

# **Projet 8** du parcours **Data Scientist**

Dernière MàJ 28 août 2023

Raquel Sanchez Pellicer







**Environnement Big Data** 



**Traitement images** 



Architecture de développement



**Conclusions et perspectives** 



**Annexes** 

#### **Contexte**



"Fruits!", jeune start-up de l'AgriTech, cherche à proposer des solutions innovantes pour la récolte des fruits.

La volonté de l'entreprise est de préserver la biodiversité des fruits en permettant des traitements spécifiques pour chaque variété de fruits en développant des robots cueilleurs intelligents.

Nous souhaitons dans un premier temps **nous faire connaître** en mettant à disposition du grand public une **application mobile** qui permettant aux utilisateurs de prendre en photo un fruit et d'obtenir des informations sur ce fruit.

Cette application permettra de sensibiliser le grand public à la biodiversité des fruits et de mettre en place une première version du moteur de classification des images de fruits.

De plus, le développement de l'application mobile permettra de construire une **première version de** l'architecture Big Data nécessaire.





Un alternant a formalisé un document dans lequel il teste une première approche dans un environnement Big Data. Le notebook réalisé par l'alternant servira de point de départ pour construire une partie de la chaîne de traitement des données.

#### **Objectif:**

**Réviser la chaîne de traitement** proposée par l'alternant pour le développement du moteur de classification, il n'est **pas nécessaire d'entraîner un modèle** pour le moment, et la **compléter** avec une étape de réduction **de dimensions**.

Mettre en place les premières briques de traitement qui serviront lorsqu'il faudra passer à l'échelle en termes de volume de données.





Données: 90483 images

100x100 pixels

131 fruits

**Training dataset**: 67692 images

**Test dataset**: 22688 images

**Test multiple fruits :** 103 images

Notebook avec première approche







Contexte



**Environnement Big Data** 



**Traitement images** 



Architecture de développement



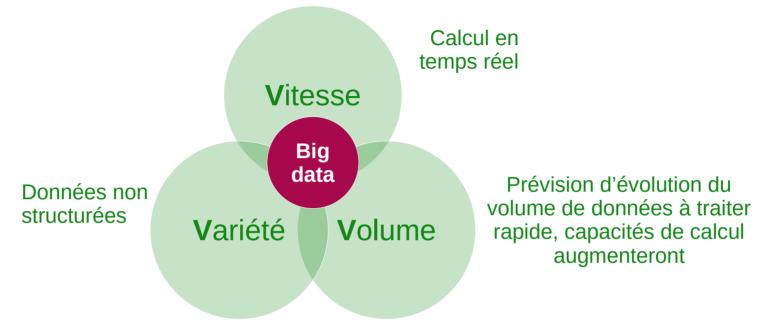
**Conclusions** 



**Annexes** 



# **Enjeux**



La **tolérance aux pannes** : loi de Murphy stipule, la probabilité qu'un composant tombe en panne tend vers 1 avec le temps

Une bonne maintenabilité : architecture facile à maintenir et à modifier.

Un coût faible : déployer des composants simples, ajustés aux besoins pour minimiser ces coûts.



# **Services Cloud**

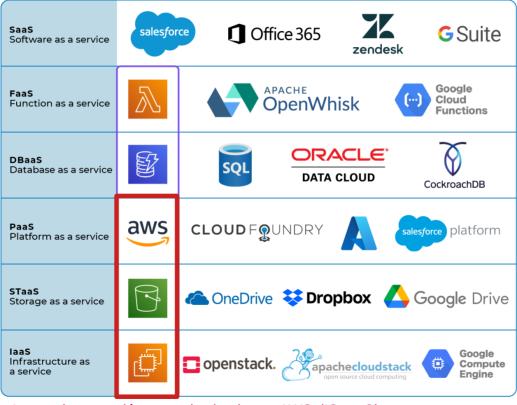
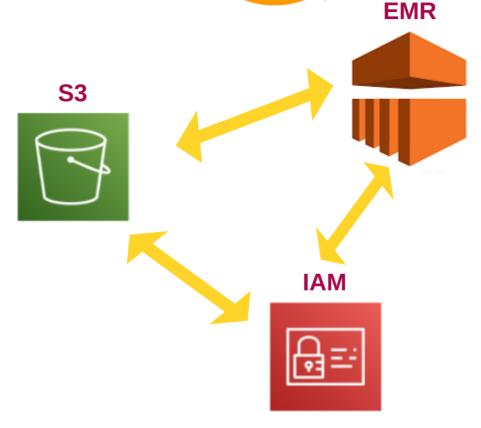


