Programme d'Ingénierie en Intelligence Artificielle – OC IA P11 - Réalisez un traitement dans un environnement Big Data sur le Cloud

Titre du projet :

Chaîne de traitement Big Data et PCA sur AWS EMR : Cas d'usage pour la start-up Fruits!

Contexte rapide:

Mission de mise en place d'une architecture Big Data pour le traitement d'images de fruits.

Sommaire

- 1) Contexte & Scénario professionnel
- 2) Missions & Objectifs
- 3) Jeux de données
- 4) PySpark en bref
- 5) Applications de PySpark dans notre Projet
- 6) Chaîne de traitement
- 7) Architecture Big Data sur AWS
- 8) Création et configuration du Bucket S3
- 9) Mise en œuvre AWS EMR
- 10) Démonstration script PySpark notebook
- 11) Retour critique & Perspectives
- 12) Conclusion & Q/R
- 13) Glossaire

1) Contexte & Scénario professionnel

La start-up « Fruits! »

- Solutions AgriTech, préservation de la biodiversité.
- Robots cueilleurs intelligents, application mobile.

Mission:

- Mettre à disposition du public une appli pour photographier un fruit & obtenir des informations.
- Architecture Big Data pour gérer un volume croissant d'images.

2) Missions & Objectifs

Basé sur un notebook existant modifié à la marge (ancien alternant).

Compléter la chaîne de traitement :

- Broadcast des poids du modèle TF (ou Keras).
- Réduction PCA en PySpark.

Contrainte RGPD:

- Data traitées et stockées en Europe - Paris (S3, EMR).

Livrables:

- Notebook PySpark, données/images, support de présentation.

3) Jeux de données

1. Échantillon de 300 images

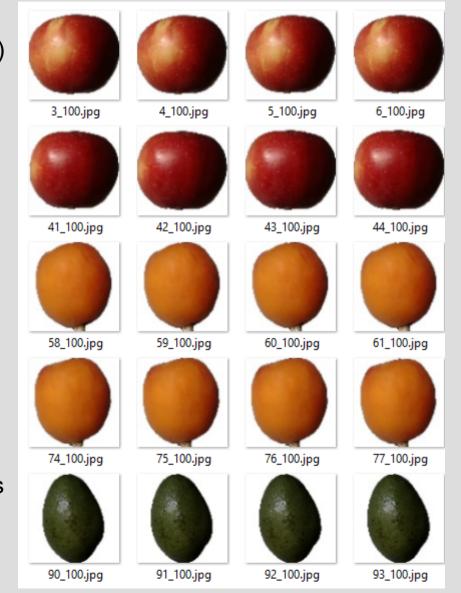
- Un échantillon de 300 **fichiers `.jpg**` (~3 Ko chacun) a été retenu, plutôt que l'intégralité du corpus initial.
- Tous les fichiers se trouvent dans `s3://ocp11-data/Test/` et totalisent environ 900 Ko.

2. Périmètre du projet

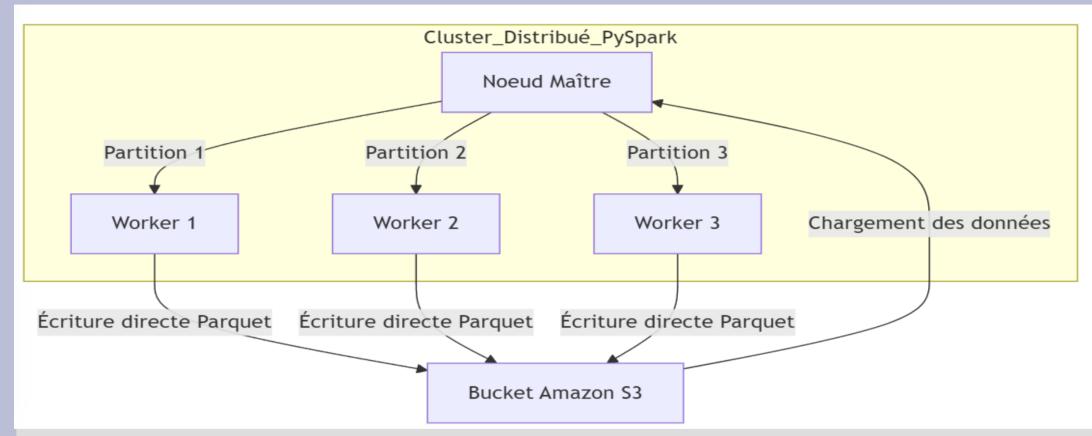
- Notre objectif se limite à l'extraction de caractéristiques et à une réduction de dimension (PCA)**.
- Aucun entraînement supervisé n'est effectué, ce qui évite toute ambiguïté sur la finalité (pas de classification).

