# **Projet Fruits!**

Support de présentation :

Déploiement d'un modèle dans le cloud

Décembre 2021



# Sommaire

- 1. Rappel de la problématique
- 2. Exploration des données utilisées
- 3. Modélisation du process en local
- 4. Déploiement: Cloud & Big Data
- 5. Mise à l'échelle
- 6. Conclusion



#### 1. Rappel de la problématique

#### Mission:

Mettre en place une 1ère architecture Big Data (pré-processing + réduction de dimension) pour la start-up Fruits! pour qu'elle puisse déployer la 1ère version de son moteur de classification d'images de fruits.

- Fruits! Souhaite se faire connaître en proposant :
  - > une application mobile grand public
- Prendre une photo de fruits pour l'identifier et obtenir des informations
- Taille des données qui va augmenter rapidement :
  - > besoin d'une solution adaptable.







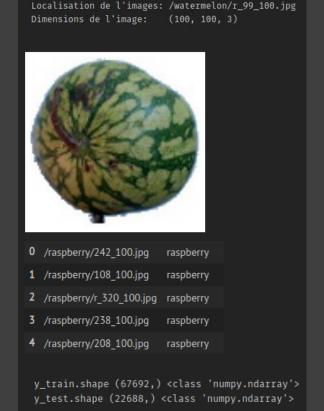
#### 2. Exploration des données utilisées

Jeu de données à disposition -> Fruits 360 https://www.kaggle.com/moltean/fruits



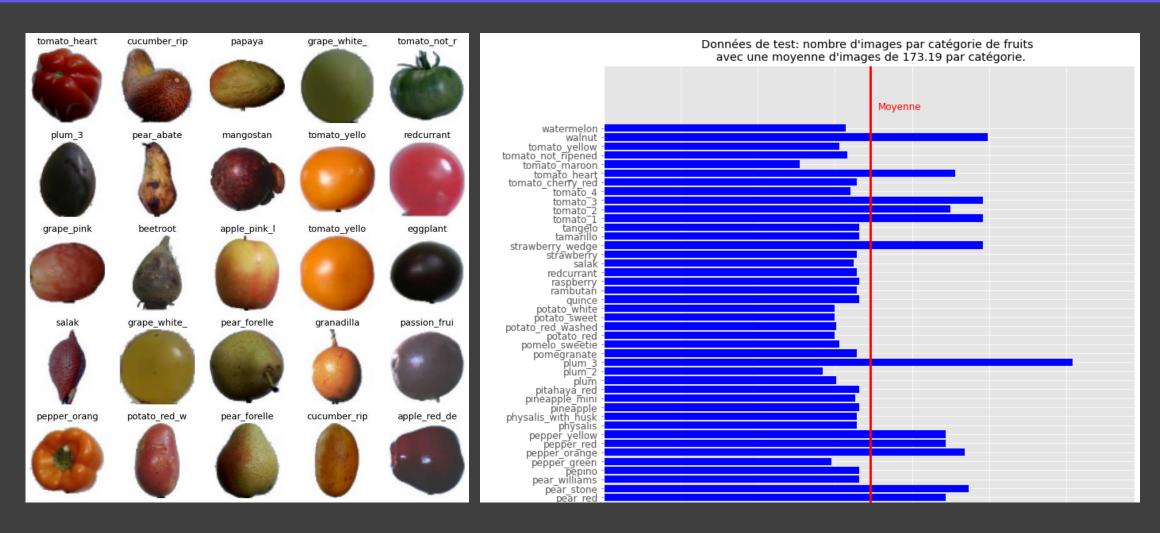


- 131 classes différentes de fruits et légumes
- Présence de plusieurs variétés d'un même fruit / légume.
- Fruits photographiés sur 360 -> intéressant pour l'entraînement d'un modèle
- Un volume d'images de départ conséquent (entraînement / test)
- Format d'image standard couleurs: JPEG en 100x100 pixels, 24 bits, 96 dpi
- Données étiquetées: Labels présents sur l'ensemble du jeu (train / test)
- Jeu d'entraînement = 67 692 images (moy. de 517 fruits / catégorie)
- Jeu de test = 22 688 images (moy. de 174 fruits / catégorie)





