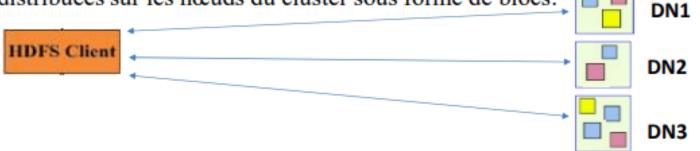
MapReduce/YARN



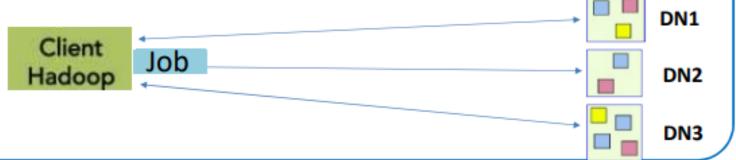


• Principe:

Les données sont distribuées sur les nœuds du cluster sous forme de blocs.



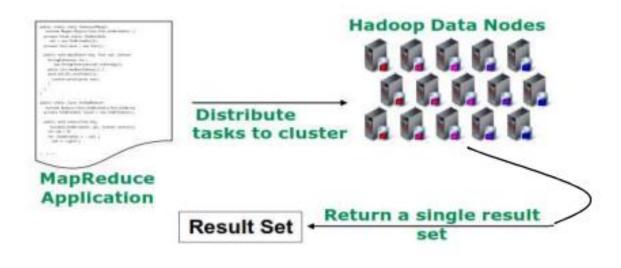
- Ces données ne seront pas déplacées, via le réseau, vers un programme devant les traiter.
- Pour de meilleures performances, chaque bloc de données est traité localement (principe de data locality), minimisant les besoins d'échanges réseaux entre les machines.
- Un programme (job) doit donc être exécuté sur les nœuds contenant les données à traiter, où il va exploiter leurs ressources de calcul et de mémoire (CPU + RAM)



Hadoop: MapReduce

Principe:

- Le programme doit être écrit selon un modèle bien déterminé: MapReduce.
- Le système de fichiers distribués (HDFS) est au cœur de MapReduce. Il est responsable de la distributions des données à travers le cluster, en faisant en sorte que l'ensemble du cluster ressemble à un système de fichiers géant.



Hadoop: MapReduce

Intérêt:

- Simplifier le développement de programme devant traiter des données distribuées.
- Le développeur n'a pas à se soucier du travail de parallélisation et de distribution du traitement (job). MapReduce permet au développeur de ne s'intéresser qu'à la partie algorithmique à appliquer aux données.
- Un programme MapReduce contient deux fonctions principales Map () et Reduce ()
 contenant les traitements à appliquer aux données.

Architecture MR1 (dans Hadoop 1)

 - Maître/Esclave: L'unique maître (JobTracker) contrôle l'exécution des deux fonctions sur plusieurs esclaves (TaskTrackers).

MapReduce: JobTracker Reçoit les jobs MapReduce envoyés par les clients (Applications) ☐ Communique avec le NameNode pour avoir les emplacements des données à traiter ☐ Passe les tâches Map et Reduce aux nœuds TaskTrackers Surveille les tâches et le statut des TaskTrackers ☐ Relance une tâche si elle échoue. Surveille l'état d'avancement des jobs et fournit des informations à ce sujet aux applications clientes. ☐ Algorithme d'ordonnancement des jobs est par défaut FIFO. → JobTracker fait: la gestion des ressources, MapReduce API program l'ordonnancement et la surveillance des tâches client JVM Demande d'exécution de Job (Job + Noms de Fichiers) cluster Computer / Node 1 Map **JobTracker** Reduce TaskTracker TaskTracker TaskTracker TaskTracker | Computer / Node 5 Computer / Node 2 Computer / Node 3 Computer / Node 4

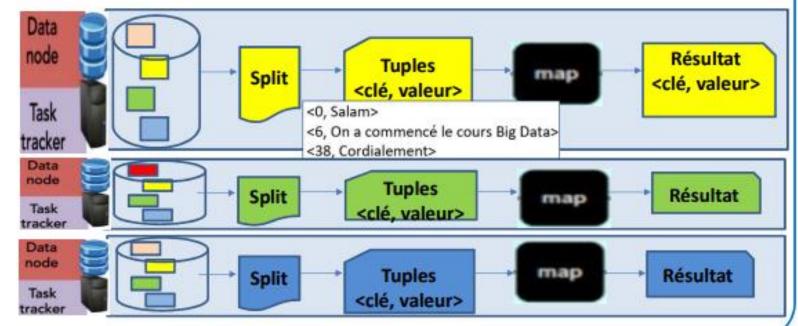
MapReduce: TaskTracker

☐ Exécute les tâches Map et Reduce ☐ Chaque TaskTracker est configuré avec un nombre de "slots", qui représentent sa le de tâches Map Reduce qu'il nombre et exécuter peut (mapreduce.tasktracker.map.tasks.maximum et mapreduce.tasktracker.reduce.tasks.maximum dans mapred-site.xml). □ Pour lancer une tâche Map, le JobTracker cherche un slot Map libre sur un nœud possédant les données à traiter. S'il n'existe pas, il cherche sur un nœud du même rack. ☐ Communique son statut au **JobTracker** via des **heartbeat** (*id*, *slots libres*, ...) ☐ Après une durée de *mapreduce.jobtracker.expire.trackers.interval* (=10 min par défaut) le TaskTracker est considéré comme perdu. MapReduce API client JVM ☐ Gère le stockage des sorties intermédiaires cluster Computer / Node 1 **JobTracker** TaskTracker TaskTracker TaskTracker TaskTracker Computer / Node 2 Computer / Node 5 Computer / Node 3 Computer / Node 4

MapReduce: Modèle de programmation - Map

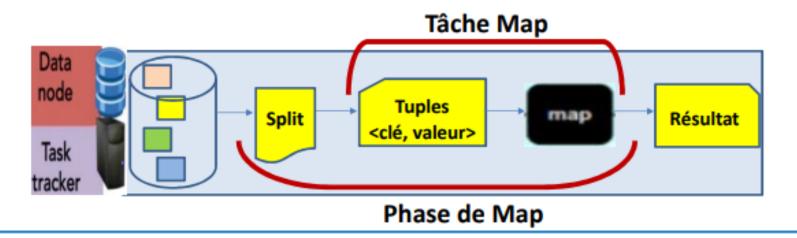
- ☐ Les fichiers d'entrée sont divisés en pièces logiques appelées "Input Splits" (Splits)
- ☐ Un split est une division logique des fichiers qui sont stockés sous forme de blocs HDFS. Ces blocs représentent une division physique des fichiers.
- ☐ Un split désigne une partie d'un fichier (début, fin, id blocs+emplacments, ...)
- ☐ La taille d'un split peut être définie dans le job à exécuter (par défaut: taille de bloc)
 (max(mapred.min.split.size, min(mapred.max.split.size, dfs.block.size))





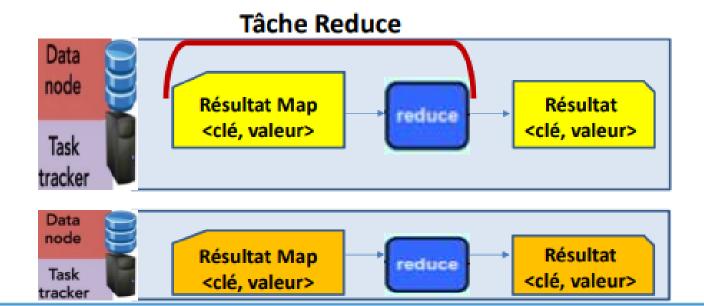
MapReduce: Modèle de programmation - Map

- □ Les données (lignes) correspondantes à un split sont transformées en tuples <Clé, Valeur>
- ☐ Chaque **split** est traité par une **tâche Map** qui applique la fonction **Map** de l'utilisateur sur chaque **tuple** du split.
- □ Les nœuds esclaves (TaskTracker) exécutent les tâches Map pour traiter les splits individuellement en parallèle (sous le contrôle global du JobTracker)
- Chaque nœud esclave stocke les résultats de ses tâches Map dans son système de fichiers local s'ils dépassent un seuil dans la RAM.



