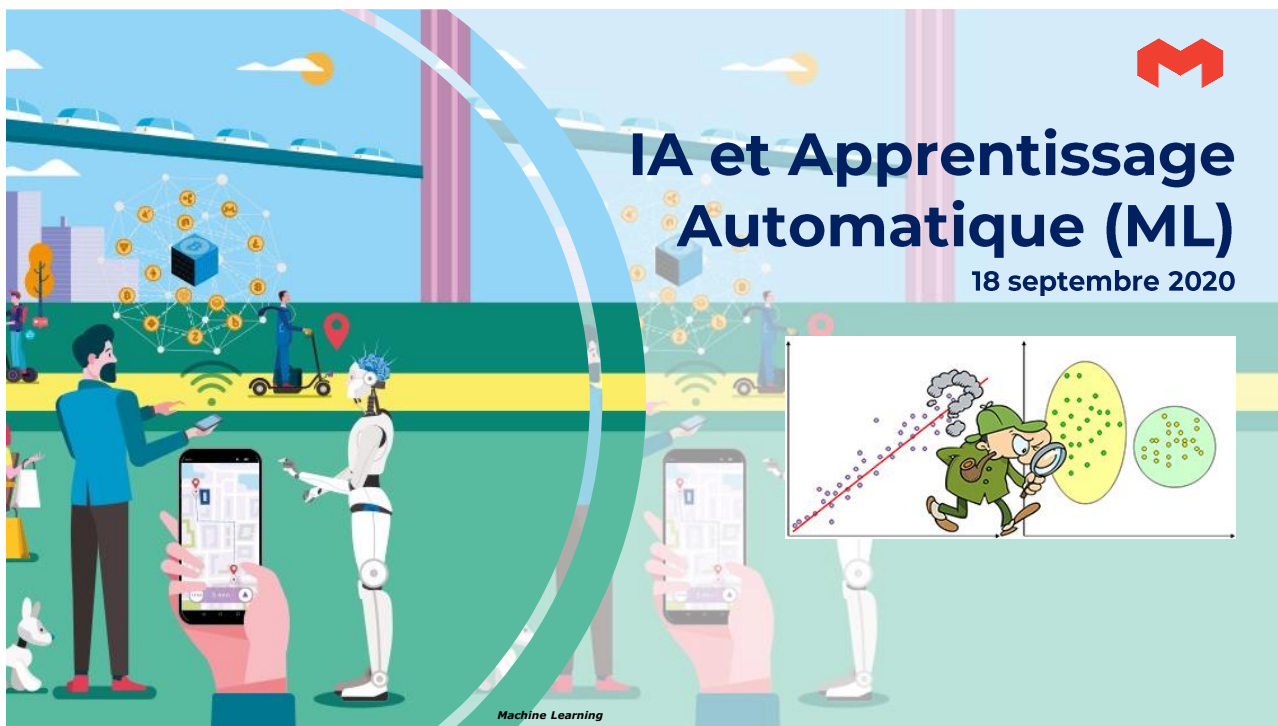




IA et Apprentissage Automatique (ML)

18 septembre 2020

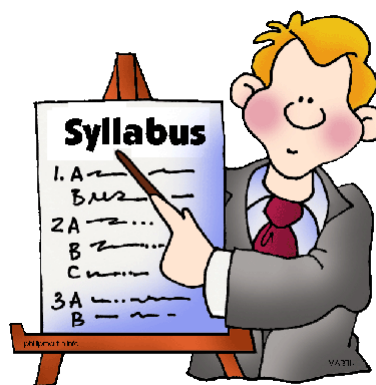


L'apprentissage automatique c'est 8,81 G\$ en 2022 (dix fois plus qu'en 2016)... ce n'est pas colossal et il ne faut pas se précipiter ("deep learning" est plus ambitieux avec plus de 18 G\$ en 2023 (*))

Sommaire

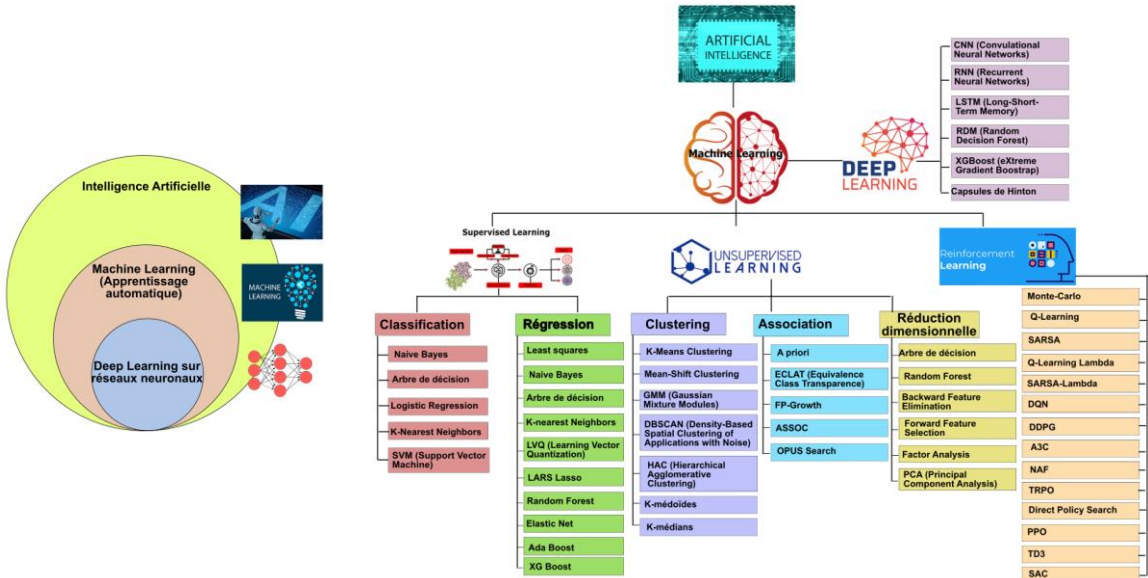
Intelligence artificielle et Machine Learning

