

# Déployer un modèle dans le Cloud

Guilhem Berthou - Pierre-Antoine Ganaye (mentor)

# Introduction

<u>Contexte</u>: La start-up *Fruits!* recherche des solutions innovantes pour la récolte de fruits, notamment en développant des robots cueilleurs intelligents qui réserveraient à chaque espèce un traitement spécifique.

L'entreprise souhaite dans un premier temps mettre en œuvre une application mobile de **reconnaissance d'image de fruits** pour se faire connaître.



**Traitement des images** de fruits



Réaliser une **classification** des images de fruits



Mettre en place une architecture **Big Data** 

### ⇒ Objectif du projet :

- Mise en place de la **chaîne de pré-traitement** des images dans un **environnement Big Data** afin de préparer le passage à l'échelle
- La classification des images est pour l'instant volontairement mise de côté.

#### 1. Choix techniques retenus

- a. Architecture Big Data et passage à l'échelle
  - i. Briques d'architectures nécessaires pour mettre en place un environnement big Data
  - ii. Identification des opérations critiques lors d'un passage à l'échelle
- Solution de transfer learning
- c. Performance du calcul distribué (*pyspark*)

#### 2. Mise en oeuvre

- a. Test de la chaîne de traitement en local
- b. Déploiement d'une architecture Big Data dans le Cloud AWS
  - i. Conformité au RGPD (stockage et traitement sur des serveurs européens)
  - Téléchargement des données sur S3
  - iii. Infrastructure Hadoop (Cluster EMR) Gestion de machine virtuels EC2
  - iv. Lancement du notebook de pré-traitement via JupyterHub

# 3. Détail de la chaîne de pré-traitement

- a. Architecture MobileNet v2
- b. Étapes de traitement
  - *i.* Conversion des images en matrice (img\_to\_array from Keras)
  - ii. Prédiction et aplatissement des outputs
  - iii. Pandas UDF (Spark Dataframe & yield keyword)
  - iv. Stockage des outputs au format Apache parquet

### 1. Choix techniques retenus

- a. Architecture Big Data et passage à l'échelle
  - i. Briques d'architectures nécessaires pour mettre en place un environnement big Data
  - ii. Identification des opérations critiques lors d'un passage à l'échelle
- b. Solution de transfer learning
- c. Performance du calcul distribué (*pyspark*)

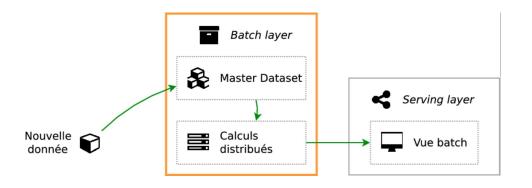
#### Mise en oeuvre

- a. Test de la chaîne de traitement en local
- b. Déploiement d'une architecture Big Data dans le Cloud AWS
  - Conformité au RGPD (stockage et traitement sur des serveurs européens)
  - Téléchargement des données sur S3
  - iii. Infrastructure Hadoop (Cluster EMR) Gestion de machine virtuels EC2
  - iv. Lancement du notebook de pré-traitement via JupyterHub

# 3. Détail de la chaîne de pré-traitement

- a. Architecture MobileNet v2
- b. Étapes de traitement
  - *i.* Conversion des images en matrice (img\_to\_array from Keras)
  - ii. Prédiction et aplatissement des outputs
  - iii. Pandas UDF (Spark Dataframe & yield keyword)
  - iv. Stockage des outputs au format Apache parquet

- Choix techniques retenus
  - Architecture Big Data et passage à l' échelle
  - Solution de transfer learning
  - c. Performance du calcul distribué (pyspark)
- Briques d'architectures nécessaires pour mettre en place un environnement Big Data



- Identification des opérations critiques lors d'un passage à l'échelle
  - Sauvegarde des données dans le Cloud (indépendance vis-à-vis du cluster de calcul)
  - Choix du **modèle** d'extraction de *features* (transfer learning *cf 1.b*)
  - Pipeline de traitement à paralléliser (*pyspark*)

