





INTERVENANTS

Formateur



Maxime Carrere

Data Scientist Scalian

Maxime.carrere@scalian.com

Formateur



Andrea Cortesi

Data Scientist

Scalian

SCALIAN

Andrea.cortesi@scalian.com

Formateur



Data Scientist

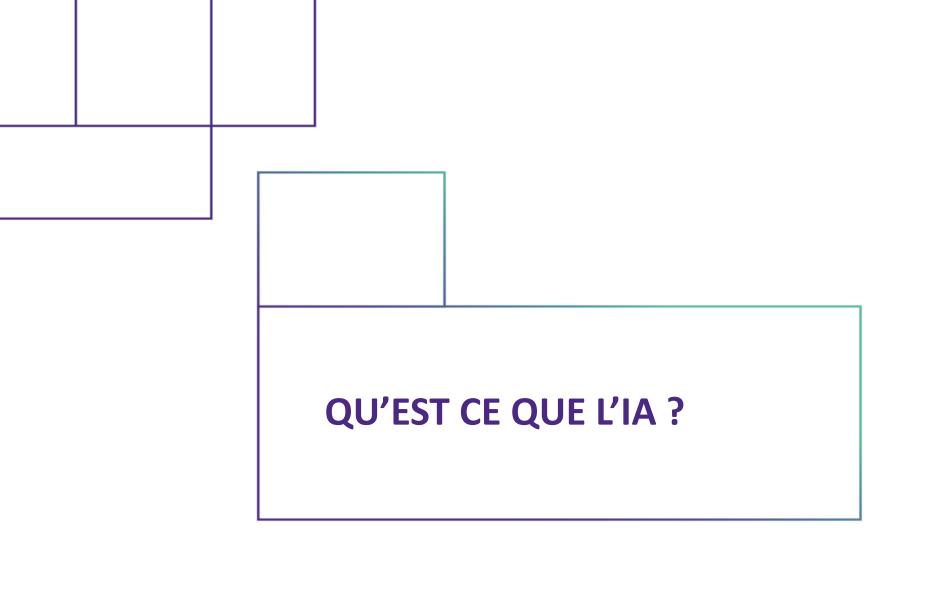
Scalian

Pierre.leroy@scalian.com



LES OBJECTIFS DE CETTE INTRODUCTION

- Démystifier l'IA et ses nombreux buzzwords
- •Découvrir ce qu'est la Datascience, et la positionner par rapport aux nombreuses disciplines du domaine:
 - DEEP LEARNING, MACHINE LEARNING, BIG DATA
- Acquérir une culture générale du machine learning, nécessaire pour comprendre l'intérêt des traitement « mathématiques » de la datascience.



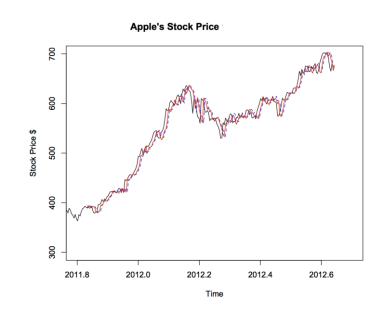


INTELLIGENCE ARTIFICIELLE IStatistiques classiques Visualisation des données Préparation des données

IA ET STATISTIQUES



- Utilisation de statistiques pour mieux décrire, « faire parler » et comprendre les données.
- Souvent des méthodes simples comme la moyenne, l'écart-type, la variance, ...
- Permet des tâches simples, comme certaines détections d'anomalies
- Utilisation pour préparer les données avant des traitements plus complexes
- Ex : supprimer des corrélations, normaliser les données, ...



L'APPROCHE STATISTIQUE



Statistiques classiques • Visualisation des données • Préparation des données

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Systèmes de règles de décision

 Règles pour résoudre la tâche écrite par un expert

L'APPROCHE STATISTIQUE



Statistiques classiques • Visualisation des données • Préparation des données

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Règles pour résoudre la tâche écrite par un expert
- Souvent une simple succession de conditions « if », « then », « else »

EXEMPLE: BOIDS



https://www.youtube.com/watch?v=rw7072URg1A

Fonctionnent uniquement sur 3 règles simples :

- Séparation : s'éloigne dans la direction opposée si trop près d'un voisin ou obstacle.
- Alignement : prend la direction moyenne de ses voisins.
- **Cohésion** : se positionne pour être au barycentre de ses voisins.

L'APPROCHE STATISTIQUE

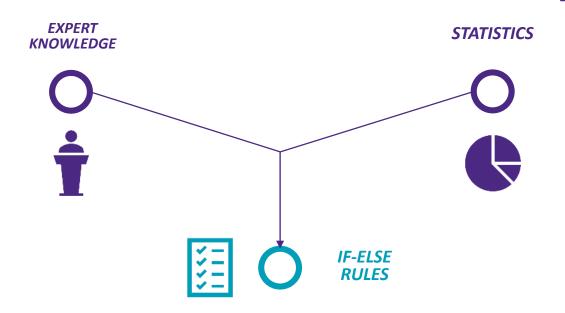


INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Règles pour résoudre la tâche écrites par un expert
- Souvent une simple succession de conditions « if », « then », « else »
- Pénible à mettre en place et maintenir
- Pas adapté à des tâches complexes

MOTIVATION OF MACHINE LEARNING





1000 situations = 1000 règles

Difficile à créer, maintenir, faire évoluer

Pourrait-on faire apprendre automatiquement ces règles par la machine?

DÉFINITION

«L'apprentissage automatique est la science permettant aux ordinateurs d'accomplir des tâches sans avoir été explicitement programmé dans ce sens.»



Andrew Ng

DÉFINITION

A computer program is said to <u>learn from experience E</u> with respect to some class of <u>tasks</u> <u>T</u> and <u>performance measure P</u>, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience *E*.

Données d'entraînement :

9 6 6 5 4 0

Généralisation



IStatistiques classiques

- Visualisation des données
- Préparation des données

MACHINE LEARNING

 Apprentissage par la machine des règles pour résoudre la tâche

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Règles pour résoudre la tâche écrites par un expert
- Souvent une simple succession de conditions « if », « then », « else »
- Pénible à mettre en place et maintenir
- Pas adapté à des tâches complexes



IStatistiques classiques

- Visualisation des données
- Préparation des données

MACHINE LEARNING

 Apprentissage par la machine des règles pour résoudre la tâche

DEEP LEARNING

 Par des réseaux de neurones

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Règles pour résoudre la tâche écrites par un expert
- Souvent une simple succession de conditions « if », « then », « else »
- Pénible à mettre en place et maintenir
- Pas adapté à des tâches complexes



DATA SCIENCE IStatistiques classiques Visualisation des données Préparation des données MACHINE LEARNING Apprentissage par la machine des règles pour résoudre la tâche **DEEP LEARNING** Par des réseaux de neurones

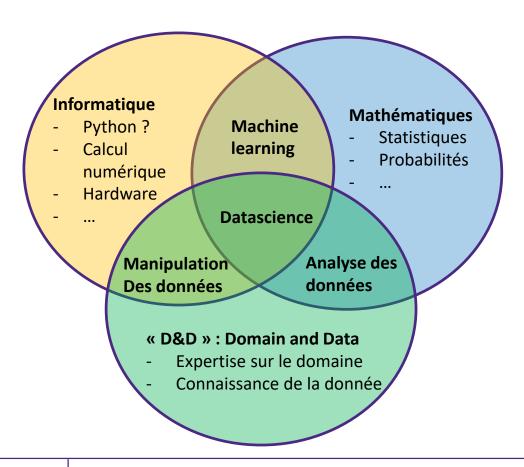
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Règles pour résoudre la tâche écrites par un expert
- Souvent une simple succession de conditions « if », « then », « else »
- Pénible à mettre en place et maintenir
- Pas adapté à des tâches complexes

