

IA et Nous

*Apprentissage
Machine Learning*

UATL 2023

Plan

- 1. *L'apprentissage***
- 2. *L'apprentissage humain***
- 3. *Les types d'apprentissage automatique***
- 4. *Apprentissage supervisé***
 - *Classification*
 - *Régressions*
 - *Machines à support de vecteurs*
 - *Généralisation*
 - *Réseaux de neurones (cours séparés)*
- 5. *Apprentissage non supervisé***
- 6. *Apprentissage par renforcement***

Apprentissage

Peut on faire de l'apprentissage sans connaitre le fonctionnement du cerveau ?

Yann Lecun

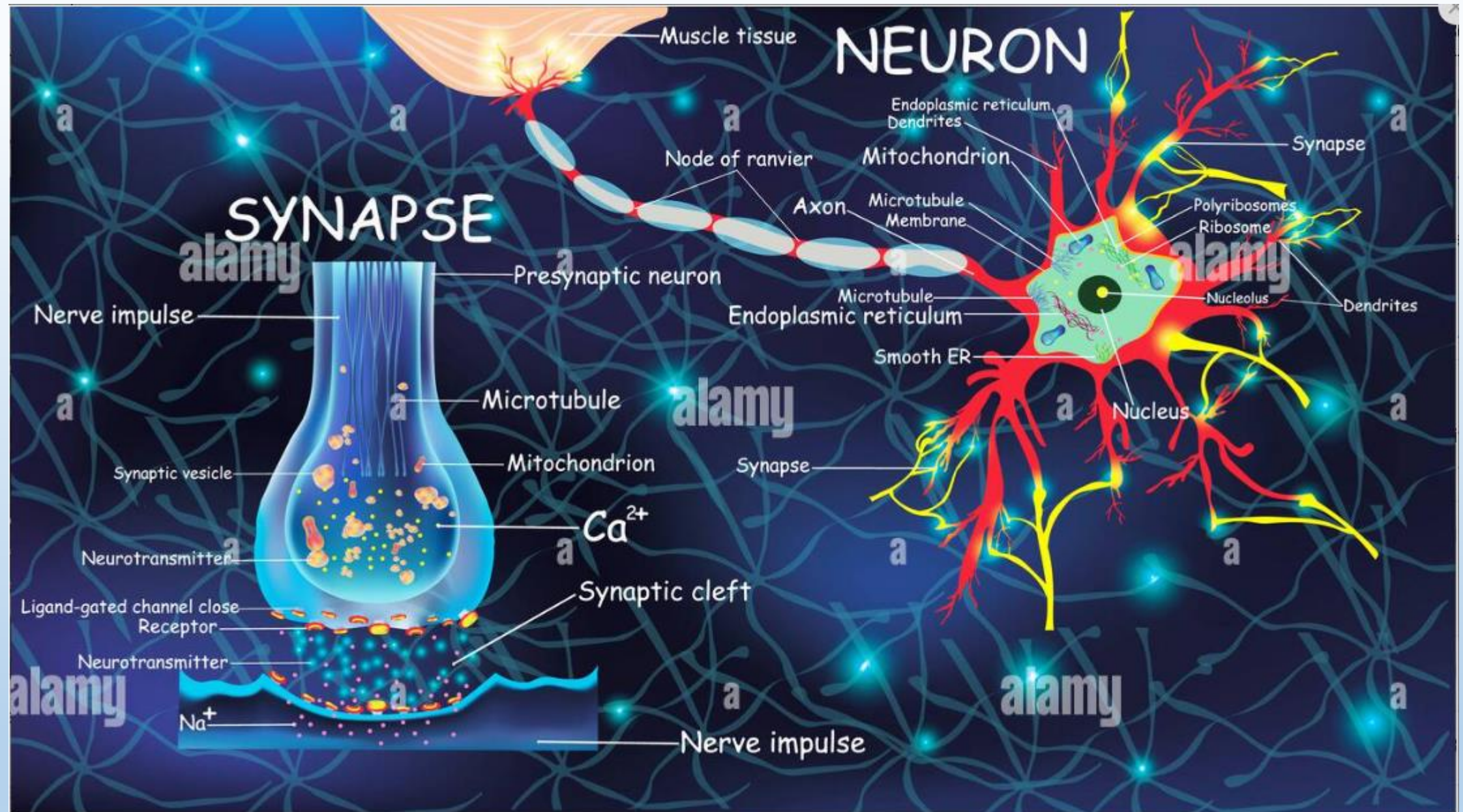
« C'est une inspiration. Il y a des gens qui disent que l'on peut faire de l'intelligence artificielle sans se référer du tout à l'intelligence humaine.

*Cela a été un des courants classiques de l'IA, fondé sur la logique, et cela a conduit aux **systèmes experts**, qui ont montré leurs limites notamment pour l'apprentissage car il faut entrer toutes les données « à la main ».*

Et puis il y a l'autre approche, qui consiste à essayer de copier ce qui se passe dans le cerveau. Mais là, il y a un autre danger, qui est de reproduire de trop près ce qui se passe, sans en comprendre les principes. »

Apprentissage humain

UATL 2023

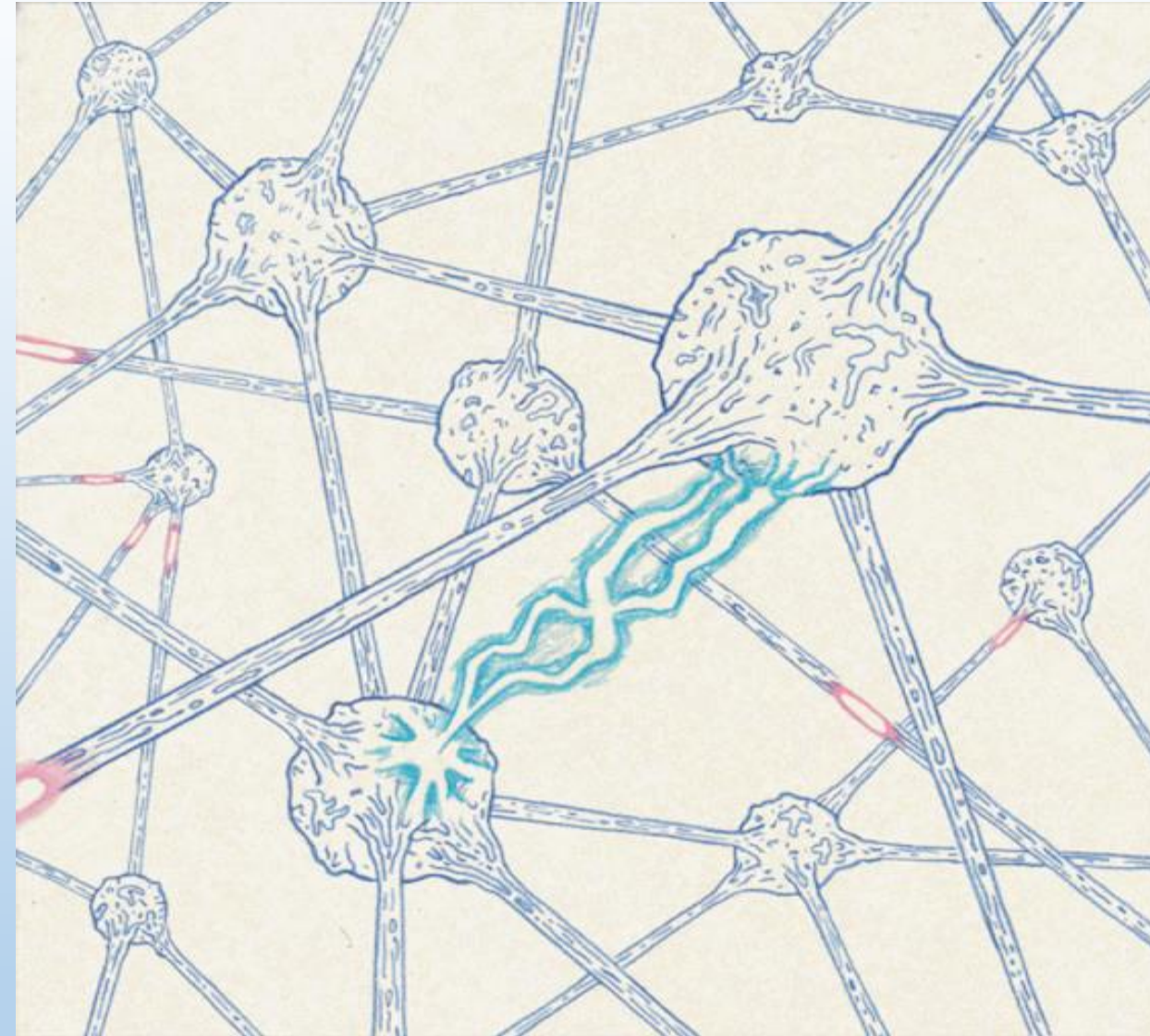


Apprentissage humain

L'apprentissage modifie l'efficacité des synapses

- *renforcement/affaiblissement*
- *apparition/disparition*

Loi de Hebb (1949), *"Lors d'un nouvel apprentissage, toutes les ressources cérébrales se mobilisent ensemble et se relient entre elles. Toute expérience laisse dans le cerveau une trace plus ou moins durable."*



Source : <https://palerlotus.tumblr.com>

Apports des neurosciences

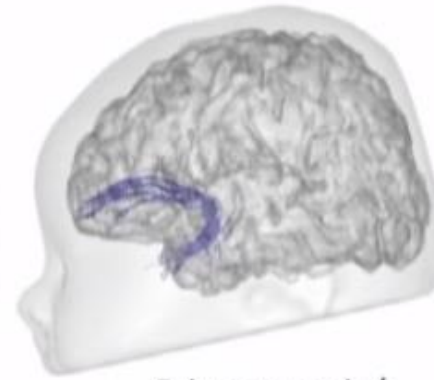
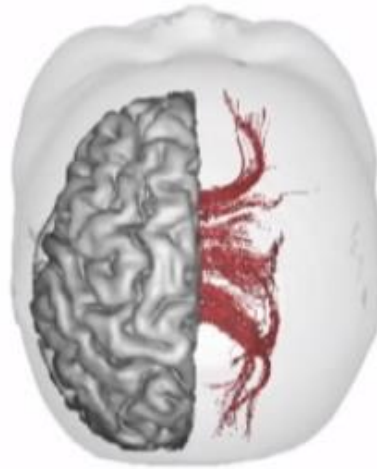
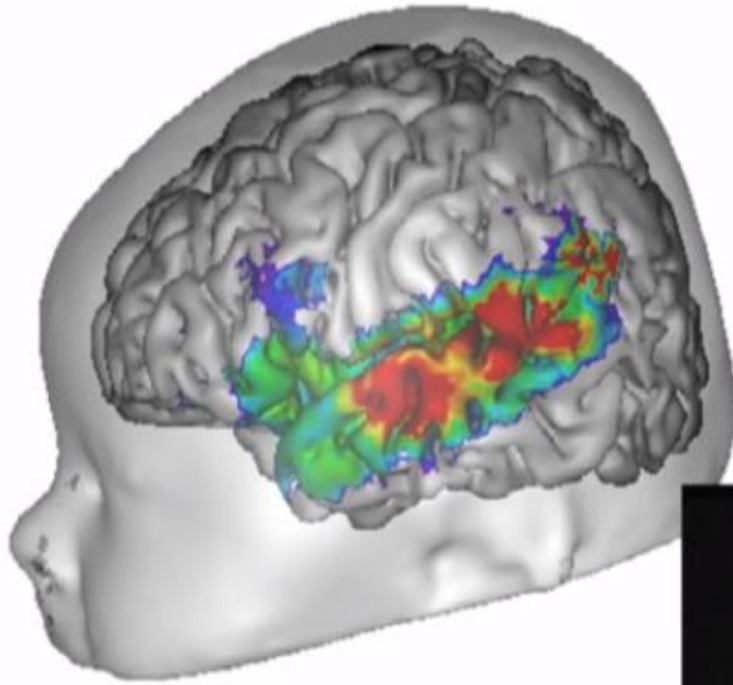