- Choix techniques retenu
  - Architecture Big Data et passage à l
     échelle
  - b. Solution de transfer learning
  - Performance du calcul distribué (pyspark

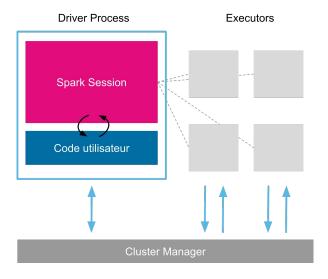
- Solution de transfer learning retenue : MobileNetV2
  - Entrainement gourmand en ressource (GPU CNN à 53 couches)
  - Réutilisation de modèle dont la **performance** est a été éprouvée (<u>ImageNet</u>)

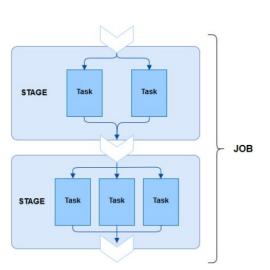
# > Transfer Learning

- **= emprunter l'architecture de ses paramètres** à d'autres modèles pré-entraînés *i.e* utiliser nos propres données et atteindre facilement une **précision élevée**.
  - Chargement du modèle MobileNetV2 pré-entrainé (*keras Google*)
  - Freeze des poids/paramètres du modèle
  - Broadcast des poids à tous les noeux du modèle (cf 3.a)
  - Choix des couches appropriées à la tâche souhaitée
  - Entraînement de nos données sur les couches sélectionnées

### ➤ pyspark

- Spark Framework open source de calcul distribué in-memory
- o Destiné au traitement et l'analyse de données massives
- o Construit en *Scala* et implémentable via l'API *python*



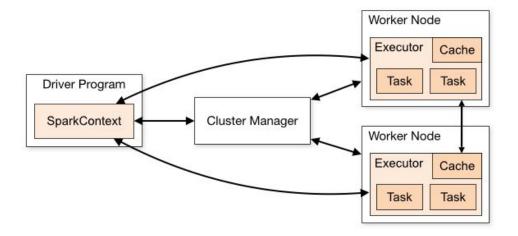


- Choix techniques retenus
  - a. Architecture Big Data et passage à échelle
  - b. Solution de transfer learning
  - c. Performance du calcul distribué (pyspark)

- Choix techniques retenus
  - Architecture Big Data et passage à échelle
  - b. Solution de transfer learning
  - c. Performance du calcul distribué (pyspark)

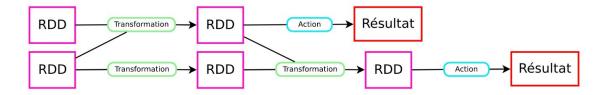
### ➤ pyspark

- Spark emploie un gestionnaire de groupe (cluster manager) qui assure le suivi des ressources disponibles
- Le processus de pilotage (*driver process*) est responsable de l'exécution du programme à travers les exécuteurs pour accomplir une tâche donnée

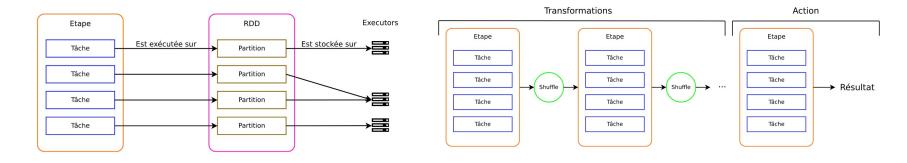


- Choix techniques retenus
  - Architecture Big Data et passage à l échelle
  - b. Solution de transfer learning
  - c. Performance du calcul distribué (pyspark)

- Resilient Distributed Datasets (RDD)
  - Base de la structure des données Spark



Répartition des données entre les executors (partitions)



### 1. Choix techniques retenus

- a. Architecture Big Data et passage à l'échelle
  - i. Briques d'architectures nécessaires pour mettre en place un environnement big Data
  - ii. Identification des opérations critiques lors d'un passage à l'échelle
- b. Solution de transfer learning
- c. Performance du calcul distribué (pyspark)

