

Implémentation de Hadoop

Fabrice Pont
MS Big Data

25 novembre 2020

1 Introduction

Nous souhaitons tester l'efficacité d'une solution de calculs répartis. Pour cela nous allons réaliser notre propre système utilisant la puissance des machines du campus de Télécom Paris. Nous avons réalisé les différents programmes en **Python** afin de comparer la rapidité d'exécution d'un programme permettant de **compter les occurrences de mots** d'un fichier de manière **séquentielle** et de manière **distribuée**.

2 Programme séquentiel

2.1 Temps d'exécution

Analyse du temps d'exécution du programme *wordcount* en séquentiel :

Nom du fichier	Lecture	Comptage	Tri
Input.txt	0.21	0.04	0.02
Forestier.txt	0.35	0.17	0.12
Déontologie.txt	0.51	0.67	0.82
Domaine.txt	1.06	5.99	3.23
Santé.txt	98.43	1020.84	87.06
Fichier 390 Mo	4235.06	20038.89	16143.69

TABLE 1 – Temps d'exécution (en ms) du programme séquentiel pour différents fichiers

Note : Le programme a été réalisé en Python

2.2 Premiers mots

Les premiers mots pour les fichiers sont les suivants :

- **Déontologie** (*deontologie-police-nationale.txt*) : ('de', 86), ('la', 40), ('police', 29), ('et', 27), ('à', 25)
- **Domaine** (*domaine-public-fluvial.txt*) : ('de', 621), ('le', 373), ('du', 347), ('la', 330), ('et', 266)
- **Santé** (*sante-publique.txt*) : ('de', 189699), ('la', 74433), ('des', 66705), ('à', 65462), ('et', 60940)

3 Programme distribué

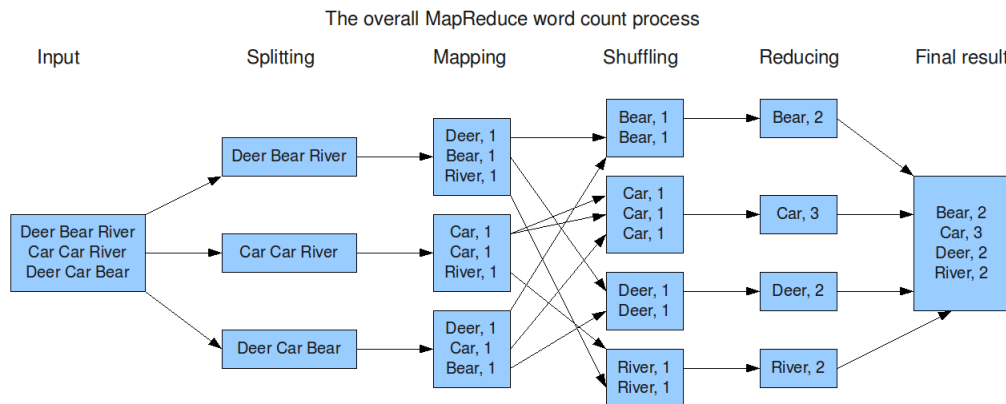
3.1 Architecture MapReduce

L'architecture distribuée se base sur l'utilisation de plusieurs machines interconnectées sur un réseau. La machine **maître** est la machine initiant la phase de calcul et déployant les ressources nécessaires sur les machines **esclaves**.

Le paradigme MapReduce se compose de 4 parties :

- **Splitting** : phase permettant de séparer sa donnée initiale en plusieurs sous-parties étant destinées à être traitées par une des machines esclaves.
- **Mapping** : phase permettant à chacune des machines esclaves de réaliser une sous-tâche visant à être agrégée dans le futur.
- **Shuffling** : phase permettant de répartir les données de manière optimale sur les différentes machines afin de limiter le temps de calcul de la phase de reduce.
- **Reducing** : agrégation des différentes données générées par la phase de map et retour du résultat.

Sur un exemple simple, le schéma ci-dessous illustre parfaitement les différentes étapes du MapReduce :



3.2 Architecture simple

3.2.1 Détail des différentes phases

3.2.1.1 Constitution du cluster

Nous avons accès aux machines du campus de Télécom Paris mais la problématique est de savoir quelle machine peut être utilisée. Dans un premier temps il est nécessaire pour nous d'être connecté au VPN du campus afin de pouvoir communiquer via le protocole SSH avec les machines du réseau. Afin de constituer de manière automatique notre cluster nous avons scrappé le site <https://supervision.enst.fr/tp/> (accessible uniquement via VPN) afin de récupérer la liste des machines actuellement allumées sur le réseau. Grâce à cette information nous pouvons choisir un nombre de machine arbitraire sur lesquelles nous effectuons un test de connexion ssh afin de valider leur disponibilité.

