```
mirror_object
 peration == "MIRROR_X":
irror_mod.use_x = True
mirror_mod.use_y = False
"Irror_mod.use_z = False
 operation == "MIRROR_Y"
 Irror_mod.use_x = False
 irror_mod.use_y = True
 lrror_mod.use_z = False
  operation == "MIRROR_Z";
  rror_mod.use_x = False
  rror_mod.use_y = False
  rror_mod.use_z = True
  welection at the end -add
   ob.select= 1
    Cours Machine Learning
   lrror_ob.select = 0
 bpy.context.selected_obj
  ata.objects[one.name].sel
  int("please select exact
                         Alison PATOU
  -- OPERATOR CLASSES
                   Patou.alison@gmail.com
   X mirror to the selected
    pes.Operator):
  ject.mirror_mirror_x"
  Fror X"
```



## Programme









Introduction

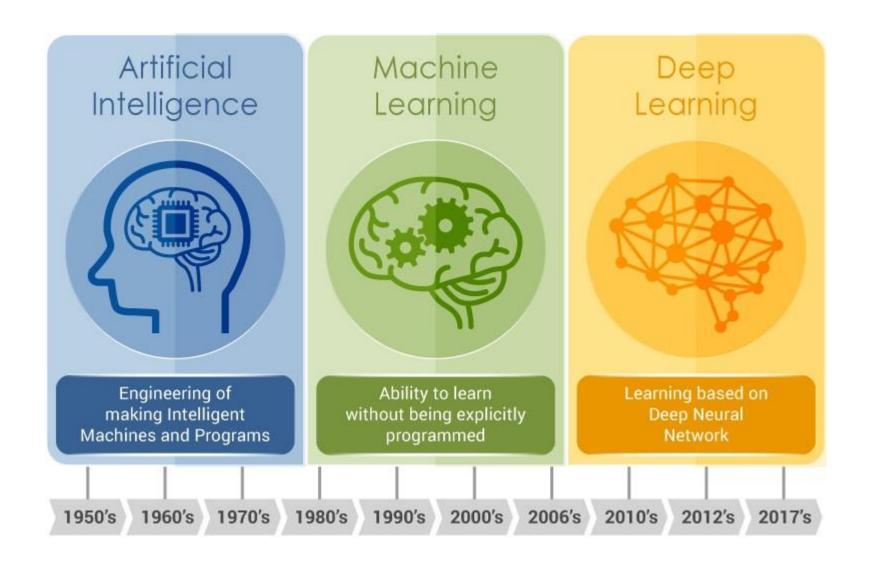
Jupyter Notebook Langage Python

Machine Learning

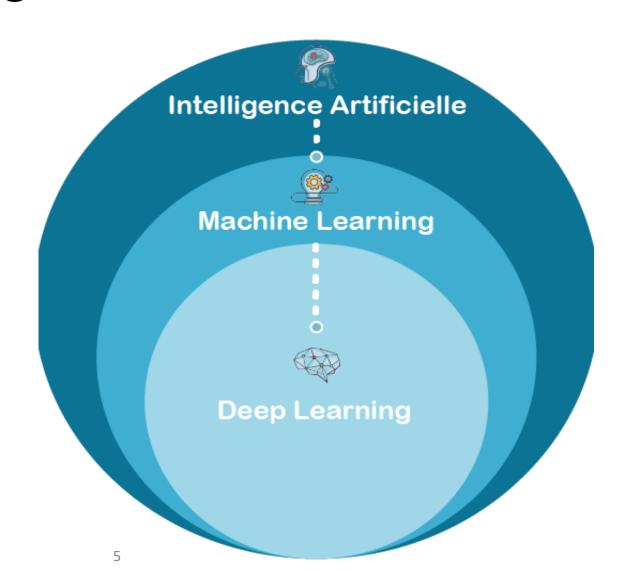
1

Introduction

# Histoire du Machine Learning

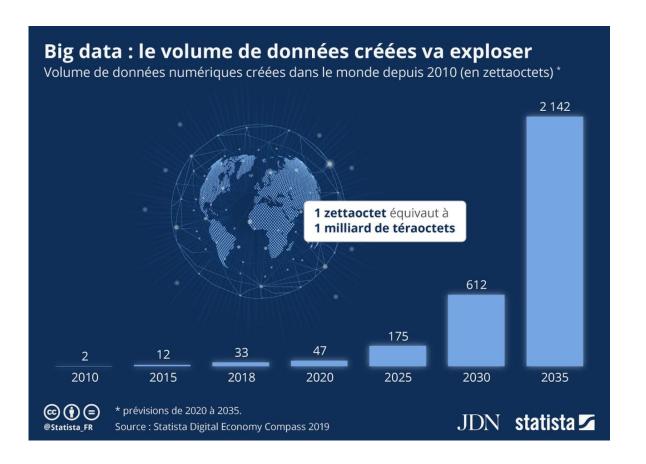


# Machine Learning et Deep Learning : Contributeurs de l'Intelligence Artificielle

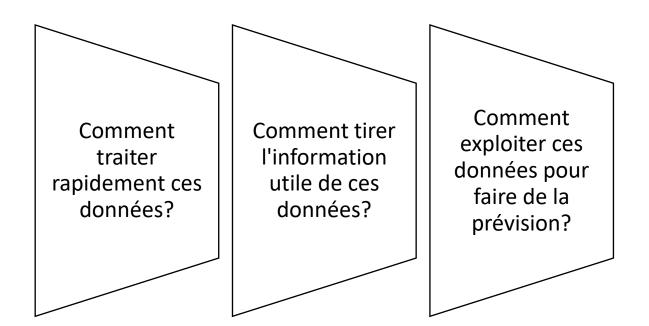