#### 2. Mise en oeuvre

- Test de la chaîne de traitement en local
- b. Déploiement d'une architecture Big Data dans le Cloud AWS
  - i. Conformité au RGPD (stockage et traitement sur des serveurs européens)
  - ii. Téléchargement des données sur S3
  - iii. Infrastructure Hadoop (*Cluster EMR*) Gestion de machine virtuels *EC*2
  - iv. Lancement du notebook de pré-traitement via JupyterHub

#### 3. Détail de la chaîne de pré-traitement

- a. Architecture MobileNet v2
- b. Étapes de traitement
  - *i.* Conversion des images en matrice (img\_to\_array from Keras)
  - ii. Prédiction et aplatissement des outputs
  - iii. Pandas UDF (Spark Dataframe & yield keyword)
  - iv. Stockage des outputs au format Apache parquet

- 1. Test de la chaîne de traitement en local
- 2. Déploiement d'une architecture Big Data
  - Conformité au RGPD
  - Téléchargement des données sur S3
  - c. Infrastructure Hadoop
  - . Lancement du notebook de pré-traitement

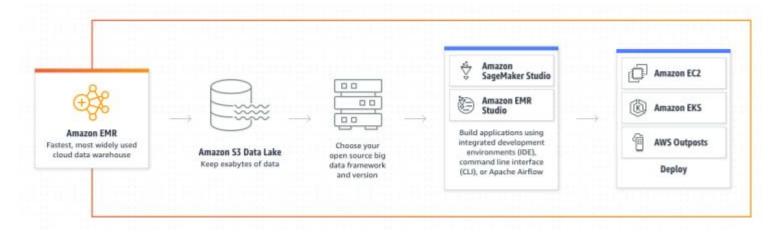
- Installation de l'environnement de travail
  - Machine Virtuelle : VirtualBox VM
  - Système d'exploitation : Linux Ubuntu
  - o Installation de Spark



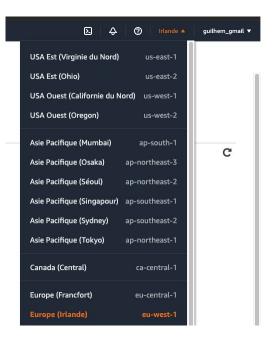
- Cost-effective
- Scalability

  Floribility
- Flexibility
- Intégration environnement AWS

Capitalisation sur le notebook Guide proposé



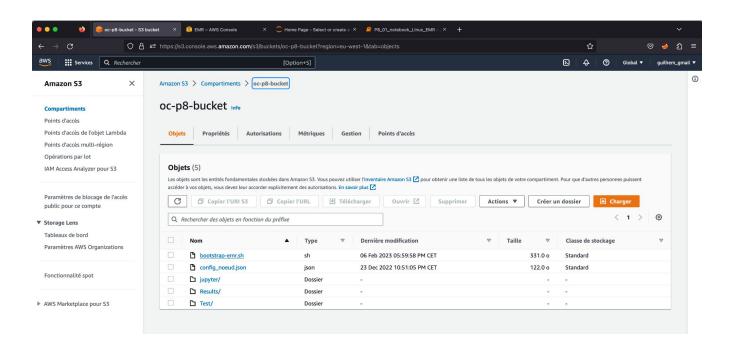
- Conformité au RGPD
  - = stockage et traitement sur des serveurs européens



- Test de la chaîne de traitement en local
- 2. Déploiement d'une architecture Big Data
  - a. Conformité au RGPD
  - Téléchargement des données sur S3
  - c. Infrastructure Hadoor
  - Lancement du notebook de pré-traitement

- Test de la chaîne de traitement en local
- 2. Déploiement d'une architecture Big Data
  - Conformité au RGPD
  - b. Téléchargement des données sur S3
  - c. Infrastructure Hadoop
  - Lancement du notebook de pré-traitement