Image du cours découvrez la cloud avec AWS d'OpenClassrooms



#### Simple Storage Service

- Données
- Code chaîne de traitement des images
- Informations configuration EMR, boostraping
- Résultats



aws

#### Identity and Access Manager

- Service de sécurité
- · Gestion des accès

#### Elastic Map Reduce

- Gestion instances EC2 (Master & slaves)
- Installation packages complementaires (Spark, Tensorflow, JupyterHub)

#### **Avantages**

- Essai gratuit + Pay as you go
- Régulation automatique puissance loué
- Résolution des problèmes techniques par AWS





Contexte



**Environnement Big Data** 



**Traitement images** 



Architecture de développement



**Conclusions** 



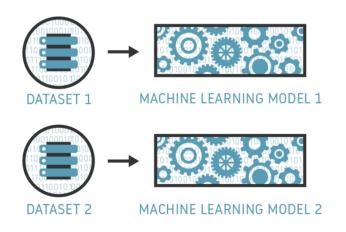
**Annexes** 



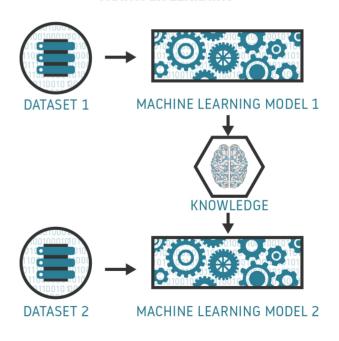
**Objectif:** Moteur classification données

**Solution :** Transfer learning >> **MobileNetV2** 

#### TRADITIONAL MACHINE LEARNING



#### TRANSFER LEARNING





**Objectif:** Moteur classification données

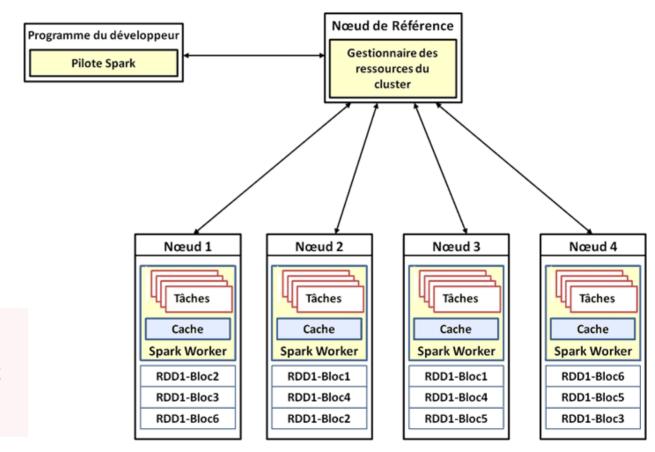
**Solution :** Transfer learning >> **MobileNetV2** 

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	-	

Architecture du modèle MobileNetV2. Avec t: facteur d'expansion, c: nombre de canneaux de sortie, n: nombre de répétitions, s: stride. La convolution spatial utilise kernels 3×3.



# Calcul distribué



#### **Avantages:**

- Équilibrage de la charge
- Optimisation des transfert
- Scalabilité
- Tolérance aux pannes

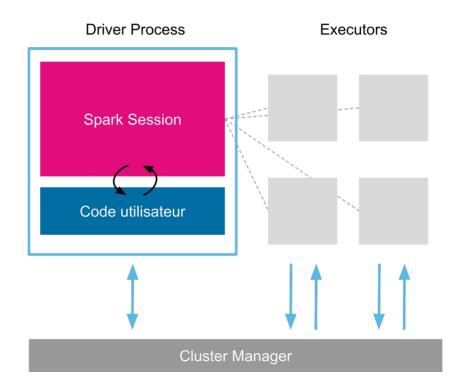


Objectif : solution performante et scalable, capable de traiter un gros volume de données

Utilisation de la technologie **Spark** pour distribuer les calculs sur plusieurs cœurs / machines

Les traitements sont donc développés en **pyspark** 







Les étapes suivantes ont été implémentées :