LA DATASCIENCE



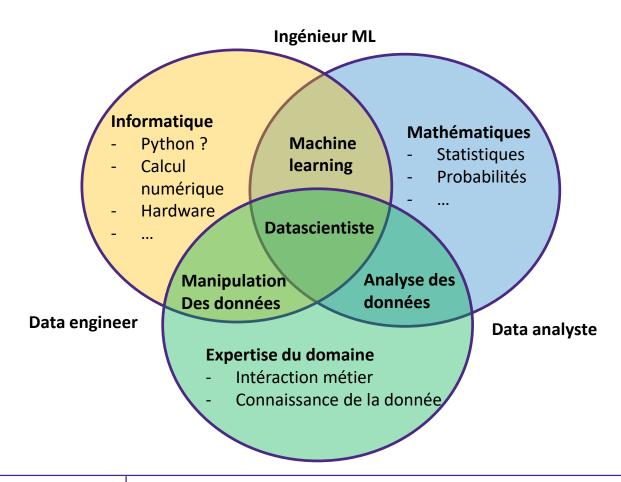
UN MÉLANGE DE PLUSIEURS DISCIPLINES



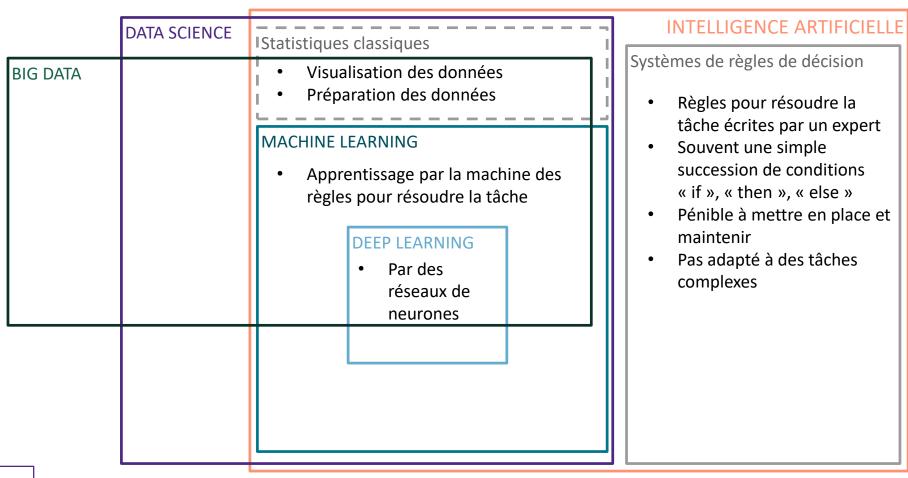
LA DATASCIENCE



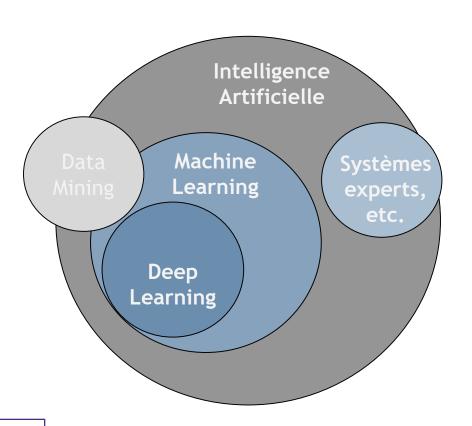
UN DOMAINE EN SPÉCIALISATION

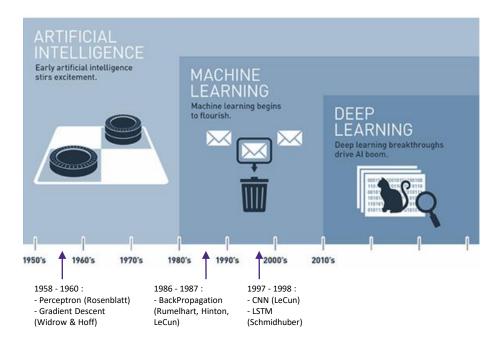






HISTORIQUE





01

INTRODUCTION AU MACHINE LEARNING

QU'EST CE QUE LE MACHINE LEARNING?

SCALIAN

Définition « large »: Permettre à des programmes d'apprendre des éléments pour lesquels ils n'ont pas été spécifiquement programmés.

Définition « pratique » : des programmes que l'on entraîne avant de faire fonctionner.

Par rapport au méthodes précédentes :

- De meilleurs performances et capable de traiter des problèmes très complexes
- Plus compliqués à mettre en œuvre

Plus de contraintes sur les données et leur volume

Couteux en temps d'entraînement/puissance de calculs

- Plus compliqués à interpréter (mais il existe des solutions)
- Complémentaires

L'HISTOIRE DU MACHINE LEARNING (ML)

1957 : premier modèle de machine learning apprenant, le perceptron.

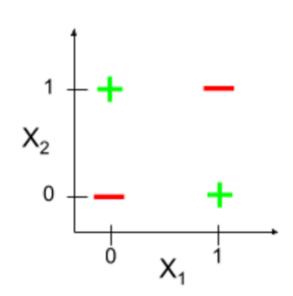
Limites: le XOR

Années 70 : hivers de l'AI : pas de ML!

Années 80: Arbre de décision et ANN.

1990-2010 : Variété de modèles (SVM, Random Forest, Adaboost).

2006 : Deep learning. Atteint des résultats à l'état de l'art dans des domaines très variés(images, NLP....)



L'HISTOIRE DU MACHINE LEARNING (ML)

1957 : premier modèle de machine learning apprenant, le perceptron.

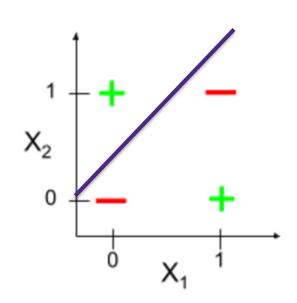
Limites: le XOR

Années 70 : hivers de l'AI : pas de ML!

Années 80: Arbre de décision et ANN.

1990-2010 : Variété de modèles (SVM, Random Forest, Adaboost).

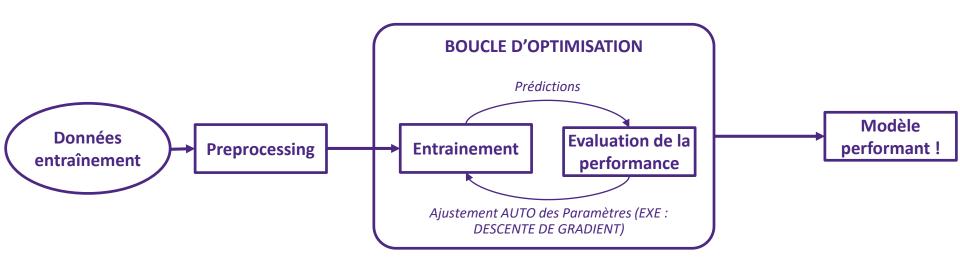
2006 : Deep learning. Atteint des résultats à l'état de l'art dans des domaines très variés (images, NLP....)



UN PEU DE VOCABULAIRE

- Modèle : notre algorithme apprenant
- Poids : Variables stockant ce qu'apprend le modèle lors de l'entraînement.
- Input/entrées : données telles que passées en entrée du modèle.
- Features (« caractéristiques ») : les propriétés encodant chaque entrée.
- Output/prediction: Sortie du modèle sur une entrée.
- Label (« étiquette ») : Valeur à prédire associée à chaque entrée
- Fonction de coût/de perte/ objective : fonction à optimiser pendant l'entraînement
- Outliers (anomalies) : valeurs « différentes », qui contrastent avec l'ensemble des données.

LE PIPELINE CLASSIQUE



LE PRÉPROCESSING

- Dépend des données et de l'algorithme choisi.
- Suivant le projet, le pré-processing peux être la tâche la plus importante en terme de temps consacré mais aussi d'impact sur les performance.
- Peut contenir :
 - Nettoyage des données
 - Equilibrage du jeu de donnée
 - Génération de donnée
 - Modification des données
 - Extraction de features
- Bénéficie souvent des connaissances et intuitions d'un expert métier

PROBLÈMES ET MÉTHODES D'ENTRAINEMENTS

Il faut faire la différence entre

- les différentes catégories de problèmes/tâches que peut résoudre le ML
 - Trier les patates
 - Faire la différence entre chien et chat
 - Prédire la météo
 - La conduite d'une voiture autonome
 - ...
- les **méthodes d'apprentissage** pour apprendre résoudre ces problèmes
 - Cf slides suivantes
 - L'apprentissage par renforcement!

