APPRENTISSAGE DISTRIBUE

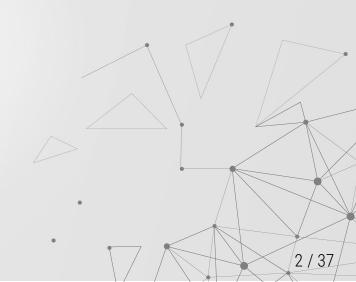
Débugger/Accélérer un programme distribué

Comprendre la notion de Resilient Distributed Datasets
Réaliser l'apprentissage distribué d'un modèle de machine learning
Déployer et administrer une plateforme de calcul distribué dans le cloud

Réaliser un calcul distribué avec Spark

Sommaire

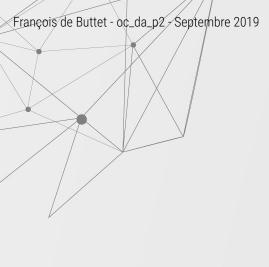
Contexte, présentation du **projet**. Le client. Son besoin. Notre mission. Présentation des choix techniques réalisés. Technologies Présentation technique de l'application Déploiement de l'application sur AWS **Améliorations** Présentation des performances obtenues. Présentation des graphiques. Conclusion.





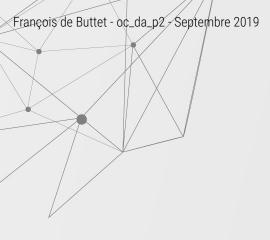
Le client

Notre client est la fondation "30 Millions d'Amis", qui lutte contre les abandons, l'expérimentation animale et les trafics d'animaux. Elle cherche à sensibiliser l'opinion et faire évoluer les lois et le statut de l'animal.



Son besoin

Pour effectuer ses missions, et principalement l'aide aux refuges et la lutte contre le trafic d'animaux, la Fondation souhaite se doter d'un outil permettant de classifier des animaux (chiens et chats) selon leurs races. Cela permettra à des membres de la Fondation sur le terrain d'envoyer des photos dans l'application et de recevoir en retour la race de l'animal. Les data scientist et data architect de la Fondation nous ont fournis un dataset de 7390 images en provenance de 37 classes différentes.



Notre mission

Nous avons été chargé de créer une application permettant:

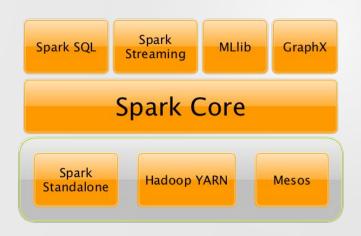
- d'extraire des features d'images fournies
- de réaliser l'apprentissage de modèle
- de déployer l'application dans le cloud
 - de mesurer les performances

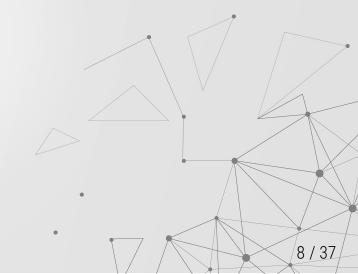


APACHE SPARK



Apache Spark est un framework open source de calcul distribué avec (principalement) un moteur de traitement de données en mémoire pouvant traiter l'analyse, le datapumping, l'apprentissage automatique et le traitement de graphes sur de grands volumes de données stockées (traitement par lots) ou en mouvement. (traitement en continu) avec des API de haut niveau pour les langages de programmation: Scala, Python, Java, R et SQL.