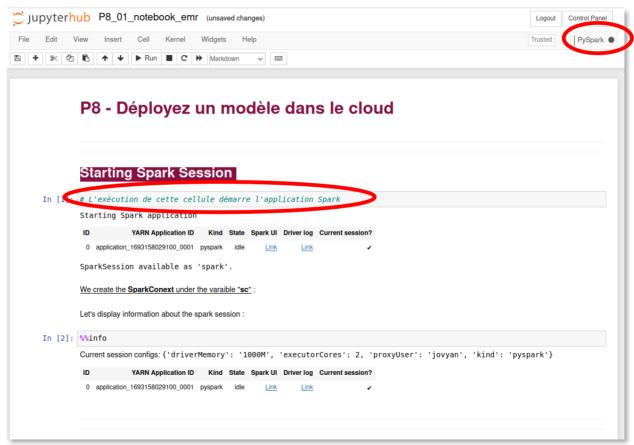
- 1. Création d'une **SparkSession** (driver process) et la variable **sparkContext** (connexion à un cluster Spark)
- 2. Charger les images et les associer aux images leur label
- 3. Préparation du modèle. Importer le modèle MobileNetV2
- Créer un nouveau modèle dépourvu de la dernière couche de MobileNetV2
  - Broadcast des "weights" du modèle
- 4. Définition du processus de chargement des images et application de leur featurisation
- Redimensionner les images pour qu'elles soient compatibles avec le modèle
- Extraction de features à travers l'utilisation de pandas UDF
- 5. Réduction des dimensions via un **PCA**
- Recherche nombre optimal composantes expliquant 95 % variance
- 6. Sauvegarde du résultat de nos actions



Les étapes suivantes ont été implémentées :

1. Création d'une **SparkSession** (driver process) et la variable **sparkContext** 

**EMR** 





```
    Les images sont chargées au format binaire, ce qui offre, plus de souplesse dans la façon de prétraiter les images.
    Seuelement les fichiers dont l'extension est jpg seront chargés.
    Les fichiers contenus contenus dans les sous-dossiers du dossier communiqué seront également chargés.

In [5]: images = spark.read.format("binaryFile") \ .option("pathGlobFilter", "*.jpg") \ .option("recursiveFileLookup", "true") \ .load(PATH_DataTest)
```

```
Seulement le path de l'image est conservé, une colonne contenant les labels de chaque image est ajouté :

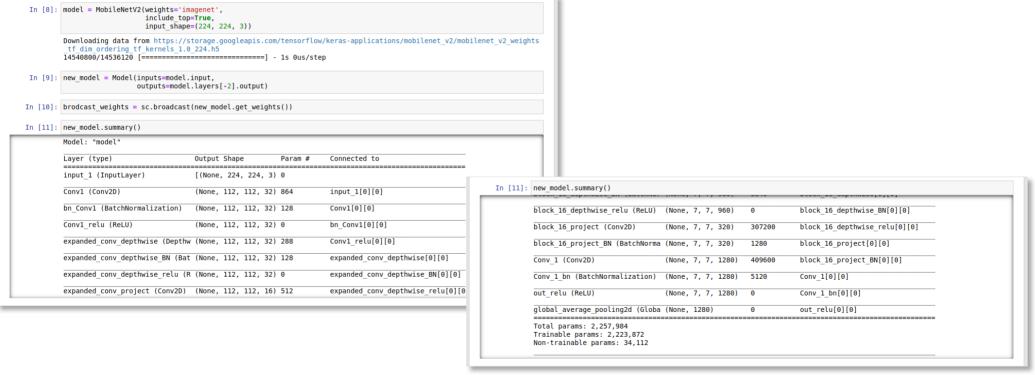
In [7]: images = images.withColumn('label', element_at(split(images['path'], '/'),-2))
print(images.printSchema())
print(images.select('path', 'label').show(5,False))
```



3. Préparation du modèle. Importer le modèle MobileNetV2

Créer un nouveau modèle dépourvu de la dernière couche de MobileNetV2

Broadcast des "weights" du modèle





4. Définition du processus de chargement des images et application de leur featurisation

Redimensionner les images pour qu'elles soient compatibles avec le modèle

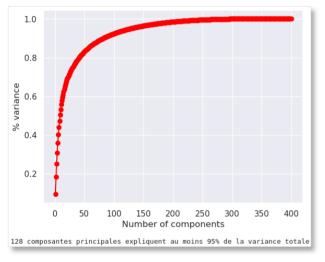
Extraction de features à travers l'utilisation de pandas UDF

```
In [23]: # Resize images to 224x224
         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)
         # Featurize images and return a series of vectors (flattened tensors)
         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.
             # 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:
                 vield featurize series(model, content series)
```