Finalement, en exécutant le script `update_cluster.py` nous mettons automatiquement à jour un fichier `'machines.txt'` contenant `n` noms de machines à notre disposition.

3.2.1.2 Splitting

Afin de séparer proprement notre texte d'entrée en plusieurs sous-fichiers nous avons utilisé la fonction `split` inhérente à Linux. Cette méthode nous permet de subdiviser un fichier selon différents critères comme la taille maximale des sous fichiers. Le problème de cette méthode réside dans le fait que le découpage se fait en fonction des bits du fichier, et ne considère donc pas l'encodage de notre fichier. Cela mène à des erreurs dans les fichiers résultants ou à des mots coupés en deux. Nous avons donc choisi de compter le nombre de ligne de notre fichier avec la fonction `wc -l` de Linux nous permettant de compter très rapidement le nombre de lignes du fichier. Ainsi, nous avons choisi de faire un découpage par lignes de notre fichier grâce à `split -l n` qui imposent aux sous fichiers de contenir `n` lignes au maximum.

Suite à cette phase, le master enverra les splits sur les différentes machines du cluster.

3.2.1.3 Mapping

Le master exécute de manière parallèle (en utilisant le maximum de coeur de la machine) les différentes phases de mapping sur toutes les machines du cluster. Chacune d'elle est chargée de lire les splits et d'écrire chaque mot dans un nouveau fichier suivi du chiffre 1 (ex : "maison" → "maison 1"). Cette phase prépare la phase de comptage ultérieure.

3.2.1.4 Shuffling

Toujours de manière parallélisée, le master va exécuter la phase de shuffle sur chaque slave. Ils calculent un hash unique associé à chaque mot qu'ils ont rencontré afin de pouvoir lui attribuer une machine sur laquelle il va être traité en finalité. Chaque mot différent sera stocké dans un seul fichier qui sera ensuite attribué à une des machines du cluster. Finalement, après cette étape, toutes les occurrences d'un même se retrouveront stockées sur une même machine qui pourra faire le décompte final.

3.2.1.5 Reducing

Enfin, le master exécute de manière parallélisée l'étape de Reducing sur les slaves. Ils sont alors chargés de compter les occurrences de chaque mot qui leur a été attribué (grâce au hash calculé précédemment).

3.2.2 Résultats

Nous allons comparer nos résultats pour le fichier "input.txt" de démonstration ne contenant que 3 lignes ainsi que le fichier *forestier* qui est le deuxième plus petit de notre liste. Nous avons suivi l'exemple initial qui était de créer un cluster de 3 machines sur lesquelles nous allions envoyer nos 3 splits. Dans ce contexte nous avons obtenu les résultats suivants :

Nom du fichier	Split + Déploiement	Map	Shuffle	Reduce	Total	Séquentiel
Input.txt	1266	420	2042	438	5215	0.27
Forestier.txt	1300	467	33881	450	36898	0.64

TABLE 2 – Comparaison du temps d'exécution (en ms) du wordcount distribué et du wordcount séquentiel

On remarque que notre programme réparti est bien plus lent que notre programme séquentiel. Nous

pouvons imaginer que pour des fichiers plus volumineux notre programme réparti serait plus performant cependant notre implémentation fait que le temps de shuffle est proportionnelle au nombre de mots différents car nous créons un fichier différent pour chaque mot que nous envoyons ensuite sur une autre machine via le protocole SSH. Nous devons faire en sorte de modifier notre programme pour qu'il prenne en compte des plus gros fichiers.

Il est à noter que toutes les tâches sont lancées en parallèle, donc pour un programme MapReduce séquentiel les résultats auraient été encore plus désastreux.