#### 2. Exploration des données utilisées



#### 3. Modélisation du process en local

But : Process de modélisation en local -> préparation des images -> baseline de référence Différentes étapes nécessaires :

Création d'un dataframe avec 3 colonnes (label, matrice image, url)

Réduction des images en 64x64 -> PC peu puissant

Sklearn

Réduction de dimensions (12 288 -> 1000 features) avec PCA et 99% de variance conservée

Skimage

Utilisation d'un classifier "simple" SGDClassifier et RandomForestClassifier (GridSearch allégée)



Obtention sur le jeu de test de : 70% d'accuracy avec le SGDClassifier et ~83% avec le RFC

Pyspark

+ Keras

Utilisation d'un modèle pré-entraîné avec ImageNet (Transfer Learning: InceptionV3 extraction de features)

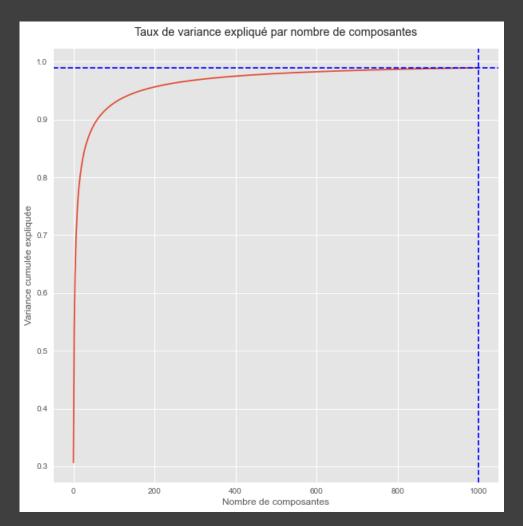
Transposition du process à Pyspark avec cluster en mode local (windows) et pseudo-distribué (linux)

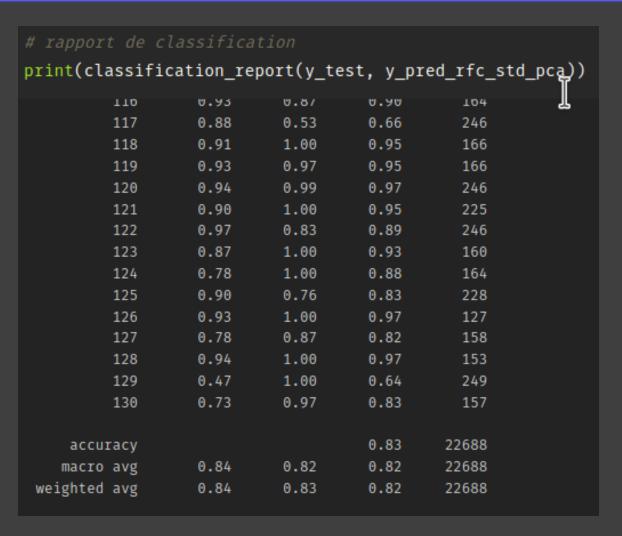
Process Hadoop / Pyspark transposable vers cluster Amazon EMR + Amazon S3



Support présentation: Déploiement d'un modèle dans le cloud

#### 3. Modélisation du process en local







### 3. Modélisation du process en local

#### Modélisation du process avec Pyspark + Keras :

Fruits 360

Images en

100x100x3



Spork...
DataFrame

url | label | matrice

pathl

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[0.23239073, 0.0,...|

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[0.0, 0.0, 0.4001...|

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[0.01444225, 0.0,...|

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[1.0919065, 0.0, ...|

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[0.6957115, 0.0, ...|

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[0.59812486, 0.0,...|

Ifile:/G-/n8 ic im | [1 128924, 0 0, 1 |

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[0.0, 1.1064178, ...|pineapple\_mini|

|file:/G:/p8\_jc\_im...|[0.0, 2.9302442, ...|pineapple\_mini|

Transformation

Pandas UDF (matrice)

Extraction de features

avec Inception V3

features

label

raspberry

raspberry

raspberry

raspberry

raspberry

raspberry

raspherry

Sauvegarde

Parquet

Données

classification

prêtes pour la

Spark ML Pipeline:

(indexer, scaler, pca

+ sélection Modèle)

Tuning

Hyperparamètres

Entraînement modèle

Évaluation sur les

données de Test

1 ère

Version

de moteur

de

classification

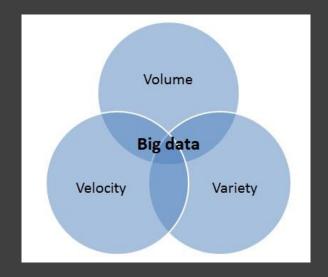


### 4. Déploiement: Cloud & Big Data

Explications sur les solutions technologiques employées (local & cloud):

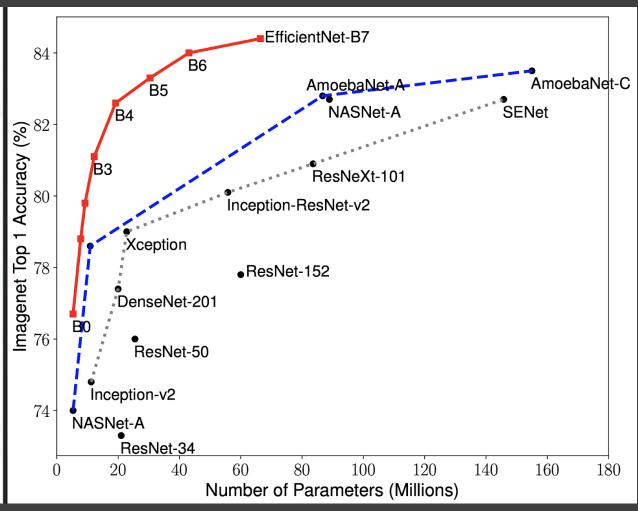
Pourquoi ? Pyspark (Hadoop), Inception V3 (Keras), Amazon EMR & Amazon S3

- Impératif de l'enjeu : Application publique à fort taux d'augmentation des données
  Une prise en charge par une structure « finie » classique n'est plus possible
- Pourquoi un déploiement Cloud ? Nécessité : « Loi » des 3 V
- Avantages du cluster computing -> Travail en parallèle & distribué avec (Batch processing = travail fractionné en petites parties) + se prémunir contre pannes
- Hadoop: <u>Stockage des données</u> distribuées (HDFS)
- Spark (Pyspark): <u>Calculs avec les données</u> distribuées (RAM, API, Opensource)
- Keras: utilisation <u>modèle pré-entraîné avec</u> ImageNET
  - > InceptionV3 (Extraction de features) + possibilité Fine tuning
- Services Amazon: facilité au déploiement -> solution clef en main



