Étude de cas en statistiques et informatique décisionnelle

STID Villetaneuse Novembre 2021

©Mohammed GHESMOUNE, Senior Data Scientist @ Euro-Information

Cours	Détails	Objectifs
Introduction à la Data Science	des données ; Introduction au Machine Learning ; Etapes d'un	Donner un aperçu des principaux concepts autour de la Data ; comprendre les grandes étapes de construction d'un projet de ML.
Data Cleaning		Préparer et nettoyer les données afin d'être traitées par un alogrithme de ML.
Feature engineering	Information mutuelle ; Création de features ; Variables catégorielles ; PCA ; Target encoding.	Extraire des caractéristiques à partir de données brutes.
Machine learning	Underfitting et Overfitting	Construire un modèle de ML, comment valider un modèle, comprendre et éviter le sous-apprentissage et le surapprentissage.
Classification des données avec SVM	Appliquer le SVM pour classifier les données.	Utiliser le SVM pour classifier les données.
Clustering des données avec k-means	Appliquer le k-means pour clusteriser les données.	Utiliser le k-means pour clusteriser les données.
Visualisation des données	Vicilalicer les données et les résultats	Manipuler une ou plusieurs biliothèques pour visualiser les données et les résultats.
Industrialisation des modèles	Industrialiser et mettre en production un modèle de ML.	Industrialiser et mettre en production un modèle de ML.

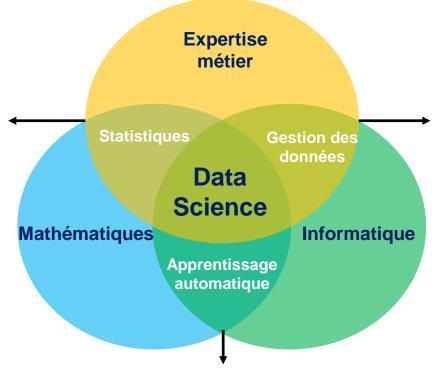
Étude de cas – plan de la présentation

- Introduction à la Data Science
 - Éléments de vocabulaire : qu'est-ce que la Data Science, gestion des données
 - Apprentissage Automatique (supervisé, non-supervisé, désambiguïsation)
 - Quiz
- Workflow d'analyse des données
 - Composants d'un workflow d'analyse de données
 - Relation entre les différents domaines de la data science
- Étapes d'un projet Machine Learning

Éléments de vocabulaire : qu'est-ce que la Data Science

La Data Science est un domaine multidisciplinaire, à l'intersection de l'informatique, des mathématiques et de l'expertise métier. Un data scientist formalise une approche analytique à partir d'un besoin métier, analyse la performance et industrialise une solution analytique.

Les statistiques sont à l'origine des méthodes d'apprentissage. C'est à partir des théorèmes statistiques que sont créés les méthodes qui permettront à une machine d'apprendre et d'extrapoler.



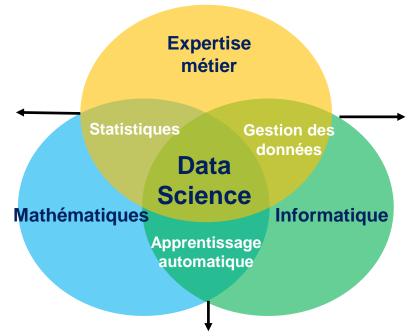
L'apprentissage est l'étape clef d'un projet de data science. On apprend des données de l'échantillon et on applique les logiques sur de nouvelles données. Les données sont généralement stockées dans des bases de données.

Ces données seront sélectionnées et constitueront des échantillons, nécessaires à l'apprentissage.

Éléments de vocabulaire : Cas d'usage d'un projet de data science

Concrètement, la science des données permet d'utiliser les données de façon créative pour générer une valeur pour les entreprises. Par exemple, Notflix cherche à définir les séries qui seront les plus populaires. Pour cela, ils essaient de comprendre ce qui suscite l'intérêt des utilisateurs, et donc les prochaines séries les plus visionnées.

Les statistiques sont à l'origine des méthodes d'apprentissage utilisées ici : fréquences, probabilités, théories mathématiques etc.



Notflix « track » le parcours utilisateur de chacun de ses clients (i.e. leurs activités de visionnage)

Ces données seront stockées dans des bases de données internes.

Une partie de ces données sera extraite et utilisée pour entrainer le modèle de prédiction.

Les données sont utilisées afin d'en déduire des tendances de visionnage.

Cela peut être par des règles directes par ex. « Les utilisateurs féminins regardent à 80% des séries comiques » ou par des tendances d'utilisations qu'une machine apprend par ex. «Si l'utilisateur a regardé la série A en peu de temps et a commencé la B sans la finir alors il aimera la série C »

Éléments de vocabulaire : Gestion des données





Jeux de données

Collection de données associées entre elles et accessibles individuellement ou de façon combinée, ou gérées comme une entité.