3.2.3 Limites

Notre programme fonctionne mais devient très lent pour de gros fichiers, or nous devrions justement voir une amélioration par rapport à la version séquentielle pour de gros fichiers. Cette sous-performance est dû à plusieurs choses :

- Lors de notre phase de Shuffle, nous créons un fichier différent par mot ce qui a pour effet de nous faire perdre beaucoup de temps en I/O puis en temps de transfert sur le réseau par la suite.
- La phase de Deploy est très longue car l'exécution s'effectue depuis un ordinateur qui est hors du cluster (mon ordinateur personnel). De fait la qualité du réseau n'est pas optimale.
- Les phases de parallélisation opérées par le master sont limitées par le nombre de coeurs du processeur de la machine qui l'exécute. Mon ordinateur n'en possède que 2 donc les gains sont très minimes.

3.3 Architecture optimisée

3.3.1 Détail des modifications apportées

Modification du shuffle : Afin de limiter le nombre de fichiers créés et ainsi limiter l'I/O nous avons choisi une stratégie différente pour le shuffle. Initialement, nous créons un fichier par mot différent rencontré. Maintenant, nous créons un fichier par machine que nous remplissons de tous les mots attribués à cette dernière. De fait, nous créons moins de fichiers différents et nous ouvrons/fermons moins de fichiers ce qui a pour effet de grandement améliorer les performances et de réduire la charge du réseau lors du transfert. Enfin, nous avons parallélisé l'écriture et l'envoi des différents fichiers ce qui a pour effet d'accélérer encore plus cette phase.

Modification de l'interface entre le cluster et notre machine : Nous avons choisi de rajouter une nouvelle machine *Edge* à notre cluster qui va servir d'interface entre notre machine et le cluster. Cette machine sert à orchestrer tout le lancement du MapReduce (splitting, déploiement, map, shuffle et reduce). Cette modification améliore notre programme sur plusieurs points :

- Le **deploy** était initialement très lent car les données devaient transiter de ma machine jusqu'au réseau de Télécom ce qui représentait un très gros goulot d'étranglement. Maintenant, la donnée transite uniquement au sein du réseau de Télécom (réseau filaire très rapide) ce qui permet d'augmenter considérablement le débit.
- Les machines de Télécom possèdent 12 coeurs, ce qui permet de faire tourner 12 processus en simultané. Le lancement des phases de map, shuffle et reduce se fait par appel parallèle donc pour un cluster de 12 machines les exécutions peuvent se faire simultanément ce qui a encore pour effet d'accélérer le traitement.

Cette modification induit plusieurs nouveautés dans notre code. Nous avons ajouté un fichier `master.txt` qui contient le nom de la machine maître sur laquelle nous allons copier les données voulues ainsi que les fichiers slave, master, clean, deploy. Toutes les commandes vont être lancées à partir de cette nouvelle machine. Pour faciliter la communication avec ce *Edge node* nous avons implémenté un utilitaire

`supervisor.py` permettant de contrôler facilement les exécutions (voir dernière section pour plus d'informations).

Nombre de splits et de noeuds : Afin d'optimiser au maximum les performances de notre cluster nous avons choisi d'utiliser un cluster de **12 machines** afin de correspondre au nombre de coeurs de notre master. Toutes les commandes parallèles peuvent alors être lancées en même temps sur tous les slaves. De même, nous avons choisi de diviser nos données en 12 (Note : nous aurions préféré diviser les fichiers selon une taille de split maximale mais comme cité plus haut cette méthode entraîne des soucis).

