5IN852 BDLE

Stockage à l'échelle du web

HUBERT NAACKE

DÉCEMBRE 2019

Plan

- Contexte et problématique
- HDFS et cas d'usage
- Stockage : Format et organisation
- Stockage en mémoire
- Perspectives et Conclusion

Contexte

- Analyse de données à large échelle
  - Analyse offline/online
- Type d'application
  - Chaine de traitements (workflow)
  - Transformation élémentaire : entrée → traitement → sortie
  - Enchainer les transformations
    - Données intermédiaires volumineuses
    - Un traitement peut imposer que les entrées et sorties soient des fichiers

    → Besoin de stocker les données intermédiaires dans des fichiers

  - Conception incrémentale d'un workflow

    → Réutiliser les fichiers résultats des analyses précédentes

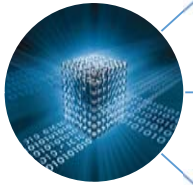
Contexte : Fichier

- Format d'un fichier
  - Textuel
  - ou Binaire
- Structure des données d'un fichier
  - Non structuré : image, audio, vidéo
  - document semi structuré
  - ou collection d'éléments de même type
- Description d'un fichier
  - Nom unique : emplacement + nom du fichier
  - Taille
  - Dates : création, dernière modification, dernière lecture, ...
  - Droits d'accès : propriétaire

Contexte : Système de fichiers

- Sert à organiser les fichiers en les classant
  - Dossier : contient des fichiers et des sous-dossiers
  - Organisation hiérarchique
- Accès en lecture à un fichier
  - Rechercher un fichier : explorateur de fichiers
  - Lire un dossier pour atteindre des sous-dossiers
  - Lire un fichier
- Accès en écriture
  - Créer un nouveau fichier
  - Modifier un fichier existant
  - Supprimer un fichier existant

Problématique du stockage à large échelle



Distribué • Espace

Parallèle • Temps d'accès

Tolérant les pannes • Résilience

Image : http://globbsecurity.fr/dark-data-mettent-entreprise-danger-44185/

Problématique du stockage à large échelle

- Grand nombre de fichiers à gérer (plusieurs millions de fichiers)
- Grande taille d'un fichier (1 Go à plusieurs To par fichier)
- Capacité de stockage > celle d'un disque
  - Une gestion et architecture centralisée ne convient pas

→ Besoin d'une solution **distribuée** pouvant utiliser plusieurs disques

- Durée trop longue pour lire un fichier
  - Parcours séquentiel trop lent pour un gros fichier

→ Besoin d'une solution **parallèle** pour lire le contenu d'un fichier

Les systèmes distribués mais non parallèles (NFS) ne conviennent pas

HDFS

ARCHITECTURE
ACCÈS
PANNES
PRATIQUE
CAS D'USAGE ET LOCALITÉ

Stockage sur un cluster de machines

9

- But : cumuler les capacités de **stockage** et de **traitement** de plusieurs machines
- Cluster (grappe) de machines
  - Une **machine** = unité de stockage et de traitement
- Avantages
  - Faible prix, bon rapport capacité/prix
    - Nombreuses machines → Parallélisme élevé (ex. 60K 000 machines chez Critéo)
  - Extensible
- Inconvénient
  - Pannes fréquentes, occurrence proportionnelle au nombre de machines
    - 10 machines : 1 panne par an
    - 10 * 365 machines : 1 panne par jour

Localité données/traitement dans un cluster

10

- L'interconnexion des machines est en 2 niveaux
  - Une machine dans un rack
  - Un rack dans un cluster
- Localité donnée/traitement : décroit avec l'éloignement
  - Lire un fichier local d'une machine : très rapide
  - Lire un fichier d'une autre machine (du même rack) : rapide
  - Lire un fichier d'un autre rack : lent
  - Lire un fichier d'un autre cluster : trop lent
- Bénéficier de la localité
  - Déplacer les traitements vers les données
  - Favoriser les traitements locaux

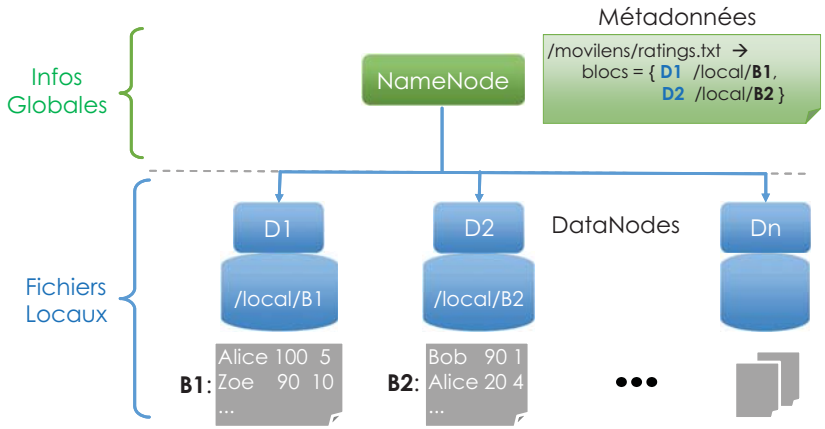
Objectifs et choix de conception

11

- Tolérance aux pannes
  - Rester en service pendant une panne
  - Détection rapide, reprise automatique
- Conçu pour un scénario d'accès spécifique
  - Créer un fichier puis le lire **n** fois (avec n >>1)
  - Ajout de données dans un fichier existant. Pas de modification du contenu
- Performance
  - Débit élevé pour créer un fichier et le lire
  - Paralléliser l'accès à un fichier
- → Séparer : fichiers globaux / fichiers locaux contenant les données
  - Métadonnées : description *logique* globale des fichiers et dossiers
  - Données : un fichier *logique* composé de plusieurs fichiers locaux
  - Permet d'optimiser l'accès au contenu tout en préservant l'organisation globale