Elles peuvent venir de différentes sources telles que les bases de données ou les fichiers Excel.



Echantillon

Ensemble d'éléments issus du jeu de données.

L'échantillonnage vise à obtenir une meilleure connaissance de la population initiale par l'étude d'un nombre d'éléments jugé statistiquement représentatif.



Features

Chaque élément de l'échantillon possède des caractéristiques appelées <u>features</u>.

Ces features peuvent être issues des données brutes (ex: les colonnes de la BDD ou du fichier) ou de transformations initiées par le data scientist ou de l'algorithme lui-même.



Label

Un label correspond au résultat qu'on s'attend à recevoir du modèle.

Parfois, l'échantillon qui servira à l'entrainement sera labellisé. Les labels seront utilisés par le modèle pour lier les features importantes à chacune des valeurs du label possible et extrapoler sur les prochains éléments.

Informations contrôlées par des référentiels et présentées dans des cases permettant leur interprétation et leur traitement facile par des machines

Données structurées

Données qui ne respectent aucune organisation.

Par exemple: les images, documents textuels, fichiers audio, vidéo

Données non structurées











SYNONYMES

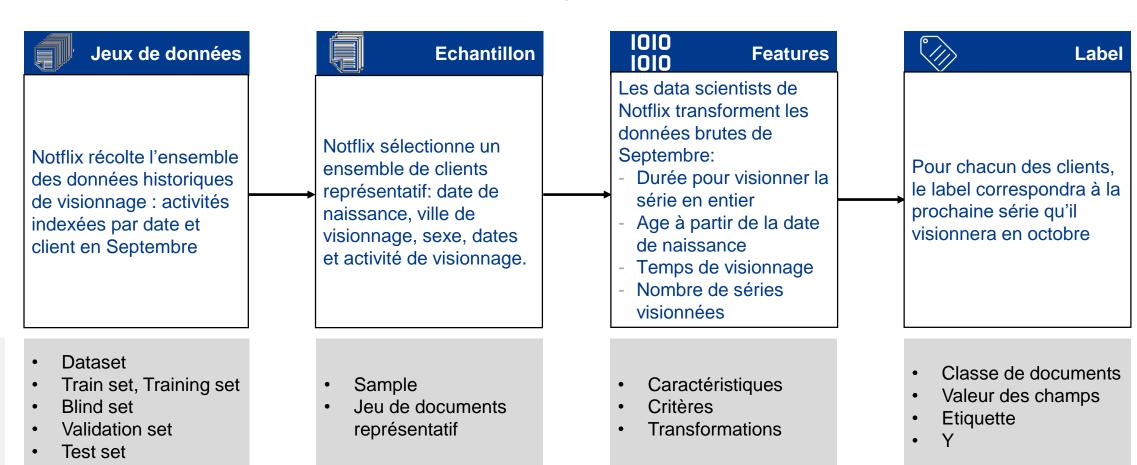
Introduction à la Data Science



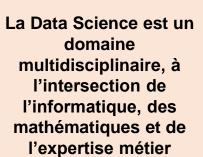
Éléments de vocabulaire : Gestion des données

Problématique : Notflix souhaite savoir sur quelle série investir pour le mois d'Octobre ?

Pour répondre à cette problématique, Notflix doit répondre à la question suivante: Quelle sera la série la plus visionnée en Octobre à partir des données de visionnage de Septembre ?



Apprentissage Automatique



Forme d'intelligence artificielle (IA) qui permet à un système d'apprendre à partir d'un jeu de données et extrapoler sur de nouvelles données

Méthode qui apprend des données, généralement, non structurées. Les méthodes de DL préparent les features automatiquement

DATA SCIENCE

MACHINE LEARNING

EXEMPLES d'application :

- Classification (ex :présence ou non d'indicateurs pour aider au diagnostic médical)
- Clustering (ex : segmenter une BDD utilisateurs)
- Régressions (ex : prédire le chiffre d'affaire)

DEEP LEARNING

(réseaux de neurones)

EXEMPLES d'application :

- Extraction de texte
- Reconnaissance d'images
- Traduction automatique
- Assistant vocal
- Voitures autonomes



