

### DÉPLOYER UN MODÈLE DANS LE CLOUD



PRÉSENTATION PAR HORTENSE MONNARD

### **Problématique**

Fruits! veut proposer une solution innovante pour la récolte des fruits.

→ Permettre un traitement spécifique pour chaque espèce de fruit, les robots cueilleurs intelligents seront capables de distinguer les espèces de fruit entre elles.

### **Objectifs**

Développer dans un environnement Big Data à l'intérieur duquel on trouve :

- Une première chaîne de traitement des données qui comprend :
  - Le pre-processing ;
  - Une étape de réduction de dimension.

### **Plan**

### 1. Environnement Big Data:

- a. Architecture sur un Cloud
- b. Architecture AWS
- c. Architecture Spark
- d. Pipeline du Projet

### 2. Analyse des données :

- a. Description du Jeu de Données
- b. Pre-processing
- c. Réduction de dimension

# 1. Environnement Big Data

### a. Architecture sur un Cloud

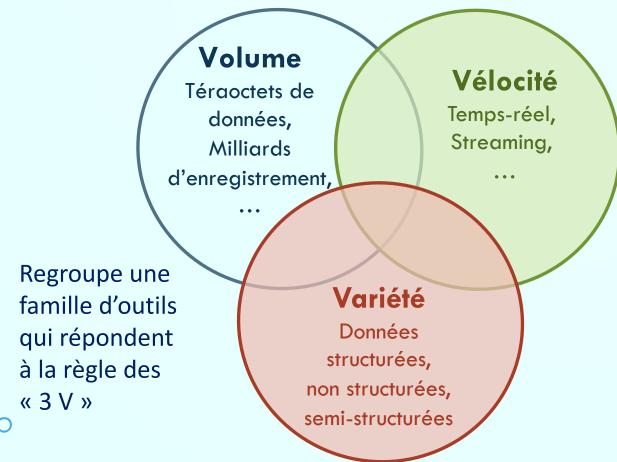




### **Architecture sur le Cloud**



Permet d'accéder en temps réel à des bases de données géantes





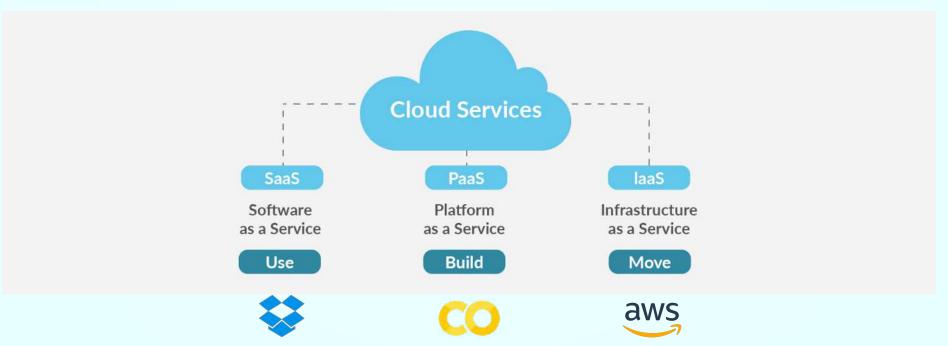
### 3 grands avantages:

- Approvisionnement en libre-service
- Élasticité
- Paiement à l'utilisation

### **Architecture sur le Cloud**



Types de solutions de cloud computing :



Tâches qui peuvent s'effectuer sur le Cloud : machines virtuelles, instances de conteneurs, service d'application, moteur de calcul, stockage de données, etc.

Ici, nous allons utiliser l'IaaS AWS.

### **b. Architecture AWS**



### **Architecture AWS**









Temporary security credential



Role

Long-term security credential



IAM : Sécurité de connexion

Attribution de permissions et de rôles à chaque utilisateur en fonction de ses besoins



Amazon Simple Storage Service (Amazon S3)

S3: Stockage

→ Stockage dans des buckets sur le cloud (chaque bucket est situé dans une région spécifique)



**Bucket with** objects



EC2 (ou EMR) : Instance pour le calcul distribué → Création d'instances à partir d'images (AMI) afin d'effectuer un calcul distribué sur le cloud dans une région similaire à celle du stockage



AMI



### **Architecture AWS**







T2 instance

Type t2.xlarge

4 CPU

16Go de RAM

Suffisant pour un test sur une partie du jeu de données

### Configuration installée :

- Anaconda,pour python et ses librairies principales
- Spark
- Java
- Tensorflow
- Findspark





















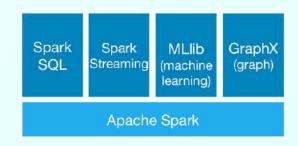




Spark est un **framework de calcul distribué** pour le traitement et l'analyse de **données massives**.