- ❖ Positionnement du ML (Machine Learning) dans la filière Intelligence Artificielle
- ❖ Ce que fait un algorithme de ML, sa finalité
- ❖ Chronologie des opérations
- ❖ Apprentissage supervisé
- ❖ Les données d'apprentissage et leur traitement : acquisition, annotation, normalisation, compartimentage
- ❖ Sur-apprentissage et sous-apprentissage
- ❖ Régressions linéaires et logistiques
- ❖ Les classifications : SVM, arbres de décision
- ❖ Référentiels et réseaux pré-entraînés
- ❖ Apprentissage non supervisé
- ❖ Apprentissage par renforcement
- ❖ Les langages du ML



* : Markets and Markets

Positionnement des technologies IA

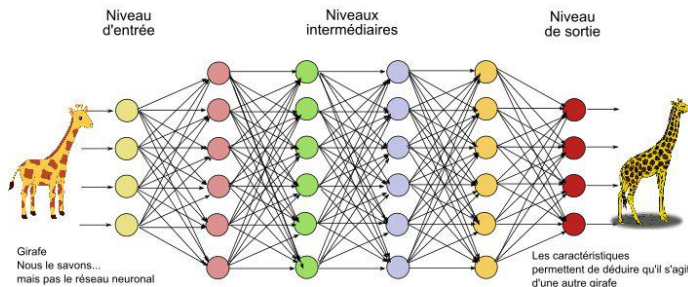


18 septembre 2020 : Machine Learning

3 / 24

ML et deep learning

- ❖ C'est la même chose, sauf qu'ils n'utilisent pas les mêmes ressources : un serveur, un cluster, pour ML et un réseau neuronal avec plus ou moins de couches cachées pour le deep learning
- ❖ On peut concevoir le "Machine Learning" sur des réseaux neuronaux de type perceptron, très simples
- ❖ Les algorithmes sont différents, même s'ils respectent le même découpage : apprentissage, inférence, évaluation des erreurs...



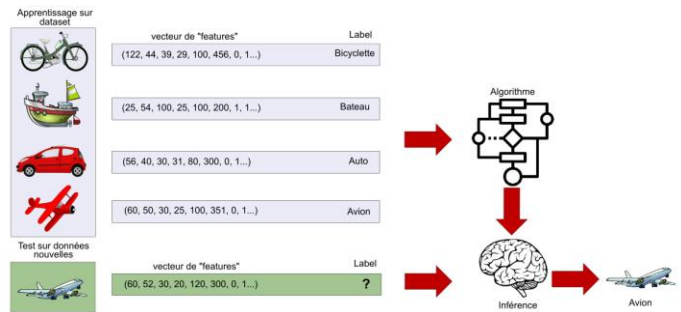
18 septembre 2020 : Machine Learning

4 / 24

Définition du Machine Learning

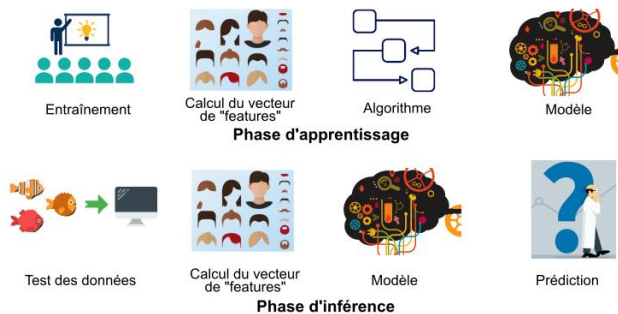
Pas de relation directe avec les réseaux de neurones...même si...