Source : Stanislas Dehaene

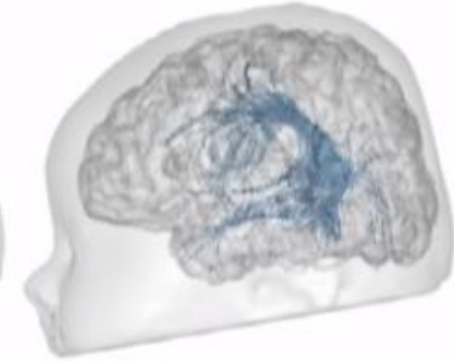
Cours Collège de France 2012

Apprendre - Les talents du Cerveau, le défi des machines Odile Jacob 2018

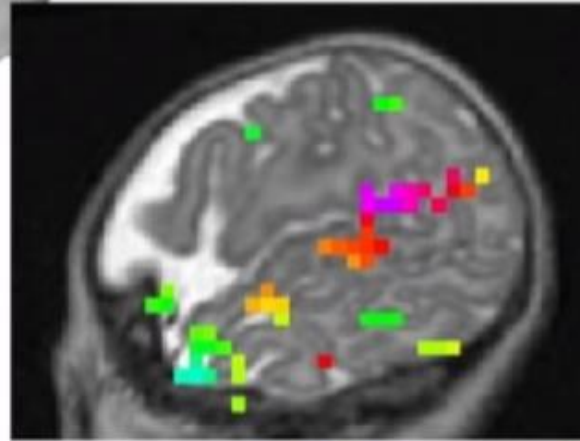
Idée 1: Le cerveau de l'enfant est structuré dès la naissance



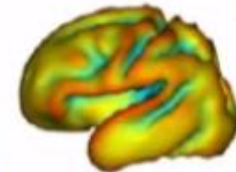
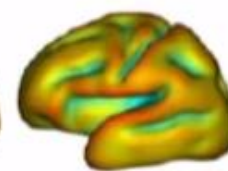
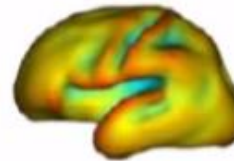
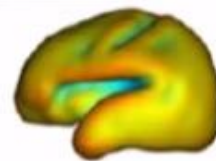
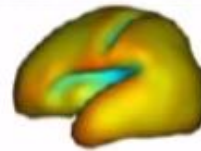
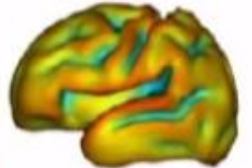
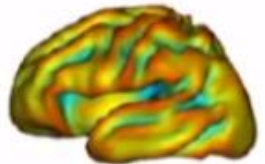
Faisceau unciné



Faisceau arqué



- Tous les grands faisceaux de connexions semblent en place
- De nombreux réseaux spécialisés sont déjà en activité.
- **Le bébé possède des « noyaux de connaissances »** pour les nombres, l'espace, les objets, les personnes...



Stanislas Dehaene

Ghislaine Dehaene-Lambertz et al, Science, 2002; PNAS, 2006; Travaux de Jessica Dubois

Idée 2. Le cerveau est une formidable machine à apprendre. (« Le bébé statisticien », cours au Collège de France, 2013)

Le cerveau contient, dès la naissance, un **algorithme d'apprentissage statistique** extrêmement sophistiqué (apprentissage statistique Bayésien)

L'enfant se comporte comme « un scientifique au berceau » (Gopnik):

- il dispose d'un jeu d'**hypothèses hiérarchiques**, qu'il projette sur le monde extérieur
- Il sélectionne ces hypothèses ou schémas mentaux en fonction de leur **plausibilité** au vu des expériences qu'il fait et dont il compile les statistiques.
- L'attention, la récompense, l'erreur, la curiosité, le sommeil, sont des éléments importants de cet algorithme encore imparfaitement compris.

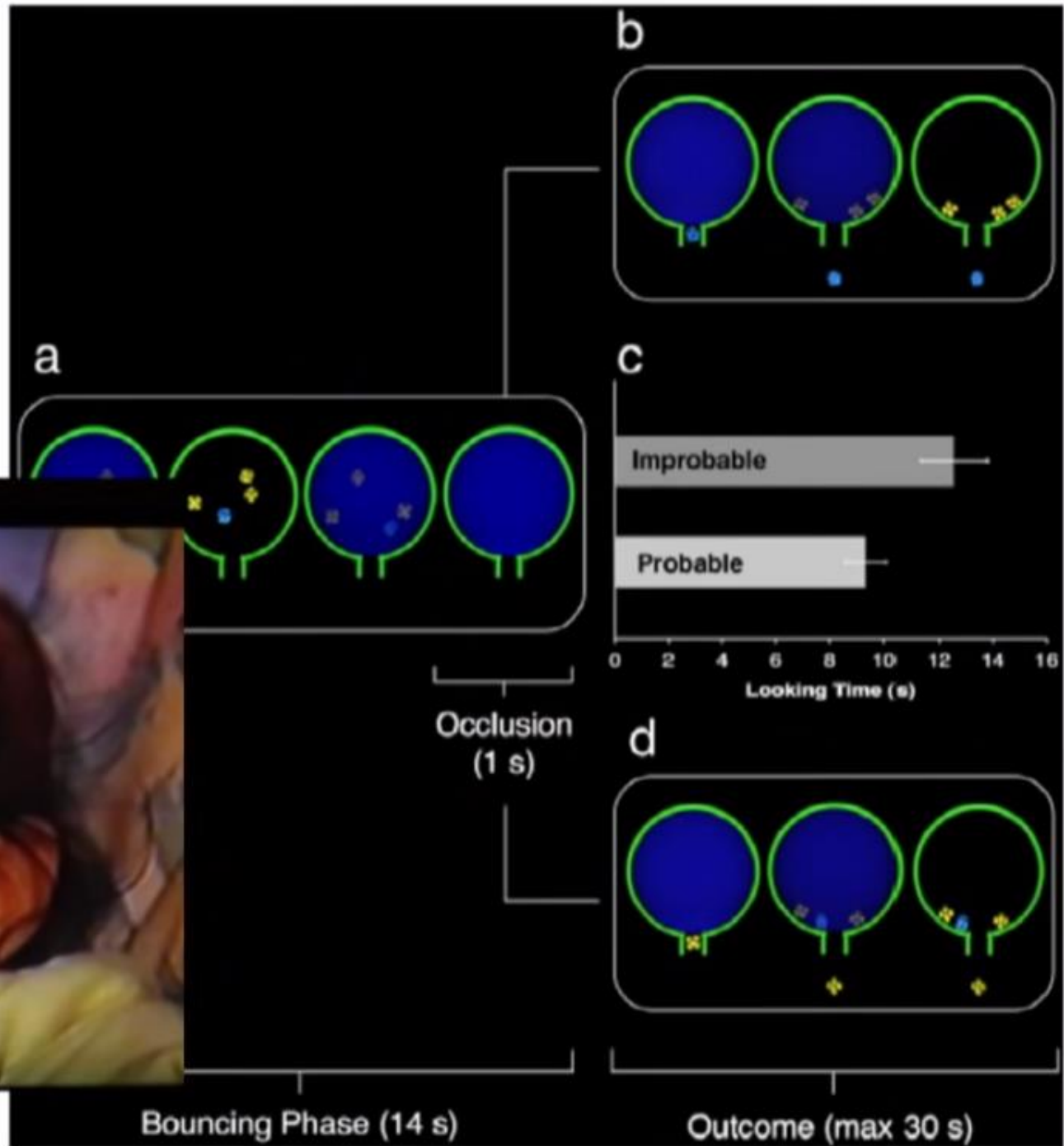


Résultats:

Les bébés de 12 mois
regardent plus longtemps
l'événement improbable que
l'événement probable.



Stanislas Dehaene



Les 4 piliers de l'apprentissage



<https://www.college-de-france.fr/agenda/colloque/sciences-cognitives-et-education/les-grands-principes-de-apprentissage>

Les 4 piliers de l'apprentissage

Attention

Engagement Actif

Retour immédiat d'information

Consolidation

Attention

Sciences cognitives et éducation

Mardi 20 novembre 2012

Les grands principes de l'apprentissage

Stanislas Dehaene

Professeur, titulaire de la chaire de psychologie
cognitive expérimentale au Collège de France.

<https://www.college-de-france.fr/agenda/colloque/sciences-cognitives-et-education/les-grands-principes-de-apprentissage>

Les grandes fonctions cognitives

<i>Mémoire de travail</i>	<i>Contrôle inhibiteur</i>	<i>Flexibilité cognitive</i>
<i>Garder en mémoire</i>	<i>Contrôle des gestes</i>	<i>Détecter son erreur</i>
<i>Planifier des actions</i>	<i>Contrôle des actions</i>	<i>Ajuster sa stratégie - Flexibilité</i>
	<i>Réfléchir avant d'agir</i>	<i>Créativité</i>
	<i>Inhiber une distraction</i>	<i>Persévérance</i>
	<i>Différer une distraction</i>	

« Nous permettent d'avoir un comportement organisé et contrôlé pour atteindre un objectif. »

"Ces compétences sont considérées comme les fondations biologiques de l'apprentissage"

"Arriver à l'école avec une base solide de ces fonctions cognitives est le plus important pour l'enfant"

"Offrir aux enfants la possibilité d'acquérir ces compétences est **l'une des grandes responsabilités de la société**"