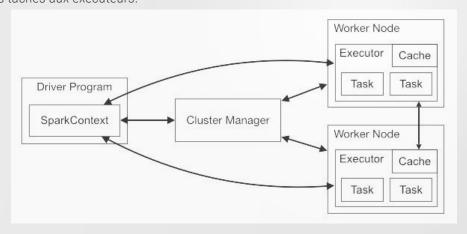


9/37

APACHE SPARK



■ Les applications Spark s'exécutent en tant qu'ensembles de processus indépendants sur un cluster, coordonnés par l'objet SparkContext dans le programme principal (une application est une instance de SparkContext). Pour s'exécuter sur un cluster, SparkContext peut se connecter à plusieurs types de gestionnaires de cluster (le gestionnaire de cluster autonome de Spark, Mesos ou YARN), qui allouent des ressources entre les applications. Une fois connecté, Spark acquiert les exécuteurs sur les nœuds du cluster, processus qui exécutent des calculs et stockent des données pour l'application. Ensuite, il envoie le code d'application aux exécuteurs. Enfin, SparkContext envoie des tâches aux exécuteurs.



APACHE SPARK



■ **RDD** — Resilient Distributed Dataset (architecture et traitement):

Un RDD est une collection résiliente et distribuée d'enregistrements répartis sur une ou plusieurs partitions, c'est le concept central du framework Spark. un RDD représente de la donnée "distribuée", immuable, pouvant être traitée de façon parallèle.

Toute application Spark crée des RDD à partir de <u>certaines entrées</u>, exécute des <u>transformations</u> de ces RDD vers une autre forme, puis exécute des <u>actions</u> pour collecter ou stocker des données.

Il y a deux manières de <u>créer des RDD</u>: en **parallélisant** une collection existante dans le programme, ou en **référençant un ensemble de données** dans un système de stockage externe, tel qu'un système de fichiers partagé, HDFS, HBase ou toute source de données offrant un format Hadoop compatible.

Les RDD possèdent deux types de méthodes :

- -> Les transformations évaluées de manière paresseuse ("lazy evaluation") qui donnent en sortie un autre RDD.
- -> Les **actions** qui donnent en sortie... autre chose qu'un RDD.

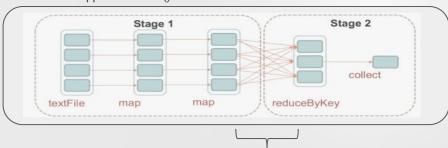
10 / 37

APACHE SPARK

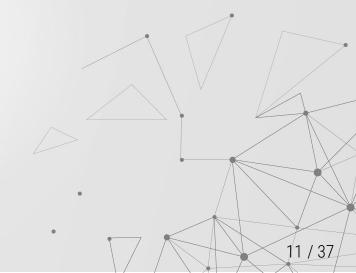


- **RDD** Resilient Distributed Dataset (architecture et traitement):
 - -> chaque action sur un RDD crée un **job** spark
 - -> chaque JOB comprend une succession d'étapes (stages) séparées par des shuffles
 - -> chaque étape contient plusieurs tâches (**tasks**) (la plus petite unité de traitement de données)

JOB créé à l'appel de collect()



Les opérations pouvant provoquer un shuffle comprennent les opérations de répartition(repartition, coalesce), les opérations 'ByKey' -à l'exception du comptage- (groupByKey, reduceByKey), ainsi que les opérations de jointure (cogroup, join)

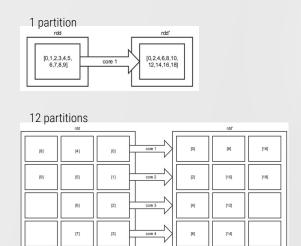


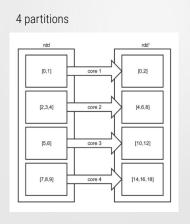
APACHE SPARK

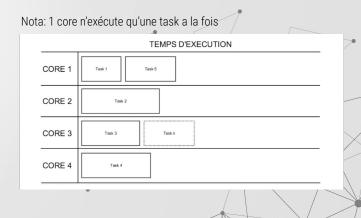


- **RDD** Resilient Distributed Dataset (architecture et traitement):
 - -> chaque tâche s'exécute sur une **partition** (une partition représente tout simplement une partie de la donnée d'un RDD)

Exemple avec sc..parallelize(0 to 9).map(_*2) sur une machine avec <u>4 coeurs</u>





