BDLE Partie 2 : Map-Reduce

- 11-10-2019
  - Introduction à Map Reduce, à Scala et à Spark
- 18-10-2019
  - Données structurées en Spark
- 24-10-2019
  - Exécution Spark RDD
- 08-11-2019
  - Exécution Spark SQL

Introduction à Map Reduce, à Spark et à Scala

Master DAC – Bases de Données Large Echelle
Mohamed-Amine Baazizi
baazizi@ia.lip6.fr
2019-2020

Plan

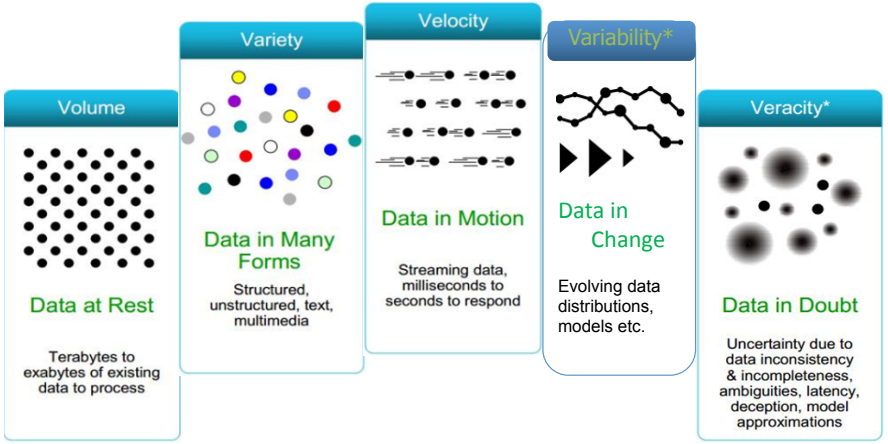
- Contexte et historique (30')
- Bases de Scala (40')
- L'algèbre RDD de Spark (30')

Contexte et historique

Contexte Big Data

- Nouvelles applications
  - Essor du web, indexation large volume de données
  - Réseaux sociaux, capteurs, GPS
  - Données scientifiques, séquençage ADN
- Analyses de plus en plus complexes
  - Moteurs de recherche
  - Comportement des utilisateurs
  - Analyse données médicales

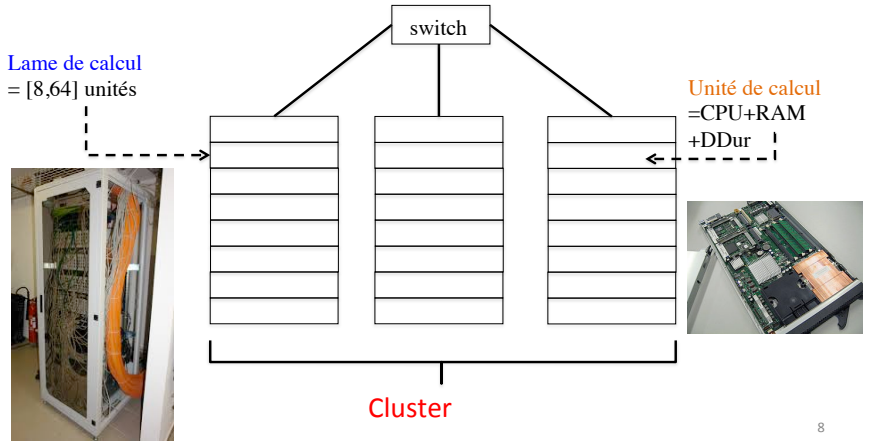
Caractérsitiques du big data



Relever le défi big data

- Systèmes distribués type cluster
  - à base de machines standard (*commodity machines*)
  - extensibles à volonté (architecture RAIN)
  - faciles à administrer et tolérants aux pannes
- Modèle de calcul distribué Map Reduce
  - calcul massivement parallèle, mode *shared nothing*
  - abstraction de la parallélisation (pas besoin de se soucier des détails sous-jacents)
  - plusieurs implantations (Hadoop, Spark, Flink…)

Architecture d'un cluster



Origine du modèle Map Reduce

- **Rappel** : calcul massivement parallèle, mode *shared nothing*
- Programmation fonctionnelle fonctions d'ordre supérieur
  - *Map (f:* T=>U), *f* unaire : appliquer *f* à chaque élément de *C*
  - *Reduce (g*: (T,T)=>T), *g* binaire

Illustration

- *Map (f:* T=>U), *f* unaire : appliquer *f* à chaque élément de *C*

12	4	12	18

f(x)=x/2 →

6	2	6	9

la dimension de C est preservée le type en entrée peut changer

- *Reduce (g*: (T,T)=>T), *g* binaire
  - agréger les éléments de *C* deux à deux