Architecture (1)

12



Architecture (2)

- Type Master/Slave
  - Un master, le NameNode, contrôle le système
  - Plusieurs slaves, un DataNode par machine
- NameNode
  - Il gère les métadonnées : description des dossiers et fichiers
  - Point d'entrée pour une demande d'accès
  - Connait l'état des Datanodes
  - Les données lues/écrites ne passent **pas** par le NameNode
- DataNode
  - Service : accès au système de fichiers (local FS)
  - Stocke le contenu d'une partie des fichiers

Fragmentation et réplication des données

- Un fichier est découpé en blocs successifs de 64M
  - F = {B1, B2, ...)
  - Taille d'un bloc Bi = 64M par défaut (ajustable) << taille d'un fichier
- Chaque bloc est répliqué
  - Degré de réplication = 3 (ajustable, par fichier ou par dossier)
  - Le Namenode connait l'emplacement des répliques de chaque bloc
    - Fichier = {nom, liste de blocs}, bloc = liste de répliques, réplique = {D, B}
- Avantages
  - Tolérance aux pannes
  - Parallélisme pour les gros fichiers (< nombre de blocs)

Distribution et placement des données

- Equilibrer le stockage
  - Remplir d'abord les datanodes avec un faible taux d'occupation
  - Possibilité de déplacer un bloc pour forcer l'équilibre
- Equilibrer la charge en lecture
  - Hypothèse : les blocs récents sont lus plus fréquemment que les autres
  - Distribuer les blocs récemment créés sur plusieurs datanodes
- Accès en parallèle aux différents blocs d'un fichier :

  →Placer les blocs d'un fichier dans le même rack
- Accès en cas de panne

  →Placer les répliques des racks différents de celui de la donnée "principale"

Lecture d'un fichier (1)

1) Le client demande au NameNode de lire le fichier nommé F

2) Le NameNode
   - Lit les métadonnées : F→ Liste de blocs : B1, B2, ... + Datanode *Di* des blocs
   - Réponse au client : liste de couples (Bi, {Di})

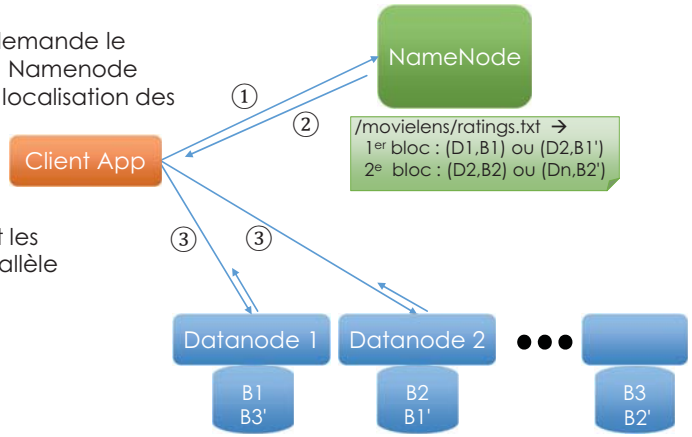
3) Le client lit les blocs sur les Di
   - Pour chaque bloc Bi, choisit un DataNode Di stockant le bloc
   - Di envoie le contenu de Bi au client

- Accès décentralisé aux fichiers
  - Le client **cache** les métadonnées (Bi, {Di}) de F
  - Il ne recontacte pas le NameNode pour relire F
  - Améliore la scalabilité : évite la congestion du NameNode
  - Le client se charge de vérifier la validité du cache

Lecture d'un fichier (2)

1) Le client demande le ratings.txt au Namenode
Réponse : la localisation des blocs

3) Le client lit les blocs en parallèle



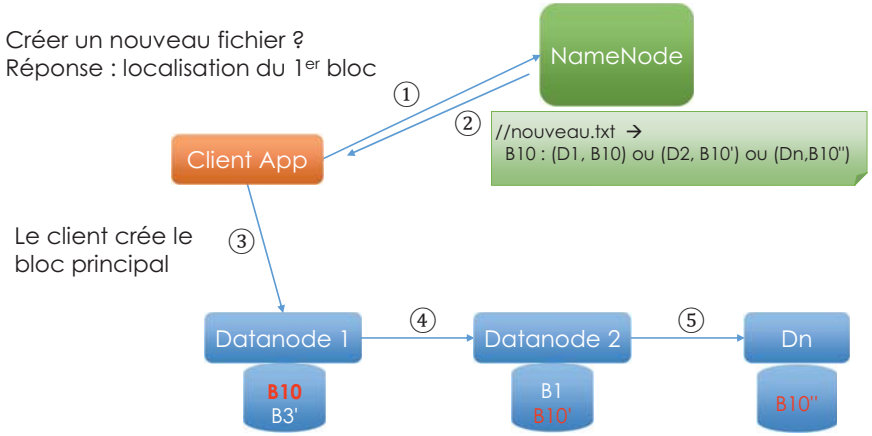
Ecriture d'un nouveau fichier (1)

