### Master d'Informatique spécialité DAC

BDLE (Bases de Données Large Echelle)
-Seconde Partie-

Cours 1 : Introduction de Map Reduce et Présentation du système Spark

> Mohamed-Amine Baazizi – email: prénom.nom@lip6.fr http://dac.lip6.fr/master/ues-2014-2015/bdle-2014-2015/

## Organisation de la seconde partie du cours BDLE

- Objectifs:
  - Introduction du paradigme Map Reduce (MR)
  - Présentation des différents algorithmes en MR
  - Présentation des langages de haut niveau sur MR
  - Pratique sur un système MR (Spark)
- Organisation :
  - 4 séances, chaque séance = 2h cours + 2h TD/TME
  - Cours interactifs
  - TD/TME : illustration concepts cours + manipulation de différents langages (Scala, Hive, Pig)

#### Plan de la seconde partie BDLE

- Séance 1 (aujourd'hui)
  - Cours: introduction rapide big data présentation MR, langage Scala et système Spark
  - TME : prise en main de Spark, algorithmes MR
- Séance 2 (ven 17-10)
  - Cours : traduction des requêtes SQL en MR
  - TME : algorithmes MR, requêtes SQL en MR

### Plan de la seconde partie BDLE (suite)

- Séance 3 (ven 24-10)
  - Cours : présentation de Spark (et Hadoop)
  - TME : fonctionnalités Spark
- Séance 4 (ven 31-10)
  - Cours : présentation Pig et Hive
  - TME : utilisation de Shark

**Note** : plan peut être adapté si besoin (surtout les TME)

Bibliographie conseillée

Livres
 [Raja] Mining Massive Datasets, A.Rajaraman, J. Leskovec and J.Ullman. 2011

[Lin] Data-Intensive Text Processing with MapReduce, J.Lin and C.Dyer. 2010 [Hadp] Hadoop, the definitive guide, T.White. 2012

• Documentation en ligne

[Spark] http://spark.apache.org/

... liste non exhaustive, à compléter au fil de l'eau

Introduction

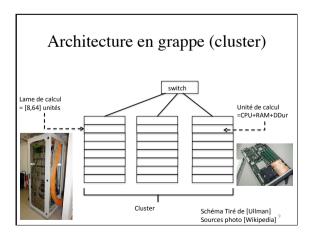
- Phénomène Big data\*
  - Problématique pas si récente
    - Données scientifiques
  - Emergence d'applications liées au web
    - Croissance du nombre d'utilisateurs (marchands en ligne, réseaux sociaux)
  - Besoin croissant d'analyse
    - Analyse climatographic (risques naturels)
    - Généralisation des capteurs

(\*) le terme masses de données est souvent utilisé pour désigner Big data

#### Faire face au phénomène Big data

- Nouvelles solutions matérielles
  - Super-calculateurs, calcul sur GPU
  - Grappe de machine, cloud
- Solutions logicielles
  - Optimisation pour nouvelles architectures (HPC)
  - Parallélisation des algorithmes





#### Nouvelles architectures matérielles

- Cluster = ensemble de racks (lames) connectés via un switch
- Rack = 8-64 unités (blade) connectées via gigabit Ethernet
- Unité de calcul = CPUs +RAM+DDur

Tirer profit des nouvelles architectures matérielles

- Niveau calcul:
  - Diviser en plusieurs petits calculs
  - → synchronisation, gestion des pannes
- Niveau données:
  - Répliquer les données sur plusieurs unités
  - → gestion de la cohérence et des pannes

## Comment tirer profit des nouvelles architectures matérielles?

- Map Reduce = paradigme + éco-système
- Paradigme
  - Spécification de tâches de calculs
  - Deux primitives : Map et Reduce
- Eco-système
  - Gestion de la tolérance aux pannes
  - Gestion de la réplication

4.7

-				
_				
-				
_				
-				
_				
-				
_				
_				
_				
_				
_				
_				
_				

#### Paradigme Map-Reduce

- Inspiré du fonctionnel
- Rappels fonctions d'ordre supérieur
  - **–** *Мар* 
    - Entrée = une fonction f, une liste L=[e<sub>1</sub>,e<sub>2</sub>,...,e<sub>n</sub>]
    - Résultat = Map  $(f, L)=[f(e_1), f(e_2), ..., f(e_n)]$

Exemple f(x)=x/2 L=[12,4,12,3] Map (f, L)=[6,2,6,1.5]

- Reduce (appelé parfois Fold ou Aggregate)
  - Entrée = un opérateur binaire  $\varrho$ , une liste  $L=[e_1,e_2,\ldots,e_n]$
  - Résultat = Reduce  $(\varrho, L) = \varrho(e_1, \varrho(e_2, ..., \varrho(e_{n-1}, e_n)...)$  Exemple  $\varrho = \text{`+'}$  Reduce (`+', L) = +(12, +(4, +(12, 3))) = 31