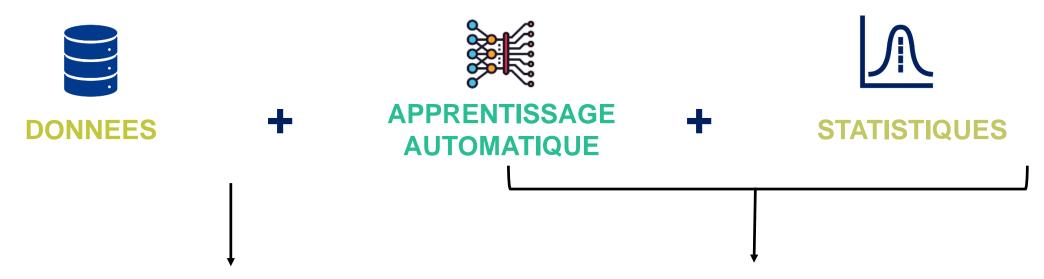
OUTPUT MODELE MACHINE LEARNING

Représentation de ce qu'un système ML a appris à partir des données d'apprentissage. Modèle = Algorithme + Data + Apprentissage.





Interactions entre les différents composants et leviers d'action



Il existe 2 grandes familles d'apprentissage:

- L'apprentissage supervisé : données labellisées au préalable
- L'apprentissage non supervisé : données sont non labellisées.

Derrière chaque algorithme de data science, se cache des **méthodes statistiques**. Ces méthodes sont **ajustables** via :

Des hyper-paramètres qui sont des leviers utilisables par l'humain :

- Choisis par l'homme
- Peuvent être fixés par un contexte métier

Des paramètres qui sont des leviers utilisables par la machine :

Appris par la machine lors de la phase d'apprentissage

Expertise metter Consorted Science Mathématiques Apparentism Appar

L'apprentissage supervisé

On entraîne un modèle à reproduire approximativement un comportement humain en lui demandant de réaliser une tâche précise. Pour ce faire, on lui présente un grand nombre de résultats attendus.

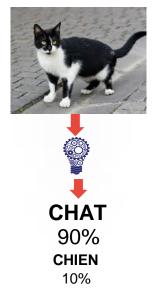
Après entraînement, on présente au modèle une image qu'il n'a jamais vue :

- Il est capable de prédire le type d'animal qui apparait sur la photo
- mais avec un risque d'erreur (pas de règles précises = pas de certitude)

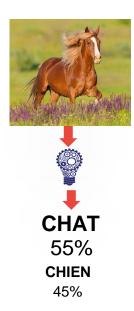
Le modèle n'apprend pas seul : il ne connaît rien du monde en dehors des exemples qu'on lui a montrés lors de la phase d'entraînement On améliore progressivement les performances en augmentant le nombre d'exemples d'entraînement pour constituer un panel représentatif de tous les cas possibles



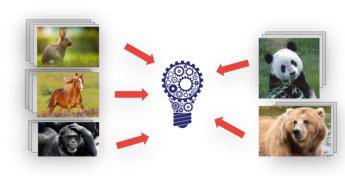
Ex: ici, on demande au modèle d'apprendre le type d'animal présent sur une image, avec les deux résultats attendus possibles: chat ou chien



Ex : ici, le modèle prédit avec une probabilité de confiance de 90%, qu'il s'agit d'un chat



Ex : ici, le modèle tente de rapprocher l'image du cheval à un chien ou à un chat mais avec un taux de confiance bas



Ex : ici, on donne le maximum d'images d'animaux labellisées pour entraîner le modèle pour qu'il puisse reconnaitre un maximum d'animaux

Expertise centre at Data Science Mathematique (prostateur) Informatique (prostateur) (prostateur) (prostateur) (prostateur)

L'apprentissage non-supervisé

Lors de l'entrainement, on donne au modèle un nombre important d'images sans aucune indication permettant de les différencier Le modèle fait de lui-même, des regroupements (clusters) d'images similaires qui selon lui présentent des caractéristiques communes Après entraînement, on donne au modèle une image qu'il n'a jamais vue :

- Il est capable de rapprocher
 l'image d'un cluster qu'il a
 identifié au préalable
- Mais avec un risque d'erreur (pas de règles précises = pas de certitude)

Le modèle n'apprend pas seul : il ne connaît rien du monde en dehors des exemples qu'on lui a montrés lors de la phase d'entraînement. Il donnera toujours une prédiction pour l'image présentée, avec un risque

d'erreur

On améliore progressivement les performances du modèle en augmentant le nombre d'exemples d'entraînement pour constituer un panel représentatif de tous les cas possibles









CLUSTER B

90%

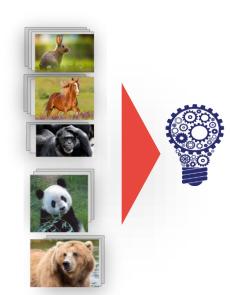
CLUSTER A







55%
CLUSTER A
45%



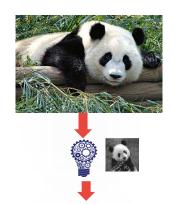


La désambiguïsation

Le modèle rapproche l'image soumise des exemples les plus similaires vus pendant la phase d'entraînement pour sélectionner les résultats les plus probables

