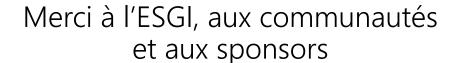
Paris, samedi 14 décembre 2019

Ecole Supérieure de Génie Informatique













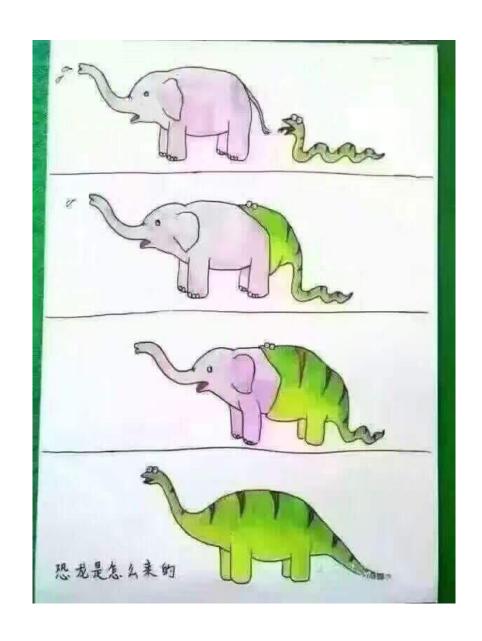


Local sponsors



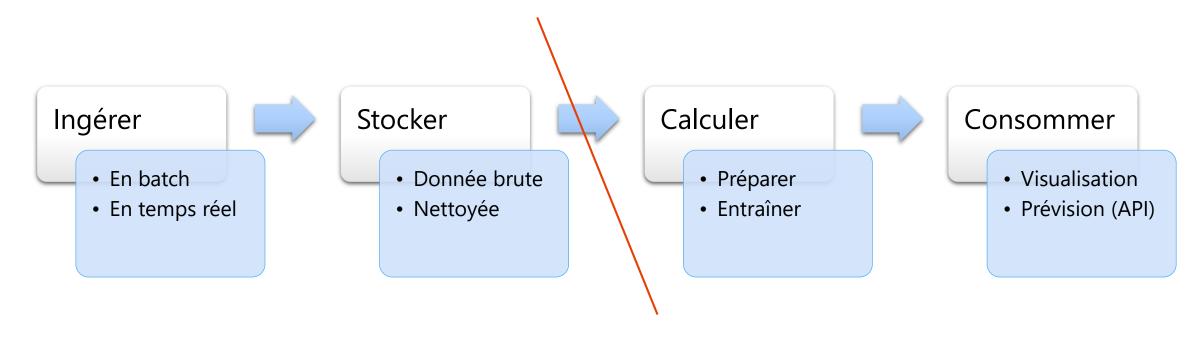




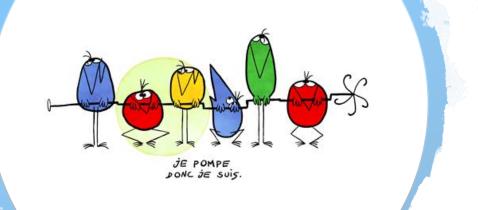


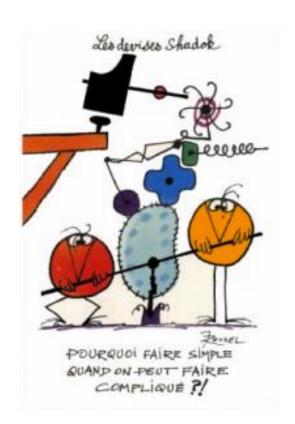


Rappel : les quatre étapes d'un projet data



« Séparer stockage et traitement », le « diviser pour mieux régner » de l'architecture data





Bien choisir ses outils

Anticiper le passage à l'échelle





R ou Python pour la Data Science?

Par Caran d'Ache — Cette image provient de la Bibliothèque en ligne Gallica sous l'identifiant ARK bpt6k2842896/f3.item, Domaine public, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=438435



Objectifs de la session :

Bien débuter

Choisir le bon langage selon ses objectifs

Monter à l'échelle du volume de données

Sommaire:

Python, Anaconda, Pandas, etc.

Jupyter & Jupyter Lab

Azure Notebooks

Data Science Virtual Machine

Azure Databricks



Paul PETON

Samedi 14 décembre 2019







Description du langage Python

Python est un langage de programmation objet multi-plateformes non compilé multiparadigmes

Il favorise la programmation impérative structurée fonctionnelle orientée objet

Il est doté d'un typage dynamique fort (« duck type ») d'une gestion automatique de la mémoire par ramasse-miettes d'un système de gestion d'exceptions



```
"""The Zen of Python, by Tim Peters. (poster by Joachim Jablon)"""
 1 Beautiful is better than ugly.
 2 Explicit is better than impl..
 3 Simple is better than compleχ.
   Complex is better than cOmplic@ted.
   <u>Flat</u> is better than
   Sparse is better than dense.
 7 Readability counts.
   Special cases aren't special enough to break the rules.
 9 Although practicality beats purity.
10 raise PythonicError("Errors should never pass silently.")
11 # Unless explicitly silenced.
12 In the face of ambiguity, refuse the temptation to guess.
13 There should be one-- and preferably only one --- obvious way to do it.
14 # Although that way may not be obvious at first unless you're {	t Dutch.}
15 Now is better than ...
16 Although never is often better than rightnow.
17 If the implementation is hard to explain, it's a bad idea.
18 If the implementation is easy to explain, it may be a good idea.
19 Namespaces are one honking great idea -- let's do more of those!
```



Quelques librairies (indispensables) pour la Data Science

numpy : calcul numérique (codé en C et Fortran)

scipy: calcul scientifique

pandas: pour manipulation d'un « dataframe »

(voir aussi Koalas pour une optimisation sous Databricks)

matplotlib: visualisations graphiques

plotly, seaborn : visualisations adaptées aux dataframes Pandas

bokeh : interface interactive de visualisation (équivalent de R Shiny)

statsmodels : méthodes statistiques traditionnels

scikit-learn: algorithmes de Machine Learning

Installation par la commande pip install <package-name>



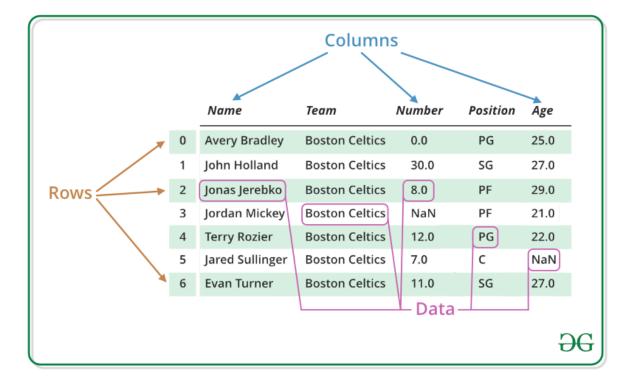
Notion de Pandas DataFrame

Un Pandas DataFrame est un objet *mutable*, une structure tabulaire de données

potentiellement hétérogènes (des types différents)