- ❖ Technique d'analyse des données qui consiste à apprendre à un algorithme à tirer parti de l'expérience des... humains
- ❖ L'apprentissage remplace le codage
- ❖ Basée sur deux concepts : l'apprentissage et l'inférence (prédiction)
- ❖ Ce sont des algorithmes qui "apprennent" à partir de données qui leur sont soumises, dont il détermine les "features" (vecteur) en fonction du résultat souhaité
- ❖ Ils s'adaptent et deviennent de plus en plus performants au fur et à mesure que le nombre d'informations d'apprentissage augmente ou sont plus pertinentes
- ❖ On parle d'apprentissage automatique, parce que l'algorithme apprend et se familiarise avec un concept de manière progressive : un objet, un visage, une langue, un comportement, un sentiment, une valorisation... Il établit un modèle : le vecteur.
- ❖ Si par la suite, on lui soumet une autre instance de ce concept, il sera capable de le reconnaître, avec ou sans aide ou d'extrapoler. Toute la question étant de lui « apprendre » à effectuer cette reconnaissance.
- ❖ L'inférence revient à tester le modèle sur de nouvelles données et à recalculer les features, puis à faire une prédiction.



Machine Learning : chronologie des opérations

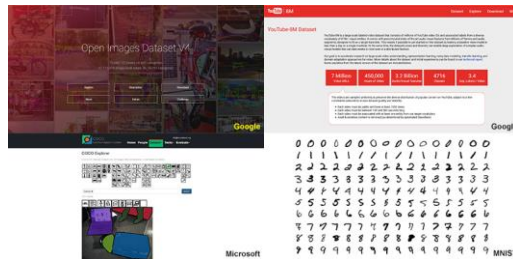
Apprentissage et inférence



Il faut bien comprendre la mécanique :

- ❖ L'entraînement consiste à choisir un jeu de données et un ensemble de caractéristiques de ces données qui vont constituer le "features vector".
- ❖ C'est sur ces éléments que l'on teste l'algorithme de ML et qu'on l'améliore pas à pas, sachant que chacune des données du dataset est labellisée, donc décrite et que l'on connaît le résultat (c'est la phase d'optimisation du modèle)
- ❖ L'inférence est la deuxième phase, dans laquelle on soumet des données nouvelles au modèle, sur lesquelles on calcule de nouveaux "features vectors"

L'acquisition des datasets

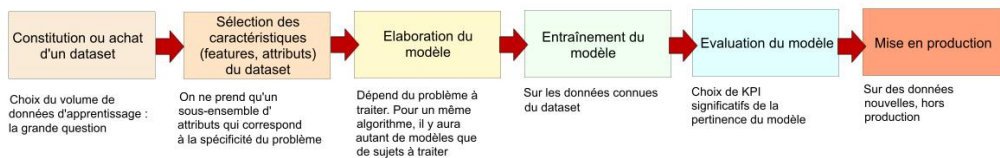


- ❖ Il y a deux natures de données : labellisées ou non labellisées (dataset)
- ❖ Google nous fournit une bibliothèque de 9 millions d'images (Open Images Dataset) et sept millions de vidéos labellisées (You Tube-8M) et ImageNet, le premier repository du genre, un référentiel de 14 millions d'images catégorisées.
- ❖ Ces référentiels concernent des objets courants.
- ❖ Google a indiqué qu'il avait compilé 3,5 milliards d'images, disponibles publiquement sur Instagram, en utilisant des hashtags comme label pour chaque image.
- ❖ Facebook a construit une bibliothèque de référence de plus de 3,5 milliards de « sujets », COCO est un projet hébergé chez GitHub et soutenu par Microsoft, CVDF, Facebook et Mighty AI.
- ❖ On peut toujours se faire aider par des bases de références, dont celle de Wikipedia (https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_datasets_for_machine_learning_research), organisée en domaines (animaux, finances...), diverses informations étant ajoutées : un pré-traitement éventuel (formatage générique, labellisation, annotations...), le nombre d'instances disponibles dans le dataset, le format de mise à disposition (texte, images...) et leur destination (classification, régression, clustering).
- ❖ Il peut être nécessaire de se constituer des bases d'objets qu'il nous faut annoter : tâche difficile et fastidieuse, très chronophage.
- ❖ Le "bias" des datasets exprime le fait qu'ils ne sont pas suffisamment représentatifs et qu'ils ont été influencés par le contexte : problème dit des "minorités"

18 septembre 2020 : Machine Learning

7 / 24

Le problème "délicat" du dataset



- ❖ Adéquation du dataset avec le contexte : comment définir le bon dataset
- ❖ Cela dépend de plusieurs critères
 - ❖ Qualité du modèle (algorithme)
 - ❖ Qualité du dataset : doublons, distance insuffisante entre les échantillons
 - ❖ Proximité des sorties : il est facile de distinguer un avion et une voiture, c'est plus difficile entre deux modèles d'Airbus
 - ❖ Le nombre de "features" caractéristiques de l'échantillon, son vecteur ("sample")
- ❖ Au-delà d'un certain seuil en volume, les échantillons nouveaux n'apportent que du traitement en plus, sans efficacité
- ❖ Il n'y a pas d'algorithme qui établit de façon mathématique, la relation entre la taille du dataset et la qualité (garantie) des sorties, **contrairement à ce que veulent nous faire croire les vendeurs**
- ❖ Méthode très empirique avec quelques recommandations
 - ❖ Classification binaire : une entrée et deux sorties, 2 x 100 échantillons ou 2 x 50, voire moins chez les tenants de la règle de 10
 - ❖ Avec une régression de 5 cibles et 10 "features" par échantillon, on peut préconiser $10 \times 5 \times 100 = 5\,000$ échantillons
- ❖ On peut aussi se fonder sur la "courbe d'apprentissage" : représentation graphique de la fonction pertinence, de réussite du processus en fonction du nombre d'échantillons
- ❖ Autre méthode : la dimension VC (Vapnik et Chervonenkis) et la fonction de "pulvérisation"