# Le Big Data, c'est quoi?

Données Développement d'Internet massives Infrastructures à Production capacité élevée de stockage et exponentielle de de traitement de données données



# Le Big Data et le Machine Learning



→ Objectifs du Machine Learning

#### Intelligence Artificielle, Machine Learning et Deep Learning

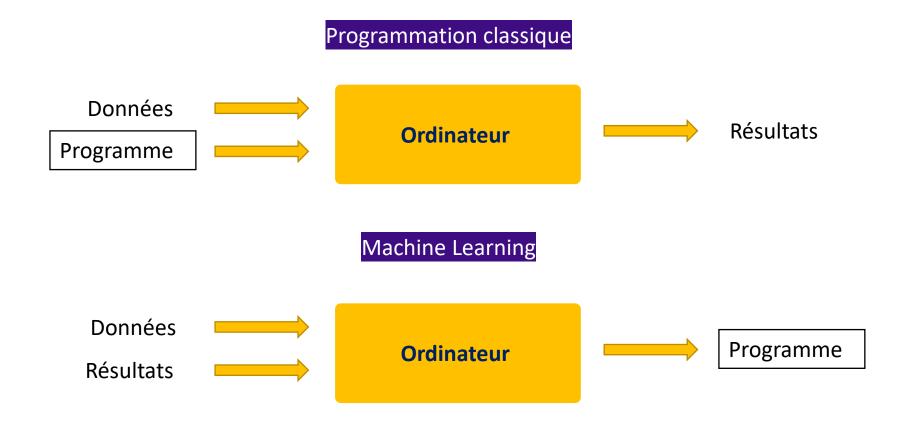
#### Le Machine Learning

Arthur Samuel, 1959

« Un champ d'étude qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés. »



#### Machine Learning vs Programmation classique



Intelligence Artificielle, Machine Learning et Deep Learning

Le Machine Learning, pourquoi maintenant?

- De nombreux algorithmes efficaces et efficients sont disponibles
- De grandes quantités de données sont disponibles
- De grandes quantités de ressources de calcul sont disponibles

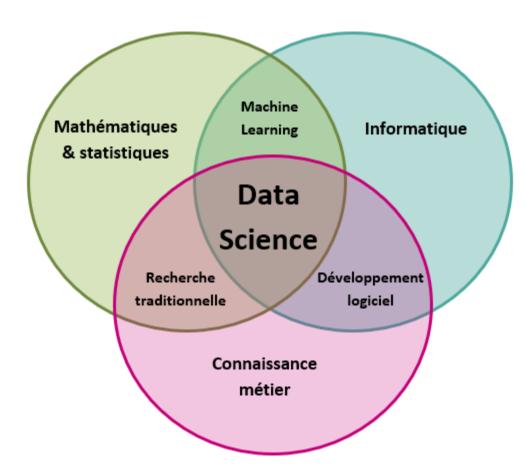
#### Mathématiques, statistiques, data mining et data science

#### Patil (LinkedIn) et Hammerbacher (Facebook):

« Analyste, ça fait trop Wall Street ; statisticien, ça agace les économistes ; chercheur scientifique, ça fait trop académique. Pourquoi pas "data scientist" ? »

