Réalisez un traitement dans un environnement Big Data sur le Cloud



Contenu de la présentation



01 Problématiqu e



Mission

Pour la start-up "Fruits", il nous faut configurer un environnement big data, et y exécuter une réduction de dimensionnalité





La

Fruits-360 dataset:

Donnees

- Nombres total d'images : 94110
- Nombre total de classes : 141
- exemples:

















02

Création de l'environnemen t





Stockage



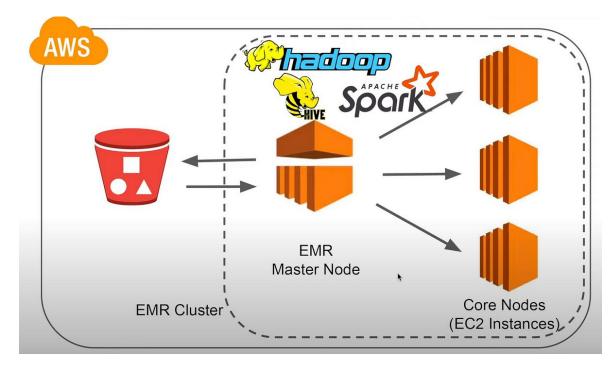
AWS Simple Storage Service (S3)

- Espace de stockage persistant

 Peut être comparé à un drive ou un serveur FTP

 On peut y créer un "bucket" et l'appeler depuis nos applications autorisées

Cluster Machines



Avec EMR Cluster, un peux repartir les calcul nécessaire au projet sur différent noeuds afin de répartir la charge

Ajout prochaine slide, explication spark hadoop, spark lazy

Spark "on top of Hadoop"

Spark est un framework de traitement de données distribué

Hadoop fournit le stockage (HDFS) et la gestion des ressources (YARN).

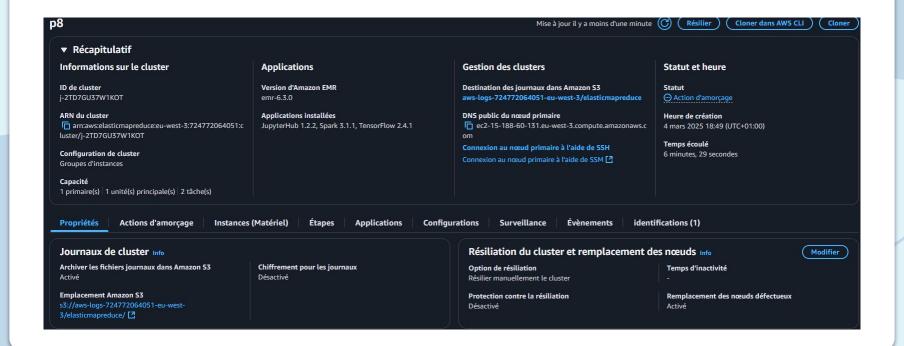
Spark exécute des traitements rapides en mémoire en exploitant ces ressources.

Sur AWS EMR, on utilise souvent S3 à la place de HDFS, ce qui permet une persistance de la donnée .

Avantages:

- Compatibilité avec Hadoop : Spark peut utiliser l'infrastructure existante.
- Traitement 100x plus rapide que Hadoop MapReduce (grâce à l'in-memory).
- Utilisation de HDFS / S3 pour stocker et traiter les Big Data efficacement.
- Supporte le batch, le streaming et le machine learning (contrairement à Hadoop MapReduce).

Notre Setup



03

C

Traitement





Lazy evaluation

Spark utilise une évaluation paresseuse (lazy evaluation), ce qui signifie que les transformations ne sont pas exécutées immédiatement.