Si des exemples trop similaires sont présentés pour deux types d'animaux, le modèle ne peut pas désigner avec confiance l'une des deux catégories Le modèle *peut* alors proposer **plusieurs suggestions** à l'utilisateur

Dans certains cas, si les probabilités sont trop proches, on peut demander à l'utilisateur de choisir via la désambiguisation Sur la base des retours utilisateurs, le modèle va être progressivement amélioré en ajoutant de nouveaux exemples d'entrainement



90% PANDA 8% OURS 1% SINGE 1% LAPIN



58% LAPIN 40 % CHAT 2% PANDA



50% LAPIN 45% CHAT 5% PANDA

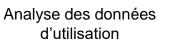


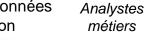
58% LAPIN 40 % CHAT 2% PANDA



50% LAPIN 45% CHAT 5% PANDA

Désambiguïsation





- Enrichissement de la base d'exemples
- Suivi des erreurs
- Test des modifications



74% LAPIN 25% CHAT 1% PANDA **78% CHAT 20% LAPIN**

2% PANDA

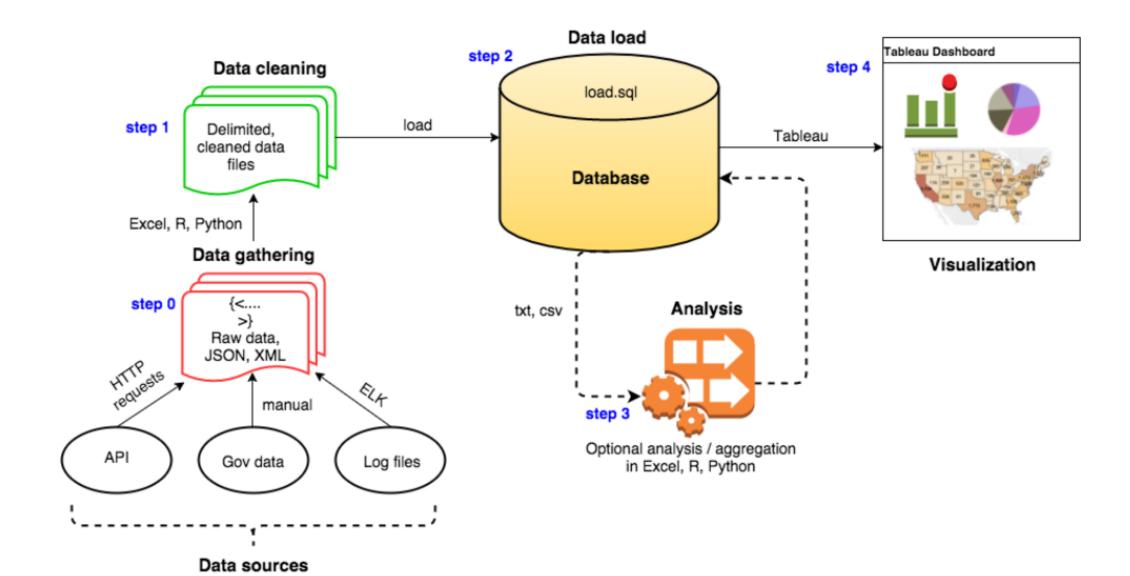
Amélioration du taux de confiance

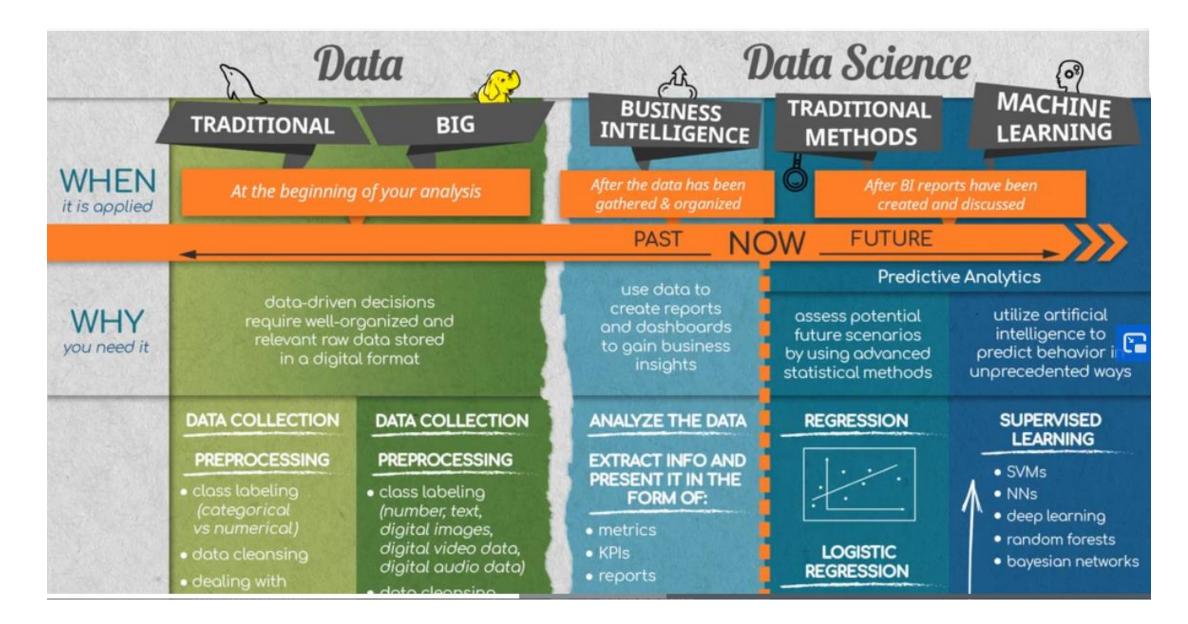
Quiz Apprentissage supervisé ou non-supervisé?

