# Map-Reduce : un cadre de programmation parallèle pour l'analyse de grandes données

Stéphane Genaud ENSIIE

# Traitement de données distribuées

- + Google a introduit Map-Reduce [Dean and Ghemawat 2004]
- + lls s'en servent de manière intensive:
  - utilisation en sept 2007: 400+ TB de données traitées, temps et nombre moyen de machine par traitement Map-Reduce : 6 min et 436
  - · indexation web traite 20+ TB de données brutes
  - · analyse d'images satellites
  - calculs statistiques pour Google translate
  - clustering des Google news

•

#### Traitement de données









#### Le Web

Pages en français Pays : France

Date indifférente Les plus récents

**Depuis 24 heures** 

Depuis une semaine

Depuis un mois

Depuis un an

Période personnalisée

#### université de strasbourg

Environ 30 600 résultats (0,16 secondes)

#### Depuis 24 heures

Institut de Recherche Mathématique Avar II y a 23 heures Nouvelle alliance entre l'Universit L'Université de Strasbourg se porte candidate à l' www-irma.u-strasbg.fr/ - En cache - Pages similaire

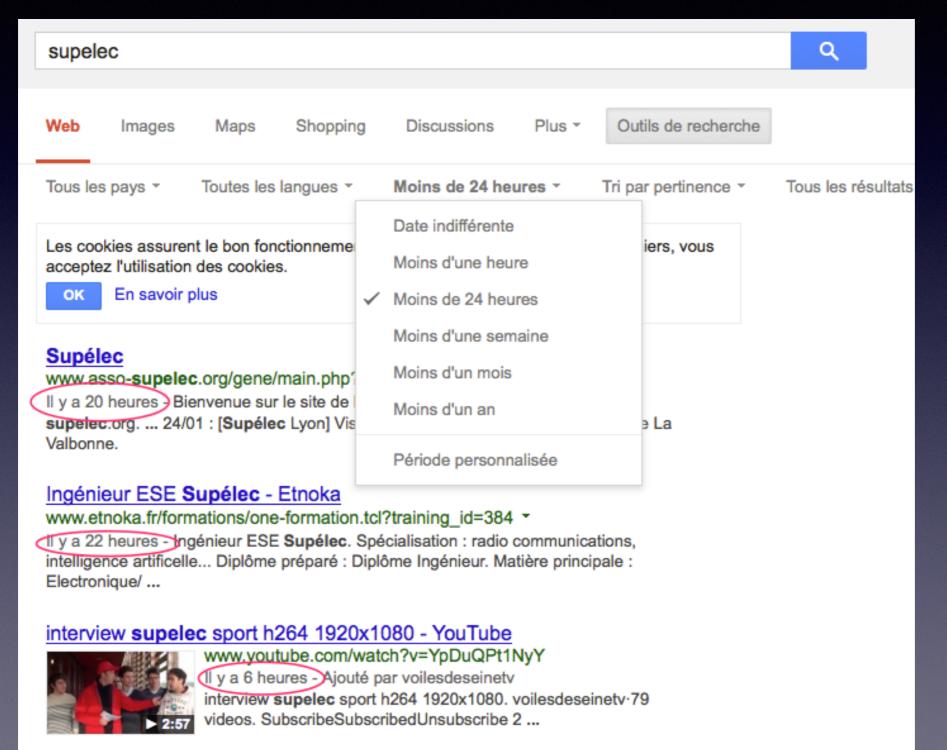
Université de Strasbourg: Journée Cultu Il y a 7 heures - Le jeudi 27 mai, le CROUS de Stra Association Hibiscus vous invitent à assister à une www.unistra.fr/index.php?id=1183&no\_cache=1&tx

Université de Strasbourg: Soutenance II y a 5 heures - Site officiel de l'Université de S formations ... Université de Strasbourg – 4 rue www.unistra.fr/index.php?id=29&no\_cache=1&bx

Plus de résultats de www.unistra.fr

- analyser les données toujours plus vite (avant 2007, 2 jours d'ancienneté)
- … alors que le volume des données augmente toujours

#### Traitement de données



# Traitement de données distribuées

- \* Autres applications possibles:
  - New York Times: 4TB d'images TIFF transformées en 11 millions de PDFs (durée 24h, coût 240 \$ sur 100 machines EC2)
  - · caractériser les activités des utilisateurs Facebook
  - analyser les fichiers de logs d'un serveur web
  - fouille de données sur logs des caisses enregistreuses super-marché
  - · recherche de séquences d'ADN dans un génôme

#### Map-Reduce

- Un modèle de programmation ...
- … avec un schéma très contraint.
- Mais permet
  - + parallélisation automatique
  - + de l'équilibrage de charge
  - + des optimisations sur les transferts disques et réseaux
  - + de la tolérance aux pannes

## Schéma général

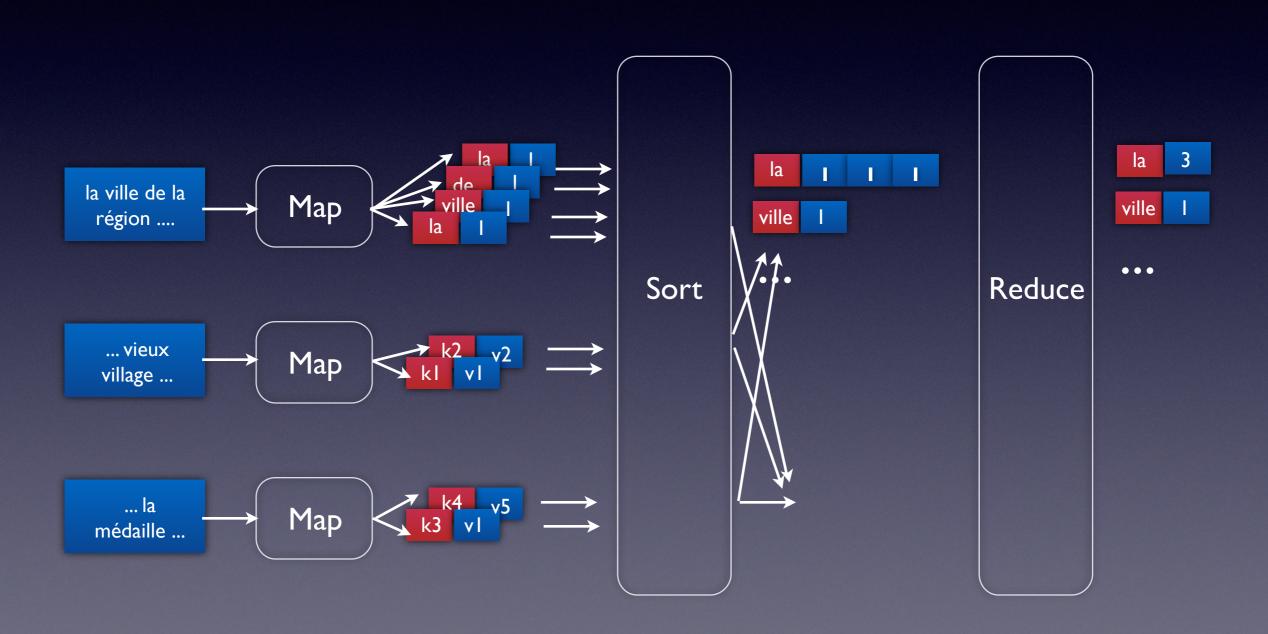
- I. Lecture des données
- 2. Map: pour chaque élément de données, construire un couple (clé, valeur)
- 3. Trier selon les clés
- 4. Reduce: agréger, résumer, filtrer ou transformer les données
- 5. Écrire les données