#### 5. Réduction des dimensions via un PCA

# Recherche nombre optimal composantes expliquant 95 % variance



```
Réduction des dimensions via PCA
        Préparation des données
In [18]: # First step is to convert our features arrays into vectors
        array to vector udf = udf(lambda l: Vectors.dense(l), VectorUDT())
        df with vectors = features df.select(
           features df["path"],
           features df["label"],
           features df["features"],
           array to vector udf(features df["features"]).alias("vectorFeatures"),
        # show the 5 first values
        df with vectors.show(5)
                                  labell
         |s3://rsp-oc-p8-fr...| Watermelon|[0.46832162.0.22...|[0.46832162141799...
        |s3://rsp-oc-p8-fr...|Pineapple Mini|[0.0, 4.7068405, ...|[0.0,4.7068405151..
        |s3://rsp-oc-p8-fr...| Watermelon|[0.051970564, 0.1...|[0.05197056382894...
        s3://rsp-oc-p8-fr...
                            Watermelon|[0.11681207, 0.13...|[0.11681207269430...
        s3://rsp-oc-p8-fr... | Cauliflower|[0.0, 0.4670273, ...|[0.0,0.4670273065.
        only showing top 5 rows
In [19]: # Second step is to scale the data before applying the PCA process
        scaler = StandardScaler(inputCol="vectorFeatures".
                             outputCol="scaledFeatures",
                             withMean=True, withStd=True
                             ) fit(df with vectors)
        # when we transform the dataframe, the old feature will still remain in it
       df scaled = scaler.transform(df with vectors)
        # show the 5 first values :
       df scaled.show(5)
                                            Réduction de dimensions via PCA
        +-----
        *-----
        le3.//ren.oc.ng.fr |
                                  In [20]: # We will use the optimal number of components for explaining 95% of variance
                                            # identified during the local development
                                            n components = 128
```

# Apply the PCA with n components

model pca = pca.fit(df scaled) df pca = model pca.transform(df scaled)

# show the 5 first values :

df pca.show(5)

pca = PCA(k=n components, inputCol='scaledFeatures', outputCol='pcaFeatures')



6. Sauvegarde du résultat de nos actions

```
Enregistrement des résultats

Enregistrement des données traitées au format "parquet":

In [21]: df_results = df_pca.select(["path", "label", "pcaFeatures"])

In [22]: df_results.write.mode("overwrite").parquet(PATH_Result)
```