#### J. Wills (Cloudera):

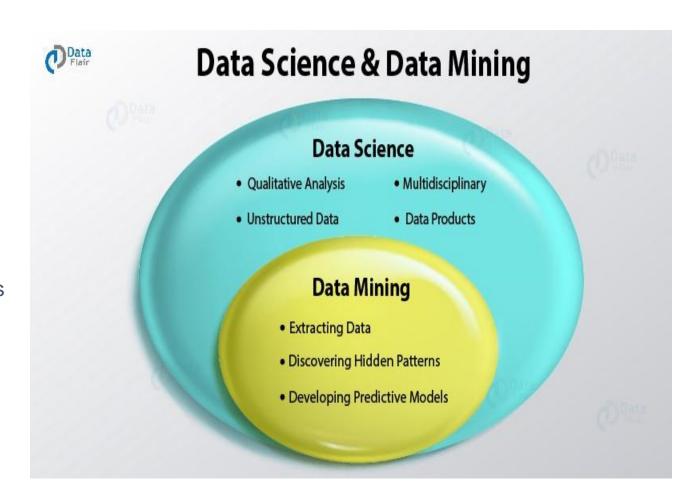
« Data scientist (n): Person who is better at statistics than any software engineer and better at software than any statistician »



#### Mathématiques, statistiques, data mining et data science

#### Data science:

- ☐ Existence du concept depuis 1960
- Domaine
- Etude scientifique
- Construction de modèles prédictifs, analyse sociale et découverte de faits inconnus
- Multidisciplinaire
- ☐ Données structurées, semi-structrées et non structurées
- □ Science axée sur les données
- Créer des produits centrés sur les données pour une organisation

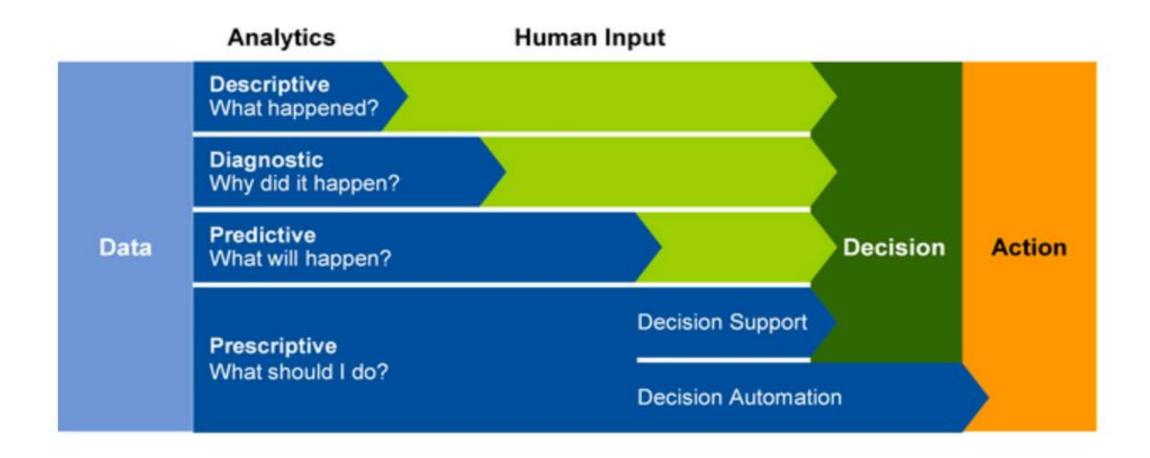


#### Mathématiques, statistiques, data mining et data science

#### Data mining (exploration de données) :

- ☐ Apparition du concept dans les années 1990
- ☐ Technique
- Processus métier
- ☐ Découvrir des faits inconnus ou ignorés
- ☐ Sous-branche de la data science
- Données structurées
- Archéologie des données ou extraction de connaissances
- □ Rendre les données disponibles plus utilisables

#### Analyse descriptive, prédictive et prescriptive



## Analyse descriptive, prédictive et prescriptive

Analyse descriptive :	
	Collecter, catégoriser et classer les données
	Identifier et visualiser les modèles
Analyse prédictive :	
	Planification et prise de décision à partir de modélisation
	Modélisation du processus de ce qui s'est passé et ce qui se passera
Analyse prescriptive :	
	Prescrire la meilleure décision à partir des données décrites et des predictions disponibles
	Evaluer les résultats

### Applications du Machine Learning

## **Exemples d'applications**

Le diagnostic médical
La détection de fraude
Le filtrage de spam dans le courrier électronique
Les systèmes de recommandations (articles dans un journal, livres, films, musiques,)
Les investissements financiers
Lecture de chèques
L'aide à la prise de décision
Reconnaissance de paroles
Reconnaissance de caractères manuscrits
Analyse de satisfaction client

## Typologie des algorithmes : exemples

Quatre types d'algorithmes : ☐ Popularité Mesure d'audience, décompte de clics des sites web
<ul> <li>□ Autorité</li> <li>Classement de l'information, force sociale d'une page à partir du nombre de citations</li> </ul>
☐ Réputation Influence sur les réseaux sociaux (likes ou autre émoticône)
<ul> <li>□ Prévision</li> <li>Comportement des internautes, orientation contenu publicitaire (cookies)</li> </ul>

#### Communauté Data Science et Challenges Kaggle

#### Kaggle, c'est quoi?

- ☐ Une plateforme de competitions de data, de Machine Learning
- L'objectif est de créer le meilleur algorithme possible capable de résoudre une problématique donnée
- □ Acquisition de nouvelles compétences, reconnaissance de la communauté et gain financier



A platform for predictive modeling competitions.