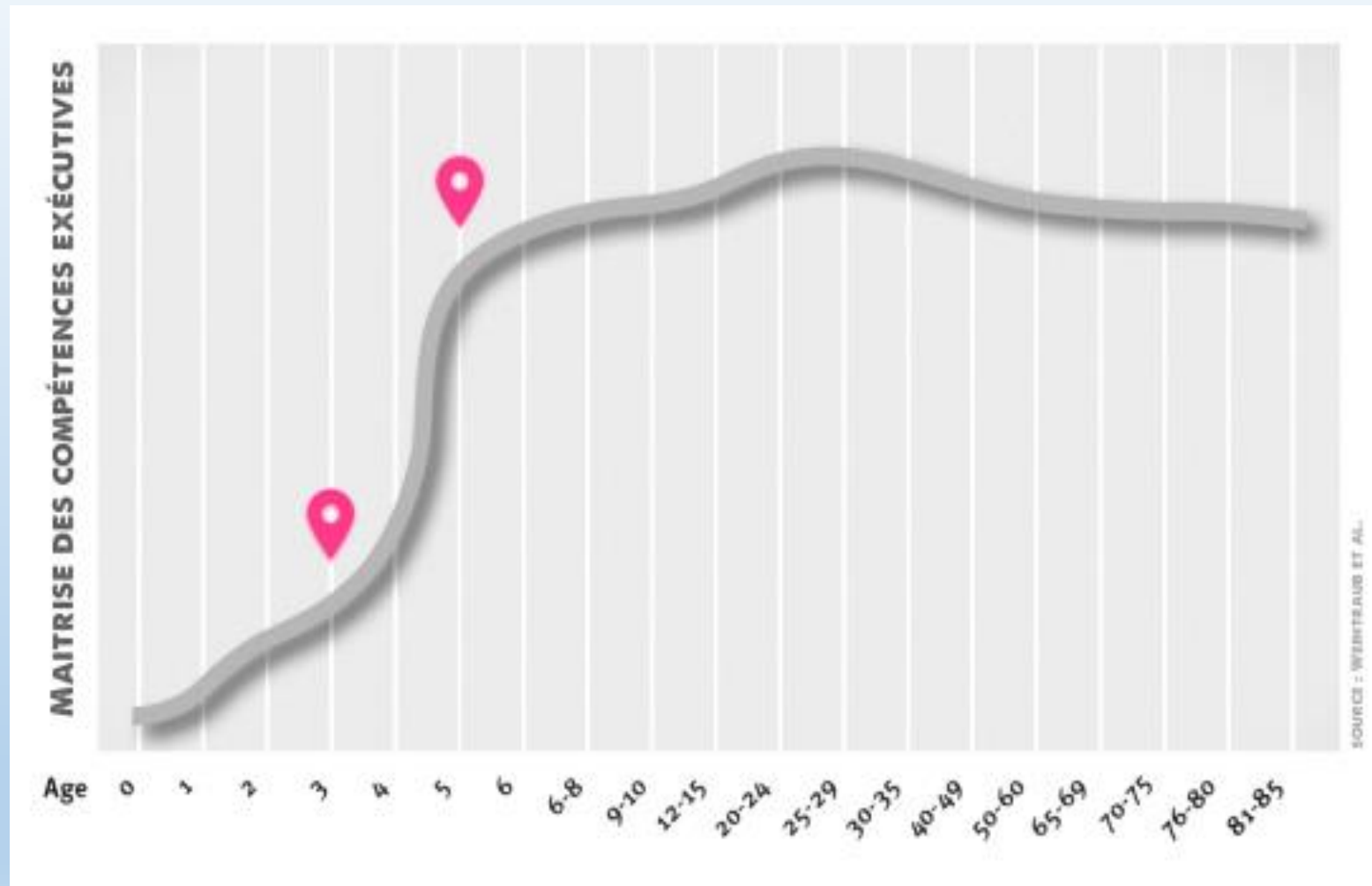
https://www.youtube.com/watch?v=efCq_vHUMqs&t=3s

Center on Developing Child
Harvard University

Apprentissage humain

La plasticité cérébrale est maximale entre 3 et 5 ans

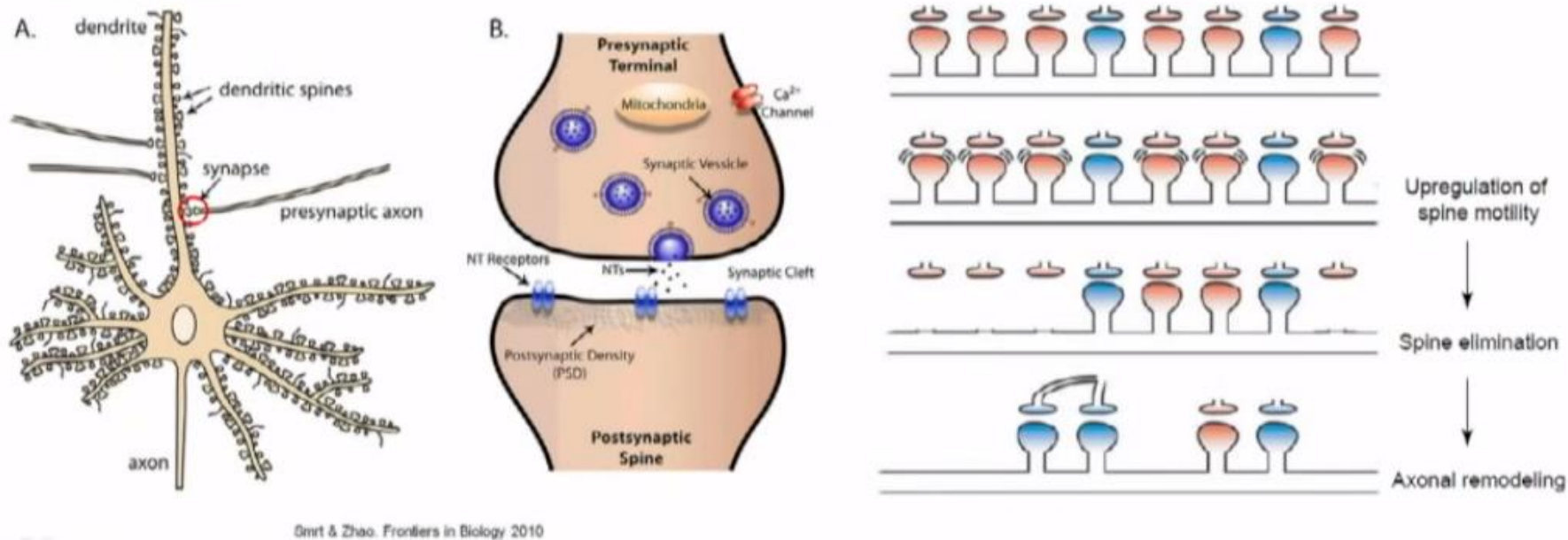
Cette période sensible est une véritable fenêtre d'opportunité à ne pas manquer



Qu'entend-on par plasticité cérébrale?

Caroni, P., Donato, F., & Muller, D. (2012). Structural plasticity upon learning: regulation and functions. *Nature Reviews. Neuroscience*, 13(7), 478–490.

Majewska, A. K., & Sur, M. (2006). Plasticity and specificity of cortical processing networks. *Trends in Neurosciences*, 29(6), 323–329.



De nombreuses expériences des vingt dernières années montrent que l'apprentissage repose sur le renforcement et l'élimination de synapses, qui constituent les traces de mémoire de nos expériences et modifient le comportement de nos neurones.

L'activité neuronale (ou son absence) modulent sélectivement la stabilité des synapses.

Ces réarrangements synaptiques se produisent à des échelles de temps relativement rapides, par le biais de réarrangements des épines dendritiques. Le branchement des axones se réorganise également.

La myélinisation des axones peut également être modifiée par l'usage.

Pourquoi apprendre ? *

Génome

- 23 paires de chromosomes
 - 3 milliards de lettres A, C, G, T (adénine, cytosine, guanine, thymine)
 - 2 bits par lettre (00,01,10,11)
- 6 milliards de bits soit **750 MO**

Cerveau

- 85×10^9 neurones - 85 Milliards
 - 10^4 Synapses/neurone → 10^{15} synapses
- Soit 1 million de milliards de connexions

Si **une** connexion = 1 bit → 10^{15} soit ~ 100 Teraoctets



**>> 100 000 fois
plus de détails**

* Stanislas Dehaene « Apprendre » 2018 Odile Jacob

Exemples d'application

Respect des 4 piliers

Développement des fonctions cognitives

- *Montessori*
- *Ateliers autonomes et mélange des âges*
- *Plateformes numériques type Khan Academy*

Exemples

Classe maternelle, Gennevilliers
Zone d'Education Prioritaire - Plan violence

<https://vimeo.com/76646609>

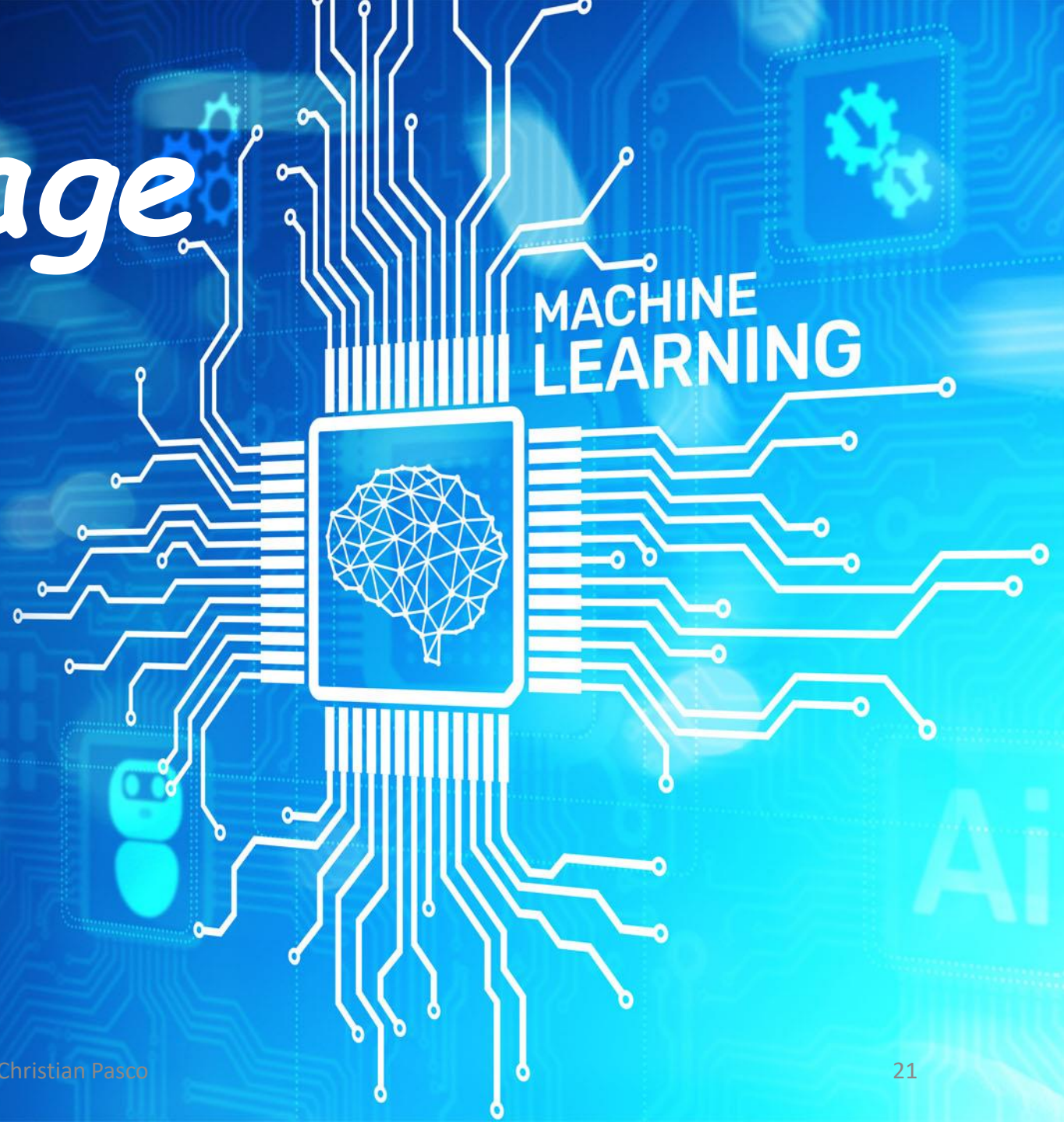
L'école

Depuis quelques décennies et particulièrement dans notre monde occidental, nous constatons une baisse inquiétante des performances scolaires et particulièrement chez nous un décrochage neuronal important (20% de NEET).