LES DIFFÉRENTES TÂCHES DU ML

SCALIAN

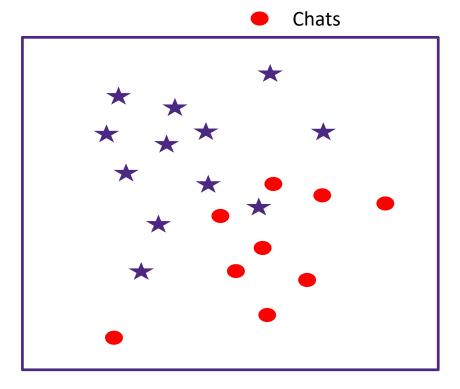




Chiens

Classification

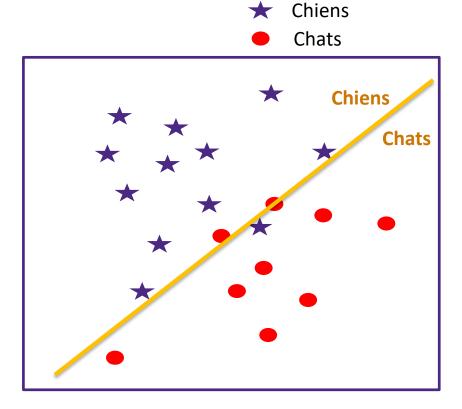
LA CLASSIFICATION





Classification

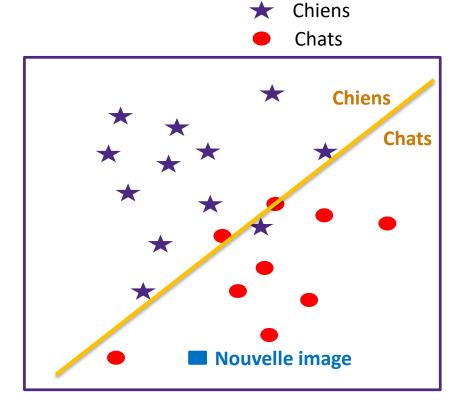
LA CLASSIFICATION





Classification

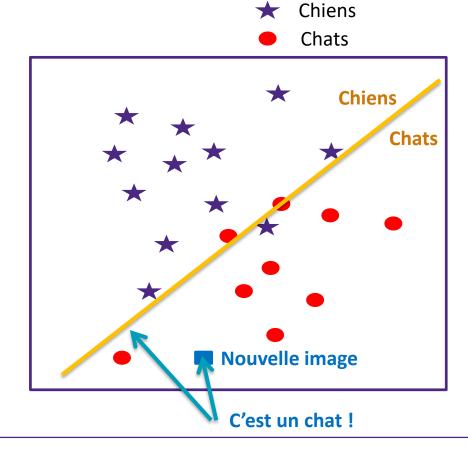
LA CLASSIFICATION





Classification

LA CLASSIFICATION





Chiens

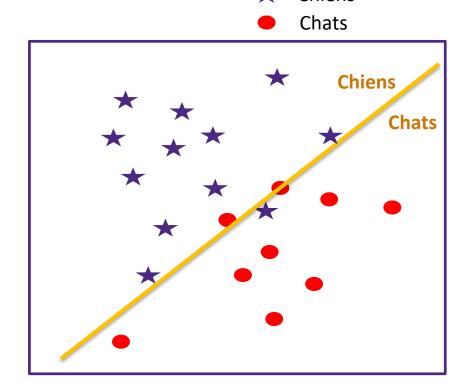
Classification

LA CLASSIFICATION

Classer les données en catégories, ou classes, connues au préalable.

Quelques exemples d'applications :

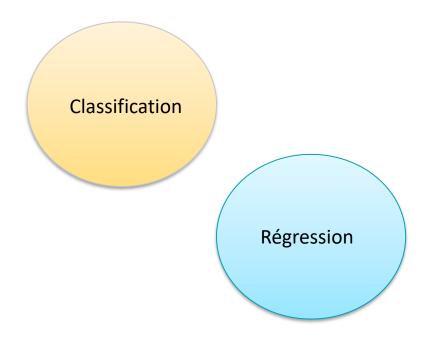
- Identifier l'animal présent dans une image.
- Séparer les spams des mails normaux
- Classer les utilisateurs des sites webs par profil d'intérêts.



• .

LES DIFFÉRENTES TÂCHES DU ML





□ SCALIAN

Âge du chat

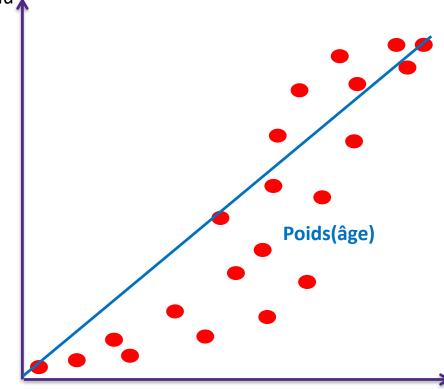
Régression

LA REGRESSION LINÉAIRE

Chats

Poids du chat

Estimer une valeur à partir des données



SCALIAN Chats Poids(âge)