Il peut travailler sur des données sur disque ou des **données chargées en RAM** (in memory), sans perte de performance.

Spark est une plate-forme riche en fonctionnalités : machine learning (Mllib), SQL, streaming, graph.



Pour distribuer les calculs, Spark a besoin d'exécuteurs ou machines de calcul (comme EC2).

Les exécuteurs exécutent du code Spark.

Cependant, le conducteur peut être « piloté » à partir d'un certain nombre de langues différentes par l'intermédiaire des API de différents langages.



Plusieurs types d'opérations sont possibles sur Spark :

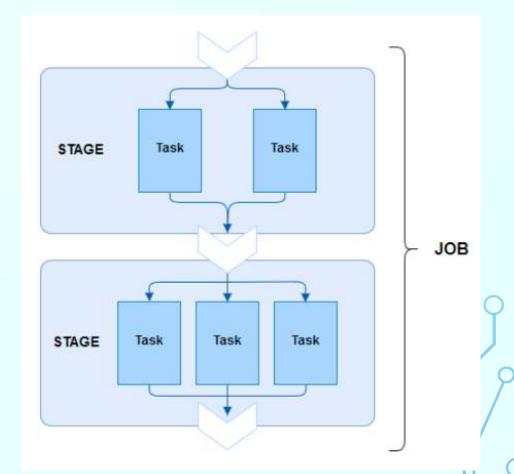
- Transformations : ne renvoient aucun résultat ;
- Actions : déclenchent un calcul (ex : .count() ).

Un **job** correspond à une action sur un RDD et est composé de plusieurs **étapes** (stages) séparées par des shuffles.

Une **étape** correspond à un ensemble de **tâches** réalisées en parallèle.

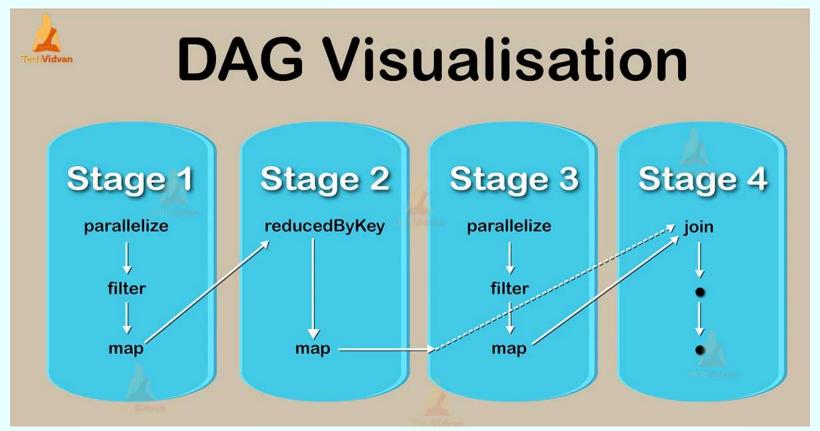
Il ne peut y avoir qu'une action par étape.

Il existe une tâche par opération et par partition.





### <u>Graphique Acyclique Orienté :</u>

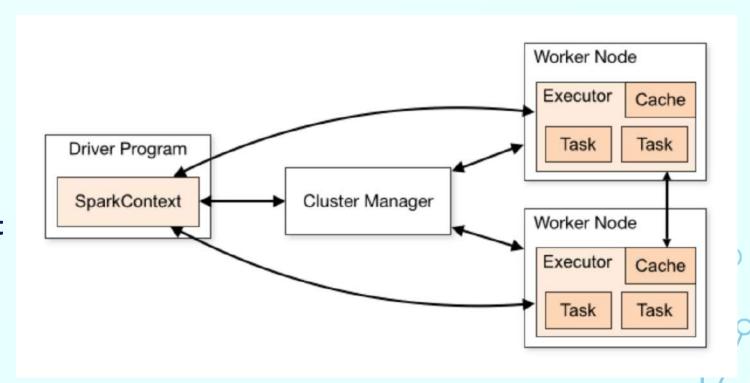


Le DAG est un graphique qui récapitule les opérations appliqués sur un RDD.