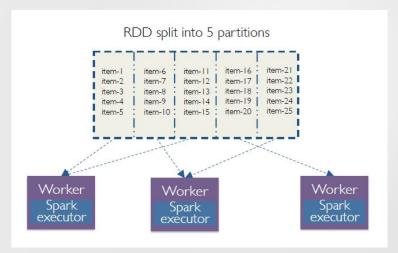


12 / 37

APACHE SPARK



- **RDD** Resilient Distributed Dataset (architecture et traitement):
 - -> Les partitions sont réparties sur les **executors** (chacune des partitions sera à la charge d'un executor lors des traitements)





Présentation technique de l'application

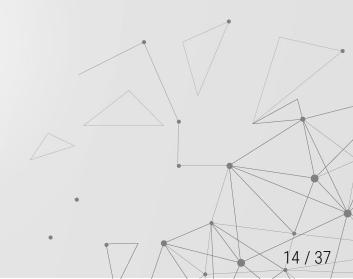
Extraction de features

L'extraction de features se fait avec le script fourni. Il utilise pour cela une application de la librairie Keras. Cette application est un modèle de deep learning pré-formé. Ce modèle peut être utilisé pour la prédiction et l'extraction de features.

La documentation de l'application utilisée:

https://keras.io/applications/#extract-features-with-vgq16





Présentation technique de l'application

■ Application proposée

Lien vers le notebook Jupyter (html) / représentation des données

Lien vers le script .py



Spark en cluster

Un cluster Spark se compose d'un **master** et d'un ou plusieurs **workers**. Le cluster doit être démarré et rester actif pour pouvoir exécuter des **applications**.

Le master a pour seul responsabilité la gestion du cluster et il n'exécute donc pas de code MapReduce. Les workers, en revanche, sont les exécuteurs. Ce sont eux qui apportent des ressources au cluster, à savoir de la mémoire et des cœurs de traitement.

Pour exécuter un traitement sur un cluster Spark, il faut soumettre une **application** dont le traitement sera piloté par un **driver**. Deux modes d'exécution sont possibles :

mode client : le driver est créé sur la machine qui soumet l'application.

mode cluster : le driver est créé à l'intérieur du cluster.

■ EMR - S3

\$3 est une solution de stockage d'AWS à proximité des serveurs de calculs

EMR (Elastic Map Reduce) permet de coordonner des clusters de calculs **EC2** (Elastic Cloud Compute)

- -> Les données ont été portées sur S3
- -> Une connection en ssh permet le travail sur EMR en ligne de commande ainsi que l'accès aux outils WEB (Ganglia, Spark Web UI, Gestionnaire de ressources Hadoop...)
- -> En ligne de commande, après quelques configurations, l'accès aux commandes s3 (aws s3) est possible (permet de copier par exemple le script main sur la machine)
- -> utilisation du sdk d'AWS: boto3 qui fourni une API afin de manager les services aws (S3, EC2). Ici elle a été utilisée pour l'export des fichiers de logs et de résultats vers S3.

Lancement de l'application

Avec l'Aws CLI: Mise a jour des paquetages -> sudo yum update Utilisation de l'environnement python3 -> sudo sed -i -e '\$a\export PYSPARK PYTHON=/usr/bin/python3' /etc/spark/conf/spark-env.sh Installation de boto3 -> python3 -m pip install --user boto3 Execution -> spark-submit --conf spark.dynamicAllocation.enabled=false --num-executors script fra-oc-p2.py s3://fra-oc-p2/features/ leonberger vs

Le programme a mis **26 minutes pour du 1 vs 1** (leonberger vs (36 classes))

Lien vers logs application

<u>Lien vers tableur résultats</u>

Executors

▶ Show Additional Metrics

Summary

	RDD Blocks	Storage Memory	Disk Used	Cores	Active Tasks	Failed Tasks	Complete Tasks	Total Tasks	Task Time (GC Time)	Input	Shuffle Read	Shuffle Write	Blacklisted
Active(5)	0	0.0 B / 11.5 GB	0.0 B	8	6	0	352849	352855	1.2 h (1.8 min)	82.2 GB	187.5 MB	187.5 MB	0
Dead(0)	0	0.0 B / 0.0 B	0.0 B	0	0	0	0	0	0 ms (0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	0
Total(5)	0	0.0 B / 11.5 GB	0.0 B	8	6	0	352849	352855	1.2 h (1.8 min)	82.2 GB	187.5 MB	187.5 MB	0

