# Déployez un modèle dans le cloud

Projet 8 : Parcours Data Scientist

Matthieu Gschwend

# Présentation de la problématique

#### Mise en contexte

Data Scientist dans une très jeune start-up de l'AgriTech, nommée "Fruits!", qui cherche à proposer des solutions innovantes pour la récolte des fruits.

Votre start-up souhaite dans un premier temps se faire connaître en mettant à disposition du grand public une application mobile qui permettrait aux utilisateurs de prendre en photo un fruit et d'obtenir des informations sur ce fruit.

#### Objectif de notre mission

Nous sommes chargés de nous approprier les travaux réalisés par l'alternant :
 Mettre en place un environnement Big Data dans le but d'effectuer les premières
 étapes de traitement de notre jeu de données (contenant des images de fruits et les
 labels associés), une extraction de feature et une réduction de dimension.

### Sommaire

- 1. Écosystème du Big Data
  - a. Contexte Big Data
  - b. Calcul distribué
- 2. <u>Création de l'environnement Big Data</u>
  - a. Stockage des données sur S3
  - b. Configuration de EMR
- 3. Analyse de code
  - a. Preprocessing
  - b. Transfert learning
  - c. Réduction de dimension
- 4. <u>Démonstration d'exécution du script sur le Cloud</u>

### Écosystème du Big Data Contexte

Il faut préparer une architecture qui va permettre à notre entreprise de croître dans un environnement adapté à la quantité de données qu'elle va accumuler puis traiter.

Les enjeux auquel nous devons pouvoir répondre sont les suivants :

- Le volume de données
- La vélocité à laquelle nous parviennent les données
- La variété des formats



### Écosystème du Big Data Calcul distribué : Introduction

<u>Parallèle</u>: les différents threads d'une même machine sont exécutés et partagent une mémoire commune.

<u>Distribué</u>: Les noeuds distants les uns des autres, envoie des messages pour communiquer

#### Avantages:

- Le passage à l'échelle s'effectue de manière **horizontale** (ajouter des machines supplémentaires).
  - Dans le modèle parallèle, on passe à l'échelle de manière verticale, en augmentant la puissance des processeurs.
- Grande tolérance aux pannes.
   Noeud hs envoie sa tâche sur un autre.

# Écosystème du Big Data Calcul distribué : Map Reduce

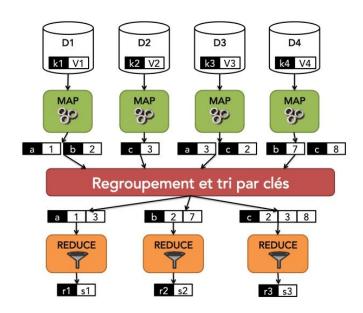
C'est un modèle de programmation, il donne un cadre pour automatiser le calcul en **parallèle** sur des données massives.

#### <u>Diviser pour mieux régner :</u>

- Diviser : découper le problème initial en sous-problèmes;
- 2. **Régner** : résoudre les sous-problèmes indépendamment soit de manière récursive, soit directement s'ils sont de petite taille;
- 3. **Combiner** : construire la solution du problème initial en combinant les solutions des différents sous-problèmes.

#### Deux opérations majeures :

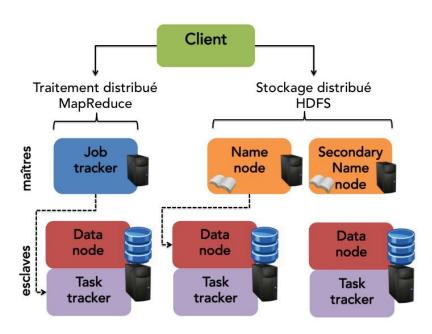
- 1. **map** : appliquer une même fonction à tous les éléments de la liste
- 2. **reduce** : applique une fonction récursivement à une liste et retourne un seul résultat



# Écosystème du Big Data Calcul distribué : Hadoop

Le modèle de programmation mapreduce doit pouvoir fonctionner dans un contexte Big Data. Pour que cela soit possible il faut qu'il soit associé à **une infrastructure logicielle** dédiée.