MapReduce: Modèle de programmation - Reduce

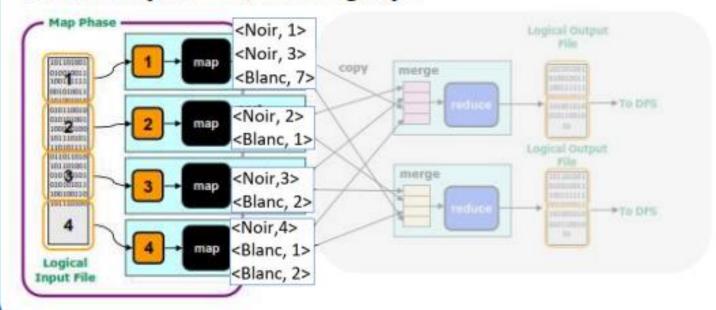
- □ Les résultats des tâches Map sont agrégées par des tâches Reduce sur des nœuds esclaves (sous le contrôle du JobTracker).
- ☐ Plusieurs tâches Reduce parallélisent l'agrégation
- ☐ Une **tâche Reduce** appliquent le fonction **Reduce** de l'utilisateur sur les résultats (**<clé**, **valeur>**) de tâches **Map**.
- ☐ Les sorties sont stockées dans HDFS (et donc répliquées)



MapReduce: La phase de Map

Mapper

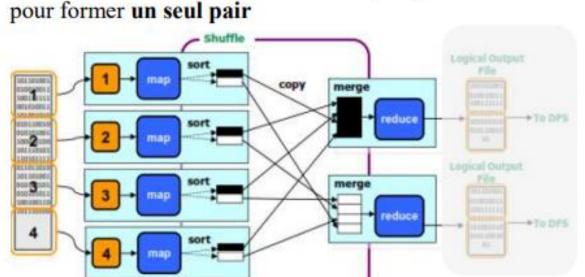
- Petit programme (généralement), distribué dans le cluster et local aux données
- Traite une partie des données en entrée (Split)
- Chaque Map analyse, filtre ou transforme un split qui est un ensemble de pairs <key, value>.
- Produit des pairs <clé, valeur> groupés



MapReduce: La phase de Shuffle (réorganisation)

- Le traitement de cette phase est préprogrammé dans MapReduce
- Le résultat ({<clé, valeur>}) produit par chaque Map est localement regroupée par clé.
- Les pairs de même clé sont envoyés (copiés) au même nœud, choisi par le JobTracker, qui exécutera la phase Reduce sur ces données.

• Avant l'exécution de la tâche Reduce, les pairs de même clé sont fusionnés sur ce nœud



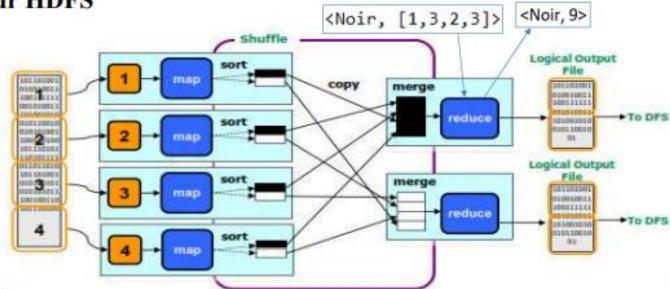
<noir, 1> <noir, 3> <noir, 2> <noir, 3>

MapReduce: La phase de Reduce

Reducer

 Petit programme (généralement) qui traite toutes les valeurs de la clé dont il est responsable. Ces valeurs sont passées au Reducer sous forme d'un tableau.

 Chaque Tâche Reduce écrit son résultat dans son propre fichier de sortie sur HDFS

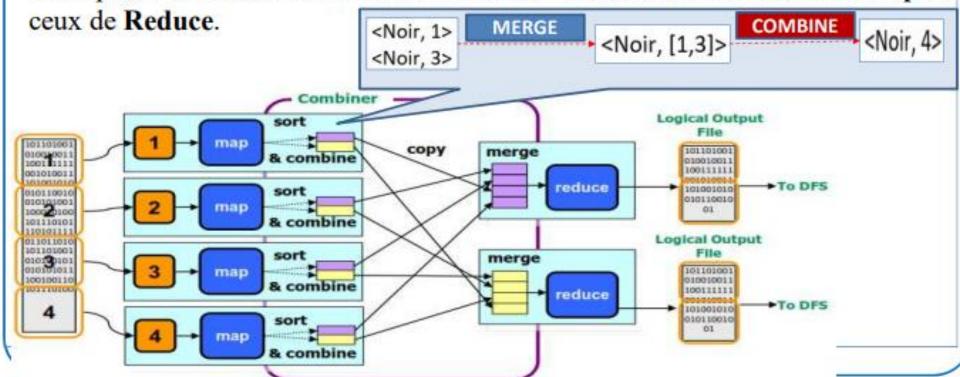


MapReduce: La phase de Combine (optionnel)

Combiner

 Les résultats de Map sont triés et fusionnés (par clé) en local puis traités par une fonction généralement identique à Reduce exécutée par les nœuds ayant réalisé l'opération de Map.

• Ceci permettra aussi de minimiser le trafic réseau entre les nœuds de Map et



Exemple MapReduce

Objectif: On a un fichier texte sur HDFS contenant les noms d'animaux (un nom/ligne) qui se répètent.

