CentraleSupélec

Big Data : Informatique pour les données et calculs massifs

6 – Algorithmique Map-Reduce

Stéphane Vialle

CentraleSupélec université PARIS-SACLAY — École doctorale Sciences et technologies de l'information et de la communication (STIC) — RISEGrid — Grand Est

Stephane.Vialle@centralesupelec.fr
http://www.metz.supelec.fr/~vialle

Démarche algorithmique

- **Définir des tâches *Mappers* et *Reducers***
  → Bâtir la base de la solution *Map-Reduce*
- **Identifier des routines *Combiner***
  → Eviter des E/S temporaires sur disque *(Hadoop)*
  → Réduire le trafic sur le réseau entre *Mappers* et *Reducers*
  → Eviter de saturer la mémoire des *Reducers*
- **Identifier le nombre de *Reducers* optimal**
  → Répartir la charge au maximum entre plusieurs machines
- **Concevoir des *Partitioners* pour optimiser la solution**
  → Améliorer la répartition de charge des *Reducers*
  (si on connait la variété des clés et la distribution des paires)
- **Ecrire des fonctions *keyComparator()* et *groupComparator()***
  → Pour profiter des fonctions de tri intégrées au *Shuffle & Sort*

→ « Patterns » ou « Patrons » de conception types

Familles de patrons Map-Reduce

Patrons de récapitulation (*Summarization)*

Patrons de filtrage

Patrons de restructuration des données

Patrons de tris

Patrons de jointure

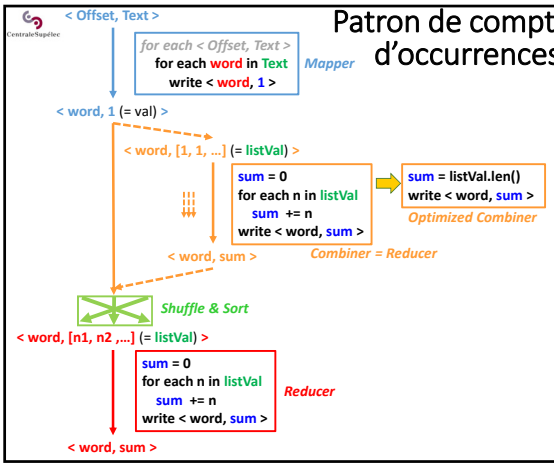
Patrons de récapitulation

1 – Patron de comptage d'occurrences de termes

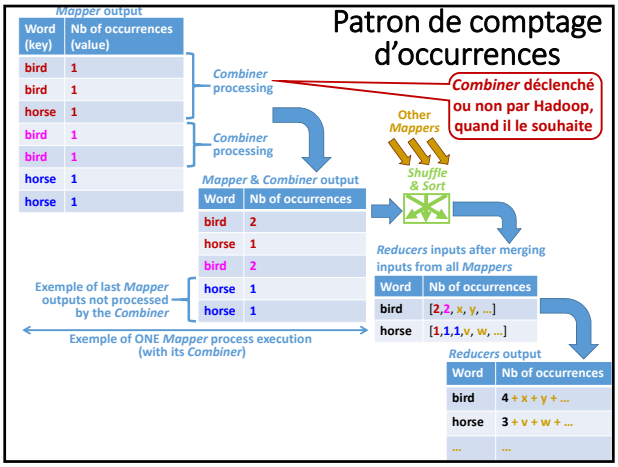
2 – Patron de calcul d'une moyenne

3 – Patron de réalisation d'un index inversé

Patron de comptage d'occurrences

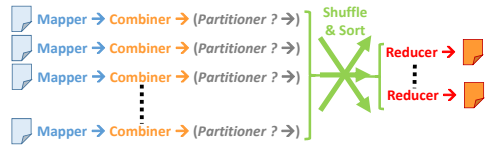


Patron de comptage d'occurrences



Patron de comptage d'occurrences

Déploiement :



- Un *Mapper* par bloc de fichier d'entrée (beaucoup de *Mappers*)
- *Un Combiner* associé à chaque *Mapper* pour réduire le trafic dans le *Shuffle & Sort*
- Quelques *Reducers*, fonctions du nombre de termes attendus

- *Un Partitioner* pour améliorer l'équilibrage de charge entre *Reducers* … ssi connaissances pertinentes sur les résultats attendus!

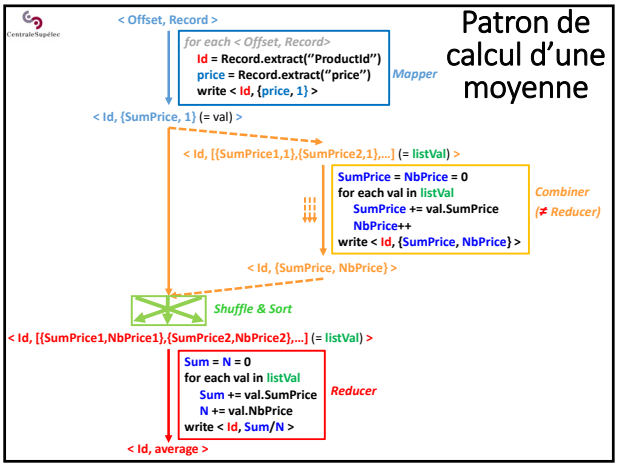
Patrons de récapitulation

1 – Patron de comptage d'occurrences de termes

2 – Patron de calcul d'une moyenne

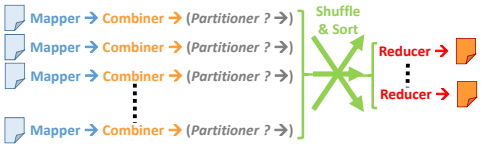
3 – Patron de réalisation d'un index inversé