Executors

Show 20 ▼ entries

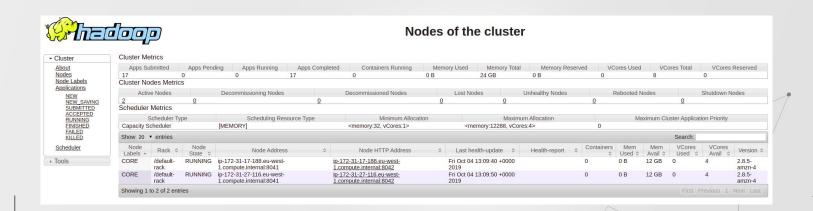
Search:

Executor ID	Address	Status	RDD Blocks	Storage Memory	Disk Used	Cores	Active Tasks	Failed Tasks	Complete Tasks	Total Tasks	Task Time (GC Time)	Input	Shuffle Read	Shuffle Write	Logs
driver	ip-172-31-25-255.eu-west- 1.compute.internal:43347	Active	0	0.0 B / 434.6 MB	0.0 B	0	0	0	0	0	0 ms (0 ms)	0.0 B	0.0 B	0.0 B	
1	ip-172-31-27-116.eu-west- 1.compute.internal:36651	Active	0	0.0 B / 2.8 GB	0.0 B	2	1	0	88245	88246	17 min (35 s)	15.6 GB	43.6 MB	44.8 MB	stdout stderr
2	ip-172-31-17-188.eu-west- 1.compute.internal:43375	Active	0	0.0 B / 2.8 GB	0.0 B	2	2	0	88293	88295	18 min (22 s)	34.2 GB	50.4 MB	53.2 MB	stdout stderr
3	ip-172-31-27-116.eu-west- 1.compute.internal:45033	Active	0	0.0 B / 2.8 GB	0.0 B	2	0	0	88078	88078	17 min (26 s)	16.2 GB	44.2 MB	43.6 MB	stdout stderr
4	ip-172-31-17-188.eu-west- 1.compute.internal:41065	Active	0	0.0 B / 2.8 GB	0.0 B	2	3	0	88233	88236	18 min (23 s)	16.3 GB	49.3 MB	45.9 MB	stdout stderr

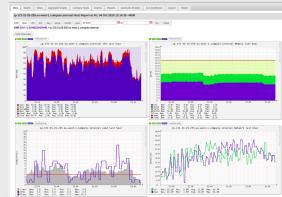
Showing 1 to 5 of 5 entries

Previous

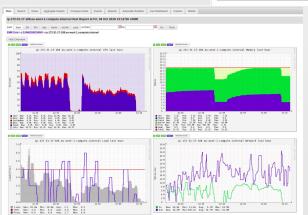
1 Next

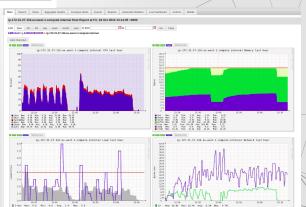


MASTER



Worker1





Worker2

21 / 37

■ Mise en cache (.persist())

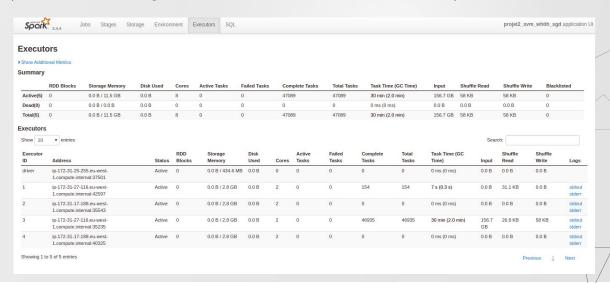
La mise en cache de df_data dans le script permet au RDD d'être stocké en mémoire lors de sa première action ce qui optimise notre script.