6	2	6	9

g = '+' →

23

réduit la dimension de *n* à 1 le type en sortie identique à celui en entrée

Adaptation pour le big data

- Type de données
  - logs de connections, transactions, interactions utilisateurs, texte, images
  - structure homogène (schéma implicite)
- Type de traitements
  - Aggrégations (count, min, max, avg) → group by
  - Autres traitements (indexation, parcours graphes, Machine Learning)

Map Reduce pour le big data

- Les données en entrée sont des nuplets : identifier attribut de groupement (appelé clé)
- *Map (f:* T=>(*k*,U)), *f* unaire
  - produire une paire (clé, val) pour chaque val de *C*

<7,2010,04,27,75>	<12,2009,01,31,78>	<41,2009,03,25,95>

f(x)= $Proj_{2,4}(x)$ ↓

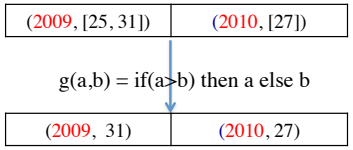
(2010, 27)	(2009, 31)	(2009, 25)

  - Regrouper les paires ayant la même clé pour obtenir (clé, [list-val])

(2009, [25, 31])	(2010, [27])

Map Reduce pour le big data

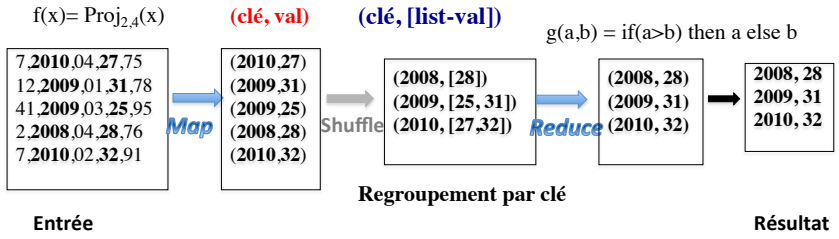
– *Reduce* (*g*: (T,T)=>T), *g* binaire
  - pour chaque (clé, [list-val]) produit (clé, val) où val = g([list-val])



- **Important** : dans certains systemes, g doit être **associatif** car ordre de traitment des élément de *C* non présrcit

Map Reduce : Exemple

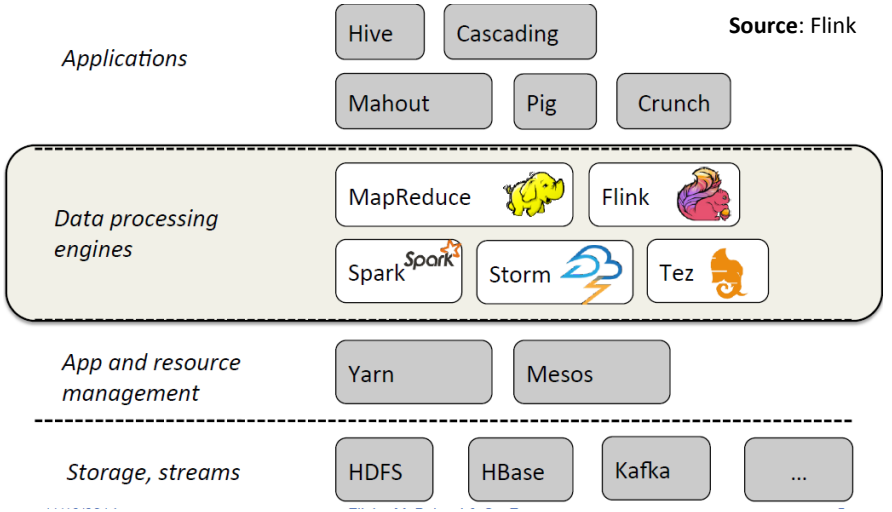
- Entrée : n-uplets (station, annee, mois, temp, dept)
- Résultat : select annee, Max(temp) group by annee



Plateformes Map Reduce

- Traitement distribué
  - Hadoop MapReduce (Google, 2004)
  - Spark (projet MPLab, U. Stanford, 2012)
  - Flink (projet Stratosphere, TU Berlin, 2009)
- Stockage
  - Hadoop FS, Hbase, Kafka
- Scheduler
  - Yarn, Mesos
- Systèmes haut niveau
  - Pig, Hive, Spark SQL

