtuale è organizzata in **banks**:

Address	Bank															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
	0	4	8	12	16	20	24	28	32	36	40	44	48	52	56	60
	64	68	72	76	80	84	88	92	96	100	104	108	112	116	120	124
	128	132	136	140	144	148	152	156	160	164	168	172	176	180	184	188

- Gli accessi nei bank sono interleaved
- I nuovi dispositivi hanno fino a 32 banks mentre i più vecchi 16.
- Ogni bank permette un accesso per ciclo
- Se i threads accedono a banks differenti nella shared memory allora gli accessi sono istantanei
- Se i threads accedono a dati diversi nello stesso bank allora gli accessi vengono **serializzati**.

Dobbiamo cercare di evitare che threads nello stesso warp accedano, nello stesso momento, allo stesso bank nella shared memory.

Info

- Se tutti i threads di un warp accedono alla stessa locazione di memoria allora viene effettuato un broadcast in lettura e quindi non ci sono conflitti.
- Se un subsets di threads in un warp accede allo stesso momento nella stessa locazione di memoria allora avviene una lettura multicast, anche qui non ci sono conflitti.

9.4.7. Global Memory Coalescing

Quando un thread accede ad una locazione di memoria in realtà vengono lette più locazione, simile a quando viene caricato un intero blocco di dati nella cache. Quando tutti i threads in un warp eseguono una lettura l'hardware controlla se stanno accedendo a locazioni contigue di memoria, se questo accade allora viene effettuato un solo accesso.

Ad esempio, se in un warp il Thread 0 accede alla locazione N, il Thread 1 alla locazione N+1 ecc... allora tutti questi accessi verranno effettuati in un singolo accesso. Alcuni device CUDA potrebbero richiedere degli allineamenti, ad esempio che N sia multiplo di 16.

9.4.8. Global Memory Access

Esistono due tipi di load:

- Cached loads:
 - Sono quelli utilizzati di default dai dispositivi che hanno una L1.
 - Prima si controlla se il dato è in L1, se non c'è si controlla la L2, se non c'è si va in memoria globale.
 - Vengono caricate in cache linee da 128byte. (dipende dal device)
- Non cached loads:
 - Si utilizzano quando il dispositivo non ha una L1 oppure, se ce l'ha, quando compiliamo con le flag `-Xptxas -dlcm=cg`
 - Si controlla soltanto la L2, se il dato non c'è si va in memoria globale.
 - Vengono caricate linee da 32byte.

Per la scrittura di dati invece:

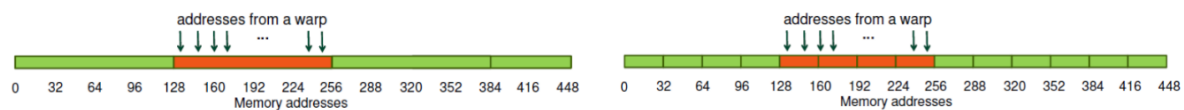
- Viene invalidata la linea nella L1 e il writeback viene effettuato sulla L2.
- Quindi quando CUDA scrive un dato non lo tiene nella L1 locale e se era presente invece viene invalidata la linea e scritto nella L2.

Questo elimina il false sharing perchè più SM non cercano di avere sempre l'ultima versione della L1 ma utilizzano una L2 comune a tutti. Anche non avendo false sharing però è comunque utile scrivere in modo ordinato nella memoria ad esempio per sfruttare al massimo la larghezza di banda.

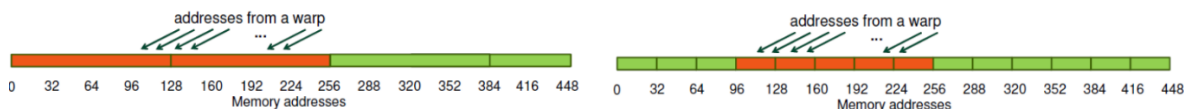
Ad esempio:

- Un warp richiede 32 words da 4 byte allineate e consecutive in memoria, in totale quindi 128 bytes.
 - Se utilizziamo la L1 possiamo muovere tutti i 128 byte sul bus e occupare una linea di cache
 - Se non la utilizziamo possiamo comunque muovere 128 byte sul bus ma utilizzare 4 segmenti della L2
 - In ogni caso abbiamo utilizzato al 100% il bus.