Contexte



**Environnement Big Data** 



**Traitement images** 



Architecture de développement

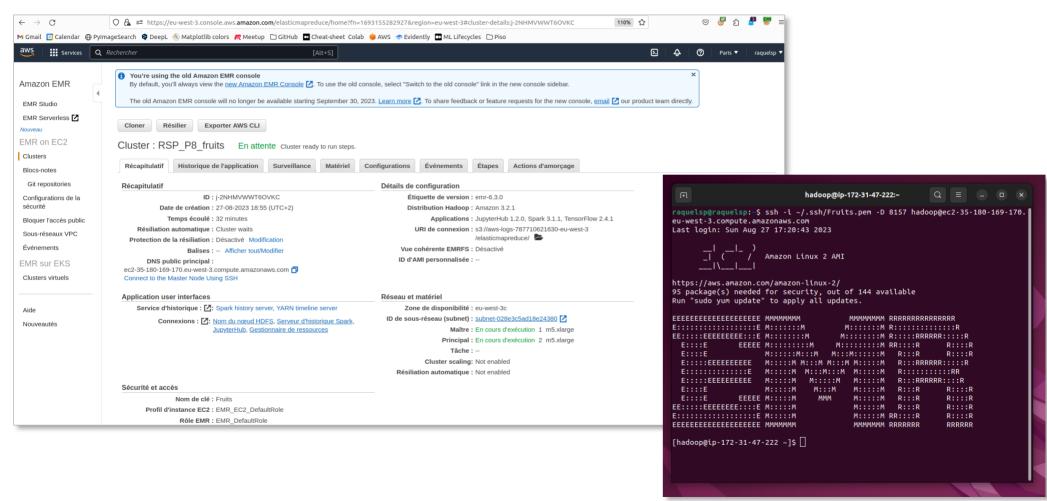


**Conclusions** 

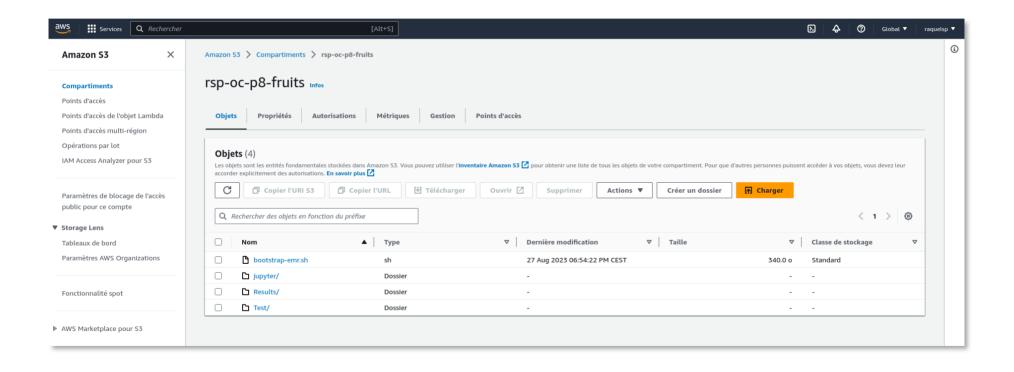


**Annexes** 

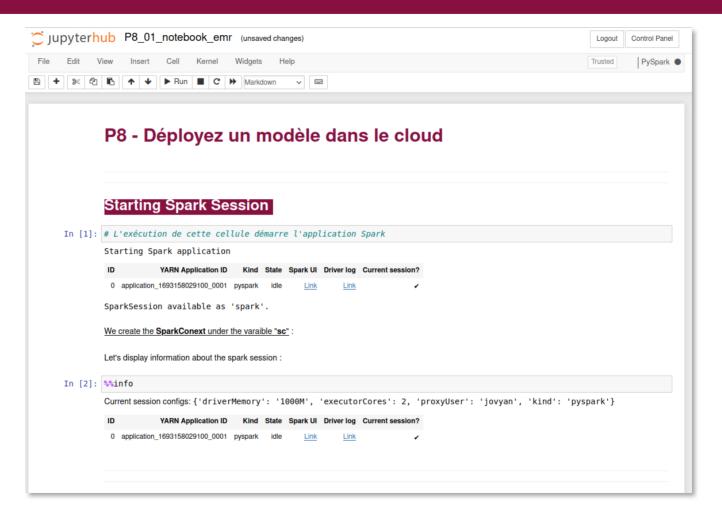




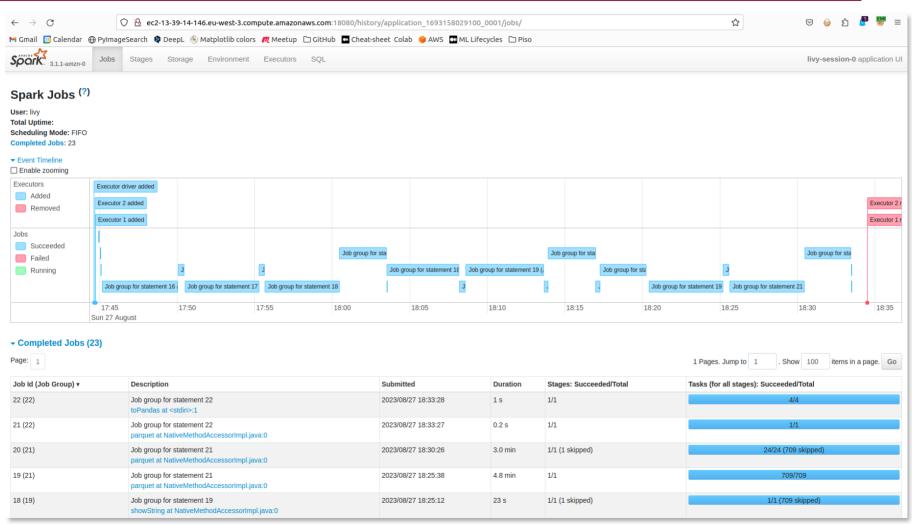














```
raquelsp@raquelsp: ~
raquelsp@raquelsp:~$ aws s3 ls s3://rsp-oc-p8-fruits/Results/
2023-08-26 15:29:12
                             0 SUCCESS
                        983807 part-00000-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:26:44
                        989946 part-00001-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:26:44
                        981719 part-00002-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:26:44
2023-08-26 15:26:44
                        978612 part-00003-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
                        977709 part-00004-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:27:14
                        981995 part-00005-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:27:13
2023-08-26 15:27:12
                        985869 part-00006-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:27:16
                        978525 part-00007-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
                        976606 part-00008-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:27:40
2023-08-26 15:27:40
                        977645 part-00009-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
                        985908 part-00010-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:27:48
                        985930 part-00011-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:27:45
                        979726 part-00012-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:28:09
                        978618 part-00013-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:28:09
2023-08-26 15:28:12
                        980692 part-00014-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:28:16
                        988048 part-00015-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:28:39
                        985989 part-00016-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:28:38
                        978674 part-00017-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappv.parquet
2023-08-26 15:28:40
                        978878 part-00018-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappv.parquet
2023-08-26 15:28:44
                        981675 part-00019-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
                        988915 part-00020-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:29:07
                        985865 part-00021-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:29:09
2023-08-26 15:29:08
                        979850 part-00022-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
2023-08-26 15:29:12
                        979630 part-00023-d5cc9283-6674-4229-9e60-b0a2e9a66ed8-c000.snappy.parquet
raquelsp@raquelsp:~$
```