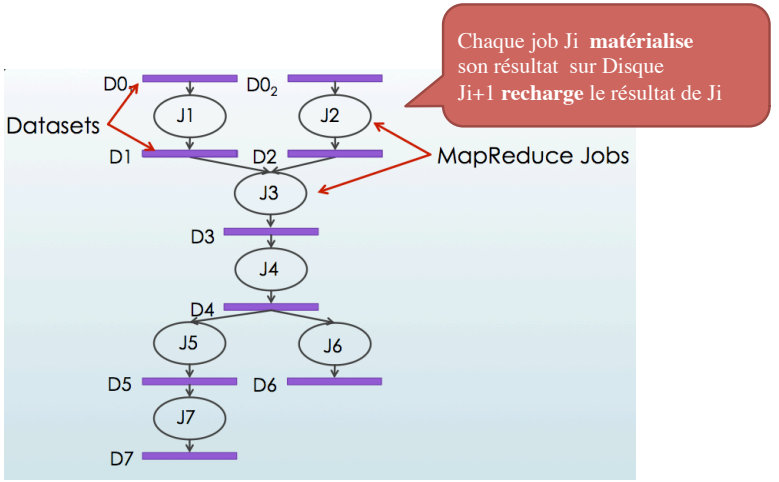
Open Source Big Data Landscape



Hadoop Map Reduce

- Introduit par Google en 2004
- Répondre à trois principales exigences
  - Utiliser cluster de machines standards
  - extensibles à volonté (architecture RAIN)
  - facilité d'administration, tolérance aux pannes
- Ecrit en Java. Utilisation autre langages possible
- Plusieurs extensions
  - Pig et Hive pour langage de haut niveau
  - HaLoop (traitement itératif), MRShare (optimisation)

Hadoop Map Reduce

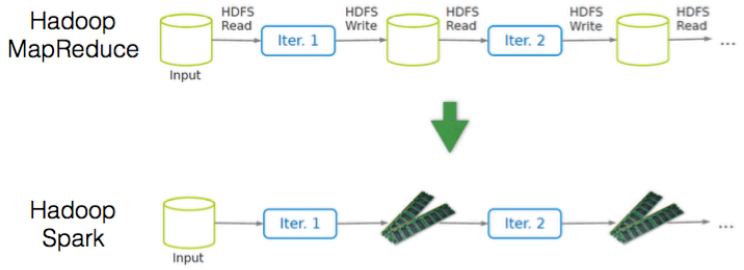


Limites de Hadoop Map Reduce

- Traitement complexes = performances dégradées
  - Traitement complexe = plusieurs étapes
  - Solution naïve : matérialiser résultat de chaque étape
    - avantages : reprise sur panne performante
    - inconvénients : coût élevé d'accès au disque
  - Solution optimisée : pipelining et partage
- Inadapté aux traitements itératifs (ML et analyse graphes)
- Pas d'interaction avec l'utilisateur

Spark

- Résoudre les limitations de Map Reduce
  - Matérialisation vs *persistance* en mémoire centrale
  - *Batch processing* vs interactivité (Read Execute Print Loop)



Spark

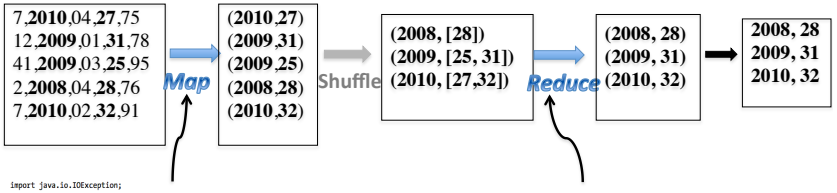
- *Resilient Distributed Dataset (RDD)*
  - collection logique de données distribuées sur plusieurs nœuds
  - traitement gros granule (pas de modification partielle)
  - tolérance aux pannes par réexécution d'une chaine de traitement

- Réutilisation de certains mécansimes de Map Reduce
  - HDFS pour le stockage des données et résultat
  - Quelques similitude dans le modèle d'exécution

Pour ce cours

- Choix du système : Spark
  - *Framework* assez complet pour la préparation et l'analyse
  - Système interactif et de production à la fois
- Plusieurs langages hôtes
  - Scala (natif), Java, Python et R
  - API pour données structurées (relationnelles, JSON, graphes)
- Choix du langage hôte : Scala
  - langage natif de Spark
  - fonctionnel et orienté objet
    - concis, haut niveau
  - typage statique
    - détecter certains erreurs avant exécution

Programmer en Map Reduce

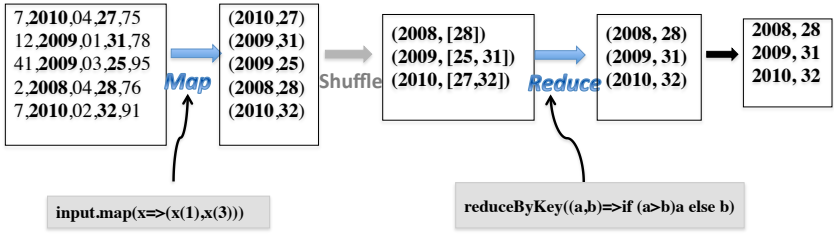



```java
import java.io.IOException;

import org.apache.hadoop.io.IntWritable;
import org.apache.hadoop.io.LongWritable;
import org.apache.hadoop.io.Text;
import org.apache.hadoop.mapreduce.Mapper;

public class MaxTemperatureMapper
  extends Mapper<LongWritable, Text, Text, IntWritable> {

  private static final int MISSING = 9999;

  @Override
  public void map(LongWritable key, Text value, Context context)
      throws IOException, InterruptedException {

    String line = value.toString();
    String year = line.substring(15, 19);
    int airTemperature;
    if (line.charAt(87) == '+') { // parseInt doesn't like leading plus signs
      airTemperature = Integer.parseInt(line.substring(88, 92));
    } else {
      airTemperature = Integer.parseInt(line.substring(87, 92));
    }
    String quality = line.substring(92, 93);
    if (airTemperature != MISSING && quality.matches("[01459]")) {
      context.write(new Text(year), new IntWritable(airTemperature));
    }
  }
}
```