#### Exemple: word count

Problème: parmi un ensemble de textes, compter le nombre d'occurrences de chaque mot.

- Données: un ensemble de fichiers textes
- Map: sur chaque texte, décomposer en mots, et à chaque mot m, ajouter à la liste [(m, I),...]
- Sort : le système trie/regroupe les paires selon la clé m, dans une liste [(m,[1,1,...]),...]
- Reduce : les valeurs | sont additionnées pour chaque mot : [(m,2),...]

## Schéma général



N'est pas utilisé ici. Contient généralement des informations relatives à input\_values : position des données dans le fichier, nom du fichier lu, ...

# Pseudo-code word count

```
Map(Long input_key, String input_values) :
    foreach word w in input_values:
        EmitIntermediate (w, «1»);

Reduce (String key, Iterator intermediate_values):
    int result=0;
    foreach v in intermediate_values:
        result += ParseInt( v );
    Emit (key, String( result ));
```

#### Exemple: index renversé

Problème: soit un ensemble de fichiers contenant des mots. Etablir une liste des mots, et pour chaque mot une liste des fichiers ou il apparait.

F1 : Strasbourg Nantes Paris

F2: Mulhouse Colmar Strasbourg

Colmar : F2

Nantes: F1

Mulhouse: F2

Paris: F1

Strasbourg: F1 F2

# Pseudo-code index renversé

```
Map(String filename, String line) :
    foreach word w in line:
        EmitIntermediate( w, filename );

Reduce (String key, Iterator intermediate_values):
// key=word, intermediate_values=filenames

foreach f in intermediate_values:
    result += f + ' ';

Emit( key, result ));
```

# Implémentations Map-Reduce

- Des librairies MapReduce existent pour C++, C#, Erlang, Java, Python, Ruby, R
- La plus connue (hors celle propriétaire de Google) est Hadoop (projet Apache).



#### Signatures

#### En hadoop, les fonctions map et reduce :

- map :  $(k_1,v_1) \mapsto [(k_2,v_2)]$ 
  - Pour chaque paire clé-valeur reçue, on émet un ou plusieurs couple clé-valeur.
- reduce :  $k_2$ ,  $[v_2] \mapsto [(k_3, v_3)]$ 
  - Pour chaque clé unique et sa liste de valeurs associées, on émet un ou plusieurs couple clé-valeur.

### Map in Hadoop

```
public class Mapper <KEYIN, VALUEIN, KEYOUT, VALUEOUT>{
     public class Context extends MapContext<KEYIN, VALUEIN, KEYOUT,</pre>
    VALUEOUT> {
         // ...
     public void map(KEYIN key, VALUEIN value, Context context)
           throws IOException, InterruptedException {
                // ...
```

#### Reduce in Hadoop

```
public class Reducer <KEYIN, VALUEIN, KEYOUT, VALUEOUT> {
      public class Context extends ReducerContext<KEYIN, VALUEIN, KEYOUT, VALUEOUT> {
          // ...
      public void reduce(KEYIN key, Iterable<VALUEIN> values, Context context)
           throws IOException, InterruptedException {
                // ...
```

#### wc avec Hadoop

```
On écrit une instance la classe abstraite Mapper
   en donnant le type de (k,v) entrée et sortie
                     (k,v) entrée: On recevra l'offset dans le fichier (un long)
                                   et un morceau des données
public static class TokenizerMapper
       extends Mapper<LongWritable, Text, Text, IntWritable>{
    public void map(LongWritable key, Text value, Context)
           throws IOException, Interrupted Exception {
        StringTokenizer itr = new StringTokenizer(value.toString());
        while (itr_hasMoreTokens())
           context.write(new Text(itr./nextToken(), IntWritable(1));
                        par défaut, 1 ligne de fichier
                 emit(key,val)
                                 (k,v) sortie: on sort une (k,v) composée
                                       d'un mot et de la valeur 1
```

#### wc avec Hadoop

```
public static class IntSumReducer
    extends Reducer<Text,IntWritable,Text,IntWritable> {
    private IntWritable result = new IntWritable();
    public void reduce(Text key, Iterable<IntWritable> values, Context context)
        throws IOException, InterruptedException {
        int sum = 0;
        for (IntWritable val : values) {
            sum += val.get();
        }
        result.set(sum);
        context.write(key, result);
    }
}
```

#### Structure

```
Classe interne héritant
                                                                           de Mapper dont on
                                                                        redéfinit la fonction map
public class WordCount {
  public static class TokenizerMapper
       extends Mapper<LongWritable, Text, Text, IntWritable>{
    public void map(LongWritable key, Text value, Context context);
          /* Votre code pour map() ici */
                                                                                  Classe interne
                                                                              héritant de Reducer
  public static class IntSumReducer
       extends Reducer<Text,IntWritable,Text,IntWritable> {
    public void reduce(Text key, Iterable<IntWritable> values, Context context);
           /* Votre code pour reduce() ici */
  public static void main(String[] args) {
    Job job = new Job(conf, "word count");
    job.setJarByClass(WordCount.class);
```

job.setMapperClass(TokenizerMapper.class);

job.setReducerClass(IntSumReducer.class);

Configuration des jobs

avant lancement

#### InputSplit et Map

- Un *InputSplit* (ou split) représente un morceau des données traitée par une opération map.
- Chaque map traite un seul split.
- Chaque split est divisé en records de type (key,value) et la map traite successivement chaque record.