On veut calculer le nombre de chaque félin (tigre, lion, panthère,)

• En SQL, on aurait pu avoir le résultat par la requête:

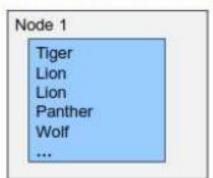
```
SELECT NAME, COUNT(NAME) FROM ANIMALS

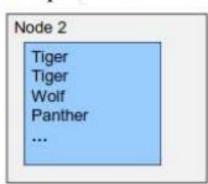
WHERE NAME IN ('Tiger', 'Lion', ...)

GROUP BY NAME:

Animals (Name Varchar2(20), .....)
```

• Le fichier a été divisé, par exemple, en deux blocs sur deux nœuds:

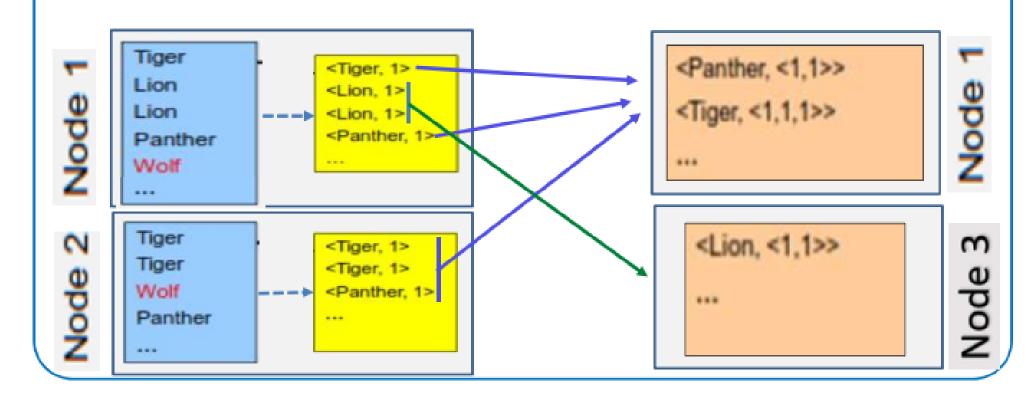




Comme les deux blocs sont sur deux nœuds différents, ils seront traités séparément.

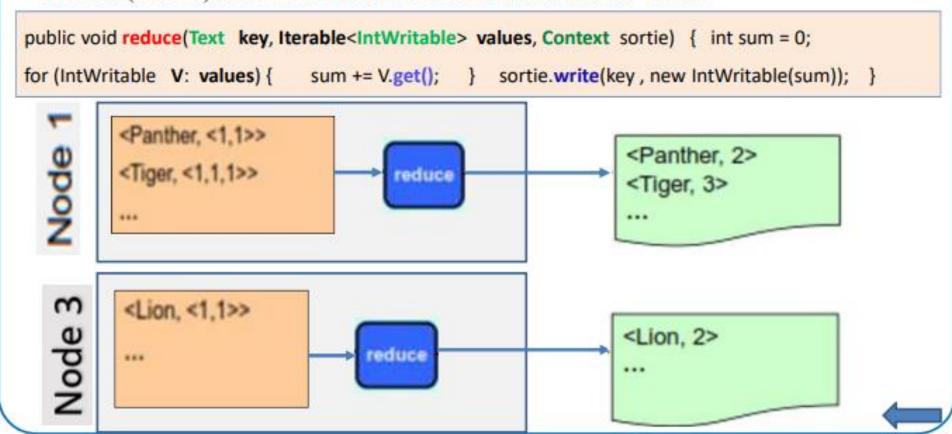
Exemple MapReduce: La tâche Shuffle

- Déplacer tous les pairs ayant la même clé vers le même nœud cible clé[0] ∈ ['A', 'L'] → pairs vers Noeud3, clé[0] ∈ ['M', 'Z'] → pairs vers Noeud1
- Les tâches Reduce peuvent s'exécuter sur n'importe quel nœud.
- Le nombre de tâches Map et Reduce n'est pas forcément le même.
- Généralement le nombre de tâches Reduce est plus petit que celui des Map.



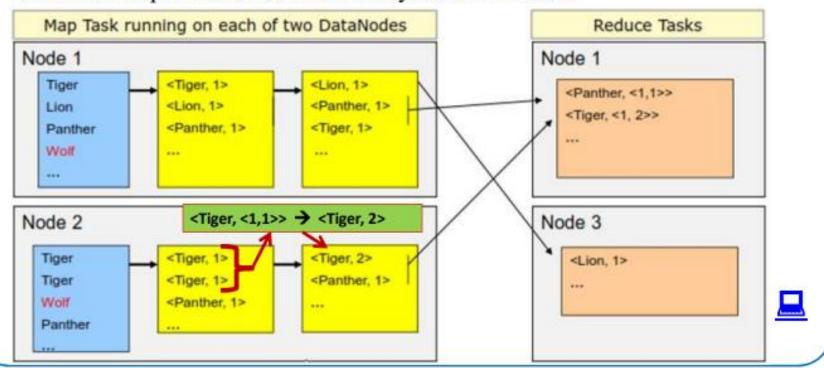
Exemple MapReduce: La tâche Reduce

- La tâche Reduce calcule des valeurs agrégées pour chaque clé, dans notre cas, le nombre d'occurrence de la clé (nom d'animal) c'est la somme des valeurs fusionnées.
- La sortie (résultat) d'une tâche Reduce est écrite dans un fichier HDFS



Exemple MapReduce: La tâche Combine

- Pour améliorer les performances, les résultats de Map sont agrégées sur les nœuds l'ayant produit (avant la phase Shuffle)
- On réduit la quantité de données envoyées sur le réseau

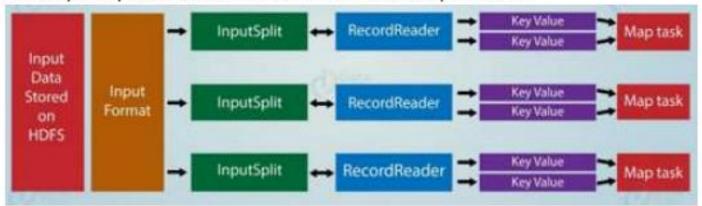


MapReduce: SPLITS

- Les fichiers dans Hadoop sont stockés dans des blocs (128 Mo).
- MapReduce divise logiquement les données en fragments ou Splits.
- Une tâche Map est exécutée sur chaque Split.
- La plupart des fichiers sont sous forme d'enregistrements séparés par des caractères bien définis.
- Le caractère le plus courant est le caractère de fin de ligne.
- La classe InputFormat est chargée de prendre un fichier HDFS et le transformer en Splits (InputSplit). (La méthode getSplits retourne une liste d'objet InputSplit dont chacun représente un split <chemin du fichier, début, fin, ...>)

MapReduce: Quelques Classes

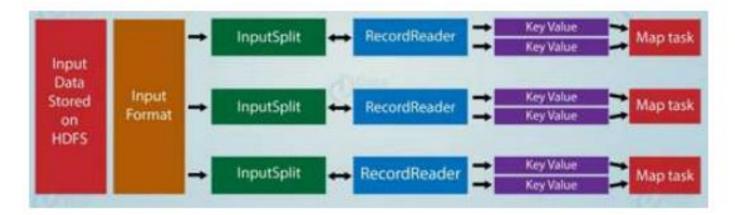
Trois classes principales lisent des données dans MapReduce:



InputFormat: divise les fichiers à traiter en plusieurs splits dont la taille est 128M ou la valeur du paramètre mapred.min.split.size dans mapred-site.xml. On peut aussi préciser la taille dans le code du job MapReduce. On peut également créer une classe InputFormat personnalisée pour indiquer comment un fichier peut être divisé en splits.