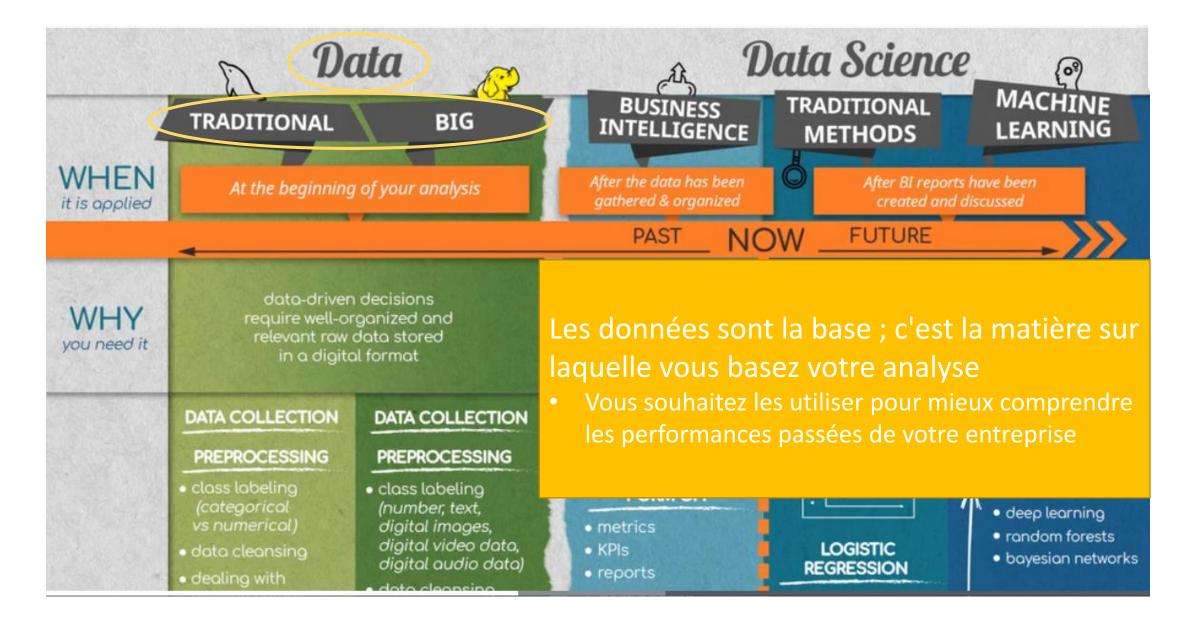
- 1. Prédiction du chiffre d'affaire d'une entreprise
- 2. Détection de fraude
- 3. Segmentation de clients
- 4. Classification de documents (RIB, CNI, Facture, etc.)
- 5. Systèmes de recommandation
- 6. Traduction automatique de langue
- 7. Self-driving cars