#### Paradigme Map-Reduce

Map-Reduce = Généralisation prog. fonctionnelle

Map  $(f, L)=[f(e_1), f(e_2), ..., f(e_n)]$  $\overline{\text{Reduce }(\varrho,L) = \varrho(e_{1,}\varrho(e_{2},\ldots,\varrho(e_{n-1},e_{n})\ldots)}$ 

Désormais, f génère une liste de paires (clé, val)

- $f: D_{val} \rightarrow (D_{cle}, D_{val})$  où

#### Exemple

pour L=[9,4,1] on obtient Map (f,L)=[(9,80),(4,15),(1,0)]

#### Paradigme Map-Reduce

Map-Reduce = Généralisation prog. fonctionnelle

 $Map(f, L)=[f(e_1), f(e_2), ..., f(e_n)]$ Reduce  $(\varrho, L) = \varrho(e_1, \varrho(e_2, ..., \varrho(e_{n-1}, e_n)...)$ 

Désormais, entrée = liste (clé,[liste-val])

où clé est unique!

Sortie = liste (clé,  $\varrho([liste-val]))$ 

Exemple

L=[(3,[0.5,0.3,0.2]),(4,[2.0])]

Reduce ('+', L)=[(3,1), (4,2.0)]

#### Workflow Map-Reduce

- Map :
  - Entrée :  $[e_1,..,e_n]$
  - Résultat :  $[(k_1, v_1), ..., (k_n, w_n)]$
- Reduce (une paire à la fois) :
  - Entrée :  $(\mathbf{k}_1, [\mathbf{v}_{1,\dots}, \mathbf{v}_{\mathrm{n}}])$
  - Résultat =  $(k, \varrho([v_1,..,v_n]))$

16

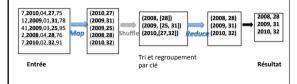
#### Workflow Map-Reduce

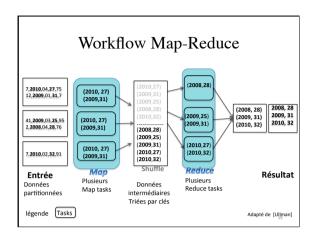
- Map :
  - Entrée :  $[e_1,..,e_n]$
  - Résultat :  $[(\mathbf{k_1}\,,\!\mathbf{v_1}),\!..,(\mathbf{k_n}\,,\!\mathbf{w_n})]$
- Regroupement des valeurs par clé
  - Résultat :  $(k_1, [v_{1,...}, v_n]), (k_2, [w_{1,...}, w_n]),...$
- Reduce (une paire à la fois) :
  - Entrée :  $(\mathbf{k_1}, [\mathbf{v_{1,...}}, \mathbf{v_n}])$
  - Résultat =  $(k, \varrho([v_1,...,v_n]))$

17

#### Exemple Map-Reduce

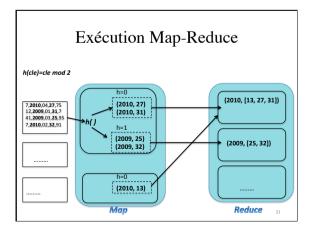
- Entrée : n-uplets (station, annee, mois, temp, dept)
- Résultat : annee, Max(temp)





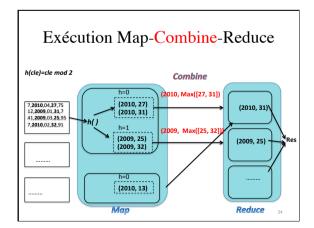
#### Exécution Map-Reduce

- Map
  - Génère les paires (cle,val) à partir de sa parition
  - Applique une fonction de hachage h sur cle
  - Stocke (cle,val) sur le bucket local h(cle)
- Nœud superviseur (*master*)
  - Fusionne les bucket h(cle) de chaque map
- Reduce
  - Applique ρ



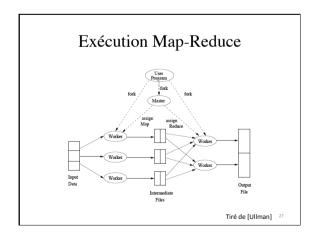
## Exécution Map-Reduce : performances 1. Nombre de reduce task 1 reduce task = 1 bucket 1 lbucket = 1 fichier Limiter le nombre de reduce task \* Limiter le nombre de reduce task

# Exécution Map-Reduce : performances 2. Combine • Les map et reduce s'exécutent sur des unités différentes → transfert des résultats intermédiaires \*\*Transfert des résultats intermédiaires\*\* \*\*Transfert des résultats intermédiaires\*\*



## Exécution Map-Reduce : performances 2. Combine • Les map et reduce s'exécutent sur des unités différentes → transfert des résultats intermédiaires → ρ doit être commutatif et associatif