InputSplit: Chaque split est représenté par un objet de la classe <u>InputSplit</u> qui est une représentation logique des données. Les données traitées par une tâche Map sont représentées par un objet InputSplit (taille, informations sur les nœuds contenant les données du split)

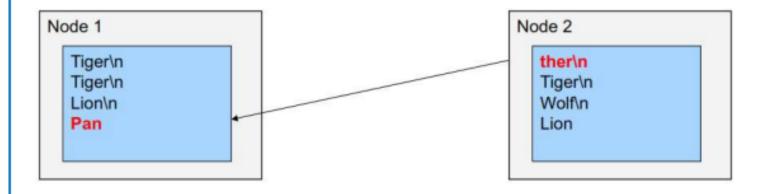
MapReduce: Quelques Classes



 RecordReader: Elle communique avec InputSplit pour convertir les lignes (LineRecordReader) des fichiers (Splits) en pairs <clé, valeur>. Par défaut, RecordReader utilise TextInputFormat pour faire cette conversion.

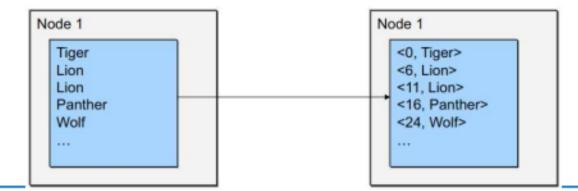
MapReduce: RecordReader

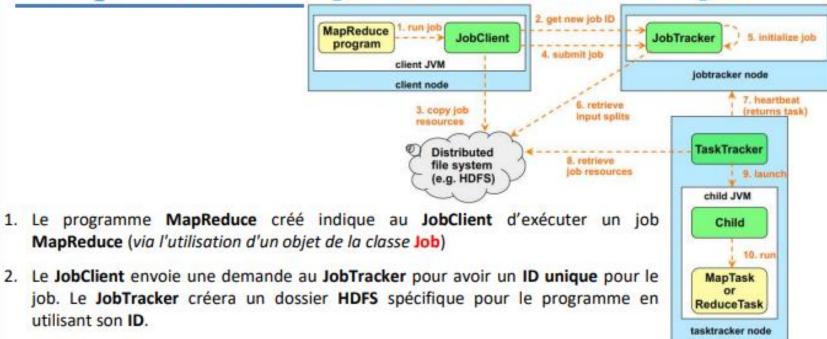
- La plupart du temps, la fin d'un split ne se trouve pas à la fin d'un bloc
- Les fichiers sont lus dans des Records par la classe RecordReader.
- Dans le cas où le dernier enregistrement d'un bloc se termine dans autre bloc, HDFS enverra la partie manquante du dernier enregistrement via le réseau



MapReduce: InputFormat

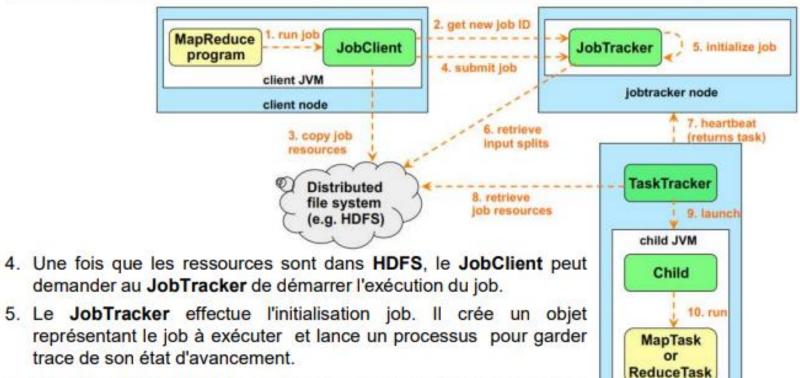
- Les tâches MapReduce lisent les fichiers en définissant une classe InputFormat.
 - Les tâches Map attendent des pairs <clé, valeur>
- Pour lire des fichiers texte de lignes délimitées, Hadoop fournit la classe
 TextInputFormat.
- Elle retourne un pair <clé, valeur> par ligne
- La valeur est le contenu de la ligne
- La clé est le décalage par rapport au début de la première ligne.





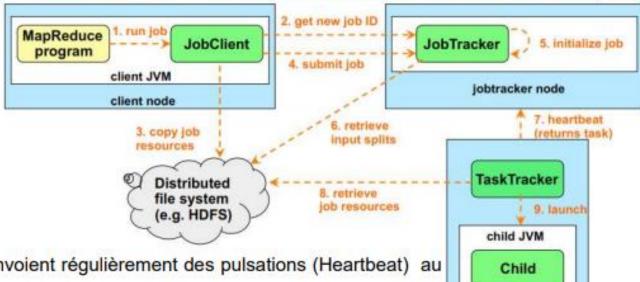
3. Le JobClient calcule le nombre de splits du job et copie, dans le dossier HDFS créé par le JobTracker et nommé d'après l'ID du job, les ressources du job, telles qu'un fichier jar contenant le code Java des tâches Map et Reduce, un fichier XML de configuration du job (classe de Map et Reduce, type de clé et valeur des résultats Reduce. splits calculés. Le JAR du job est copié avec une réplication haute (paramètre mapreduce.submit.replication dans mapred-site.xml, par défaut=10), de sorte qu'il y est beaucoup de copies à travers le cluster pour les TaskTrackers.

utilisant son ID.



tasktracker node

 Il récupère: (1) les splits du dossier HDFS du job afin d'avoir le nombre de tâches Map, (2) le nombre maximal des tâches Reduce à créer (paramètre Mapred.Reduce.tasks dans mapred-site.xml, par défaut=1 càd 100% de la taille du cluster)



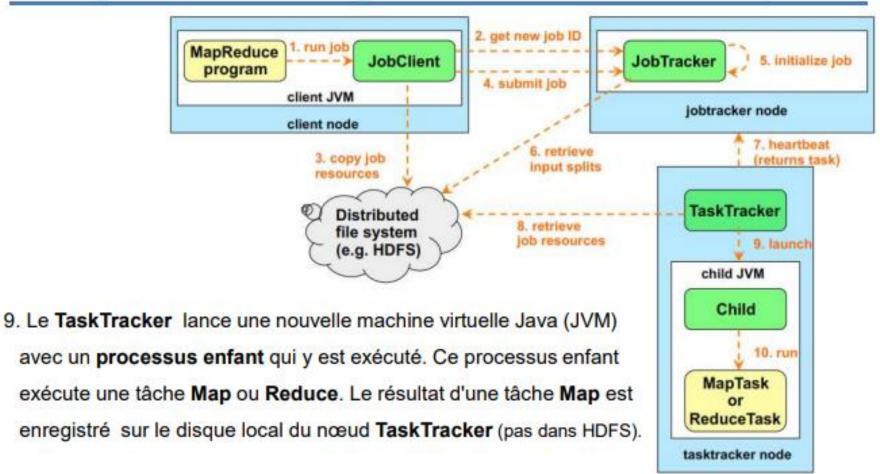
- 7. Les TaskTrackers envoient régulièrement des pulsations (Heartbeat) au JobTracker pour lui signifier leurs disponibilités à exécuter des jobs. Si le Jobtracker possède des jobs dans sa fille d'attente, il confiera leurs tâches Map et Reduce aux TaskTrackers
- Les TaskTrackers doivent obtenir le code à exécuter. Ils le récupèrent à partir du dossier HDFS du job contenant les ressources du job copiées dans l'étape 3.