18 septembre 2020 : Machine Learning

8 / 24

L'annotation des images

- ❖ Les fournisseurs de données et les clients ont besoin d'une multitude de données qui doivent être annotées
- ❖ Pour un objet physique, il faudra regrouper des milliers d'images de cet objet, préciser où il se trouve dans chacune des images et lui attribuer une signification et une description, pour qu'il puissent être utilisés comme référence dans un processus de ML ou de "deep learning"
- ❖ Travail très important, souvent effectué par des personnes peu rémunérées (étudiants)
- ❖ Les GAFAM exploitent ces données que nous annotons pour eux : le mécanisme de CAPTCHA est parfois utilisé dans ce sens et si l'on nous demande de dire si nous voyons un chien sur une image, c'est pour contribuer à cette annotation, sans que nous le sachions
- ❖ Il existe des outils pour effectuer cette tâche, les CVAT (Computer Vision Annotation Tool) : Intel...
- ❖ Peut s'effectuer sur des images fixes ou vidéos ([ici](#))



18 septembre 2020 : Machine Learning

9 / 24

Les biais implicites

- ❖ Le biais ou déviation est une manière inconsciente d'orienter les datasets, qui fausse sa représentativité
- ❖ Certaines populations sont moins bien représentées, du fait des données qui sont souvent issues des GAFAM
 - ❖ Racisme implicite : les personnes d'origine africaine sont moins bien représentées
 - ❖ Le chinois Alibaba a développé des datasets qui ne comportent pratiquement que des asiatiques
 - ❖ Misogynie : les femmes ne sont pas exclusivement au foyer et il n'y a pas que des hommes d'affaires... Les datasets sont souvent la transcription d'idées reçues moyenâgeuses
 - ❖ Xenophobie et refus des étrangers, très gênant dans les systèmes d'analyse de CV, où les étrangers peuvent être systématiquement rejetés
 - ❖ Origine sociale : habillement, comportement
- ❖ Il faudra penser à tester les datasets sur des critères dérangeants, pour s'assurer qu'ils ne tombent pas dans les travers des biais implicites



18 septembre 2020 : Machine Learning

10 / 24

Normalisation des données

- ❖ L'algorithmique ne fonctionne parfois qu'avec des données numériques.
- ❖ Il faut les "normaliser" : trouver des correspondances numériques pour des données qui ne le sont pas et calibrer les étendues, pour éviter qu'une donnée du fait de son étendue, n'ait trop d'influence sur le résultat.
- ❖ La normalisation permet d'ajuster une série de valeurs pour les rendre comparables à d'autres séries.
- ❖ La normalisation des données est :
 - ❖ Nécessaire quand l'incompatibilité des unités de mesures entre les variables peut affecter les résultats
 - ❖ Recommandée chaque fois que les rapports finaux expriment les résultats dans des unités spécifiques significatives

- ❖ La normalisation des données restreint les valeurs numériques à une plage spécifiée.
- ❖ Les méthodes de normalisation les plus courantes :
- ❖ **Normalisation min-max** : adapter linéairement les données à une plage prédéfinie (entre 0 et 1, par ex). La valeur minimale est 0 et la valeur maximale est 1.

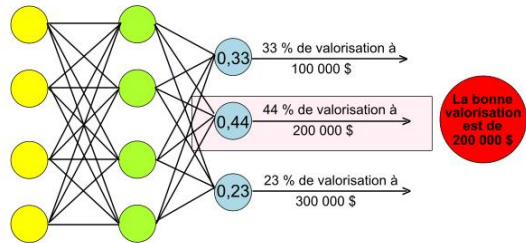
$$Z = (X - \min(X)) / (\max(X) - \min(X))$$
- ❖ **Normalisation par rapport à la moyenne**

$$Z = (X - \text{moy}(X)) / (\max(X) - \min(X))$$
- ❖ **Normalisation Z** : mettre les données à l'échelle en fonction de la moyenne et de l'écart standard : diviser la différence entre les données et la moyenne par l'écart type.

$$Z = (X - \text{moy}(X)) / \text{std}(X)$$

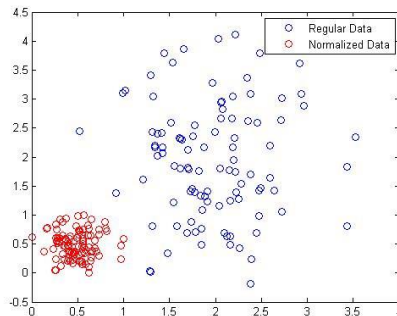
Surface en m²	Normalisation des données
100	10
Couleur	
Bleu	3
Etage	
4	4
Nombre de pièces	
6	6
Nombre fenêtres	
8	0,8
Age immeuble	
65	6,5