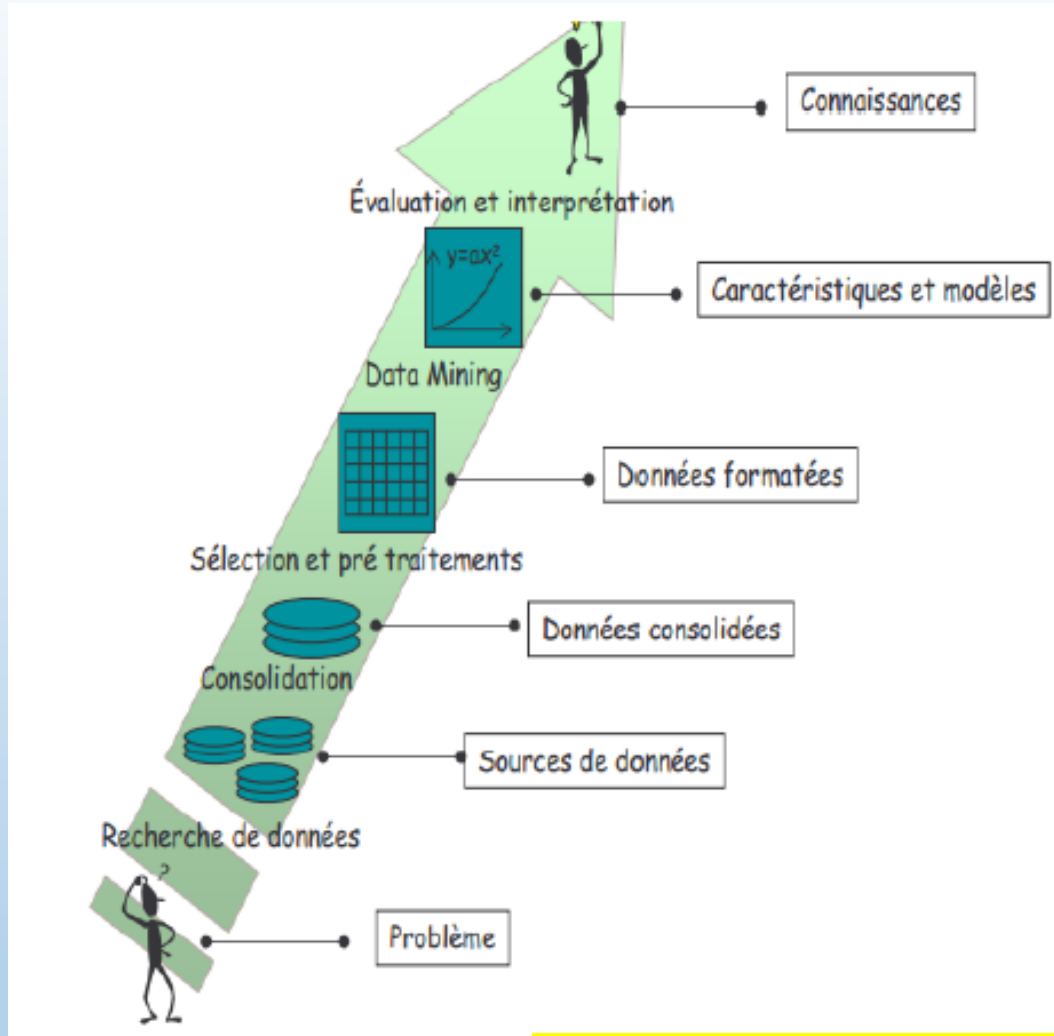
Allons-nous laisser se creuser le fossé entre les élites et les laissés pour compte ?

***L'école doit être une priorité !!
La mobilité sociale se joue dès la maternelle***

L'apprentissage des machines



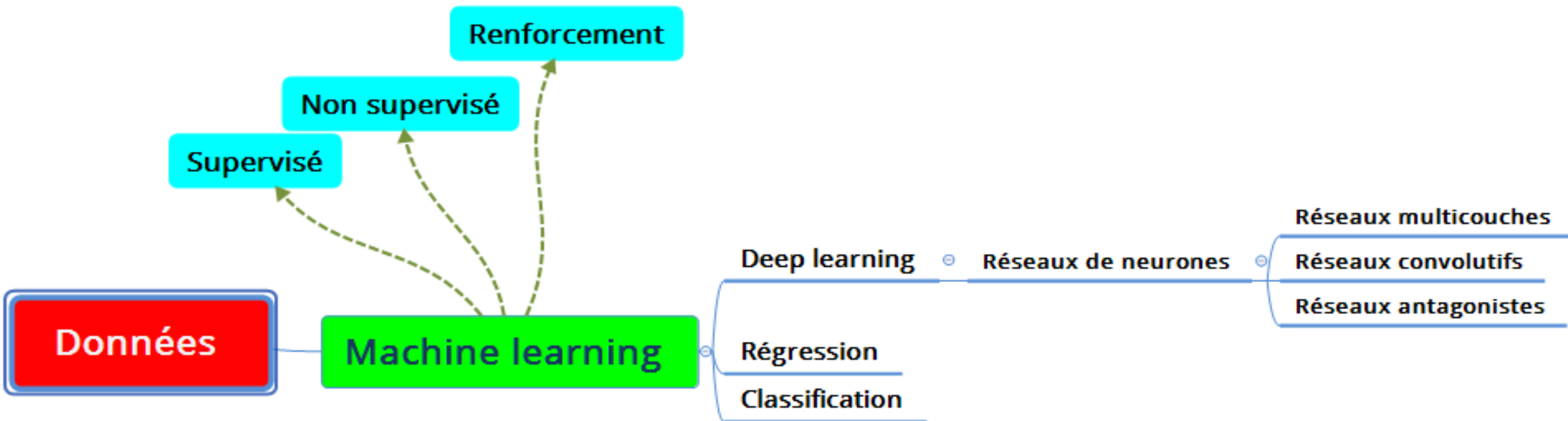
Extraction de connaissance des données



Réponse pragmatique à un problème concret

Apprentissage

Élément essentiel de l'intelligence

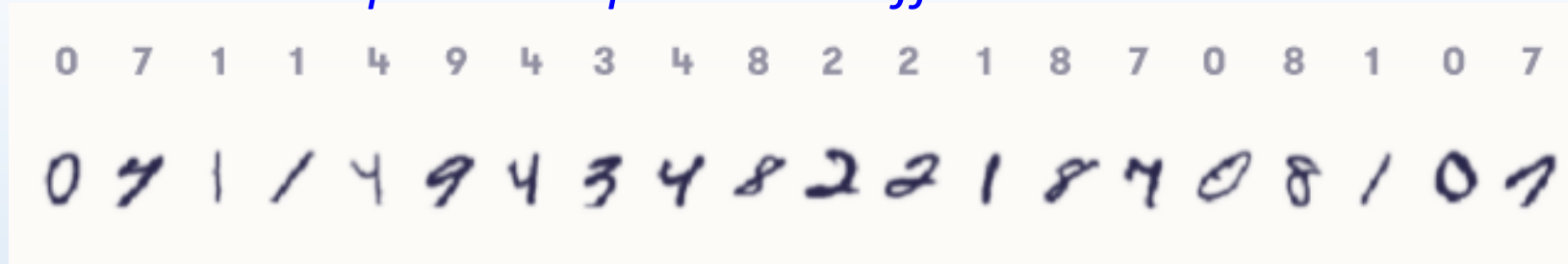


Les statistiques ou l'art d'extraire des connaissances des données



Apprentissage automatique

*Exemple classique : les chiffres manuscrits *.*



Comment classer les chiffres manuscrits dans la bonne classe ?

*Dans les années 80 => **Systèmes Experts***

Règles :

- *Si les pixels noirs ont la forme d'une seule boucle, alors c'est un 0*
- *si deux boucles entrelacées alors c'est un 8*
- *si ligne verticale au milieu , alors c'est un 1*

Limites vite atteintes :

- *règles pas suffisamment précises, nécessité de définir ce qu'est une boucle, le milieu, etc...*
- *nécessité d'une infinité d'exceptions à ces règles selon l'écriture cf. exemple .*

* Exemple tiré de la base de données MNIST Modified «National Institute of Standards and Technology».

Apprentissage automatique

Trois types.

Apprentissage supervisé : avec professeur

→ à partir d'une donnée d'entrée **étiquetée**, prédire le résultat ou l'étiquetage correct

Apprentissage non supervisé : sans professeur

pas **d'étiquetage** ou de résultats corrects.

→ découvrir la **structure des données** : regrouper des éléments similaires pour former des «grappes», ou réduire les données à un petit nombre de «dimensions» importantes.

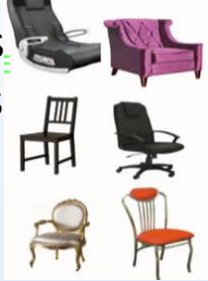
Apprentissage par renforcement :

→ **un agent d'IA**, par exemple une voiture autonome, doit fonctionner dans un environnement et où un **retour d'information** sur les bons ou mauvais choix est disponible avec un certain retard. Également utilisé dans les jeux dont le résultat ne peut être décidé qu'à la fin de la partie.