- Client→ Namenode : demande la création d'un nouveau fichier
  - Réponse : identifiant du 1er bloc (et de ses répliques)
- Ecriture "principale" Client→ Datanode
  - Client écrit le bloc sur le Datanode principal (pas de réplication)
  - Bloc plein : invoquer le Namenode pour obtenir l'identifiant du prochain bloc (et de ses répliques)
    - Le Namenode sérialise les demandes concurrentes concernant le même fichier
- Réplication
  - Pour chaque bloc B, le datanode principal copie B vers la 1ère réplique
  - Ainsi de suite pour les autres répliques
  - Informer le client puis le Namenode de la fin de l'écriture

Ecriture d'un nouveau fichier (2)

Créer un nouveau fichier ?
Réponse : localisation du 1er bloc

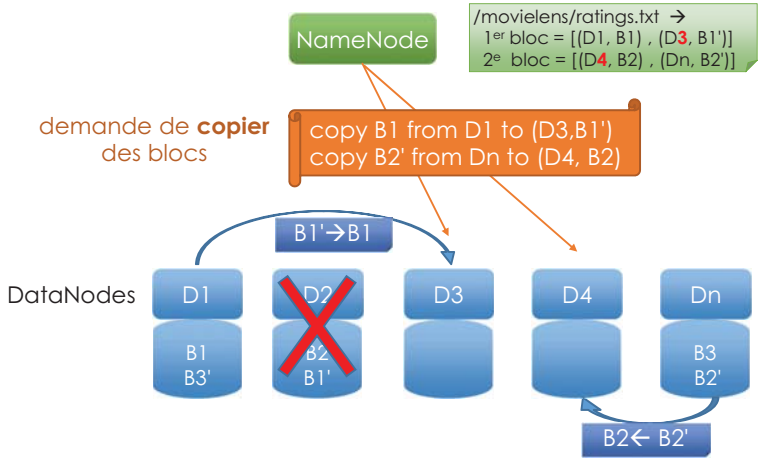
Le client crée le bloc principal



Tolérance aux pannes (1/3)

- Namenode
  - Un NameNode actif + un NameNode secondaire (backup)
  - Les opérations modifiant les métadonnées propagées sur les NameNode secondaires
  - Propagation synchrone
    - Garantit qu'un NameNode secondaire est identique au NameNode actif.
    - Permet le remplacement d'un NameNode en panne
  - Journalisation, point de reprise
- DataNode
  - Détection: signal ***heartbeat*** envoyé régulièrement au NameNode

Tolérance aux pannes (2/3)
Maintenir la réplication

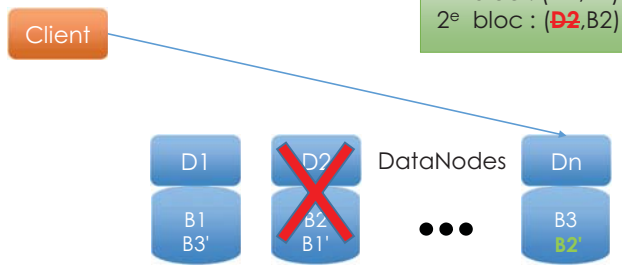


Tolérance aux pannes (3/3)
Lecture d'un bloc corrompu

Situation: D2 ne répond pas ou D2 renvoie un bloc corrompu

Client demande **B2'** au lieu de B2

/movielens/ratings.txt →
1er bloc : (D1,B1) ou (D2,B1')
2e bloc : (~~D2~~,B2) ou **(Dn,B2')**



➔La lecture du fichier n'est **pas** interrompue

HDFS en pratique

- Plan des diapos suivantes
  - Installation
  - Utilisation
  - Administration

Installation d'HDFS

- Logiciel : fondation Apache, projet Hadoop
- Matériel : réseau de machines
- Connectivité NameNode - DataNode
  - accès ssh avec authentification par clés (sans mot de passe)
    - ssh-keygen
    - .ssh/authorized_keys sur chaque machine (NameNode et DataNode)
- Configuration
  - Rôle de chaque machine : Namenode (principal, secondaire), DataNode
- Initialisation
  - Formater le système de fichiers
    - hadoop namenode format
- Service
  - start-dfs stop-dfs

Démarrage de HDFS

- Démarrer le Namenode
  - Lire la dernière image
  - Appliquer le journal
  - Ecrire l'image courante et la répliquer
  - Attendre que les DataNodes soient prêts
- Démarrer les datanodes
  - Un dataNode transmet la description de ses blocs au NameNode
    - Description courte (8 octets) par bloc
  - Le Namenode informe les datanodes des éventuels blocs corrompus

Commandes HDFS

- Interface
  - lignes de commandes (CLI)
  - API
- Importer des données : put, appendToFile
- Exporter un fichier : get, getmerge, cat
- Explorer: ls, lsr, du, stat, count
- Organiser: mkdir, mv, cp, rm, setfattr
- Autorisations L et/ou E pour une personne, un groupe, une liste
  - chown, chmod, setfacl
- Profile : quota d'espace pour un dossier