Algorithme ML ou réseau neuronal



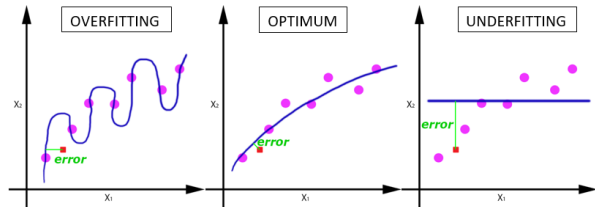
Le compartimentage des données

- ❖ **Il peut être nécessaire de discrétiser les données ?**
 Transposer les données continues en données discrètes : jeune = 1, mûr = 2, vieux = 3
- ❖ Plusieurs méthodes :
 - ❖ **Compartimentage à largeur identique** : diviser la plage de toutes les valeurs possibles d'un attribut en N groupes de même taille et attribuer aux valeurs le numéro de compartiment qui leur correspond.
 - ❖ **Compartimentage à hauteur identique** : diviser la plage de toutes les valeurs possibles d'un attribut en N groupes contenant le même nombre d'instances, puis attribuer aux valeurs le numéro de compartiment qui leur correspond.
- ❖ Les API fournissent des composants pour effectuer la normalisation



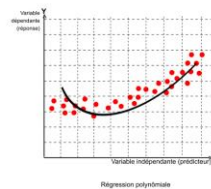
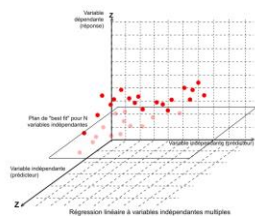
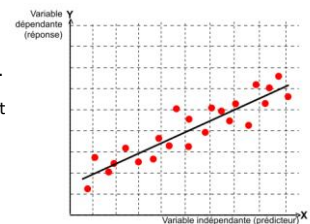
Sous-apprentissage et sur-apprentissage

- ❖ Avec un modèle peu efficace, on a tendance à augmenter le nombre de données, histoire de l'améliorer.
- ❖ Le sur-apprentissage (overfitting) correspond au fait que le modèle s'adapte bien, voire trop bien aux données d'apprentissage. Il est influencé par tous les détails des vecteurs et par leurs moindres variations, ainsi que par le bruit que ces détails peuvent engendrer.
- ❖ Conséquence : le modèle est « brillant » sur les données d'apprentissage, avec lesquelles il va « coller » au mieux, mais s'avère décevant dès qu'on lui soumet des éléments qui ne font pas partie du dataset d'apprentissage. On dit qu'il souffre d'une grande variance.
- ❖ Le sous-apprentissage (underfitting) s'applique à la situation où le modèle n'arrive pas à s'adapter aux données d'apprentissage. Il « patauge » et ne reconnaît pas la totalité des objets qu'on lui soumet. Il ne faut pas s'attendre alors, à ce qu'il soit pertinent avec des données qui sont en dehors du « scope » d'apprentissage. On dit qu'il souffre d'un grand « bias » (déviation).
- ❖ L'objectif d'un bon modèle est de se situer entre les deux extrêmes et qu'on ne puisse pas le « soupçonner » d'under ou d'over « fitting ».



Les régressions linéaires

- ❖ La régression simple a pour objectif de prédire une valeur y à partir de l'équation d'une droite : $y = ax + b$, celle-ci étant déterminée grâce à des jeux de données, qui établissent la correspondance entre une variable x , dite indépendante (on dit aussi exogène) et une variable y dépendante, calculée ou prédite. Autrement dit, l'algorithme tente de trouver l'équation de cette droite, qui soit la plus représentative possible du phénomène observé et donc commet le moins d'erreurs.
- ❖ On peut étendre ce cas avec plusieurs données indépendantes, qui toutes vont contribuer à prévoir y .
- ❖ Dans ce cas, la représentation « ajustée » sera un hyperplan avec K variables indépendantes.
- ❖ La régression polynomiale, tire son nom du fait que la courbe « ajustée » est celle d'un polynôme : $y = a_0x + a_1x^2 + b$.
- ❖ Pour déterminer la courbe, droite ou polynomiale, on fait appel à une fonction d'erreur, dite aussi de coût, qui consiste à déterminer l'erreur (résidus) que nous commettons en choisissant un point de la courbe, plutôt que sa valeur réelle. C'est la distance, au sens mathématique du terme, entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. L'idée est donc de **minimiser cette fonction coût**, sachant qu'aucune courbe ne passera exactement par tous les points du jeu d'entraînement.
- ❖ Selon la nature de la fonction coût et des calculs associés, deux cas pourront se présenter.
 - ❖ On fait appel à une technique d'analyse numérique normalement consommatrice, ce qui est rarement le cas, soit
 - ❖ On passe par un algorithme itératif, qui aboutit au même résultat, mais de manière plus simple et rapide.
- ❖ Quant à l'entraînement lui-même, il consistera à faire évoluer les paramètres de la courbe, de manière à minimiser la fonction d'erreur.