Partitions / Allocation dynamique

Sans re-partitionnement, 1 seul executor est utilisé (cf schéma). Rajout dans le script: rdd_raw_data = sc.wholeTextFiles(sys.argv[1:][0]+'*.json', minPartitions=24)

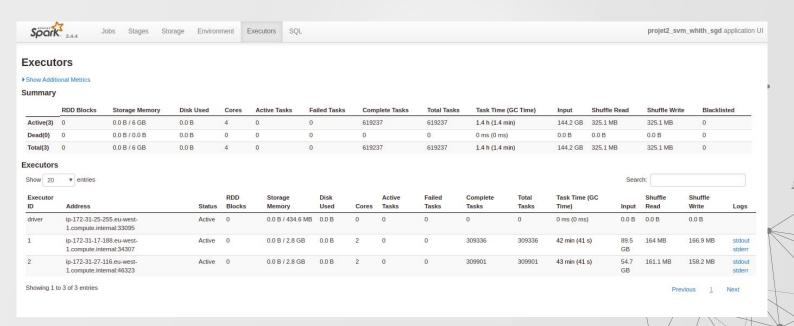
De plus, en paramétrant l'allocation dynamique à "false", les executors ne sont pas 'killed' après 60 secondes de non utilisation. (INFO console= Removing executor 2 because it has been idle for 60 seconds)



23 / 37

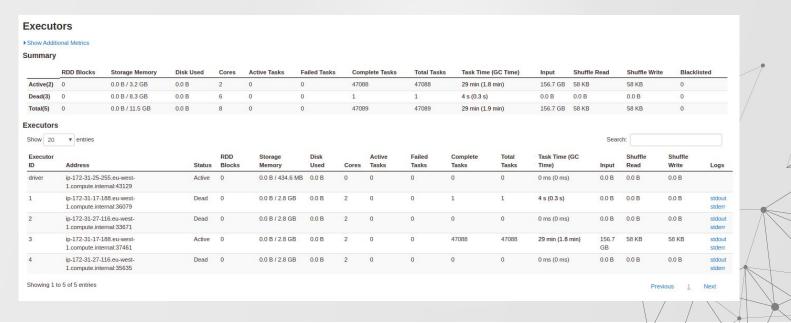
■ Executors (min)

Sans spécifier --num-executors 5 : (durée 30 min soit +5min)



■ Etat de l'application sans paramètre supplémentaire et avec le partitionnement par défaut:

spark-submit script_fra-oc-p2.py s3://fra-oc-p2/features/ leonberger vs (**durée 21 min** soit très proche de l'application optimisée finale). Mais les calculs sont mal ou peu distribués.