Administration de HDFS (1/2)

- Redimensionner un cluster HDFS
  - En fonction des besoins applicatifs : volume des données, charge
  - Ajouter/supprimer un dataNode
    - dfsadmin refreshNodes listés dans dfs.include et dfs.exclude
- Ré-équilibrer la taille des données stockées dans les dataNodes
  - Garantie que pour tout Di, | 1 – (taille Di / taille moyenne) | < N%
  - Déplacer des blocs Di le plus rempli → Dj le moins rempli
  - Utilitaire : balancer
  - Plafonner les ressources utilisées
    - ne pas ralentir le service courant
    - dfsadmin setBalancerBandwidth

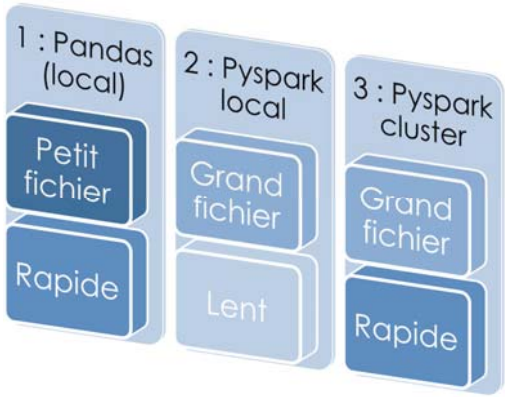
Administration de HDFS (2/2)

- Optimiser les performances de lecture
  - ajuster le degré de réplication si
  - nbre de blocs * degré < nb disques
- Cloner un cluster HDFS
  - distcp2
- Etat des dataNodes:
  - report, fsck, nombre de blocs sur/sous répliqués
- Interface d'administration : GUI
  - Navigateur web: tableau de bord, explorateur

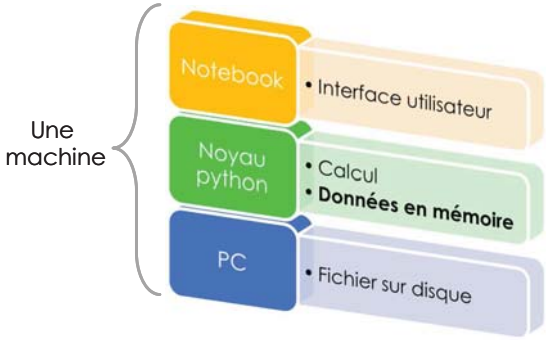
HDFS et analyse de fichiers

- Plan des diapos suivantes
  - Cas d'usage typiques
  - HDFS + Spark : localité d'accès
  - Bilan

Analyser un fichier : 3 cas d'usage



Analyse avec pandas

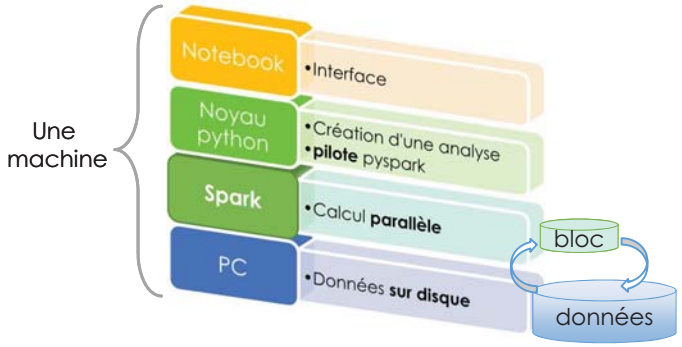


Analyse avec pandas

- Bibliothèque pandas ou similaire
  - Charger le fichier dans la mémoire du noyau python
- Avantages
  - Accès mémoire rapide
  - Calcul rapide possible
- Inconvénients
  - Limité aux petits fichiers
    - Ne fonctionne pas si le fichier dépasse la mémoire disponible
  - Besoin de librairies spécifiques de calcul parallèle

Analyse avec pyspark local

"on ajoute la couche Spark"



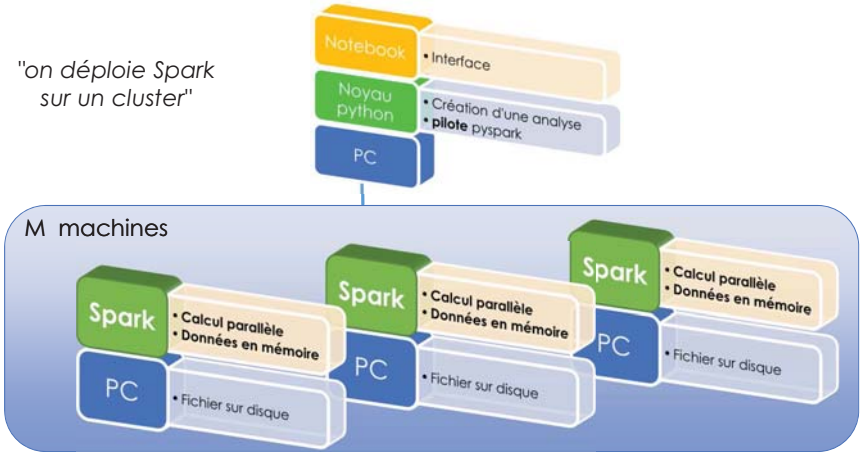
Analyse avec pyspark local

Grand fichier | Calcul lent

- Bibliothèque pyspark
  - Le fichier n'est **pas** chargé en entier dans le noyau python
- Avantages
  - Lire des grands fichiers qui ne tiennent pas en mémoire
    - Par itération : Lire → traiter → écrire
  - Calcul parallèle natif si plusieurs cœurs
- Inconvénients
  - Calcul lent : **un** seul PC