### 4. Déploiement: Cloud & Big Data

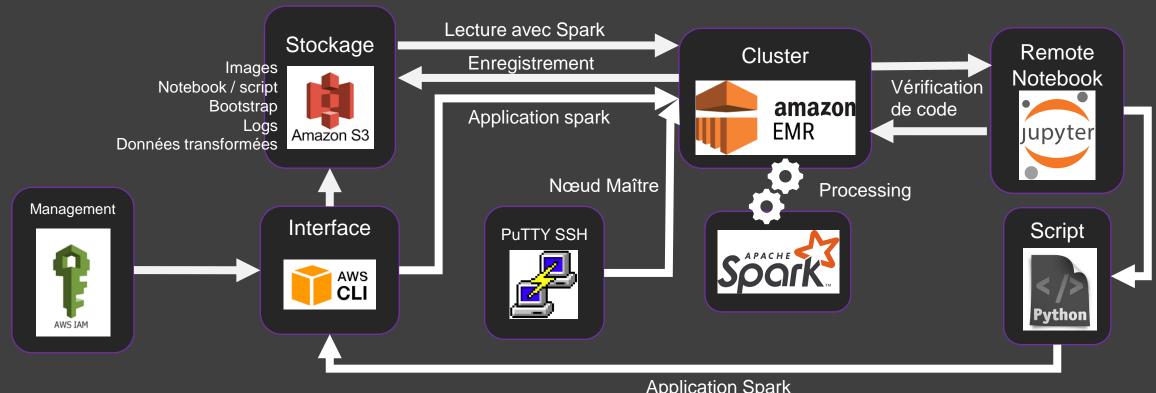
Model	Size (MB)	Top-1 Accuracy	Top-5 Accuracy	Parameters	Depth	Time (ms) per inference step (CPU)	Time (ms) per inference step (GPU)
Xception	88	0.790	0.945	22,910,480	126	109.42	8.06
VGG16	528	0.713	0.901	138,357,544	23	69.50	4.16
VGG19	549	0.713	0.900	143,667,240	26	84.75	4.38
ResNet50	98	0.749	0.921	25,636,712	ī	58,20	4.55
ResNet101	171	0.764	0.928	44,707,176	2	89.59	5.19
ResNet152	232	0.766	0.931	60,419,944	- 3	127,43	6.54
ResNet50V2	98	0.760	0.930	25,613,800	-	45.63	4.42
ResNet101V2	171	0.772	0.938	44,675,560	- 8	72.73	5.43
ResNet152V2	232	0.780	0.942	60,380,648	7	107.50	6.64
InceptionV3	92	0.779	0.937	23,851,784	159	42.25	6.86
InceptionResNetV2	215	0.803	0.953	55,873,736	572	130.19	10.02
MobileNet	16	0.704	0.895	4,253,864	88	22.60	3.44
MobileNetV2	14	0.713	0.901	3,538,984	88	25.90	3.83
DenseNet121	33	0.750	0.923	8,062,504	121	77.14	5.38
DenseNet169	57	0.762	0.932	14,307,880	169	96,40	6.28
DenseNet201	80	0.773	0.936	20,242,984	201	127.24	6.67
NASNetMobile	23	0.744	0.919	5,326,716	-	27.04	6.70
NASNetLarge	343	0.825	0.960	88,949,818	- 2	344.51	19.96
EfficientNetB0	29	-	1,4	5,330,571	2	46.00	4.91
	-					12.22	





### 4. Déploiement: Cloud & Big Data

Schématisation de l'architecture cloud:



**Application Spark** 



#### 5. Mise à l'échelle

- Pas de limitation!
- Amazon EMR: choix de départ -> cluster c4.xlarge ou c4.2xlarge
   (4 Core avec 8/16 Go RAM) -> 1x MasterNode + 2x CoreNode
- Cluster peut être redimensionné à la demande: rajout d'instances
   EC2 (scaling auto programmable)
- Puissance de calcul : RAM (GPU) possible -> classification
- Amazon S3 : Taille automatique
- Pas de modification de code à prévoir sauf éventuellement si « Scale In » pour réduction de coût -> prévoir de ne pas surcharger le driver (augmenter le nombre de partitions par exemple)





## 6. Conclusion & axe(s) de réflexion(s)

- Entraînement différents modèles et choisir le meilleur pour le moteur de classification
- Utiliser le Fine Tuning avec le modèle pour comparaison avec le Transfer Learning
- Réentraînement du modèle avec des images de qualité différentes (sans fond blanc, etc)
- + même type de fruits avec des degrés de maturité différents (pas la même couleur/forme)
- Tester et comparer avec d'autres services (Microsoft Azure Hdinsight, Google, Snowflake, etc)
- -> But comparer le meilleur rapport coût / performances / facilité de déploiement & maintenance











#### Annexe: Listing des éléments fournis

- 1. Données images utilisées pour le projet: <a href="https://www.kaggle.com/moltean/fruits">https://www.kaggle.com/moltean/fruits</a>
- 2. Données finales préparées (format parquet): converties en fichiers csv compressés (gzip).
- 3. Notebook général de prototypage avec l'ensemble des étapes de réflexion
- 4. Notebook Pyspark utilisé sur le cluster AWS EMR 6.5.0 pour l'obtention des résultats (transformable en script)
- 5. Dossier de captures d'écrans AWS montrant l'organisation et les étapes de réalisation du projet
- 6. Powerpoint de présentation au format Microsoft
- 7. Dossier images de références ou d'illustrations utilisées dans le notebook et la présentation
- 8. Capture d'écrans des fichiers volumineux intermédiaires générés pour le prototypage