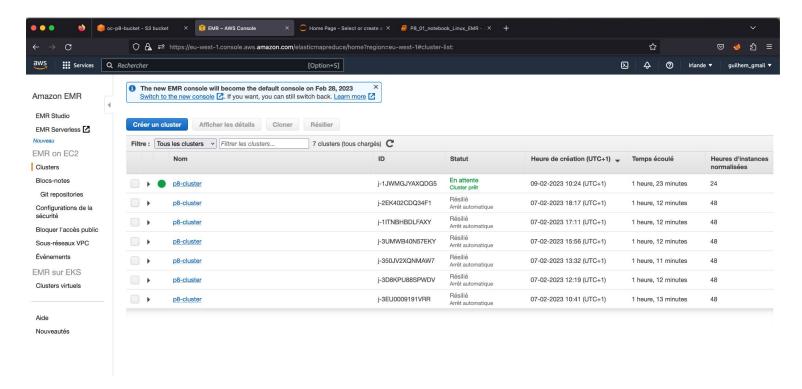
Téléchargement des données sur S3



- Test de la chaîne de traitement en local
- 2. Déploiement d'une architecture Big Data
  - Conformité au RGPD
  - b. Téléchargement des données sur S3
  - c. Infrastructure Hadoop
  - d. Lancement du notebook de pré-traitemen

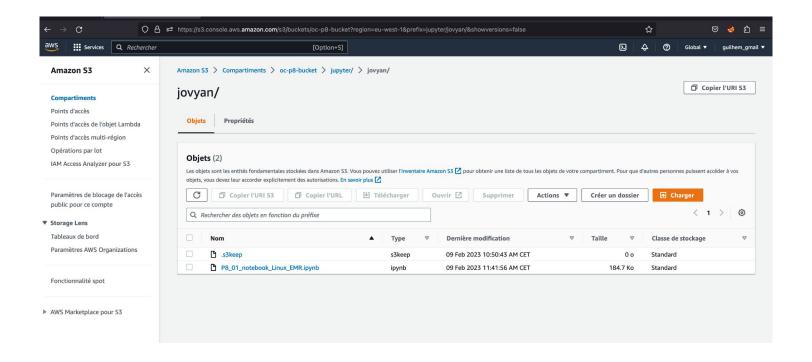
# Infrastructure Hadoop

(Cluster EMR) - Gestion de machine virtuels EC2



- Test de la chaîne de traitement en local
- 2. Déploiement d'une architecture Big Data
  - a. Conformité au RGPD
  - Téléchargement des données sur S3
  - c. Infrastructure Hadoop
  - d. Lancement du notebook de pré-traitement

Lancement du **notebook de pré-traitemen**t via *JupyterHub* 



# 1. Choix techniques retenus

- a. Architecture Big Data et passage à l'échelle
  - Briques d'architectures nécessaires pour mettre en place un environnement big Data
  - ii. Identification des opérations critiques lors d'un passage à l'échelle
- b. Solution de transfer learning
- c. Performance du calcul distribué (*pyspark*)

#### Mise en oeuvre

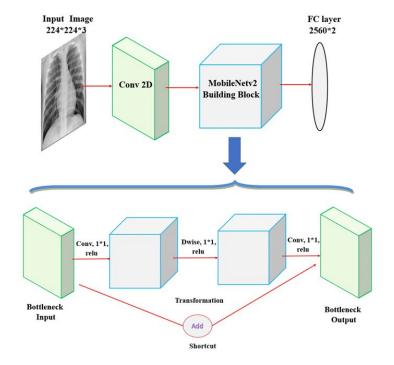
- a. Test de la chaîne de traitement en local
- b. Déploiement d'une architecture Big Data dans le Cloud AWS
  - Conformité au RGPD (stockage et traitement sur des serveurs européens)
  - Téléchargement des données sur S3
  - iii. Infrastructure Hadoop (Cluster EMR) Gestion de machine virtuels EC2
  - iv. Lancement du notebook de pré-traitement via JupyterHub