3.3.2 Résultats

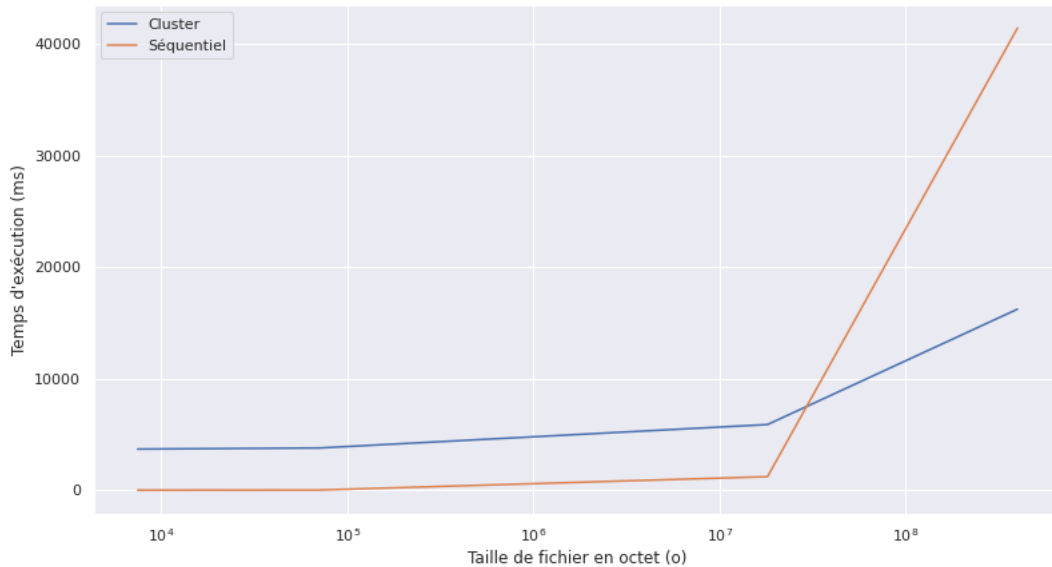
Nous avons effectué les tests sur un cluster de 12 machines slaves et une machine edge (master). Nous avons obtenu les résultats suivants :

Nom du fichier	Split + Déploiement	Map	Shuffle	Reduce	Total	Séquentiel
Déontologie.txt	1162	451	1635	431	3679	2.00
Domaine.txt	1262	452	1635	431	3780	10.28
Santé.txt	1701	524	3240	413	5878	1206
Fichier 390 Mo	5315	1552	8435	917	16219	41416

TABLE 3 – Comparaison du temps d'exécution (en ms) du wordcount distribué (version améliorée) et du wordcount séquentiel

On remarque que notre nouvelle architecture est beaucoup plus performante que la précédente, elle réussit même à battre le programme séquentiel pour le fichier de 390 Mo. La résolution des problèmes évoqués ci-dessus a donc bien permis de gérer le cas des gros fichiers, cependant pour les petits fichiers cette architecture n'est pas adaptée car nous avons un coût en temps de réseau qui est constant (d'où les valeurs quasi similaire pour les fichiers Domaine et Déontologie). Ce temps est supérieur au temps d'exécution du programme séquentiel donc il doit y avoir une taille limite de fichier pour laquelle le cluster est plus efficace. Ci-dessous nous présentons un graphique de l'évolution du temps de traitement pour les programmes séquentiels et le cluster :

Il est à noter que les résultats obtenus dépendent du cluster utilisé et de l'heure d'utilisation. Le processus peut être plus lent ou plus rapide que le résultat reporté.



On voit bien sur ce graphe que le temps d'exécution du programme séquentiel augmente très fortement avec la taille des fichiers alors que le programme déployé sur un cluster gère assez bien des gros fichiers. Finalement, le paradigme MapReduce répond à sa promesse et nous permet d'améliorer le traitement des gros fichiers.

3.3.3 Limites

Notre programme n'est pas très robuste à l'heure actuelle c'est à dire qu'il ne gère pas les cas complexes ou les pannes. Plus précisément, nous rencontrons deux principaux problèmes :

- Lorsqu'une tâche échoue sur une machine, notre programme ne gère pas cet arrêt et le calcul continu mais les résultats sont faussés.
- Si le nombre de split est inférieur au nombre de machines disponibles dans notre cluster, il y a une erreur car les fonctions map, shuffle et reduce sont appelées sur toutes les machines du cluster et non pas seulement sur les machines sur lesquelles les splits ont été exporté.

3.4 Architecture robuste

3.4.1 Détails des modifications apportées

Nous avons modifié notre implémentation afin de résoudre les deux problèmes évoqués ci-dessus :

- **Nombre de machine & Nombre de splits** : pour régler ce problème nous avons créé un nouveau fichier `used_machines.txt` qui se partage sur toutes les machines utilisées dans le cluster. Ce fichier contient la liste des machines qui sont actuellement en train de calculer (les machines sur lesquelles un split a été déployé). Cette nouvelle liste nous permet de gérer tout type de fichier quelle que soit la taille du fichier d'entrée.
- **Gestion des pannes** : afin de conserver une trace de toutes les erreurs qui sont arrivées pendant l'exécution, le master remplit des fichiers `map.error`, `shuffle.error`, `reduce.error` lors des appels parallèles en y inscrivant le nom de la machine qui a fait défaut. Ces écritures parallèles sur un même fichier s'effectuent grâce l'utilisation d'un blocage sur le fichier lorsque qu'un processus l'utilise. Avant chaque finalisation d'étape, notre programme vérifie le contenu de ces fichiers et réexécute les phases sur une nouvelle machine en cas d'erreur sur une des machines.