#### InputFormat

- Le programmeur n'utilise pas InputSplit car les splits sont créés par une classe abstraite InputFormat.
- FileInputFormat est ensuite la classe de base pour toutes les implémentations de InputFormat.
- FileInputFormat fournit essentiellement les méthodes addInputPath() et addInputPaths()

### Compiling and Running

(Single Node Setup, Hadoop  $\geq = 2.4.x$ )

Set \$JAVA HOME and \$HADOOP CLASS

```
export HADOOP_VERSION=2.4.0
export HADOOP_HOME=/usr/local/Cellar/hadoop/${HADOOP_VERSION}
export PATH=$HADOOP_HOME/bin:$PATH
export HADOOP_CLASSPATH=${JAVA_HOME}/lib/tools.jar:.
```

Compile your project

hadoop com.sun.tools.javac.Main WordCount.java

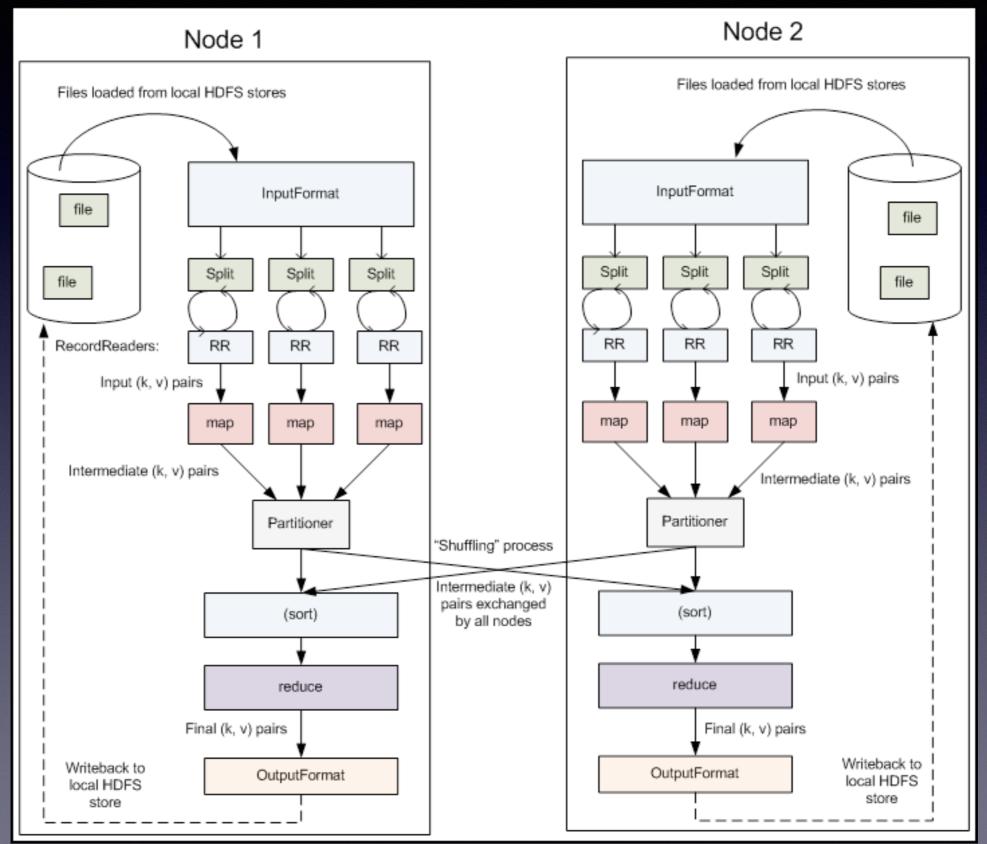
Make a JAR

jar -cvf wc.jar \*.class

Run

hadoop jar wc WordCount input output

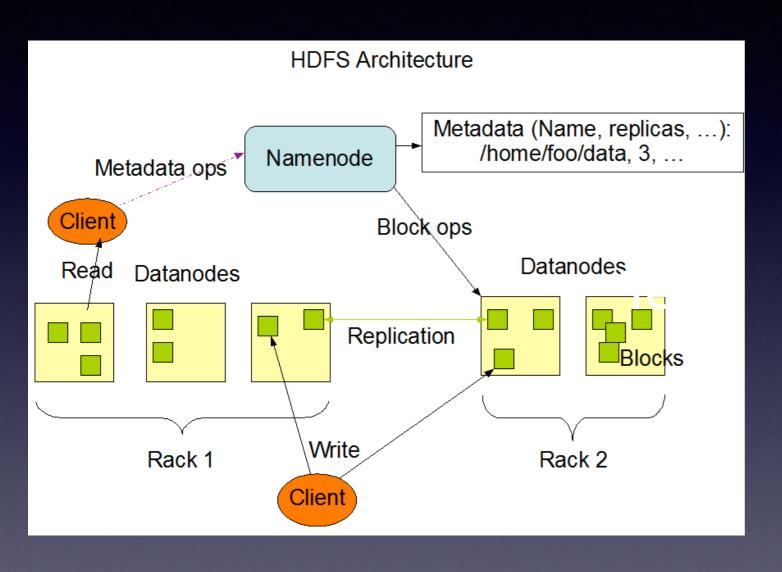
# Schéma général d'exécution



#### Système de fichiers

- Les lectures et les communications entre processus (une JVM par process) se font par écriture de fichiers.
- Hadoop propose le pendant du Google File System (GFS): le Hadoop File System (HDFS)
- Caractéristiques:
  - non-posix,
  - write-once, read-many
  - block-size : par défaut 16 MB

### Système de fichiers



Réplication des blocs de données, pour plus de disponibilité et fiabilité.

Namenode centralise les meta-données, et surveille vitalité des blocs par battement de coeurs.

Map-Reduce pour des algorithmes de graphes?

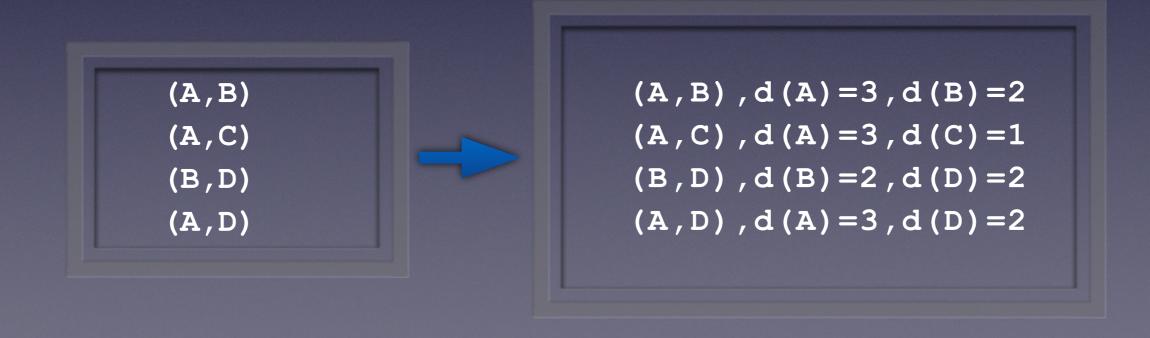
Google l'utilise pour calculer PageRank.