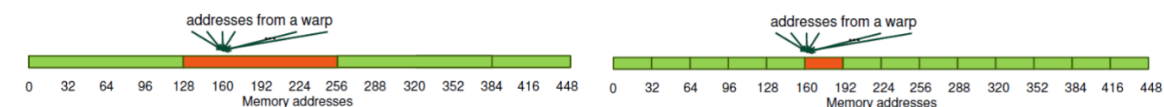
Questo accade anche se le words non vengono in modo consecutive ma comunque allineate in memoria.



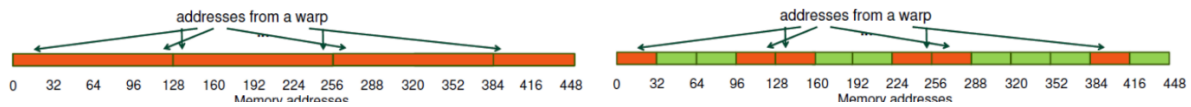
- Se un warp richiede 32 words da 4 byte ma che non sono allineate in memoria:
 - Utilizzando la L1, siccome sul bus spostiamo segmenti da 128 e le words non sono allineate dobbiamo spostare due segmenti e quindi 256bytes e occupare inoltre 2 linee di cache, abbiamo un utilizzo del 50% sul bus.
 - Non utilizzando la L1, le words occuperanno al massimo 5 segmenti da 32 e quindi 160bytes da muovere sul bus, utilizzando quindi solo l'80%.



- Se tutti i threads in un warp richiedono la stessa word (4 bytes)?
 - Con la L1 occupiamo una linea di cache e muoviamo 128 byte sul bus: utilizzo del 3.125%
 - Senza la L1, richiediamo un segmento e muoviamo 32 bytes sul bus: utilizzo del 12.5%



- Se un warp richiede 32 words da 4 byte tutte in ordine sparso?
 - Con la L1 occupiamo N linee di cache, muoviamo sul bus $N * 128$ bytes: Utilizzo del $\frac{128}{N * 128}$
 - Senza la L1 occupiamo N segmenti e muoviamo $N * 32$ bytes sul bus: utilizzo del $\frac{128}{N * 32}$



In generale quindi se non facciamo memory coalescing o comunque accessi in memoria non allineati potremmo considerare di spegnere la L1 per guadagnare performance.

9.5. Importance of data structure organization for coalesced accesses

9.5.1. Array of Struct vs Struct of Array

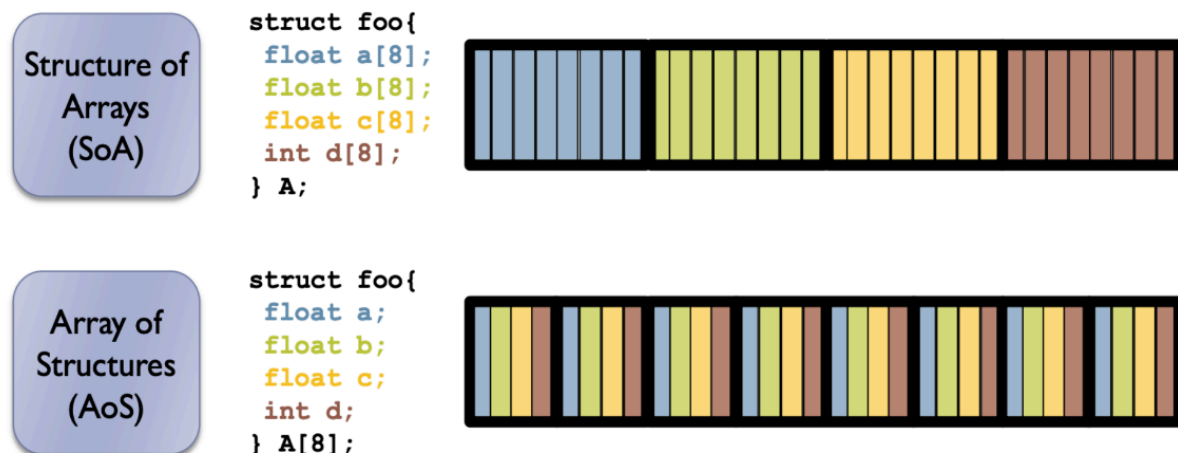
È meglio utilizzare un array dove ogni elemento è una struct oppure una struct dove ogni elemento è un array?

```
1 struct innerStruct {
2     float x;
3     float y;
4 };
5
6
7 struct innerStruct AoS[N];
```

