

**Bloom Filter** 

Gabriele Boddi



# Indice

- 1 Introduzione
- 2 Implementazione
- 3 Esecuzione
- 4 Conclusioni



## Introduzione

- Bloom Filter: Struttura dati basata sulle probabilità che, attraverso l'uso di Funzioni Hash, specifica se un elemento si trova probabilmente all'interno di un insieme.
  - Ricerca rapida: il suo utilizzo consente di ricercare degli elementi con costi approssimabili a valori lineari.
  - Rischio di falsi positivi: una ricerca molto vasta, senza i dovuti accorgimenti, può comportare la presenza di test che ammettono la presenza di un elemento senza che questo lo sia davvero.



# Descrizione della struttura

- Array di m bit con valore iniziale a 0.
- **k** Funzioni Hash che permettono la mappatura degli indici dell'array rispetto agli elementi dell'insieme.



## Funzionamento della struttura

 Aggiunta di un elemento: dato un elemento e in input, si passa sulle funzioni hash per generare degli indici del Bloom Filter con la seguente formula:

$$j = ((h(e) \cdot (i+1)) + n) \mod m \tag{1}$$

dove h(e) è la funzione hash sull'elemento e, i indica l'i-esima funzione che si sta utilizzando ed n la grandezza dell'insieme di studio.

Si imposta quindi la posizione j-esima dell'array ad 1.



## Funzionamento della struttura

- Controllo della presenza di un elemento: Attraverso la medesima formula, si va a controllare tutte le posizioni dell'array che corrispondono agli indici ottenuti, passando l'elemento che si vuole controllare in input, sulle funzioni hash.
- Se tutti i bit sono a 1, *probabilmente* l'elemento è presente nell'insieme.
- Se anche solo un bit è a 0, *certamente* l'elemento non si trova nell'insieme.



# Possibili ottimizzazioni

- La tolleranza dei Falsi Positivi deve essere tenuta strettamente sotto la soglia dell'1%.
- Se si ha a che fare con un insieme di *n* elementi, il numero ottimale di bit del Bloom Filter è il seguente:

$$m_{-}ottimo = \frac{|n \cdot ln(0.01)|}{2 \cdot ln(2)}$$
 (2)

 Da tale risultato si può quindi definire anche il numero ottimale delle funzioni hash:

$$k\_ottimo = \frac{m\_ottimo}{n} \cdot ln(2)$$
 (3)



# Descrizione dell'Algoritmo

- Il seguente programma è stato implementato in C++, sfruttando le direttive di OpenMP per definire la sua versione parallela.
- La classe principale con le sue funzioni corrispondenti è stata definita in modo tale da poter inserire qualsiasi *Tipo* di insieme di dati, in modo da rendere il programma molto flessibile in termini di necessità.
- Al suo interno l'insieme di dati studiato viene rappresentato tramite una deque, ossia una struttura dati dinamica che utilizza le funzionalità di una coda e può essere usata anche come array.



# Costruttore di entrambi i programmi

```
this->my_set = my_set;
this->n = this->my_set.size();
this->m = abs((n*log(0.01))) / (log(2)*2);
this->k = (m/n)*log(2);
initializeBloomFilter();
add(my_set);
```





### Versione *Sequenziale*:

```
template <typename T>
void BloomFilter<T>::initializeBloomFilter(){
   bloom_filter = new bool[m];
   for(size_t i=0; i<m; i++){
      bloom_filter[i] = false;
   }
}</pre>
```



# Inizializzazione

#### Versione Parallela:

```
template <typename T>
void BloomFilter_parallel<T>::initializeBloomFilter(){
    bloom_filter = new bool[m];

#pragma omp parallel for num_threads(omp_get_max_threads())
    for(size_t i=0; i<m; i++){
        bloom_filter[i] = false;
    }
}</pre>
```



### Versione Sequenziale:

```
template <typename T>
void BloomFilter<T>::add(std::deque<T> my_set){
    std::hash<T> h;
    while(!my_set.empty()){
        for(size_t j=0; j<k; j++)
            size_t index = ((h(my_set.front())*(j+1))+n)%m;
            if(!bloom_filter[index]) bloom_filter[index] = true;
        my_set.pop_front();
```





#### Versione Parallela:

```
template <typename T>
void BloomFilter_parallel<T>::add(std::deque<T> my_set){

    #pragma omp parallel for num_threads(omp_get_max_threads())
    for(size_t i=0; i<my_set.size(); i++)
    {
        insert_element(my_set[i]);
    }
}</pre>
```





### Versione Sequenziale:

```
template <typename T>
bool* BloomFilter<T>::probably_contains(std::deque<T> elements){
   bool *results = new bool[elements.size()];
   for(size_t i=0; i<elements.size(); i++){
      results[i] = check(elements[i]);
   }
   return results;
}</pre>
```





#### Versione Parallela:

```
template <typename T>
bool*
BloomFilter_parallel<T>::probably_contains(std::deque<T>elements){
    bool *results = new bool[elements.size()];
    #pragma omp parallel for num_threads(omp_get_max_threads())
    for(size_t i=0; i<elements.size(); i++){</pre>
        results[i] = check(elements[i]);
    return results;
```



## Risultati di Esecuzione

- Nella seguente sezione è possibile vedere i risultati di due test distinti: uno sui caratteri presenti in un testo di 1235195 caratteri di grandi dimensioni ed uno fatto su un insieme di interi variabile.
- Per entrambi si possono vedere i risultati del tempo di esecuzione dell'algoritmo Sequenziale e di quello Parallelo.
- Si può notare, nel secondo test, come lo Speedup incrementi al crescere degli insiemi di dati studiati.
- Architettura usata: CPU Intel(R) Core(TM) i3-3217U, RAM 4 GB ddr3, Processori Logici: 4, Processori Fisici: 2.



# Esecuzione su Testo

Tempo Sequenziale	Tempo Parallelo	Speedup
0.421866	0.249991	1.687



# Esecuzione su Interi

Valori	Tempo Seq.	Tempo Par.	Speedup
10 <sup>3</sup>	0.000999	0.000998	1.001
10 <sup>4</sup>	0.004001	0.003996	1.001
10 <sup>5</sup>	0.038977	0.028984	1.345
10 <sup>6</sup>	0.042374	0.026642	1.345
10 <sup>7</sup>	4.27939	2.55342	1.676



## Conclusioni

Attraverso la versione implementata su OpenMP è possibile ottenere ampi margini di miglioramento, nelle prestazioni dell'algoritmo, quando si vogliono studiare enormi quantità di dati.

In questo modo, il programma che sfrutta la struttura dati del Bloom Filter, viene reso ancora più efficiente oltre che dal semplice controllo dei parametri di inizializzazione.