"We're making data science into a sport."

#### Communauté Data Science et Challenges Kaggle

#### The Netflix Prize

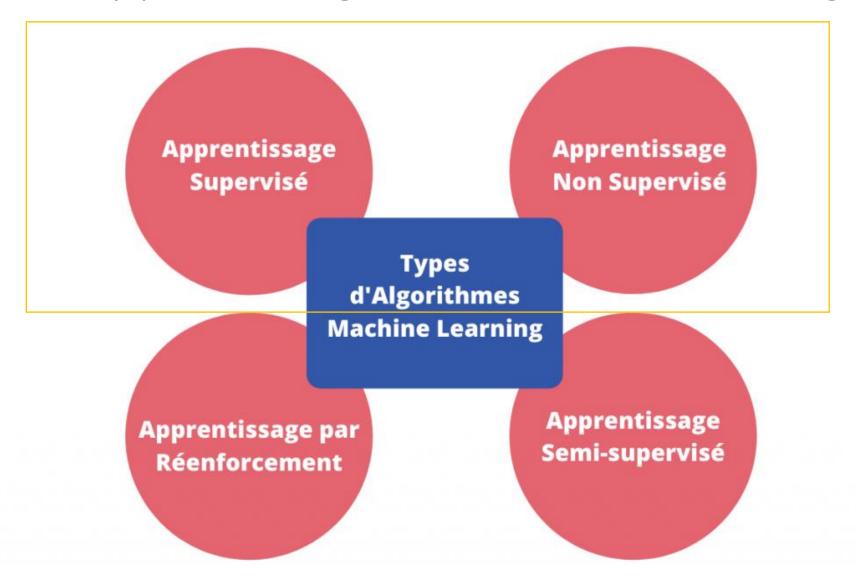
- ☐ Concours organisé par Netflix via Kaggle
- ☐ Réaliser le meilleur algorithme pour prédire les notes des utilisateurs pour les films
- ☐ Récompense de 1 million de \$
- ☐ Prix remporté en juin 2009 par l'équipe Pragmatic Chaos de Bellkor



The Winners of the Netflix Prize | Getty Images/Jason Kempin/Staff Editoria

2

Les différents types d'apprentissage de ML



Que fait chaque type de ML : objectif, types de données, familles de ML dans chacun de ces types etc



30 min

## Les différents types d'apprentissage

#### **☐** Apprentissage supervisé

- Chaque exemple est associé à une étiquette
- Objectif : prédire l'étiquette de chaque donnée
- Le système apprend à classer les données

#### ■ Apprentissage non supervisé

- Les exemples ne sont pas étiquetés
- Objectif : trouver une structure aux données
- Le système apprend un groupement des données

#### **☐** Apprentissage semi-supervisé

- Certains exemples sont étiquetés et d'autres non étiquetés
- Objectif : adapter le modèle à la structure du problème
- Le système entraîne des données étiquetées et exploiter les données non étiquetées (plus nombreuses) en vue d'améliorer les performances

## Les différents types d'apprentissage

- ☐ Apprentissage par renforcement
  - Les exemples sont (parfois) associés à une récompense ou une punition
  - Objectif : trouver les actions qui maximisent les récompenses
  - Le système apprend une politique de décision

## Apprentissage supervisé

#### Formulation du problème

- On dispose d'un certain nombre d'exemples de la réalisation d'une tâche, sous forme de paires (entrée, résultat)
- On souhaite réaliser un système capable de trouver de façon automatique et relativement fiable les résultats correspondant à toute nouvelle entrée qui pourrait lui être présentée

#### ☐ Trois types de tâches de l'apprentissage supervisé

- Régression: sortie de type continue
- Classification: sortie de type nominale
- Séries temporelles: prédire les valeurs futures d'une certaine quantité connaissant ses valeurs passées ainsi que d'autres informations. Par exemple le rendement d'une action en bourse...