à deux dimensions (lignes et colonnes)

avec des axes labellisés (index de ligne et nom de colonne)





Distribution Anaconda



« The World's Most Popular Data Science Platform »

Simplifie le management et le déploiement des packages

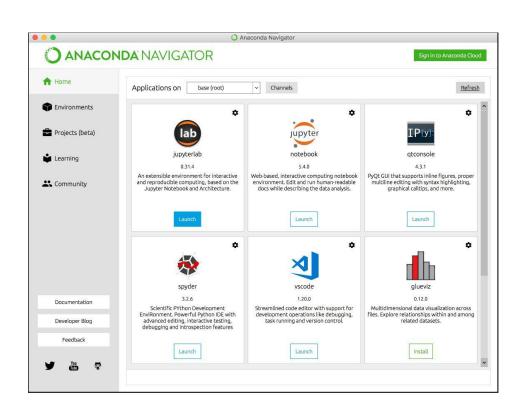
conda analyses the current environment including everything currently installed, and, together with any version limitations specified, works out how to install a compatible set of dependencies, warning if this cannot be done.

Anaconda Prompt

conda install <package-name>

Anaconda Navigator

Anaconda Cloud





Choisir la bonne solution selon l'échelle

Solution	Environnement	Licence	Passage à l'échelle	Coût
Python (Anaconda)	Local	Libre / Anaconda		0 + coût du laptop





Principe des notebooks

Interpréteur interactif de code

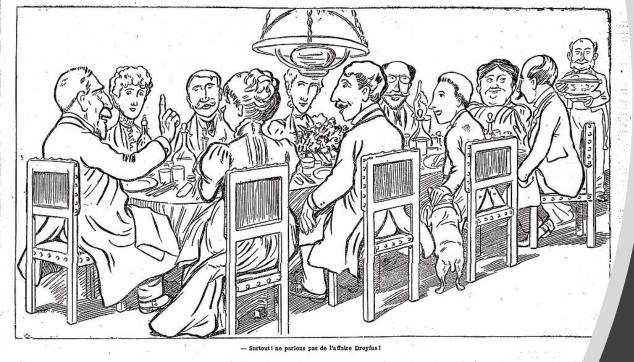
Affichage simultané de code « live », d'images, d'équations... de manière interactive

Une autre approche du mode debug

Permet le partage et le travail collaboratif

Permet d'utiliser une multitude de langages. Pour Jupyter : Julia, Python & R







Pour ou contre les notebooks?

Un notebook intègre du code, ce n'est pas un outil de développement de code. L'outil d'élaboration des codes est un environnement de développement intégré (IDE). Importer des librairies dans les notebooks.



Jupyter Lab, le multi-onglets et bien plus

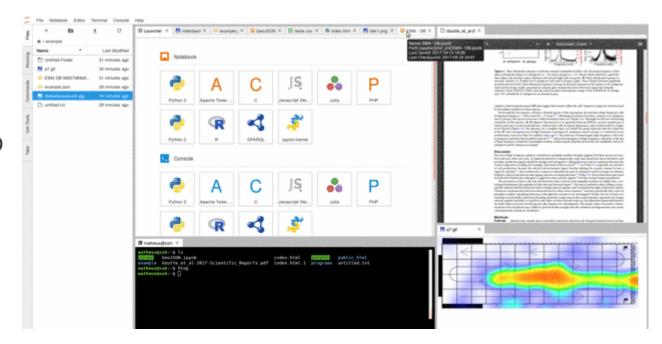
« Sur-couche » au-dessus de Jupyter

Facilite la navigation par l'explorateur de fichiers Permet d'ouvrir d'autres types de fichiers que .ipynb

Permet de visulaliser plusieurs notebooks sous forme d'onglets

Affichage des résultats dans une vue « output »

Utilisation d'un console dans la même fenêtre



https://www.stat4decision.com/fr/jupyterlab-python/



Markdown: mieux que des commentaires!

Permet de réaliser une mise en forme avancée de blocs de texte

Choisir une cellule de type Markdown et l'exécuter une fois renseignée.

Exemples:

Titre de niveau 1

Titre de niveau 2

Titre de niveau 3





Magic commands et autres astuces

Précéder la commande magique de :

% pour une ligne

%% pour une cellule

%run: exécuter un autre notebook

%load : charger un fichier (par exemple, un .py contenant des librairies ou des fonctions)

%store : passer une variable d'un notebook à un autre

%who: liste toutes les variables du scope globale

%%time : temps d'exécution détaillé de la cellule

%%writefile nomFichier : sauvegarder le contenu d'une cellule dans un fichier

from IPython.core.interactiveshell
import InteractiveShell InteractiveShell.ast_node_interactivity = "all"
Pour afficher tous les objets lors de l'exécution d'une cellule (et non uniquement le dernier)



Les dérives classiques du développement sous notebook

Code souvent dupliqué entre cellules Fonctionnalités similaires implémantées dans plusieurs notebooks Manque d'abstraction au moyen de fonctions

Mélange de code pour l'exploration et de code pour le traitement voulu Des cellules dédiées au débuggage

Risque de ne pas exécuter toutes les cellules et dans l'ordre Nécessicité de faire un restart du kernel et RunAll à chaque modificaition



Bonnes pratiques pour le développement sous notebook

« One notebook, one focus »

Développer dans un IDE, importer des librairies dans le notebook

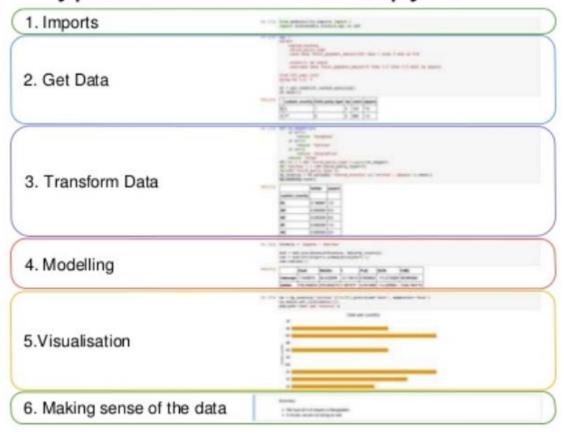
Limiter le nombre de cellules (entre 4 et 10)

Chaque cellule devrait avoir un but unique.

