Sparse Matrix Transposition for GPUs

Massimiliano Incudini - VR433300 Michele Penzo - VR439232

Sommario—L'obiettivo principale di questo progetto è stato quello di implementare alcune metodologie proposte per effettuare Sparse Matrix Transposition su Gpu. Sono stati analizzati alcuni algoritmi, descritti in sezione IV, partendo dall'algoritmo seriale, passando a cuSPARSE per finire con l'implementazione degli algoritmi descritti in [1]. Infine vengono esposti i risultati e tratte le conclusioni.

I. Introduzione

Sempre più applicazioni computazionali in ambito scientifico necessitano di algoritmi che compiano operazioni che si possano applicare su matrici sparse. Si parla di semplici operazioni di algebra lineare, di moltiplicazione o di calcolo della trasposta come in questo caso.

Il problema analizzato, quello della trasposizione di matrici, si presta bene al calcolo parallelo per aumentarne l'efficienza. Verranno quindi mostrate le basi per la rappresentazione, i problemi riscontrati durante lo sviluppo e analizzati alcuni algoritmi per il calcolo su *Gpu*.

II. RAPPRESENTAZIONE DELLE MATRICI

Una matrice sparsa non è altro che una matrice i cui valori sono per la maggior parte uguali a zero. La matrice in formato classico necessita di una quantità di memoria minima di mxn elementi, ma essendo l'obiettivo quello di lavorare su matrici sparse non è stato necessario e utile memorizzare la matrice in formato denso.

Per rappresentare in modo efficace le matrici sparse senza troppo utilizzo di memoria sono state quindi introdotte ed utilizzate delle forme di rappresentazione matriciale che permettono il salvataggio di dati utilizzando quantitativi di memoria inferiori.

Di seguito vengono spiegate le due metodologie da noi utilizzate.

A. Csr

Il compressed sparse row è una rappresentazione di una matrice M basata su tre array monodimensionali, che rispettivamente contengono:

- 1) V: i valori nnz,
- 2) *COL_INDEX*: gli indici delle colonne dove si trovano gli elementi *nnz*,
- 3) ROW_INDEX : ha un elemento per ogni riga della matrice e rappresenta l'indice in V dove comincia la riga data.

I primi due array sono di dimensione nnz, mentre il terzo array è al massimo di dimensione m.

B. Csc

Questa metodologia per la rappresentazione è simile alla sopra citata *Csr*, a differenza che i valori vengono letti prima per colonna. Di conseguenza, un indice di riga viene memorizzato per ogni valore e i puntatori di colonna vengono memorizzati.

C. Da Csr a Csc

Per il problema della trasposta di matrice è stato quindi utile introdurre entrambe le rappresentazioni. Ogni algoritmo effettuta la trasposta utilizzando sei array:

- tre per formato Csr: csrRowPtr, csrColIdx, csrVal;
- tre per formato Csc: cscColPtr, cscRowIdx, cscVal.

Per questo, ogni algoritmo in sezione IV, necessita in input array in formato *csr* e restituisce come output array in formato

In base a come vengono create le matrici, se in modo casuale oppure se lette da file, vengono effettutate delle operazioni preliminari descritte dalla procedure in sezione V che portano ad ottenere gli array in input e in output nel formato corretto per effettuarne il controllo di correttezza.

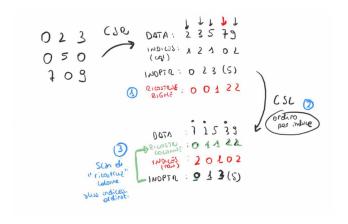


Figura 1. Esempio da formato Csr a Csc.

III. STRUTTURA DELL'IMPLEMENTAZIONE

- A. Struttura delle directory
- B. Test delle componenti
- C. Applicativo finale

IV. METODOLOGIE ANALIZZATE

In questa sezione vengono spiegate ed evidenziate le differenze tra le varie metodologie analizzate.

A. Trasposta seriale

La prima metodologia descritta è quella seriale. Sempre a partire dalla rappresentazione in formato *csr* della matrice iniziale l'algoritmo crea un array di elementi, dove per ogni colonna della matrice analizzata conta quanti elementi **nnz** ci sono. Possiamo definire questo array come un istogramma delle frequenze degli elementi delle colonne. Viene quindi applicato un algoritmo seriale di *prefix_sum* su questo array, che conterrà ora i valori corretti di **cscColPtr**. Infine gli indici di riga e i valori nel nuovo formato *csc* vengono sistemati. Questa implementazione servirà come base sulla quale verranno eseguiti i controlli degli algoritmi successivamente implementati.

B. Nvidia cuSPARSE

Questo toolkit è implementato all'interno nelle librerie NVIDIA CUDA runtime. Le routine delle librerie vengono utilizzate per le operazioni tra vettori e matrici che sono rappresentate tramite diversi formati. Inoltre mette a disposione operazioni che permettono la conversione attraverso diverse rappresentazioni di matrici, ed inoltre la compressione in formato *csr* che è una delle più usate quando si vuole rappresentare matrici sparse in modo efficiente.

Il codice è stato sviluppato basandosi su due versioni di cu-SPARSE a causa delle Gpu utilizzate. In fase di compilazione viene quindi controllata la versione usata: 9 o 10.

Nel caso in cui la versione usata sia la 10 vengono svolti alcuni ulteriori passi, viene effettuata l'allocazione dello spazio necessario e del buffer per il calcolo della trasposta. Per quanto riguarda la versione 9 invece questi passi non sono necessari. Infine viene chiamata la procedura che effettua il calcolo della trasposta.

Le procedure chiamate sono diverse in base alla funzione. Nel primo caso viene chiamata **cusparseScsr2csc**, mentre nel secondo caso **cusparseCsr2cscEx2**. Quest'ultima richiede come parametro anche l'algoritmo che viene utilizzato all'interno della procedura.

Dopo essere state eseguite entrambe ritornano i valori ottenuti tramite un'altro formato, *csc*, che ne esprime la rappresentazione tramite valori come csrColIdx, cscVal, cscColPtr, cscRowIdx. Infine viene controllata la correttezza e i tempi rispetto alle altre implementazioni.

- C. ScanTrans
- D. MergeTrans

V. PROCEDURE

- A. Index to pointers
- B. Pointers to index
- C. Merge
 - 1) Segmented Sort:
 - 2) Merge big:
 - 3) Merge small:

D. Sort

VI. BENCHMARK

- A. Matrici piene
- B. Matrici sparse casuali
- C. Dataset utilizzato

VII. RISULTATI VIII. CONCLUSIONI

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

 K. H. W.-C. F. Hao Wang, Weifeng Liu, "Parallel transposition of sparse data structures," ICS '16, 2016.