## Apprentissage non supervisé

- ☐ L'objectif est de mettre en évidence des informations présentes mais cachées par le volume des données.
- ☐ Il n'y a pas de variable « cible » à prédire :
  - Analyse factorielle => Projeter un nuage de points sur un espace de dimension inférieure pour obtenir une visualisation de l'ensemble des liaisons entre les variables tout en minimisant la perte d'information.
  - **Association** => Trouver des événements ayant une forte probabilité de se réaliser ensemble.
  - Classement (Segmentation ou Clustering) => Identifier des groupes d'items ayant un comportement similaire. C'est le fait de regrouper des objets en groupes, ou classes, ou familles, ou segments, ou clusters de sorte que :
    - Deux objets d'un même groupe se ressemblent le plus possible
    - Deux objets de groupes distincts diffèrent le plus possible

# Types d'apprentissage en Machine Learning Autres types d'apprentissage

**□** Apprentissage par transfert

Transférer des connaissances acquises en réalisant une tâche antérieure, dans le but de réaliser une nouvelle tâche différente comportant des similitudes.

**☐** Apprentissage séquentiel

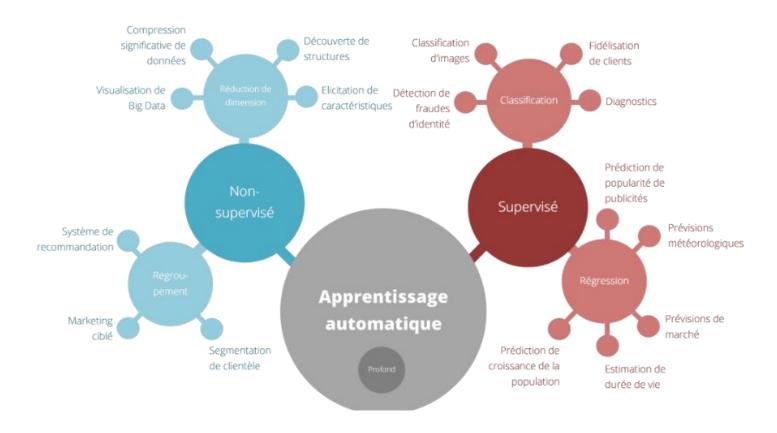
Apprentissage réalisé lorsque les données sont obtenues 'à la volée' et traitées les unes après les autres (« petit à petit »)

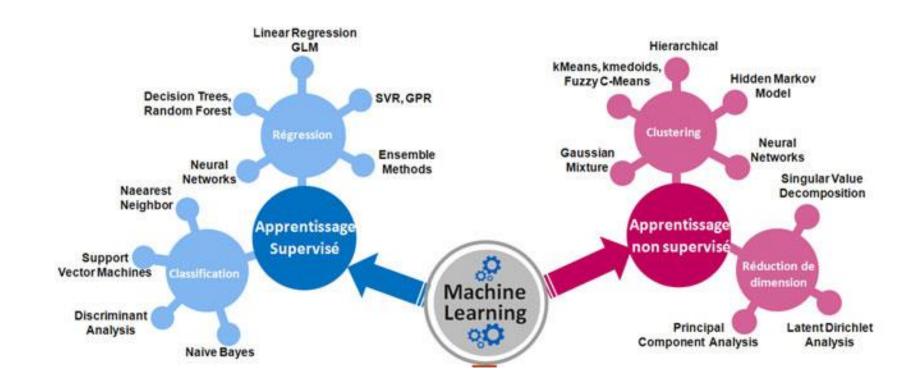
**□** Apprentissage actif

Apprentissage itératif du modèle en interaction avec un expert humain

3

Les algorithmes de ML





## La régression

- ☐ La régression est une technique de modélisation qui permet de mettre en équation une relation entre une variable à expliquer et n variables explicatives.
  - Exemple : je souhaite prédire le prix d'un bien immo (variable à expliquer) en fonction de sa superficie, nb de chambre, quartier, ... (variables explicatives)
- ☐ La régression permet d'analyser la manière dont une variable expliquée est affectée par les valeurs d'une ou plusieurs autres variables explicatives
- ☐ Un problème de régression consiste à chercher une fonction f telle que pour tout i, Yi soit approximativement égale à f(Xi).

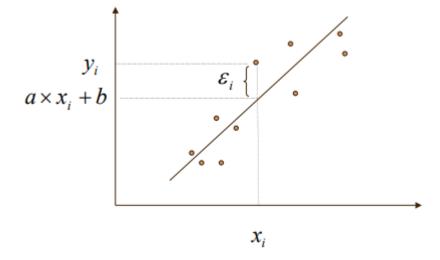
## La régression linéaire simple

#### Principe de la régression linéaire simple

☐ La relation entre deux variables x et y est décrite par :

$$Y_i = ax_i + b + \varepsilon_i$$

- Où *a* et *b* sont deux constantes que l'on cherche à évaluer et ε est un terme aléatoire que l'on appelle erreur
- On estime  $\boldsymbol{a}$  et  $\boldsymbol{b}$  grâce à l'échantillon  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$