Apprentissage automatique

Supervisé

Exemples étiquetés



Données entraînement



Conforme au
résultat attendu



Données test



Résultat de la classification Probabilistique



Non supervisé

Données non étiquetées



Regroupement (grappes)
Clustérisation



Par renforcement

Action



Environnement



Retour
d'information

Apprentissage supervisé

Quand l'homme enseigne à la machine

Apprentissage supervisé

Quand l'homme enseigne à la machine

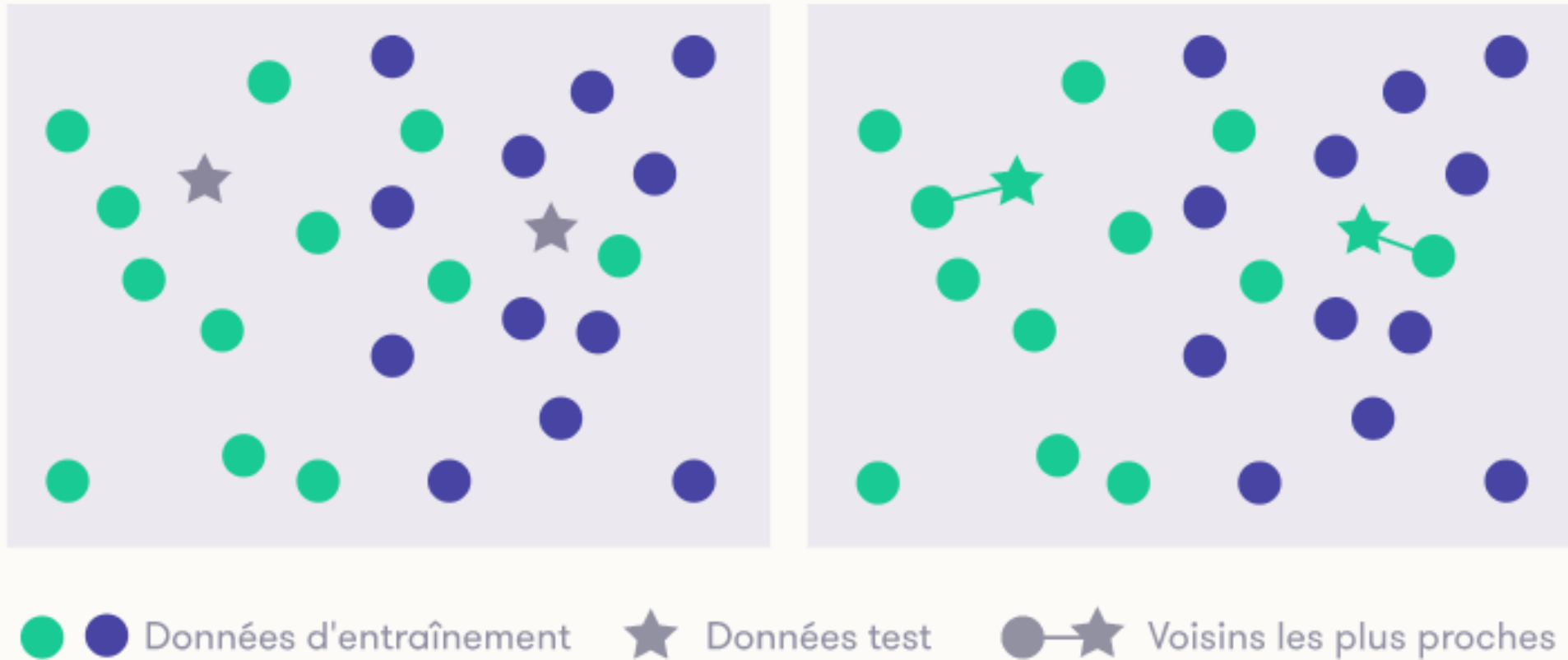
Utilisé pour apprendre à prédire l'étiquette correcte dans un problème de classification

Exemples :

- prédire le nombre de personnes qui cliqueront sur une annonce Google sur la base de son contenu et des données concernant le comportement en ligne préalable de l'utilisateur,*
- prédire le nombre d'accidents de la circulation sur la base des conditions routières et de la limitation de vitesse,*
- prédire le prix de vente de biens immobiliers en fonction de leur emplacement, de leur taille et de leur état.*

Ces problèmes sont appelés **problèmes de régression**.

Classifieur du plus proche voisin



Classifieur du plus proche voisin

Utilisateur	Historique d'achat				Achat
Sanni	gants de boxe	Moby Dick (roman)	écouteurs	lunettes de soleil	café en grains
Jouni	t-shirt	café en grains	machine à café	café en grains	café en grains
Janina	lunettes de soleil	baskets	t-shirt	baskets	chaussettes en laine
Henrik	2001: Odyssée de l'espace (dvd)	écouteurs	t-shirt	gants de boxe	paire de tongs
Ville	t-shirt	paire de tongs	lunettes de soleil	Moby Dick (roman)	crème solaire
Teemu	Moby Dick (roman)	café en grains	2001: odyssée de l'espace (dvd)	écouteurs	café en grains

***Prédiction
étiquette***

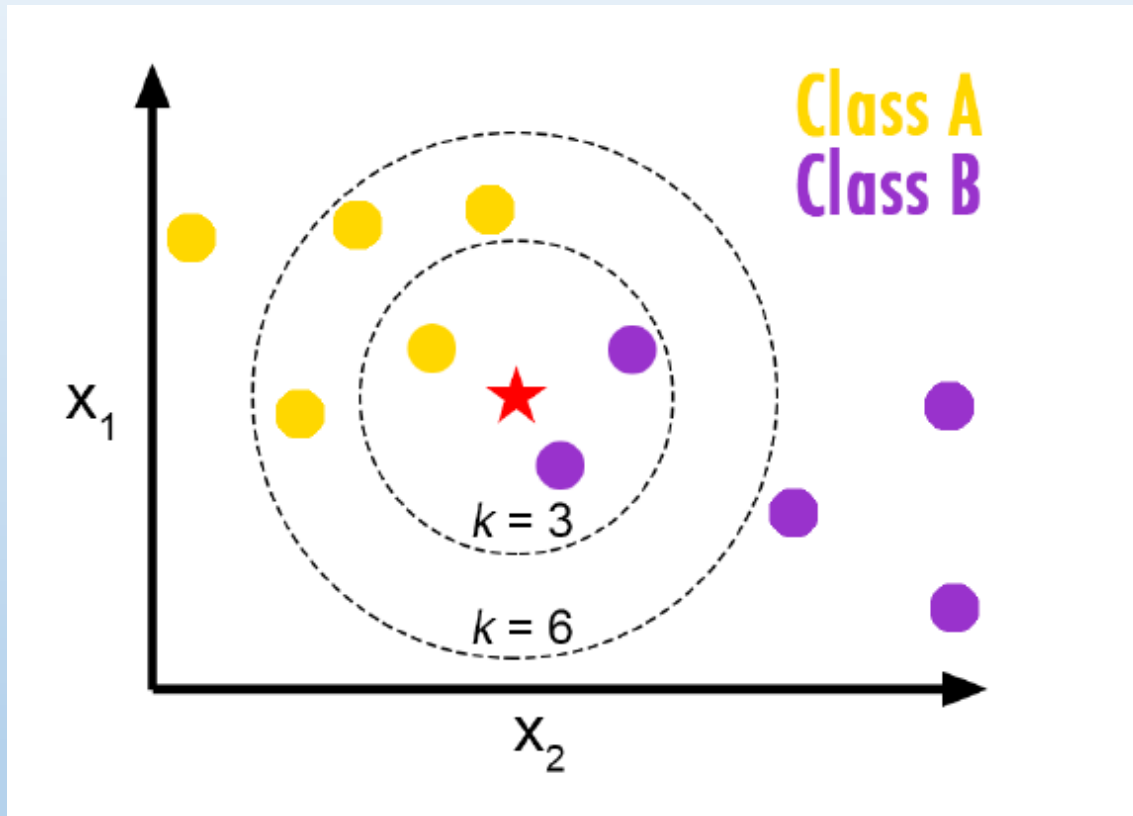
Utilisateur	Historique d'achat				Achat
Travis	Thé vert	tee-shirt	lunettes de soleil	paire de tongs	?

K-Nearest Neighbors KNN

L'algorithme K plus proches voisins : classification supervisé.

Chaque observation → un point dans un espace à n dimensions ou n est le nombre de variables prédictives.

On cherche les k points les plus proches → Classe de la cible



Netflix → score qu'un utilisateur attribuera à un film en fonction des scores qu'il a attribués à des films similaires

Les bulles de filtre

Les mêmes types de **systèmes de recommandation** sont aussi utilisés pour recommander aux utilisateurs de la **musique, des films, des informations d'actualité et des contenus de médias sociaux**.

Pour ce qui concerne **l'actualité** et les **médias sociaux**, les filtres créés par ces systèmes peuvent entraîner des **bulles de filtres**.

Remèdes :

Discipline individuelle

Suggérer à l'utilisateur d'autres choix

*Spotify propose de choisir la musique en fonction de son genre,
Netflix et HBO fournissent des recommandations sous différentes catégories.*

Expérience

Taper sur Google : La terre est elle plate ?