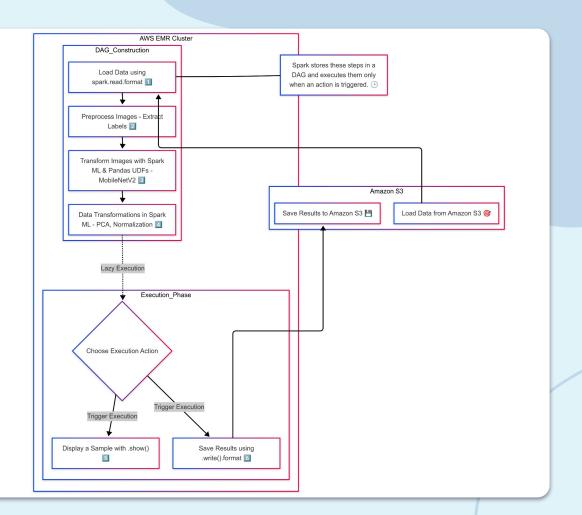
À la place, Spark construit un DAG (Directed Acyclic Graph), qui représente le workflow des opérations sur les données.

L'exécution ne commence que lorsqu'une action est appelée.

Un DAG en Spark est constitué de :

- Nœuds (Nodes): Chaque nœud représente une transformation ou une action.
- Arcs (Edges): Les arcs dirigés définissent l'ordre des transformations.
- Stages (Étapes de calcul): Spark divise le DAG en stages pour paralléliser l'exécution.

L'exécution du notebook



Gestion de la donnée intermédiaire (entre l'input et l'output)

Spark est un framework de traitement de données distribué

Hadoop fournit le stockage (HDFS) et la gestion des ressources (YARN).

Spark exécute des traitements rapides en mémoire en exploitant ces ressources.

Sur AWS EMR, on utilise souvent S3 à la place de HDFS, ce qui permet une persistance de la donnée .

Avantages:

- Compatibilité avec Hadoop : Spark peut utiliser l'infrastructure existante.
- Traitement plus rapide que Hadoop MapReduce (grâce à l'in-memory).
- Utilisation de HDFS / S3 pour stocker et traiter les Big Data efficacement.
- Supporte le batch, le streaming et le machine learning (contrairement à Hadoop MapReduce).

Spark UI

Spark Jobs (?)

User: livy

Total Uptime: 18 min Scheduling Mode: FIFO Active Jobs: 1 Completed Jobs: 3

- ▶ Event Timeline
- Active Johs (1)

Listing leaf files and directories for 131 paths:

s3://p8-data-nm/Test/Apple Braeburn, ... load at NativeMethodAccessorImpl.java:0

→ Active Jobs (1)										
Page: 1					1 Pages. Jump to 1 . Show 100 items in a page. Go					
Job Id (Job Group) ▼	Description	Submitted	Duration	Stages: Succeeded/Total	Tasks (for all stages): Succeeded/Total					
3 (15)	Job group for statement 15 first at RowMatrix.scala:62	(kill) 2025/03/06 15:06:57	3.0 min	0/2	0/710 (1 running)					
Page: 1					1 Pages. Jump to 1 . Show 100 items in a page. Go					
→ Completed Jobs (3)										
Page: 1					1 Pages. Jump to 1 . Show 100 items in a page. Go					
Job Id (Job Group) ▼	Description	Submitted	Duratio	on Stages: Succeeded/Total	Tasks (for all stages): Succeeded/Total					
2 (15)	Job group for statement 15 first at PCA.scala:44	2025/03/06 15:00:22	6.6 min	2/2	710/710					
1 (12)	Job group for statement 12 showString at NativeMethodAccessorImpl.java:0	2025/03/06 14:58:26	7 s	1/1	1/1					