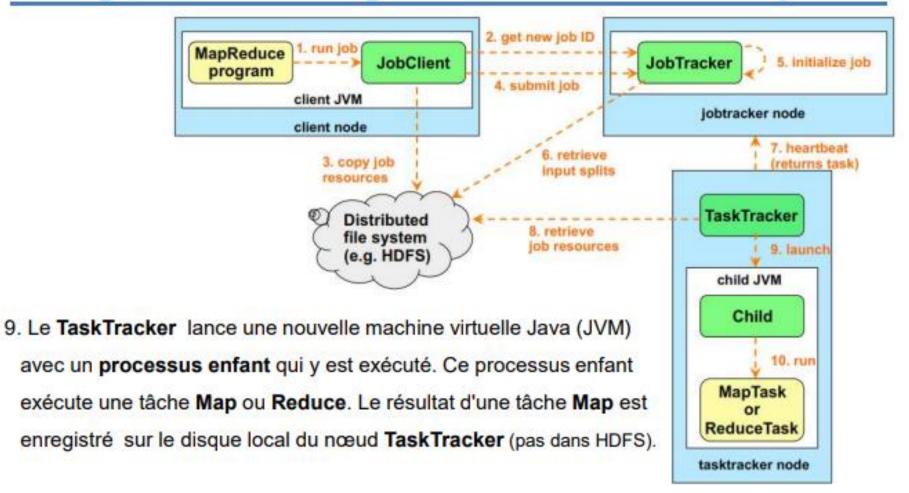
10, run

MapTask

ReduceTask

tasktracker node





MapReduce: Tolérance aux pannes

- Le moyen principal utilisé par Hadoop pour assurer la tolérance aux pannes consiste à redémarrer des tâches en cas d'échec.
- Le JobTracker sait les tâches Map et Reduce attribuées à chaque TaskTracker.
- Si un TaskTracker n'envoie pas une pulsation au JobTracker pendant une période donnée (par défaut, 10 minute), le JobTracker le considère bloqué.
- En cas d'échec d'un TaskTracker pendant l'exécution de ses tâches Map, elles seront toutes attribuées aux autres TaskTrackers.
- 3 Echec de JobTracker

 | JohTracker |
 | JohTracker |
 | heartbeat |
 | Lechec de TaskTracker |
 | Child |
 | MapTask |
 | or |
 | ReduceTask |
 | TaskTracker node |

 En cas d'échec d'un TaskTracker pendant l'exécution de ses tâches Reduce, les autres TaskTrackers ré-exécuteront seulement les tâches Reduce en cours sur le TaskTracker en échec.

MapReduce 1: Maitre/Esclave

- Dans l'architecture MapReduce, l'exécution de jobs est contrôlée par deux types de processus:
 - Le JobTracker, l'unique maître, qui coordonne et attribue toutes les tâches
 Map et Reduce exécutées sur le cluster,
 - Un certain nombre de TaskTrackers, processus subordonnés, qui exécutent les tâches assignées et rendent compte périodiquement de leur avancement au JobTracker.

MapReduce 1: Responsabilités du JobTracker

- Dans MapReduce 1, le JobTracker est chargé de deux responsabilités distinctes:
 - 1. Gestion des ressources et ordonnancement des jobs de calcul dans le cluster, ce qui implique de gérer la liste des nœuds actifs, la liste des Map et Reduce et des emplacements (Slots) disponibles et occupés, ainsi que d'affecter les emplacements disponibles aux jobs et tâches appropriés, en fonction de la politique d'ordonnancement sélectionnée (FIFO,).
 - 2. Coordination de toutes les tâches en cours d'exécution sur un cluster, ce qui implique de donner aux TaskTrackers l'ordre de démarrer des tâches Map et Reduce, de surveiller l'exécution des tâches, de relancer les tâches ayant échoué, d'exécuter spéculativement des tâches lentes, ... etc.

MapReduce 1 – Limites

- Les limitations les plus sérieuses de MapReduce V1 sont:
 - L'évolutivité: Les responsabilités du JobTracker posaient d'importants problèmes d'évolutivité: MapReduce1 rencontre des goulots d'étranglement d'évolutivité lorsqu'elle s'approche de 4 000 nœuds et 40 000 tâches, ceci est dû au fait que le JobTracker gère à la fois les jobs et leurs tâches.
 - YARN surmonte ces limitations grâce à son architecture de Ressource Manager/Application Master séparés: il est conçu pour évoluer jusqu'à 10 000 nœuds et 100 000 tâches.
 - L'utilisation des ressources: Les TaskTrackers dans MapReduce 1 sont configurés avec un nombre de <u>Slots</u> divisés <u>séparément</u> en slots pour les tâches <u>Map</u> et d'autres pour les tâches <u>Reduce</u>. <u>Yarn</u> utilise des <u>conteneurs</u> (<u>container</u>) pouvant être utilisés pour exécuter n'importe quel type de tâche.
 - N'est pas Multi-tenant: pas de prise en charge de job non MapReduce.

YARN (Yet Another Resource Negotiator)

 MapReduce V1 a subi une refonte complète avec YARN, scindant les deux fonctionnalités principales de JobTracker (gestion des ressources et planification / surveillance des jobs) en démons distincts.

NodeManager

NodeManager

NodeManager

Map.

Giraph app

master

Reduce

MR app Graph

manager

Resource Manager (RM)

o L'unique Resource Manager s'exécute tant que démon maître, généralement sur une machine dédiée. Il partage les ressources de cluster disponibles entre diverses applications (jobs) concurrentes.

Lorsqu'un utilisateur soumet une application (job),
 une instance d'un processus léger appelé

ApplicationMaster est démarrée pour coordonner l'exécution de toutes les tâches de cette application (selon plusieurs paradigmes de traitements distribués)

(surveillance, redémarrage de tâches ayant échoué, exécution spéculative de tâches lentes,) Ces responsabilités étaient précédemment attribuées au **JobTracker** pour **tous les jobs**.

Giraph

 L'ApplicationMaster et les tâches de son application s'exécutent dans des conteneurs de ressources contrôlés par les NodeManagers

YARN (Yet Another Resource Negotiator)

NodeManager (NM)

o Il dispose d'un nombre de conteneurs de ressources créés dynamiquement. La capacité d'un conteneur dépend de la quantité de ressources qu'il contient (mémoire, CPU, disque, E/S réseau)



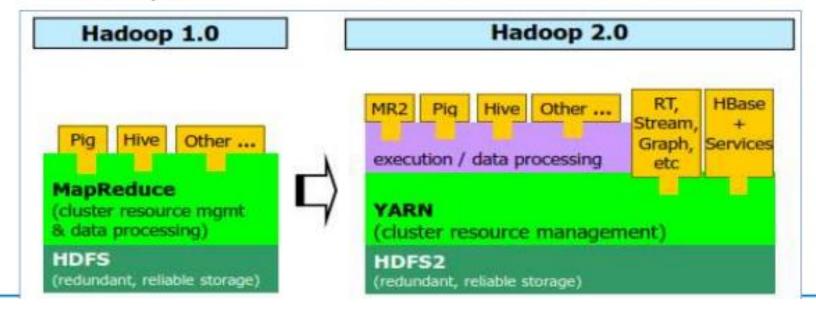
- Actuellement, seuls la mémoire et le processeur sont pris en charge (YARN-3) pour la la configuration des conteneurs..
- Le NodeManager démarre les conteneurs, les surveille et communique leur statuts au ResourceManager
- Le nombre de conteneurs sur un nœud dépend de paramètres de la configuration et le nombre total de ressources du nœud (nombre total de processeurs et taille mémoire)
- ApplicationMaster peut exécuter n'importe quel type de tâche dans un conteneur. Par exemple, ApplicationMaster MapReduce demande à un conteneur de lancer une tâche Map ou Reduce, tandis qu'un ApplicationMaster Giraph demande à un conteneur d'exécuter une tâche Giraph.