Patron de calcul d'une moyenne



Patron de comptage d'occurrences

Déploiement :



Même déploiement que pour le compteur d'occurences

- Un *Mapper* par bloc de fichier d'entrée (beaucoup de *Mappers*)
- *Un Combiner* associé à chaque *Mapper* pour réduire le trafic dans le *Shuffle & Sort*
- Quelques *Reducers*, fonctions du nombre de produits attendus

- *Un Partitioner* pour améliorer l'équilibrage de charge entre *Reducers* … ssi connaissances pertinentes sur les résultats attendus!

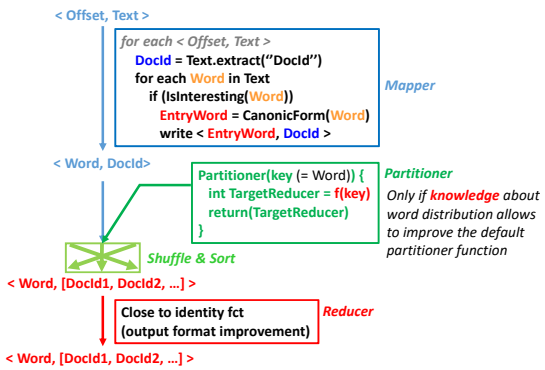
Patrons de récapitulation

1 – Patron de comptage d'occurrences de termes

2 – Patron de calcul d'une moyenne

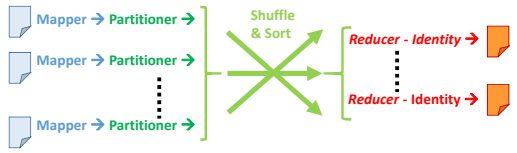
3 – Patron de réalisation d'un index inversé

Patron d'index inversé



Patron d'index inversé

Déploiement :



- *Combiner* inutile : non implanté
- ***Partitioner*** **pour améliorer l'équilibrage de charge entre** ***Reducers***

  - informations sur la distribution des mots ?
  - en fonction de la langue des documents ?
  → calcul d'une fonction de hashage optimale

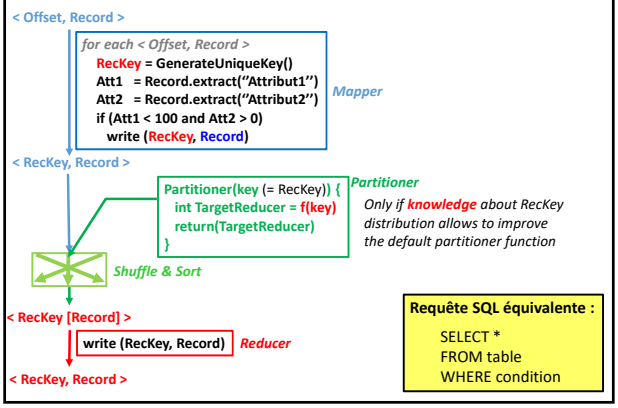
Patrons de Filtrage

1 – Patron de filtrage accepter/rejeter

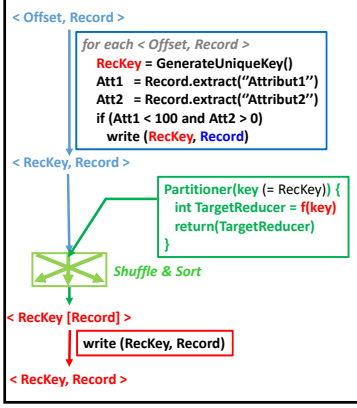
2 – Patron de filtrage *Top Ten*

3 – Patron de filtrage dé-duplicateur

Patron de filtrage accepter/rejeter



Patron de filtrage accepter/rejeter



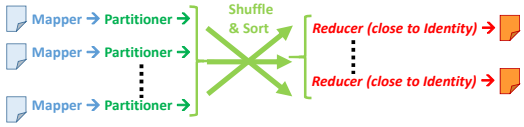
Besoin de générer une clé unique pour chaque enregistrement

Fournir le *Partitioner* qui répartit équitablement les clés sur beaucoup de *Reducers*

→ Générateur de clé et *Partitioner* conçus en cohérence

Patron de filtrage accepter/rejeter

Déploiement :



- *Combiner* inutile (pas de réduction de trafic) : non implanté
- ***Partitioner*** **pour améliorer l'équilibrage de charge entre** ***Reducers***

  → clés générées et *Partitioner* conçus ensembles

Patrons de Filtrage

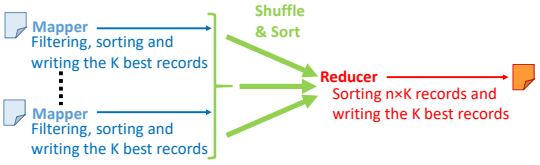
1 – Patron de filtrage accepter/rejeter

2 – Patron de filtrage *Top Ten*

3 – Patron de filtrage dé-duplicateur

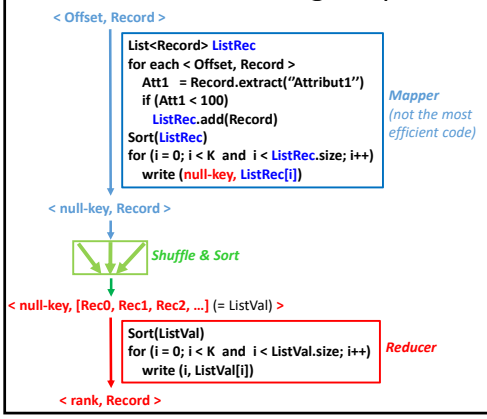
Patron de filtrage *Top Ten / Top K*

Principe et déploiement :