1/1

131/131

2025/03/06 14:57:08

Spark UI

Stages for All Jobs Active Stages: 1 Pending Stages: 1 Completed Stages: 4 - Active Stages (1) Page: 1 1 Pages. Jump to 1 . Show 100 items in a page. Go Stage Id v Description Submitted Duration Tasks: Succeeded/Total Input Shuffle Read Shuffle Write Output 2025/03/06 15:06:57 43.5 MiB Job group for statement 15 3.6 min 0/1 (1 running) first at RowMatrix.scala:62 +details (kill) Page: 1 1 Pages. Jump to 1 . Show 100 items in a page. Go → Pending Stages (1) . Show 100 items in a page. Go 1 Pages. Jump to 1 Stage Id * Description Submitted Duration Tasks: Succeeded/Total Input Output Shuffle Read Shuffle Write rdd at PCA.scala:89 +details Unknown Unknown 0/709 Page: 1 1 Pages. Jump to 1 . Show 100 items in a page. Go → Completed Stages (4) 1 Pages. Jump to 1 . Show 100 items in a page. Go Stage Id * Description Submitted Duration Tasks: Succeeded/Total Input Output Shuffle Read Shuffle Write Job group for statement 15 2025/03/06 15:04:03 2.9 min 1/1 43.5 MiB first at PCA.scala:44 +details Job group for statement 15 2025/03/06 15:00:22 3.6 min 709/709 98.4 MiB 87.0 MiB rdd at PCA.scala:89 +details Job group for statement 12 2025/03/06 14:58:26 3 s 1/1 showString at NativeMethodAccessorImpl.java:0 +details Listing leaf files and directories for 131 paths: 2025/03/06 14:57:08 5 s 131/131 s3://p8-data-nm/Test/Apple Braeburn, ... load at NativeMethodAccessorImpl.java:0 +details

Spark UI

Summary

4	RDD Blocks	Storage Memory	Disk Used	Cores	Active Tasks	Failed Tasks	Complete Tasks	Total Tasks	Task Time (GC Time)	♦ Input	Shuffle Read	Shuffle Write	Excluded
Active(2)	0	17.5 MiB / 5.1 GiB	8.6 MiB	2	1	0	238	239	10 min (1 s)	33 MiB	43.5 MiB	29.2 MiB	0
Dead(9)	0	126 KiB / 42.9 GiB	0.0 B	18	0	0	604	604	15 min (3 s)	65.4 MiB	0.0 B	57.8 MiB	0
Total(11)	0	17.6 MiB / 48 GiB	8.6 MiB	20	1	0	842	843	25 min (5 s)	98.4 MiB	43.5 MiB	87 MiB	0

Executors

Show 20 \$ entries Search:

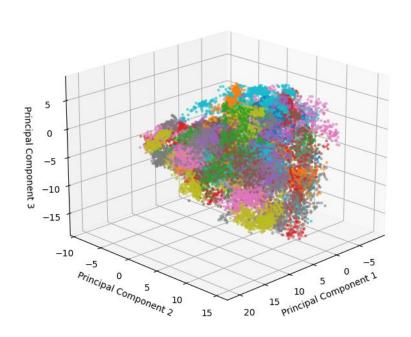
Executor ID	▲ Address	Status	RDD Blocks	Storage Memory	Disk Used	Cores	Active Tasks	Failed Tasks	Complete Tasks	Total † Tasks	Task Time (GC † Time)		Shuffle Read	Shuffle Write	Logs	Thread Dump
driver	ip-172-31-32-79.eu-west- 3.compute.internal:45743	Active	0	8.8 MiB / 353.4 MiB	0.0 B	0	0	0	0	0	0.0 ms (0.0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B		Thread Dump
1	ip-172-31-40-106.eu-west- 3.compute.internal:35935	Dead	0	0.0 B / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	0	0	0.0 ms (0.0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	stdout stderr	Thread Dump
2	ip-172-31-47-119.eu-west- 3.compute.internal:33455	Dead	0	0.0 B / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	0	0	0.0 ms (0.0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	stdout stderr	Thread Dump
3	ip-172-31-33-28.eu-west- 3.compute.internal:42649	Dead	0	0.0 B / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	0	0	0.0 ms (0.0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	stdout stderr	Thread Dump
4	ip-172-31-47-119.eu-west- 3.compute.internal:43985	Dead	0	0.0 B / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	58	58	10 s (0.3 s)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	stdout stderr	Thread Dump
5	ip-172-31-40-106.eu-west- 3.compute.internal:38279	Dead	0	0.0 B / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	36	36	7 s (0.3 s)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	stdout stderr	Thread Dump
6	ip-172-31-33-28.eu-west- 3.compute.internal:42957	Dead	0	0.0 B / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	37	37	8 s (0.4 s)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	stdout stderr	Thread Dump
7	ip-172-31-33-28.eu-west- 3.compute.internal:40887	Dead	0	42.1 KiB / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	1	1	3 s (0.2 s)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	stdout stderr	Thread Dump
8	ip-172-31-33-28.eu-west- 3.compute.internal:34049	Active	0	8.7 MiB / 4.8 GiB	8.6 MiB	2	1	0	238	239	10 min (1 s)	33 MiB	43.5 MiB	29.2 MiB	stdout stderr	Thread Dump
9	ip-172-31-47-119.eu-west- 3.compute.internal:44755	Dead	0	42 KiB / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	235	235	7.2 min (1 s)	32.7 MiB	0.0 B	28.9 MiB	stdout stderr	Thread Dump
10	ip-172-31-40-106.eu-west- 3.compute.internal:45969	Dead	0	42 KiB / 4.8 GiB	0.0 B	2	0	0	237	237	7.2 min (1 s)	32.7 MiB	0.0 B	28.9 MiB	stdout stderr	Thread Dump