LA REGRESSION LINÉAIRE

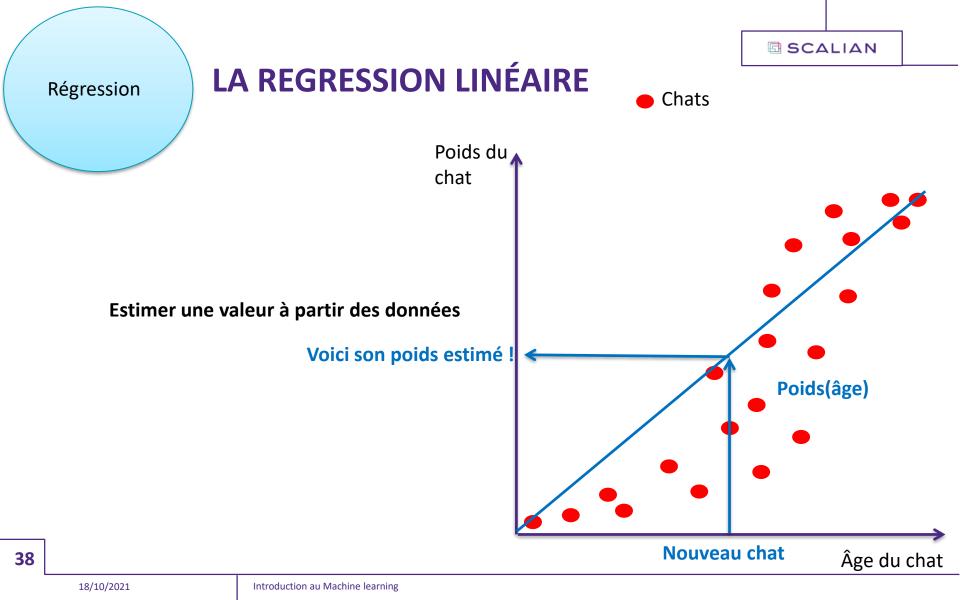
Poids du chat

Estimer une valeur à partir des données

Nouveau chat

Âge du chat

Régression





Régression

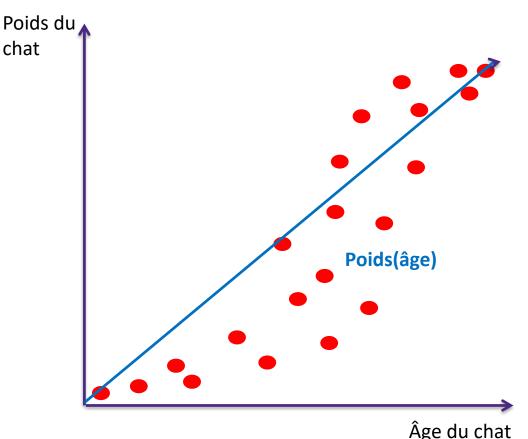
LA REGRESSION LINÉAIRE

Chats

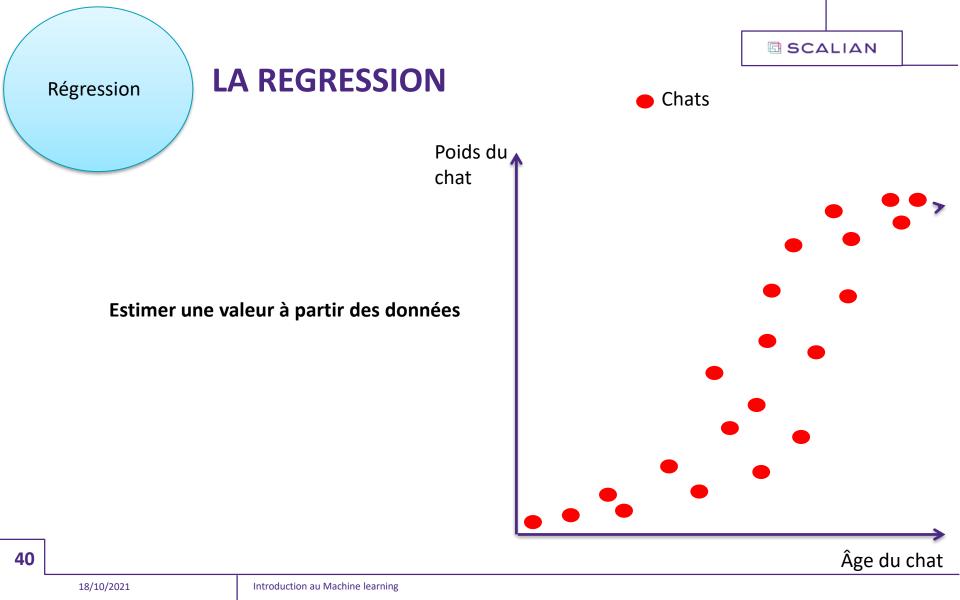
Estimer une valeur continue à partir des données

Quelques exemples d'applications :

- Prédire la météo et la température qu'il fera demain
- Prédire l'effet d'une campagne de publicité sur les achats effectués
- Prédire les performances de différents modèles pour utiliser le meilleur sur une entrée donnée.



39



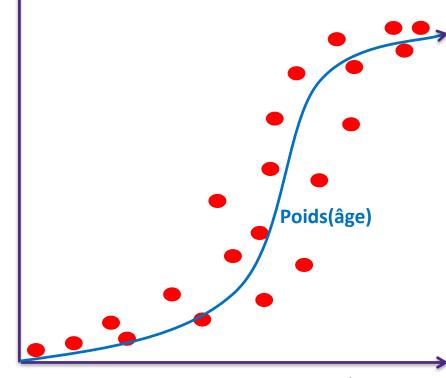
Régression

LA REGRESSION

Chats

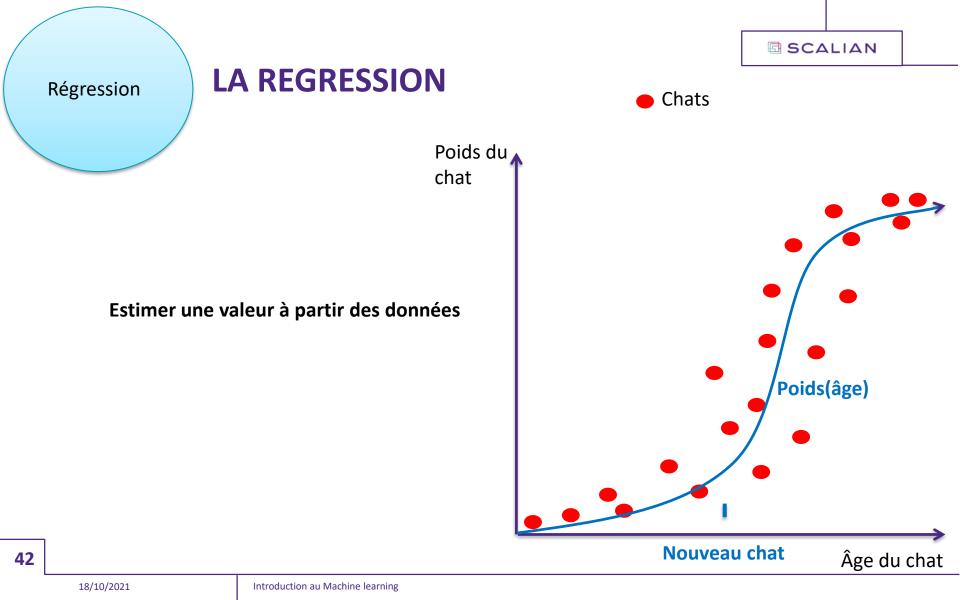
Poids du chat

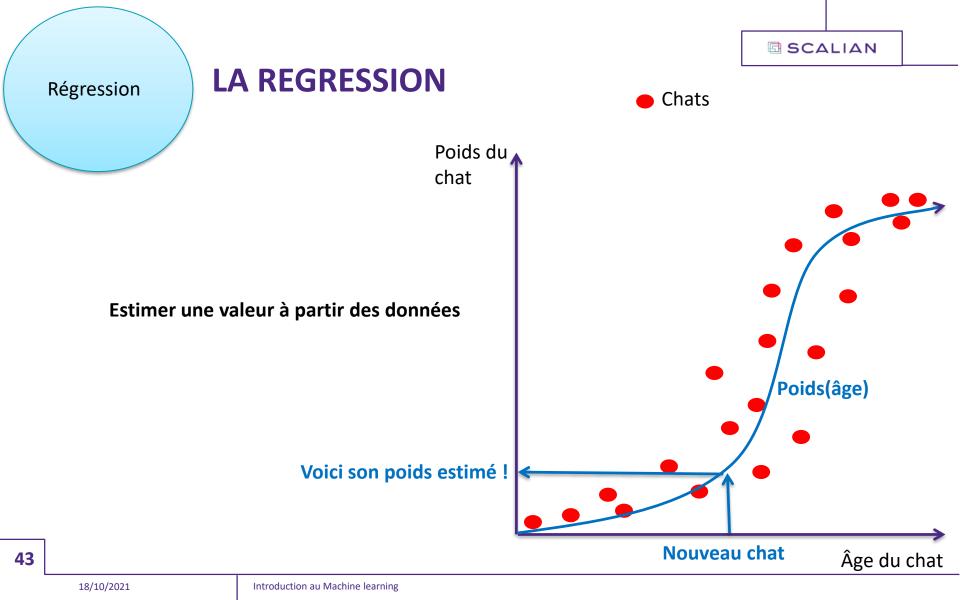
Estimer une valeur à partir des données



41

Âge du chat







Régression

LA REGRESSION

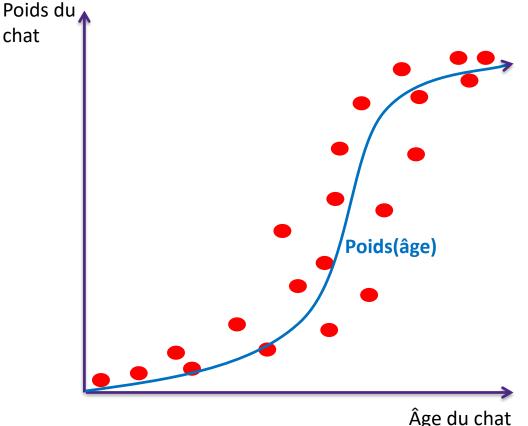
chat

Chats

Estimer une valeur continue à partir des données

Quelques exemples d'applications :

- Prédire la météo et la température qu'il fera demain
- Prédire l'effet d'une campagne de publicité sur les achats effectués
- Prédire les performances de différents modèles pour utiliser le meilleur sur une entrée donnée.