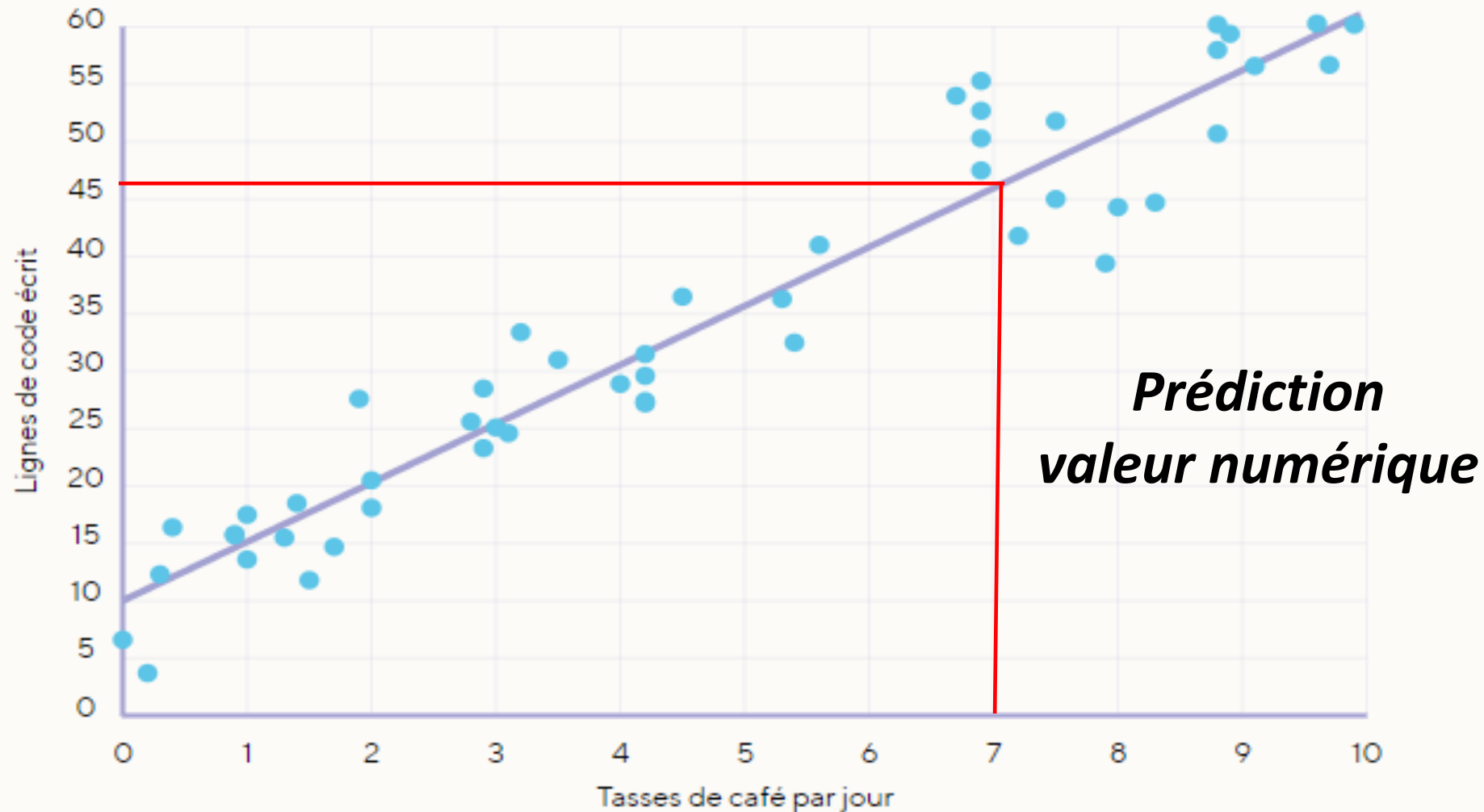
Algorithmes Régressions Prédictions

$$\theta = (w_0, w_1)$$

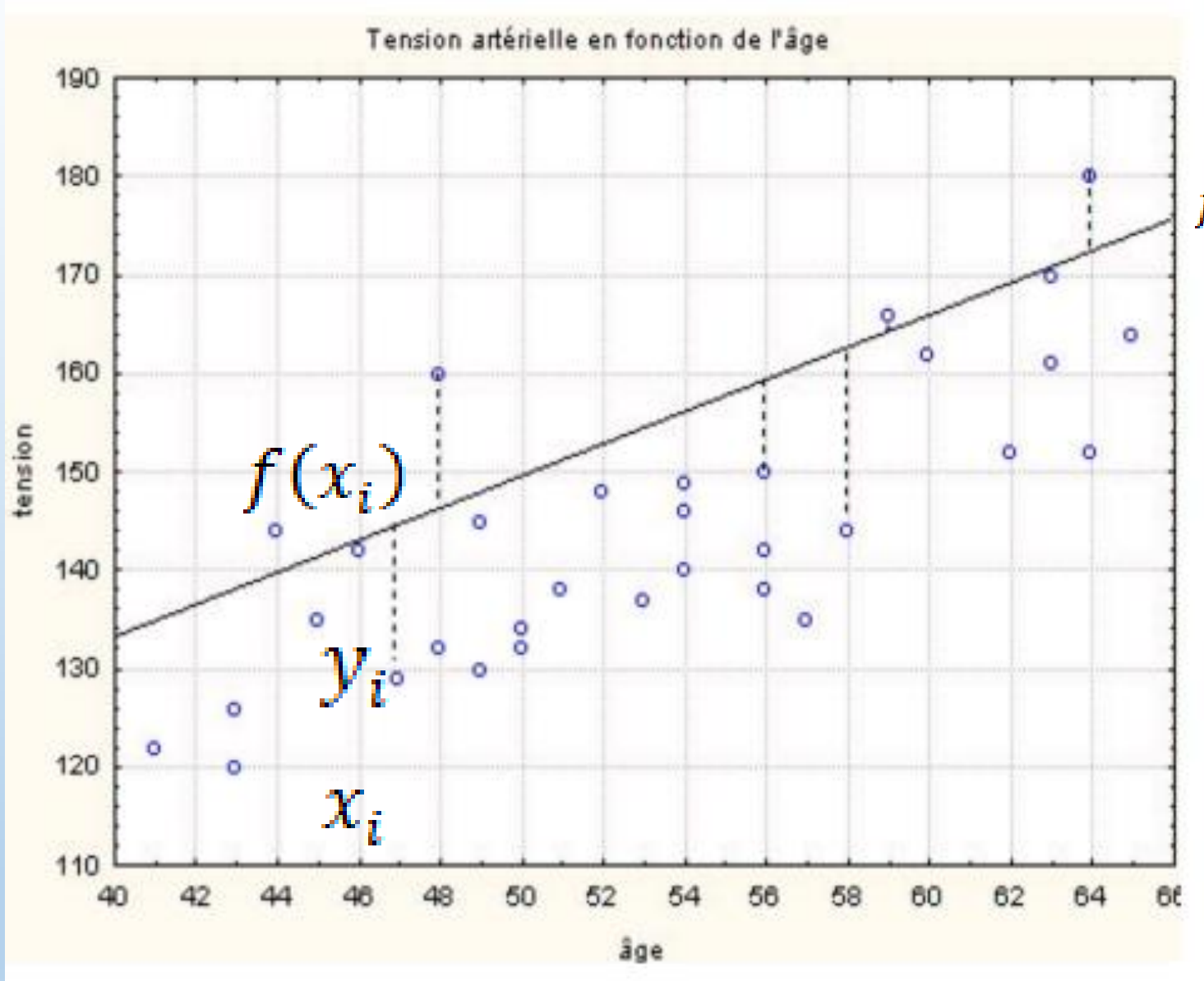
Régression linéaire

Une régression linéaire est un modèle de ML supervisé

$$y = w_0 + w_1 x$$



Régression linéaire



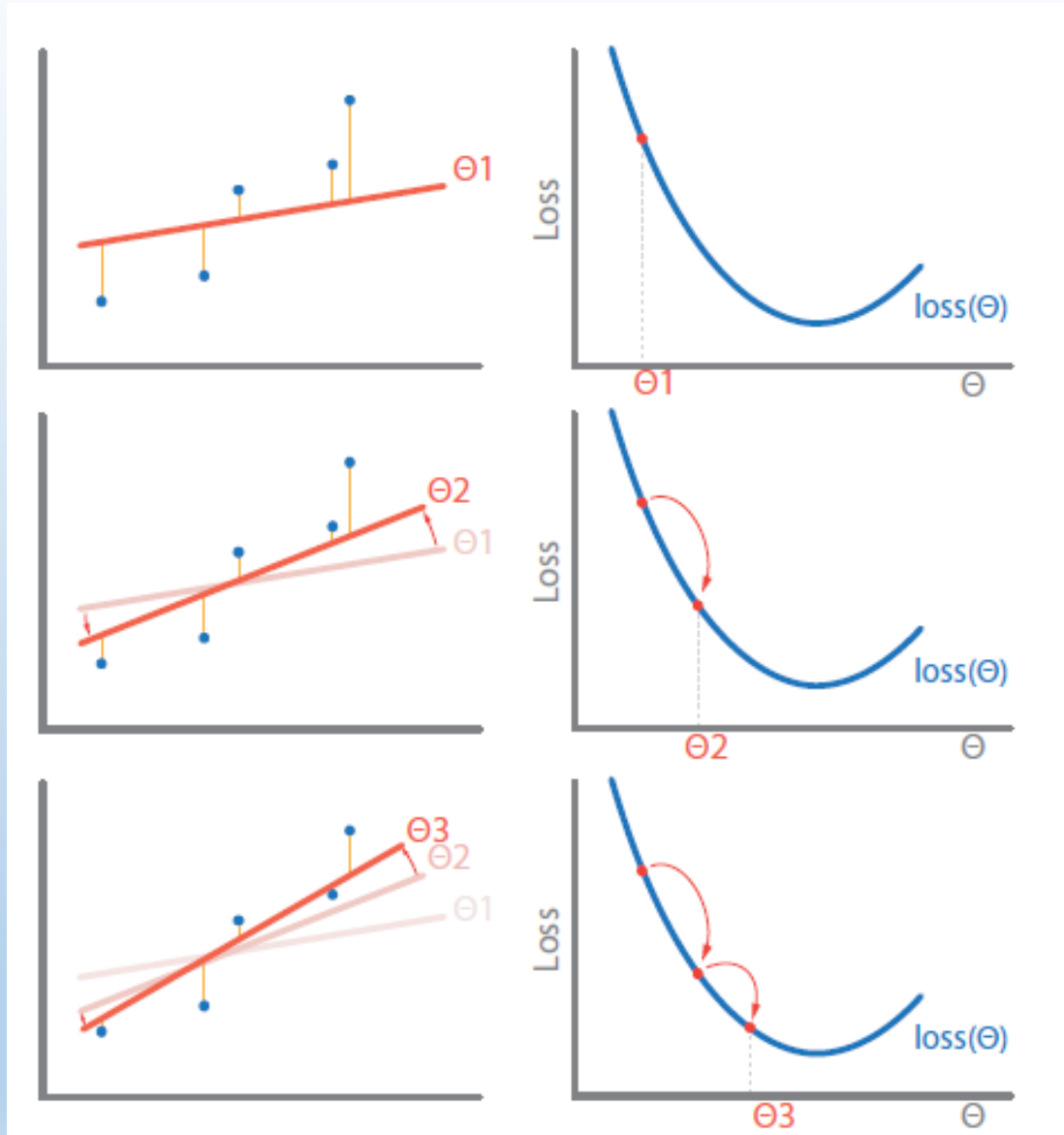
$$f(x_i) = w_0 + w_1 x_i$$

MSE : Mean Squared Error

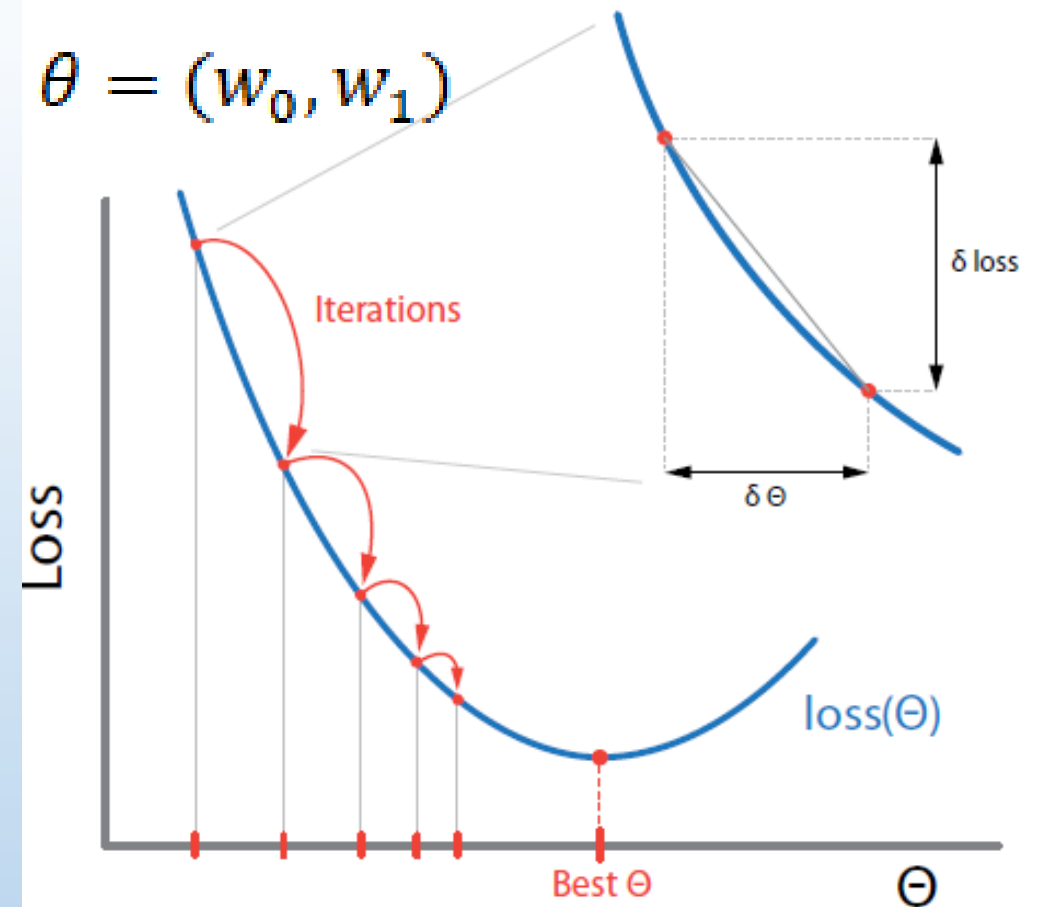
Moyenne du carré des erreurs

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(x_i) - y_i]^2$$

Régression linéaire



$$\theta = (w_0, w_1)$$



$$\theta \leftarrow \theta - \eta \cdot \frac{\delta \text{loss}}{\delta \theta}$$

Régression linéaire

Pour l'individu i .