Contexte



**Environnement Big Data** 



**Traitement images** 



Architecture de développement



**Conclusions** 



**Annexes** 

# Conclusions



- Premier approche traitement des images révisé
- Implémentation réduction des dimensions via PCA (de 1280 à 128)
- Chaîne de traitement des images validée
- Architecture Big Data : EMR, S3, IAM
  - 15 minutes pour instanciation des clusters
  - Traitement des images rapide
  - Les coûts évoluent en parallèle au volume de données
- Les briques mises en place peuvent évoluer en fonction du volume de données à traiter en augmentant le nombre de workers et / ou leur configuration





Contexte



**Environnement Big Data** 



**Traitement images** 



Architecture de développement



**Conclusions** 



**Annexes** 



# **AWS**

## **EC2: Elastic Compute Cloud**

Ce service permet de gérer des serveurs sous forme de machines virtuelles dans le cloud. En gros, vous pouvez lancer des serveurs et faire ce que vous voulez avec. Vous avez accès à la ligne de commande, donc vous pouvez les piloter à distance.



Amazon Elastic Compute Cloud (Amazon EC2)



# **AWS**

#### S3: Simple Storage Service

Amazon S3 (Simple Storage Service) est un service de stockage et de distribution de fichiers. C'est une sorte d'entrepôt de fichiers à très bas coût qui garantit de ne jamais perdre vos données. Utilisez-le pour faire télécharger des fichiers sur votre site, ou pour y stocker des images.





# **AWS**

# IAM: Gestion des identités

AWS IAM (Identity and Access Management) est LE service de sécurité par excellence. On y définit les règles d'accès des utilisateurs aux services de la galaxie AWS. Si vous souhaitez autoriser votre comptable à télécharger la facture mais pas à éteindre vos serveurs, c'est là que ça se passe.

Service de sécurité Gestion des accès



AWS Identity and Access Management (IAM)



Les étapes suivantes ont été implémentées :

1. Création d'une SparkSession (driver process) et la variable sparkContext

#### Local

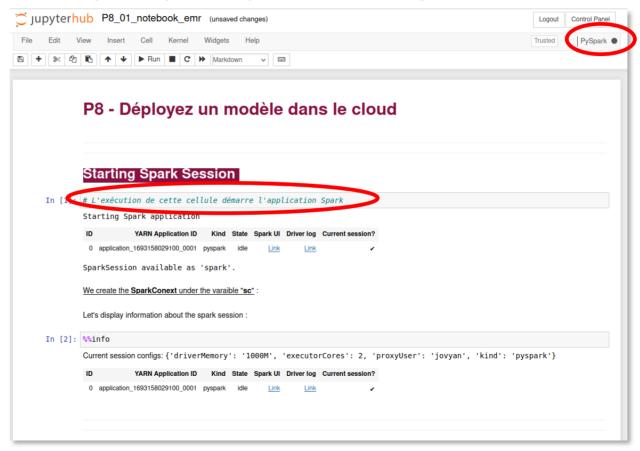
```
1 spark = (SparkSession
                    .builder
                    .appName('P8')
                    .master('local')
                    .config("spark.sql.parquet.writeLegacyFormat", 'true')
                    .getOrCreate()
Nous créons également la variable "sc" qui est un SparkContext issue de la variable spark
  1 sc = spark.sparkContext
Affichage des informations de Spark en cours d'execution
  1 spark
SparkSession - in-memory
SparkContext
Spark UI
Version
                                      v3.2.1
Master
                                      local
AppName
                                      P8
```