## La régression linéaire multiple

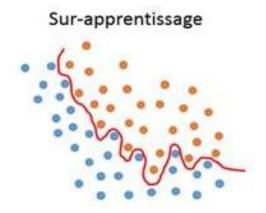
- ☐ Plus de deux variables
- $\square$  Une variable expliquée (ou endogène) y et plusieurs variables explicatives (ou exogènes)  $x_1, x_2, ..., x_i$ , avec i = 1,...,n
- ☐ La relation entre les variables est, dans ce cas, décrit par :

$$Y_{i} = a_{0} + a_{1}x_{i1} + a_{2}x_{i2} + \cdots + apxip + \varepsilon_{i}$$
,  $i = 1,...,n$ 

- Où  $a_0$ ,  $a_1$ , ...,  $a_p$  sont les paramètres du modèle à estimer
- $\varepsilon_i$  est l'erreur du modèle

## Limites des approches linéaires

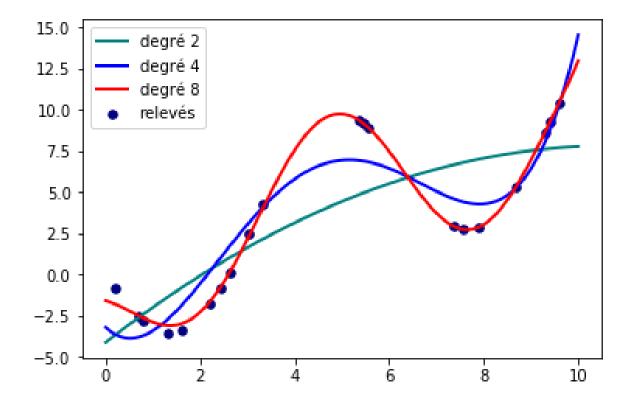
- Multicolinéarité
- ☐ Nombre de variables plus grand que celui d'observations
- ☐ Risque de sur-apprentissage



Un modèle trop spécialisé sur les données d'entraînement et qui se généralisera mal

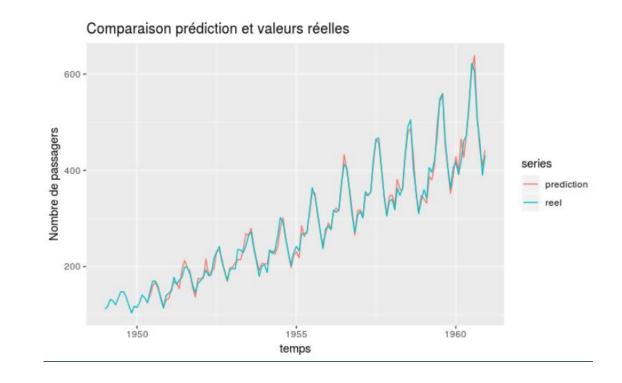
## La régression polynomiale

- ☐ Généralisation de la régression linéaire multiple
- ☐ Introduction de la non-linéarité
- Adaptée pour des données sans relation linéaire apparente



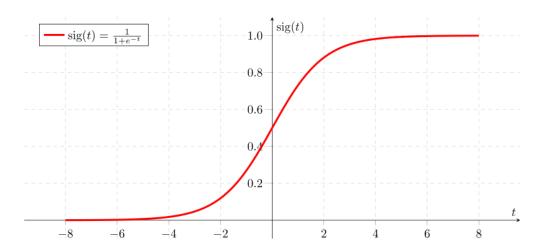
## Les séries temporelles

- ☐ Suite d'observations d'une même variable dans le temps
- Evolution d'une variable dans le temps
- ☐ PIB d'un pays, revenu d'un individu, pluviométrie, nombre de votants



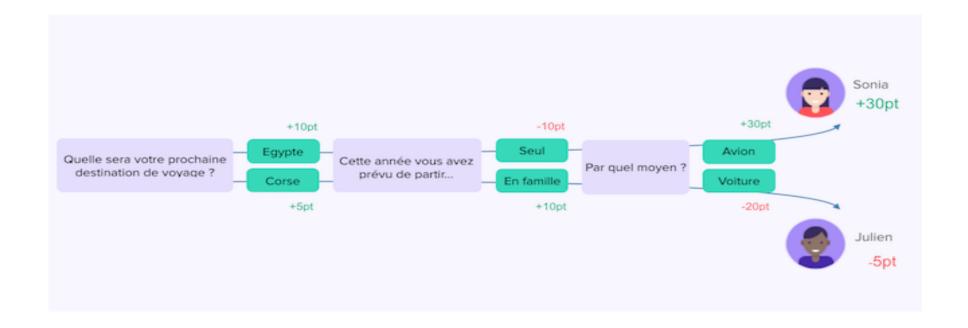
## La régression logistique

- ☐ Modèle de classification linéaire dans lequel Y a deux valeurs possibles 0 ou 1 (non malade/malade ; non solvable/solvable)
- ☐ Régression linéaire binomiale