- Chaque *Mapper* filtre des enregistrements, tri ceux acceptés, et écrit les paires clé-valeur des K meilleurs locaux
- UN *Reducer* reçoit les n × K meilleurs, les interclasse, et écrit les paires des K meilleurs globaux
- Pas d'optimisations :
  pas de *Combiner* possible (sorties de chaque *Mapper* déjà réduites),
  pas de *Partitioner* possible (un seul *Reducer* cible)

Patron de filtrage *Top Ten / Top K*



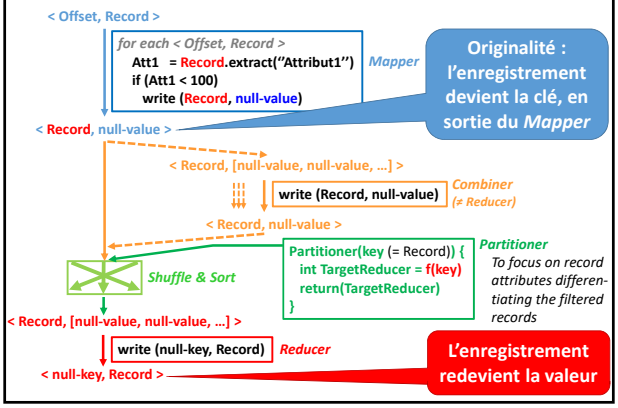
Patrons de Filtrage

1 – Patron de filtrage accepter/rejeter

2 – Patron de filtrage *Top Ten*

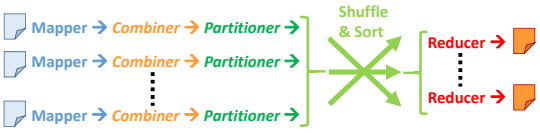
3 – Patron de filtrage dé-duplicateur

Patron de filtrage dé-duplicateur



Patron de filtrage dé-duplicateur

Déploiement :



Optimisations :

- **Nombre de *Reducers*** important pour répartir sur différentes machines la charge d'écriture des enregistrements
- **Un *Combiner*** réduira le trafic si et seulement si il y a beaucoup de doublons en sortie de chaque *Mapper*
- **Un *Partitioner*** peut améliorer l'équilibrage de charge en se focalisant sur les attributs différentiant des enregistrements retenus

Patrons de restructuration des données

1 – Patron de transformation *Structured-to-Hierarchical*

2 – Patron de partitionnement et *binning*

Patron *Structured-to-Hierarchical*

Objectif et principes

Use case : assembler des données de tables de BdD relationnelles dans une BdD NoSQL (faire un *Join* lors du remplissage la BdD NoSQL)

BdD SQL — Données structurées de type 1
Ex : des publications

BdD SQL — Données structurées de type 2
Ex : des commentaires postés sur des publications

Map-Reduce
réalisant un *Join*
- Les Mappers préparent les données
- Les Reducers construisent les nouvelles données

BdD NoSQL
(orientée document)

Données hiérarchiques :
{ clé-racine,
[données de type 1],
[données de type 2]
}

Contient toutes les informations pour une future interrogation sans nécessiter de *Join*

Patron *Structured-to-Hierarchical*

< Offset, Record >

function of the data path

RootKey = Record.extract("DOI")
write < RootKey, {Record, "publi"} >

RootKey = Record.extract("DOI-publi")
write < RootKey, {Record, "comment"} >

(multi-) Mapper

< RootKey, {Record, tag} >

Shuffle & Sort

Partitioner(key (= RootKey)) {
int TargetReducer = f(key)
} return(TargetReducer)

Partitioner

< RootKey, [{Record0, tag0}, {Record1, tag1}, …] (= ListVal) >

ListComments = []
RecordPubli = null
for each val in ListVal
if (val.tag == "comment")
ListComments.add(val.Record)
else
RecordPubli = val.Record

Reducer

HierarchicalData = {
{"DOI" : RootKey},
{"publi" : RecordPubli},
{"comments" : ListComments}
}
write < null-key, HierarchicalData >

< null-key, HierarchicalData >

Patron *Structured-to-Hierarchical*

Déploiement :

path1 — Mapper-Type1 → *Partitioner*
path2 — Mapper-Type2 → *Partitioner*
Shuffle & Sort
Reducer

Various types of structured data → **Hierarchically structured data**

- Bcp de données à mélanger et pas de pertes d'info
  → bcp de trafic, et bcp de travail dans les *Reducers*
  → **déployer bcp de *Reducers***
- **Pas de *Combiner*** utile (rien à regrouper pour réduire le trafic)
- **Un *Partitioner* peut optimiser** la répartition des clés sur les *Reducers,* et l'équilibrage de charge des *Reducers.*