YARN (Yet Another Resource Negotiator)

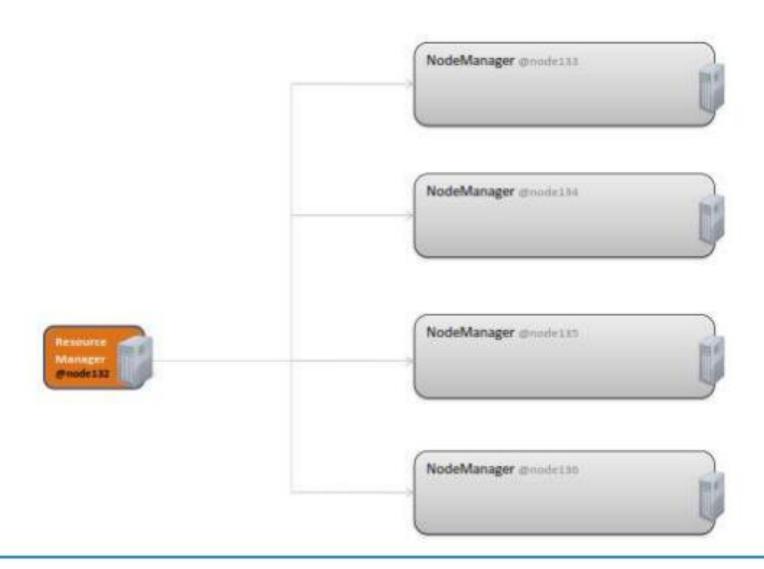
Hadoop v1 Vers Hadoop v2

MapReduce 1	YARN
Jobtracker	Resource manager, application master,
Tasktracker	Node manager
Slot	Container

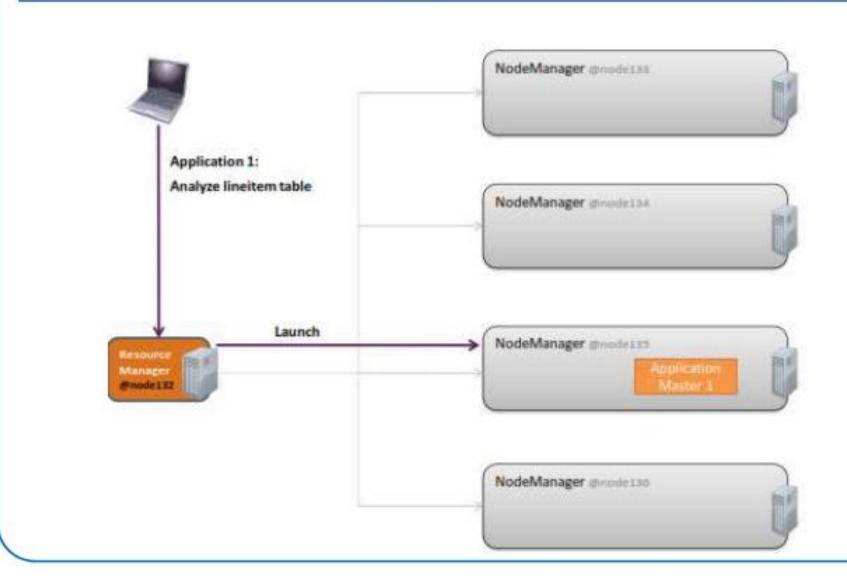
Système à usage unique Traitement par lots Plateforme à usages multiples Traitement par lots, interactif, en ligne, streaming



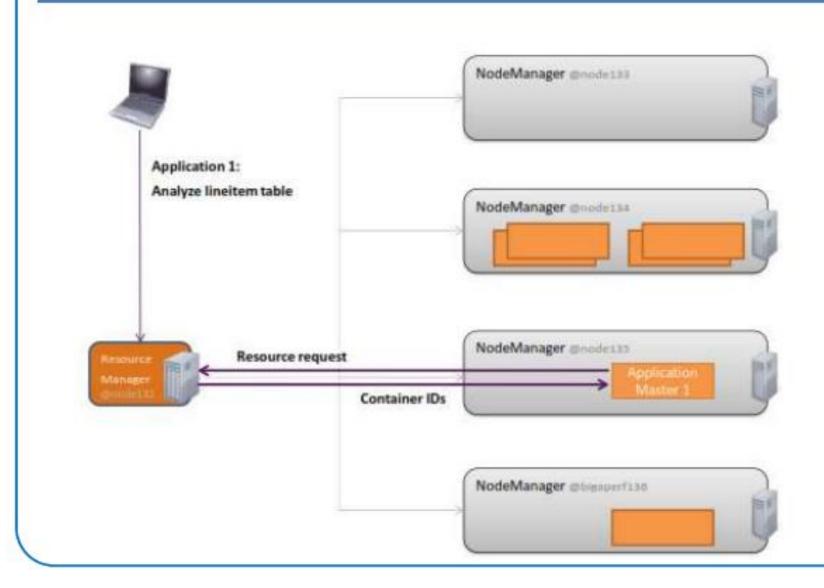
YARN: Exécuter une application dans Yarn (1/7)



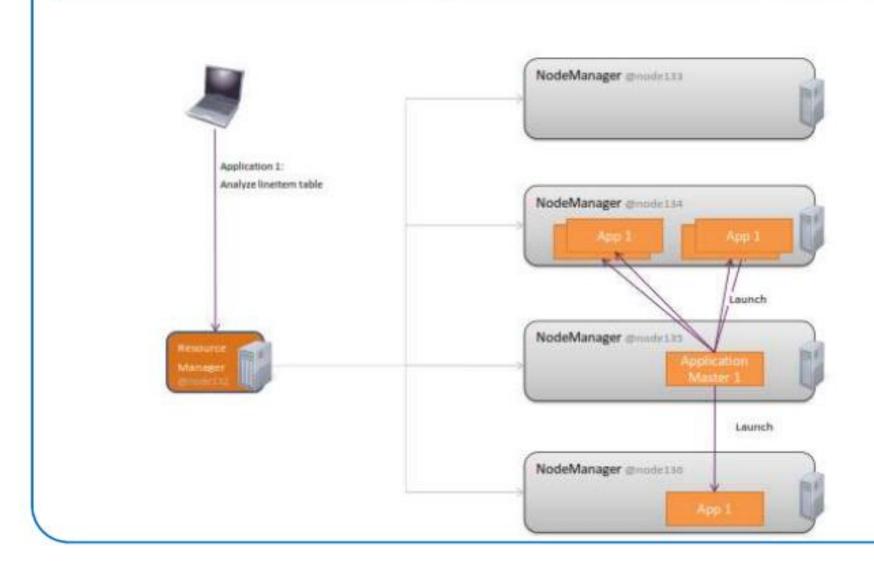
YARN: Exécuter une application dans Yarn (2 / 7)