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i,1} + \dots + \beta_k x_{i,k} + \varepsilon_i$$

où y_i et les $x_{i,j}$ sont fixes et ε_i représente l'erreur.

y_i Variable à modéliser

$x_{i,j}$ variables explicatives

La régression linéaire → nombreuses applications d'IA et de données scientifiques.

La régression linéaire a été utilisée avec succès dans les problèmes suivants .:

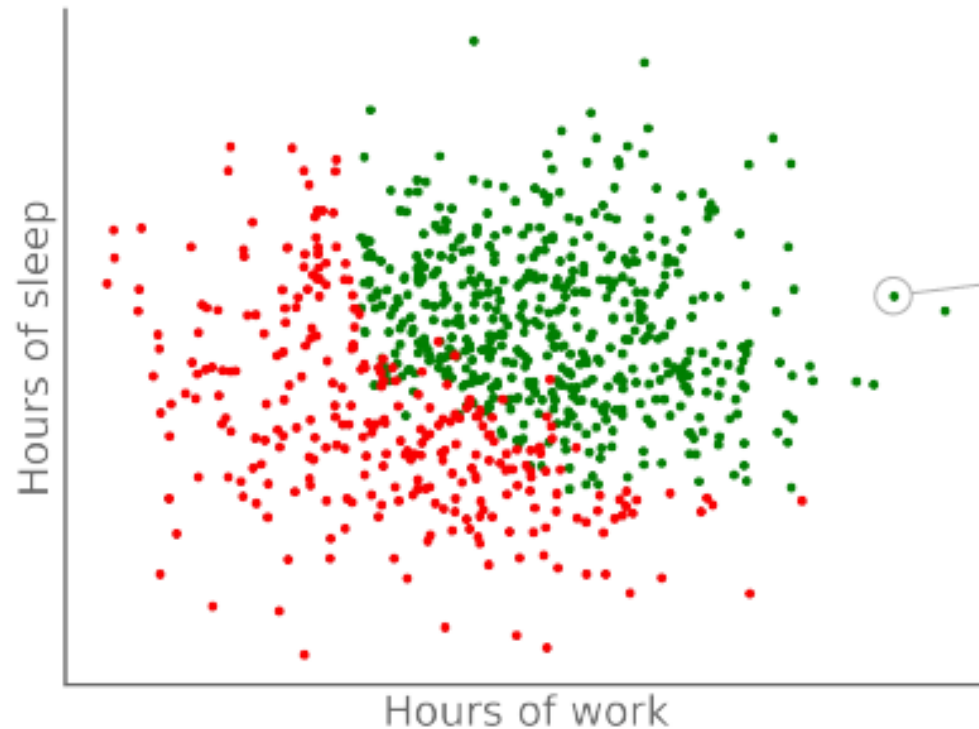
- Prédiction des taux de clics dans la publicité en ligne
- Prédiction de la demande de produits au détail
- Prédiction des recettes au box-office des films hollywoodiens
- Prédiction des coûts d'un logiciel
- Prédiction du coût de l'assurance
- Prédiction des taux de criminalité
- Prédiction des prix de l'immobilier

Régression logistique

A logistic regression is intended to provide a probability of belonging to a class.

Dataset: X Observations
y Classe

$$a(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$



$$(X_i, y_i) \begin{cases} X_i = \begin{pmatrix} x_{i1} = \text{Hours of work} \\ x_{i2} = \text{Hours of sleep} \end{pmatrix} \\ y_i = \begin{cases} 1 & \text{belong to the class} \\ 0 & \text{don't belong} \end{cases} \end{cases}$$

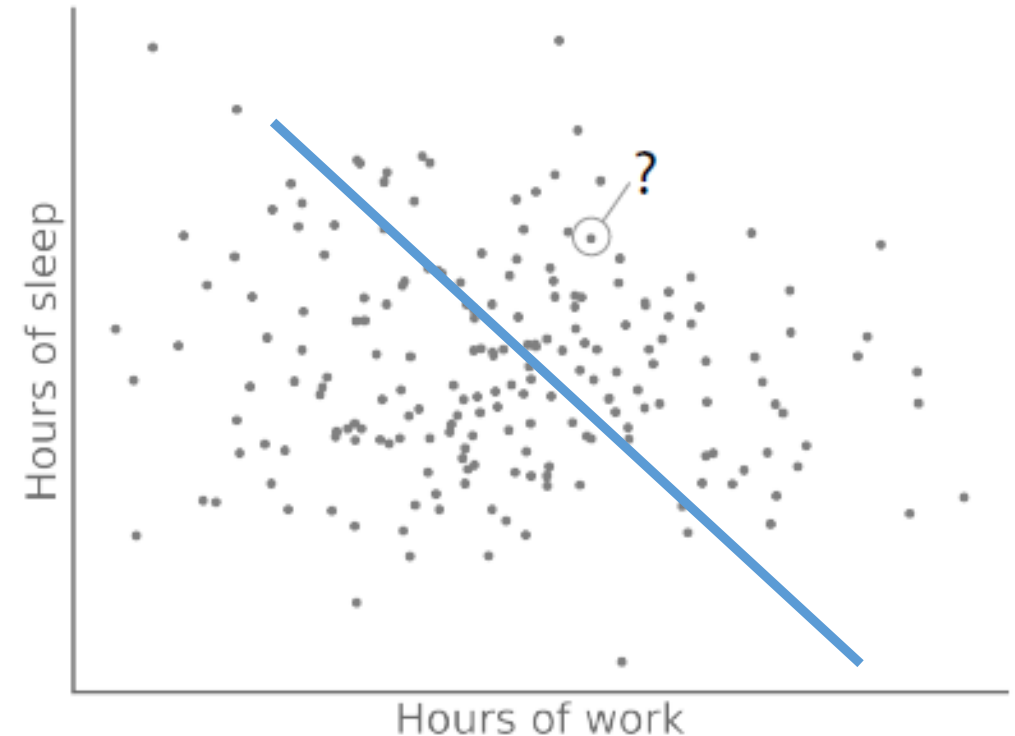
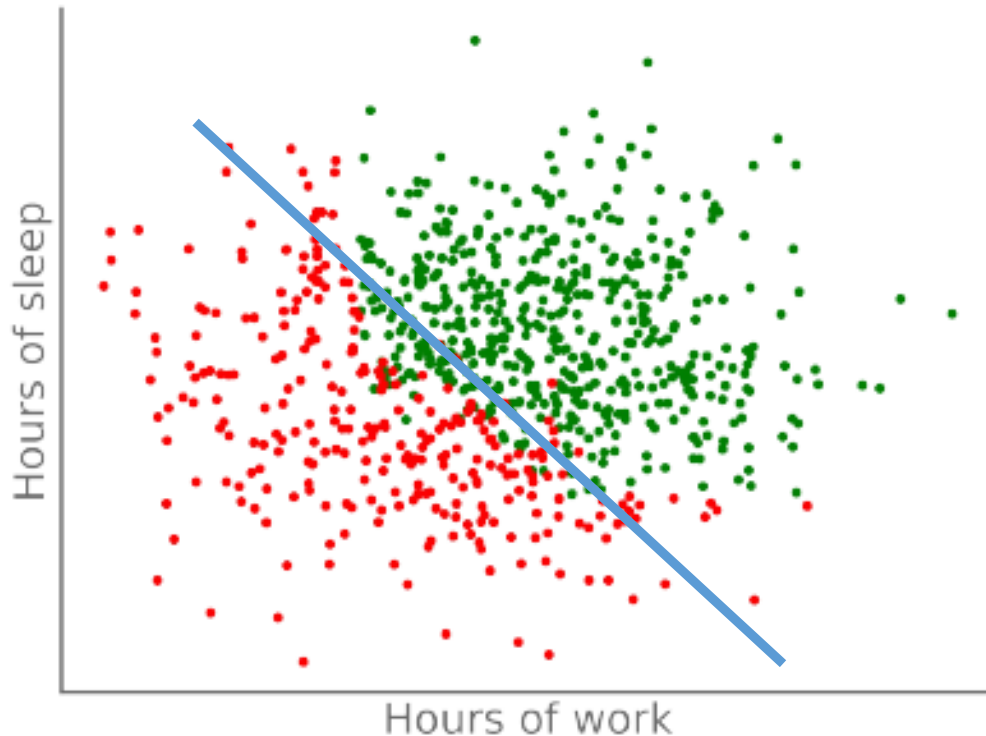
Régression logistique

A logistic regression is intended to provide a probability of belonging to a class.

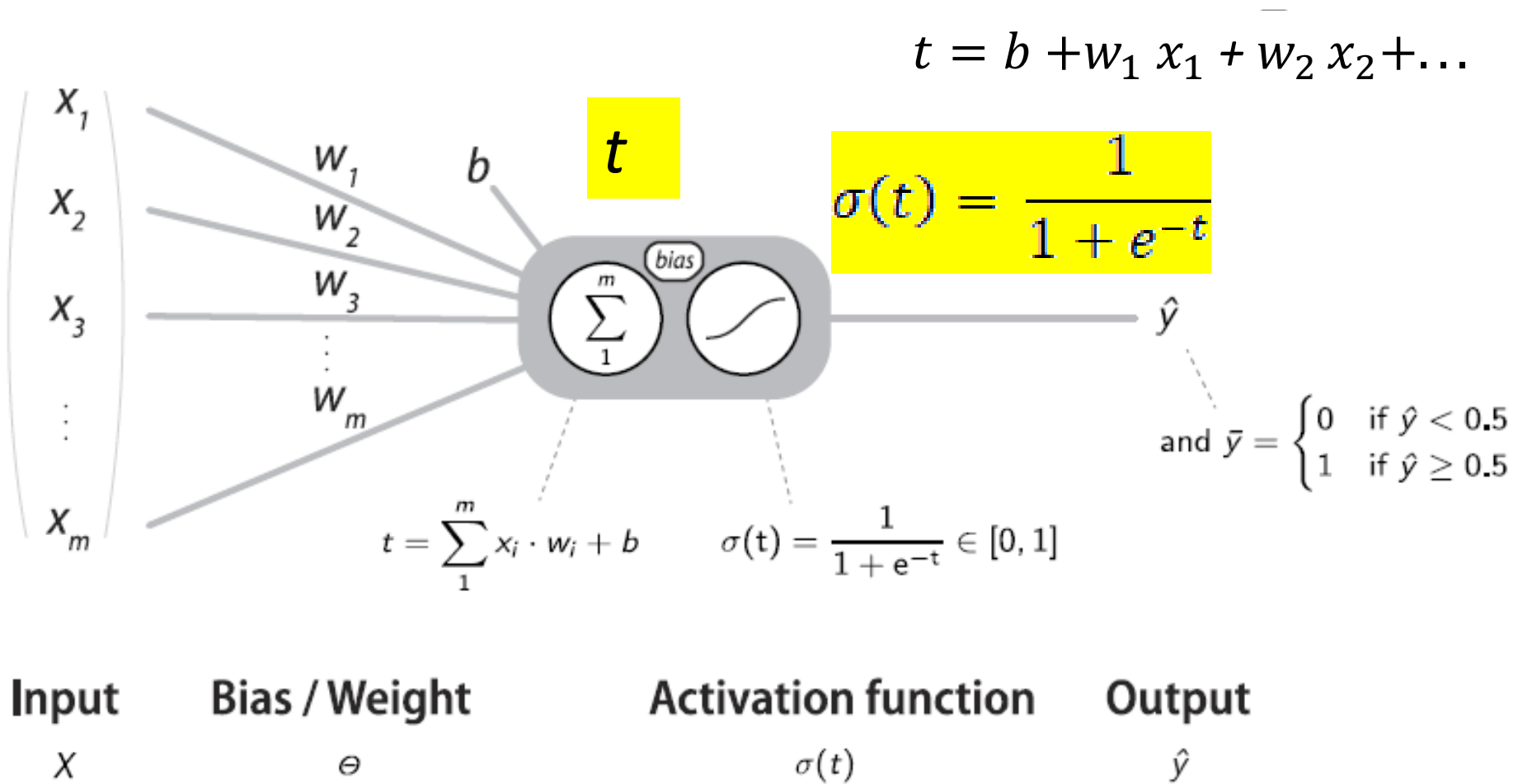
Dataset : X Observations
y Classe

Objective : Predict the class
x given, we want to predict y
 $y_{\text{pred}} = f(x)$
where f is a linear function