3. Lecture et sortie

- Les images sont lues en binaire via `binaryFile` dans PySpark.
- Les **résultats** du pipeline (PCA) sont enregistrés au **format Parquet** dans `s3://ocp11-data/Results/`.

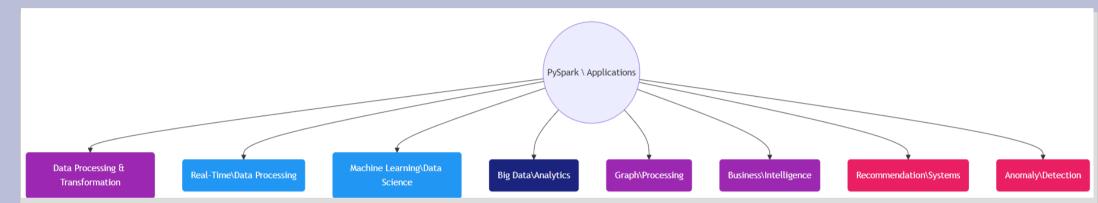


4) PySpark en bref



- Le bucket S3 alimente les partitions de données.
- Le nœud maître coordonne les tâches vers les Workers.
- Chaque Worker reçoit sa partition et réalise son traitement en parallèle.
- -Chaque Worker écrit directement ses résultats en Parquet dans le bucket S3.

5) Applications de PySpark dans notre Projet



1. Data Processing et Transformation

- Dans notre cas, PySpark gère la lecture des **images brutes depuis S3**, leur conversion en DataFrame, puis leur prétraitement (extraction de features, diffusion de poids de réseau).

2. Big Data Analytics

- Le volume d'images est amené à croître rapidement. PySpark s'avère idéal pour analyser et manipuler à grande échelle (scalabilité via EMR).

3. Machine Learning & Data Science

- Même si nous n'entraînons pas directement de modèle final, nous utilisons PySpark pour extraire des caractéristiques (MobileNetV2) et effectuer la réduction de dimension (PCA), prérequis à tout futur modèle de reconnaissance de fruits.

4. Real-Time Data Processing (perspective future)

- À ce stade, nous **travaillons par batch**. Cependant, PySpark Streaming (ou Spark Structured Streaming) permettrait plus tard d'intégrer un flux d'images temps réel (caméras de cueillette robotisée, par exemple).

5. Graph Processing / Recommendation Systems / Anomaly Detection

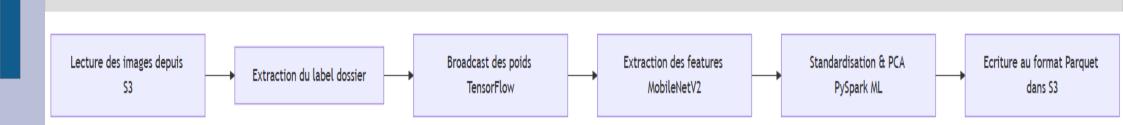
- Ces fonctionnalités de PySpark ne sont pas exploitées dans la solution actuelle, mais elles démontrent la polyvalence de l'outil pour d'autres cas d'usage (ex. détection de maladies sur fruits, recommandations de pratiques agricoles, etc.).