## Exécution Map-Reduce • Prog MR = 1 master + n workers • Master : - Créer les map et les reduce tasks - Les affecter à des workers - Superviser l'exécution • Progression, stockage des résultats intermédiaires, relance des workers ayant échoué • Worker - En charge d'un map ou d'un reduce jamais les deux en même temps



#### Algorithmes en Map-Reduce

- Que peut-on exprimer? Comment se traduisent les problèmes classiques ?
  - Pas couvert dans cette partie du cours
- Comment traduire les requêtes relationnelles?
  - Fortement inspirée de l'implantation des opérateur dans les SGBG classiques (jointure par hachage)

#### Opérateurs de l'algèbre relationnelle

- Opérateurs ensemblistes:
- Autres opérateurs :
- Union : U
- Projection : π<sub>X</sub>
- Sélection :  $\sigma_C$
- Intersection : ∩
- Jointure naturelle : ⋈ – Renommage :  $\varrho_{A\rightarrow B}$
- Différence : -
- Produit cartésien : ×
- Division : ÷
- Schéma et instances des relations :

 $\textit{Sch\'ema}: R(att_1, \ ..., att_n) \ \textit{Instance}: R{=}\{r_0{,}r_1{,}...\}$ 

#### Traduction Opérateurs unaires

1. Sélection  $\sigma_{C}(R)$ 

 ${\bf Map}$  Pour chaque  $r_i$  qui satisfait C constituer la paire  $(r_i,r_i)$ Reduce Identité

2. Projection  $\pi_{x}(R)$ 

**Map** Pour chaque  $r_i$  éliminer les attributs  $\notin X$ 

Pour chaque p<sub>i</sub> ainsi obtenu constituer la paire (p<sub>i</sub>,p<sub>i</sub>)

Reduce Transforme les paires  $(p_i,\![p_i,p_i,\!\dots])$  en  $p_i$ 

Astuce : envoyer les tuples identiques au même reducer

Analogue au partitionnement implanté dans les SGBD classiques!

	-	

## Traduction Opérateurs ensemblistes Hypothèse: sch(R)=sch(S) 1. Union R U S

1. Ullon KO3

$$\label{eq:map_power} \begin{split} \textbf{Map} & \mbox{ Pour chaque } p_i \mbox{ constituer la paire } (p_i, p_i) \\ \textbf{Reduce} & \mbox{ Produit } p_i \mbox{ à partir de } (p_i, [p_i, \ldots]) \end{split}$$

**Observation :** Entrée reduce  $=(p_i,[p_i])$  ou  $(p_i,[p_i,p_i])$ 

2. Intersection R∩S

Map Idem Reduce

31

#### Traduction Opérateurs ensemblistes

**Hypothèse**: sch(R)=sch(S)

1. Union RUS

 $\textbf{Map} \ \text{Pour chaque} \ p_i \ \text{constituer la paire} \ (p_{i,}p_i)$ 

**Reduce** Produit  $p_i$  à partir de  $(p_i, [p_i,...])$ 

**Observation :** Entrée reduce  $= (p_i, [p_i])$  ou  $(p_i, [p_i, p_i])$ 

2. Intersection  $R \cap S$ 

Map Idem

**Reduce** Produit  $p_i$  que si ou  $(p_i, [p_i, p_i])$ 

32

#### Traduction Opérateurs ensemblistes

**Hypothèse**: sch(R)=sch(S)

1. Union RUS

 $\textbf{Map} \ \text{Pour chaque} \ p_i \ \text{constituer la paire} \ (p_{i,} p_i)$ 