Les applications Spark sont exécutées comme des **processus indépendants sur un cluster** (ou grappe de serveurs), coordonnés par l'objet « **SparkContext** » (contenu dans « **SparkSession** ») dans le programme de pilotage (driver program).

- Spark emploie un cluster manager qui assure le suivi des ressources disponibles.
- Le programme de pilotage est responsable de l'exécution le programme à travers les exécuteurs pour accomplir une tâche donnée.





Quelques fonctions gérées par SparkContext/ SparkSession :

- Retourner le statut actuel de l'application
- Paramétrer la configuration
- Annuler un Job
- Annuler une Etape
- Clôturer la session spark
- Créer des RDDs persistants ou non persistants
- Accéder aux RDDs persistants
- Accéder à différents services (AWS security credentials, pour se connecter à un bucket)
- Allocation dynamique d'exécuteurs pour un « elastic scaling »

### c. Pipeline du Projet

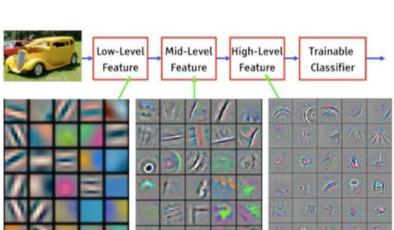


Fruits!

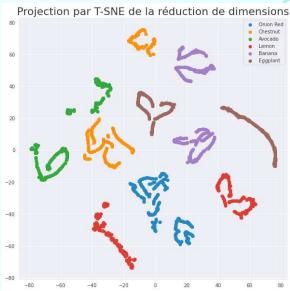
### Pipeline du Projet

3

### Convolutional Neural Network











Stockage des données sur aws S3

Chargement des données en mémoire sur aws EC2

Extraction de features
grâce à
ResNet50,
via un calcul
distribué avec
Spark

Réduction de dimensions par PCA, via un calcul distribué avec Spark

# 2. Analyse des données

### a. Description du Jeu de Données



### Description du Jeu de Données

Test sur un Jeu Réduit : 2777 images et 6 catégories

Jeu de Données Entier : 90 483 images et 131 catégories

2 Jeux de Données Etiquetées : 90 380 images et 131 catégories

1 Jeu de Test Non- Etiquetées : 103 images

1 Jeu d'Entrainement : 67 692 images et 131 catégories

1 Jeu de Test : 22 688 images et 131 catégories

Images avec étiquettes

→ Apprentissage Supervisé



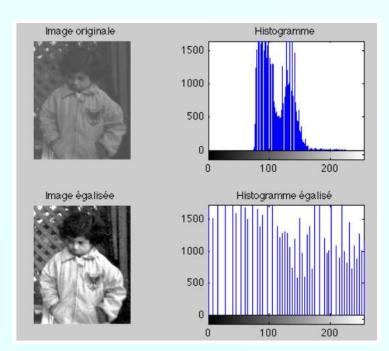
Multiples images sous différents angles pour chaque fruit