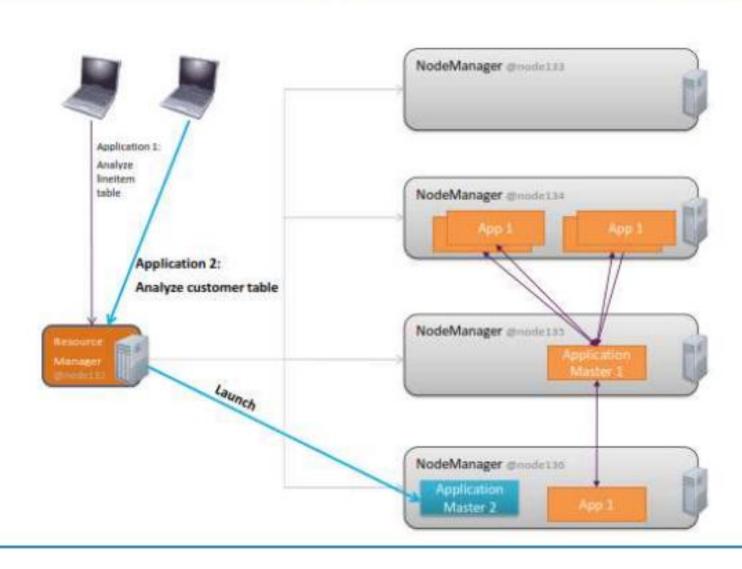
YARN: Exécuter une application dans Yarn (3 / 7)



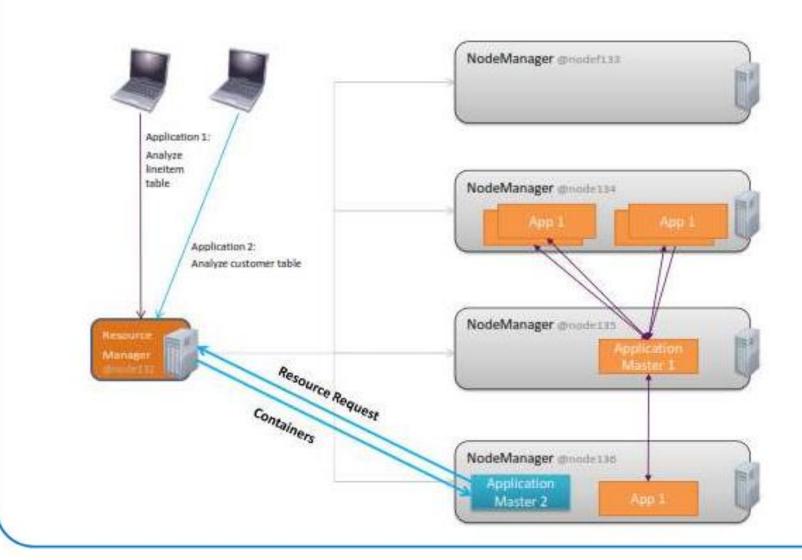
YARN: Exécuter une application dans Yarn (4/7)



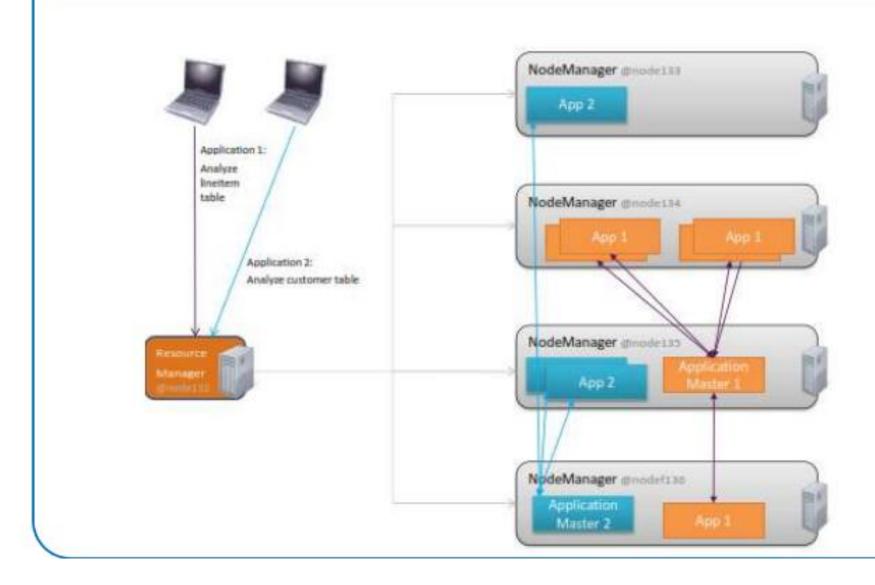
YARN: Exécuter une application dans Yarn (5 / 7)



YARN: Exécuter une application dans Yarn (6 / 7)



YARN: Exécuter une application dans Yarn (7 / 7)



Critique de MapReduce

A l'ère numérique actuelle, l'approche MapReduce peut devenir le mode normal de traitement des données et Hadoop l'outil par défaut du traitement de données.

Mais MapReduce présente plusieurs limites :

- Est un langage de très bas niveau = très proche de la machine;
- => Il impose au développeur de savoir interagir avec le cluster : ce qui peut être très difficile pour un développeur nouveau dans le monde du traitement parallèle, ou pour des utilisateurs non informaticiens.

Critique de MapReduce

 Si on souhaite mettre en place une solution complexe, il est nécessaire d'enchaîner une série de jobs MapReduce et de les exécuter séquentiellement.

=> Il est difficile d'exprimer des opérations complexes en n'utilisant que MapReduce.

Critique de MapReduce

 Après une opération Map ou Reduce, le résultat est écrit sur disque.

Les Mappers et Reducers communiquent entre eux à travers les données écrites sur disque.

- => Opérations de lectures/écritures **très coûteuses en temps!**
- => MapReduce est une **bonne solution** pour les traitements à **passe unique**.
- => MapReduce n'est pas la meilleure solution pour les traitements à plusieurs passes.

Solutions

Afin de résoudre ces limites, plusieurs langages et frameworks ont été développés notamment par Apache.

Problème 1 : langage de très bas niveau

=> Solutions : Langages d'abstraction

Problème 2 : difficulté de résoudre des problèmes relativement complexes

+

Problème 3 : lecture/écriture sur disque

=> Solution : open source Frameworks

Solutions

Dans le cadre de ce cours, nous nous intéressons à :

Apache Pig et Apache Hive comme langages d'abstraction

Apache Spark comme open source Framework

Framework open source complet et unifié adapté au traitement batch et temps réel de divers types de données.

 Développé en 2009 par AMPLab – University of California Berkeley.

En 2010 il est passé open source sous forme de projet Apache.

La principale innovation de Spark est qu'il maintient les résultats intermédiaires en mémoire plutôt que sur disque : ce qui est très utile en particulier lorsqu'il est nécessaire de travailler plusieurs fois sur le même jeu de données.

Le moteur d'exécution de Spark est conçu pour travailler aussi bien en mémoire que sur disque.

Spark essaie de stocker le plus possible en mémoire avant de basculer sur disque.

Il est capable de travailler avec une partie des données en mémoire, une autre sur disque.