Les fondamentaux du développement :

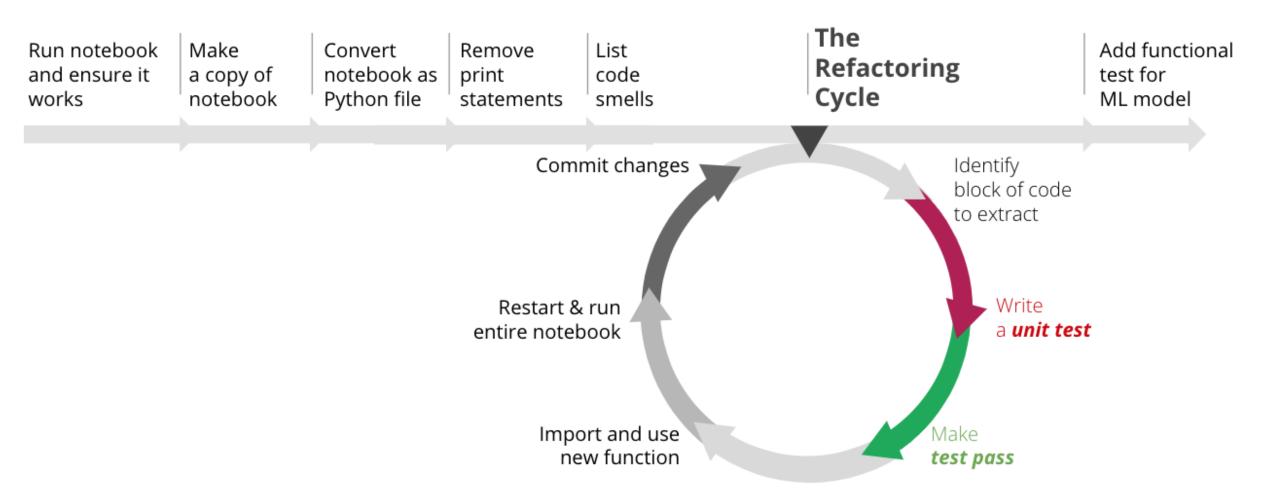
- Garder le code propre
- Ne commenter que pour expliquer la logique du développement
- Utiliser des fonctions
- Appliquer une stratégie de tests
- Faire des commits fréquents et un faible nombre de modifications

Typical structure of the ipynb





Préparer un notebook pour la mise en production



https://github.com/davified/clean-code-ml/blob/master/docs/refactoring-process.md



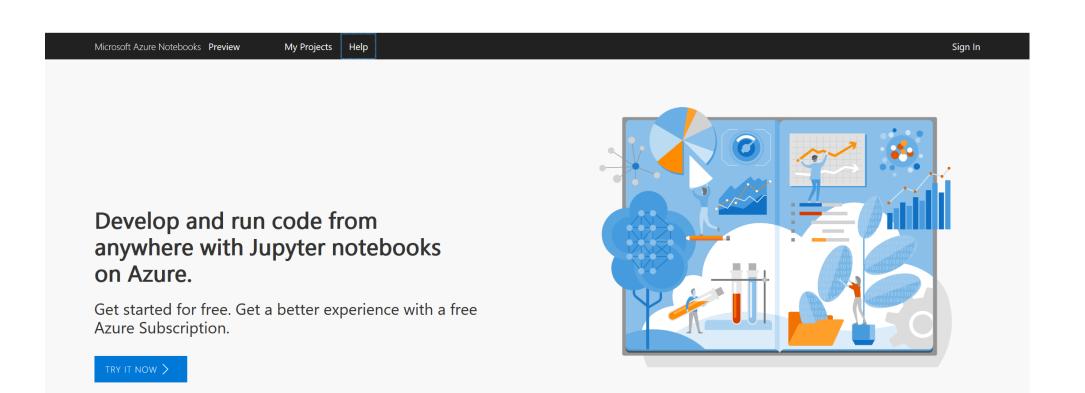


Se connecter aux notebooks Azure

Objectif: travailler dans un notebook Jupyter gratuitement et sans installation

En utilisant:

https://notebooks.azure.com/ (Preview)

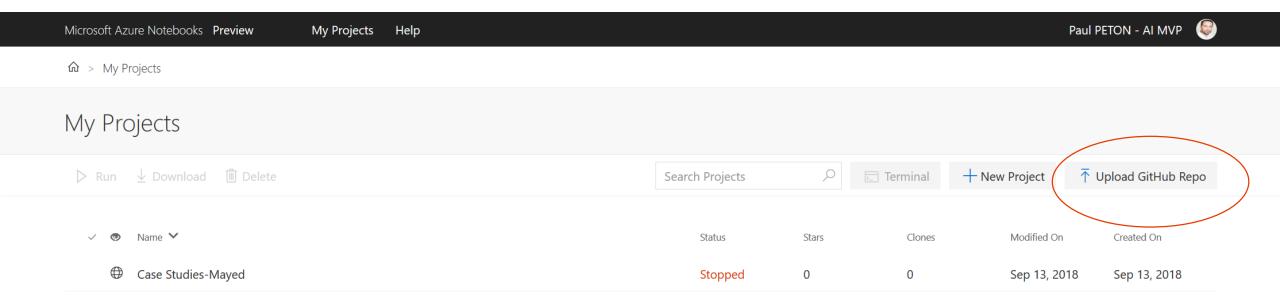




Nouveau projet / upload GitHub repo

A vous de jouer : upload du notebook ci-dessous

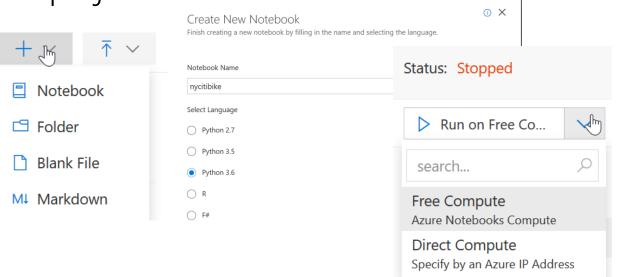
https://github.com/methodidacte/aznycitibike/blob/master/New%20York%20citibike%20prep%20%26%20model.ipynb