### b. Pre-Processing

### **Pre-Processing**

### Pré-traitement des images

1. Egalisation des histogrammes



### 2. Application d'un

filtre gaussien

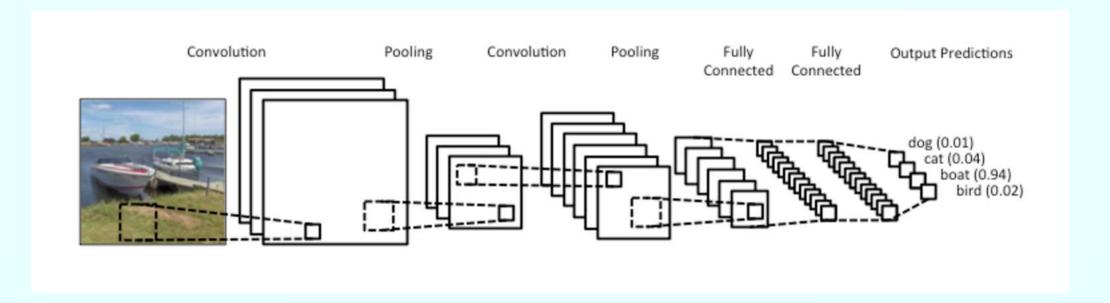




### **Pre-Processing**

### **Extraction de features**

Deep Learning avec Réseau de Neurones Convolutif (CNN) de type ResNet50



Les filtres de convolution permettent une extraction de features qui facilite la classification.

### c. Réduction de Dimensions

### Réduction de Dimensions

ResNet produit une représentation des images avec 2048 features (ou vecteurs dimensionnels).

La réduction de dimension permet de sélectionner les features permettant d'expliquer la variance.

### Réduction de dimension par PCA

```
1 # Apply a PCA on the features extracted by the CNN
```

- 2 # Determine the optimal number of features
- 3 df\_pca\_opt = pca\_optimisation(df\_features, n\_components=2048)

Temps d'entrainement du modèle de PCA 49.27 secondes 96 composantes principales expliquent au moins 95% de la variance totale

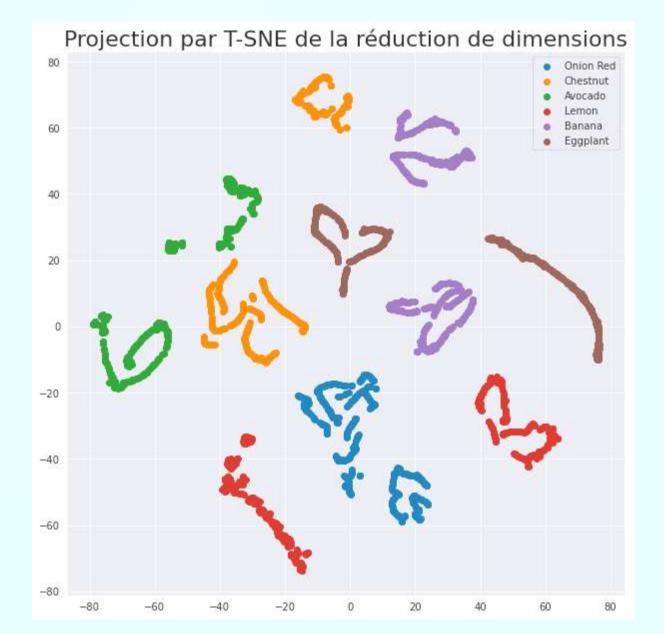
```
1 # Apply a PCA with the optimal number of components
```

2 df\_pca = pca\_transformation(df\_features, n\_components=96)

Temps d'entrainement du modèle de PCA 46.01 secondes

### Représentation sur 2 dimensions des 96 features extraites grâce à l'analyse par composante principale (PCA)

### Réduction de Dimensions



## 3. Conclusion et Perspectives

### a. Conclusion

### **Conclusions**

- La réduction de dimension est une étape essentielle : On passe de 2048 features à 96 features.
- Le temps de calcul peut être long et le test à été fait sur un échantillon du jeu données « Training ».
- L'architecture est particulièrement importante pour un bon fonctionnement de Spark.

### b. Perspectives

### **Perspectives**

- > Améliorer prétraitement : application d'un filtre de Gabor
- Modéliser la classification : Random Forest ou un autre CNN.
- Utilisation d'un cluster EMR :
  - Environnement Spark déjà préinstallé;
  - Meilleures capacités grâce à l'utilisation de plusieurs instances pour le calcul distribué.
- Utilisation de GPU :
  - Meilleures performances de calcul.
- Amélioration de la détection, via une plus grande base de données :
  - Détection des fruits inaptes à la consommation (maladies, parasites).