Patrons de restructuration des données

1 – Patron de transformation *Structured-to-Hierarchical*

2 – Patron de partitionnement et *binning*

Patron de partitionnement – v1

< Offset, Record >

PartAtt = Record.extract("Year")
write < PartAtt, Record >

Mapper

< PartAtt, Record >

Partitioner(key (= PartAtt)) {
if (key < Y1) TargetReducer = 0
else if (key < Y2) TargetReducer = 1
else if ….
else TargetReducer = n-1
return(TargetReducer)
}

Partitioner
Hyp: Partition map: $[Y_1, Y_2, \ldots Y_{n-1}]$
*Nb of Reducers = Nb of parts (**n**)*

Shuffle & Sort

< PartAtt, [Rec1, Rec2…] (= ListVal) >

Hyp: Nb of Reducers = Nb of Parts
for each record in ListVal
write < null-key, record >
Or:
write < record, null-value >

Reducer

< Rec_i, null-value>

Patron de partitionnement – v2

< Offset, Record >

PartAtt = Record.extract("Year")
if (PartAtt < Y1)
PartId = 0
else if (PartAtt < Y2)
PartId = 1
…
write < PartId, Record >

Mapper
Hyp: Partition map: $[Y_1, Y_2, \ldots Y_{n-1}]$
(n parts)

< PartId, Record >

Partitioner(key (= PartId)) {
return(key)
}

Partitioner
*Hyp: Nb of Reducers = Nb of parts (**n**)*

Shuffle & Sort

< PartId, [Rec1, Rec2…] (= ListVal) >

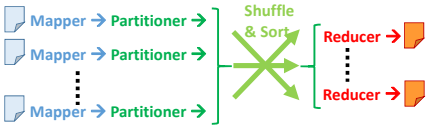
Hyp: Nb of Reducers = Nb of Parts
for each record in ListVal
write < null-key, record >
Or:
write < record, null-value >

Reducer

< Rec_i, null-value>

Patron de partitionnement

Déploiement :



- Pas de *Combiner* utile (rien à regrouper pour réduire le trafic)
- Toute donnée lu doit être ré-écrite → bcp d'écritures sur disque
- Démarche la plus simple :
  - Un *Reducer* par partition, pour sauver chaque partition dans un fichier différent
  - Un *Partitioner* qui envoie la partition *i* sur le *Reducer i*

Patron de partitionnement

Variante du *Patron de Binning* (ou de *mise en récipients*) :

Une donnée peut aller dans plusieurs partitions

Ex : les enregistrements à la limite de deux sous-ensembles sont rangés dans les deux !

Adaptation du *Mapper* de la 2ème version du patron de partitionnement :

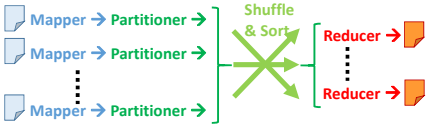
```
PartAtt = Record.extract("Attribute1")
if (PartAtt < V0)
  write < 0, Record >
else if (PartAtt == V0)
  write < 0, Record >
  write < 1, Record >
else if (PartAtt < V1)
  write < 1, Record >
...
```

Mapper

Les Mappers peuvent générer plusieurs paires de sorties pour un même enregistrement d'entrée

Patron de partitionnement

Déploiement :



- Pas de *Combiner* utile (rien à regrouper pour réduire le trafic)
- Toute donnée lu doit être ré-écrite → bcp d'écritures sur disque
- Autre démarche :
  - plus de *Reducers* que de partitions, et …
  - …le *Partitioner* répartit les grosses partitions sur plusieurs *Reducer*

Patrons de tri de données

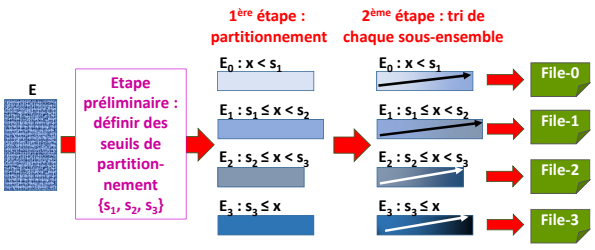
1 - Tri total avec tri final dans les *Reducers*

2 - Reconfiguration du *Shuffle & Sort* pour optimisation

3 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés simples et continues

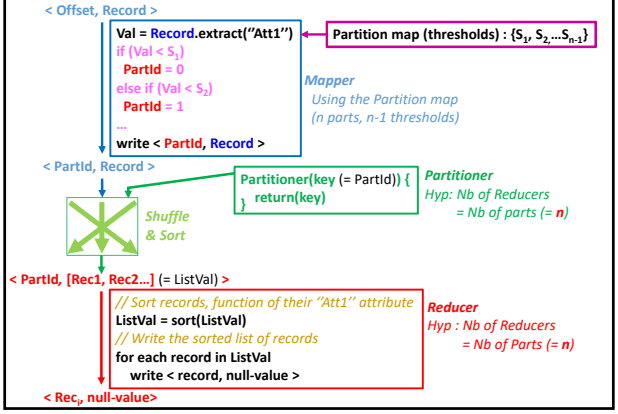
4 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Tri total avec tri final dans les *Reducers*



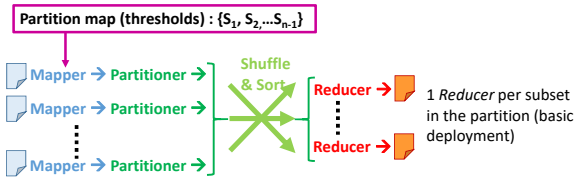
- Extension du patron de partitionnement : ajoute un tri local dans chaque *Reducer*
- Besoin de connaissance a priori sur les données pour définir la carte de partitionnement équilibrée (les seuils)