6. Business Intelligence

- Les données transformées (parquet) peuvent être réutilisées dans des dashboards ou outils de reporting pour mesurer, par exemple, le nombre d'images par type de fruit, l'efficacité de la cueillette robotisée, etc.

En résumé, PySpark nous offre un framework unifié pour le calcul distribué, nous permettant de passer à l'échelle et de préparer un pipeline complet de traitement d'images — depuis la lecture de fichiers jusqu'à la réduction de dimension et la mise à disposition des résultats sur AWS S3.

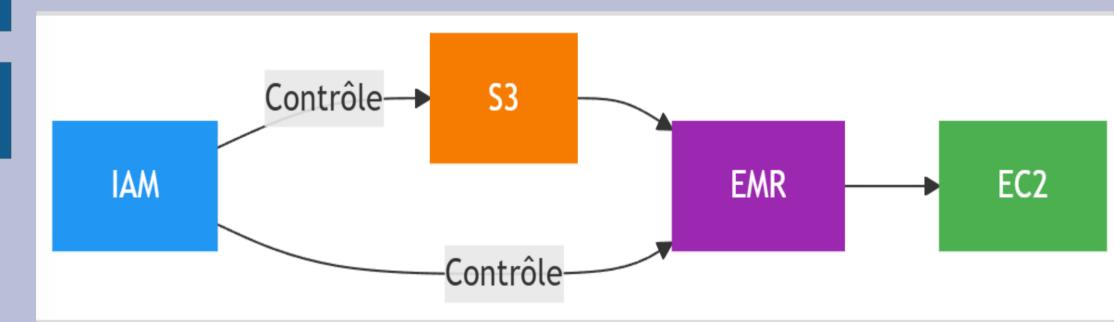
6) Chaîne de Traitement



D'abord, nous **chargeons** toutes les images .jpg depuis S3 de façon binaire, grâce à la fonction binaryFile de Spark. **Ensuite**, nous **extrayons un label (comme "Test")** simplement en analysant le chemin S3 de chaque image. **Puis**, nous **diffusons** (broadcast) sur tous les nœuds du cluster les **poids** du modèle TensorFlow (MobileNetV2), **afin que chacun puisse extraire les caractéristiques** (features) de chaque image. **Une fois ces features obtenues**, nous les **standardisons** (centrage-réduction) et nous **appliquons une PCA** (Analyse en Composantes Principales) pour réduire la dimension. **Enfin, nous stockons le résultat final**, c'est-à-dire les features réduites, dans **des fichiers Parquet directement sur S3**

.

7) Architecture Big Data sur AWS



- S3 (orange) : Stocke les données (images, fichiers Parquet).
- EMR (violet) : Exécute Spark/PySpark. Il puise les données depuis S3.
- EC2 (vert) : Instances sous-jacentes fournissant la capacité de calcul aux nœuds EMR.
- IAM (bleu): Gère et contrôle l'accès à S3 et à EMR (permissions, conformité RGPD).

7) Architecture Big Data sur AWS (suite)

1.Amazon S3

- Stocke les images (.jpg) et les résultats (fichiers Parquet).
- Durabilité et disponibilité élevées.

2. Amazon EMR

- Service managé qui exécute Spark et PySpark de manière distribuée.
- Les nœuds du cluster (Master, Core, Task) s'appuient sur **Amazon EC2** pour fournir la capacité de calcul nécessaire.

3. Amazon EC2

- Permet de choisir les types d'instances (CPU, RAM) adaptés aux besoins (ex. M5, R5, etc.).
- Facturation à l'usage, possibilité d'auto-scaling.