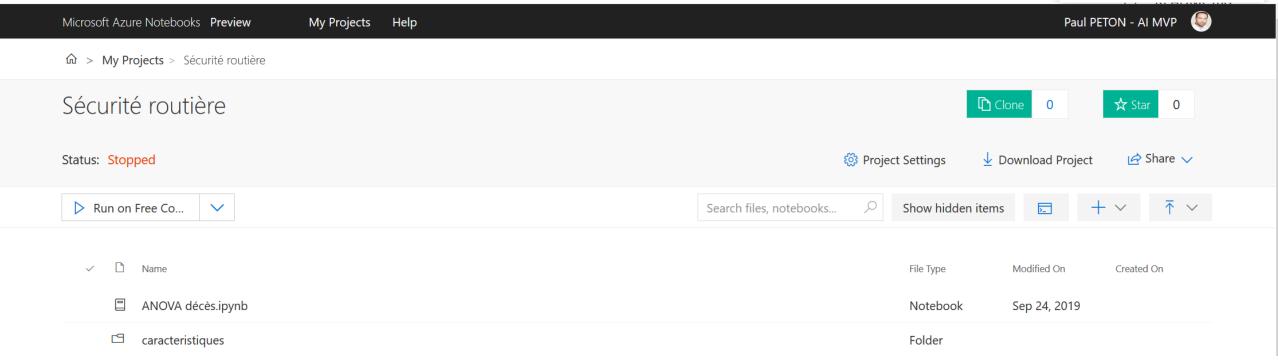




Travailler au sein d'un nouveau projet

Créer des éléments
Charger des éléments (From URL, From Computer)
Définir la ressource de calcul et la démarrer
Project settings (public)
Environnement setup ?







Azure Notebooks – Direct Compute

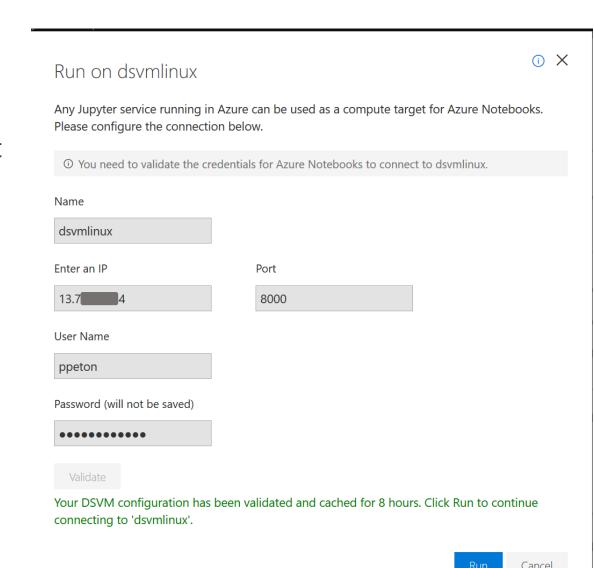
Les notebooks Azure proposent une capacité de traitement gratuite et partagée.

Il est possible d'associer sa propre capacité de traitement au travers d'une VM provisionnée sur sa souscription Azure.

- ⇒ Choisir une Data Science VM Linux <u>Ubuntu</u>
 Vérifier la connexion au Jupyter Lab
- ⇒ https://your-vm-ip:8000/user/your-username/lab

On associe alors la VM en fournissant les informations suivantes :

- Nom de la machine
- IP publique & port 8000
- User name & password





Choisir la bonne solution selon l'échelle

Solution	Environnement	Licence	Passage à l'échelle	Coût
Python (Anaconda)	Local	Libre / Anaconda		0 + coût du laptop
Azure Notebooks	Cloud Azure	Microsoft	Direct compute	0 / Coût de la VM





Azure Data Science Virtual Machine

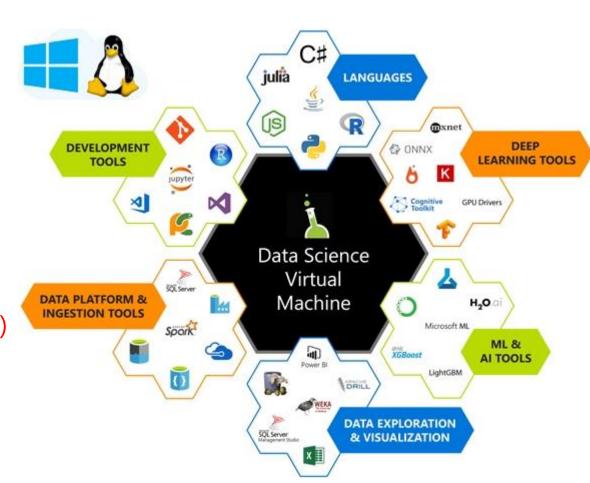
Machine virtuelle avec des outils déjà installés

- SQL Server
- R Server
- R Studio
- Anaconda
- Packages de Data Science
- Modèles pré-entrainés
- Etc.

OS Windows Server ou Linux

Retired: Azure Batch AI (version pour la production)

Deprecated: Deep Learning VM (avec GPU)





Choisir une DSVM sous Azure

Créer la ressource sur Azure

Choisir le système d'exploitation :

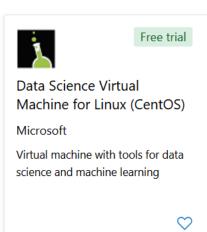
- Linux Ubuntu
- Linux CentOS
- Windows 2016

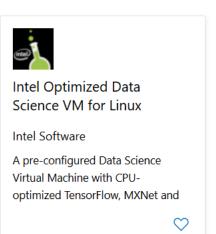
Choisir la série de la VM:

- Ls-Series (Storage optimized virtual machines)
- N-Series (GPU enabled virtual machines)











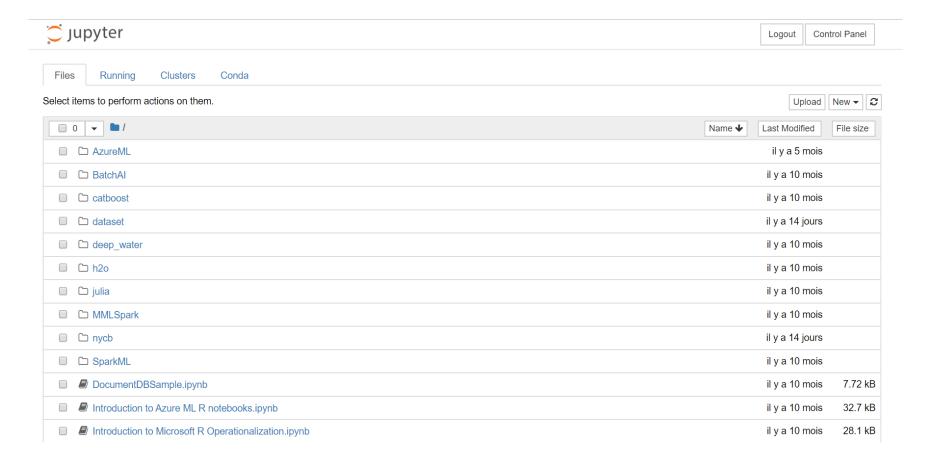


Utiliser les notebooks Jupyter sur une DSVM Linux

Démarrer la machine virtuelle

(Ajouter éventuellement d'autres utilisateurs sur la machine)