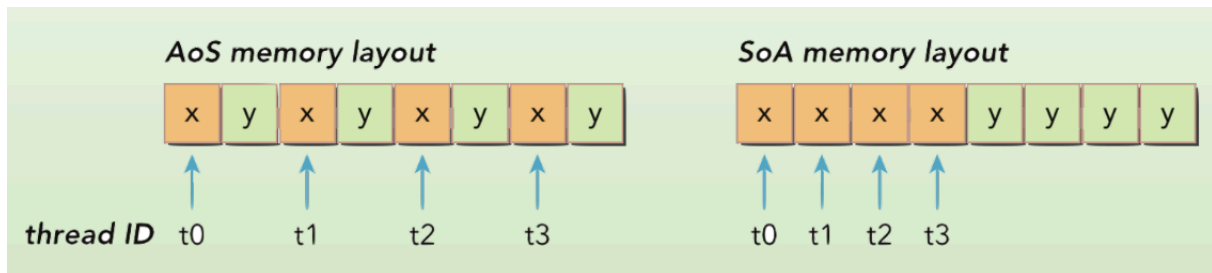
```
1 struct innerArray {
2     float x[N];
3     float y[N];
4 };
5
6
7 struct innerArray SoA;
```

- Come vengono organizzati i dati in memoria?
- La **cache locality** come viene gestita?
- I coalesced access?

In memoria possiamo vederli organizzati in questo modo:



Adesso, se ad esempio tutti i thread dovessero accedere ad un dato x :