 $\textbf{Reduce} \text{ Produit } p_i \text{ à partir de } (p_i, [p_i, \ldots])$ 

 $\textbf{Observation:} \ Entrée \ reduce \ = (p_i,[p_i]) \ ou \ (p_i,[p_i,p_i])$ 

2. Intersection  $R \cap S$ 

Map Idem

**Reduce** Produit  $p_i$  que si ou  $(p_i, [p_i, p_i])$ 

Exemple :  $R = \{(1, 2), (3, 4), (1, 3)\}$  et  $S = \{(1, 2), (3, 3)\}$ 

33

	_
T. 1 0 111	
Traduction Opérateurs ensemblistes	
Hypothèse: sch(R)=sch(S)	
<ol> <li>Union R U S</li> <li>Map Pour chaque p<sub>i</sub> constituer la paire (p<sub>i</sub>, p<sub>i</sub>)</li> </ol>	
<b>Reduce</b> Produit $p_i$ à partir de $(p_i, [p_i,])$ <b>Observation :</b> Entrée reduce $= (p_i, [p_i])$ ou $(p_i, [p_i, p_i])$	
2. Intersection R∩S	
<b>Map</b> Idem <b>Reduce</b> Produit $p_i$ que si ou $(p_i, [p_i, p_i])$	
Exemple: $R=\{(1,2),(3,4),(1,3)\}\ \text{et } S=\{(1,2),(3,3)\}$	
Réflexion: Généralisation?	
	-
	_
T. 1 0 111	
Traduction Opérateurs ensemblistes	
<b>Hypothèse :</b> sch(R)=sch(S)	-
3. Différence R-S Map	
Reduce	
Exemple: $R=\{(1,2), (3,4), (1,3)\}\ $ et $S=\{(1,2), (3,3)\}\ $	
35	
Traduction Opérateurs ensemblistes	
<b>Hypothèse</b> : $sch(R)=sch(S)$	
<ol> <li>Différence R-S</li> <li>Map Produit paires (r<sub>i</sub>,R) et (s<sub>i</sub>,S) à partir de R et de S resp.</li> </ol>	
$\textit{R\'esultat interm.}: (p_i, [R]), (p_i, [R, S]), (p_i, [S, R]) \text{ ou } (p_i, [S])$	
<b>Reduce</b> Produit $p_i$ à partir des $(p_i, [R])$	

Exemple :  $R = \{(1, 2), (3, 4), (1, 3)\}$  et  $S = \{(1, 2), (3, 3)\}$ 

#### Traduction Opérateurs ensemblistes

**Hypothèse**: sch(R)=sch(S)

#### 3. Différence R-S

Map Produit paires (r<sub>i</sub>,R) et (s<sub>i</sub>,S) à partir de R et de S resp.  $\textit{R\'esultat interm.}: (p_i, [R]), (p_i, [R, S]), (p_i, [S, R]) \text{ ou } (p_i, [S])$ Reduce Produit  $p_i$  à partir des  $(p_i, [R])$ 

Exemple :  $R = \{(1, 2), (3, 4), (1, 3)\}\ et\ S = \{(1, 2), (3, 3)\}$ 

**Réflexion :** Implantation de la différence symétrique  $R\Delta S$ ? Rappel :  $R\Delta S=(R-S) \cup (S-R)=(R\cup S)-(R\cap S)$ 

#### Traduction de la jointure naturelle

**Hypothèse**: R(A, B) et S(B, C)

Intuition : partitionnement (tri ou hachage) utilisé par les SGBD

Map pour chaque (a, b) de R produire (b, (R, a))

pour chaque (b, c) de S produire (b, (S, c))

Formes résultat interm:  $p1 = (b, [(R,a_i)])$   $p2 = (b, [(S,c_j)])$ 

Reduce Considérer les paires p3

Produire (b,  $\{a_1,...,a_k\} \times \{b\} \times \{c_1,...,c_m\}$ )

Exemple:  $R=\{(2, 1), (2, 3), (3, 1), (4, 1)\}\ et\ S=\{(1, 4), (1, 1), (2, 3)\}\$ 

Réflexion: Généralisation à plusieurs attributs et à d'autres jointures

#### Traduction de la jointure naturelle

 $Hypoth\grave{e}se:R(A,B)\ \text{et}\ S(B,C)\ \text{avec}\ A,B,\text{et}\ C\ \text{ensbles}\ \text{d'attributs}$ 

**Map** pour chaque  $(a_0...a_n,b_0...b_m)$  de R produire  $(b_0...b_m,(R,a_0...a_n))$ 

pour chaque  $(b_0..b_m, c_0..c_p)$  de S produire  $(b_0..b_m, (S, c_0..c_p))$ Formes résultat interm:  $p1 = (\mathcal{B}, [(R, \mathcal{A})])$   $p2 = (\mathcal{B}, [(S, C)])$ 

p3= ( $\mathcal{B}$ ,[(R,  $\mathcal{A}_1$ ), ...,(R,  $\mathcal{A}_k$ ),(S,  $\mathcal{C}_1$ ),...(S,  $\mathcal{C}_p$ )])

Reduce Considérer les paires p3

Produire  $(\mathcal{B}, \{\mathcal{A}_1,...,\mathcal{A}_k\} \times \{\mathcal{B}\} \times \{C_1,...,C_p\})$ 