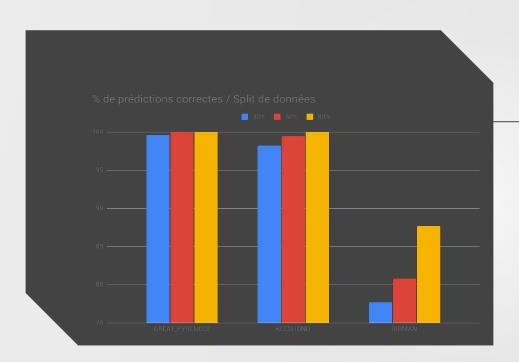


25 / 37



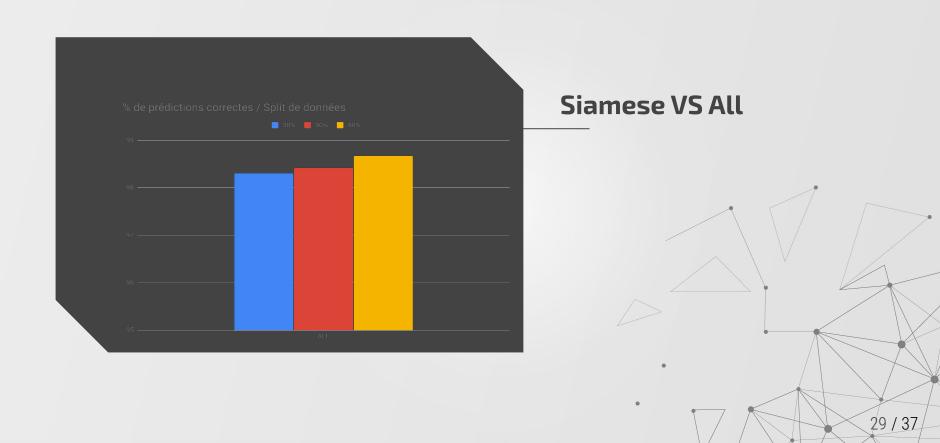
PERFORMANCES OBTENUES

class_1	class_2	split	iteration	num_model	predict%	nb_train	nb_test	nb_correct
Ragdoll	great_pyrenees	0,3	100	1	99,64	122	278	277
Ragdoll	great pyrenees	0,5	100	2	100,00	212	188	188
Ragdoll	great_pyrenees	0,8	100	3	100,00	327	73	73
Ragdoll	keeshond	0,3	100	1	98,20	122	278	273
Ragdoll	keeshond	0,5	100	2	99,47	212	188	187
Ragdoll	keeshond	0,8	100	3	100,00	328	72	72
Ragdoll	Birman	0,3	100	1	77,70	122	278	216
Ragdoll	Birman	0,5	100	2	80,85	212	188	152
Ragdoll	Birman	0,8	100	3	87,67	327	73	64
Siamese	All	0,3	100	1	98,31	2244	5146	5059
Siamese	All	0,5	100	2	98,42	3708	3682	3624
Siamese	AII	8,0	100	3	98,67	5884	1506	1486



Ragdoll VS ...

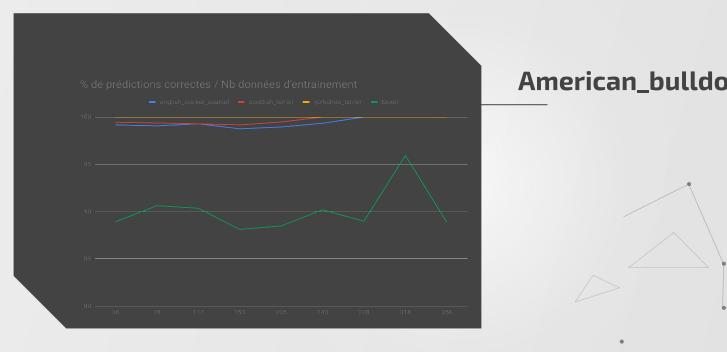
On observe que le taux de prédictions correctes s'améliore lorsque les données d'entraînement augmentent.