4. **IAM**

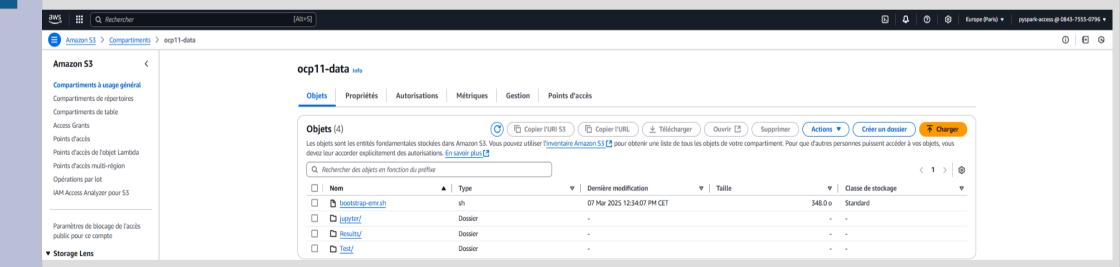
- Gère la sécurité et les autorisations (accès S3, EMR, etc.).
- Garantit le respect des normes RGPD (accès contrôlé, logs d'audit).

Pourquoi AWS?

- Scalabilité : possibilité d'adapter dynamiquement les ressources (EC2) en fonction du volume de données.
- Infrastructure stable : services managés (EMR, S3) pour simplifier l'administration.
- Conformité européenne : stockage et traitement dans des régions AWS situées dans l'UE (ex. eu-west-1).

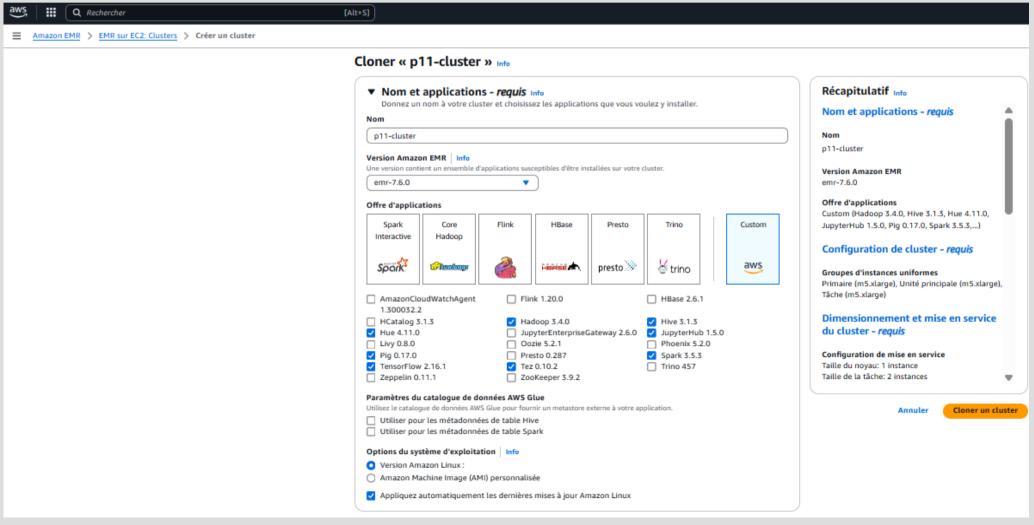
8) Création et configuration du Bucket S3

Sur cette capture d'écran, on voit le bucket "ocp11-data", qui contient "Test/" pour les images, "Results/" pour les sorties Parquet et "jupyter/" pour le notebook. Pour créer un bucket similaire, on clique sur "Create bucket", on lui donne un nom unique, on choisit la région (ex. "eu-west-1" pour le RGPD). Ainsi, EMR peut lire les données d'entrée et y enregistrer les sorties du pipeline PySpark, tandis que le notebook stocké dans "jupyter/" peut être exécuté directement sur le cluster.