Java

```java
import java.io.IOException;

import org.apache.hadoop.io.IntWritable;
import org.apache.hadoop.io.Text;
import org.apache.hadoop.mapreduce.Reducer;

public class MaxTemperatureReducer
  extends Reducer<Text, IntWritable, Text, IntWritable> {

  @Override
  public void reduce(Text key, Iterable<IntWritable> values,
      Context context)
      throws IOException, InterruptedException {

    int maxValue = Integer.MIN_VALUE;
    for (IntWritable value : values) {
      maxValue = Math.max(maxValue, value.get());
    }
    context.write(key, new IntWritable(maxValue));
  }
}
```


Programmer en Spark



Scala

L'API RDD de Spark

- API de base
  - abstraction du parallélisme inter-machine
    - implantation du *Map* et *ReduceByKey* + autres opérateurs algébriques
  - surcouche au-dessus de Scala
  - gestion de la distribution des données (partitionnement)
  - persistance de données

Bases de Scala

Scala en quelques mots

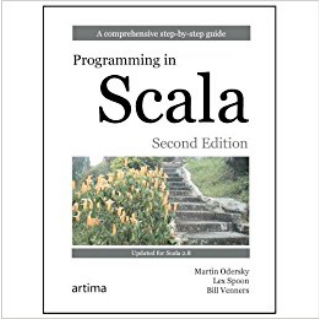
- Langage orienté-objet et fonctionnel à la fois
  - Orienté objet : valeur → objet, opération → méthode
    Ex: l'expression 1+2 signifie l'invocation de la méthode '+ ' sur des objets de la classe Int
  - Fonctionnel
    - Les fonctions se comportent comme des valeurs : peuvent être retournées ou passées comme arguments
      Ex: Map(x=>f(x)) avec f(x) = x/2
    - Les structures de données sont immuables (*immutable*) : les méthodes n'ont pas d'effet de bord, elles associent des valeurs résultats à des valeurs en entrée
      Ex: c=[2, 4, 6] c.Map(x=>f(x)) produit une nouvelle liste [1, 2, 3]

Avantages de Scala

- Compatibilité avec Java
  - compilation pour JVM, types de base de Java (Int, float, ..)
- Syntaxe concise
  - Nb ligne Scala = 50% NB lignes Java (en moyenne)
- Haut niveau d'abstraction
  - possibilité de cacher des détails à l'aide d'interfaces
- Typage statique
  - éviter certaines erreurs pendant l'exécution
- Inférence de type
  - code plus concis que les langages avec typage statique

Plan

- Premiers pas
- Types et opérations de base
- Structures de contrôle
- Types complexes
- Fonctions d'ordre supérieur



Référence bibliographique

M. Odersky, L. Spoon, B. Venners. *Programming in Scala*. 2nd Edition. 2012

https://booksites.artima.com/programming_in_scala_2ed

Ligne de commande

- Mode interactif

```
$ spark-shell
...
scala>
```

Manipulations de base

```
scala> 1+2
res0: Int = 3

scala> res0+3
res1: Int = 6
```

res0	la valeur calculée
:Int	le type inféré
=3	la valeur calculée

```
scala> println("hello")
hello

scala>
```


Valeurs vs variables

- les valeurs sont immuables, i.e elles ne peuvent être modifiées

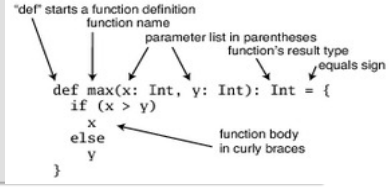
```
scala> val n=10
n: Int = 11

scala> n=n+1
<console>:12: error: reassignment
to val
       n=n+1
         ^
scala> var m=10
m: Int = 10

scala> m=m+1
m: Int = 11
```

On ne peut réaffecter une nouvelle valeur à *n* car déclarée avec **val**

On peut incrémenter *m* car déclarée avec **var**

Définition des fonctions

```
scala> def max(x: Int, y: Int): Int = if (x > y) x else y
max2: (x: Int, y: Int)Int

scala> max(1,3)
res3: Int = 3

scala> max(max(1,2),3)
res6: Int = 3
```



Le type retour inféré automatiquement sauf pour les fonctions récursives

Type par défaut Unit : correspond à void en Java

```
scala> def bonjour() = println ("bonjour")
bonjour: ()Unit
```