Les étapes suivantes ont été implémentées :

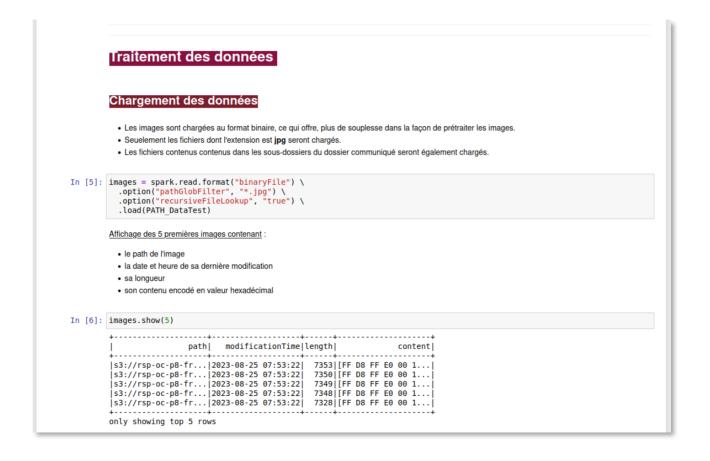
1. Création d'une **SparkSession** (driver process) et la variable **sparkContext** 

**EMR** 











```
Seulement le path de l'image est conservé, une colonne contenant les labels de chaque image est ajouté :
In [7]: images = images.withColumn('label', element at(split(images['path'], '/'),-2))
        print(images.printSchema())
        print(images.select('path','label').show(5,False))
         |-- path: string (nullable = true)
          I-- modificationTime: timestamp (nullable = true)
         |-- length: long (nullable = true)
          |-- content: binary (nullable = true)
         |-- label: string (nullable = true)
                                                            Ilabel
        |s3://rsp-oc-p8-fruits/Test/Watermelon/r 106 100.ipg|Watermelon|
        |s3://rsp-oc-p8-fruits/Test/Watermelon/r 109 100.jpg|Watermelon|
        |s3://rsp-oc-p8-fruits/Test/Watermelon/r 108 100.jpg|Watermelon
        |s3://rsp-oc-p8-fruits/Test/Watermelon/r 107 100.jpg|Watermelon|
        [s3://rsp-oc-p8-fruits/Test/Watermelon/r 95 100.jpg |Watermelon|
        <del>+</del>-----<del>-</del>
        only showing top 5 rows
        None
```



3. Préparation du modèle. Importer le modèle MobileNetV2

Créer un nouveau modèle dépourvu de la dernière couche de MobileNetV2

Broadcast des "weights" du modèle

```
Préparation du modèle
         On a décidé de travailler avec du transfert learning. 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.
         Cela permettra de réaliser une première version du moteur pour la classification des images des fruits,
In [8]: model = MobileNetV2(weights='imagenet'.
                             include top=True,
                             input shape=(224, 224, 3))
         Downloading data from https://storage.googleapis.com/tensorflow/keras-applications/mobilenet v2/mobilenet v2 weights
         tf dim ordering tf kernels 1.0 224.h5
         14540800/14536120 [============= ] - 1s Ous/step
In [9]: new model = Model(inputs=model.input.
                           outputs=model.layers[-2].output)
In [10]: brodcast weights = sc.broadcast(new model.get weights())
In [11]: new model.summary()
         Model: "model"
         Layer (type)
                                         Output Shape
                                                                          Connected to
         ______
         input 1 (InputLaver)
                                         [(None, 224, 224, 3) 0
         Conv1 (Conv2D)
                                         (None, 112, 112, 32) 864
                                                                          input 1[0][0]
         bn Conv1 (BatchNormalization)
                                         (None, 112, 112, 32) 128
                                                                          Conv1[0][0]
         Conv1 relu (ReLU)
                                         (None, 112, 112, 32) 0
                                                                          bn Conv1[0][0]
         expanded conv depthwise (Depthw (None, 112, 112, 32) 288
                                                                          Conv1 relu[0][0]
         expanded conv depthwise BN (Bat (None, 112, 112, 32) 128
                                                                          expanded conv depthwise[0][0]
         expanded conv depthwise relu (R (None, 112, 112, 32) 0
                                                                          expanded conv depthwise BN[0][0]
         expanded conv project (Conv2D) (None, 112, 112, 16) 512
                                                                          expanded conv depthwise relu[0][0
```