Afin de finaliser notre programme pour le rendre utilisable facilement nous avons opéré d'autres modifications :

- Nous avons aussi permis au master d'afficher les résultats triés en sortie du MapReduce. Pour se faire nous devons choisir un nombre n de valeurs à remonter, ainsi chacun des slaves va trier toutes ses valeurs et envoyer les n premières sur le master. Le master doit ensuite trier $n * n_{machines}$ valeurs et afficher les n premiers. Cette méthode nous permet de retourner le résultat sans avoir à faire un Reduce entier sur le master.
- Nous avons fait en sorte que les fichiers créés sur une node lors d'une instance de MapReduce n'influent pas sur les résultats du suivant. Pour ce faire on opère une étape de nettoyage des dossiers créés avant d'effectuer le Map.
- Nous avons amélioré la remontée des pannes au master en gérant et en remontant les exceptions à toutes les étapes.
- Enfin, nous avons simplifié l'utilisation du programme (cf dernière section) et géré les couleurs dans le terminal pour plus de visibilité.

Toutes ces modifications ont été référencées proprement dans le code qui a d'ailleurs été entièrement commenté et rendu lisible.

4 Utilisation du programme

Afin d'utiliser correctement notre programme, l'utilisateur a besoin de **4 commandes** différentes :

- `python3 update_cluster n` : permet de récupérer une liste de machines allumées et réactives servant de slave et master.

```
> python update_cluster.py 12
Statut tp-3a101-05: OK
Statut tp-1a226-27: OK
Statut tp-3a101-15: OK
Statut tp-1d23-09: OK
Statut tp-1a252-32: OK
Statut tp-1a226-24: OK
Statut tp-1a252-22: OK
Statut tp-3a209-03: OK
Statut tp-5d02-17: OK
Statut tp-1a226-22: OK
Statut tp-5b01-15: OK
Statut tp-1d23-16: OK
Statut tp-3b01-01: OK
Machine maitre : tp-3b01-01

Le nouveau cluster contient 12 machines
```

- `python3 supervisor.py load path_to_data` : permet de charger notre donnée sur le master (edge node) de notre cluster.

```
> python supervisor.py load ../data/large_data.warc.wet
sending incremental file list
large_data.warc.wet
 398,783,064 100% 7.13MB/s 0:00:53 (xfr#1, to-chk=0/1)
```

- `python3 supervisor.py run` : permet de mettre à jour les fichiers sur le master et les slaves, puis lance le process mapreduce et affiche les résultats (10 premiers par défaut).

```

> python supervisor.py run
Lancement du job MapReduce
'SPLIT_DATA' 2445.52 ms
'DEPLOY' 1994.26 ms
MAP FINISHED
'RUN_MAP_ON_CLUSTER' 1749.05 ms
SHUFFLE FINISHED
'RUN_SHUFFLE_ON_CLUSTER' 8537.95 ms
REDUCE FINISHED
'RUN_REDUCE_ON_CLUSTER' 1017.39 ms
'MAIN' 15745.56 ms
===== Résultats =====
the 523814
to 396628
and 392749
- 349961
of 339584
a 337275
in 260382
de 238170
& 218609
► 192120

```

— `python3 supervisor.py clean` : permet de nettoyer tout le cluster (master et slaves).

```

> python supervisor.py clean
Nettoyage de la machine tp-1d23-09: OK
Nettoyage de la machine tp-1a252-32: OK
Nettoyage de la machine tp-3a101-15: OK
Nettoyage de la machine tp-1a226-24: OK
Nettoyage de la machine tp-1a226-22: OK
Nettoyage de la machine tp-1a226-27: OK
Nettoyage de la machine tp-1d23-16: OK
Nettoyage de la machine tp-3a209-03: OK
Nettoyage de la machine tp-5b01-15: OK
Nettoyage de la machine tp-3a101-05: OK
Nettoyage de la machine tp-3b01-01: OK
Nettoyage de la machine tp-1a252-22: OK
Nettoyage de la machine tp-5d02-17: OK

```