- Représentation répandue des graphes : la matrice d'adjacence : Mi,j=v, v≠0 quand il y a un lien du sommet i à j.
- Pour les grands graphes représentant la plupart des phénomènes réels, les matrice d'adjacence sont creuses (presque que des 0, lignes inutilement longues).
- Utiliser une représentation matrice creuse.
- Ex: sommet: (voisin, distance)
- A: (B, 4), (C, 3), (D, 1)

### Exemple : degrés des sommets

Problème: soit la liste des arrêtes d'un graphe exprimées par des relation binaires: (A,B) pour une relation non-orientée entre sommets A et B.

Etablir pour chaque arrête, le degré de chacun des deux sommets de la relation.



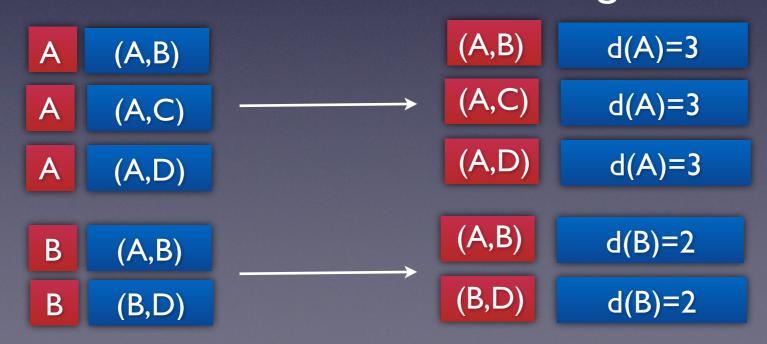
#### Exemple : degrés des sommets

Nécessite 2 passes:

Map I : éclater les 2 sommets



Reduce I : compte le nombre d'enregistrements avec même clé, et ré-émet la relation comme clé avec le degré comme valeur.

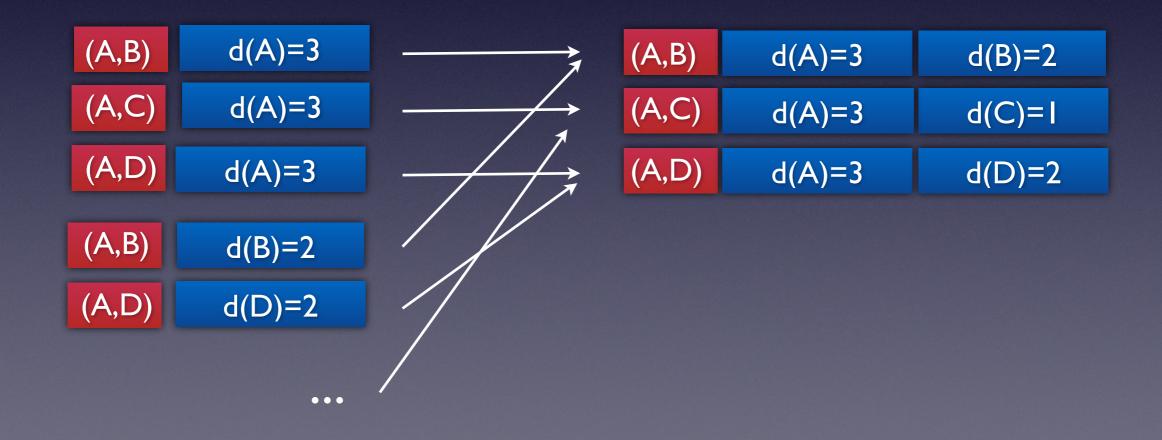


#### Exemple : degrés des sommets

Passe 2:

Map2: identité (quand appariement map et reduce obligatoire comme avec Hadoop)

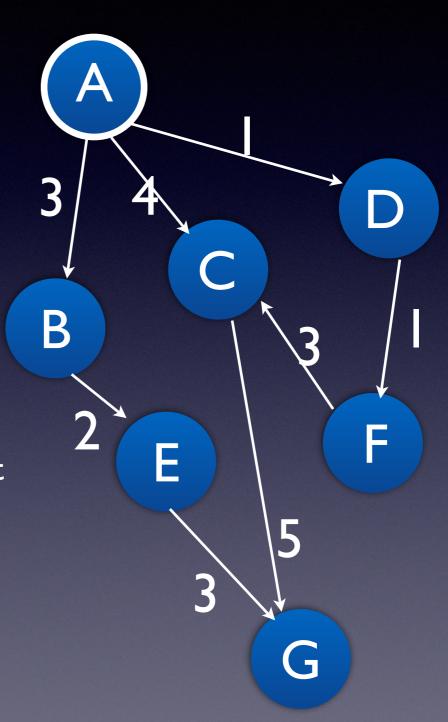
Reduce2: agrège les degrés trouvés pour une même relation



#### Plus court Chemin

#### Formulation du problème

- Un noeud initial est donné (ici A)
- On connait les distances de voisin à voisin
- On veut connaître la distance minimum reliant le noeud initial à tous les autres noeuds.

