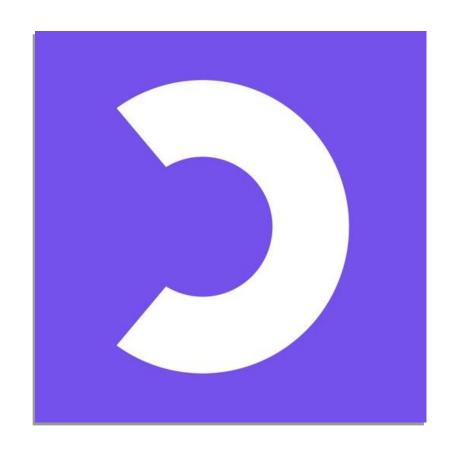
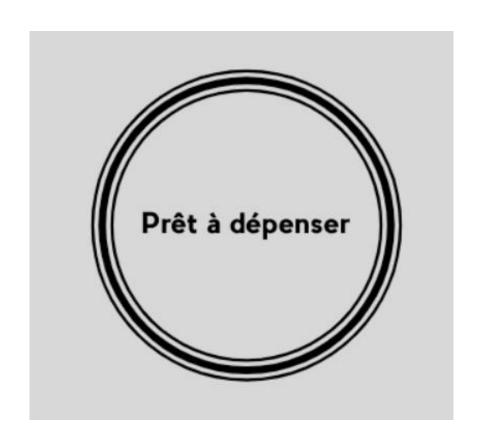
Projet 8 : Déployez un modèle dans le cloud

Eva Rondeau





Présentation

1. Contexte

- Start-up de l'AgriTech : propose des solutions innovantes pour la récolte de fruits
- Application: informations sur le fruit en question pour l'utilisateur



2. Objectifs

- Première version du moteur de classification des images des fruits
- Première version de l'architecture Big
 Data nécessaire

3. Données

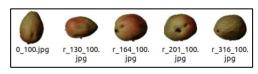
Total : **90 483** images (format .jpg) 131 catégories différentes

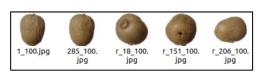
67 692 images (entraînement)

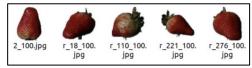
22 688 images (test)

Format: 100 x 100 pixels

Rotation à 360° sur 3 axes





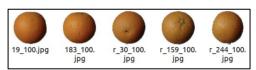


Papaya

Kiwi



Banana



Orange

Strawberry

25 images à traiter (5 images pour 5 catégories de fruits)

Environnement Big Data

Volume de données amené à augmenter très rapidement après livraison.



Utilisation du cloud AWS



- AWS : Amazon Web Service
- Plateforme cloud
- Services divers : calcul, stockage, base de données, analyse de données, ...

Services utilisés :

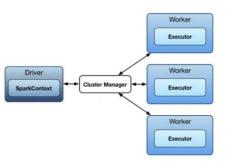


- <u>IAM</u> (Identity Access Management): gestion des utilisateurs et leur rôle avec des autorisations spécifiques
- Amazon S3 (Simple Storage Service) : stockage de données
- <u>EC2</u> (Elastic Compute Cloud) : lancer instances de machines virtuelles dans le cloud et exécuter des tâches de calcul
- <u>EMR</u> (Elastic MapReduce) : traitement distribué de données massives

<u>Développement des scripts en PySpark</u>



- Framework : traitement et analyse de grands volumes de données
- Traitement de données sur un cluster de machines (plusieurs ordinateurs)



L'architecture du Framework Spark (meritis.fr)



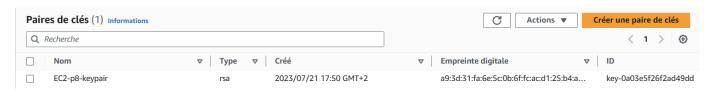
- API python de Spark
- Utilise les fonctionnalités de Spark à partir de programmes Python
- Langage Spark: scala

Services de déploiement de Spark dans le cloud

1. AWS Identity Access Management (IAM)



2. Création paire de clés



Accès SSH aux futurs serveurs EC2

2) Stockage des données dans le bucket S3

Services de déploiement de Spark dans le cloud

3. AWS Simple Storage Service (S3)

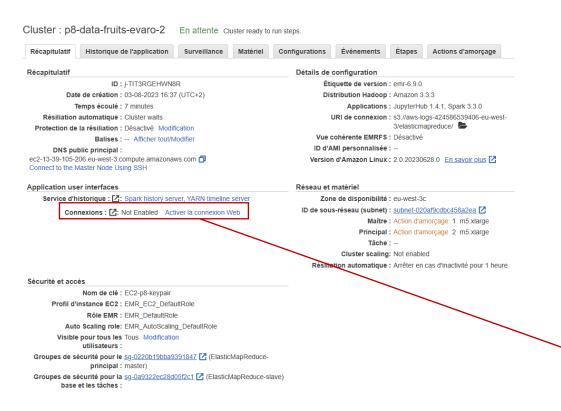
1) Création d'un bucket sur S3



Services de déploiement de Spark dans le cloud

4. AWS EMR sur EC2

1) Lancement cluster EMR : exécution tâches de traitement de données massives



2) Activation de la connexion web

Connexion à l'instance EC2 maître du cluster en utilisant le tunnel SSH

ssh -i ~/EC2-p8-keypair.pem -ND 8157 hadoop@ec2-13-37-212-107.euwest-3.compute.amazonaws.com