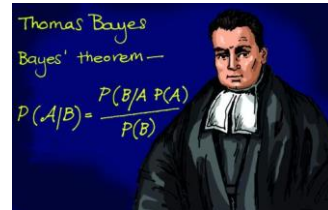


Les classifications

- ❖ La classification s'applique aux variables discrètes : la validité d'un courriel, spam ou non, la dangerosité d'une maladie, covid-19 ou pas
- ❖ Les modèles de classification classent les données en entrée en catégories : imagerie médicale, reconnaissance vocale...
- ❖ On utilisera la classification si les données peuvent être marquées, catégorisées ou divisées en groupes distincts
- ❖ C'est le cas de la reconnaissance manuscrite, chaque lettre constituant une catégorie à part
- ❖ La classification peut être binaire ou multi-valeurs
- ❖ Les algorithmes les plus utilisés
 - ❖ Machines à vecteurs de support (SVM)
 - ❖ Les arbres de décision : les choix sont les sommets pendants d'une arborescence, chaque sommet étant obtenu par une succession de décisions préalables (les niveaux de l'arbre)
 - ❖ Classification naïve bayésienne (modèle de calculs de probabilités conditionnelles)

Ex : on cherche à connaître le genre d'un client
Le modèle est un ensemble de features qui caractérisent les genres masculin et féminin
Le classificateur peut prédire à X% (70, 80, 90...) qu'un client est d'un genre donné

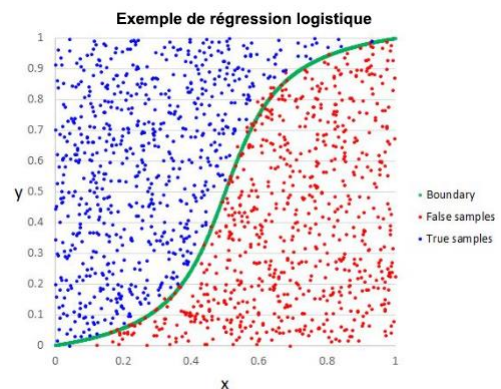
Théorème de Bayes



Prétexte pour évoquer le rôle des mathématiques

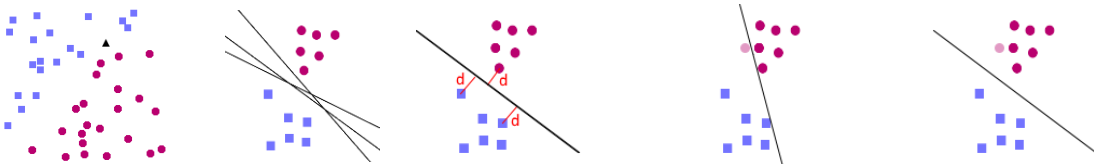
Régression logistique

- ❖ La régression logistique sépare des données discrètes en groupes homogènes : une transaction frauduleuse, une tumeur bénigne...
- ❖ L'objectif est de trouver l'équation mathématique de la fonction qui va séparer les données en groupes distincts
- ❖ Il y a des similitudes entre la régression logistique et les classifications (SVM...)
- ❖ La principale différence est que la variable de sortie en régression est numérique (ou continue) alors qu'elle est discrète et correspond à une catégorie en classification



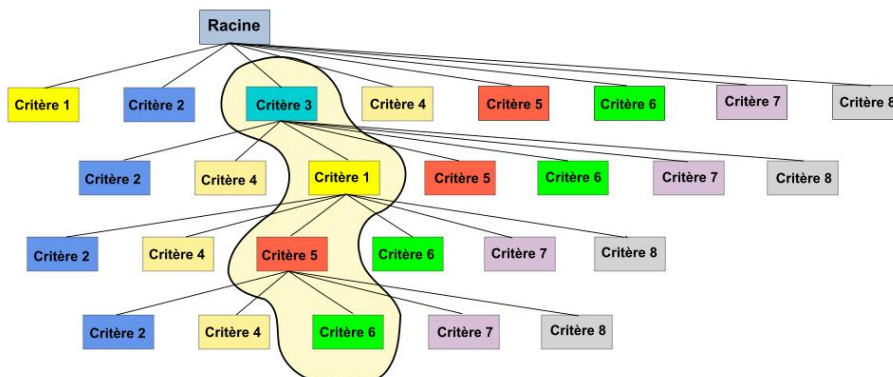
Machine à vecteur de support (SVM)