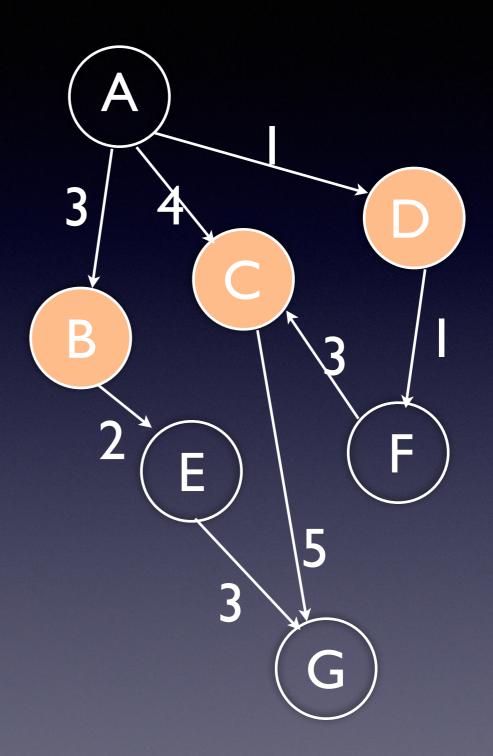


### Algorithme de Dikjstra

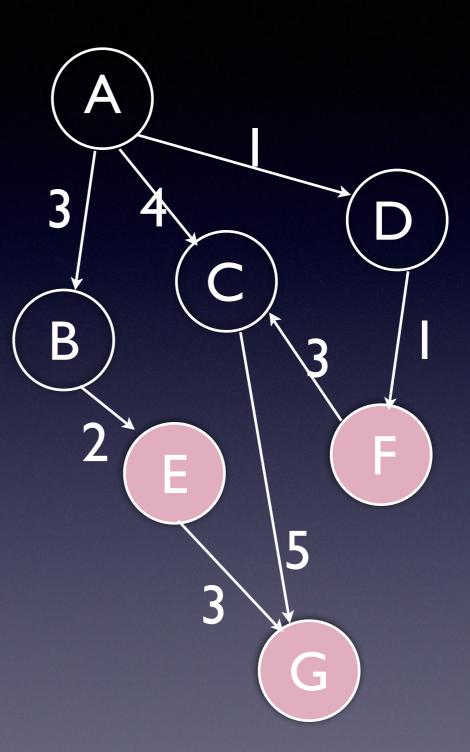
- S: ensemble des sommets,
- s0 : sommet initial
- neigbhor(a) rend l'ensemble des sommets connectés à un sommet a,
- dist(a,b) rend la distance entre 2
   sommets adjacents a et b
- U : l'ensemble des sommets non visités, trié par ordre alpha
- D : distance minimale de s0 aux autres sommets (le résultat)

```
/* initialization */
forall s ∈ S
   D[i] <- infinity
D[s0] = 0
U = S
/* computation */
while U <> {} do
   a <- head(U)
   U <- tail(U) /* removes a from unvisited */</pre>
   foreach b E neighbor(a)
       D[b] \leftarrow min (D[b], D[a] + dist(a,b))
   endfor
enddo
```

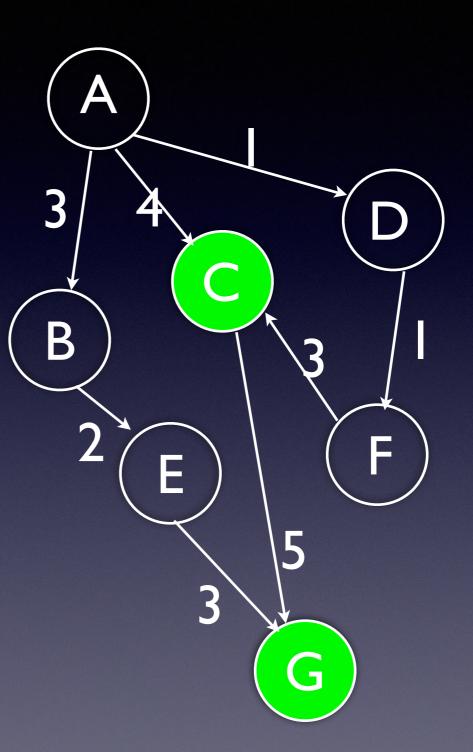
- Parcours en largeur: à partir d'un sommet, on examine d'abord tous les voisins.
- Dans le cas d'un graphe, nécessité de colorer les sommets pour l'arrêt.



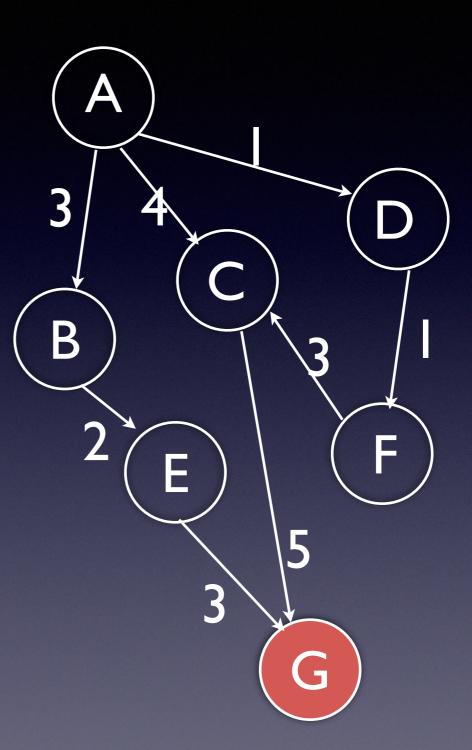
- ◆ Parcours en largeur: à partir d'un sommet, on examine d'abord tous les voisins.
- ✦ Il faut n itérations, n diamètre du graphe.
- → Problème de l'arrêt.

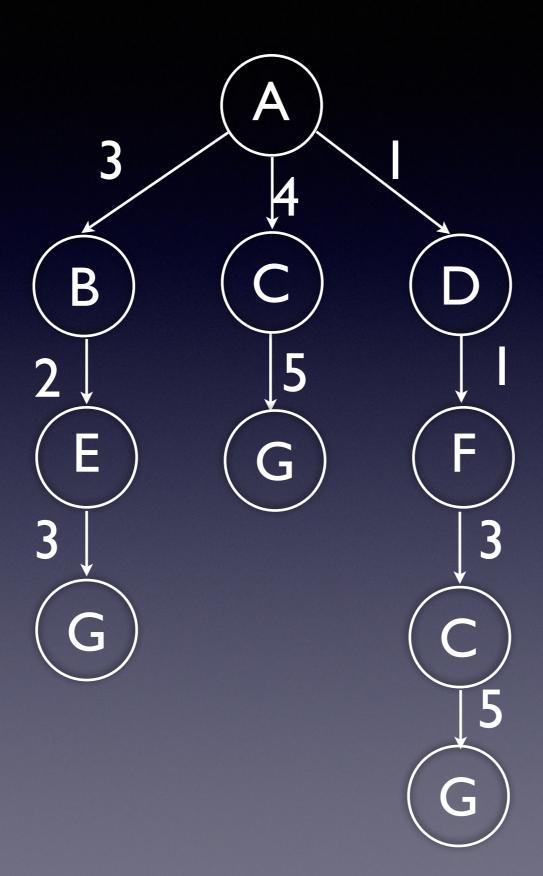


- ◆ Parcours en largeur: à partir d'un sommet, on examine d'abord tous les voisins.
- ✦ Il faut n itérations, n diamètre du graphe.
- → Problème de l'arrêt.



- Parcours en largeur: à partir d'un sommet, on examine d'abord tous les voisins.
- ✦ Il faut n itérations, n diamètre du graphe.
- → Problème de l'arrêt.