Workflow d'analyse des données

Composants d'un workflow d'analyse de données



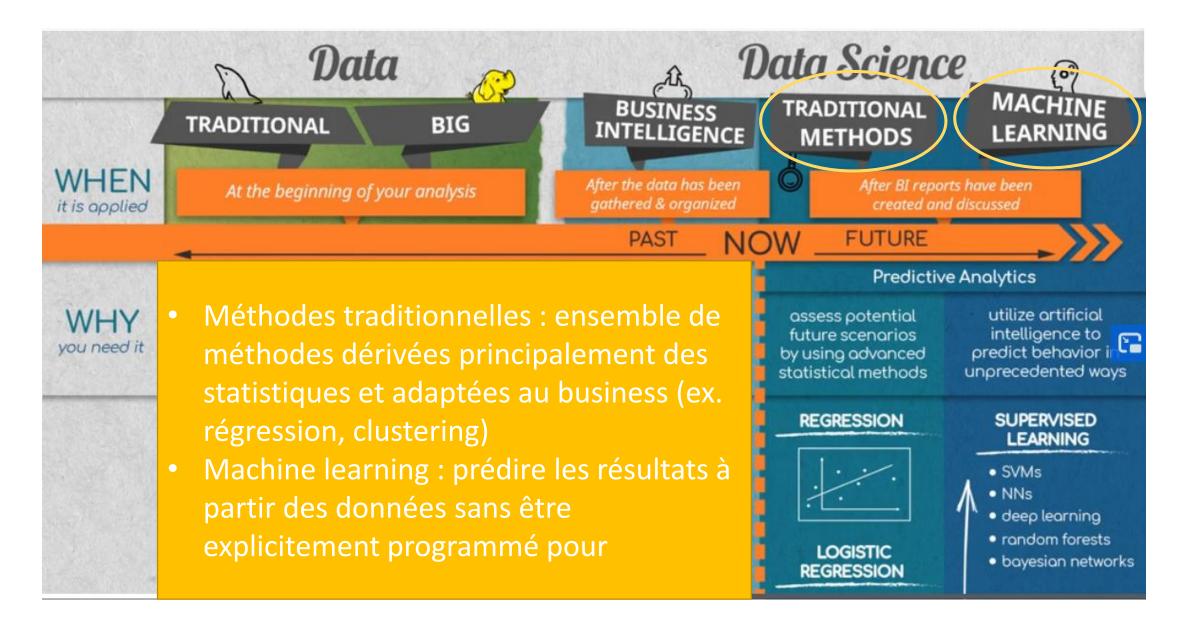






- impliqués dans le processus d'analyse, de compréhension et de communication des données passées disponibles
- Un analyste BI traduit les données brutes en métriques et visualisations

EXTRACT INFO AND SVMs PRESENT IT IN THE • NNs FORM OF: · deep learning metrics random forests LOGISTIC KPIs bayesian networks REGRESSION reports

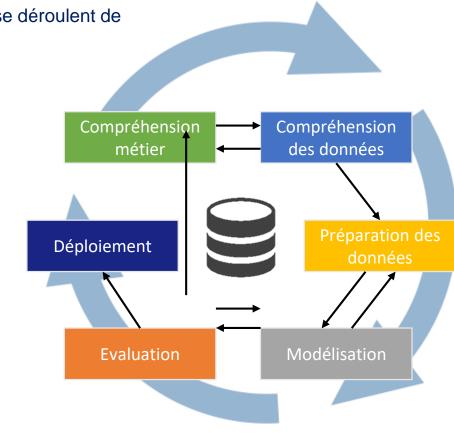


Étapes d'un projet Machine Learning

Étapes d'un projet Machine Learning

Chaque projet **d'apprentissage automatique** suit **6 étapes** principales qui se déroulent de manière **itérative** afin d'atteindre les meilleurs résultats.

Compréhension métier	Comprendre les éléments métiers et les problématiques qu'on veut résoudre ou améliorer	
Compréhension des données	Identifier les données à analyser et comprendre leur signification d'un point de vue métier	
Préparation des données	Construire, nettoyer et recoder les données brutes pour les rendre compatibles avec les algorithmes qui seront utilisés dans l'étape suivante	
Modélisation	Choisir, paramétrer et tester les différents algorithmes.	
Evaluation	Vérifier que les modèles obtenus répondent aux objectifs formulés dans la première étape	
Déploiement	Mettre en production les modèles obtenus	



Généralement, les modèles s'inscrivent dans une stratégie long terme.

Des analystes suivent régulièrement les performances afin de les maintenir. Lorsqu'ils observent des déviations, ils analysent les causes des déviations et prennent des mesures adaptées incluant une éventuelle refonte du modèle:

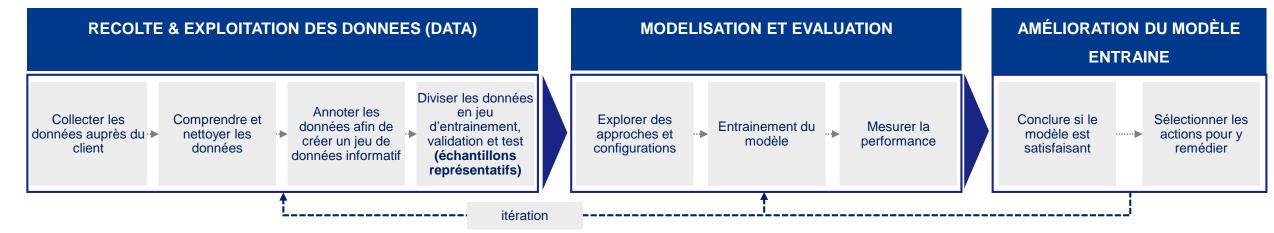
- Alimentation par de nouvelles données
- Nouvelles transformations des données
- Ré entrainement du modèle (nouveaux paramètres, algorithmes)