Analyse avec pyspark cluster

"on déploie Spark sur un cluster"



Analyse avec pyspark cluster

Grand fichier
Calcul rapide | Tuning

- Bibliothèque pyspark
  - Usage identique au mode local
- Avantages
  - Grands fichiers chargés en mémoire
    - Utilise les mémoires de toutes les machines
  - Calcul parallèle très performant
- Inconvénients ?
  - Réglage (*tuning*) plus complexe

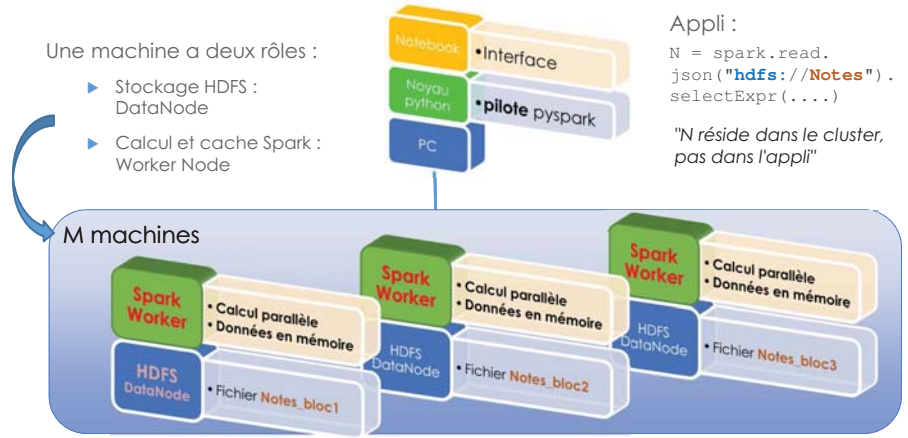
pyspark cluster + HDFS

- Cas d'usage le plus approprié au Big Data
- Fichier = collection d'éléments (exple, collection d'images)
  - Lire un fichier → appliquer un traitement sur chaque élément du fichier
- Bénéficie de l'architecture HDFS
  - Le fichier est distribué sur un cluster de M machines
    - Chaque machine a C cœurs
  - Traitement indépendant par élément et **N tâches parallèles** (degré N)
    - degré max = nombre de blocs du fichier, degré réel = M * C
- Traitement tolérant aux pannes
  - Si échec du traitement d'un bloc alors
    - Reprendre seulement le traitement du bloc

Localité (1/4) pyspark cluster + HDFS

Une machine a deux rôles :

- Stockage HDFS : DataNode
- Calcul et cache Spark : Worker Node



Appli :

```
N = spark.read.
json("hdfs://Notes").
selectExpr(....)
```

"N réside dans le cluster, pas dans l'appli"

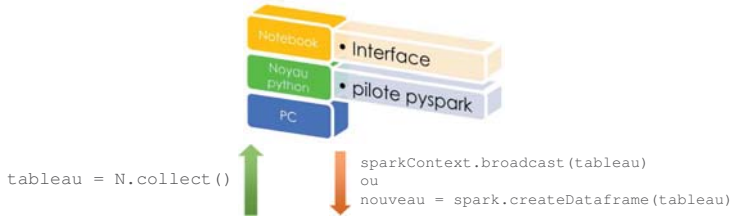
Localité (2/4) **Export** de données

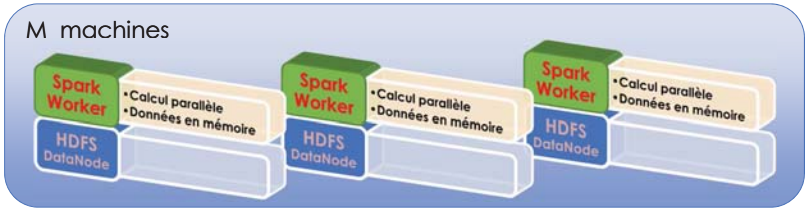
- Favoriser un traitement local dans Spark **sans** transférer les données
  - Déplacer le programme vers les données et non l'inverse
- Maitriser la localité et les déplacement des données ?
- Exporter des données vers l'application
  - collect() : les données "remontent" vers l'application
  - Long car transfert puis conversion de données spark → python
  - Problème si l'application n'a pas assez de place en mémoire

Localité (3/4) **Import** de données

- Importer des données applicatives dans Spark ?
  - Broadcast : les données "descendent" vers toutes les machines
    - transfert ≃ taille tableau * nombre de machines
  - Créer nouveau dataframe
    - les données sont distribuées entre les machines
    - transfert ≃ taille tableau
  - ! Données python (tableau numpy) dans une opération *map* avec UDF
    - Simple à écrire mais transfert trop grand.
    - transfert ≃ taille tableau * nombre de tâches
      - Milliers de tâches quand on traite un grand fichier (1 tâche par bloc de 64MB)