Types et opérations de base

Table 5.1 · Some basic types

Value type	Range
`Byte`	8-bit signed two's complement integer (-2^7 to $2^7 - 1$, inclusive)
`Short`	16-bit signed two's complement integer (-2^{15} to $2^{15} - 1$, inclusive)
`Int`	32-bit signed two's complement integer (-2^{31} to $2^{31} - 1$, inclusive)
`Long`	64-bit signed two's complement integer (-2^{63} to $2^{63} - 1$, inclusive)
`Char`	16-bit unsigned Unicode character (0 to $2^{16} - 1$, inclusive)
`String`	a sequence of `Char`s
`Float`	32-bit IEEE 754 single-precision float
`Double`	64-bit IEEE 754 double-precision float
`Boolean`	`true` or `false`

- Opérateurs arithmétiques : + - * / %
- Opérateurs logiques : && || !
- Opérateurs binaires …
- Conversions : toInt toDouble toLowerCase toUpperCase
  - à explorer en mode interactif

Conversions de type

- Plusieurs possibilités, à explorer en mode interactif

```
scala> val v = 124
v: Int = 124

scala> v.to
```

Taper TAB

```
to              toChar      toFloat     toLong      toShort
toBinaryString  toDegrees   toHexString toOctalString toString
toByte          toDouble    toInt       toRadians

scala> v.toInt
```

Taper TAB

```
  def toInt: Int
```


Structures de contrôle

Rappel: Paradigme fonctionnel, les structures retournent une valeur

- Conditions
- Boucles : w*hile* et *foreach*
  - à éviter car style impératif
  - On privilégiera les *map* (cf. fonctions d'ordre supérieur)
- Pattern matching

Structures de contrôle

- Conditions **if** (*cond*) *val* **else** *val*

```
scala> val chaine = "abcde"
scala> val longueur =
     if (chaine.length %2 ==0) "pair"
     else "impair"
longueur: String = impair
```

- Boucles **while** (*cond*) {*val*}

à éviter car style impératif

```
scala> var i = 2
scala>  while (i<3) { println(i); i+=1 }
1
2
```

Structures de contrôle

- Boucles

val.**foreach**(*action*)

```
scala> val txt = "hello"

scala>  txt.foreach(print)
hello
scala>  txt.foreach(println)
h
e
l
l
o

scala>
```


Structures de contrôle

- pattern matching
  - branchement conditionnel à *n* alternatives
  - exprimés par un *pattern* dans la clause *case*

```
var match {
 case v0 => res0
 case v1 => res1
…
 case _ => res_defaut
}
```

```
scala> def verif (age : Int) = age match {
                case 25 => "argent"
                case 50 => "or"
                case 60 => "diamond"
                case _ =>  "inconnu"
          }
verif: (age: Int)String

scala> verif(10)
res7: String = inconnu
```


Types complexes

- le type tableau (Array)
  - séquence d'éléments (souvent du même type)
  - construction directe ou à partir de certaines fonctions comme le *split()*
  - accès indexé pour lecture ou écriture, indice 1er élément = 0

```
scala> val weekend = Array ("sam", "dim")
weekend: Array[String] = Array(sam, dim)

scala> weekend(0)
res6: String = sam

scala> weekend(1)
res7: String = dim
```

0	1
"sam"	"dim"

Types complexes

- le type liste (List)
  - collection d'éléments (souvent du même type)
  - construction :
    - instanciation d'un objet List avec valeurs fournies
    - de manière récursive avec l'opérateur *cons* noté *elem::liste*
    - conversion d'un tableau

```
scala> val fruits = List("pomme", "orange", "poire")
fruits: List[String] = List(pomme, orange, poire)

scala> val unAtrois = 1 :: 2 :: 3 :: Nil
unAtrois: List[Int] = List(1, 2, 3)

scala> val lweekend = weekend.toList
lweekend: List[String] = List(ven, sam)
```

instanciation

concaténation

conversion

Types complexes

- Manipulation de listes
  - ajout en tête seulement (immuabilité)

```
scala> 4 :: unAtrois
res13: List[Int] = List(4, 1, 2, 3)

scala> val quatreAun = 4 :: unAtrois.reverse
quatreAun: List[Int] = List(4, 3, 2, 1)
```

  - concaténation à l'aide de *:::* - l'ordre interne est préservé

```
scala> val quatreAcinq = 4 :: 5 :: Nil
quatreAcinq: List[Int] = List(4, 5)

scala> val unAcinq = unAtrois ::: quatreAcinq
unAcinq: List[Int] = List(1, 2, 3, 4, 5)
```


Types complexes

- dés-imbrication de listes : la méthode *flatten*

```
scala> val nestd_unAcinq = List(unAtrois, quatreAcinq)
nestd_unAcinq: List[List[Int]] = List(List(1, 2, 3), List(4, 5))

scala> nestd_unAcinq.flatten
res19: List[Int] = List(1, 2, 3, 4, 5)

unAhuit: List[List[Any]] = List(List(List(1, 2, 3), List(4, 5)), List(6, 7))

scala> unAhuit.flatten
res24: List[Any] = List(List(1, 2, 3), List(4, 5), 6, 7)
```

Pourquoi le type *Any* ?