44

CLASSIFICATION / REGRESSION

SCALIAN

QUIZZ

Classification Regression Connaître l'âge de mon prochain acheteur Prédire le temps de rentabilité d'une action Connaître le genre (masculin féminin) de mon prochain acheteur Estimer le prix d'une voiture d'occasion Détecter les objets dans une image

CLASSIFICATION / RÉGRESSION

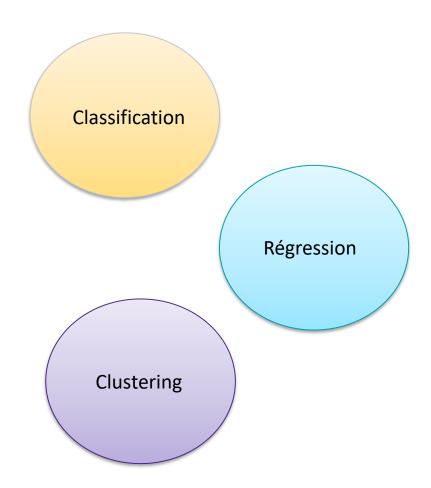
SCALIAN

QUIZZ

	Classification	Régression
Connaître l'âge de mon prochain acheteur		✓
Prédire le temps de rentabilité d'une action		✓
Connaître le genre (masculin féminin) de mon prochain acheteur	✓	
Estimer le prix d'une voiture d'occasion		✓
Détecter les chats et les chiens dans une image	✓	✓

LES DIFFÉRENTES TÂCHES DU ML





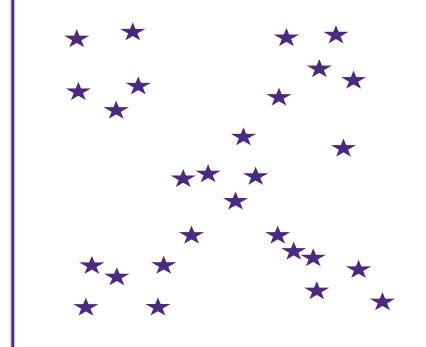
SCALIAN

★ Utilisateurs

Montant dépensé

Satisfaction 1

Partitionner les données en différents groupes ou « cluster »



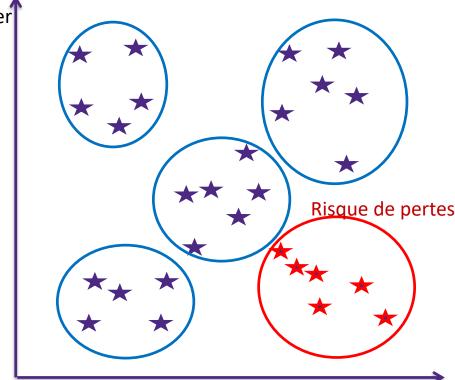


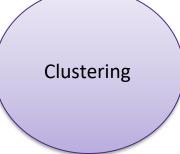
SCALIAN

★ Utilisateurs

Satisfaction sur le dernier achat

Partitionner les données en différents groupes ou « cluster »



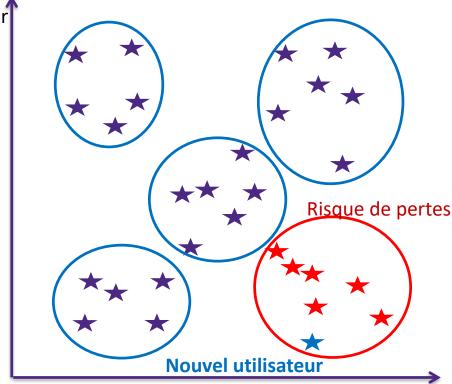


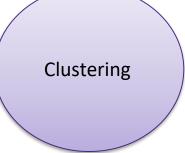


★ Utilisateurs

Satisfaction sur le dernier achat

Partitionner les données en différents groupes ou « cluster »



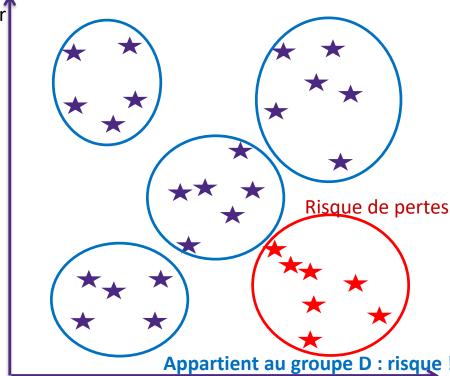


SCALIAN

★ Utilisateurs

Satisfaction sur le dernier achat

Partitionner les données en différents groupes ou « cluster »





Satisfaction

achat

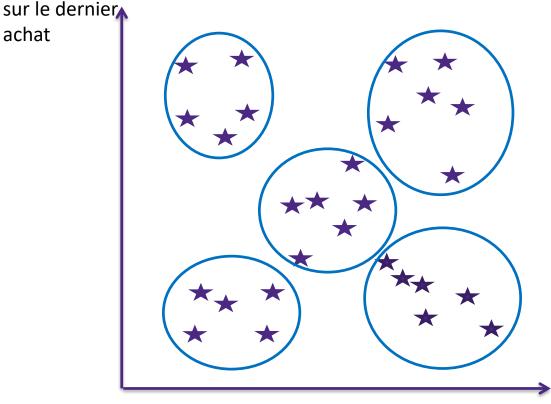
SCALIAN

★ Utilisateurs

Partitionner les données en différents groupes ou « cluster »

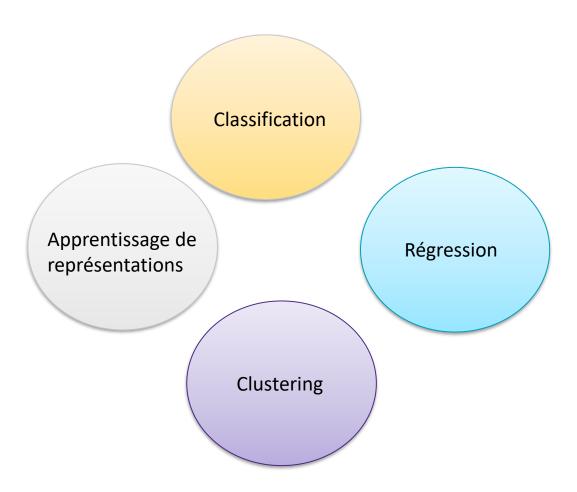
Exemples d'applications:

- **Profilage d'utilisateurs**
- Détection de communautés dans les réseaux sociaux
- Détection d'anomalies!



LES DIFFÉRENTES TÂCHES DU ML





SCALIAN **APPRENTISSAGE DE** Apprentissage de **REPRÉSENTATIONS** représentations Chien Chat Pelage Apprentissage de représentation adaptée **Poids**

- Beaucoup de dimensions
 - Difficile de visualiser les données
 - Séparation difficile

- Moins de dimensions
- Représentation facilitant la séparation

Âge

Apprentissage de représentations

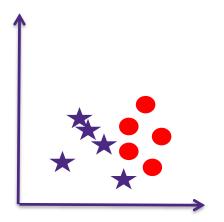
APPRENTISSAGE DE REPRÉSENTATIONS

SCALIAN

Apprentissage de représentation des données pour faciliter la représentation, le stockage ou le calcul sur les données.

