UNIVERSITATEA TEHNICĂ „Gheorghe Asachi” din IAȘI

FACULTATEA DE AUTOMATICĂ ȘI CALCULATOARE

DOMENIUL: Calculatoare şi Tehnologia Informaţiei

SPECIALIZAREA: Calculatoare

**Algoritmul MapReduce**

TEMĂ DE CASĂ LA DISCIPLINA

ALGORITMI PARALELI ȘI DISTRIBUIȚI

Profesor îndrumător :

Ș.L. dr. ing. Adrian Alexandrescu

Student :

Lupascu Andrei, 1406B

Conținut

Pag. 3. Enunțul temei de casă

Pag. 4. MapReduce.Noțiuni teoretice

Pag. 4.Etapele MapReduce

Pag. 5. Etapele algoritmului, conform Michael Kleber

Pag. 5. Avantajele algoritmului

Pag. 7. MapReduce pseudocod in cazul general

Pag. 8. Exemplu + Sursa cod

Pag. 9. Bibliografie

Enunțul temei de casă :

În cadrul oricărui sistem de regăsire a informaţiilor, colecţia de date ţintă este re-organizată (sau re-modelată) pentru a optimiza funcţia de căutare. Un exemplu în acest sens este dat chiar de motoarele de căutare a informaţiilor pe Web: colecţia de documente este stocată sub forma unui index invers.

Paşii implicaţi în construirea unui astfel de index invers sunt următorii:

* fiecare document din cadrul colecţiei ţintă (identificat printr-un docID) va fi parsat şi spart în cuvinte unice (sau termeni unici); se obţine în finalul acestui pas o listă de forma < docIDx , {term1 : count1, term2 : count2 , . . . , termn : countn} > (index direct – countk înseamnă numărul de apariţii al termenului k);
* fiecare listă obţinută în pasul anterior este spartă în perechi de forma: < docIDx , {termk : countk} >; pentru fiecare astfel de pereche, se realizează o inversare de valori, astfel încât să obţinem: < termk , {docIDx : countk} >;
* perechile obţinute în pasul anterior sunt sortate după termk (cheie primară), docIDx (cheie secundară);
* pentru fiecare termk se reunesc < termk , {docIDx : countk} >, astfel încât să obţinem: < termk , {docIDk1 : countk1, docIDk2 : countk2, . . . , docIDkm : countkm} > (**indexul invers**).

Tema de casă constă în implemenatrea unei soluţii MPI de tip MapReduce pentru problema construirii unui index invers pentru o colecţie de documente text.

Aplicaţia de test va primi ca parametrii de intrare numele unui director ce conţine fişiere text (cu extensia ”.txt”) şi un nume de director pentru stocarea datelor de ieşire şi va genera pe post de răspuns un set de fişiere text ce conţin indexul invers corespunzător colecţiei de documente de intrare.[1]

MapReduce. Noțiuni teoretice

MapReduce este o tehnică de procesare şi, în acelaşi timp, un model de programare pentru calculul distribuit. Termenul „MapReduce” referă, în prezent, un tipar de dezvoltare a aplicaţiilor paralele / distribuite ce procesează volume mari de date. În general, se consideră că acest model implică existenţa unui nod de procesare cu rol de coordonator (sau master sau iniţiator) şi mai multe noduri de procesare cu rol de worker.[1]

Etapele MapReduce [1]

Algoritmul MapReduce conţine 2 sarcini de lucru importante, şi anume „Map” (Maparea) şi „Reduce” (Reducerea):

* Etapa de mapare – preia un set de date şi îl converteşte într-un alt set de date, unde elementele individuale sunt „sparte” în tuple (adică perechi cheie / valoare)
* nodul cu rol de coordonator împarte problema “originală” în sub probleme și le distribuie către workeri pentru procesare
* trebuie reţinut faptul că această divizare a problemei de lucru (a datelor de procesat) se realizează într-o manieră similară divide-et-impera – în unele cazuri nodurile worker pot divide la rândul lor sub-problema primită şi pot trimite aceste subdiviziuni către alţi ; rezultă, în acest caz o arhitectură arborescentă;
* divizarea caracteristică acestei etape nu trebuie să coreleze efectiv cu dimensiunea datelor de intrare cu numărul de worker-i din sistem; un worker poate primi mai multe sub-probleme de rezolvat;
* Etapa de reducere – preia ieşirea de la etapa de mapare ca fiind datele de intrare şi combină aceste tuple, rezultând un alt set de tuple, dar de dimensiuni mai mici.
* Nodul cu rol de coordonator ( sau set de noduri cu rol de worker “desemnat” de coordonator ) colectează soluțiile sub-problemelor si le combină pentru a obține rezultatul final al procesării dorite.

Etapele algoritmului, conform Michael Kleber: [1]

Michael Kleber (Google Inc.) rafinează etapele implicate de paradigma MapReduce după cum urmează:

* Pre-procesare – datele sunt pregătite pentru funcția de mapare;
* Mapare – stabilirea datelor de interes;
* Amestec și sortare – datele pot fi organizate astfel încât să fie optimizată etapa de reducere;
* Reducere – determinarea rezultatului;
* Stocare rezultat.

Avantajele algoritmului

Avantajul major al algoritmlui MapReduce este faptul că este mai ușor de scalată procesarea de date peste mai multe noduri computaționale. Sub modelul MapReduce, primitevele de procesare de date sunt denumite mapatori și reductori. Descompunerea unei aplicaţii pentru procesare de date în mapatori şi reductori este, uneori, non-trivială. Dar, odată ce scriem o aplicaţie în forma MapReduce scalarea acelei aplicaţii pentru a se putea executa peste sute, mii, sau chiar zeci de mii de maşini într-un cluster reprezintă doar o chestiune de modificarea unei configurări. Această scalabilitate simplă a atras atenţia multor programatori în a folosi modelul MapReduce.[2]



Figura 1. Paradigma MapReduce ( [3] )

MapReduce Pseudocod in cazul general [4]

Mapper-ul :

map(String key, String value)

// key: document name

// value: document contents

for each word w in value

EmitIntermediate(w, "1")

Reducer-ul :

reduce(String key, Iterator values):

// key: word

// values: a list of counts

for each v in values:

result += ParseInt(v);

Emit(AsString(result));

Exemplu:

În următorul exemplu, vom afla frecvența cu care apar cuvintele in diferite fișiere, folosind modelul MapReduce.

MapReduce va fi folosit pentru a număra aparițiile unui cuvânt dintr-un text. La intrare avem 3 fișiere cu câte 3 cuvinte fiecare, deci pentru fiecare fișier se va crea un bloc separat, în etapa de pre-procesare. În etapa de mapare, pentru fiecare element se creeaza o tuplă având cheia și valoarea acesteia, adică numărul de apariții. Apoi se sorteaza în funcție de cheie, pentru ca etapa de reducere să fie optimizată. La reducere, urmează doar să adunăm pentru fiecare cheie numărul de apariții și astfel obținem rezultatul ca în figura de mai jos.[5]



Figura 2. Exemplu [5]

Cod sursa:

<https://github.com/andreiLupascu/alpd/tree/master/ALPD>

Bibliografie

[1] Explicații laborator ALPD

[2] <https://www.tutorialspoint.com/hadoop/hadoop_mapreduce.htm>

[3] <https://www.slideshare.net/diliprk/mapreduce-paradigm>

[4] <https://cs.stackexchange.com/questions/14470/mapreduce-pseudocode>

[5] <https://www.todaysoftmag.ro/article/1309/introducerea-si-tuning-ul-hadoop-mapreduce>