Tri total avec tri final dans les *Reducers*



Tri total avec tri final dans les *Reducers*

Déploiement et bilan



- Suit le principe algorithmique de base du tri total (1+2 étapes)
- Nbr de *Reducers* = Nbr de sous-ensembles de la partition
- **Ne tire pas partie des tris systématiques et implicites sur les clés à l'entrée des *Reducers*…**

Patrons de tri de données

1 - Tri total avec tri final dans les *Reducers*

2 - Reconfiguration du *Shuffle & Sort* pour optimisation

3 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés simples et continues

4 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

Concept de clé composite

Clé simple : < k, v >
k : une seule valeur (ex : 10, ''toto''…)

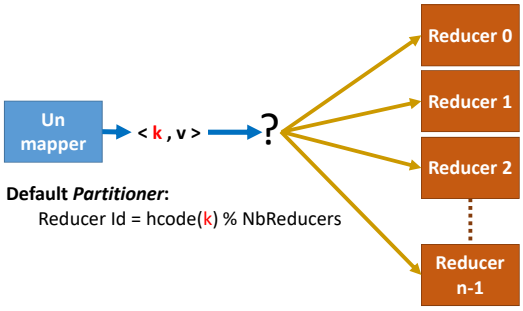
Clé composite : ex : < {k1, k2, k3}, v >
clé composite de 3 attributs
k1 : une valeur (ex : 10, ''toto''…)
k2 : une autre valeur (ex : 'A')
k3 : une autre valeur (ex : ''hf5676klkhjujgh798'')

En général, les attributs d'une clé composite correspondent à des critère de tris emboités des enregistrements

Ex : trier selon k1 en ordre croissant, puis les exæquos selon k2 en ordre décroissant, puis …

Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

1er niveau de contrôle/reconfiguration : redéfinition du *Partitioner*



Default *Partitioner*:
Reducer Id = hcode(k) % NbReducers

Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

1er niveau de reconfiguration : redéfinition du *Partitioner*

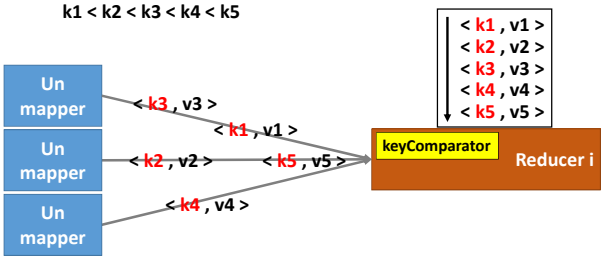
```
public static class MyPartitioner
  extends Partitioner<keyClass,valueClass> {
  ...
  public int getPartition(keyClass key,
                          valueClass val,
                          int numPartitions) {
    ...
    // Must return a Reducer index [0 ... NbReducers-1]
    int index = ... // Specific code
    return(index)
  }
}
```

```
//Set the new partitioner to the Map-Reduce job
job.setPartitionerClass{MyPartitioner.class}
// Run the Map-Reduce job
System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
```

Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

2ème niveau de reconfiguration : redéfinition du *keyComparator*
(ou sortComparator)

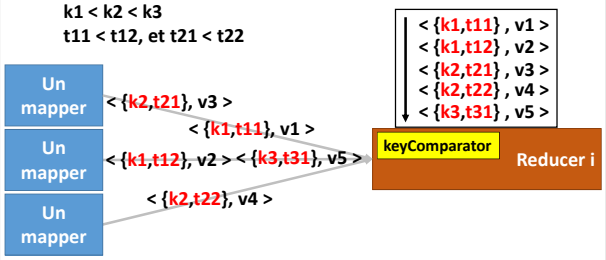
Hyp : clés simples
k1 < k2 < k3 < k4 < k5



Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

2ème niveau de reconfiguration : redéfinition du *keyComparator*
(ou sortComparator)

Hyp : clés composites
k1 < k2 < k3
t11 < t12, et t21 < t22



keyComparator sur les 2 attributs de la clé composite

Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

2ème niveau de reconfiguration : redéfinition du *keyComparator*
(ou sortComparator)

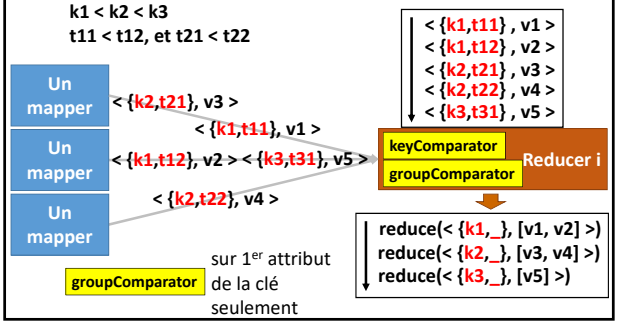
```
public static class MyKeyComparator
  extends WritableComparator {
  ...
  public int compare(WritableComparable w1,
                     WritableComparable w2) {
    ...
    // Must return -1/0/+1,
    // considering w1 < w2, or w1 = w2, or w1 > w2
    int ComparisonResult = ... // Specific code
    return(ComparisonResult)
  }
}
```

```
//Set the new keyComparator to the Map-Reduce job
job.setSortComparatorClass{MyKeyComparator.class}
// Run the Map-Reduce job
System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
```

Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

2ème niveau de reconfiguration : redéfinition du *groupComparator*

Hyp : clés composites
k1 < k2 < k3
t11 < t12, et t21 < t22



groupComparator sur 1er attribut de la clé seulement

Reconfiguration du *Shuffle & Sort*

2ème niveau de reconfiguration : redéfinition du *groupComparator*

```
public static class MyGroupComparator
  extends WritableComparator {
  ...
  public int compare(WritableComparable w1,
                     WritableComparable w2) {
    ...
    // Must return -1/0/+1,
    // considering w1 < w2, or w1 = w2, or w1 > w2
    int ComparisonResult = ... // Specific code
    return(ComparisonResult)
  }
}
```

```
//Set the new groupComparator to the Map-Reduce job
job.setGroupingComparatorClass{MyGroupComparator.class}
// Run the Map-Reduce job
System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
```

Patrons de tri de données

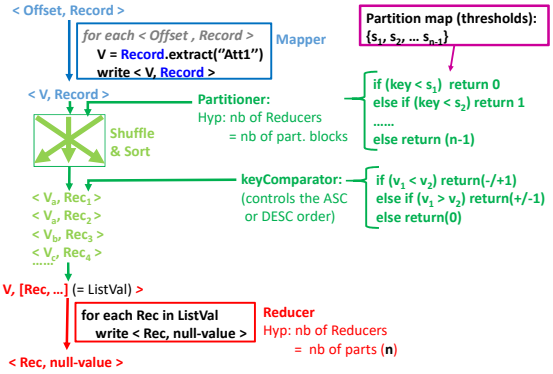
1 - Tri total avec tri final dans les *Reducers*

2 - Reconfiguration du *Shuffle & Sort* pour optimisation

3 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés simples et continues

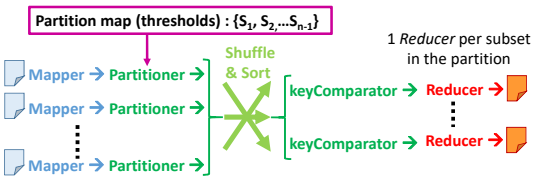
4 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés simples et continues



Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés simples et continues

Déploiement et bilan



- Profite du tri des clés du *Shuffle & Sort*, et évite un tri final dans les *Reducers*
- Nbr de *Reducers* = Nbr de sous-ensembles de la partition
- Ne trie les enregistrements que selon UN SEUL critère

Patrons de tri de données

1 - Tri total avec tri final dans les *Reducers*

2 - Reconfiguration du *Shuffle & Sort* pour optimisation

3 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés simples et continues

4 - Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Problématique / Objectifs

- **Trier selon deux critères (ou plus) emboités :**

  SELECT * FROM etudiant ORDER BY spécialité, moyenne DESC
- **Faire un traitement sur les sous-listes du dernier critère**

  Ex : calcul d'une valeur moyenne médiane ou maximale par spécialité
- **Profiter du tri implicite et systématique d'Hadoop sur les clés**

Démarche

- Construire une **clé composite** avec les deux critères :

  Ex : {spécialité, moyenne}
- Redéfinir les **3 niveaux de contrôles** du *Shuffle & Sort*

Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Problème illustratif

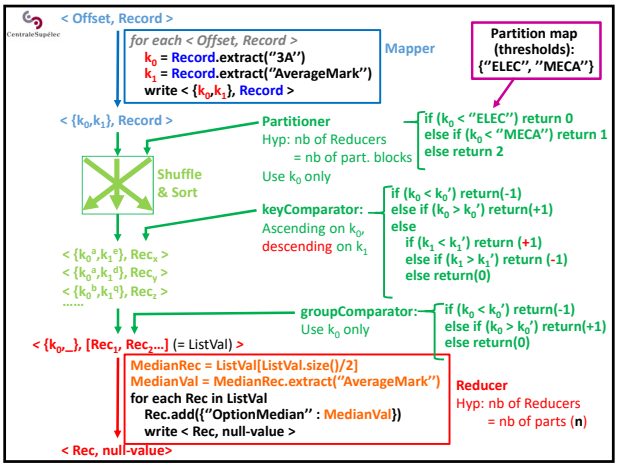
Trier des enregistrements d'étudiants selon 2 critères emboités :

1 – par option de 3A en ordre lexicographique croissant

2 – par moyenne générale en ordre décroissant

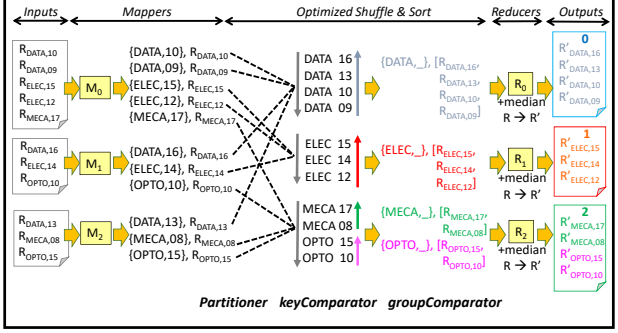
Pour chaque option de 3A :

- calculer la médiane des moyennes générales
- enrichir chaque enregistrement avec cette valeur médiane
- écrire sur disque dans l'ordre les enregistrements enrichis



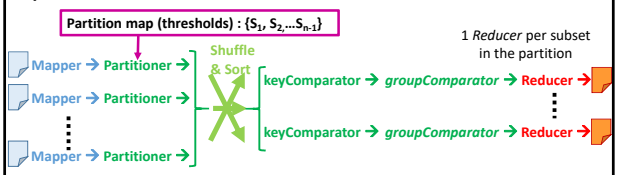
Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Déroulement de la chaîne Map-Reduce