- l'optimisation des transfert disques et réseau en limitant les déplacements de données
- la scalabilité, adapter la puissance au besoin
- tolérance aux pannes



name node contient et stocke tous les noms et blocs des fichiers ainsi que leur localisation dans le cluster secondary name node sert de namenode de secours

Le **job tracker** est en charge de planifier l'exécution des tâches et de les distribuer sur des **task trackers** 



Spark est une alternative à Hadoop MapReduce. Permet de résoudre les problèmes suivants :

- Après une opération map ou reduce, le résultat doit être écrit sur disque
   opération coûteuse en temps.
- Expressions composé exclusivement d'opérations map et reduce
   difficile d'exprimer des opérations complexes.

Spark permet le stockage en mémoire vive (RAM), ce qui donne une accélération des temps de traitement d'un **facteur 10 à 100** 

Dans une application Spark, les transformations et les actions réalisées sur les RDD permettent de construire un **graphe acyclique orienté** 



Les nœuds sont les RDD et les résultats. Lorsqu'un nœud devient indisponible, il peut être régénéré à partir de ses nœuds parents.

Tolérance aux pannes



Louer à des tiers des ressources matérielles pour une durée déterminée.

- La capacité de calcul (des serveurs)
- La capacité de stockage (de l'espace disque)

#### <u>Avantages importants:</u>

- Délégation de la mise en place, de l'entretien et du renouvellement du matériel
- Élasticité : possibilité d'agrandir ou de diminuer sa capacité pour des durées variables



### Création de l'environnement Big Data Stockage des données sur S3

S3 est la solution idéale pour stocker nos données :

- Peu onéreuse
- Proche des serveurs de calcul

Transférer les données directement aux serveurs de calculs mais :

- Coût plus élevé
- Les données sont détruite après l'arrêt des serveurs

#### **Etapes:**

- Création d'un bucket : commande 'mb'
- Envoie du dossier image : commande 'cp'

```
mat@LAPTOP-2J2CR7I8:~/aws$ aws s3 ls s3://oc-projet8-test
PRE Results/
PRE jupyter/
PRE sample_data_train/
2023-01-31 23:43:02 347 bootstrap-emr.sh

apple_6/ Dossier

apple_braeburn_1/ Dossier

apple_crimson_snow_1/ Dossier

apple_golden_1/ Dossier
```

Contraintes du RGPD

```
mat@LAPTOP-2J2CR7I8:~/aws$ aws s3api get-bucket-location --bucket oc-projet8-test
{
    "LocationConstraint": "eu-west-1"
}
```



Le service **EMR** permet de louer des serveurs avec des applications préinstallées et configurées

- Facilité de mise en œuvre
- Rapidité de mise en œuvre
- Solutions matérielles et logicielles optimisées





### Création de l'environnement Big Data Configuration de l'EMR

- 1. Logiciels et étapes : sélectionner les packages dont nous aurons besoin (JupyterHub, TensorFlow, Spark)
- 2. Modifier les paramètres logiciels : enregistrer et ouvrir les notebooks non plus sur le serveur mais sur S3
- 3. Sélection du matériel : 1 instance maitre et 2 esclaves
- 4. Action d'amorçage : installation des packages manquants (ils seront alors disponibles sur toutes les machines)
- 5. Création d'une paire de clés EC2 : indispensable pour se connecter en SSH



### Création de l'environnement Big Data Connexion à JupyterHub

1. Ouvrir un tunnel SSH vers le nœud maître Amazon EMR

mat@LAPTOP-2J2CR7I8:~/aws\$ ssh -i ~/oc-cle-2.pem -ND 8157 hadoop@ec2-34-229-9-4.compute-1.amazonaws.com

- 2. Configurer un outil de gestion de proxy : Proxy SwitchyOmega
- 3. Lancement de JupyterHub





# Analyse de code Preprocessing

```
PATH = 's3://oc-projet8-test'
     PATH Data = PATH+'/sample data train'
    PATH Result = PATH+'/Results'
     print('PATH:
           PATH+'\nPATH Data: '+\
           PATH Data+'\nPATH Result: '+PATH Result)
                  s3://oc-projet8-test
     PATH:
     PATH Data: s3://oc-projet8-test/sample data train
     PATH Result: s3://oc-projet8-test/Results
     images = spark.read.format("binaryFile") \
       .option("pathGlobFilter", "*.jpg") \
       .option("recursiveFileLookup", "true") \
       .load(PATH Data)
images = images.withColumn('label', element at(split(images['path'], '/'),-2))
print(images.select('path', 'label').show(5,False))
```

s3://oc-projet8-test/sample\_data\_train/apple\_crimson\_snow\_1/r0\_40.jpg |apple\_crimson\_snow\_1

s3://oc-projet8-test/sample data train/apple crimson snow 1/r0 186.jpg apple crimson snow 1

s3://oc-projet8-test/sample data train/apple crimson snow 1/r0 180.jpg|apple crimson snow 1

s3://oc-projet8-test/sample data train/apple crimson snow 1/r0 190.jpg|apple crimson snow 1

|s3://oc-projet8-test/sample data train/apple crimson snow 1/r0 4.jpg |apple crimson snow

Nous récupérons les images déposées sur S3 en indiquant le chemin associé.