PERFORMANCES OBTENUES

Split 10/90 -> 90/10

class_1	class_2	split	iteration n	um_model	predict%	nb_train	nb_test	nb_correct
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,1	100	1	99,17	39	361	358
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,2	100	2	99,06	81	319	316
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,3	100	3	99,29	120	280	278
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,4	100	4	98,76	158	242	239
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,5	100	5	98,94	211	189	187
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,6	100	6	99,34	249	151	150
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,7	100	7	100,00	286	114	114
american_bulldog	english_cocker_spaniel	8,0	100	8	100,00	327	73	
american_bulldog	english_cocker_spaniel	0,9	100	9	100,00	367	33	33
american_bulldog	scottish_terrier	0,1	100	1	99,44	39	360	358
american_bulldog	scottish_terrier	0,2	100	2	99,37	81	318	316
american_bulldog	scottish_terrier	0,3	100	3	99,28	121	278	276
american_bulldog	scottish_terrier	0,4	100	4	99,17	157	242	240
american_bulldog	scottish_terrier	0,5	100	5	99,47	209	190	189
american_bulldog	scottish_terrier	0,6	100	6	100,00	247	152	152
american_bulldog	scottish_terrier	0,7	100	7	100,00	282	117	117
american_bulldog	scottish_terrier	0,8	100	8	100,00	325		74
american_bulldog	scottish_terrier	0,9	100	9	100,00	363		36
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,1	100	1	100,00	39	361	361
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,2	100	2	100,00	80	320	320
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,3	100	3	100,00		280	280
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,4	100	4	100,00	157	243	243
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,5	100	5	100,00	210	190	190
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,6	100	6	100,00	248	152	152
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,7	100	7	100,00	282		118
american_bulldog	yorkshire_terrier	8,0	100	8	100,00	326	74	74
american_bulldog	yorkshire_terrier	0,9	100	9	100,00	364		36
american_bulldog	boxer	0,1	100	1	88,92	39	361	321
american_bulldog	boxer	0,2	100	2	90,63	80	320	290
american_bulldog	boxer	0,3	100	3	90,36	120	280	253
american_bulldog	boxer	0,4	100	4	88,11	156		215
american_bulldog	boxer	0,5	100	5	88,48	209		169
american_bulldog	boxer	0,6	100	6	90,20	247	153	138
american_bulldog	boxer	0,7	100	7	88,98	282	118	105
american_bulldog	boxer	0,8	100	8	95,95	326	74	71
american bulldog l	boxer	0,9	100	9	88,89	364	36	32



American_bulldog VS ...

Logs de l'application (extrait)

```
Get data - OK - (0.88 sec.)
Transform data - OK - (0.01 sec.)
Generate dataFrame - OK - (6.35 sec.)
['english cocker spaniel', 'scottish terrier', 'yorkshire terrier', 'boxer']
************
Preparing for "american bulldog" vs "english cocker spaniel"...
  class1: "american bulldog". nb rows=200
  class2: "english cocker spaniel", nb rows=200
*** Split= 10.00 / 90.00 (39 rows in train dataset, 361 rows in test dataset)
   ... Evaluating model #1 (split:10.00 %, iteration:100)
       ---> correct prediction: 99.17 % (358 corrects / 361 test images)
*** Split= 20.00 / 80.00 (81 rows in train dataset, 319 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #2 (split:20.00 %, iteration:100)
       ---> correct prediction: 99.06 % (316 corrects / 319 test images)
*** Split= 30.00 / 70.00 (120 rows in train dataset, 280 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #3 (split:30.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 99.29 % (278 corrects / 280 test images)
 *** Split= 40.00 / 60.00 (158 rows in train dataset. 242 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #4 (split:40.00 %, iteration:100)
       ---> correct prediction: 98.76 % (239 corrects / 242 test images)
*** Split= 50.00 / 50.00 (211 rows in train dataset, 189 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #5 (split:50.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 98.94 % (187 corrects / 189 test images)
*** Split= 60.00 / 40.00 (249 rows in train dataset, 151 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #6 (split:60.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 99.34 % (150 corrects / 151 test images)
*** Split= 70.00 / 30.00 (286 rows in train dataset. 114 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #7 (split:70.00 %, iteration:100)
       ---> correct prediction: 100.00 % (114 corrects / 114 test images)
*** Split= 80.00 / 20.00 (327 rows in train dataset. 73 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #8 (split:80.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 100.00 % (73 corrects / 73 test images)
```

*** Split= 90.00 / 10.00 (367 rows in train dataset. 33 rows in test dataset)

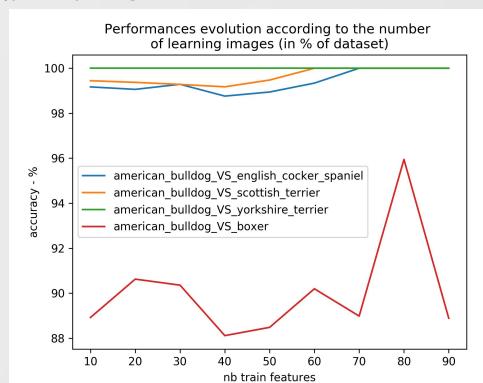
---> correct prediction: 100.00 % (33 corrects / 33 test images)