Showing 1 to 11 of 11 entries

Previous 1 Next

PCA Visualization (3D)

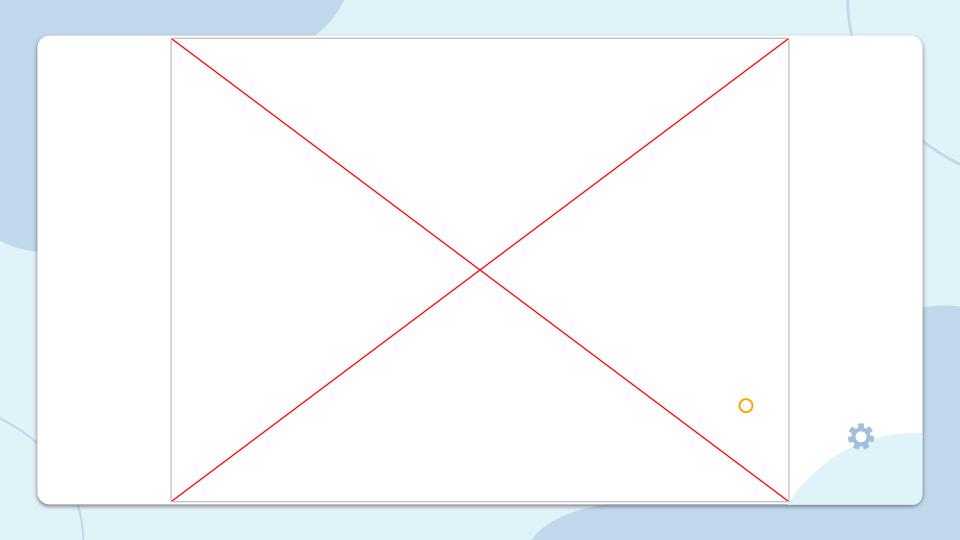
Résultat du PCA



04 Démonstratio n







05

O

Conclusion





Conclusion

Grâce à AWS EMR et Apache Spark, nous avons pu tirer parti du calcul distribué pour traiter efficacement le dataset Fruits-360.

Cette approche a permis d'améliorer la scalabilité et l'efficacité du traitement des données, démontrant ainsi la puissance du Big Data sur le Cloud pour des cas d'usage réels en machine learning.

Amélioration possible:

- L'utilisation d'outils de CI/CD
- Des monitoring avancés (ex: Prometheus, Grafana)
- Des tests automatisés assurerait un passage à l'échelle plus fluide et une meilleure fiabilité des traitements.