Opérateurs de l'algèbre	
relationnelle	
• Opérateurs  • Autres opérateurs :  ensemblistes : $-\frac{\text{Projection} : \pi_{\chi}}{\text{Union} : U}$ $-\frac{\text{Sélection} : \sigma_{C}}{\text{Selection}}$	
$ \begin{array}{cccc} - & & & & & & & & & & \\ - & & & & & & &$	
• Schéma et instances des relations : $  Schéma: R(att_1, \ \dots, att_n) \ \textit{Instance}: R = \{r_0, r_1, \dots\} $	
	40
Traduction des fonctions d'agréga	ats
<ul> <li>Trivial pour Somme(), Max() et Min()         <ul> <li>Max et Min et Addition commutatifs et associa</li> <li>En fonctionnel: list-homomorphism</li> </ul> </li> <li>Définition: (List-homomorphism)         <ul> <li>En se dotant d'un opérateur de concaténation de listes •</li> <li>Une fonction h est un list-homomorphism s'il existe un</li> </ul> </li> </ul>	tifs
opérateur associatif $\rho$ doté de l'élément neutre $e$ tel que $-h([\ ])=e \text{ où } [\ ] \text{ est la liste vide}$ $-h(L_1 \bullet L_2)=h(L_1) \rho h(L_2)$	
	41
List-homomorphism: illustration	n —
Question : Est-ce que Min( ) est LH?	

#### *List-homomorphism*: illustration

Question: Est-ce que Min() est LH?

Réponse :

Considèrer que  $\rho$  retourne le plus grand entier parmi ses deux arguments a et b, i.e

 $a \rho b = b \text{ si } a > b \text{ et } a \rho b = a \text{ si } a < = b$ 

et  $+\infty$  comme élément neutre.  $Min(L_1 \bullet L_2)=Min(L_1) \rho Min(L_2)$ 

43

## L'homomorphisme pour caractériser le parallélisme

#### Lemme de l'homomorphisme

Une fonction h est un homomorphisme pour l'opérateur de concaténation  $\bullet$  ssi

 $h = \text{Reduce}(\rho, \text{Map}(f, ..))$ 

où f est une fonction et  $\rho$  un opérateur

· Comment l'utiliser?

F() admet une solution parallèle si on arrive à la formuler à partir de  $Reduce(\rho, Map(f, ...))$ 

44

#### Illustration avec Min

#### Remarquer que

 $Min(L)=Reduce(\rho, Map(f, L))$ 

Avec  $\rho$  retourne le plus grand entier (slide précédent) et f la fonction identité, i.e f(a b c ...z)= (a b c ...z)

Donc Min() admet un solution en parallèle!

Que se passe-t-il pour la Somme et la moyenne?

- Pour la Somme, il suffit de considérer que ρ est +
- Et pour la moyenne?

## Solution parallèle pour la Moyenne • Tentative : -f est l'identitié et a $\rho$ b=(a+b)/2 →Moy() n'est pas un homomorphisme pour la concaténation d'entiers : Reduce( $\rho$ ,(a,b,c)) produit ((a+b)/2)+c)/2 $\neq$ (a+b+c)/3 • Solution : -f doit retourner une paire (a,1) - $(a,i) \rho (b,j) = (a+b, i+j)$ - Moy = $FCT(Reduce(\rho, Map(f, ..)))$ où FCT((a,b))=a/bPrésentaion de Spark Motivation de Spark • Supporter des traitements itératifs efficacement

- Applications émergentes tels que PageRank,

 Systèmes du style Hadoop matérialisent les résultats intermédiaires → performances dégradées

 Les données doivent résider en mémoire-centrale et être partagées → mémoire distribuée

clustering par nature itératives

• Solution

\_\_\_\_

#### Principe utilisé dans Spark

- Resilient Distributed Datasets (RDDs)
  - Structures accessibles en lecture seule
  - Stockage distribué en mémoire centrale
  - Restriction aux opérations sur gros granules
    - Transformations de la structure en entier vs MAJ valeurs atomiques qui nécessite propagation replicats
  - Journalisation pour assurer la tolérance aux fautes
    - Possibilité de rejouer les transformations vs checkpointing

40

#### Fonctionnement des RDD

- 1. Création
  - Chargement données depuis SGF distribué/local
  - Transformation d'une RDD existante

Note: RDD est une séquence d'enregistrements

#### 2. Transformations

- map: applique une fonction à chaque élément
- filter : restreint aux éléments selon condition
- join : combine deux RDD sur la base des clés \*

(\*) Les RDD en entrée doivent être des séquences de paires (clé,valeur)

Fonctionnement des RDD

#### 3. Actions

- collect : retourne les éléments

- count : comptes les éléments

- save : écrit les données sur le SF

- 4. Paramétrage du stockage en mémoire
  - persist : force le maintien en mémoire
     unpersist : force l'écriture sur disque
- Notes:
- par défaut, les RDD sont persistantes en mémoire
- Si manque d'espace alors écriture sur disque
- Possibilité d'attribuer des priorités

---

·			
•			
•			
•			
•			
•			
•			
•			
•			

#### Illustration d'une RDD

On considère une chaîne de traitements classique

- 1. Chargement depuis stockage (local ou hdfs)
- 2. Application d'un filtre simple
- 3. Cardinalité du résultat de 2
- 4. Paramétrage de la persistance
  - 1 lines=spark.textFile("hfds:://file.bxt")
    2 data=lines.filter(\_.contains( "word"))