- ❖ SVM (Machine à Vecteurs de Support) : un classifieur linéaire
- ❖ Le principe d'un algorithme SVM est de classer des objets selon un certain nombre de critères et de les séparer par des hyperplans.
- ❖ Si on veut classer des fleurs, par exemple, selon un ensemble de 3 critères : hauteur, couleur, diamètre de la tige, il y aura trois hyperplans de dimensions 2, chacun d'eux permettant de séparer les objets
- ❖ Dans un espace à 2 dimensions, l'hyperplan est une droite.
- ❖ SVM fonctionne comme tous les algorithmes de classification en deux phases : apprentissage où il apprend à classer les objets qu'on lui soumet et que l'on connaît et de test, où il va positionner un objet qu'il ne connaît pas "a priori"



- ❖ Si on se limite à 2 dimensions, SVM trouve les droites qui séparent au mieux les objets (points d'entraînement) en deux familles. Pour choisir la droite la plus adéquate, il va déterminer celle qui éloigne les objets au maximum, sachant qu'une droite qui passe à proximité d'un objet peut être ambiguë
- ❖ La frontière la plus éloignée des points d'entraînement est optimale : on dit qu'elle a la meilleure capacité de généralisation.
- ❖ Les points d'entraînement les plus proches de la frontière sont les "vecteurs support" : ce sont eux qui "supportent" la frontière.
- ❖ La plupart du temps il n'est pas possible de séparer les points en deux catégories et d'en déduire une frontière : les points sont mélangés. Il faut donc les "préparer" dans une transformation dite de "kernel trick" ou "astuce de noyau". Ce qui n'est pas toujours faisable.

Arbres de décision



Choix d'un critère (noeud de l'arborescence)

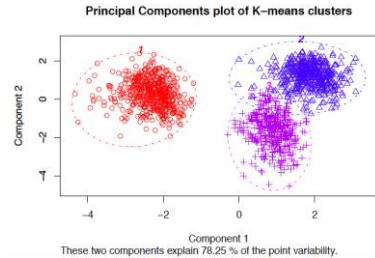
Par évaluation d'un paramètre à chaque niveau de construction de l'arbre de décision :

- Entropie qui mesure le désordre d'un ensemble de données
- Chi² qui mesure la dépendance éventuelle des attributs de test
- Indice Gini qui mesure la probabilité pour qu'un attribut choisi au hasard, ne soit pas placé au bon endroit dans l'arborescence

Apprentissage non supervisé

- ❖ L'algorithme effectue un apprentissage sans se faire aider par un dataset
- ❖ Conception beaucoup plus complexe : 10 à 20 % des applications ML
- ❖ L'idée est de regrouper les objets en familles (clusters), d'où la confusion qui est souvent faite entre mode supervisé et clustering : il faut déterminer des points communs entre les éléments d'une même famille
- ❖ Une notion très importante : la distance entre deux éléments
 - ❖ Distance entre les attributs du vecteur représentatif de chaque élément (même nombre d'attributs)
 - ❖ Plusieurs techniques existent pour calculer la distance : Hamming, euclidienne...
 - ❖ La distance $d(v1,v2)$ de Hamming entre deux mots peut être le nombre de caractères communs
 - ❖ La distance euclidienne correspond à la distance à « vol d'oiseau » entre deux points P1 et P2, repérés par leurs coordonnées euclidiennes X et Y :

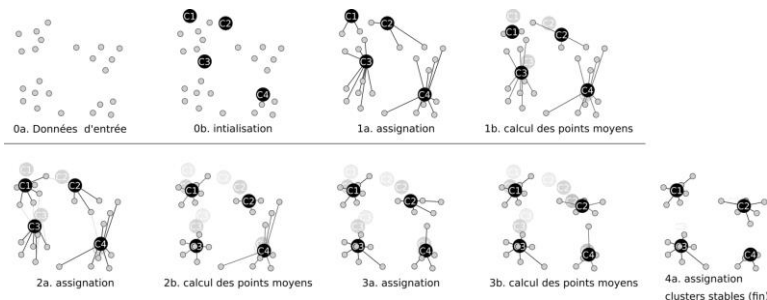
$$d(P1, P2) = \sqrt{(X_{P1} - X_{P2})^2 + (Y_{P1} - Y_{P2})^2}$$



- ❖ Le "clustering" prend un ensemble d'objets en entrée, le soumet au moteur de « machine learning », qui recherche et trouve des "corrélations non évidentes", des caractéristiques communes, qui lui permettent de les regrouper de façon logique.
- ❖ Parmi 100 000 images de fleurs, il décidera de créer une famille de fleurs bleues, une autre avec des fleurs de grande taille, etc.
- ❖ C'est une autre forme de classification, si ce n'est que c'est l'algorithme qui définit les familles.