Exemples d'applications:

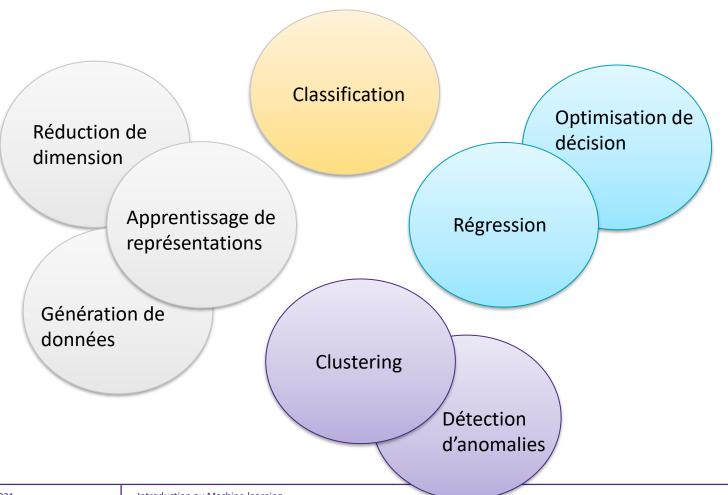
- Encodage des mots pour le traitement de texte
- Réduction du nombre de dimension pour visualisation
- Réduction du nombre de dimension pour faciliter les calculs
- Générer de nouvelles données



LES DIFFÉRENTES TÂCHES DU ML



Les principales tâches et leurs équivalents



LES DIFFÉRENTS TYPES D'APPRENTISSAGE

SCALIAN

Il existe différents types d'apprentissage pour les algos de ML.

Le choix de celui-ci dépend du problème et des données.

Types d'apprentissages les plus utilisés Apprentissage supervisé

Apprentissage non supervisé

LES DIFFÉRENTS TYPES D'APPRENTISSAGE

SCALIAN

Il existe différents types d'apprentissage pour les algos de ML.

Le choix de celui-ci dépend du problème et des données.

Types d'apprentissages les plus utilisés

Apprentissage supervisé

Apprentissage non supervisé

Un peu moins utilisé Apprentissage par renforcement

Apprentissage semi supervisé

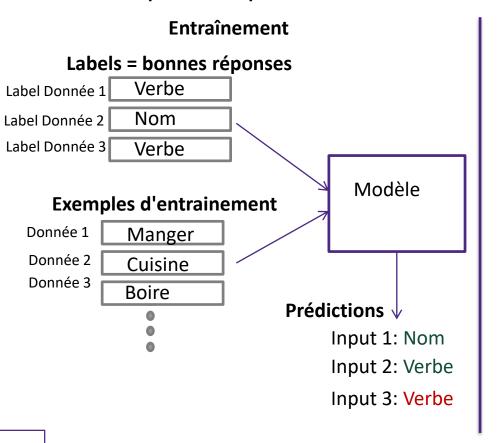
Apprentissage actif

Beaucoup moins utilisés

L'APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

SCALIAN

 Le modèle est entraîné en lui indiquant quels sont les bonnes réponses sur les exemples utilisés pour son entrainement:

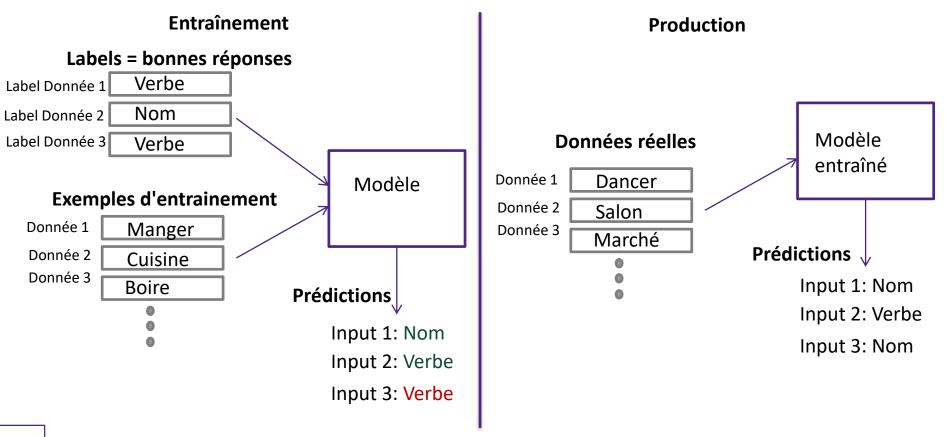


Production

L'APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

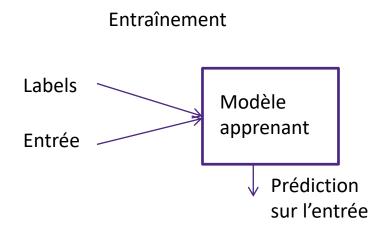
SCALIAN

 Le modèle est entraîné en lui indiquant quels sont les bonnes réponses sur les exemples utilisés pour son entrainement:



L'APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

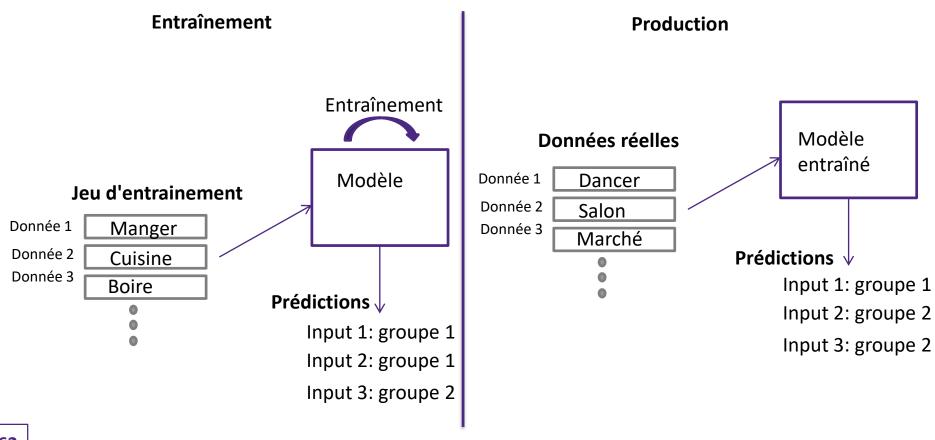
- Utilisé principalement pour la classification et la régression car on connait généralement le label à associer à chaque entrée
- Peu utilisé pour l'apprentissage de représentations et le clustering car on ne connait en général pas la sortie optimale pour chaque entrée.
- ✓ Permet généralement un meilleur modèle entrainé
- Plus de contraintes car nécessite de fournir la réponse désirée pour chaque exemple d'entrainement.
 - Pas toujours possible
 - Possiblement couteux si cela doit être fait à la main par un spécialiste sur de gros volumes de données



L'APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ

SCALIAN

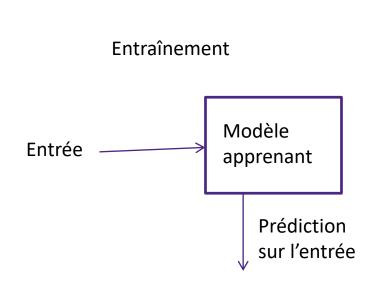
Le modèle est entraîné sans recevoir de feedback sur ses prédictions :



L'APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ

SCALIAN

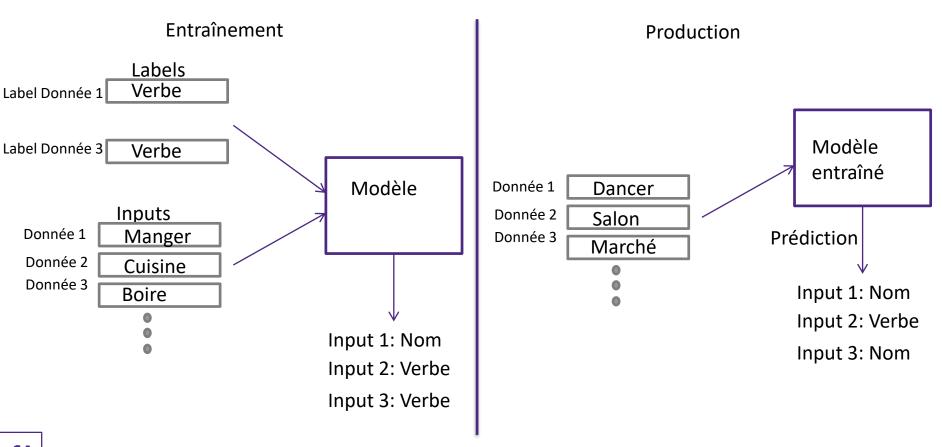
- Apprentissage adapté quand on ne connait pas la "bonne réponse" pour aucun des exemples du jeu d'entraînement.
- Très utilisé pour le clustering
- Une option pour la détection d'anomalie
- Très utilisé dans l'apprentissage de représentation
- Exemples :
 - Trouver des clusters d'utilisateurs ou de communautés dans des réseaux sociaux
 - Représentation des mots telle que des synonymes aient une représentation similaire
 - Trouver des anomalies dans les relevés de capteurs embarqués