Types complexes

- Tuples
  - Collection d'attributs relatifs à un object (cf. modèle rel.)
  - Accès indexé avec *._index* où *index* commence par 1
  - structure immuable, construits souvent à partir de sources externes (ex. fichier csv)

```
scala> val tuple = (12, "text", List(1,2,3))
tuple: (Int, String, List[Int]) = (12,text,List(1, 2, 3))

scala> tuple._1 = 13
<console>:12: error: reassignment to val
      tuple._1 = 13
             ^
```


Types complexes

- Tuples et pattern matching
  - possibilité de reconnaître la forme des tuples et d'enclencher un traitement spécifique en utilisant des variables

```
scala> val listeTemp = List((7,2010,4,27,75), (12,2009,1,31,78))
listeTemp: List[(Int, Int, Int, Int, Int)] = List((7,2010,4,27,75),
(12,2009,1,31,78))

scala> listeTemp.map{
            case(sid,year,month,value,zip)=>(year,value)
                                }
res0: List[(Int, Int)] = List((2010,27), (2009,31))
```

Types complexes

- Tableaux associatifs (map)
  - ensemble de paires (clé, valeur) - unicité de clé – clé et valeur de type quelconque mais fixés une fois pour toute
  - possibilité d'insertion et de mise à jour de nouvelles paires

```
scala> var capital = Map("US" -> "Washington", "France" -> "Paris")
capital...

scala> capital("US")
res2: String = Washington

scala>capital += ("US" -> "DC", "Japan" -> "Tokyo")

Map(US -> DC, France -> Paris, Japan -> Tokyo)
```


Types complexes

- Classes
  - Conteneurs pour objets ayant les mêmes attributs
  - ***class*** *MaClasse (nom: String, num: Int)*
    { //attributs et méthodes – partie optionnelle }

```
scala> class Mesure(sid:Int, year:Int, value:Float)
defined class Mesure

scala>  listeTemp.map{case(sid,year,month,value,zip)=>new
Mesure(sid,year,value)}
res2: List[Mesure] = List(Mesure@364c93e6, Mesure@66589252)
```


Types complexes

- case Classes
  - classes pour instancier des objets immuables
  - utiles pour le pattern matching!
  - ***case class*** *MaClasse (nom: String, num: Int)*
    { //attributs et méthodes – partie optionnelle }

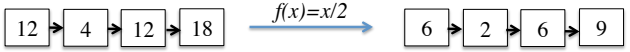
pas besoin de new

```
scala> case class cMesure(sid:Int, year:Int, value:Float)
defined class cMesure

scala>  listeTemp.map{case(sid,year,month,value,zip)=>
            cMesure(sid,year,value)}
```


Fonctions d'ordre supérieur

- *map*

  Map (f: T=>U), *f* unaire : applique *f* à chaque élément de *C*



la dimension de C est preservée mais le type en entrée peut changer

```
scala> def divide(n:Int) = n/2
succ: (n: Int)Int

scala> val l= List(12,4,12,18)

scala> l.map(x=>divide(x))
res1: List[Int] = List(6, 2, 6, 9)
```

Fonctions d'ordre supérieur

– *l.flatMap(f)* : équivalent de *l.map(f)* suivi de *flatten*

```
scala> def succ(n:Int) = n+1
succ: (n: Int)Int

scala> nestd_unAcinq
res38: List[List[Int]] = List(List(1, 2, 3), List(4, 5))

scala> val deuxAsix = nestd_unAcinq.flatMap(succ)
deuxAsix: List[Int] = List(2, 3, 4, 5, 6)
```

– *l. foreach(f)* : applique f à chaque élément sans retourner de valeur

```
scala> quatreAcinq.foreach(println)
4
5
```


Fonctions d'ordre supérieur

- *filter(cond)*
  – cond retourne un booléen et permet de sélectionner les éléments de la liste sur laquelle filter est appliqué

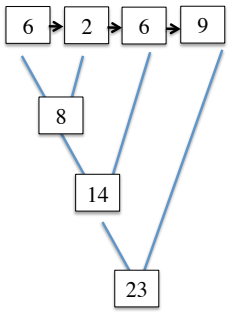
```
deuxAsix: List[Int] = List(2, 3, 4, 5, 6)

scala> deuxAsix.filter(x=>x%2 ==0)
res46: List[Int] = List(2, 4, 6)
```

la condition s'exprime avec =>
et signifie :
retourner x si x est multiple de 2

Fonctions d'ordre supérieur

- Réduction : *reduce*
  – *l.reduce(g: (T,T)=>T)* : applique *g* sur les éléments de *l*