## Problème de l'arrêt

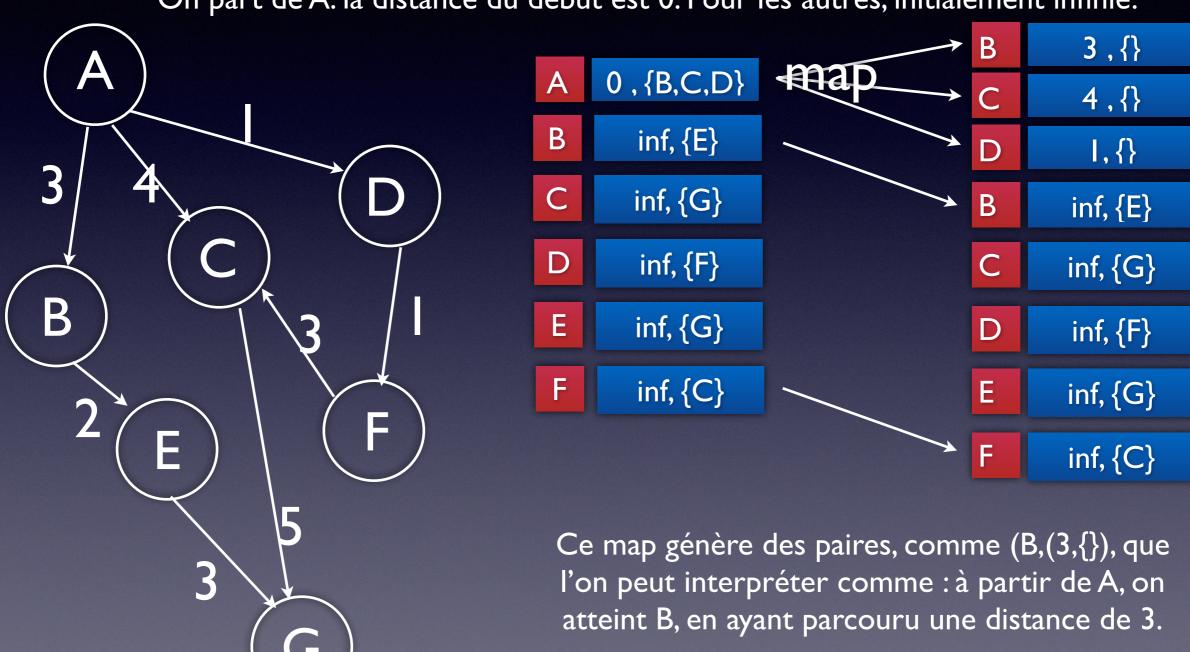
- Idées possibles:
  - Nombre connu d'itérations (diamètre du graphe)
  - Constater la stabilité de la solution
  - Utiliser une variable globale Hadoop Counters pour établir un consensus
  - Diffuser en permanence l'information actualisée concernant les noeuds visités

# Algorithme Map-Reduce

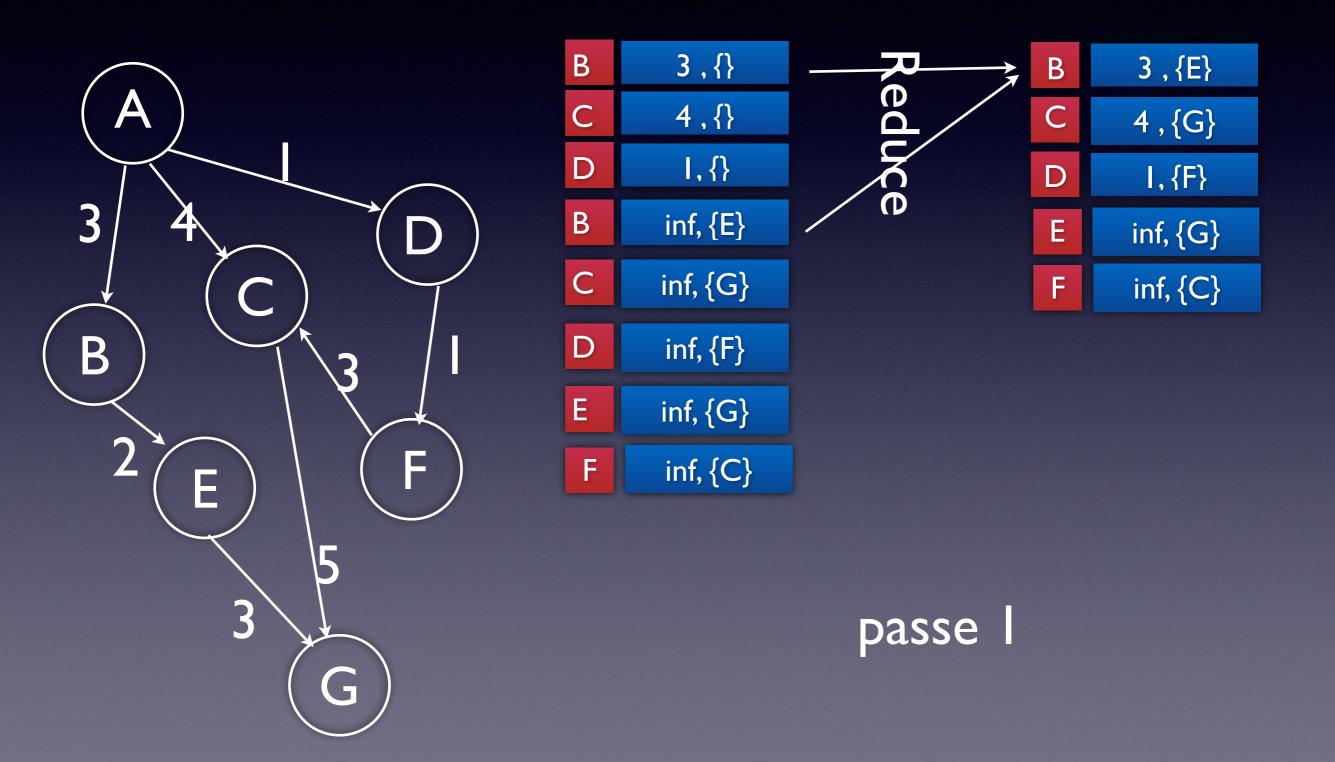
- ◆ La fonction Map reçoit :
- clé : un sommet a,
- valeur : (D, voisins)
  - \* D : distance du sommet à partir du début
  - \* voisins: liste des sommets accessibles depuis a
- $\forall b \in \text{voisins}, \text{ \'emet } (b, \text{ dist}(a,b))$
- ◆ La fonction Reduce traite toutes les distances possibles vers un b donné et sélectionne le plus petit.

# Algorithme Map-Reduce

On part de A: la distance du début est 0. Pour les autres, initialement infinie.