L'APPRENTISSAGE SEMI-SUPERVISÉ

SCALIAN

• Le modèle est entraîné à partir des labels d'une partie de la population :

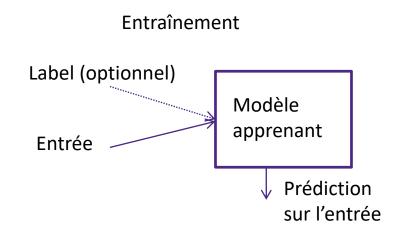


64

L'APPRENTISSAGE SEMI-SUPERVISÉ

SCALIAN

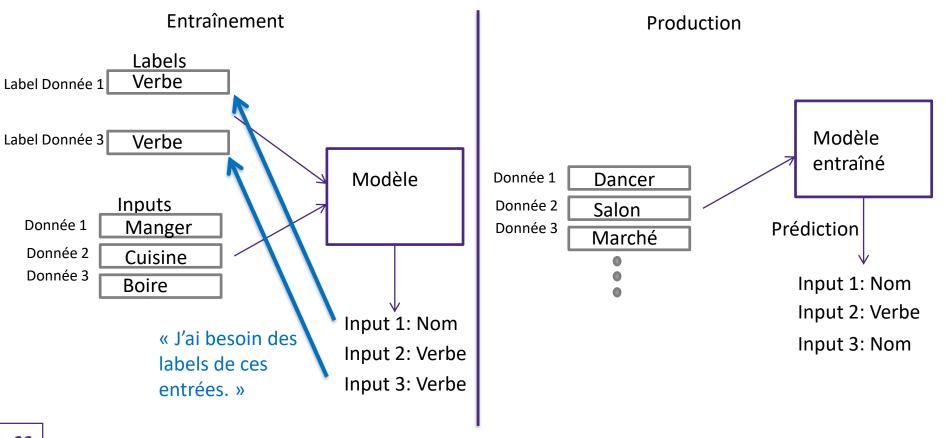
- Apprentissage à mi chemin entre l'apprentissage supervisé et non supervisé.
- Utilisé sur des applications similaires à l'apprentissage non supervisés où l'on connait ou veut imposer la cible de certaines entrées.
- Ex : Grouper les utilisateurs de profils similaires en connaissant certains profils type
- Utilisé dans les tâches de classification où l'on n'est pas sur de connaître toutes les classes type.



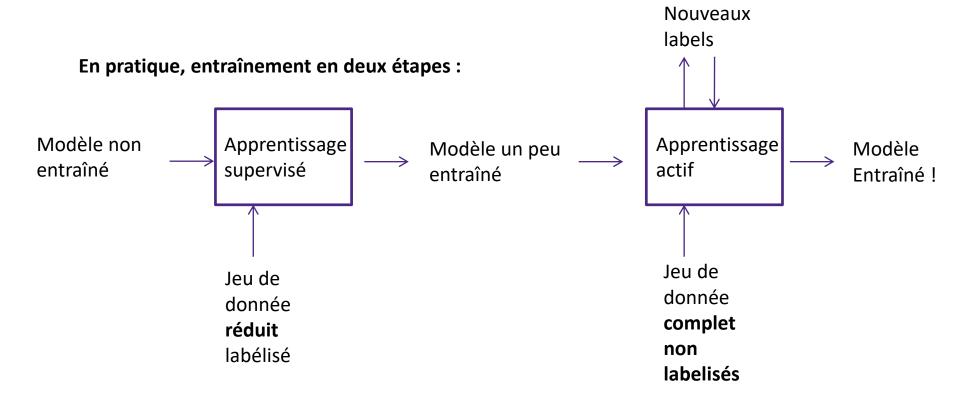
L'APPRENTISSAGE ACTIF

SCALIAN

Le modèle demande sur quelles entrées fournir des labels :



L'APPRENTISSAGE ACTIF

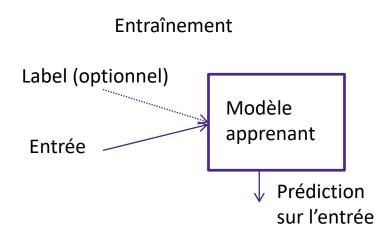


Permet d'améliorer le compromis taille du jeu de donnée/performance (90% des projets)

L'APPRENTISSAGE ACTIF

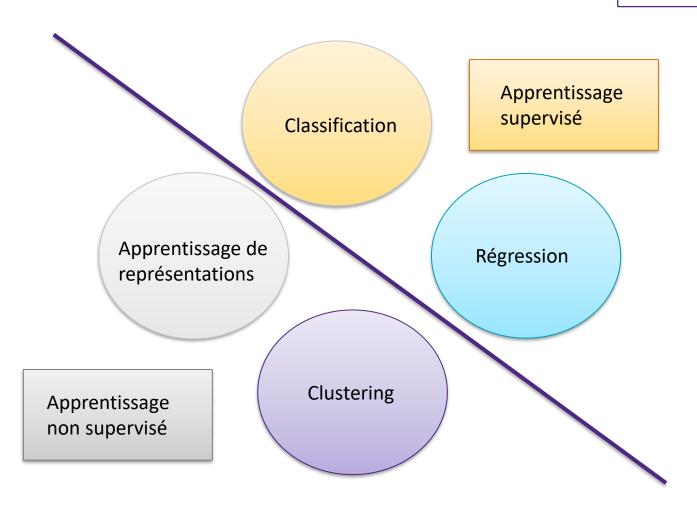
SCALIAN

- Fait parti de l'apprentissage semi-supervisé.
- Cherche à obtenir les labels des entrées les plus informatives pour maximiser l'apprentissage.
- Méthode récente et encore peu utilisée
- Utilisé quand accéder au label des entrées est trop couteux pour être fait sur chaque entrée.



CONCLUSION: DÉCOUPAGE SIMPLIFIÉ DU ML





SUPERVISÉ / NON SUPERVISÉ

SCALIAN

QUIZZ

	Supervisé	Non-Supervisé
Connaître l'âge de mon prochain acheteur		
Identifier les relations entre mes clients		
Connaître le genre (masculin féminin) de mon prochain acheteur		
Regrouper mes utilisateurs par leur comportemen	nt	
Détecter un achat à un prix anormal		

SUPERVISÉ / NON SUPERVISÉ

SCALIAN

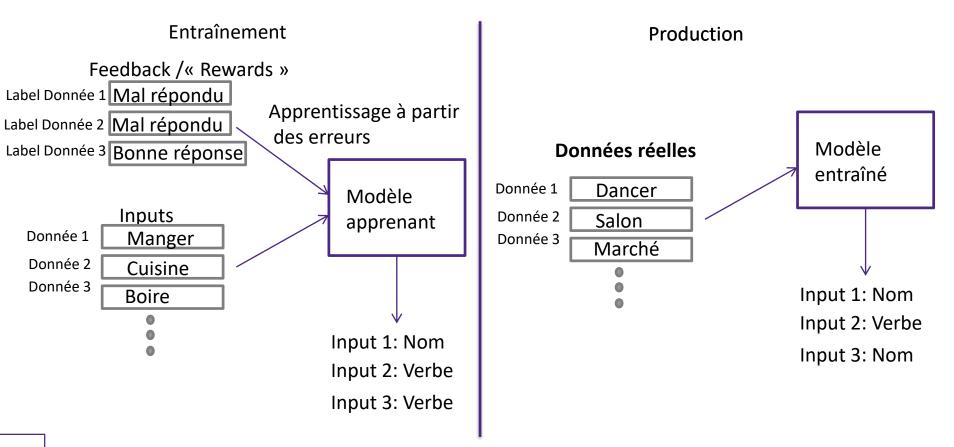
QUIZZ

	Supervisé	Non-Supervisé
Connaître l'âge de mon prochain acheteur	/	
Identifier les relations entre mes clients		✓
Connaître le genre (masculin féminin) de mon prochain acheteur	✓	
Regrouper mes utilisateurs par leur comportement		/
Détecter un achat à un prix anormal	/	