# 3. Détail de la chaîne de pré-traitement

- a. Architecture MobileNet v2
- b. Étapes de traitement
  - *i.* Conversion des images en matrice (img\_to\_array from Keras)
  - ii. Prédiction et aplatissement des outputs
  - iii. Pandas UDF (Spark Dataframe & yield keyword)
  - iv. Stockage des outputs au format Apache parquet
- 4. Conclusion (points d'attention et retour d'expérience)

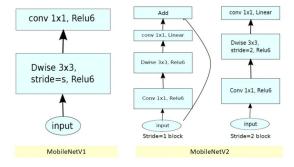
# Détail de la chaîne de pré-traitement

- ➤ Architecture du modèle (sélection des couches → pooling average)
- Distributed Featurization (broadcast weights)



#### 1. Architecture MobileNet v2

- 2. Étapes de traitement
  - Conversion des images en matrice
  - Prédiction et aplatissement des outputs
  - c. Pandas UDF
  - Stockage des outputs au format parquet



Input	Operator	t	c	n	S
$224^{2} \times 3$	conv2d	-	32	1	2
$112^{2} \times 32$	bottleneck	1	16	1	1
$112^{2} \times 16$	bottleneck	6	24	2	2
$56^2 \times 24$	bottleneck	6	32	3	2
$28^2 \times 32$	bottleneck	6	64	4	2
$14^{2} \times 64$	bottleneck	6	96	3	1
$14^{2} \times 96$	bottleneck	6	160	3	2
$7^2 \times 160$	bottleneck	6	320	1	1
$7^2 \times 320$	conv2d 1x1	-	1280	1	1
$7^2 \times 1280$	avgpool 7x7	-	-	1	-
$1 \times 1 \times 1280$	conv2d 1x1	_	k	_	

- Conversion des images en matrice (img\_to\_array from Keras)
- Features Extraction Pandas UDF

```
def preprocess(content):
   Preprocesses raw image bytes for prediction.
   img = Image.open(io.BytesIO(content)).resize([224, 224])
   arr = img to array(img)
   return preprocess input(arr)
def featurize series(model, content series):
   Featurize a pd. Series of raw images using the input model.
   :return: a pd.Series of image features
   input = np.stack(content series.map(preprocess))
   preds = model.predict(input)
   # For some layers, output features will be multi-dimensional tensors.
   # We flatten the feature tensors to vectors for easier storage in Spark DataFrames.
   output = [p.flatten() for p in preds]
   return pd.Series(output)
@pandas udf('array<float>', PandasUDFType.SCALAR ITER)
def featurize udf(content series iter):
   This method is a Scalar Iterator pandas UDF wrapping our featurization function.
   The decorator specifies that this returns a Spark DataFrame column of type ArrayType(FloatType).
   :param content series iter: This argument is an iterator over batches of data, where each batch
                              is a pandas Series of image data.
   1.1.1
   # With Scalar Iterator pandas UDFs, we can load the model once and then re-use it
   # for multiple data batches. This amortizes the overhead of loading big models.
   model = model fn()
   for content series in content series iter:
        yield featurize series(model, content series)
```

- **Prédiction** et **aplatissement** des outputs (format Apache Parquet)
- PCA Pipeline pyspark.ml

```
def update schema(df):
   # Define a UDF to convert the features column to a list
   to list udf = udf(lambda row: [float(i) for i in row], ArrayType(FloatType()))
   # Convert the features column to a list and create a new column "features list"
   features df = features df.withColumn("features list", to list udf(features df["features"]))
   # Define UDF to convert list to DenseVector
   to dense vector udf = udf(lambda x: Vectors.dense(x), VectorUDT())
   # Convert the "features list" column to DenseVector and create a new column "features vec"
   features_df = features_df.withColumn("features_vec", to_dense_vector_udf(features_df["features_list"]))
   # Drop the "features list" column
   features df = features df.drop("features list")
   return features df
def scaler(df):
   scaler = StandardScaler(
       inputCol = 'features vec',
       outputCol = 'scaledFeatures',
       withMean = True,
       withStd = True
   ).fit(features df)
   # when we transform the dataframe, the old
   # feature will still remain in it
   features df = scaler.transform(features df)
   return features df
def PCA(df):
   n components = 2
       inputCol = 'scaledFeatures',
       outputCol = 'pcaFeatures'
   ).fit(df scaled)
   df pca = pca.transform(df scaled).select('path', 'label', 'pcaFeatures')
   return df pca
def export Parquet(df, export path):
   df pca.write.mode("overwrite").parquet(PATH Result)
   df_pca = pd.read_parquet(PATH_Result, engine='pyarrow')
   return df pca
```