Se connecter à https://your-vm-ip:8000/ pour accéder à Jupyter Hub





Utiliser Jupyter Lab par défaut

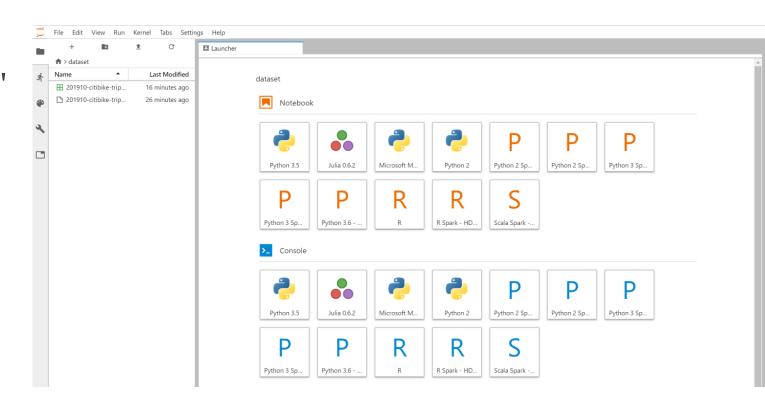
Se connecter https://your-vm-ip:8000/user/your-username/lab pour accéder à Jupyter Lab

Pour accéder par défaut à Jupyter Lab, modifier le fichier de configuration :

sudo vi /etc/jupyterhub/jupyterhub_config.py

Insérer la ligne suivante :

c.Spawner.default_url = '/lab'





Exploiter le contexte Spark local

Une installation locale de l'environnement Spark est déjà configurée sur la DSVM.

Il est donc possible de choisir le kernel « Python 3 Spark – local » pour exécuter un notebook.

Les commandes pyspark sont alors disponibles.

Il s'agit bien sûr de l'exécution sur un « cluster mono-nœud » mais cela permet de valider la syntaxe sans utiliser de ressource de cluster supplémentaire facturée.



Python 3.6 - ...

Select Kernel

Select kernel for: "nycb_prep_sparklocal.ipynb"

Python 3 Sp...





SELECT



Choisir la bonne solution selon l'échelle

Solution	Environnement	Licence	Passage à l'échelle	Coût
Python (Anaconda)	Local	Libre / Anaconda		0 + coût du laptop
Azure Notebooks	Cloud Azure	Microsoft	Direct compute	0 / Coût de la VM
DSVM + Spark context	Cloud Azure	Libre / Ubuntu / Microsoft	Vertical (perf de la VM)	Coût de la VM





D'Apache Spark à Azure Databricks

Suite à l'essor d'Hadoop (HDFS + MapReduce), les besoins de performances poussent à travailler « *in-memory* » plutôt qu'avec des I/O coûteux entre les nœuds du cluster.

Plusieurs chercheurs de l'université de Berkeley lancent en 2009 le projet Spark

open-source distributed computing framework built atop Scala

... puis fondent la société Databricks en 2013 :

Databricks develops a web-based platform for working with Spark,

that provides automated cluster management and <u>IPython</u>-style <u>notebooks</u>

Postgresol

Spark

Spark

Spark

APACHE

Rebooks

mongoDB

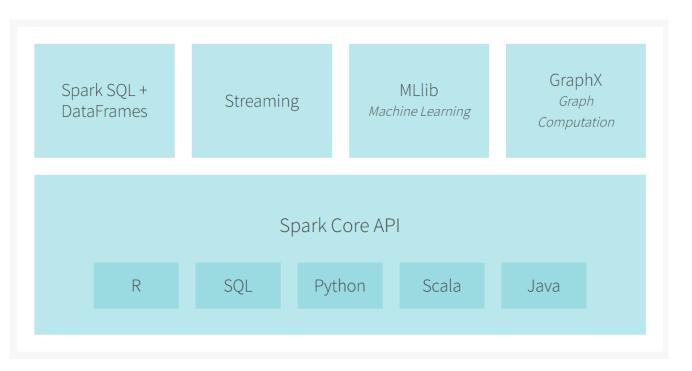
Déploiement de Databricks en tant que service managé sur le cloud public :