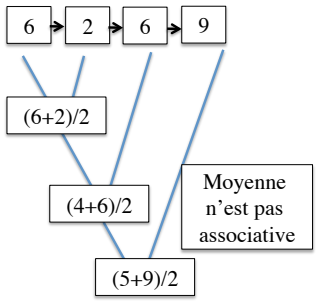
```
scala> def g(a:Int, b:Int) = {
println(a+"\t"+b)
 a+b
}

scala> val l=List(6,2,6,9)

scala> l.reduce((a,b)=>g(a,b))
6     2
8     6
14    9
res17: Int = 23
```



Fonctions d'ordre supérieur

- *reduce* ne marche que si g est associatif!
  – *l.reduce(g: (T,T)=>T)* : applique *g* sur les éléments de *l*

```
scala> def moyAB(a:Int, b:Int)=
{     println(a+"\t"+b)
      (a+b)/2
}

scala> val l=List(6,2,6,9)

scala> l.reduce((a,b)=>moyAB(a,b))
6     2
4     6
5     9
res19: Int = 7
```



Fonctions d'ordre supérieur

- *reduce* n'a de sens que si g est associatif!
  - *l.reduce(g*: (T,T)=>T*)* : applique *g* sur les éléments de *l*

```
scala> val l=List(6,2,6,9)

scala> val sum = l.reduce((a,b)=>a+b)

scala> val moy = sum/l.count()
```

pour calculer le moyenne, il faut calculer la somme puis diviser sur le taille de la liste!

Bien entendu, on peut utiliser la fonction avg() prédéfinie.

L'algèbre RDD de Spark

L'abstraction RDD

- Comment rendre la distribution des données et la gestion des pannes transparente?

→*Resilient Distributed Datasets (RDDs)*

  - Structure de données distribuées : séquence d'enregistrements de même type
  - données distribuées → traitement parallèle
  - immuabilité : chaque opérateur crée une nouvelles RDD
  - évaluation *lazy* : plan pipeline vs matérialisation (M/R)

Exemple

```
1  val lines = spark.textFile("file.txt")
2  val data = lines.filter(_.contains( "word"))
3data.count
```

1- Chargement depuis fichier
2- Application d'un filtre simple
3- Calcul de la cardinalité

Lazy evaluation : *count* déclenche le chargement de file.txt et le filter

Avantage : seules les lignes avec **"word"** sont gardées en mémoire

Deux types de traitements

A la base du modèle d'exécution de Spark

Transformations

opérations qui s'enchainent mais ne s'exécutent pas
opérations pouvant souvent être combinées
Ex. *map*, *filter*, *join*, *reduceByKey*

Actions

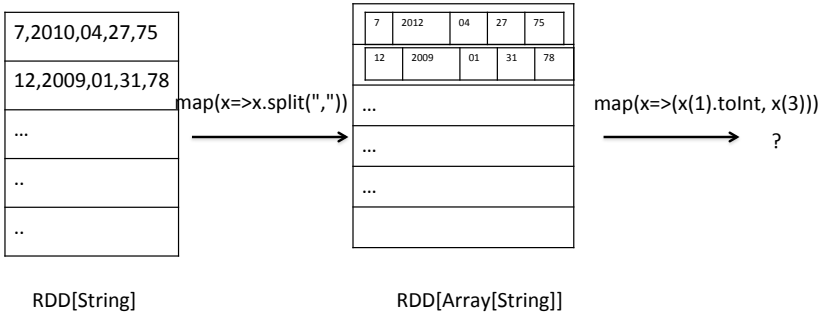
opérations qui lancent un calcul distribué
elles déclenchent toute la chaine de transformations qui la précède
Ex. *count*, *save*, *collect*

Opérateurs RDD

Transformations	*map*(*f* : T ⇒ U)	:	RDD[T] ⇒ RDD[U]
	filter(*f* : T ⇒ Bool)	:	RDD[T] ⇒ RDD[T]
	flatMap(*f* : T ⇒ Seq[U])	:	RDD[T] ⇒ RDD[U]
	sample(*fraction* : Float)	:	RDD[T] ⇒ RDD[T] (Deterministic sampling)
	groupByKey()	:	RDD[(K, V)] ⇒ RDD[(K, Seq[V])]
	reduceByKey(*f* : (V, V) ⇒ V)	:	RDD[(K, V)] ⇒ RDD[(K, V)]
	union()	:	(RDD[T], RDD[T]) ⇒ RDD[T]
	join()	:	(RDD[(K, V)], RDD[(K, W)]) ⇒ RDD[(K, (V, W))]
	cogroup()	:	(RDD[(K, V)], RDD[(K, W)]) ⇒ RDD[(K, (Seq[V], Seq[W]))]
	crossProduct()	:	(RDD[T], RDD[U]) ⇒ RDD[(T, U)]
	mapValues(*f* : V ⇒ W)	:	RDD[(K, V)] ⇒ RDD[(K, W)] (Preserves partitioning)
	sort(*c* : Comparator[K])	:	RDD[(K, V)] ⇒ RDD[(K, V)]
	partitionBy(*p* : Partitioner[K])	:	RDD[(K, V)] ⇒ RDD[(K, V)]
Actions	*count*()	:	RDD[T] ⇒ Long
	collect()	:	RDD[T] ⇒ Seq[T]
	reduce(*f* : (T, T) ⇒ T)	:	RDD[T] ⇒ T
	lookup(*k* : K)	:	RDD[(K, V)] ⇒ Seq[V] (On hash/range partitioned RDDs)
	save(*path* : String)	:	Outputs RDD to a storage system, *e.g.*, HDFS