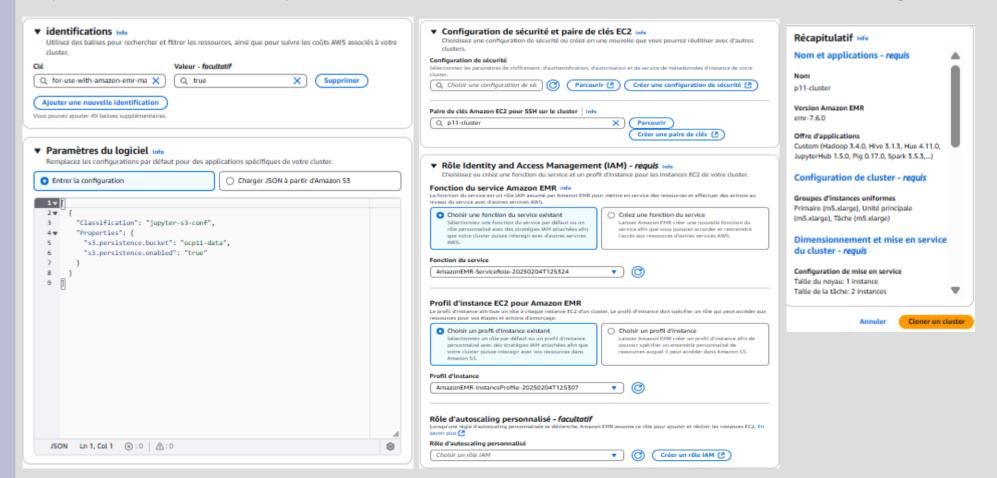


9) Mise en œuvre AWS EMR

Cette capture d'écran illustre la création (ou le clonage) d'un cluster EMR sur AWS, où l'on sélectionne la version EMR (7.6.0), les applications à installer (Spark, Hadoop, Livy, TensorFlow, etc.) et la configuration du cluster (taille des instances, nombre de nœuds). C'est l'étape qui prépare l'environnement Big Data pour exécuter notre pipeline PySpark.



Dans la section "Paramètres du logiciel", on personnalise la configuration d'applications (ici, jupyter-conf, persistance activée sur S3). On sélectionne ensuite la paire de clés EC2 pour créer un tunnel SSH (par exemple avec PuTTY et FoxyProxy) afin d'accéder à JupyterHub et exécuter le notebook. Le rôle IAM du service EMR, ainsi que le profil d'instance, déterminent les permissions dont dispose le cluster pour lire/écrire sur S3 ou se connecter au service. Enfin, on clique sur "Cloner un cluster" pour créer ou relancer l'infrastructure, validant ainsi l'ensemble de la configuration.



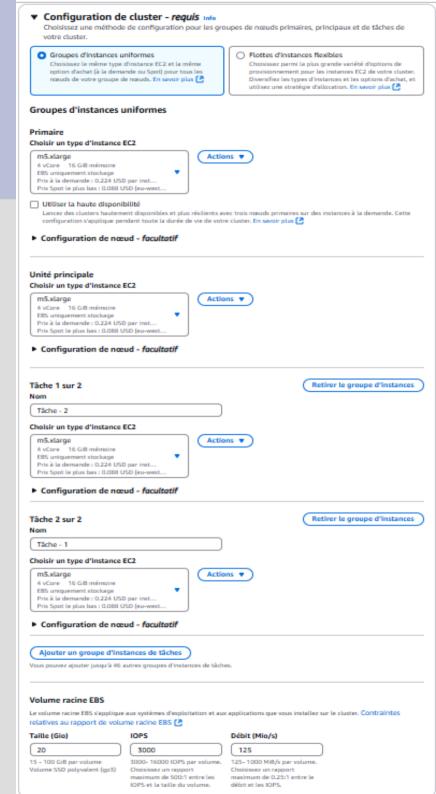
Dans la configuration EMR, on distingue :

- Le groupe "Primaire / Unité principale : c'est le Master. Il orchestre la répartition des données et la coordination des tâches Spark.
- Les groupes "Tâche" ("Tâche 1 sur 2" et "Tâche 2 sur 2") : ce sont les Workers. Chaque nœud "Tâche" exécute en parallèle une partie du travail (lecture, traitement PySpark…).