On réduit en prenant pour une même clé, la distance minimum.



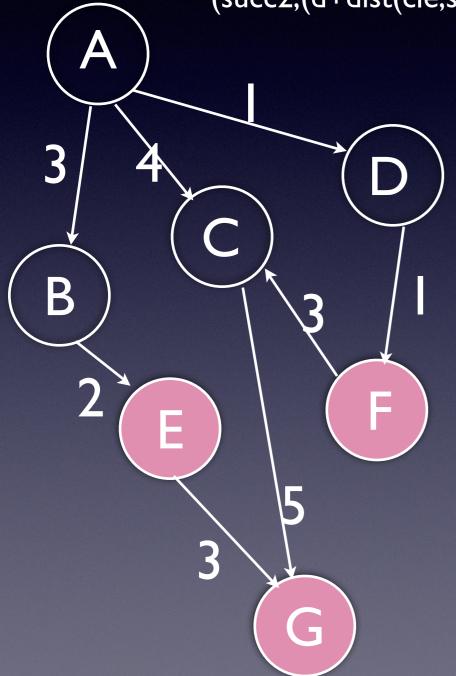
Le deuxième map génère de nouvelles clés 'sommet' en substituant

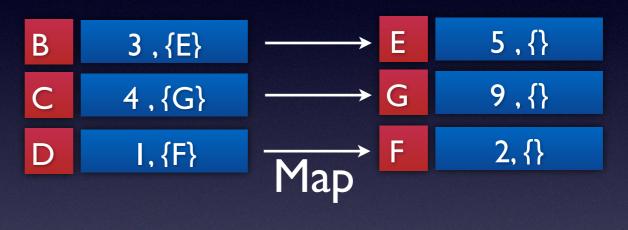
(clé,(d,{succ1,succ2,...}))

par

[(succl,(d+dist(clé,succl),{});

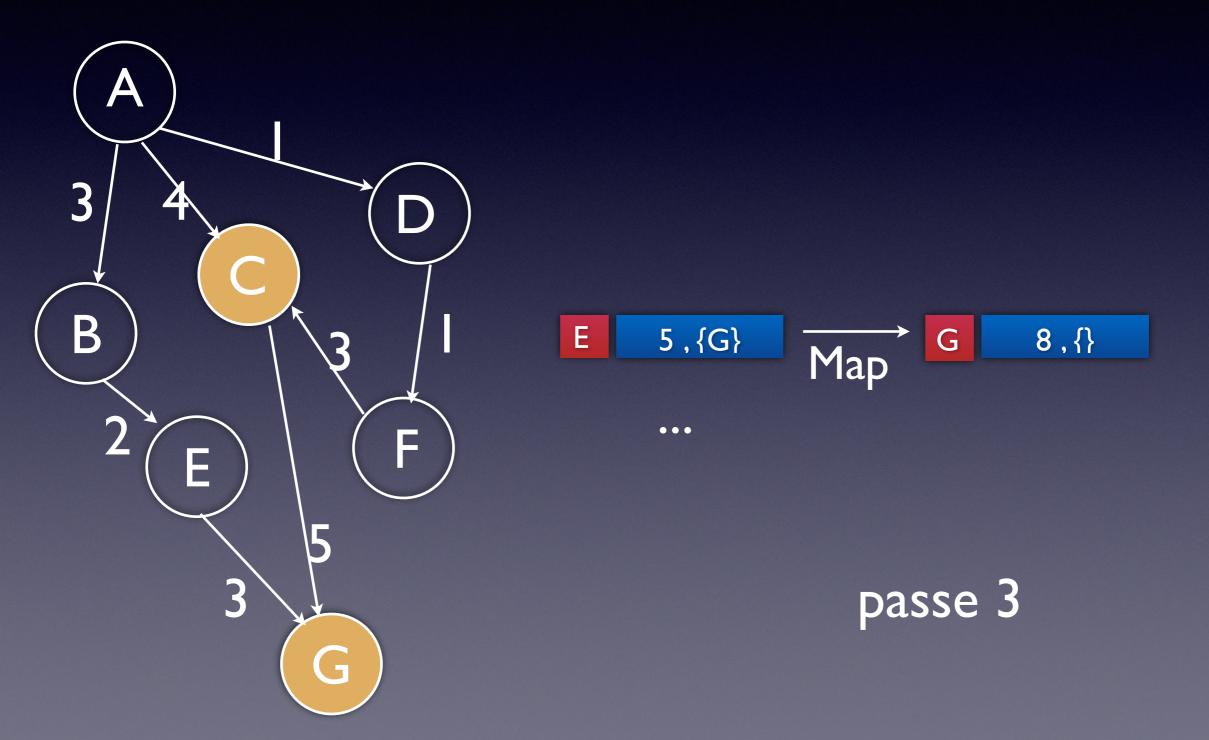
(succ2,(d+dist(clé,succ2),{}); ...]