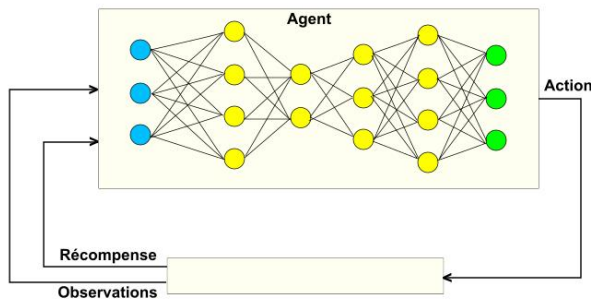
Apprentissage non supervisé : l'algorithme K-Means

- ❖ On imagine que l'on cherche à "comprendre" les tendances de ventes dans un magasin, que l'on distingue (par ex) en 4 familles homogènes
- ❖ K-Means place 4 points au hasard, qui vont constituer les centres de la grappe
- ❖ Puis pour chaque produit vendu, il calcule la distance qui le sépare des 4 centres et le rattache au centre "le plus proche"
- ❖ A la fin de cette phase, la valeur moyenne de chaque groupe est calculée, qui devient la nouvelle position du centre
- ❖ K-Means réaffecte tous les produits par rapport à ces nouveaux centres, en calculant leur distance
- ❖ Au bout d'un certain nombre d'itérations, les centres ne se déplacent plus
- ❖ La convergence va dépendre de l'initialisation retenue : le nombre de familles
- ❖ Il faudra recommencer plusieurs fois avec des valeurs distinctes et ne retenir que la configuration optimale



Apprentissage par renforcement

- ❖ Algorithme qui permet d'optimiser l'ensemble des conséquences (récompenses ou punitions) résultant d'une série d'actions portant sur un environnement, dont elles font varier l'état.
- ❖ L'apprentissage par renforcement (« reinforcement learning ») est à placer au même niveau que l'apprentissage supervisé ou non supervisé, dont il constitue une alternative.
- ❖ Il est fondé sur le concept d'« agent » placé dans un certain environnement, sur lequel il effectue des actions, qui auront des conséquences sur son propre état et sur celui de l'environnement. L'idée étant que l'agent va apprendre la séquence d'actions optimale, qui lui permettra d'obtenir la meilleure récompense au bout du processus. Récompenses, mais aussi punitions, les deux critères étant à regrouper dans celui de « renforcement ».
- ❖ Différence "a priori" par rapport à un apprentissage non supervisé : optimisation d'un processus constitué d'une suite d'actions mais pas de trouver des similitudes et des différences entre des objets.
- ❖ Il est possible de combiner les deux approches dans un processus de « deep reinforcement learning », par exemple, dans lequel des agents vont appliquer les techniques d'actions avec récompenses et sanctions, pour accélérer le processus de réconciliation entre les objets. Le tout sur fond de réseaux neuronaux.



Ex : entraînement des modèles pour les véhicules autonomes
Apprentissage d'un jeu (Elon Musk et le jeu vidéo Dota 2)

18 septembre 2020 : Machine Learning

21 / 24

Les langages du "Machine Learning"



18 septembre 2020 : Machine Learning

22 / 24

Les applications courantes du Machine Learning



Détection des spams

Analyse de la composition d'un mail. Nombre d'occurrences des mots le constituant... ML en déduit s'il s'agit d'un spam ou non A



Prévision d'un prix de vente

Superficie, localisation, Parking ou non, nombre de pièces, âge... Estimations faites sur des produits similaires



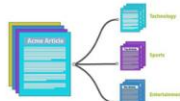
Reconnaissance vocale

ML traite les problématiques de traduction vocale en textes, mais le deep learning va beaucoup plus loin avec une analyse des sentiments



Détection des fraudes

Fondée sur des algorithmes ML dédiés, qui comparent un comportement instantané à un modèle : les dérives sont analysées et traitées.



Classification d'articles

ML analyse et pondère les mots trouvés dans l'article, qu'il regroupe pour comparer à des modèles existants. On peut ainsi distinguer des articles politiques, de ceux traitant du sport, etc



Recommandation de produits

S'effectue sur l'historique des achats et sur le profil du client. Tous les distributeurs s'en servent : Amazon, Netflix, FNAC (France)...



Diagnostic médical

En se fondant sur les données du patient et sur les éléments caractéristiques d'une pathologie, ML peut définir la probabilité de présence de cette pathologie ou d'en... prévoir l'arrivée...

IA et apprentissage automatique (ML)

18 septembre 2020

Nos prochains rendez-vous

Vendredi 25 septembre	: Les secrets du "deep learning"
Vendredi 2 octobre	: Le grave danger que représentent les GAFAM
Vendredi 9 octobre	: Au cœur des backbones Internet, comprendre...
Vendredi 16 octobre	: Cyberguerre, entre fantasmes et réalités
Vendredi 23 octobre	: Les avancées concrètes des villes intelligentes
Vendredi 30 octobre	: Les algorithmes de chiffrement, ces inconnus
Vendredi 6 novembre	: L'IA et la fin de la démocratie
Vendredi 13 novembre	: Les certifications pour remplacer les diplômes
Vendredi 20 novembre	: IA et la démocratie
Vendredi 27 novembre	: La médecine du futur, les barrières explosent
Vendredi 4 décembre	: La transformation digitale, mythe ou réalité
Vendredi 18 décembre	: Panorama des architectures globales du TI
Mercredi 23 décembre	: Une journée comme les autres en... 2070

18 septembre 2020 : Machine Learning

24 / 24