Concrètement:

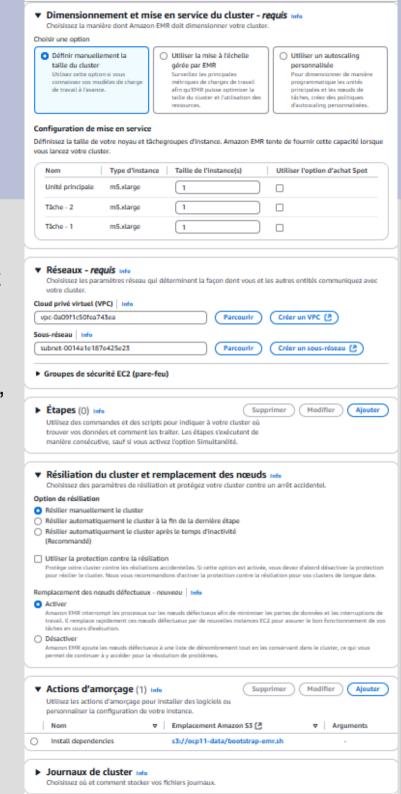
- 1. Primaire / Master:
- Un seul nœud prend ce rôle : il gère la planification et supervise l'exécution.
- 2. Tâche / Worker :
- On peut en avoir plusieurs (ici, 2). Chacun reçoit une partie des partitions de données et exécute localement les calculs (PCA, extraction de features, etc.).

Ainsi, la mention "Tâche 1 sur 2" et "Tâche 2 sur 2" indique qu'il y aura deux nœuds Workers. C'est ce qui **permet la parallélisation** du traitement dans notre pipeline PySpark.