"images" contient alors les informations suivantes : le chemin de l'image dans S3, sa date de modification, sa taille et son contenu en format hexadec

Nous isolons alors la classe de chaque image et créons une nouvelle colonne

# Analyse de code Transfert learning

```
model = MobileNetV2(weights='imagenet',
                    include top=True,
                    input_shape=(224, 224, 3))
new model = Model(inputs=model.input,
                  outputs=model.layers[-2].output)
brodcast weights = sc.broadcast(new model.get weights())
new model.set weights(brodcast weights.value)
```

le transfert learning consiste à utiliser la connaissance déjà acquise par un modèle entraîné (ici MobileNetV2) pour l'adapter à notre problématique.

Nous allons fournir au modèle nos images, et nous allons récupérer l'avant dernière couche du modèle

Vient ensuite l'étape de broadcast des poids du modèle.

Ce principe consiste à communiquer directement ces poids aux workers.



Réduction du coût de communication



```
Preprocesses raw image bytes for prediction.
    img = Image.open(io.BytesIO(content)).resize([224, 224])
    arr = img to array(img)
    return preprocess input(arr)
features df = images.repartition(24).select(col("path"),
                                featurize udf("content").alias("features")
                                         label
                                                             features
 s3://oc-projet8-t...|apple crimson snow 1 [0.1459774, 0.096...|
 s3://oc-projet8-t...|apple crimson snow 1 [0.11529742, 0.10...
 s3://oc-projet8-t...|apple crimson snow 1 [0.12837058, 0.11...|
s3://oc-projet8-t...|apple crimson snow 1|[0.09394203, 0.12...
s3://oc-projet8-t...|apple_crimson_snow_1|[0.07546184, 0.12...|
 s3://oc-projet8-t...|
                               apple golden 1 [3.6582781E-4, 0....
```

s3://oc-projet8-t...|apple crimson snow 1 0.44648364, 0.22...

apple golden 1 [0.012956005, 0.5...

def preprocess(content):

s3://oc-projet8-t...

Nous devons redimensionner les images pour qu'elles soient conforme à l'input shape définit

Les features sont alors calculées pour chaque image

Nous obtenons alors un vecteur de taille 1280, ce qui correspond bien à la dernière couche de notre modèle préalablement amputé

global\_average\_pooling2d (Globa (None, 1280) 0 out\_relu[0][0]



# Analyse de code PCA

```
convertUDF = udf(lambda vs: Vectors.dense(vs), VectorUDT())
df convert = df.select(col("path"), \
          col("label"), \
    convertUDF(col("features")).alias("features") )
n components = 5
pca = PCA(
    k = n components,
    inputCol = 'features',
    outputCol = 'pcaFeatures'
).fit(df convert)
 df pca = pca.transform(df convert)
              label
                              features
   apple braeburn 1 [0.85709351301193... [-18.382577847867...
            apple 6 [0.77581667900085...] [-2.2894336739582...
apple crimson snow 1 [0.44648364186286...] [-11.562520495492...
      apple golden 1 [0.01295600458979... [6.48727849976521...
apple crimson snow 1 [0.07546184211969... [-11.234026533381..
```

apple golden 1 [3.65827814675867... [6.79889438573909

Pour que la PCA (présente dans pyspark.ml.feature) puisse fonctionner il faut au préalable transformer le type des features en vecteur dense

Nous avons procédé à un simple test pour vérifier que tout fonctionnait :

```
pca.explainedVariance.sum()

FloatProgress(value=0.0, bar_s
0.8169154433993073

pca.explainedVariance.sum()
```

DenseVector([0.4453, 0.1849, 0.0886, 0.0611, 0.0371])

### Analyse de code Sauvegarde et relecture

On sauvegarde ensuite les résultats sur S3.

```
features_df.write.mode("overwrite").parquet(PATH_Result)
```

La lecture des données se fera ensuite avec

```
df = spark.read.parquet(PATH_Result).toPandas()
```

### Démonstration d'exécution du script sur le Cloud