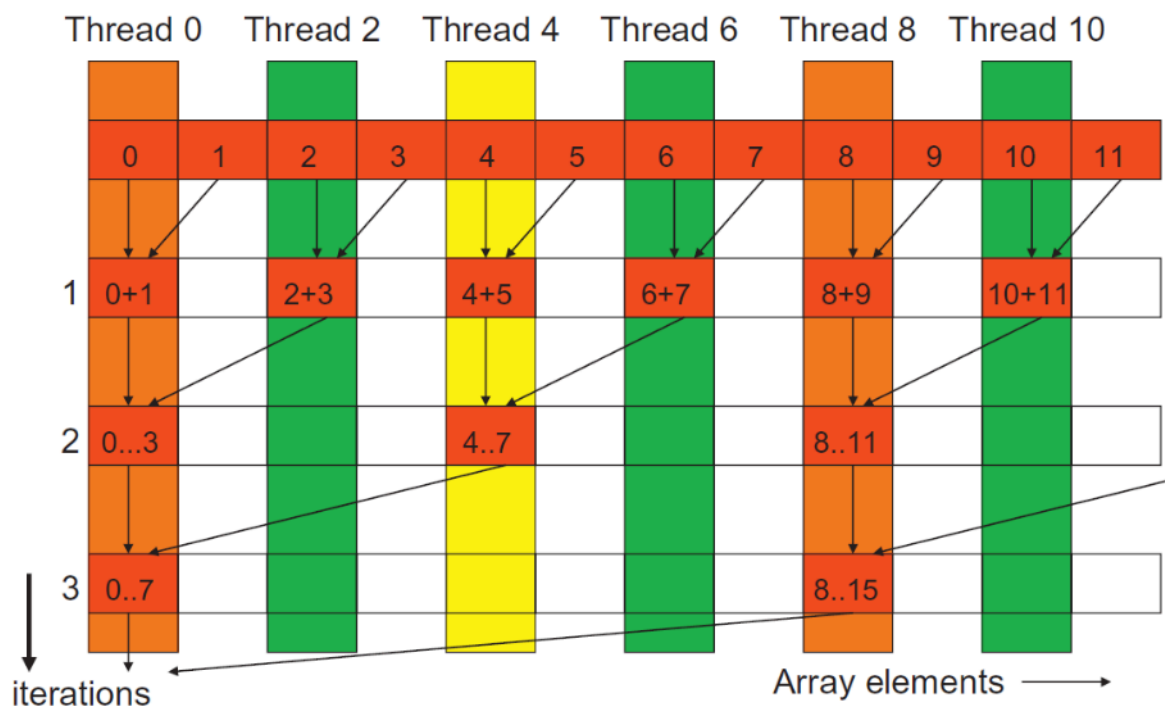


Accadono le seguenti cose:

- Nell'AoS sprechiamo spazio nella cache dato che carichiamo anche y ma in quel momento é inutile, potremmo infatti caricare tutte le x
- Con SoA possiamo caricare con un singolo accesso tutti i dati che ci servono ovvero soltanto le x .
- Il SoA quindi permette il coalesced access e richiede anche meno spazio.

9.6. Reduce on GPU

La prima idea che possiamo utilizzare per effettuare una Reduce é la seguente:

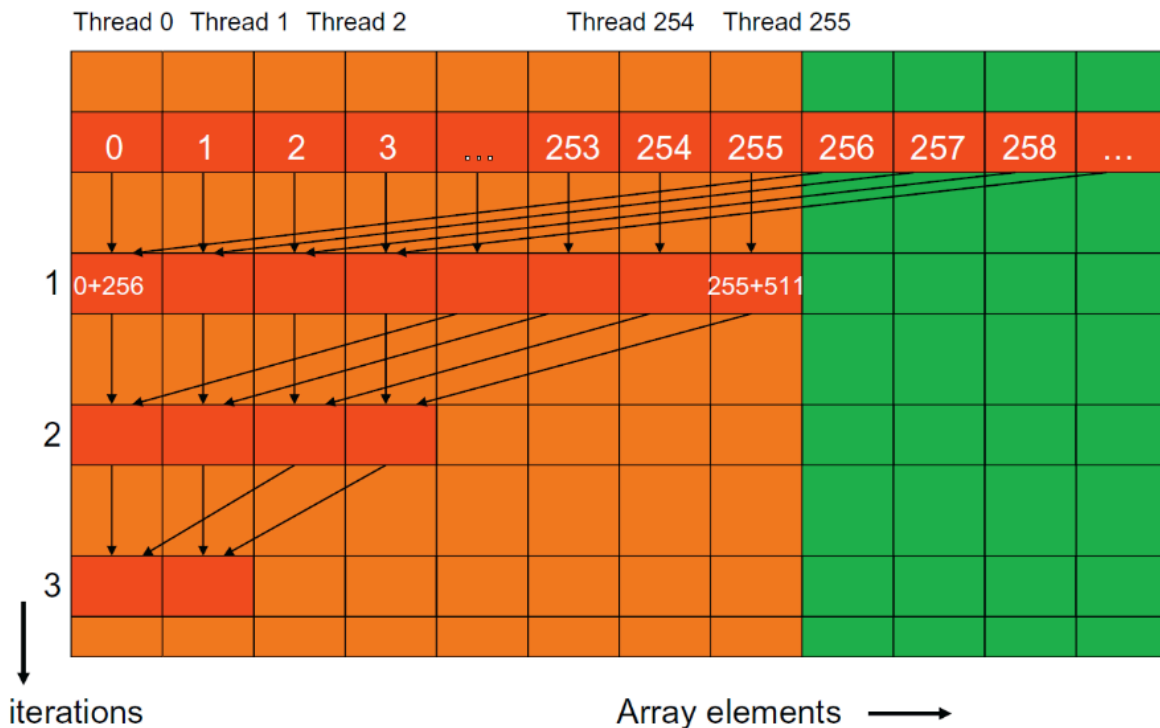


Che possiamo implementare con il codice:

```
1 unsigned int t = threadIdx.x;
2 for (unsigned int stride = 1; stride < blockDim.x; stride *= 2) {
3     __syncthreads();
4
5     if (t % (2 * stride) == 0)
6         partialSum[t] += partialSum[t+stride];
7 }
```

In questo modo ad ogni iterazione andranno a lavorare sempre la metà dei thread rispetto alla precedente. Questo però in realtà è un problema! Infatti alcuni thread fanno delle somme mentre altri non fanno nulla, già dalla prima iterazione tutti i thread dispari sono disabilitati. Non abbiamo divergenza ma utilizziamo poco le nostre risorse.