  - 3 data.count
  - 4 data.persist()

#### Illustration d'une RDD

On considère une chaîne de traitements classique

- 1. Chargement depuis stockage (local ou hdfs)
- 2. Application d'un filtre simple
- 3. Cardinalité du résultat de 2
- 4. Paramétrage de la persistance
  - 1 lines=spark.textFile("hfds:://file.txt")
  - 2 data=lines.filter(\_.contains( "word"))
  - 3 data.count
  - 4 data.persist()

#### Lazy evaluation

Construire les RDDs seulement si action (mode pipelined)

Exemple : lines  $\,$  n'est construit qu'à la ligne 3

→ Chargement *sélectif* de file.txt

#### **API Spark**

- Documentation <a href="https://spark.apache.org/docs/latest/">https://spark.apache.org/docs/latest/</a>
- Plusieurs langages hôtes

  - Scala (langage fonctionnel sur JVM)
- Choix pour ce cours = Scala (Scalable Language)
  - Documentation http://www.scala-lang.org/api/current/#package

- Tutoriel http://docs.scala-lang.org/tutorials/

- Langage orienté-objet et fonctionnel à la fois
  - Orienté objet : valeur → objet, opération → méthode
     Ex: l'expression 1+2 signifie l'invocation de '+ ' sur des objets de la classe Int
  - Fonctionnel :
    - Les fonctions se comportent comme des valeurs : peuvent être retournées ou passées comme arguments
    - 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

55

#### Scala: rapide tour d'horizon

• Immuabilité des données

//1- déclarer une variable et lui associer une valeur scala> var a=3
a: Int = 3
//2- vérifier la référence attribuée par Scala scala> a
res0: Int = 3
//3- associer à a une nouvelle valeur, 5
scala> a=5
a: Int = 5
//même chose que 2
scala> a
res1: Int = 5
//manipuler l' "ancienne" valeur de a via res0
scala> res0\* 2
res2: Int = 6

#### Scala: rapide tour d'horizon

• Variables vs valeurs

//1- déclarons une valeur n
scala> val n=1+10
n: Int = 11
//2-essayons de la modifier
scala> n=n+1
cconsole>:12: error: reassignment to val
n=n+1
//3- déclarons une variable
scala> var m=10
m: Int = 10
//4- idem que 2
scala> m=m+1
m: Int = 11

val n'autorise pas de lier une variable plus d'une fois

• Inférence de types

```
a: Int = 1
scala> var a="abc"
a: String = abc
scala> var a=Set(1,2,3)
a: scala.collection.immutable.Set[Int] = Set(1, 2, 3)
a: scala.collection.immutable.Set[Int] = Set(1, 2, 3)
scala>a+=4
res1: scala.collection.immutable.Set[Int] = Set(1, 2, 3, 4)
scala>a+="a"

console>:9: error: type mismatch;
found : String
required: scala.collection.immutable.Set[Int]
a+="a"

A
```

#### Scala: rapide tour d'horizon

Fonctions

```
scala> def max2(x: Int, y: Int) = if (x >
y) x else y
max2: (x: Int, y: Int)Int
scala> max2(1,3)
res3: Int = 3
scala> max2(res3,0)
res5: Int = 3
scala> max2(max2(1,2),3)
res6: Int = 3
```

#### Scala: rapide tour d'horizon

- Itérations avec for-each
  - style de programmation impérative
  - méthode associé à un tableau (ou liste, ou ensemble)
  - prend en entrée une fonction, souvent print

//déclarer une liste et l'initialiser
scala> var l=List(1,2,3)
l: List(Int) = List(1, 2, 3)
//imprimer chaque élément de la liste
scala> L.foreach(x=>print(x))
123
//syntaxe équivalente
scala> L.foreach(print)
123

- Tableaux
  - Collections d'objets typés
  - Initialisation directe ou avec apply()
  - Mise à jour directe ou avec update()

scala> val b=Array.apply("1","2","3") //initialisation avec apply b: Array(String) = Array(1, 2, 3) scala> b(0)="33" //mise à jour directe scala> b.update(1,"22")//mise à jour avec en utilisant update

61

#### Scala: rapide tour d'horizon

- · Listes et ensembles
  - Collections d'objets typés immuables
  - Initialisation directe
  - Mise à jour impossible

scala> val da=List(1,2,3) //initialisation directe
da: List[Int] = List(1, 2, 3)
scala> da(2) //accès indexé
res53: Int = 3
scala> da(0)=1 //tentative de mise à jour
<console>9: error: value update is not a member of List[Int]
da(0)=1
^