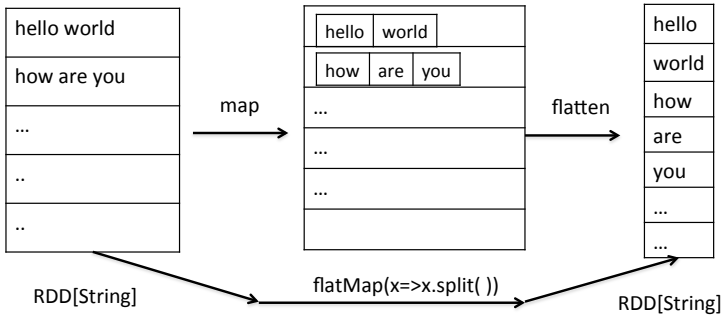
Opérateurs RDD

Map (*f:*T⇒U) : RDD[T] => RDD[U]



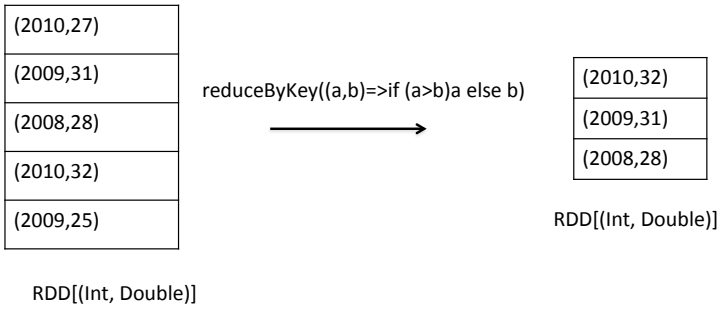
Opérateurs RDD

flatMap (*f:*T⇒Seq[U]) : RDD[T] => RDD[U]



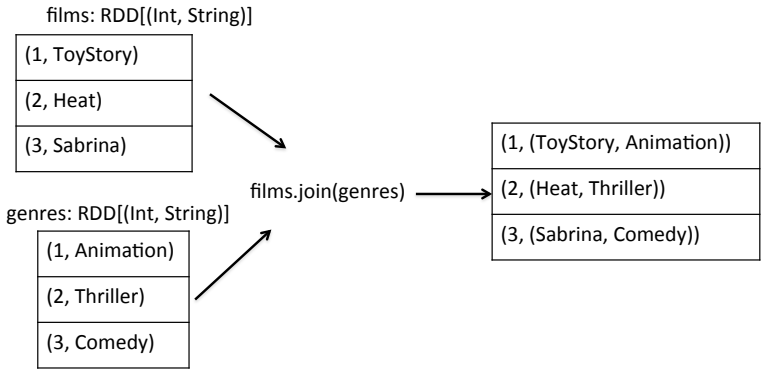
Opérateurs RDD

reduceByKey(f: (V, V)⇒V) : RDD[(K,V)] => RDD[(K,V)]



Opérateurs RDD

join(): (RDD[(K,V)], RDD[(K,W)]) => RDD[(K,(V,W))]

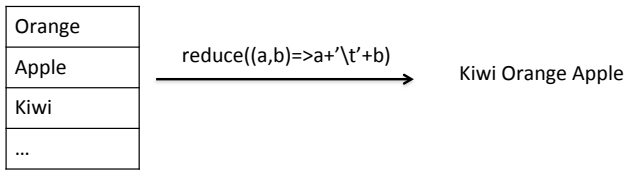


Opérateurs RDD

reduce(f : (T,T)=>T): RDD[(T,T)] => T

- Réduction de la dimension en utilisant une *User Defined Function (UDF)*
- Traitement distribué, aucun ordre prescris

  →dans Spark *f* doit être commutative et associative!



RDD et données structurées

- Constat sur l'utilisation des RDD
  - Pas d'exploitation du schéma par défaut
    - code peu lisible, programmation fastidieuse
  - Lorsque structure homogène, encapsuler chaque n-uplet dans un objet reflétant la structure
    - Performances dégradées (sérialisation d'objets, GC)
  - Absence d'optimisation logique (comme dans les SGBD)
- Pallier aux limites des RDD : API Dataset
  - Utiliser les schéma pour optimiser requêtes (SGBR)
  - et mieux organiser les données