# Algorithmes de Machine Learning Les applications en scoring

- ☐ Scoring client (marketing): Attribuer un score à chaque client afin d'identifier les clients intéressants
- ☐ Scoring de crédit (finance) : Evaluer la possibilité d'accorder un crédit à un emprunteur potentiel
- ☐ Scoring en assurance : Evaluer les risques d'un assuré potentiel
- ☐ Exemple agence de voyage



#### La classification

- □ La classification est le problème d'identifier à quelle catégorie (sous-population) une nouvelle observation appartient, à partir d'un ensemble de données d'apprentissage contenant des observations (ou instances) dont l'appartenance à une catégorie est connue.
- ☐ La classification permet de prédire si un élément est membre d'un groupe ou d'une catégorie donnée.
- ☐ Les classes (connues à l'avance) permettent :
  - L'identification de groupes avec des profils particuliers.
  - La possibilité de décider de l'appartenance d'une entité à une classe.

Exemple : je cherche à prédire si un patient est atteint d'une maladie ou non (= la classe) en fonction de son rythme cardiaque, son taux de globule blanc, ...

## La classification hiérarchique

#### Principe de la classification ascendante hiérarchique (CAH)

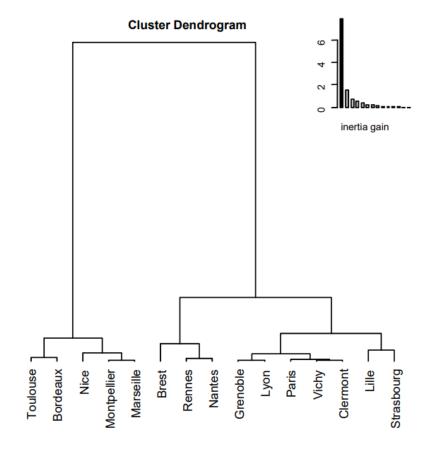
- 1. A l'étape initiale, les n individus constituent des classes à eux seuls.
- 2. On calcule les distances deux à deux entre individus, et les deux individus les plus proches sont réunis en une classe.
- 3. La distance entre cette nouvelle classe et les n-2 individus restants est ensuite calculée, et à nouveau les deux éléments (classes ou individus) les plus proches sont réunis.
- ☐ Ce processus est réitéré jusqu'à ce qu'il ne reste plus qu'une unique classe constituée de tous les individus. On constate que la nouveauté ici vient de la nécessité de définir deux distances : la distance usuelle entre deux individus, et une distance entre classes.

## La classification hiérarchique

#### Illustration de la classification ascendante hiérarchique (CAH)

☐ Quelles villes sont des profils météo similaires?

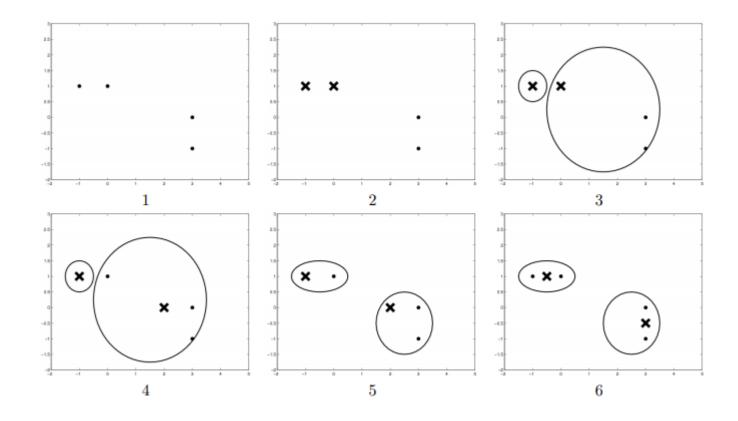
	Janv	Févr	Mars	Avri	Mai	Juin	juil	Août	Sept	Octo	Nove	Déce
Bordeaux	5.6	6.6	10.3	12.8	15.8	19.3	20.9	21	18.6	13.8	9.1	6.2
Brest	6.1	5.8	7.8	9.2	11.6	14.4	15.6	16	14.7	12	9	7
Clermont	2.6	3.7	7.5	10.3	13.8	17.3	19.4	19.1	16.2	11.2	6.6	3.6
Grenoble	1.5	3.2	7.7	10.6	14.5	17.8	20.1	19.5	16.7	11.4	6.5	2.3
Lille	2.4	2.9	6	8.9	12.4	15.3	17.1	17.1	14.7	10.4	6.1	3.5
Lyon	2.1	3.3	7.7	10.9	14.9	18.5	20.7	20.1	16.9	11.4	6.7	3.1
Marseille	5.5	6.6	10	13	16.8	20.8	23.3	22.8	19.9	15	10.2	6.9
Montpellier	5.6	6.7	9.9	12.8	16.2	20.1	22.7	22.3	19.3	14.6	10	6.5
Nantes	5	5.3	8.4	10.8	13.9	17.2	18.8	18.6	16.4	12.2	8.2	5.5
Nice	7.5	8.5	10.8	13.3	16.7	20.1	22.7	22.5	20.3	16	11.5	8.2
Paris	3.4	4.1	7.6	10.7	14.3	17.5	19.1	18.7	16	11.4	7.1	4.3
Rennes	4.8	5.3	7.9	10.1	13.1	16.2	17.9	17.8	15.7	11.6	7.8	5.4
Strasbourg	0.4	1.5	5.6	9.8	14	17.2	19	18.3	15.1	9.5	4.9	1.3
Toulouse	4.7	5.6	9.2	11.6	14.9	18.7	20.9	20.9	18.3	13.3	8.6	5.5
Vichy	2.4	3.4	7.1	9.9	13.6	17.1	19.3	18.8	16	11	6.6	3.4



