### Déployez un modèle dans le cloud



# Fruits!

### Sommaire

Préambule	03
Présentation des données	04
Première phase : Mise en Place Locale	05
Première étape : Choix Techniques	06
Calcul Distribué avec PySpark	07
Transfert Learning avec MobileNetV2	08
Deuxième étape : installer l'environnement de travail Spark	09
Les étapes de la mise en place locale	10
Deuxième phase : Créer un réel cluster de calculs	
Première étape : Déploiement sur le Cloud	12
Prestataire Cloud	
Solution Technique	14
Stockage	15
Configuration & Sécurité	16
Exécution & Suivi	17
Deuxième étape : Gestion du Serveur	18
Les étapes de gestion	19
Conclusion	20
Quelques liens qui ont servis à la réalisation de ce projet	22

### Préambule

"Fruits!" - Pionnier de l'AgriTech

#### Contexte:

Entreprise : Start-up "Fruits!"

Secteur : AgriTech, focalisé sur la biodiversité des fruits

Innovation: Robots cueilleurs pour une récolte adaptée à chaque espèce de fruits

#### **Application Mobile:**

Fonction: Photo de fruits pour identifier et informer

Technologie : Classification avancée d'images

#### **Enjeu Technologique:**

Appropriation et poursuite des travaux préexistants Construction d'une architecture Big Data sur AWS EMR

### Présentation des données

#### Données issues d'un kernel Kaggle:

- 90380 images et 131 sous répertoires qui contiennent des images de fruits ou de légumes
- 2 jeux de données training (67692) et test (22688)

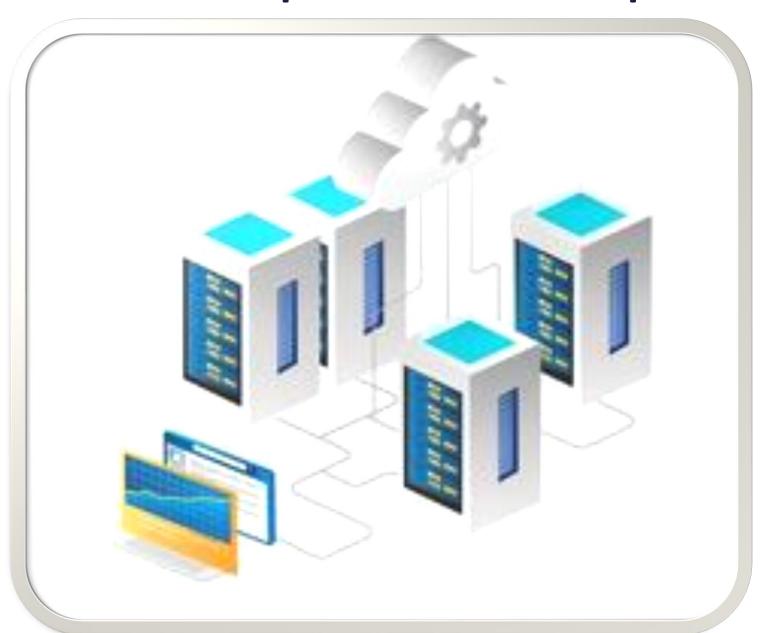
#### Un dossier contenant les données réduites :

- 12455 images et 24 classes
- 3 jeux de données training (6231), test1 (3110) et validation (3114)