# 1. Choix techniques retenus

- a. Architecture Big Data et passage à l'échelle
  - i. Briques d'architectures nécessaires pour mettre en place un environnement big Data
  - ii. Identification des opérations critiques lors d'un passage à l'échelle
- b. Solution de transfer learning
- c. Performance du calcul distribué (*pyspark*)

#### Mise en oeuvre

- a. Test de la chaîne de traitement en local
- b. Déploiement d'une architecture Big Data dans le Cloud AWS
  - Conformité au RGPD (stockage et traitement sur des serveurs européens)
  - Téléchargement des données sur S3
  - iii. Infrastructure Hadoop (Cluster EMR) Gestion de machine virtuels EC2
  - iv. Lancement du notebook de pré-traitement via JupyterHub

### 3. Détail de la chaîne de pré-traitement

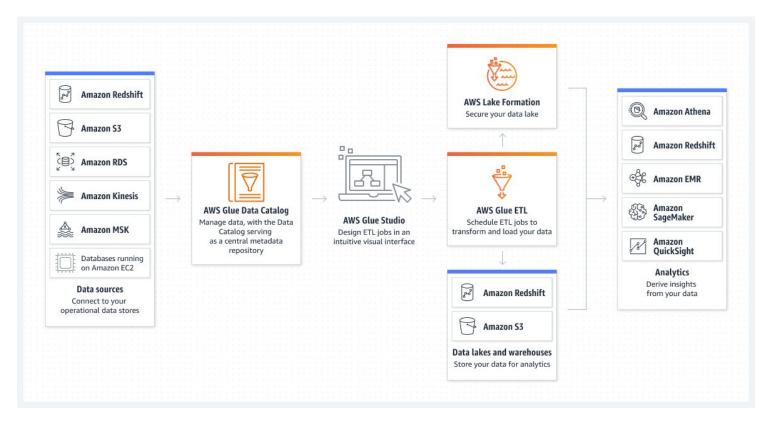
- a. Architecture MobileNet v2
- b. Étapes de traitement
  - *i.* Conversion des images en matrice (img\_to\_array from Keras)
  - ii. Prédiction et aplatissement des outputs
  - iii. Pandas UDF (Spark Dataframe & yield keyword)
  - iv. Stockage des outputs au format Apache parquet

Conclusion 5. Conclusion

- Introduction aux enjeux de Cloud Computing
  - Coûts
  - Large gamme de services (e.g 175 Services chez AWS)
    - AWS Sage Maker : Plateforme Machine Learning
    - AWS Well-Architeched Framework : checklist de bonnes pratiques cloud, autour de 5 pilliers :
      - Excellence opérationnelle (execution / supervision des systèmes)
      - Sécurité (confidentialité / intégrité des données)
      - Fiabilité (tolérance aux pannes : systèmes distribués, planification des récupérations)
      - Efficacité des performances (optimisation de l'allocation des puissances de calcul)
      - Optimisation des coûts (analyse des dépenses, et contrôle de l'allocation des fonds)
    - **AWS GovCloud (US)** : exigence stricte de conformité des données sensibles hébergées aux US, ou de citoyens US (Ministère de la défense etc.)
- Solutions No-code de Data Pipeline (<u>Databricks</u>)

Conclusion 5. Conclusion

#### AWS Glue



### **Annexe**

#### Résultats - Features extraction