## La classification non hiérarchique (K-means)

#### Illustration de la méthode des K-means

- On applique l'algorithme sur un exemple où quatre points a (-1,1), b (0,1), c (3,0) et d (3,-1) doivent être classés en 2 classes.
- ☐ On remarque sur cet exemple que bien qu'à l'initialisation les centres de classes sont mal répartis, l'algorithme a convergé en retrouvant les "vraies" classes.



4

# L'évaluation des modèles de ML

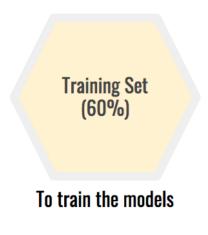
Pour évaluer (= dire si le modèle est performant ou non) un modèle de ML supervise, on a l'habitude de diviser le jeu de données en 2 : jeu de train, jeu de test. Pourquoi?

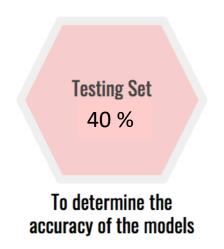


15 min

## Entraînement et évaluation des algorithmes de régression Séparation du jeu de données : entraînement, test et validation

- ☐ Jeu de données original subdivisé en :
  - ✓ Données d'entraînement : Pour entraîner les modèles
  - Données de test : Pour déterminer la précision du modèle





## Entraînement et évaluation des algorithmes supervisés **Exemple**



Jeu de training:

Y : variable à prédire (= à expliquer)

X : variables explicatives

Jeu de testing :

Ypred : ce que l'algorithme va prédire

Yreel : les valeurs réelles

X : variables explicatives

## Entraînement et évaluation des algorithmes de regression

## Définition d'une métrique de performance

#### Mesures de performance

Régression	Classification			
Erreur quadratique (MSE)	Exactitude (accuracy)			
Erreur absolue (MAE)	Précision			
Coefficient de détermination	Rappel (recall)			
	Sensibilité & Spécificité			

## Entraînement et évaluation des algorithmes de classification

#### Matrice de confusion et de coût

- Matrice de confusion
  - Indiquer la structure de l'erreur du modèle
  - Trouver la manière dont le modèle se trompe
- ☐ Matrice de coût (à partir de la matrice de confusion)
  - Mesurer les erreurs du modèle
  - Evaluer le coût de chaque type d'erreur

Les deux matrices permettent de comparer les performances des modèles

Le calcul doit être fait sur l'échantillon test

## Entraînement et évaluation des algorithmes de classification

#### Qualité d'une classification

- □ VP/VN (Le nombre de vrais positifs/négatifs) : Les exemples de classe positive/négative dont la classe est prédite comme positive/négative.
- ☐ FP/FN (Le nombre de faux positifs/négatifs) : Les exemples de classe négative/positive dont la classe est prédite comme positive/négative.
- Matrice de confusion :

	Classe réelle +	Classe réelle -	
Classe prédite +	VP	FP	
Classe prédite -	FN	VN	

## Entraînement et évaluation des algorithmes de classification Qualité d'une classification

- Le rappel (recall) mesure la proportion des exemples positifs trouvés parmi tous les exemples positifs.
- ☐ La précision (precision) mesure la proportion des exemples vraiment positifs parmi ceux qui étaient classés positifs.
- ☐ L'exactitude (accuracy) mesure la proportion des exemples bien classés parmi tous les exemples.