... Evaluating model #9 (split:90.00 %, iteration:100)

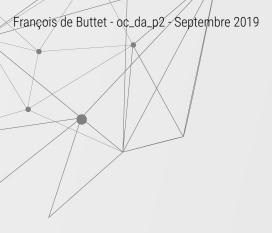
```
class2:"boxer", nb rows=200
 ... ready !
*** Split= 10.00 / 90.00 (39 rows in train dataset, 361 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #1 (split:10.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 88.92 % (321 corrects / 361 test images)
*** Split= 20.00 / 80.00 (80 rows in train dataset, 320 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #2 (split:20.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 90.62 % (290 corrects / 320 test images)
*** Split= 30.00 / 70.00 (120 rows in train dataset. 280 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #3 (split:30.00 %, iteration:100)
       ---> correct prediction: 90.36 % (253 corrects / 280 test images)
*** Split= 40.00 / 60.00 (156 rows in train dataset, 244 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #4 (split:40.00 %, iteration:100)
       ---> correct prediction: 88.11 % (215 corrects / 244 test images)
*** Split= 50.00 / 50.00 (209 rows in train dataset, 191 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #5 (split:50.00 %, iteration:100)
       ---> correct prediction: 88.48 % (169 corrects / 191 test images)
*** Split= 60.00 / 40.00 (247 rows in train dataset, 153 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #6 (split:60.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 90.20 % (138 corrects / 153 test images)
*** Split= 70.00 / 30.00 (282 rows in train dataset. 118 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #7 (split:70.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 88.98 % (105 corrects / 118 test images)
*** Split= 80.00 / 20.00 (326 rows in train dataset, 74 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #8 (split:80.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 95.95 % (71 corrects / 74 test images)
*** Split= 90.00 / 10.00 (364 rows in train dataset, 36 rows in test dataset)
    ... Evaluating model #9 (split:90.00 %, iteration:100)
        ---> correct prediction: 88.89 % (32 corrects / 36 test images)
Best prediction: Model #8 whith 95.95 % of success !
Model params: split: 80.00%, iterations: 100
Save Model to: ./models/american bulldog VS boxer/pythonSVMWithSGDModel ... Model saved
Image saved in : Accuracy_american_bulldog_VS_boxer.png
Classification "american bulldog" vs "boxer" - END
Took 71.45 sec.
**************** FND ***************
Program took 427.91 sec. to perform.
 .. You can go to webUI ...
Press ctrl+c to exit
```

32 / 37

Graphique pyplot (matplotlib) généré







Un projet de machine learning

- Utilisation d'applications de librairies de ML
- Réaliser, débugger, accélérer un programme distribué avec Spark
- Resilient Distributed Datasets
- Apprentissage distribué d'un modèle de machine learning
- Déployer et administrer une plateforme de calcul distribué dans le cloud

Ressources

Web

- https://spark.apache.org/
- https://keras.io/models/about-keras-models/#about-keras-models
- http://imagenet.stanford.edu/synset?wnid=n02094433
- https://machinelearningmastery.com/use-pre-trained-vgg-model-classify-objects-photographs/
- https://spark.apache.org/docs/2.2.0/mllib-data-types.html
- https://meritis.fr/bigdata/introduction-partitioning-spark/
- https://blog.ippon.fr/2014/11/20/utiliser-apache-spark-en-cluster/amp/
- https://jaceklaskowski.gitbooks.io/mastering-apache-spark/spark-rdd-transformations.html
- https://blog.univalence.io/shuffle-dans-spark-reducebykey-vs-groupbykey/
- https://www.slideshare.net/LisaHua/spark-overview-37479609
- https://medium.com/@thejasbabu/spark-under-the-hood-partition-d386aaaa26b7
- https://umbertogriffo.gitbooks.io/apache-spark-best-practices-and-tuning

Et bien d'autres...