AWS en juin 2015

Azure en octobre 2017



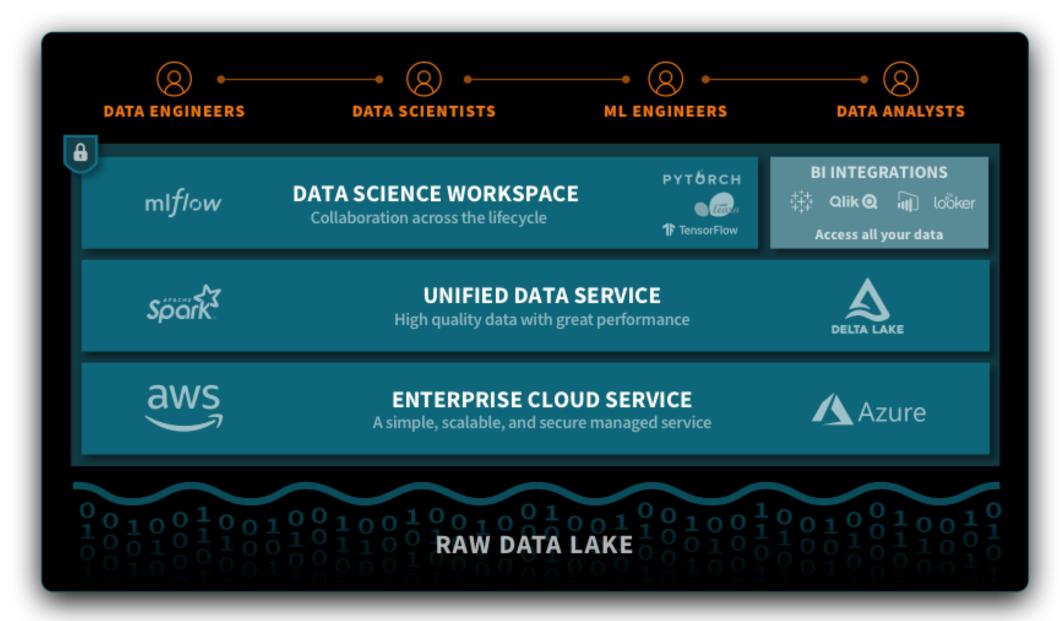
Apache Spark Ecosystem



- Polyglot:
 - APIs in Java, Scala, Python and R pour l'écriture du code Spark.
- Speed:
 - up to 100 times faster than Hadoop MapReduce for large-scale data processing.
- Multiple Formats:
 - Spark supports multiple data sources such as Parquet, JSON, Hive and Cassandra apart from the usual formats such as text files, CSV and RDBMS tables. The Data Source API provides a pluggable mechanism for accessing structured data though Spark SQL.
- Real Time Computation:
 - Spark's computation is real-time and has low latency because of its in-memory computation.
- Hadoop Integration:
 - Apache Spark provides smooth compatibility with Hadoop, using YARN for resource scheduling.
- Lazy Evaluation:
 - Apache Spark delays its evaluation till it is absolutely necessary.
 This is one of the key factors contributing to its speed. For transformations, Spark adds them to a DAG (Directed Acyclic Graph) of computation and only when the driver requests some data, does this DAG actually gets executed.
- Machine Learning:
 - Spark's MLlib is th machine learning component which is handy when it comes to big data processing.
 - Use spark ml since Spark 3.0



Databricks: « Unified Data Analytics Platform »





Se connecter à Databricks community

Community: version gratuite limitée à un cluster mononoeud de 6Go de RAM Single cluster limited to 6GB and no worker nodes
Basic notebook without collaboration
Limited to 3 max users
Public environment to share your work

S'inscrire sur le portail : https://databricks.com/try-databricks

Se connecter: https://community.cloud.databricks.com/login.html

Des fonctionnalités absentes (création de token, redémarrage du cluster, etc.)

Créer un cluster

Importer le notebook depuis l'URL

https://github.com/methodidacte/aznycitibike/blob/master/New%20York%20citibike%20prep%20%26%20mode 1%20pyspark.ipynb

Attacher le cluster au notebook

COMMUNITY EDITION

For students and educational institutions just getting started with Apache Spark

- Single cluster limited to 6GB and no worker nodes
- Basic notebook without collaboration
- Limited to 3 max users
- Public environment to share your work

GET STARTED



Choisir la bonne solution selon l'échelle

Solution	Environnement	Licence	Passage à l'échelle	Coût
Python (Anaconda)	Local	Libre / Anaconda		0 + coût du laptop
Azure Notebooks	Cloud Azure	Microsoft	Direct compute	0 / Coût de la VM
DSVM + Spark context	Cloud Azure	Libre / Ubuntu / Microsoft	Vertical (perf de la VM)	Coût de la VM
Databricks Community	Cloud	Databricks	Non	0



Les apports de Azure Databricks

(versus Databricks Community)

Multi-utilisateurs (ceux présents dans Azure AD et autorisés dans les Access controls)

Choix du mode de cluster (standard ou high concurrency)

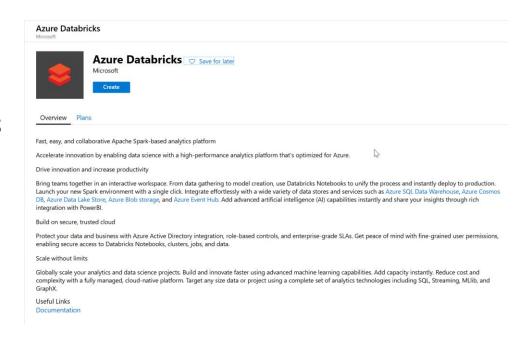
Gestion du cluster (interactif ou automatique)

Planification par jobs

Pérennisation des données sur le cluster au moyen d'un metastore

Accès à un gestionnaire de version

Deux licences : standard ou premium





Lier Azure Databricks à un gestionnaire de version

Git integration

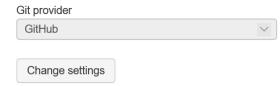
Databricks supports notebook version control integration with GitHub, Bitbucket Cloud, or Azure DevOps Services. To connect to git repositories and make commits, we need a personal access token (for GitHub) or an app password (for Bitbucket Cloud). Azure DevOps Services requires no extra authentication.

Generating tokens

To generate a GitHub personal access token, follow the GitHub documentation. When using GitHub, the token must have the "repo" permission.

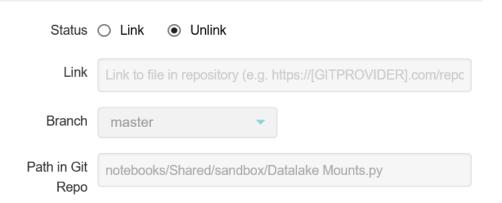
To generate a Bitbucket Cloud app password, follow the Bitbucket Cloud documentation. When using Bitbucket Cloud, the app password must have "read" and "write" permission under repository.

For more information on Git integration, see the Databricks documentation on GitHub integration, Bitbucket Cloud integration, or Azure DevOps Services integration.



GitHub

Git Preferences



Tip: You can also import/export multiple notebooks or an entire folder through Workspace API to your computer and check-in to your favorite version control system.





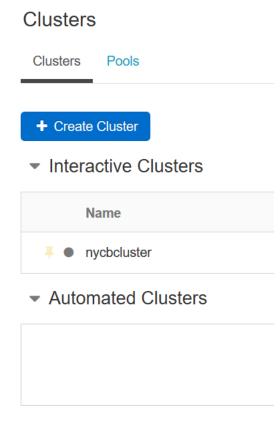
Interactive or automated cluster

Un cluster interactif est défini manuellement ou au moyen d'un fichier JSON de configuration.

Les VMs provisionnées s'éteignent lorsque le cluster n'est plus utilisé mais restent présentes dans les ressources Azure.

Conservation des points de montages Conservation des tables matérialisées

La facturation est plus élevée pour ce type de cluster (voir tarifs « Analyse de données »).



Un cluster automatique correspond à la création de nouvelles VMs lors du lancement d'un job planifié.

A l'arrêt du cluster, les VMs ne sont pas conservées dans les ressources Azure.

La facturation est moins élevée pour ce type de cluster (voir tarifs « Enginnering données »).

Le mode « Engineering Light » correspond à l'utilisation d'un cluster Spark dans sa version Open Source.