Spark permet de développer des pipelines de traitement de données complexes, à plusieurs étapes, en s'appuyant sur des graphes orientés acycliques (DAG).

Il permet de partager les données en mémoire entre les graphes, de façon à ce que plusieurs jobs puissent travailler sur le même jeu de données.

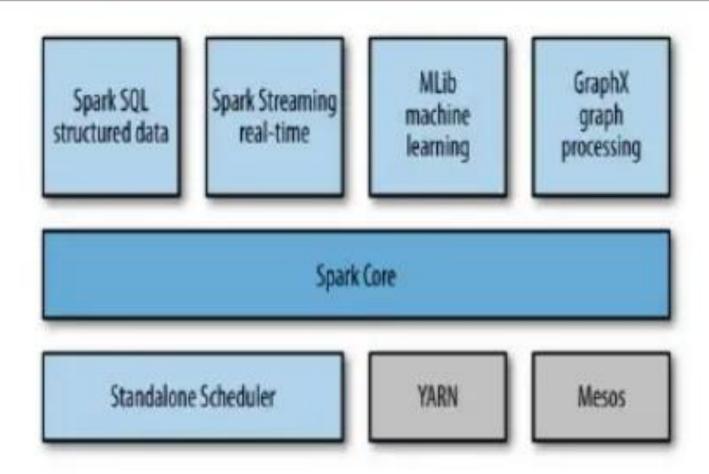
Il permet à des applications sur clusters Hadoop d'être exécutées jusqu'à 100 fois plus vite en mémoire, 10 fois plus vite sur disque.

Il est écrit en Scala et s'exécute sur la Machine Virtuelle Java (JVM).

Il est possible de l'utiliser de façon interactive pour requêter les données depuis un shell.

Il est possible de déployer des applications Spark sur un cluster Hadoop v1 existant (avec SIMR – Spark-Inside-MapReduce), ou sur un cluster Hadoop v2 YARN.

Spark n'est pas considéré comme un remplaçant de Hadoop mais comme une alternative au MapReduce d'Hadoop.



Spark Core:

- Moteur de base de Spark
- Gestion de tâches
- Gestion de mémoire
- Récupération d'erreurs
- Interaction avec le stockage
- Définition des classes de RDD

A part les API principales de Spark, son écosystème contient des librairies additionnelles telles que :

Spark streaming : est utilisé pour le traitement temps-réel des données en flux. Il s'appuie sur un mode de traitement en "micro batch" et utilise Dstream (c'est-à-dire une série de RDD (Resilient Distributed Dataset)).

Spark SQL: Grâce à des requêtes de type SQL, Spark SQL permet d'extraire, transformer et charger des données sous différents formats (JSON, Parquet, base de données) et les exposer pour des requêtes ad-hoc.

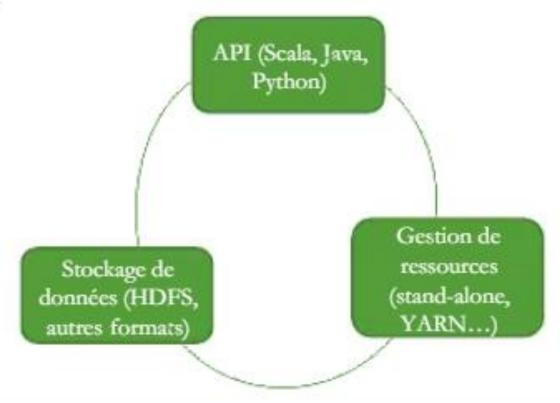
MLlib: c'est une librairie de machine learning qui contient tous les algorithmes et utilitaires d'apprentissage classiques, comme la classification, la régression, le clustering, en plus des primitives d'optimisation sous-jacentes.

GraphX: c'est une API (en version alpha) pour les traitements de graphes. Elle étend les RDD de Spark en introduisant le Resilient Distributed Dataset Graph, un multi-graphe orienté avec des propriétés attachées aux nœuds et aux arrêtes. GraphX inclut une collection toujours plus importante d'algorithmes et de builders pour simplifier les tâches d'analyse de graphes.

Il existe aussi des adaptateurs pour intégration à d'autres produits comme Cassandra (Spark Cassandra Connector) et R (SparkR).

Avec le connecteur Cassandra, il est possible d'utiliser Spark pour accéder à des données stockées dans Cassandra et réaliser des analyses sur ces données.

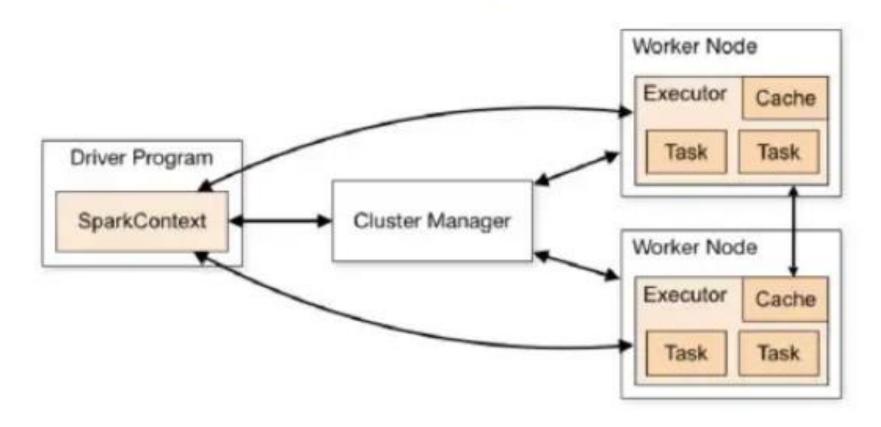
L'architecture de Spark est basée sur trois composants principaux:



Spark utilise le système de fichiers **HDFS** pour le stockage des données. Il peut fonctionner avec n'importe quelle source de données compatible avec Hadoop, dont HDFS, HBase, Cassandra.

L'API permet aux développeurs de créer des applications Spark en utilisant une API standard. L'API existe en Scala, Java et Python.

Spark peut être déployé comme un serveur autonome ou sur un framework de traitements distribués comme Mesos ou YARN.



Les applications Spark s'exécutent comme un ensemble de processus indépendants sur un cluster, coordonnés par un objet **SparkContext** du programme principal appelé **Driver Program**.

 Le driver contient une application qui définit un contexte : objet de la classe Sparkcontext. Ce contexte permet d'accéder à toutes les fonctionnalités de Spark.

 Pour s'exécuter sur un cluster, le SparkContext se connecte au Cluster Manager pour l'allocation de ressources aux applications (le cluster manager peut être soit un gestionnaire standalone de Spark, soit YARN ou Mesos).

 Une fois connecté, Spark lance des executors sur les nœuds du cluster : des processus qui lancent des traitements et stockent les données pour les applications.

- Spark envoie ensuite le code de l'application (Jar ou ficher python) aux executors.
- SparkContext envoie ensuite les Tasks aux executors pour qu'ils les lancent.

 Un executor peut exécuter plusieurs tâches grâce aux threads.

Resilient Distributed Dataset

- Un concept au cœur du framework Spark.
- Collection d'éléments découpables par Spark et traitables de manière distribuée.
- Il peut porter tout type de donnée et est stocké par Spark sur différentes partitions.