#### Scala: rapide tour d'horizon

- · Opérations sur les listes
  - Concaténation avec :::, ajout en tête avec ::
  - Inverser l'ordre d'une liste reverse()
  - Et plein d'autres méthodes (cf Annexe A)

scala> val 11=List(1,2,3) 11: List[Int] = List(1, 2, 3) scala> val 12=List(4,5) 12: List[Int] = List(4, 5) scala> 11:::12 res44: List[Int] = List(1, 2, 3, 4, 5) scala> (6::12)
res47: List[Int] = List(6, 4, 5)
scala> val 1Ibis=1::2::3::Nil
Ibis: List[Int] = List(1, 2, 3)
//deviner la sorti de cette instruction
scala> I1:::(6::12.reverse).reverse

- Tuples
  - Différents types pour chaque élément (12, '22', <1,2,3>)
  - Accès indexé avec .\_index où index commence par 1

//creation d'un tuple complexe scala> val co=(12, "text", list(1,2,3)) co: (int, String, List[int]) = (12,text,List(1, 2, 3)) scala> co.\_0 < console>:9: error: value \_0 is not a member of (Int, String, List[int]) scala> co.\_1 res56: int = 12 scala> co.\_3 res58: List[int] = List(1, 2, 3)

64

#### Scala: rapide tour d'horizon

- Tableaux imbriqués dans des tuples
  - Rappel : les élément des tableaux peuvent changer
  - Un tableau imbriqué dans un tuple est une référence

scala> b //reprendre le b de res66: Array[String] = Array(33, 22, 3) scala> b(0)="100" scala> co res69: (Int, String, Array[String]) = (12,txt,Array(100, 22, 3))

65

#### Scala: rapide tour d'horizon

- Les tableaux associatifs (Map)
  - Associer à chaque entrée un élément
  - Extension avec +

scala> var capital = Map("US" -> "Washington", "France" -> "Paris")
capital: scala.collection.immutable.Map[String,String] = Map(US ->
Washington, France -> Paris)
scala> capita("US")
res2: String = Washington
scala> capital += ("Japan" -> "Tokyo")

- Fonctions d'ordre supérieur Map et Reduce
  - Fonctionnement : déjà vu
  - Notation abrégée

scala> List(1, 2, 3) map (z=>z+1) //est équivalent à la ligne suivante scala> List(1, 2, 3).map (\_ + 1) res71: List[Int] = List(2, 3, 4) //rappel: capital désigne Map(US -> Washington, France -> Paris) scala> capital.map(z=>z\_\_1.length)) res77: scala.collection.immutable.lterable[Int] = List(2, 6) scala> capital.reduce((a,b) => if(a\_\_1.length>b\_\_1.length) a else b) res7: (String, String) = (France, Paris) scala> capital+=("Algeria"->"Algiers") scala> capital+=("Algeria"->"Bigers") scala> capital-reduce((a,b) => if(a\_\_1.length>b\_\_1.length) a else b) res10: (String, String) = (Algeria,Algiers)

#### Scala: rapide tour d'horizon

- Plein d'autres fonctionnalités (consulter références)
- But de ce cours : utiliser Scala sous Spark

68

#### Scala sous Spark: fonctions

	$map(f : T \Rightarrow U)$		$RDD[T] \Rightarrow RDD[U]$
	$filter(f : T \Rightarrow Bool)$	:	$RDD[T] \Rightarrow RDD[T]$
	$flatMap(f : T \Rightarrow Seq[U])$	:	$RDD[T] \Rightarrow RDD[U]$
	sample(fraction: Float)	:	$RDD[T] \Rightarrow RDD[T]$ (Deterministic sampling)
	groupByKey()	÷	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, Seq[V])]$
	$reduceByKey(f : (V, V) \Rightarrow V)$	:	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, V)]$
Transformations	union()		$(RDD[T], RDD[T]) \Rightarrow RDD[T]$
	join()	:	$(RDD[(K, V)], RDD[(K, W)]) \Rightarrow RDD[(K, (V, W))]$
	cogroup()	:	$(RDD[(K, V)], RDD[(K, W)]) \Rightarrow RDD[(K, (Seq[V], Seq[W])]$
	crossProduct()	:	$(RDD[T], RDD[U]) \Rightarrow RDD[(T, U)]$
	$mapValues(f : V \Rightarrow W)$	:	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, W)]$ (Preserves partitioning)
	sort(c:Comparator[K])	:	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, V)]$
	partitionBy(p:Partitioner[K])	:	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, V)]$
	count() :	)	$RDD(T) \Rightarrow Long$
	collect() :	1	$RDD[T] \Rightarrow Seq[T]$
Actions	$reduce(f : (T,T) \Rightarrow T)$ :	)	$RDD[T] \Rightarrow T$
	lookup(k:K):	)	$RDD[(K, V)] \Rightarrow Seq[V]$ (On hash/range partitioned RDDs)
	save(path : String) :		Outputs RDD to a storage system, e.g., HDFS

Figure tirée de [Spark]

#### Scala sous Spark: illustration MR Préparation des données

scala> val lines=sc.textFile("/user/cours/mesures.txt") lines: org.apache.spark.rdd.RDD[String] ... scala> lines.count res3: Long = 5 scala> lines.collect res4: Array[String] = Array(7,2010,04,27,75, 12,2009,01,31,7, ....