Tarification Azure Databricks

ANALYSE DE DONNÉES	ENGINEERING DONNÉES	ENGINEERING DONNÉES LIGHT
Charges de travail interactives	Charges de travail automatisées	Charges de travail automatisées
pour analyser les données de	qui exécutent des travaux robustes	qui exécutent des travaux robustes
façon collaborative avec des bloc-	et rapides via des API ou une	via des API ou l'interface
notes	interface utilisateur	utilisateur

CHARGE DE TRAVAIL	TARIF DES UNITÉS DBU - NIVEAU STANDARD	TARIF DES UNITÉS DBU - NIVEAU PREMIUM	
Analyse de données	0,34 €/DBU-heure	0,464 €/DBU-heure	
Engineering données	0,13 €/DBU-heure	0,253 €/DBU-heure	
Engineering données Light	0,06 €/DBU-heure	0,186 €/DBU-heure	

^{*}En plus des machines virtuelles, Azure Databricks facturera également les disques managés, le stockage blob et les adresses IP publiques.



Fonctionnalités spécifiques à la licence Premium

FONCTIONNALITÉ	ANALYSE DE DONNÉES	ENGINEERING DONNÉES	ENGINEERING DONNÉES LIGHT
	Charges de travail interactives pour analyser les données de façon collaborative avec des bloc- notes	Charges de travail automatisées qui exécutent des travaux robustes et rapides via des API ou une interface utilisateur	Charges de travail automatisées qui exécutent des travaux robustes via des API ou l'interface utilisateur
	Inclut des fonctionnalités Standard	Inclut des fonctionnalités Standard	Inclut des fonctionnalités Standard
Contrôle d'accès en fonction du rôle pour les notebooks, les clusters, les travaux et les tables	✓	✓	✓
Authentification du point de terminaison JDBC/ODBC	✓	✓	✓
Journaux d'audit (en préversion)	✓	✓	✓



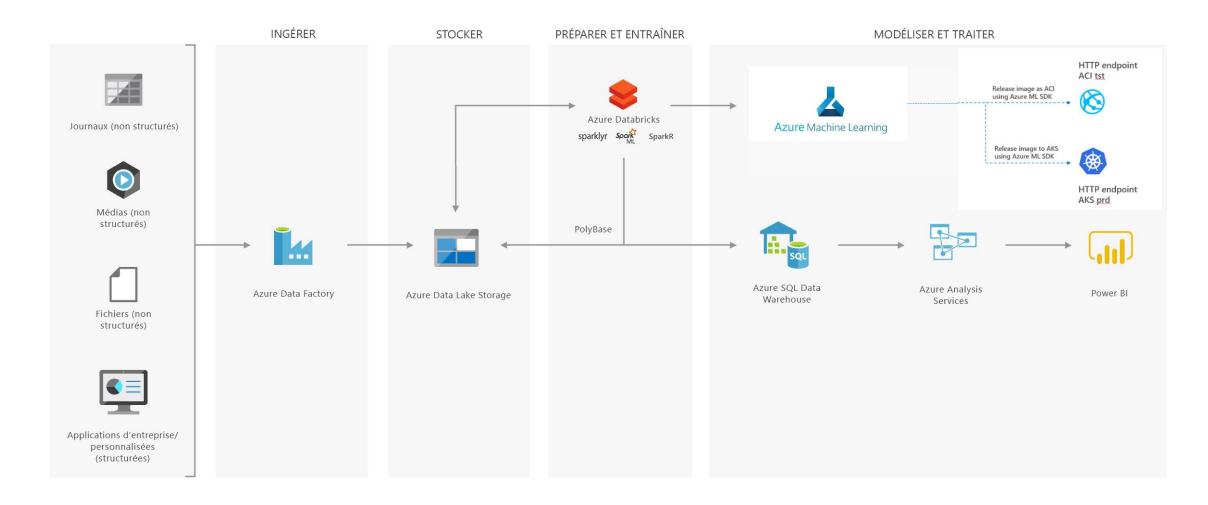
Choisir la bonne solution selon l'échelle

Solution	Environnement	Licence	Passage à l'échelle	Coût
Python (Anaconda)	Local	Libre / Anaconda		0 + coût du laptop
Azure Notebooks	Cloud Azure	Microsoft	Direct compute	0 / Coût de la VM
DSVM + Spark context	Cloud Azure	Libre / Ubuntu / Microsoft	Vertical (perf de la VM)	Coût de la VM
Databricks Community	Cloud	Databricks	Non	0
Azure Databricks	Cloud Azure	Azure / Databricks	Horizontal par le nb et type de VM du cluster	Mesuré en DBU (voir <u>calculatrice</u>)



Architecture Advanced Analytics for Data Science (Viz & ML)

Analytique avancée pour Big Data







De Python à Pyspark



Pyspark est une API permettant d'utiliser la puissance de Spark par le biais du langage Python.

Les dataframes Pyspark sont une collection distribuée de données structurées ou semi-structurées, stockés sous forme de lignes et de colonnes.

PySpark SQL is a higher-level abstraction module over the PySpark Core. It is majorly used for processing structured and semi-structured datasets. It also provides an optimized API that can read the data from the various data source containing different files formats.

Il est possible de manipuler les données avec des instructions apparentées au langage SQL traditionnelle.

FXFMPIF

Il n'y a alors pas de différence de performance dans un contexte de notebook Python ou Scala.



Comparaison Python (pandas) versus pyspark - IMPORT

```
# import de fichier plat
df = read_csv('my_file.csv')
# structure du DataFrame
df.info()
# nb de lignes du DataFrame
df.shape[0]
# aperçu des premières lignes
df.head()
# renommer une colonne
df = df.rename({'old':'new'})
```

```
# import de fichier plat
df = spark.read.format('csv')
       \.option('inferSchema','true')
       \.load('my file.csv')
# structure du DataFrame
df.printSchema()
# nb de lignes du DataFrame
df.count()
# aperçu des premières lignes
df.show()
display(df) # DATABRICKS
# renommer une colonne
df.withColumnRenamed('old','new')
```

Comparaison Python (pandas) versus pyspark - PREPARATION

```
# nb de valeurs manquantes
                                              # nb de valeurs manquantes
df.isnull().sum()
                                              df.isnull().sum()
                                              # supprimer les valeurs manquantes
# supprimer les valeurs manquantes
df.drop na()
                                              df.na.drop()
# remplacer les valeurs manquantes
                                              # remplacer les valeurs manquantes
df.fillna('N/A', inplace = True)
                                              df.na.fill('N/A')
# filtrer certains valeurs
                                              # filtrer certains valeurs
                                              df.filter(col('column') = 'A')
df[df['column' = 'A']]
```



Le projet koalas de Databricks



pandas DataFrame API on top of Apache Spark
La simplicité d'écriture de pandas et la puissance de Databricks
https://koalas.readthedocs.io/en/latest/

import databricks.koalas as ks

kdf = ks.from_pandas(pdf)

type(kdf)

sdf = kdf.to_spark()

sdf.to_koalas()

Kdf from csv = ks.read csv("dbfs:/koalas/data.csv")

Koalas



Data Scientist vs Automated ML: who's best?