Description

Étapes d'un projet Machine Learning

Cycle de conception d'un modèle de ML

- Avant de démarrer un projet de Machine Learning, il est nécessaire d'explorer les différentes approches ML et de les prioriser en fonction de leur potentiel. Les autres suggestions seront conservées et éventuellement explorées afin d'améliorer le modèle entrainé.
- Une fois le modèle satisfaisant trouvé, il sera mis en production et monitoré à l'occasion de l'amélioration continue.



L'objectif est d'obtenir 3 jeux de données représentatifs.

Ces données seront utilisées pour:

- Entrainer / paramétrer un modèle
- Valider le modèle sur des données représentatives
- Tester le modèle afin de s'assurer que les performances obtenues seront consistantes en production

Les données initiales seront annotées par le métier.

La modélisation consiste à produire un modèle qui, à partir des données annotées initiales, permet de prédire:

- La classe de l'image
- Le texte contenu dans cette image
- La correspondance entre le texte et les champs attendus

Un critère d'évaluation sera défini et servira à mesurer la précision du modèle en comparant les annotations avec l'output de ce modèle.

Si la performance du modèle est satisfaisante, mise en production du modèle sélectionné lors de la phase de modélisation.

Si la performance du modèle n'est pas satisfaisante des solutions seront proposées pour améliorer le modèle et une **nouvelle itération** du cycle de conception sera menée.

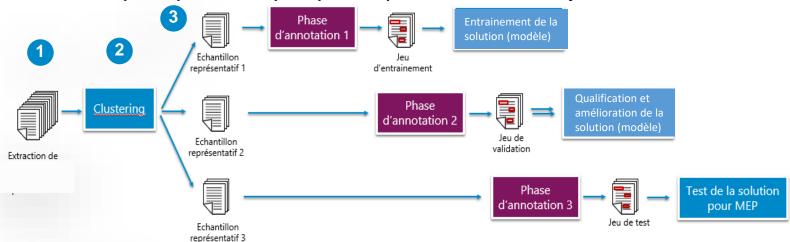
Définitions

Utilisations

Étapes d'un projet Machine Learning

Récolte & exploitation des données | Les jeux de données

Le schéma ci-après représente les principales étapes de constitution des jeux de données:



Ci-dessous, les spécificités de chacun des jeux de données:

Jeu d'entraînement (Train Set = TS)

- Le jeu d'entrainement va permettre de développer le projet OCR en **entrainant la solution** (que ce soit par le biais d'un paramétrage de mots clé ou par du Machine Learning). Il s'agit du seul jeu pré-requis pour le démarrage des travaux OCR
- Utilisé par les analystes pour générer des règles (solution programmée)
 OU
- Utilisé par l'algorithme de Machine Learning (e.g. Tesseract) pour produire le modèle (solution entraînée)

Jeu de validation (Validation Set = VS)

- Le jeu de validation servira à qualifier la version du projet OCR avec des documents n'ayant pas été utilisés pour l'entrainement, afin d'avoir des résultats plus proches de la réalité. Des itérations d'optimisation de l'OCR seront effectuées à partir de cet échantillon.
- Utilisé par les analystes pour valider un modèle en cours de développement

- Documents fournis par le client ou issus de la production
- Le clustering consiste à regrouper ces documents en fonction de leurs caractéristiques communes (classe, modèle de document, qualité de numérisation, etc.). Ex : 100 clusters
- 3 Extraction aléatoire de quelques documents de chaque cluster pour constituer trois jeux de données représentatifs des documents en production

Jeu de test (Blind Set = BS)

- Le jeu de test sera utilisé pour vérifier que les taux obtenus sur ces nouveaux documents sont conformes à l'attendu et permettent une mise en production.
- Utilisé par les analystes pour confirmer la validation pour mise en recette/production une fois le modèle satisfaisant. (Il sert également à confirmer que l'on n'a pas biaisé le modèle sur le jeu de validation)

Étapes d'un projet Machine Learning

Modélisation | Les différentes étapes

Avant et post mise en production d'un modèle, <u>trois niveaux d'indicateurs</u> peuvent être contrôlés (1). Les priorités sont définies selon les besoins du projet :