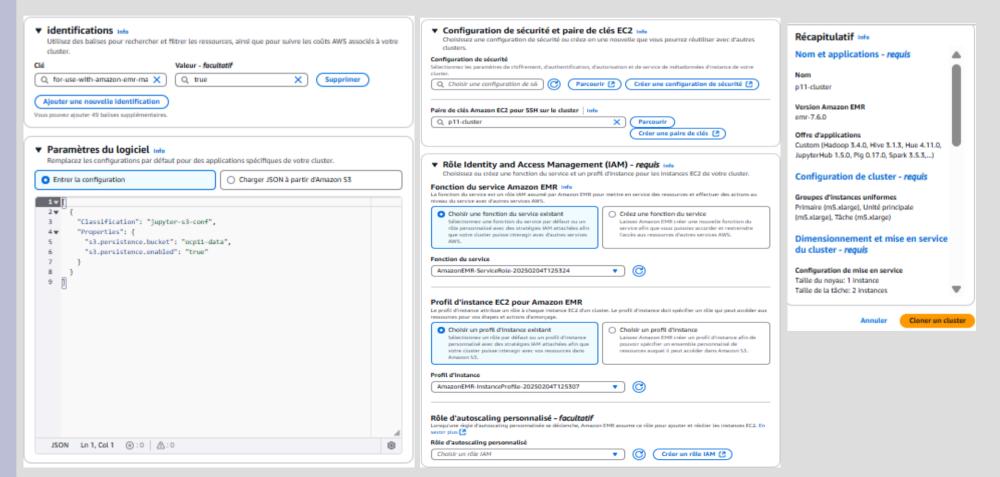


Configuration finale du cluster EMR – Points clés

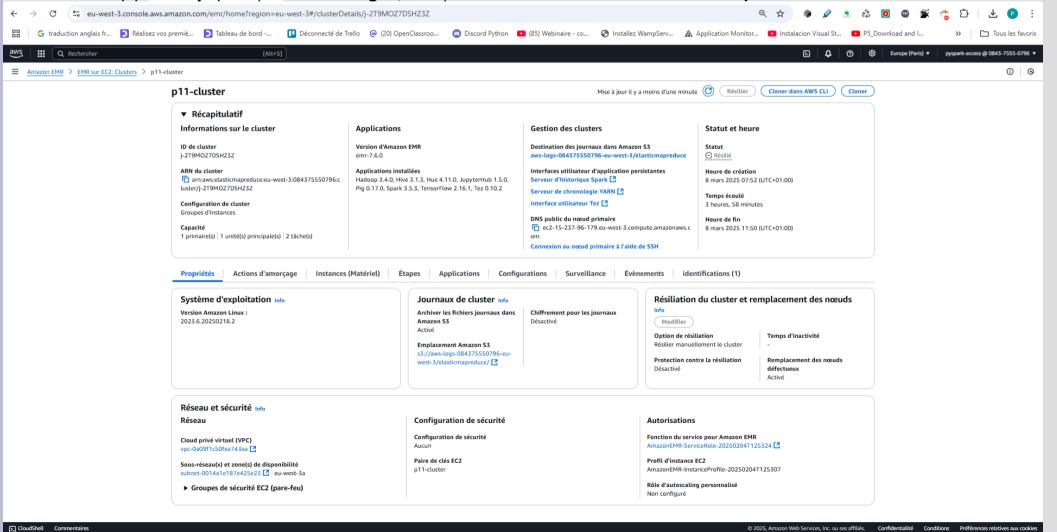
- Instances m5.large : Choix équilibré entre CPU, mémoire et coût pour le Master et les Workers, adapté à notre pipeline PySpark (traitement d'images et PCA).
- Clé SSH (Key Pair): Permet de se connecter (par exemple, via JupyterHub) au nœud Master et tester le notebook directement sur le cluster.
- Script de bootstrap : `bootstrap-emr.sh` (stocké sur S3) pour installer toute dépendance ou config nécessaire avant le démarrage réel du cluster.
- **Paramètres réseau** : Sélection du VPC, du sous-réseau et des groupes de sécurité (pare-feu) garantissant un accès maîtrisé et conforme RGPD.
- **Résiliation & logs**: Option d'arrêter le cluster automatiquement après usage, et possibilité d'archiver les journaux pour diagnostiquer ou auditer les traitements.



Dans la section "Paramètres du logiciel", on personnalise la configuration d'applications (ici, jupyter-conf, persistance activée sur S3). On sélectionne ensuite la paire de clés EC2 pour créer un tunnel SSH (par exemple avec PuTTY et FoxyProxy) afin d'accéder à JupyterHub et exécuter le notebook. Le rôle IAM du service EMR, ainsi que le profil d'instance, déterminent les permissions dont dispose le cluster pour lire/écrire sur S3 ou se connecter au service. Enfin, on clique sur "Cloner un cluster" pour créer ou relancer l'infrastructure, validant ainsi l'ensemble de la configuration.