Un modo migliore per effettuare una reduce è il seguente:



L'idea è che dividiamo il blocco in due e ogni thread fa la somma fra se stesso e il suo corrispondente nell'altra metà, ad esempio prendiamo un blocco da 512 threads:

- Alla prima iterazione tutti leggono i dati
- Alla seconda lavorano a coppia:
 - Il thread 0 si somma con il thread 256
 - Il thread 1 si somma con il thread 257
 - ...
- Andando avanti con le iterazioni andiamo sempre a dimezzare il numero di thread attivi ma la cosa importante è che non spegniamo thread in modo alternato ma in modo contiguo e questo permette alla GPU di disabilitare warp interi non andando a impattare di molto sulle performance, infatti:
- Prendendo sempre 512 come grandezza abbiamo:
 - Iterazione 1: $512 / 32$: 16 warp attivi
 - Iterazione 2: $256 / 32$: 8 warp attivi
 - ...
 - Quando ci serviranno meno di 32 thread sarà il caso in cui c'è un solo warp e i thread non svolgono tutti lo stesso lavoro, infatti alcuni saranno spenti e qui abbiamo divergenza ma è soltanto per poche iterazioni a fine codice e per pochi dati.

Possiamo implementare questa reduction in questo modo:

```

1  __shared__ float partialSum[SIZE];
2  partialSum[threadIdx.x] = X[blockIdx.x * blockDim.x + threadIdx.x];
3
4  unsigned int t = threadIdx.x;
5  for (unsigned int stride = blockDim.x / 2; stride >= 1; stride >> 1) {
6      __syncthreads();
7      if (t < stride)
8          partialSum[t] += partialSum[t + stride];
9  }

```

La shared memory però ricordiamo che é condivisa soltanto fra i threads all'interno dello stesso blocco, come riduciamo quindi un vettore più grande del numero di thread per blocco?

Supponiamo di dover ridurre un vettore di N elementi con $N = N_{\text{block}} * N_{\text{thread}}$, dobbiamo:

- Usare un kernel `reduce<<<Nblock, Nthread>>>(v, partial)` per ottenere nella variabile `partial` un vettore con N_{block} elementi (1 elemento per ogni blocco) che contiene i risultati parziali.
- Utilizzare un altro kernel `reduce<<<1, Nblock>>>(partial, result)` per ottenere i risultati finali, oppure far lavorare la CPU su questo invece di chiamare un altro kernel.

9.7. CUDA + MPI

Ci sono due strade possibili, dipende da:

- **MPI non sa che c'è la GPU:** I dati devono essere trasferiti in modo esplicito tra dalla GPU alla CPU prima di fare le chiamate MPI, alla ricezione stessa cosa ma in ordine inverso

```

1  // Chi invia
2  cudaMemcpy(tmp, src, cudaMemcpyDeviceToHost);
3  MPI_Send(tmp, ..., N+1, ...)
4
5  // Chi riceve
6  MPI_Recv(tmp, ..., N, ...) // recv
7  cudaMemcpy(tmp, src, cudaMemcpyHostToDevice);

```

- **MPI é a conoscenza della GPU:** Non c'è bisogno di copiare i dati tra GPU e memoria Host, questo ci permette di risparmiare una copia aggiuntiva all'invio e una alla ricezione

La differenza sostanziale é che nelle nuove versioni possiamo appunto passare direttamente puntatori a memoria della GPU e MPI gestirà tutto da solo mentre con versioni precedenti di MPI dobbiamo fare noi a mano i trasferimenti.