Nb pages « mal



EXHAUSTIVITÉ de Classification

Taux de classification par classe de document = Nb pages classées

Nb total de pages à classer

Taux d'extraction moyen par classe de document = Nb champs extraits

Nb total champs extractables (2)



PRECISION de Classification

Taux d'erreur de la classification par classe de document = Classées » (3)

Nb pages classées

Taux d'erreur de l'extraction par classe de document =

Nb champs « mal extraits »

Nb total champs extraits

Exemple

Objectifs	Classe 1 (ex: contrat prêt)	Classe 2 (ex: contrat assur.)	Classe 3 (ex: carte identité)
Taux de classification année 1	90%	90%	90%
Taux de classification année 2	90%	90%	92%
Taux de classification année 3	89%	89%	94%
Taux d'extraction année 1	80%	80%	
Taux d'extraction année 2	75%	75%	
Taux d'extraction année 3	70%	70%	
Taux erreur classification année 1	1%	2%	1%
Taux erreur classification année 2	1%	2%	1%
Taux erreur classification année 3	2%	2%	2%
Taux erreur extraction année 1	6%	3%	
Taux erreur extraction année 2	6%	3%	
Taux erreur extraction année 3	7%	4%	

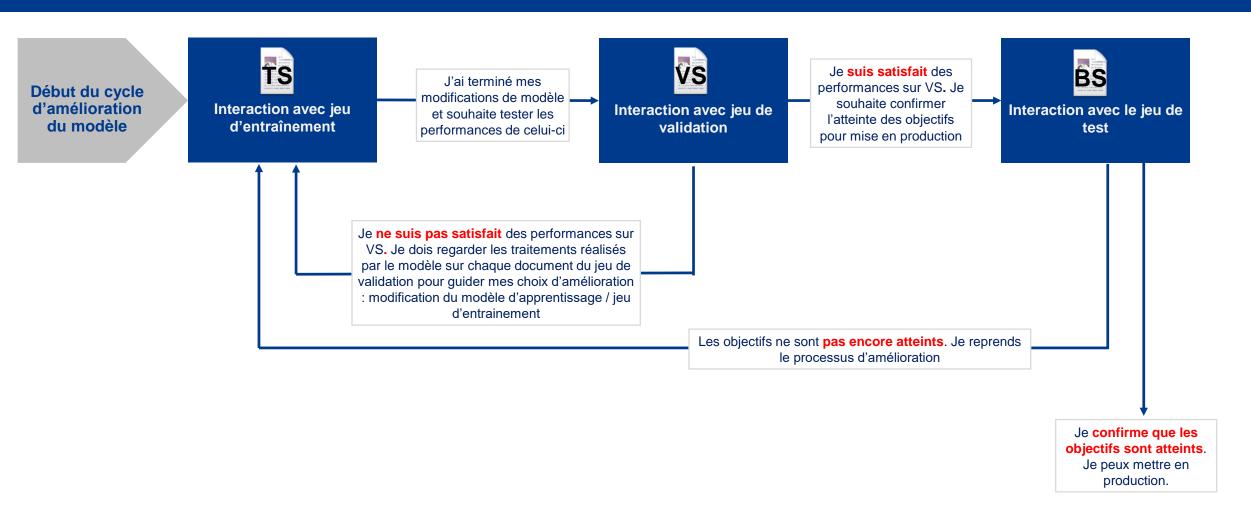
- (1) Ces métriques sont calculées en appliquant le modèle d'apprentissage sur le Jeu de Test.
- (2) Selon comparaison entre le modèle d'apprentissage et les annotations manuelles sur le Jeu de Test
- (3) Selon le nombre de champs de la vérité terrain, non le nombre de champs demandés (ex : sur une CNI scannée seulement au recto, 2 champs sont annotés, même si les règles métiers demandent 3 champs)



Étapes d'un projet Machine Learning

Amélioration du modèle entrainé

Comment améliorer le modèle entrainé?



Les points clefs à retenir

Les points clefs à retenir



- 1. La Data Science est un domaine **pluridisciplinaire**
- 2. Un modèle = données + algorithme + entrainement
- 3. La machine apprend **uniquement** à partir des exemples qu'on lui donne
- 4. La qualité, quantité et représentativité des données d'entrainement sont clefs pour la performance d'un modèle
- 5. Un modèle de Machine Learning est probabiliste : il donne un **taux de confiance**. Un modèle fiable à **100**% n'existe pas !
- 6. L'utilisation de techniques d'apprentissage automatique permet de faciliter les projets (réutilisation des modèles, moins d'exploration manuelle, etc.)
- 7. Trois jeux de données pour un modèle : **entrainement**, **validation** et de **test**
- 8. L'amélioration continue est un élément clef dans un projet d'apprentissage automatique.