Localité (4/4) Illustration





Bilan des cas d'usage

Fonction	pandas	pyspark local	pyspark cluster
Petit fichier en mémoire	▫	▫	▫
Grand fichier : itération		▫	▫
Grand fichier : en mémoire			▫
Calcul parallèle	n cœurs	n cœurs	n cœurs ∗ M machines
Localité Stockage HDFS /Traitement			▫
tolère les pannes			▫

Formats de stockage

Formats de stockage

- Format texte
  - CSV, JSON
  - Avantage : lisible
- Format binaire
  - Parquet
  - RC **ORC**
  - K-store
  - Avantages : compact (= coût moindre), accès rapide
- Stockage avec partitionnement des données

Stockage au format RC et ORC

45

- Record-Columnar File Format (RCFile)
  - Proposé par Facebook, utilisé par Apache Hive
- Objectif
  - Stockage plus compact par compression
  - Accès rapide aux données par n-uplet (record)
- Principe
  - Découpage horizontal des données
  - Compression verticale des valeurs d'une colonne
- Stockage optimisé : RC File → ORC File
  - https://code.fb.com/core-data/scaling-the-facebook-data-warehouse-to-300-pb/

Structure du format ORC

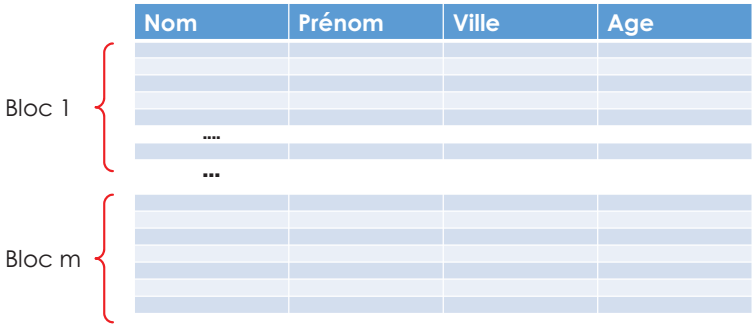
46

- Segmentation horizontale des **lignes** en blocs de 256MB
- Métadonnées d'un bloc
  - Index de colonne
  - Dictionnaire : liste des valeurs distinctes
- Encodage compressé de chaque colonne
- Stockage consécutif des colonnes compressées
  - Un fichier = juxtaposition des colonnes

ORC : Segmentation

47

- Une table → m **blocs** de **256 MB**

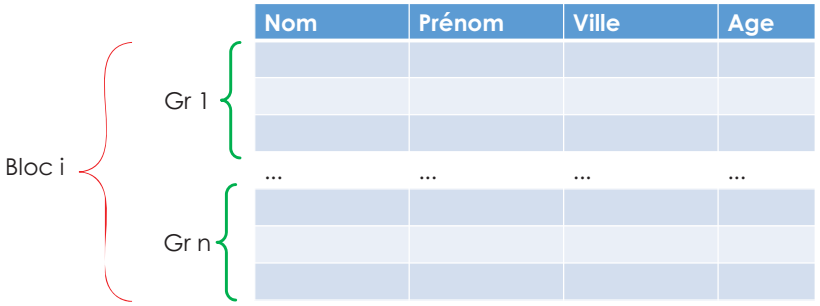


Le nombre de lignes **L** dans un bloc peut être très grand : L = 256M/taille nuplet

ORC : Métadonnées (1/2)

48

- Index d'un bloc → infos sur n **groupes** de **10 000** lignes



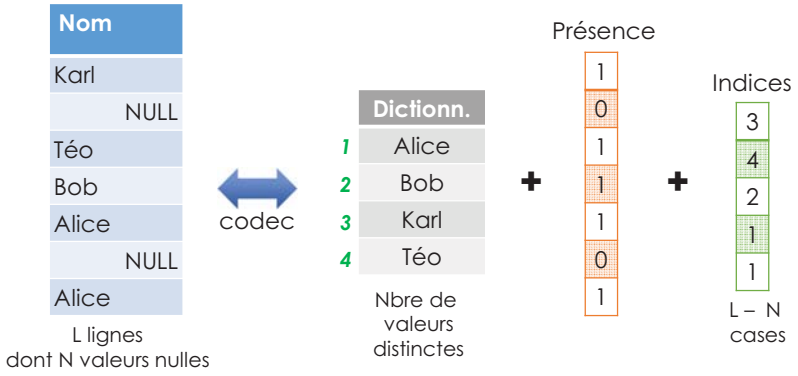
ORC : Métadonnées (2/2) Index de colonne

- Un groupe Gr_i → position pour localiser le groupe
- Statistiques de colonne : Nbre de valeurs non nulles, min, max, Intéressant si le domaine d'un groupe est une "petite" partie du domaine de l'attribut.
- Filtre de Bloom : présence probable d'une valeur

	Nom	Prénom	Ville	Age
	min, max	**min, max**	**min, max**	**min, max**
Gr_1 :	Alice, Téo			18, 40
Gr_2 :	Alan, Zoé	...	...	25, 60
...				
Gr_n :	Bob, Paul			5, 80

ORC : Encodage

- Dictionnaire de colonne : valeurs distinctes du domaine
- Chaque colonne d'un bloc est encodée