7,2010,04,27,75 12,2009,01,31,78 41,2009,03,25,95 2,2008,04,28,76 7,2010,02,32,91

#### Scala sous Spark: illustration

Préparation des données

scala> val lines=sc.textFile("/user/cours/mesures.txt") lines: org.apache.spark.rdd.RDD[String] ... Intes: org.apatrie.spark.rdd.RDU[string] ... scala> lines.count res3: Long = 5 scala> lines.collect res4: Array[String] = Array[7,2010,04,27,75, 12,2009,01,31,7, ....

7,2010,04,27,75 12,2009,01,31,78 41,2009,03,25,95 2,2008,04,28,76 7,2010,02,32,91

/user/cours/mesures.txt

• *Map* (*f*:T⇒U)

scala> lines.map(x=>x.split{",")}.collect res8: Array[Array[String]] = Array(Array(7, 2010, 04, 27, 75), Array(12, 2009, 01, 31, 7), ...

scala> lines.map(x=>x.split(",")).map(x=>{x(1),x(3))}.collect res12: Array[(String, String)] = Array((2010,27), (2009,31), ...

#### Scala sous Spark: illustration

Préparation des données

scala> val lines=sc.textFile("/user/cours/mesures.txt") lines: org.apache.spark.rdd.RDD[String] ... scala> lines.count res3: Long = 5 scala> lines.collect

res4: Array[String] = Array(7,2010,04,27,75, 12,2009,01,31,7, ....

7,2010,04,27,75 12,2009,01,31,78 41,2009,03,25,95 2,2008,04,28,76 7,2010,02,32,91

• Map (f:T⇒U)

scala> lines.map(x=x.split(",")).collect
res8: Array[Array[5] = Array(Array[7, 2010, 04, 27, 75), Array[12, 2009, 01, 31, 7), ...

scala> lines.map(x=>x.split(",")).map(x=>{x(1),x(3))}.collect res12: Array[(String, String)] = Array((2010,27), (2009,31), ...

#### Scala sous Spark: illustration

• *Map* (*f*:T⇒U)

scala> lines.map(x=>x.split(",")).collect res8: Array[Array[String]] = Array(Array(7, 2010, 04, 27, 75), Array(12, 2009, 01, 31, 7), ...

scala> lines.map(x=>x.split(",")).map(x=>(x(1),x(3))).collect res12: Array[(String, String)] = Array((2010,27), (2009,31), ...

•  $ReduceByKey(f:(V,V) \Rightarrow V)$ 

//convertir l'entrée en entier pour pouvoir utiliser ReduceByKeyl scala> val v=lines.map(x=>x.split(",")).map(x=>(x[1.toint,x[3])) v: org.apache.spark.rdd.RDD[[(nt, String)] = MappedRDD[7] at map at <console>:14 scala> val maex-veduceByKey((a,b)=xif (a>b) alse b). kake(10) max: Array[(int, String)] = Array((2010,32), (2008,28), (2009,31))

#### Scala sous Spark: illustration

•  $ReduceByKey(f:(V,V) \Rightarrow V)$ 

//convertir l'entrée en entier pour pouvoir utiliser ReduceByKeyl scala> val v=lines.map(x=>x.split(",")).map(x=>(x[1.toint,x[3])) v. org.apache.spark.rdd.RDD[[int, String]] = MappedRDD[7] at map at <console>:14 scala> val maev-veduceByKey((a,b)=sif (a>b) alse b).take(10) max: Array[(int, String]] = Array((2010,32), (2008,28), (2009,31))

• Comportement du ReduceByKey

scala> val max=v.reduceByKey((a,b)=>a).take(10) max: Array[(Int, String)] = Array((2010,27), (2008,28), (2009,31))

scala> val max=v.reduceByKey((a,b)=>b).take(10) max: Array[(Int, String)] = Array((2010,32), (2008,28), (2009,25))

#### Où trouver la doc?



### Utiliser Spark en TME

Consulter la notice

 $\underline{http://dac.lip6.fr/master/ues-2014-2015/bdle-2014-2015/bdle-notes-de-td-tme/}$ 

76

#### Annexe A: manipulation des listes

77

#### Annexe A: manipulation des listes

he/bladd Roman is first of both first (events in the 9 field (events "WIP") fertilisted for the first first (events in the 9 field (events in WIP") first (events in the 9 field (event