### MERCI POUR VOTRE ATTENTION



### Lancement de Spark

### Lancer la session Spark

```
# Configure AWS security confidentials
endpoint = "s3.eu-west-1.amazonaws.com"
access key = "AKIA2QP5P4KL7CR4HHWC"
secret_key = "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"
# Configure SparkContext
sc = SparkContext()
sc._jsc.hadoopConfiguration().set('my.mapreduce.setting', 'someVal')
sc._jsc.hadoopConfiguration().set("fs.s3a.endpoint", endpoint) #point
sc._jsc.hadoopConfiguration().set("fs.s3a.access.key", access_key)
sc. jsc.hadoopConfiguration().set("fs.s3a.secret.key", secret key)
# Creating SparkSession
spark = (SparkSession
         .builder
         .master("local[*]")
         .appName('Projet8_0C')
         .get0rCreate()
print('La session Spark a été lancé avec succès')
La session Spark a été lancé avec succès
```

```
# Print informations about the session spark
```

```
SparkSession - in-memory 
SparkContext
```

```
Spark UI
```

Version

v3.0.2

Master

local[\*]

**AppName** 

pyspark-shell

### Chargement des données

```
# Apply the function to create a dataframe
create images dataframe(input data)
Les images ont été chargées
# Print the number of images in the dataframe
df tot.count()
2777
Créer une feature avec les catégories
# Define a new dataframe with the categories
df_tot = df_tot.withColumn('category', element_at(split(df_tot['path'], '/'), -2))
# Print the schema of the dataframe
df_tot.printSchema()
root
 |-- path: string (nullable = true)
 |-- modificationTime: timestamp (nullable = true)
 |-- length: long (nullable = true)
  |-- content: binary (nullable = true)
 |-- category: string (nullable = true)
# Print the dataframe
df_tot.show(5)
                        modificationTime|length|
|s3a://hortensebuc...|2021-09-01 06:22:45|
                                           6233|[FF D8 FF E0 00 1...|Onion Red|
|s3a://hortensebuc...|2021-09-01 06:22:45|
                                           6230|[FF D8 FF E0 00 1...|Onion Red|
|s3a://hortensebuc...|2021-09-01 06:22:45|
                                           6209|[FF D8 FF E0 00 1...|Onion Red|
|s3a://hortensebuc...|2021-09-01 06:22:45|
                                           6209|[FF D8 FF E0 00 1...|Onion Red|
|s3a://hortensebuc...|2021-09-01 06:22:45|
                                           6201|[FF D8 FF E0 00 1...|Onion Red|
```

only showing top 5 rows

```
# Print unique values for 'category'
df_tot.select('category').distinct().show()

+-----+
| category|
+----+
| Banana|
| Lemon|
| Avocado|
| Chestnut|
|Onion Red|
| Eggplant|
+-----+
```

### Modèle du CNN ResNet 50 utilisé

```
# Model
   model = ResNet50(
            include top=False, # delete top layer
            weights=None,
            input_shape=(100,100,3),
            pooling='avg'
   model.summary()
conv5_block3_3_bn (BatchNormali (None, 4, 4, 2048)
                                                     8192
                                                                 conv5 block3 3 conv[0][0]
conv5_block3_add (Add)
                                                                 conv5_block2_out[0][0]
                                (None, 4, 4, 2048)
                                                                 conv5_block3_3_bn[0][0]
conv5_block3_out (Activation)
                                (None, 4, 4, 2048) 0
                                                                 conv5_block3_add[0][0]
avg_pool (GlobalAveragePooling2 (None, 2048)
                                                                 conv5 block3 out[0][0]
Total params: 23,587,712
Trainable params: 23,534,592
Non-trainable params: 53,120
```

### **Extraction de features**

```
# Run the featurization on the dataframe
# NB: It can take some time
df_features = df_tot.repartition(16).select(col('path'),
                                             col('category'),
                                             featurize udf('content').alias('features'),
df features.count()
2777
# Make a transient instance persistent
df_features.persist()
DataFrame[path: string, category: string, features: array<float>]
df_features.show(5)
                 path| category|
                                             features
 |s3a://hortensebuc...|Onion Red|[3.0996382, 8.971...|
 s3a://hortensebuc...|Onion Red|[2.951924, 9.1819...|
 |s3a://hortensebuc...|Onion Red|[2.9499738, 9.040...|
 |s3a://hortensebuc...|Onion Red|[3.1436825, 9.163...|
|s3a://hortensebuc...|Onion Red|[3.1653037, 9.675...|
only showing top 5 rows
```