Tri optimisé par le *Shuffle & Sort* sur clés composites

Déploiement et bilan



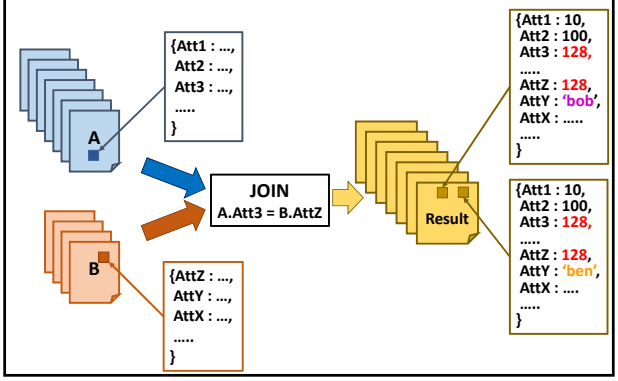
- Tri multi-critères (emboîtés)
- Exploite les tris de clés du *Shuffle & Sort*, **aucun tri final dans les *Reducers***
- Regroupement dans les *Reducers* et traitements par sous-listes
- Suppose l'existence d'un plan de partitionnement prédéfini…

Patrons de jointure

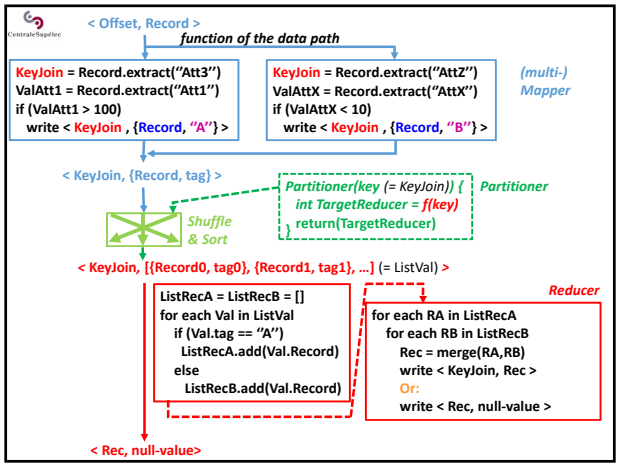
1 – Jointure de 2 tables dans 2 fichiers distribués

2 – Jointure de grande taille avec prétraitement

Jointure de 2 tables dans 2 fichiers distribués



Jointure de 2 tables dans 2 fichiers distribués



Jointure de 2 tables dans 2 fichiers distribués

1 - Paire *{clé, liste de valeurs}* reçue par un *Reducer* :

< KeyJoin = "Dupont", [{R_1,"A"}, {R_2,"A"}, {R'_1,"B"}, {R'_2,"B"}, {R_3,"A"}] >

2 - Actions du *Reducer* :

Re-construction de deux listes d'enregistrements :

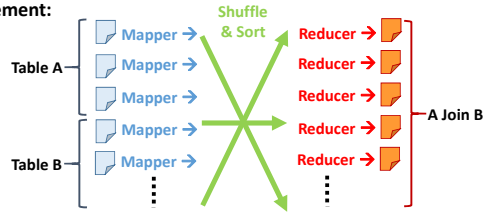
→ ListRecA = (R_1, R_2, R_3)
ListRecB = (R'_1, R'_2)

Génération de paires *clé – valeur de jointure*

→ < "Dupont", R_1 U R'_1 > ou bien : → < R_1 U R'_1, null-value >
< "Dupont", R_1 U R'_2 > < R_1 U R'_2, null-value >
< "Dupont", R_2 U R'_1 > < R_2 U R'_1, null-value >
< "Dupont", R_2 U R'_2 > < R_2 U R'_2, null-value >
< "Dupont", R_3 U R'_1 > < R_3 U R'_1, null-value >
< "Dupont", R_3 U R'_2 > < R_3 U R'_2, null-value >

Jointure de 2 tables dans 2 fichiers distribués

Déploiement:



Prévoir beaucoup de *Reducers*, car le résultat du *Join* peut être gros, et entraîner :

- beaucoup de traitements dans les Reducers
- beaucoup d'E/S sur diques!

Patrons de jointure

1 – Jointure de 2 tables dans 2 fichiers distribués

2 – Jointure de grande taille avec prétraitement

Jointure de grande taille avec prétraitement

Principe

1. Identifier un format de donnée structurée à partir duquel il serait simple et rapide de faire un *A JOIN B*

   Supposer que les attributs de l'équi-jointure sont connus et fixés

2. Implanter le pré-traitement (en *Map-Reduce*) pour obtenir de nouvelles versions des documents structurés/tables *A* et *B*
   → réaliser un *« co-partitionnement »…*

3. Implanter l'opération *JOIN* (en *Map-Reduce*) sur les nouvelles versions des tables *A* et *B*

Exercice

Outils d'aide au partitionnement

1 – *TotalOrderPartitioner*

2 – Configuration d'un partitionneur par échantillonnage

3 – Echantillonneurs prédéfinis

Classe *TotalOrderPartitioner*

La classe Java d'Hadoop *TotalOrderPartitioner* implémente un *Partitioner* qui exploite une carte de partitionnement prédéfinie