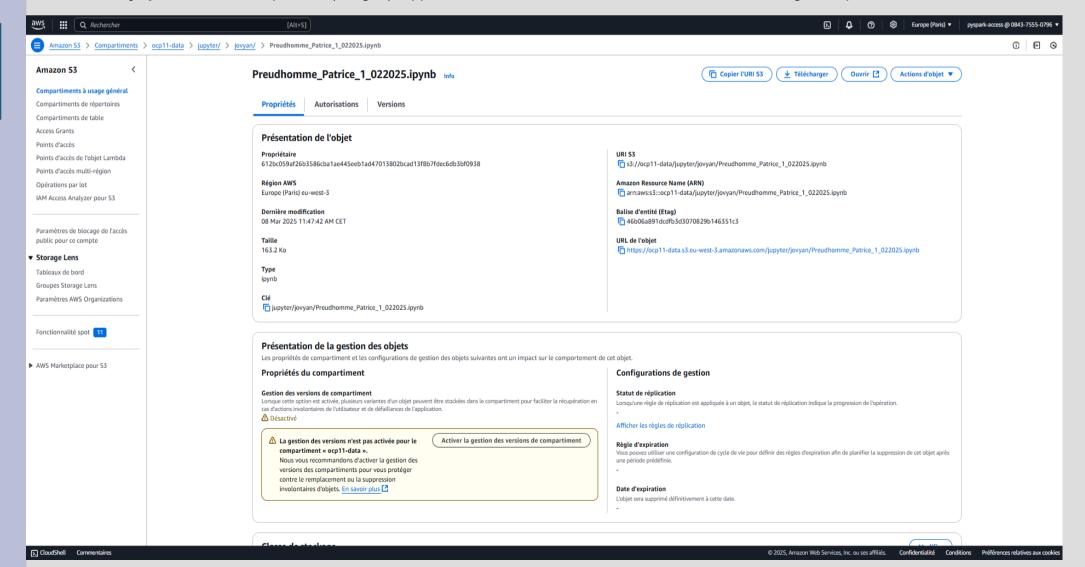


Une fois le cluster démarré, la **console EMR** affiche le récapitulatif : on y voit le numéro d'ID, la version installée (**EMR 7.6.0**), les journaux S3, ainsi que les rôles et autorisations IAM associés. Cela confirme que notre environnement Big Data est opérationnel, prêt à recevoir notre pipeline PySpark (**lecture d'images, PCA**) et à écrire les résultats au format **Parquet sur S3**



10) Démonstration script PySpark - notebook

Notebook PySpark: Lecture depuis S3 (images), Application du broadcast + featurization, PCA & stockage Parquet.



11) Retour critique & Perspectives

Retour sur la solution :

- Bien adaptée pour le volume actuel.
- Possibilité de l'étendre à plus de données (scalabilité).

Perspectives:

Tester des instances EC2 moins coûteuses (ex. m5.large pour les nœuds workers) afin de mieux maîtriser les coûts. Activer l'auto-scaling du cluster EMR pour absorber dynamiquement les pics d'activité sans surdimensionner le cluster. Enfin, intégrer des alertes ou limites de coûts via CloudWatch pour anticiper les dépassements éventuels. Ces améliorations optimiseront davantage le rapport performance-coût tout en renforçant la robustesse et le contrôle de la solution Big Data sur AWS.

12) Conclusion & Q/R

Objectifs atteints:

- Traitement Big Data (EMR, Spark).
- PCA pour réduire la dimension.
- Données & résultats sur S3, conformes RGPD.

Intérêt pour "Fruits!":

- Base pour la future application de reconnaissance de fruits.

13) Glossaire

AWS

Amazon Web Services : plateforme de services cloud (stockage, calcul, bases de données...).

S3

Simple Storage Service : service de stockage objet.

EC2

Elastic Compute Cloud: machines virtuelles à la demande (nœuds EMR, serveurs divers).

EMR

Elastic MapReduce : service géré pour exécuter Hadoop, Spark, Hive, etc. à grande échelle.

IAM

Identity and Access Management : gestion des identités et permissions (accès cloud).

Big Data et PySpark

Big Data : ensemble de techniques et outils pour stocker et traiter des volumes de données trop importants pour un système classique.

Spark : moteur de calcul distribué en mémoire, très rapide pour le Big Data. PySpark : API Python de Spark pour écrire le code de traitement distribué.

TensorFlow et Keras

TensorFlow: bibliothèque open source de machine learning (spécialisée dans le deep learning).

Keras: API haut niveau de TensorFlow pour définir et entraîner plus simplement des modèles.

13) Glossaire (suite)

MobileNetV2

Modèle pré-entraîné de vision par ordinateur, léger et rapide, utilisé pour extraire des représentations intermédiaires (features) d'images.

PCA

Principal Component Analysis ou Analyse en Composantes Principales : technique de réduction de dimension qui conserve l'essentiel de la variance des données tout en diminuant le nombre de dimensions.

RGPD

Règlement Général sur la Protection des Données : réglementation européenne imposant la localisation des données en Europe et la protection de la vie privée.

Parquet

Format de stockage en colonnes, binaire et compressé, optimisé pour le traitement distribué (Spark, Hive...).

Broadcast (Spark)

Mécanisme pour diffuser un objet (modèle, variables...) depuis le driver vers tous les nœuds du cluster sans le recharger à chaque exécution.

Python 3

Langage de programmation utilisé dans PySpark, standard pour l'analyse et le machine learning.