ORC : Compression

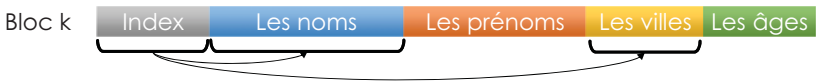
- Nombreux algorithmes de compression existants
  - Lempel-Ziv-Oberhumer (LZO) Zlib,
  - Run Length Encoding
  - Optimisés : Snappy, LZ4, Ozip, ...
- Compression adaptée pour un type de valeurs
  - Nombres entiers : integer packing, delta value
  - Chaînes de caractères avec préfixe commun
  - Dates
- Taux de compression élevé (4 à 10)
  - car nombreuses répétitions de valeurs dans une colonne

ORC : Performances

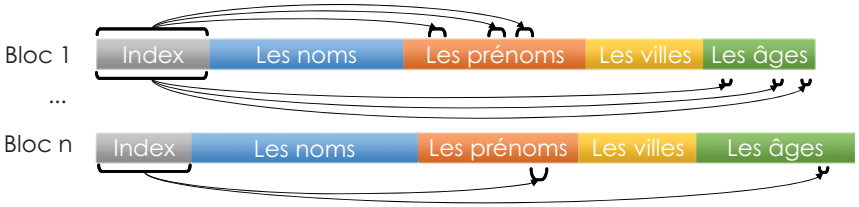
- Faible taille des données compressées
  - Moins de lectures consécutives
- Traitement des blocs en parallèle
  - Un bloc compressé tient dans un bloc HDFS
  - HDFS permet de lire/écrire les blocs en parallèle
- Lecture avec projection
  - Lire seulement les colonnes utiles
- Lecture avec sélection
  - utiliser [min, max] ou le filtre de Bloom pour cibler les groupes d'un bloc à lire et éviter de lire tous les groupes.
- Gain de perf en lecture > surcoût pour décoder les données

ORC : Projections et Sélections

- Select nom, ville from Fichier



- Select prénom, âge from Fichier where ville = 'Aix'



Organisation du stockage :

stockage optimisé pour l'analyse

PARTIONNEMENT PAR ATTRIBUT

CACHE EN MÉMOIRE

Motivation : accès sélectif

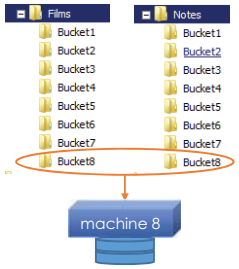
- Cas 1 : Lire un fichier pour analyser seulement une portion
  - Lecture avec sélection selon un critère
    - Exple : Where année between 2017 and 2018
  - Lire seulement les données qui satisfont le critère
    - *"on pousse la sélection sur le disque"*
- Cas 2 : Rapprocher les données de 2 grands fichiers
  - Comparer seulement des portions stockées sur le même disque
    - *"on évite les transferts entre les machines"*

Partitionnement par attribut (1/2)

- Partition par valeurs distinctes d'un attribut
  - data.write.partitionBy("année").json("dossier")
- Composer plusieurs attributs
  - data.write.partitionBy("année", "genre").json("dossier")
  - Hiérarchie
- Divers formats de fichier supportés (csv, json, parquet)
  - data.write.partitionBy("age").parquet("dossier")
- Pousser une sélection
  - *where année in (2005, 2007)* → Lire seulement 2 dossiers
- Inconvénient
  - Grand nombre de dossiers (= domaine de l'attribut)

Partitionnement par attribut (2/2)

- Partitionnement par **hachage**
  - en P partitions
    - Films.bucketBy(8, "nF").json("Films")
    - Notes.bucketBy(8, "nF").json("Notes")
  - Plusieurs attributs possible
  - Utile pour attribut avec nombreuses valeurs distinctes
- Avantages
  - Pousser une sélection
    - *where nF=999* → Lire seulement le bucket 3
  - *Requête Group by nF* sans transfert
  - Jointure entre 2 fichiers sans transfert ?
    - Les deux bucket i de Films **ET** de Notes sont sur le disque de la même machine



Persistance disque / mémoire (1/4)

- Stockage sur disque + copie en mémoire
- Cache en mémoire volatile *persistant ???*
  - *Répliqué dans la mémoire de plusieurs machines pour tolérer les pannes*
- Format en mémoire
  - Encodage par colonne et compression (parquet / orc)
- Partitionnement en mémoire
  - Par attribut et hachage
- Accès et sélection très rapide avec SIMD

Persistance disque / mémoire (2/4)

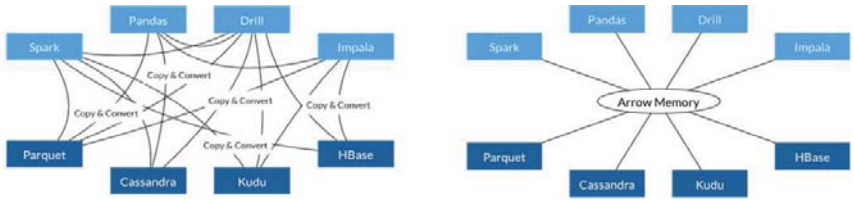
- Spark Dataset ou Dataframe
  - **repartition**(nombre de partitions, attributs)
  - **persist**()
- Exemple
  - Notes = spark.read.json(".....movielens/Notes.json")
  - Note.count()
    - lire le fichier, trop lent!
  - NoteMémoire = Notes.**repartition**(8, Notes.année).**persist**()
  - NoteMémoire.count()
    - lire le fichier, transformer au format orc et le garder en mémoire :
    - Lent, mais acceptable car traité une seule fois
  - NoteMémoire.count() **Très rapide !**

Persistance disque / mémoire (3/4) Solutions connexes

- Apache **Arrow**
- Oracle in memory
- Hana SAP
- Vertica
  - Ref : Why All Column Stores Are Not the Same Twelve Low-Level Features That Offer High Value to Analysts
  - https://www.vertica.com/blog/column-stores-not
- ...