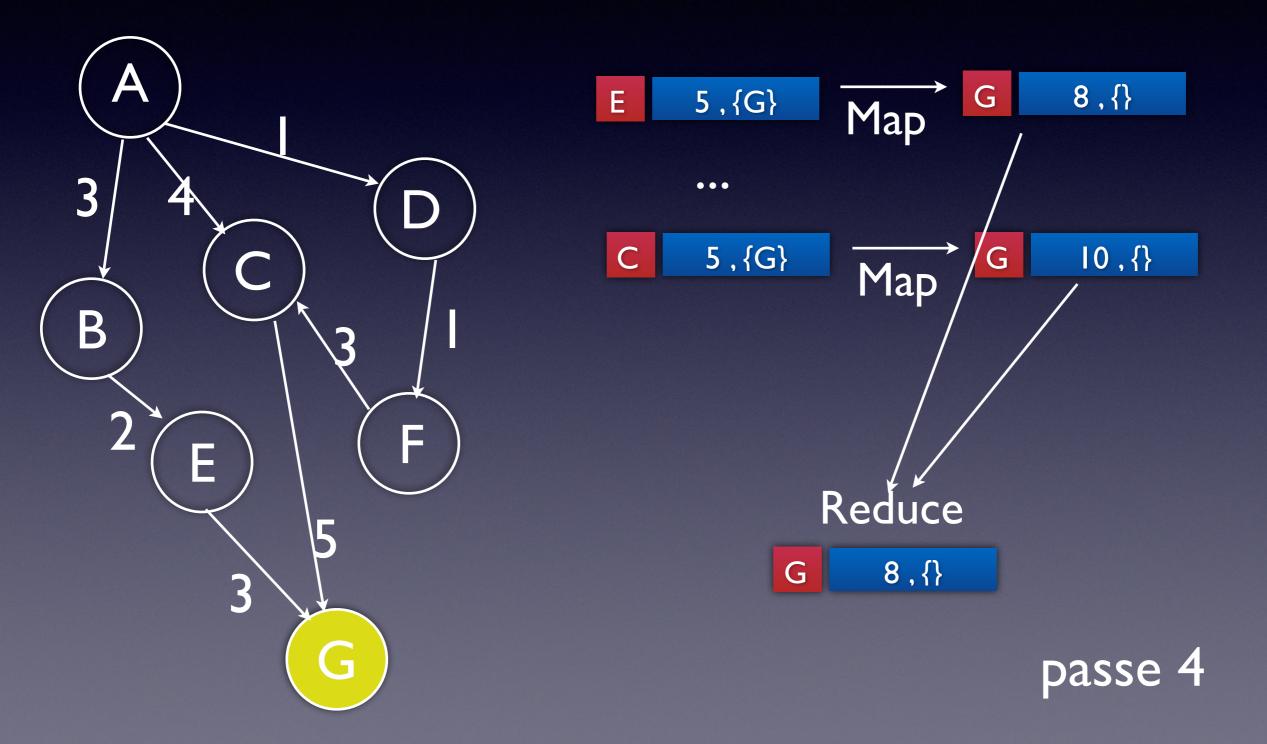


passe 2

#### On réduit en prenant pour une même clé, la distance minimum

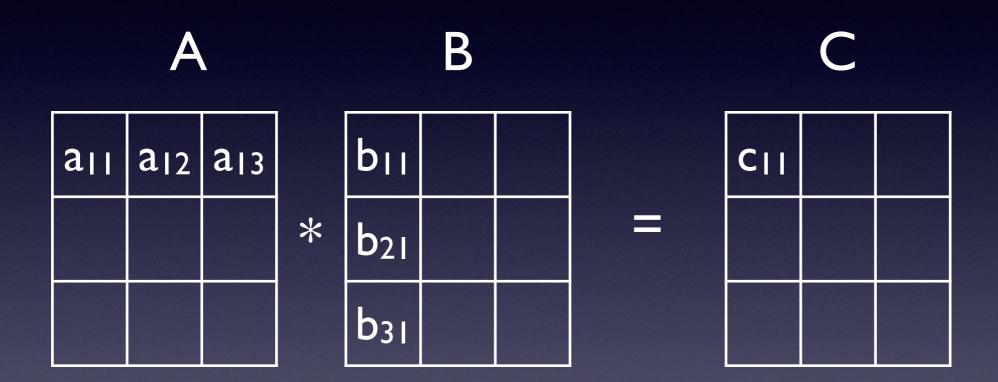


#### On réduit en prenant pour une même clé, la distance minimum



# Input File Format

```
% cat inputSP
A 0 B,3;C,4;D,1
B 999 E,2;
C 999 G,5;
D 999 F,1;
E 999 G,3;
F 999 C,1;
G 999 {}
```



La matrice résultat:  $c_{ij} = \sum_{k} a_{ik} * b_{kj}$ 

```
a<sub>11</sub> est utilisé pour c<sub>11</sub>, c<sub>12</sub>, c<sub>13</sub>
a<sub>12</sub> est utilisé pour c<sub>11</sub>, c<sub>12</sub>, c<sub>13</sub>
...
a<sub>21</sub> est utilisé pour c<sub>21</sub>, c<sub>22</sub>, c<sub>23</sub>
```

dée l : regrouper les valeurs de A selon leur utilisation dans C

```
on lit : a_{11}, a_{12}, a_{13} \Rightarrow \text{emit}(c_{11}, a_{11}); \text{emit}(c_{11}, a_{12}); \text{emit}(c_{11}, a_{13})

...

on lit : a_{21}, a_{22}, a_{23} \Rightarrow \text{emit}(c_{21}, a_{21}); \text{emit}(c_{21}, a_{22}); \text{emit}(c_{21}, a_{23})
```

•••

#### Idem pour B

```
b<sub>11</sub> est utilisé pour c<sub>11</sub>, c<sub>21</sub>, c<sub>31</sub>
b<sub>12</sub> est utilisé pour c<sub>12</sub>, c<sub>22</sub>, c<sub>32</sub>
```

b<sub>2</sub> est utilisé pour c<sub>11</sub>, c<sub>21</sub>, c<sub>31</sub>

on lit:  $b_{11}, b_{12}, b_{13} \Rightarrow emit(c_{11}, b_{11}); emit(c_{21}, b_{11}); emit(c_{31}, b_{11})$ 

on lit:  $b_{21}, b_{22}, b_{23} \Rightarrow emit(c_{11}, b_{21}); emit(c_{21}, b_{21}); emit(c_{31}, b_{21})$ 

•••

Problème : reduce récupère les valeurs nécessaires pour calculer un c<sub>ij</sub> mais dans un ordre quelconque.

#### Exemple:

```
CII a<sub>11</sub>; b<sub>11</sub>; b<sub>21</sub>; a<sub>12</sub>; b<sub>31</sub>; a<sub>13</sub>
...
C<sub>21</sub> b<sub>11</sub>; b<sub>21</sub>; a<sub>21</sub>; a<sub>22</sub>; b<sub>31</sub>; a<sub>23</sub>
```

Idée 2 : ajouter une information dans les valeurs indiquant comment apparier les produits.

```
Exemple: match!

cii (aii,l);(b2i,2);(ai2, 2); (bii,l);(b3i,3);(ai3, 3)

match!
```

 $c_{21}$  (b<sub>11</sub>, I); (b<sub>21</sub>, 2); (a<sub>12</sub>, I); (a<sub>22</sub>, 2); (b<sub>31</sub>, 3); (a<sub>23</sub>, 2)

# Input File Format

```
% cat matrices.in.dat
```

A : [0 1 2 3 4] [5 6 7 8 9]

B: [0 1 2] [3 4 5] [6 7 8] [9 10 11] [12 13 14]

Par défaut, chaque ligne lue déclenche un map

# Exemple supplémentaire: Clustering

 Classification non-supervisée: trouver k groupes de points tels que les points dans chaque groupe soient plus «proches» de ceux de leur groupe que des autres groupes.

#### • K-means:

- 1. prendre au hasard k points initiaux, désignés comme «centres».
- 2. pour chaque point, définir quel est le centre le plus proche. Le point rejoint le groupe associé au centre.
- 3. pour chaque groupe, définir un nouveau centre, barycentre des points appartenant au groupe.
- 4. Recommencer l'étape 2. Si aucun point ne change de groupe, fin de l'algorithme, sinon recommencer à l'étape 3.