### Première phase : Mise en Place Locale

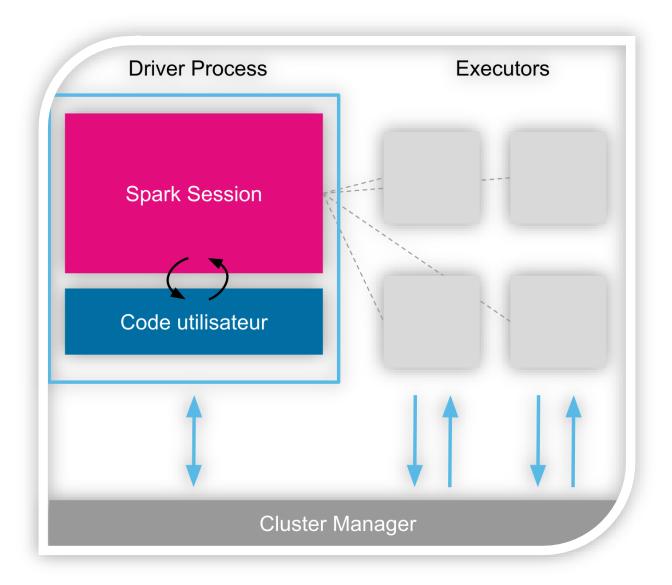


### Première étape : Choix Techniques



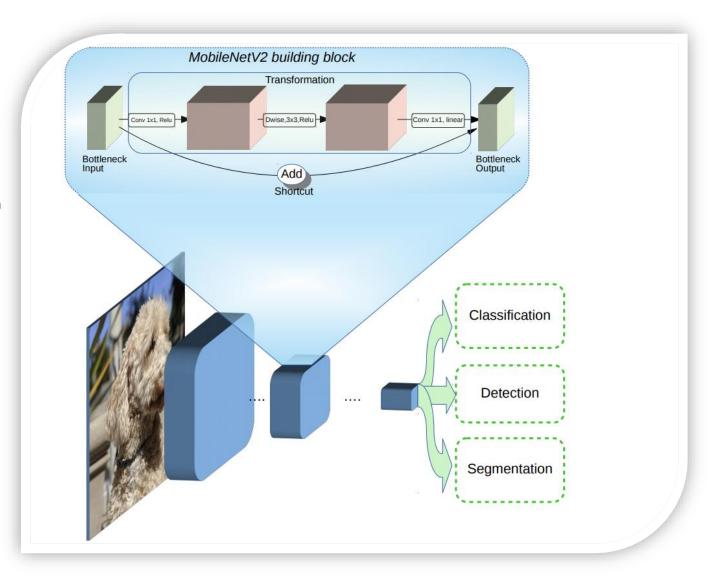
### Calcul Distribué avec PySpark

- ❖ Objectif: Gérer l'augmentation rapide du volume de données
- Qu'est-ce que PySpark? Outil pour communiquer avec Spark en Python, idéal pour le traitement de données volumineuses en utilisant le calcul distribué
- Utilisation: En local pour simuler le calcul distribué; sur le cloud pour une exécution réelle sur un cluster



## Transfert Learning avec MobileNetV2

- ❖ Objectif: Chaîne de traitement incluant le preprocessing et une réduction de dimension
- Pourquoi MobileNetV2? Pour sa légèreté, sa rapidité d'exécution et faible dimensionnalité de son vecteur de sortie
- ❖ Méthode: Utiliser la connaissance du modèle pré-entraîné, récupérer l'avant-dernière couche, produisant un vecteur de dimension (1,1,1280) pour la classification des fruits



### Deuxième étape : installer l'environnement de travail Spark



# Les étapes de la mise en place locale

#### **Environnement:**

- Linux Ubuntu sur une machine virtuelle (Windows)
- Installation: Spark, Python packages (Pandas, TensorFlow, PySpark, Pillow, PyArrow)

#### **Chargement et Préparation des Données :**

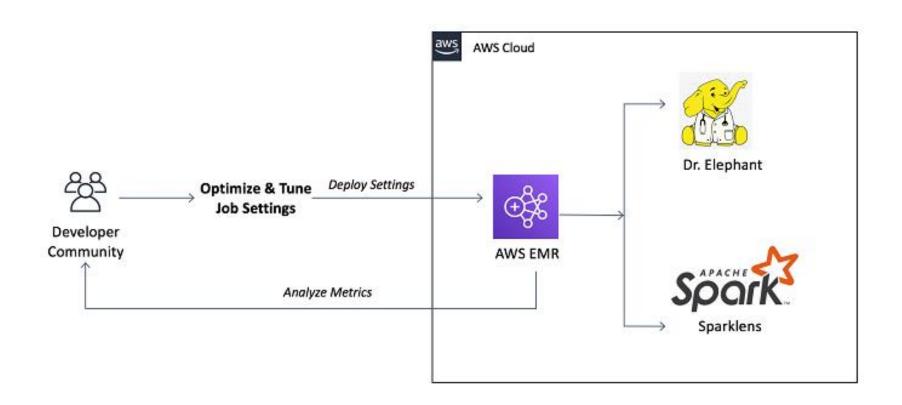
- Les images de 'Test1'
- ❖ Traitement avec MobileNetV2, featurisation via Pandas UDF

