

Programmazione di Sistemi Multicore : K-Mean Clustering

Andras. B. Arancio, Eugenio Schiera

January 2023

1 Introduzione

Gli obiettivi fondamentali che ci siamo posti nella realizzazione del nostro programma sono stati quelli di scrivere un programma altamente efficiente, anche nella sua versione sequenziale, e quello di effettuare una parallelizzazione più accurata e minuziosa possibile, che renda il programma scalabile all'aumentare dei thread. I risultati ottenuti sono stati soddisfacenti, e verranno illustrati nel corso di questa relazione.



Figure 1: Una immagine clusterizzata con il nostro programma: a sx. l'originale, al centro clusterizzata con 5 cluster, a dx. con 10 cluster

2 L'architettura del programma

Al fine di adempiere agli obiettivi di efficienza che ci eravamo preposti, abbiamo deciso di utilizzare strutture dati efficienti; prevale infatti l'utilizzo degli array, a dispetto di soluzioni come le linked list, più lente di per sè e dalle operazioni difficilmente scalabili nella parallelizzazione. Il risultato di questa scelta architetturale è stato quello di ottenere un programma in cui la maggior parte dei loop è vettorizzabile.

Il programma è composto da quattro funzioni principali: una deputata al recupero delle coordinate dell'input da un file di testo, due responsabili dell'allocazione e del liberamento della memoria utilizzata e un'altra che esegue l'algoritmo vero e proprio.

2.1 Argomenti necessari all'esecuzione

Al lancio del programma sono richiesti i seguenti argomenti: il nome del file di testo contenente le coordinate, il numero M di punti in input, il numero N di dimensioni dei punti, il numero K di cluster in cui si vuole suddividere i punti e, nel caso in cui si stia eseguendo una delle versioni parallele, il numero di thread con cui si desidera eseguire.

```
./main miei_punti.txt 1000000 500 12 8
```

2.2 Strutture dati e funzionamento del programma

Operiamo su un insieme di M punti, che verranno suddivisi in K cluster; il punto medio di ogni cluster è detto centroide. Le strutture che utilizza il nostro algoritmo sono le seguenti:

```
struct point {
    int dimensions;
    double* coordinates;
    int cluster;
    double distance_from_centroid;
};
```

usato per immagazzinare le informazioni riguardanti un punto. In particolare, l'appartenenza al cluster è identificata tramite un dato primitivo `int`, in questo modo i cluster sono definiti a partire dai punti, facendo a meno di strutture come linked list per le operazioni riguardanti i cluster. L'algoritmo converge quando ogni punto appartiene allo stesso cluster a cui apparteneva nell'iterazione precedente.

```
struct centroid {
    struct point centroid;
    struct point accumulator;
    int points_in_cluster;
};
```

Rappresenta il centroide di un cluster. Ad ogni iterazione, la somma delle coordinate dei punti appartenenti al cluster al momento dell'attuale iterazione viene accumulata in un accumulatore e ne viene successivamente fatta la media, al fine di calcolare la posizione del nuovo centroide per l'iterazione successiva.

```
struct space {
    struct point* points;
    struct centroid* centroids;
    int number_of_points;
    int dimensions;
    int clusters;
};
```

Rappresenta l'insieme composto dai punti su cui è richiesta l'operazione di clustering. Contiene i punti dell'insieme, i centroidi dei cluster, e i dati che specificano le loro dimensioni.

3 Tecniche di parallelizzazione

Le due API che abbiamo deciso di utilizzare per la parallelizzazione del nostro programma sono state *Pthread* e *OpenMP*. Ciascun thread lavora su una propria porzione dell'insieme, si può dunque affermare che, secondo la tassonomia di Flynn, il nostro è un programma *Single Instruction Multiple Data*. I controlli di convergenza vengono ovviamente effettuati sull'insieme per intero.

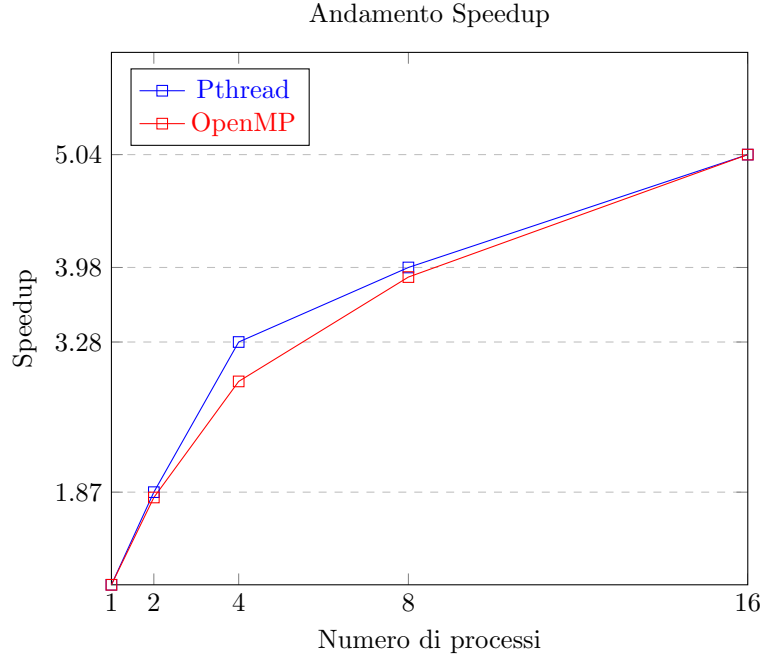
Ci siamo concentrati sulla parallelizzazione dell'algoritmo principale, quello di *K-Mean Clustering*, all'interno della omonima funzione. Sono stati diversi i punti in cui ci siamo soffermati ad eseguire dei test che ci rendessero chiara quale fosse la strategia migliore da applicare, ogni scelta implementativa è stata presa a seguito di una attenta analisi.