gec2-13-37-212-107.eu-west-3.compute.amazonaws.com The authenticity of host 'ec2-13-37-212-107.eu-west-3.compute.amazonaws.com (13 37.212.107)' can't be established. ED25519 key fingerprint is SHA256:XVTST4l80IMwvaMxJnYut4/Qnqfr7R12WZAjmTsxU0E his key is not known by any other names Are you sure you want to continue connecting (yes/no/[fingerprint])? yes Warning: Pernanently added 'ec2-13-37-212-107.eu-west-3.compute.amazonaws.com' ED25519) to the list of known hosts. https://aws.amazon.com/amazon-linux-2/ 22 package(s) needed for security, out of 23 available un "sudo vum update" to apply all updates. EEEEEEEEEEEEEEEE MMMMMMM E:::::EEEEEEEEE:::E M:::::::M EEEEE M::::::M M:::::::: M RR::::R E:::::EEEEEEEEE M:::::M M:::M M::::M M::::M R:::RRRRRR:::::R ::EEEEEEEE::::E M:::::M EEEEEEEEEEEEEEEE MMMMMM p@ip-172-31-47-166 ~]\$ Application user interfaces

Persistent user interfaces 2: Spark history server, YARN timeline server

On-cluster user HDFS Name Node, Spark History Server interfaces 2: JupyterHub, Resource Manager

- Accès à l'environnement du cluster
- Lancement de l'application JupyterHub et exécution du script PySpark



1. Définition des chemins (PATH)





3. Création d'une colonne « label »

```
💢 jupyterhub
```

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

- Division de la chaîne de caractère de la colonne « path »
- Récupération de l'élément à la position -2

4. Préparation du modèle

Modèle MobileNetV2 pré-entrainé sur le dataset ImageNet

|-- path: string (nullable = true)

|-- length: long (nullable = true)

path

only showing top 5 rows

|-- content: binary (nullable = true) |-- label: string (nullable = true)

|-- modificationTime: timestamp (nullable = true)

|s3://p8-data-evaro/Test1/Strawberry/2_100.jpg|Strawberry |s3://p8-data-evaro/Test1/Orange/r 159 100.jpg|Orange

|s3://p8-data-evaro/Test1/Orange/19_100.jpg | Orange |s3://p8-data-evaro/Test1/Orange/r_30_100.jpg | Orange |s3://p8-data-evaro/Test1/Orange/183_100.jpg | Orange

- Images au format 224 x 224 pixels
- Dernière couche de classification retirée
- Diffusion des poids à l'ensemble des nœuds du cluster

Services de déploiement dans le cloud

Chaîne de traitement des images

Synthèse/ Conclusion

Chaîne de traitement des images

5. Modèle MobileNetV2



[Submitted on 13 Jan 2018 (v1), last revised 21 Mar 2019 (this version, v4)]

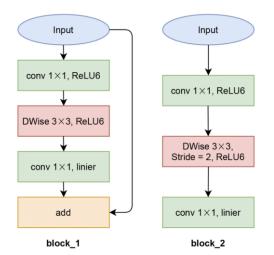
MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks

Mark Sandler, Andrew Howard, Menglong Zhu, Andrey Zhmoginov, Liang-Chieh Chen

In this paper we describe a new mobile architecture, MobileNetV2, that improves the state of the art performance of mobile models on multiple tasks and benchmarks as well as across a spectrum of different model sizes. We also describe efficient ways of applying these mobile models to object detection in a novel framework we call SSDLite. Additionally, we demonstrate how to build mobile semantic segmentation models through a reduced form of DeepLabv3 which we call Mobile DeepLabv3.