Persistance disque / mémoire (4/4) Apache Arrow

- Couche commune en mémoire
- Pour *persister et partager* des données
- Données réutilisées par plusieurs outils applicatifs sans recopie ni conversion.
- Format optimisé en colonne, *cf.* ORC



voir arrow.apache.org

Oracle In Memory (1/3)

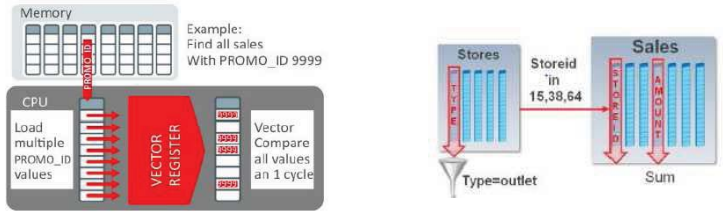
- Cas d'usage combiné : OLTP + OLAP
- Stockage disque en format ligne "classique"
- Cache en mémoire : 2 formats de données
  - Ligne (row format)
  - Colonne compressée (column format)
- Transactions : rapide car moins d'index secondaires à maintenir
- Cohérence : Niveau *read commited* pour les requêtes

Oracle In Memory (2/3)

- Transparent et compatible avec une base relationnelle existante
- Contrôler quelles données sont mémoire
  - Une table
  - Une partition d'une table
    - Exple : les données des n derniers mois
  - Exclure certains attributs
    - Blob (image) non accédée par les requêtes analytiques
  - Recommandation basée sur les requêtes récentes
- Contrôler la mise en mémoire des données
  - Dès le début
  - Lors de la première lecture

Oracle In Memory (3/3) : Performance

- OLAP : filtrage d'une colonne très rapide
  - *Select* et *Group By* traités en parallèle
    - **SIMD** (single instruction on multiple data)
  - Jointure avec pré-sélection par **filtre** de Bloom



Ref : Oracle Database In-Memory: A Dual Format In-Memory Database, *ICDE* 2013

Perspective : HDFS / S3

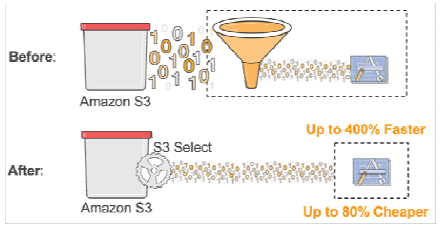
- Amazon S3 : Simple Storage Service
  - Solution cloud (Platform as a service) pour stocker des fichiers
    - Espace de stockage : bucket objet = (clé, tags, fichier)
  - Disponibilité : d = 99.99% sur une année
    - Hors service < $1/(1-d) = 1/10^4$: inaccessible moins de 53mn par an
  - Durabilité
    - Réplication : perte de données < $1 / 10^{11}$
    - Géo-réplication
  - Elasticité
  - Sécurité: données encryptées
  - Localité donnée/traitement au niveau d'une zone de disponibilité

S3 : coût

- Coût à l'usage: 1To = 25$/mois
  - Plusieurs qualités de service selon les besoins
    - accès peu fréquent et disponibilité moindre (moitié prix),
    - archivage (1/5 du prix)
- Coût pour importer/exporter les données:
  - réduit si les transferts sont **internes** au cloud
- Coût inférieur à la location de machines exécutant HDFS
  - EC2 : 5$/h avec disque 48To avec replication 3x et remplissage à 70%
  - 1To coûte 100$/mois

S3 : select

- Principe : Filtrer des données avant de les lire pour réduire les transferts
- Concerne les données non binaires : CSV, texte
- Supporte les données compressées
- Traitement parallèle entre les objets stockés (cf. principe mapreduce)
  - Coût et temps de calcul réduit



Perspective : Databricks Delta

- Données stockées dans S3
- Flux pour l'ajout ou la modification de données
- Requêtes analytiques en mémoire
  - Cluster Spark
  - Synchro S3→Spark
- Gestion unifiée des données

Conclusion

- HDFS : solution distribuée et parallèle pour l'accès efficace à des fichiers
  - Très grands fichiers, format quelconque
  - Disponibilité : tolérance aux pannes, accès rapide
- Formats efficaces pour stocker des données
  - Encodage par colonne et compression
  - Stockage partitionné : lectures sélectives
- Cache de données en mémoire
- Applications ciblées : analyse de données à large échelle
  - Ecosystème Hadoop : SQL Hive, dataStore Hbase
  - Plateforme Spark

ANNEXES

FIN