3. Préparation du modèle. Importer le modèle MobileNetV2

Créer un nouveau modèle dépourvu de la dernière couche de MobileNetV2

Broadcast des "weights" du modèle

```
Préparation du modèle
         On a décidé de travailler avec du transfert learning. Le transfert learning consiste à utiliser la connaissance déià 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.
         Cela permettra de réaliser une première version du moteur pour la classification des images des fruits.
 In [8]: model = MobileNetV2(weights='imagenet'.
                              include top=True,
                              input shape=(224, 224, 3))
         Downloading data from https://storage.googleapis.com/tensorflow/keras-applications/mobilenet v2/mobilenet v2 weights
          tf dim ordering tf kernels 1.0 224.h5
         In [9]: new model = Model(inputs=model.input.
                           outputs=model.layers[-2].output)
In [10]: brodcast weights = sc.broadcast(new model.get weights())
In [11]: new model.summary()
         block 16 depthwise relu (ReLU) (None, 7, 7, 960)
                                                                            block 16 depthwise BN[0][0]
         block 16 project (Conv2D)
                                          (None, 7, 7, 320)
                                                                307200
                                                                            block 16 depthwise relu[0][0]
         block 16 project BN (BatchNorma (None, 7, 7, 320)
                                                                1280
                                                                            block 16 project[0][0]
                                                                            block 16 project BN[0][0]
         Conv 1 (Conv2D)
                                          (None, 7, 7, 1280)
                                                                409600
         Conv 1 bn (BatchNormalization) (None, 7, 7, 1280)
                                                                            Conv 1[0][0]
         out relu (ReLU)
                                          (None. 7. 7. 1280)
                                                                            Conv 1 bn[0][0]
         global average pooling2d (Globa (None, 1280)
                                                                            out relu[0][0]
         Total params: 2,257,984
         Trainable params: 2,223,872
         Non-trainable params: 34,112
```



#### 5. Réduction des dimensions via un PCA

Recherche nombre optimal composantes expliquant 95 % variance

```
Réduction des dimensions via PCA
        Préparation des données
In [18]: # First step is to convert our features arrays into vectors
         array to vector udf = udf(lambda l: Vectors.dense(l), VectorUDT())
        df with vectors = features df.select(
            features df["path"],
             features df["label"],
             features df["features"],
            array to vector udf(features df["features"]).alias("vectorFeatures"),
         # show the 5 first values :
        df with vectors.show(5)
                                                        features
         |s3://rsp-oc-p8-fr...| Watermelon|[0.46832162, 0.22...|[0.46832162141799...
         s3://rsp-oc-p8-fr...|Pineapple Mini|[0.0, 4.7068405, ...|[0.0,4.7068405151...
         s3://rsp-oc-p8-fr...| Watermelon|[0.051970564, 0.1...|[0.05197056382894...
         s3://rsp-oc-p8-fr...| Watermelon|[0.11681207, 0.13...|[0.11681207269430...
         s3://rsp-oc-p8-fr...| Cauliflower|[0.0, 0.4670273, ...|[0.0, 0.4670273065...
         only showing top 5 rows
In [19]: # Second step is to scale the data before applying the PCA process
         scaler = StandardScaler(inputCol="vectorFeatures".
                                outputCol="scaledFeatures".
                                withMean=True, withStd=True
                                ).fit(df with vectors)
        # when we transform the dataframe, the old feature will still remain in it
        df scaled = scaler.transform(df with vectors)
        # show the 5 first values :
         df scaled.show(5)
                                 Watermalon|[0 12482018 0 02 |[0 12482018023720 |[-0 5261020160438
```



5. Réduction des dimensions via un PCA

Recherche nombre optimal composantes expliquant 95 % variance