L'APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

SCALIAN

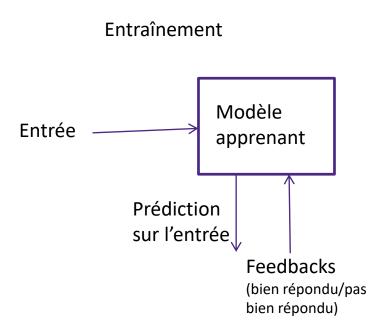
Le modèle est entraîné en connaissant s'il a bien répondu ou pas:



L'APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

SCALIAN

- Apprentissage compliqué : le modèle ne connait pas la bonne réponse lorsqu'il se trompe dans son entrainement.
- Souvent utilisé pour des systèmes apprenant en continu ou en interaction avec les utilisateurs
- Dès que l'on ne connait pas la solution optimale, mais qu'on est capable d'évaluer sa qualité.
- Exemple : apprendre à jouer au échecs !
- Le Feedback ou « Reward » peut incorporer de la connaissance d'experts pour guider le modèle.



OU UTILISER LE RENFORCEMENT?

SCALIAN

QUIZZ

Renforcement

Prédire si un utilisateur va cliquer sur un bouton

Apprendre à prédire quand le cours de la bourse baisse

Apprendre à un robot à se déplacer

Prédire en temps réel la météo

Choisir les publicités à proposer sur un site web

OU UTILISER LE RENFORCEMENT?

SCALIAN

QUIZZ

Renforcement

Prédire si un utilisateur va cliquer sur un bouton	*
Apprendre à prédire quand le cours de la bourse baisse	*
Apprendre à un robot à se déplacer	✓
Prédire en temps réel la météo	*
Choisir les publicités à proposer sur un site web	

 On va faire le choix d'utiliser le renforcement quand on ne sait pas donner la réponse optimale lors de l'entraînement

En robotique:

- Faire marcher/déplacer/effectuer une action à un robot
- On sait dire si une action est réussie ou pas, mais pas comment l'effectuer
- Si une action est réussie, on ne sait pas si elle était la plus optimale ou pas

• On va faire le choix d'utiliser le renforcement quand on ne sait pas donner la réponse optimale lors de l'entraînement

En interagissant avec le monde extérieur :

- Ex: proposer la meilleur publicité pour faire acheter un utilisateur.
- Lorsque la réponse du modèle doit susciter un changement de l'environnement ou une action de l'utilisateur
- On ne sait pas modéliser la réponse de l'environnement/ de l'utilisateur à l'action.
- On sait dire quand la réponse de l'environnement/ de l'utilisateur est positive.

 On va faire le choix d'utiliser le renforcement quand on ne sait pas donner la réponse optimale lors de l'entraînement en un temps suffisant

Jeux et problèmes complexes :

- Jeu de go : il y a trop de combinaisons pour être toutes calculées.
- On ne sait pas dire si un coup est optimal.
- Si on perd, on ne sait généralement pas dire qu'est-ce qu'il aurait fallu jouer pour gagner.
- Par contre on sait si on gagne ou pas le match à la fin!



 On va faire le choix d'utiliser le renforcement quand on ne sait pas donner la réponse optimale lors de l'entraînement en un temps suffisant

Pour résoudre un problème NP-complet:

- NP-complet : « que l'on ne sait pas résoudre sans tester toutes les possibilités » (ce qui est exponentiel en temps).
- Souvent des problèmes d'optimisation.
- Ex de problème NP complet :
- Le voyageur de commerce : quel est l'itinéraire le plus optimal pour visiter un ensemble de villes ?
- Le problème du sac à dos : comment remplir de manière optimale un sac à dos ?
- Dire si une formule logique est satisfaisable (admet une solution)
- Clique maximale dans un graphe
- Colorier un graphe tel que deux sommets n'aient pas la même couleur
- ..
- Tout nos services de sécurité (bancaire, chiffrement, ...) se basent sur le fait que chiffrer/déchiffrer avec la clef est facile, mais décrypter sans la clef est NP-complet.

 On va faire le choix d'utiliser le renforcement quand on ne sait pas donner la réponse optimale lors de l'entraînement en un temps suffisant

Pour résoudre un problème **NP-complet**:

- NP-complet : « que l'on ne sait pas résoudre sans tester toutes les possibilités ».
- A votre avis, quel est le problème NP-complet le plus critique chez Google ?

• On va faire le choix d'utiliser le renforcement quand on ne sait pas donner la réponse optimale lors de l'entraînement en un temps suffisant

Pour résoudre un problème NP-complet:

- NP-complet : « que l'on ne sait pas résoudre sans tester toutes les possibilités ».
- A votre avis, quel est le problème NP-complet le plus critique chez Google ?

Réponse : Le problème du sac à dos !

Comment répartir toute la charge de travail dans les datacenters et machine de la façon la plus optimale ?

Même un tout petit gain sur l'efficacité de la gestion peut apporter d'énormes économies vu le volume.

• On va faire le choix d'utiliser le renforcement quand on ne sait pas donner la réponse optimale lors de l'entraînement en un temps suffisant

En informatique :

- Pour fournir une solution performante à un problème NP-complet
- On saurait calculer la solution optimale mais pas en un temps raisonnable.
- Par contre évaluer la qualité de la réponse est faisable.
- Concurrence avec la Recherche Opérationnelle, qui propose des méthodes et heuristique pour donner des solutions performantes en un temps raisonnable.
- Google : RO et RL ne sont pas forcément incompatibles mais pourraient se compléter dans des approches mixtes à l'avenir.

POUR FINIR :LES PROBLÉMATIQUES DU RL



Pour vous rendre à Ynov ce matin, vous avez probablement choisi le « meilleur » itinéraire.

- Comment êtes-vous sûrs qu'un autre itinéraire n'est pas meilleur, ou ne l'est pas devenu depuis la dernière fois ?
- Que faites vous lorsque la qualité de votre « meilleur » itinéraire se détériore ?

C'est ce le l'on appelle le dilemme exploration/exploitation. Comment choisir entre :

- Privilégier la meilleure stratégie connue : **exploitation**
- Chercher une stratégie encore meilleure (qui peut ne pas exister) ou vérifier que les solutions alternatives ne se sont pas améliorées : **exploration**

Il s'agit d'un des problèmes les plus importants en RL

POUR FINIR :LES PROBLÉMATIQUES DU RL

Lorsque ce que vous **gagnez une partie** (échecs, go, starcraft, lol, ...), comment savez vous quel(les) coup(s) vous ont fait gagné la partie ?

- En RL, la récompense est souvent **différée** : elle n'arrive qu'après un nombre d'action qui peut être important.
- Comment déterminer quel(s) sont les actions qui vous ont permi de toucher votre récompense ?
- L'attribution de la récompense est une problématique récurrente en RL.

LES PROBLÉMATIQUES DU RL

L'espace de recherche :

- Au échecs, il n'y a qu'un nombre finit d'action possibles chaque tour et de positions des pièces sur le plateau. On parle alors d'espace d'état et d'action discrets.
- Mais pour déplacer un robot dans une salle: il y a virtuellement un nombre d'action et de position infini. On parle alors d'espace d'action et d'état continus.

Ce ne sont généralement **pas les mêmes algorithmes** qui sont employés dans les deux cas.

LES PROBLÉMATIQUES DU RL

Une dernière problématique commune au ML, l'équilibre de l'apprentissage.

- En ML, un jeu de donnée **déséquilibré ou non mélangé** peut mener à un mauvais entrainement.
- Ce problème est **encore plus important** en RL.
- Comment ne pas oublier les parties jouées il y a longtemps ?
- Comment ne pas être biaisé par le fait de jouer versus le même adversaire plusieurs fois de suite ?