#### Résultats:

- ❖ Sauvegardés dans un fichier local "Results"
- ❖ Vérification de la dimension des vecteurs



### Deuxième phase : Créer un réel cluster de calculs



### Première étape : Déploiement sur le Cloud



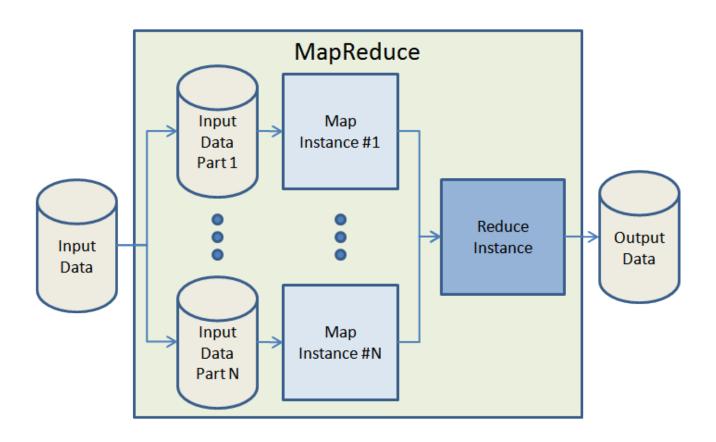
#### **Prestataire Cloud**

Amazon Web Services (AWS)



#### **Solution Technique**

❖ Elastic MapReduce (EMR) pour un calcul distribué



### Stockage

Données stockées sur Amazon Simple Storage Service (S3)



#### **Configuration & Sécurité**

- Configuration personnalisée de l'EMR pour répondre aux besoins
- ❖ Sécurité garantie par des tunnels SSH et des politiques IAM



#### **Exécution & Suivi**

- Scripts PySpark déployés et exécutés
- Monitorage avec le Serveur d'Historique Spark pour traquer l'avancement



### Deuxième étape : Gestion du Serveur



#### Les étapes de gestion

#### Résiliation de l'Instance EMR:

- Après l'achèvement des tâches, l'instance EMR est résiliée pour éviter des coûts inutiles
- Automatisation possible pour garantir une fermeture efficace

#### Clonage de l'Instance EMR:

- Possibilité de dupliquer l'instance pour des besoins futurs ou de sauvegarde
- Garantit une mise en place rapide avec les mêmes configurations

#### **Structure Finale du Serveur S3:**

- Organisé en dossiers et sous-dossiers pour une navigation aisée
- Données traitées et non traitées clairement séparées pour faciliter les mises à jour



#### **Conclusion**

#### Au terme de ce projet, nous avons:

- ❖ Établi un Processus Efficace : À travers un déploiement local, suivi d'une mise en œuvre sur le cloud, nous avons mis en place un pipeline robuste et scalable de traitement de données
- Exploité les Avancées Technologiques : En utilisant PySpark pour le calcul distribué et le Transfert Learning pour la featurisation des images, nous nous sommes assurés d'une analyse performante et précise
- Optimisé la Gestion des Coûts et des Ressources : Avec une gestion prudente des instances EMR et une structure organisée du serveur S3, nous avons garanti une utilisation efficace des ressources

#### **Perspectives:**

- ❖ Évolution du Modèle : L'intégration d'autres modèles pré-entraînés pourrait apporter une précision accrue
- ❖ Automatisation Améliorée : Automatiser davantage de processus, notamment la gestion d'instances, pour réduire l'intervention manuelle
- Expansion vers D'autres Clouds : Explorer les services offerts par d'autres fournisseurs pour comparer les performances et les coûts

### Quelques liens qui ont servis à la réalisation de ce projet

https://vegastack.com/tutorials/how-to-install-anaconda-on-ubuntu-22-04/

https://www.objetconnecte.com/spark-presentation

https://datascientest.com/pyspark

https://www.veonum.com/apache-spark-pour-les-nuls/

https://repost.aws/fr/knowledge-center/ec2-instance-access-s3-bucket#

https://learn.microsoft.com/en-us/azure/databricks/\_static/notebooks/deep-learning/keras-metadata.html