| M = 600'000, N = 50, K = 12 | | | | | |
|-----------------------------|----------|----------|----------|----------|-----------|
| Programma | 1 Thread | 2 Thread | 4 Thread | 8 Thread | 16 Thread |
| Sequenziale | 1489s | | | | |
| Pthread | | 795s | 453s | 374s | 295s |
| OMP | | 815s | 510s | 382s | 295s |

Table 1: Test effettuati su processore AMD Ryzen 3800X, 8 core, 16CPU

| M = 600'000, N = 50, K = 12 | | | | |
|-----------------------------|----------|----------|----------|-----------|
| Programma | 2 Thread | 4 Thread | 8 Thread | 16 Thread |
| Speedup Pthread | 1,87 | 3,28 | 3,98 | 5,04 |
| Speedup OMP | 1,82 | 2,91 | 3,89 | 5,04 |
| Efficienza Pthread | 0,93 | 0,82 | 0,49 | 0,31 |
| Efficienza OMP | 0,91 | 0,72 | 0,48 | 0,31 |

Table 2: Test effettuati su processore AMD Ryzen 3800X, 8 core, 16CPU



All'aumentare dei processi diminuisce lo speedup, come si evince dalla curva logaritmica. Con dimensioni del problema maggiori ed una conseguente decrescita, in proporzione, dell'overhead è prevedibile un miglioramento ulteriore dello speedup ed una maggiore efficienza al crescere del numero dei thread.

3.1 Parallelizzazione

Nella realizzazione della versione *Pthread* del nostro programma siamo stati abbastanza minuziosi da riuscire a replicare i modelli di parallelizzazione applicati dalle direttive di *OpenMP*, anche nei casi più ostici. La Figura 2 ne descrive un esempio: il `for` annidato in `Sequenziale::kmean::74`, risolto nella versione *OMP* con una direttiva `omp for collapse(2)`, viene

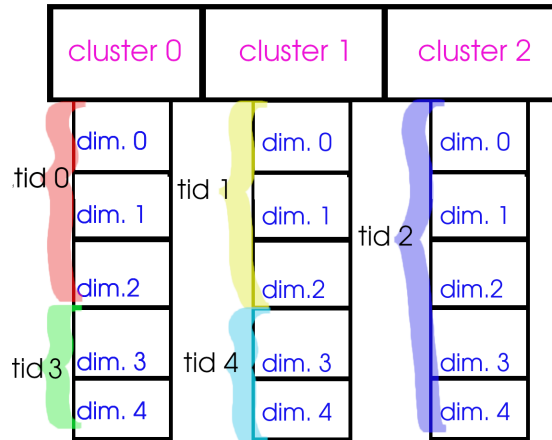


Figure 2: Abbiamo assegnato a ciascun processo un sottoinsieme di dimensioni

suddiviso anche nella versione *Pthread* in una maniera tale da non lasciare mai i thread "a riposo". Il risultato è una versione

Pthread più veloce di quella *OMP*, essendo libera dall'overhead dovuto alle direttive `omp for`.

3.2 Limitazioni riscontrate

Un caso particolare sul quale ci siamo soffermati particolarmente a lungo è stata la seguente porzione di codice sequenziale:

```
1.   for (int i = 0; i < M; i++) {
2.       centroids[points[i].cluster].points_in_cluster++;
3.       for(int coord = 0; coord < N, coord++) {
4.           centroids[points[i].cluster].accumulator.coordinates[coord]
5.           += points[i].coordinates[coord];
6.       }
```

in cui viene calcolato il numero di punti di ciascun cluster durante l'iterazione attuale, e sommate nell'accumulatore del centroide le coordinate dei punti appartenenti al suo cluster.

Ci sono in questo codice due *critical section*: riga 2 e 4; al fine di raggiungere la somma sull'accumulatore (riga 4) abbiamo separato le due istruzioni, e parallelizzato la seconda vettorizzando solo il `for` interno:

```
    for (int i = 0; i < M; i++) {
#       pragma omp for nowait
        for (int coord = 0; coord < N; coord++) {
            centroids[points[i].cluster].accumulator.coordinates[coord]
            += points[i].coordinates[coord];
        }
    }
```

La prima *critical section* (riga 2), sull'aumento del contatore dei punti in cluster, è inevitabile. La prima idea che ci è venuta in mente è stata quella di utilizzare una `omp atomic`:

```
#   pragma omp for
    for (int i = 0; i < M; i++) {
#   pragma omp atomic
        centroids[points[i].cluster].points_in_cluster++;
    }
```

Abbiamo però notato che adottare questa soluzione risultava in un programma più lento rispetto ad una versione in cui questa porzione fosse sequenziale: vista la bassa mole computazionale all'interno del ciclo, l'overhead delle direttive `omp for` e `atomic` era maggiore rispetto al tempo di computazione in sequenziale.

Alla fine abbiamo trovato una soluzione nell'utilizzo della direttiva `reduction`: abbiamo creato un array che conservasse i contatori dei punti nei cluster, rifacendoci al modello *struct of arrays*, e applicato a questo la direttiva di riduzione.

```
#   pragma omp for reduction(+: points_in_cluster[:K])
    for (int i = 0; i < M; i++){
        points_in_cluster[points[i].cluster]++;
    }
```

Nonostante gli incrementi nelle prestazioni non siano significativi, abbiamo comunque optato per la scelta della `reduction` per conseguire comunque una parallelizzazione quanto più completa possibile.