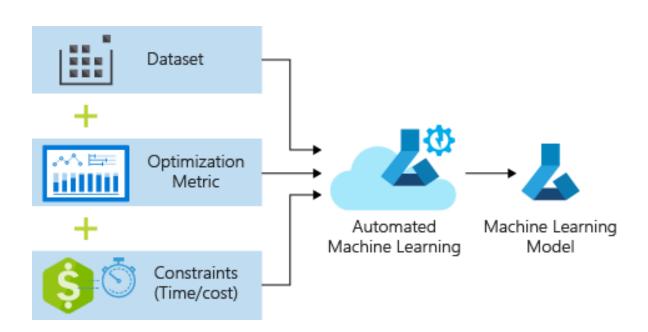
« There is no free lunch » = Il faudra tester toutes les méthodes algorithmiques pour trouver la meilleure.

C'est une approche de « force brute » qui ne nécessite pas de compétence particulière.

L'automated ML réalise, à la place du Data Scientist, la recherche du meilleur modèle.

C'est une fonctionnalité disponible :

- Au travers d'un SDK (il faut coder)
- Sur le portail Azure Machine Learning Studio





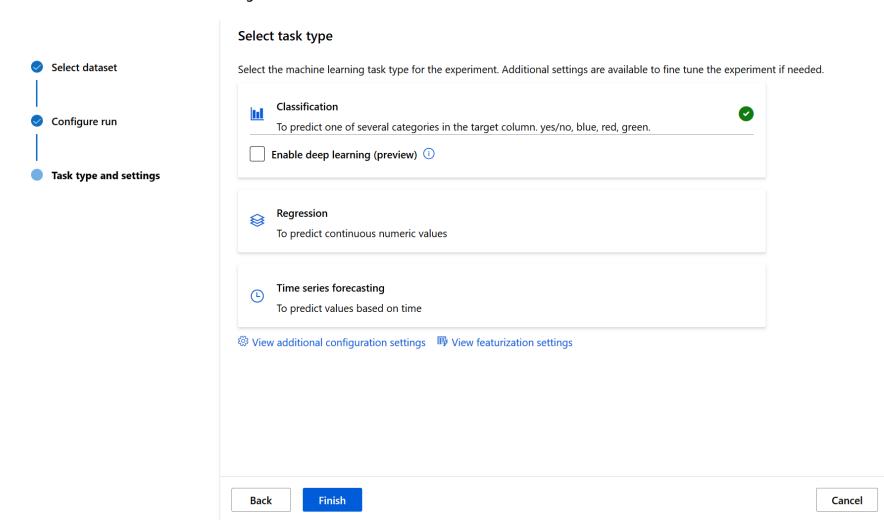
Configure run

Configure the experiment. Select from existing experiments or define a new name, select the target column and the training compute to use. Learn more on how to configure the experiment 🗅

Dataset Diabetes (View dataset) Experiment name * diabetes-autoML Target column * ① Y Select training compute target * ① myfirstcompute Create a new compute Refresh compute

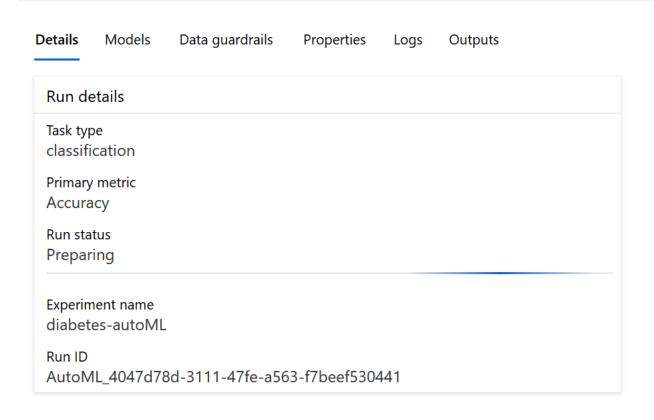


Create a new automated machine learning run







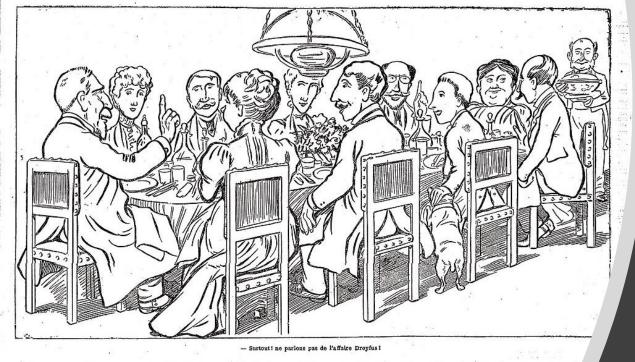




Switch to old experience ? Cancel X Auto refresh every 30 seconds Details Models Data guardrails Properties Logs Outputs Y Search to filter items... Algorithm name R2 score ↓ Created Duration Status Model VotingEnsemble 0.5196837276672349 Completed September 21, 2019 2:46 PM 00:01:17 StandardScalerWrapper, LightGBM 0.4852919777734466 September 21, 2019 1:54 PM 00:00:58 Completed StandardScalerWrapper, LightGBM September 21, 2019 2:21 PM Completed 0.4746368450470218 00:01:01 MinMaxScaler, LightGBM September 21, 2019 2:02 PM Completed 0.47353390887812713 00:00:59 September 21, 2019 1:52 PM Completed RobustScaler, LightGBM 0.47016213061020473 00:01:01 StandardScalerWrapper, GradientBoosting 0.44737229156006003 September 21, 2019 2:28 PM 00:00:59 Completed MinMaxScaler, LightGBM September 21, 2019 2:20 PM Completed 0.43807341418747736 00:01:00 Completed MaxAbsScaler, LightGBM 0.42676793245406075 September 21, 2019 1:50 PM 00:00:56 Completed StandardScalerWrapper, GradientBoosting 0.41510107470261814 September 21, 2019 2:42 PM 00:00:59 RobustScaler, LightGBM 0.4130161122924981 September 21, 2019 2:40 PM Completed 00:01:07







La fin des Data Scientists?



Par Caran d'Ache — Cette image provient de la Bibliothèque en ligne Gallica sous l'identifiant ARK bpt6k2842896/f3.item, Domaine public, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=438435





Paul Péton Lead Data Scientist paul.peton@azeo.com 06 11 10 22 01



Benjamin Benito Consultant Data & Al benjamin.benito@azeo.com



SIÈGE SOCIAL

52 Avenue André Morizet

92100 Boulogne-Billancourt

Paris – Bordeaux - Nantes - Toulouse