The MobileNetV2 architecture is based on an inverted residual structure where the input and output of the residual block are thin bottleneck layers opposite to traditional residual models which use expanded representations in the input an MobileNetV2 uses lightweight depthwise convolutions to filter features in the intermediate expansion layer. Additionally, we find that it is important to remove non-linearities in the narrow layers in order to maintain representational power. We demonstrate that this improves performance and provide an intuition that led to this design. Finally, our approach allows decoupling of the input/output domains from the expressiveness of the transformation, which provides a convenient framework for further analysis. We measure our performance on Imagenet classification, COCO object detection, VOC image segmentation. We evaluate the trade-offs between accuracy, and number of operations measured by multiply-adds (MAdd), as well as the number of oparameters

- Modèle d'apprentissage pour la classification d'images
- Récent : publié en 2018
- Rapidité d'exécution (gros volumes d'images)
- Entrainé sur plus d'1 million d'images
- Base de données : ImageNet



- 2 types de blocs : bloc résiduel et bloc de réduction
- Bloc résiduel :
 - 1ère couche de convolution 1x1 avec ReLU6
 - 2ème couche de convolution en profondeur
 - 3ème couche de convolution 1x1 linéaire
- Bloc de réduction:
 - Réduction des dimensions spatiales
- Activation utilisées pour une couche dense (fully connected) avec 1280 neurones (classification finale)

featurize udf("content").alias("features")

Chaîne de traitement des images

6. Redimensionnement images et extraction des features

```
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.
   # 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)
features df = images.repartition(24).select(col("path"),
```



- **-----**
- Redimensionnement image de taille 224x224 pixels
- Conversion en tableau numpy et normalisation des valeurs de pixels de l'image
- Appel de la fonction précédente pour le prétraitement
- Prédictions sur les images pré-traitées en utilisant le modèle pour extraire les features
- Colonne retournée de type ArrayType(FloatType)
- Chargement du modèle MobileNetV2
- Pour chaque lot (série de plusieurs images) : fonction « featurize_series » appelée pour extraire les features



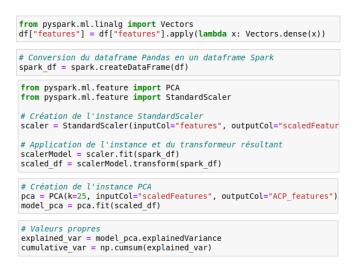
Création dataframe Spark : sélection « path »,
 « label » et « features » (featurize_udf)

7. Chargement données

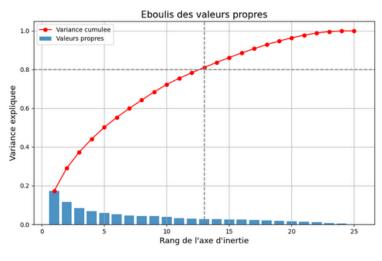


- Données enregistrées dans répertoire « Results » au format Parquet
- Chargement des résultats dans un dataframe Pandas « df »
- 1280 features extraites

8. Réduction de dimensions (ACP en PySpark)



- Conversion de la liste de « floats » en vecteurs denses.
- Conversion dataframe Pandas en dataframe Spark
- Normalisation des données avec StandardScaler()
- Création de l'ACP (k=25)
- Calcul de la variance expliquée cumulée



Nombre de composantes pour 80% de la variance expliquee: 13

```
jupyterhub
```

9. Sauvegarde des résultats en format .csv

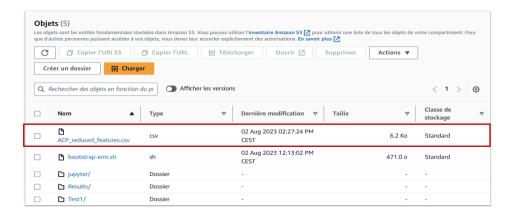
```
# Nouvelle instance ACP
pca_new = PCA(k=position, inputCol="scaledFeatures", outputCol="ACP_
model_pca_new = pca_new.fit(scaled_df) # Appliquer le fit avec le n
result_pca_new = model_pca_new.transform(scaled_df)

results = result_pca_new.select("ACP_reduced_features")
results_pd = results.toPandas()
results_pd.to_csv(PATH + "/ACP_reduced_features.csv", index=False)

# Affichage du nombre de features
results_pd.loc[0, 'ACP_reduced_features'].shape
```

(13,)

- Nouvelle instance en sélectionnant les composantes principales expliquant 80% de la variance.
- Enregistrement sur notre bucket S3 (format .csv)



Synthèse

Mise en place d'un environnement Big Data + déploiement modèle Machine Learning :

- Services proposés par AWS
- Respect conformité du RGPD : stockage des données et traitement sur des serveurs situés sur le territoire européen







- Spark et PySpark pour les opérations de calcul
- > AWS IAM pour la gestion des utilisateurs et autorisations
- AWS S3 pour le stockage des données (25 images pour limiter les coûts)
- AWS EMR sur EC2 pour l'exécution d'application de traitement de données distribuées





Conclusion

Difficultés rencontrées



- Prise en main de PySpark
- Découverte de l'environnement AWS
- Développement dans un environnement Linux Ubuntu
 - Installation d'une machine virtuelle

Compétences acquises

- ✓ Identifier les outils du cloud permettant la mise en place d'un environnement Big Data
- ✓ Utilisation des outils du cloud afin de manipuler des données dans un environnement Big Data
 - ✓ Paralléliser des opérations de calcul avec PySpark