→ Il faut disposer d'une carte de partitionnement prédéfinie et menant à un bon équilibrage de charge !!

```
// Create the 'Map-Reduce job'
Job MRJob = new Job(getConf());
// Configure the 'Map-Reduce job'
// - Set the Mapper and Reducer to use
MRJob.setMapperClass(MyMapper.class)
MRJob.setReducerClass(Myreducer.class)
// - Set the number of Reducers
MRJob.setNumReduceTasks(REDUCE_TASKS);
// - Set the Partitioner to use: 'TotalOrderPartitioner'
MRJob.setPartitionerClass(TotalOrderPartitioner.class);
// - Set the partition map used by the 'TotalOrderPartitioner' (set partition file path)
TotalOrderPartitioner.setPartitionFile(MRJob.getConfiguration(), partitionPath);
// Run the Map-Reduce job, using the TotalOrderPartitioner
System.exit(MRJob.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
```

Outils d'aide au partitionnement

1 – *TotalOrderPartitioner*

2 – Configuration d'un partitionneur par échantillonnage

3 – Echantillonneurs prédéfinis

Configuration d'un partitionneur par échantillonnage

Principe

Un **partitionnement équilibré** évite qu'UN REDUCER reçoive et traite beaucoup plus de valeurs que les autres :

- serait couteux en temps de traitement
- risquerait de saturer la mémoire du *Reducer*

Mais sans connaissance a priori sur les données ni expérience sur des données similaires…on ne sait pas établir une carte de partitionnement équilibrée !

→ **Il faut analyser le jeu de données**
Long ! Et demande beaucoup de moyens !

→ **Analyser un échantillon du jeu de données**

Configuration d'un partitionneur par échantillonnage

Principe

→ Analyser un échantillon du jeu de données

- Définir une politique d'échantillonnage
- Implanter un échantillonneur qui accède aux données sur HDFS

Hadoop fournit des outils d'échantillonnage de données et de construction d'une carte de partitionnement équilibrée

Exemples :

- Echantillonnage aléatoire
- Echantillonnage à intervalles réguliers
- Collecte des *n* premières valeurs

Configuration d'un partitionneur par échantillonnage

Principe

→ Analyser un échantillon du jeu de données

- Définir une politique d'échantillonnage
- Implanter un échantillonneur qui accède aux données sur HDFS

Hadoop fournit des outils d'échantillonnage de données et de construction d'une carte de partitionnement équilibrée

\+ simples à utiliser

\- Tournent dans l'appli cliente sur une seule machine (la solution sort du paradigme Map-Reduce)

Outils d'aide au partitionnement

1 – *TotalOrderPartitioner*

2 – Configuration d'un partitionneur par échantillonnage

3 – Echantillonneurs prédéfinis

Echantillonneurs prédéfinis (1)

```
// Define and start to configure a new Map-Reduce job
Job job = ...
job.setXXXX...
job.setYYYY...

// - Set the number of Reducers (required before to run the sampler)
job.setNumReduceTasks(REDUCE_TASKS);
// - Set the partition output path to use for the Map-Reduce job
//   (do it across a Partitioner configuration)
TotalOrderPartitioner.setPartitionFile(job.getConfiguration(), partitionOutputPath);

// Choice and configuration of a RandomSampler
//     10% of chance to choose a data, 10000: max number of choosen data
//     10: max number of split analyzed
InputSampler.Sampler mySmpl =  new InputSampler.RandomSampler(0.1,10000,10);

// Run the Sampler that builds and writes the partition map:
// - job is the Map-Reduce job requiring the partition map
// - Its reference allows to get the number of planned Reducers, the input data path,
//   the partition output path...
InputSampler.WritePartitionFile(job, mySmpl);
```

Echantillonneurs prédéfinis (2)

```
TotalOrderPartitioner.setPartitionFile(job.getConfiguration(), partitionOutputPath);
InputSampler.Sampler mySmpl =  new InputSampler.RandomSampler(0.1,10000,10);
InputSampler.WritePartitionFile(job, mySmpl);
// Complete the Map-Reduce job configuration
job.setPartitionerClass(TotalOrderPartitioner.class);
job.setMapperClass(MyMapper.class);
job.setReducerClass(MyReducer.class);
...
// Run the Map-Reduce job, using the Partitioner that uses the partition map
// computed by the sampler.
System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
```

Definir : un job Map-Reduce
un partitioner
un échantilloneur

Les configurer et les associer

Exécuter l'échantillonneur qui génère la carte de partitionnement

Exécuter le job Map-Reduce avec le partitionneur qui exploite la carte

Bilan

Bilan du Map-Reduce d'Hadoop

Finalement :

- Les *Mappers* peuvent sortir du cadre du SPMD (multi-mappers) quand on utilise plusieurs fichiers (test sur le *path* des fichiers)
  → Gagne en généricité
- Le *Shuffle & Sort* semble être un schéma de comm contraint. Mais c'est une sorte de all-to-all des *Mappers* vers les *Reducers*, et reconfigurable en 3 points !
  → C'est un schéma de comm assez générique
- Un pipelining recouvre les calculs des *Mappers*, les communications et les regroupements de données
  → Le *Map-Reduce* possède une implantation optimisée
- Le paradigme *Map-Reduce* masque les aspects d'informatique distribuée aux développeurs applicatifs
  → Permet l'adhésion d'une large ''communauté d'utilisateurs Big Data'' (à l'opposé de la stratégie du HPC)

Algorithmique Map-Reduce