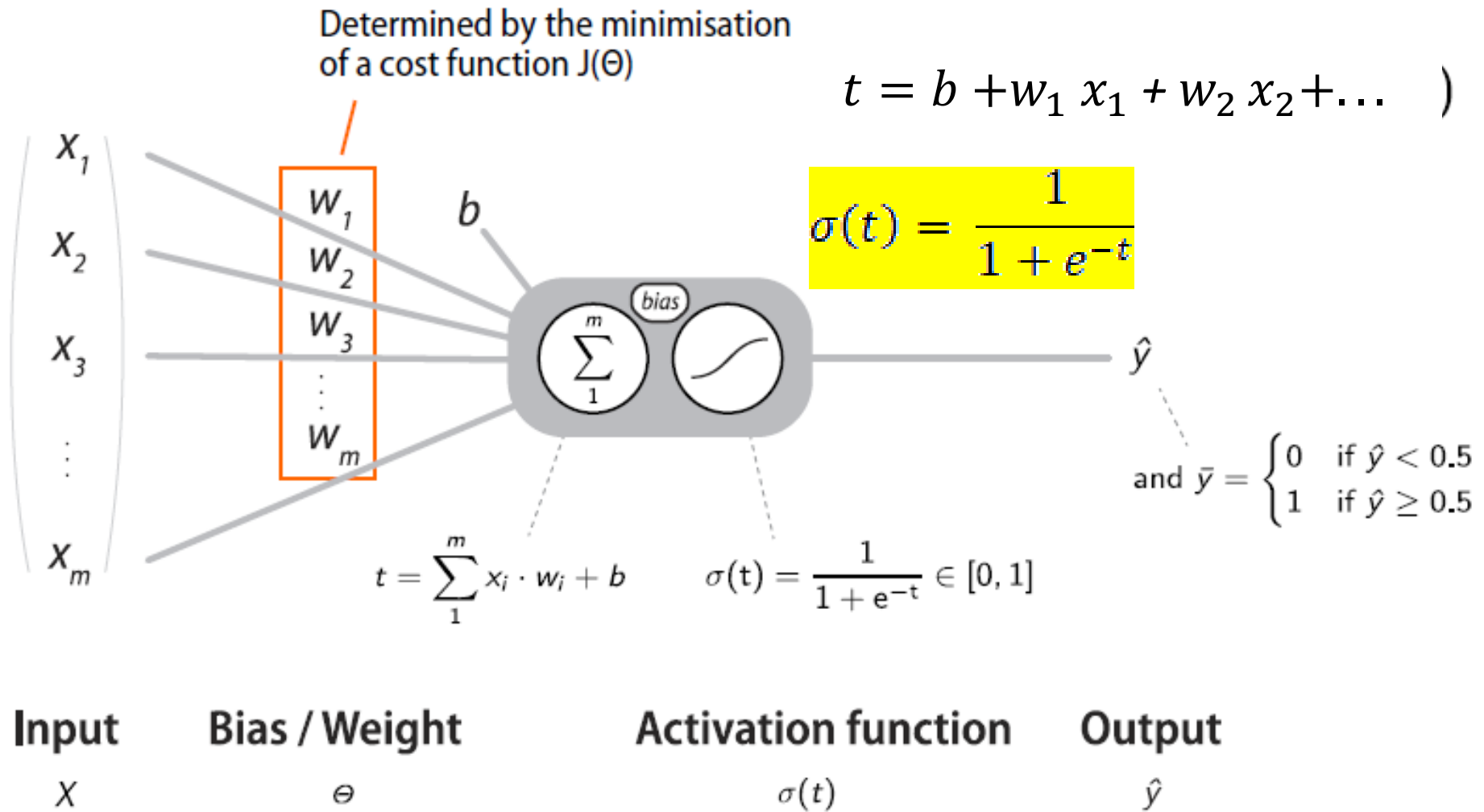
$$y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots$$



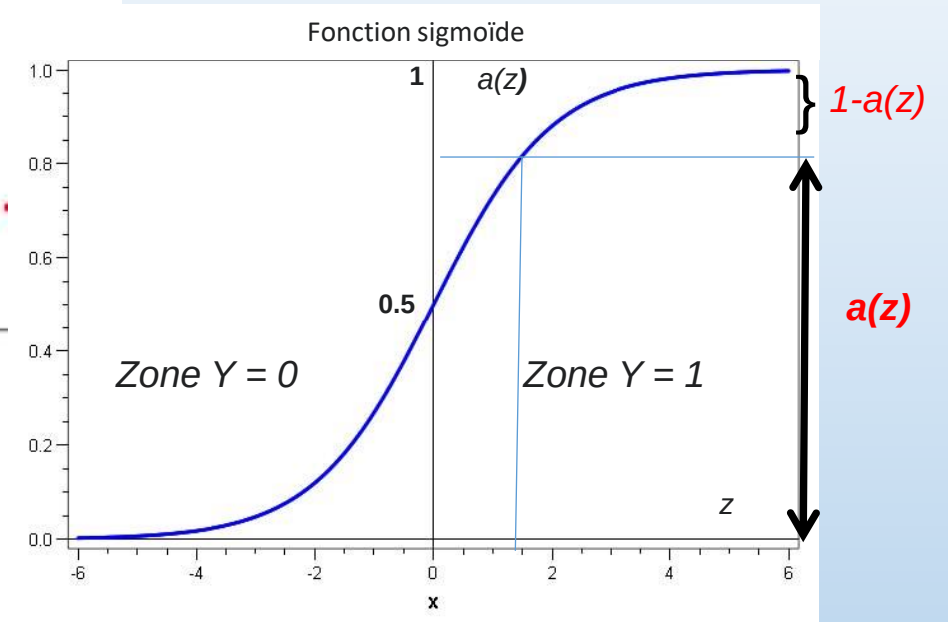
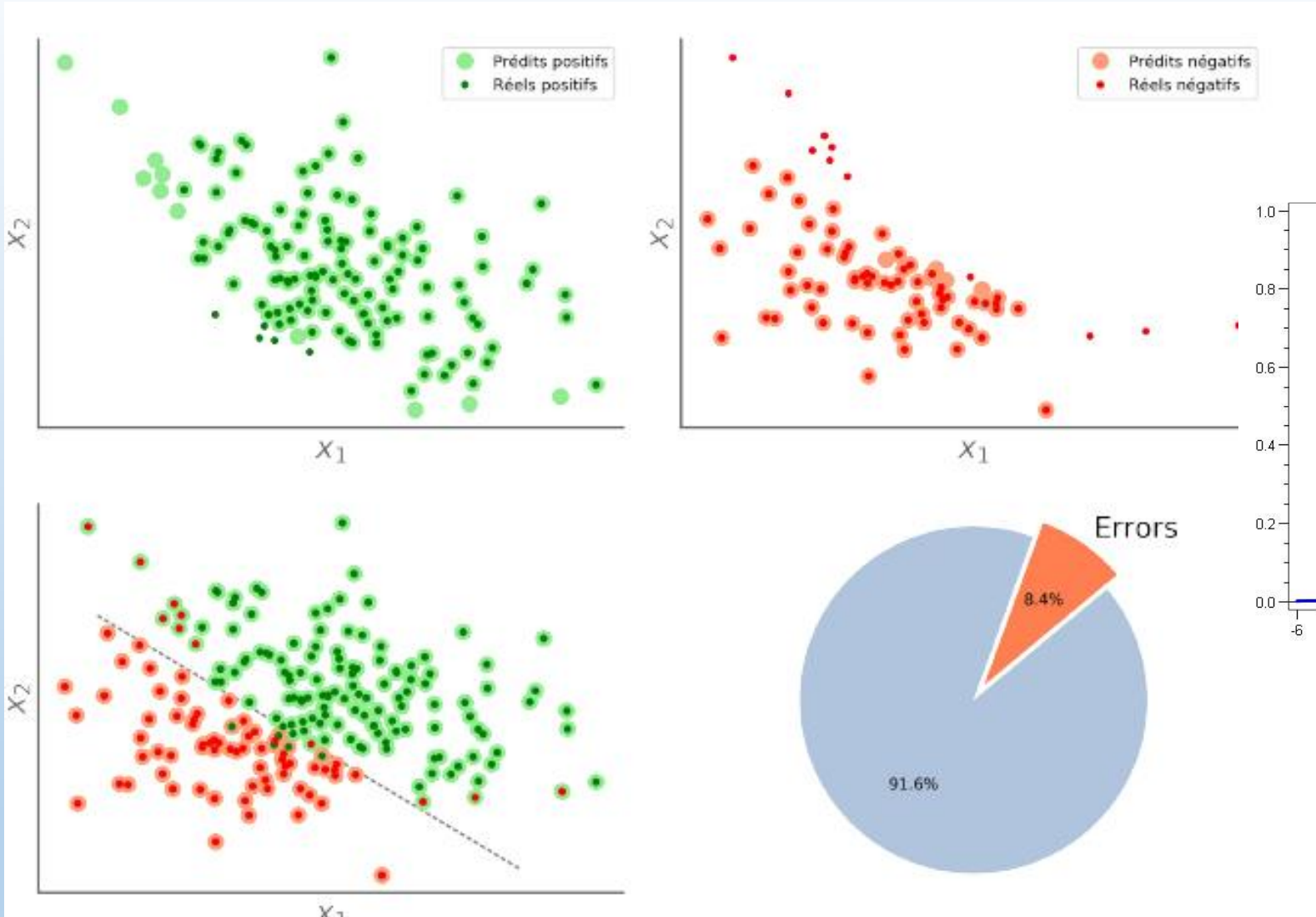
Régression logistique



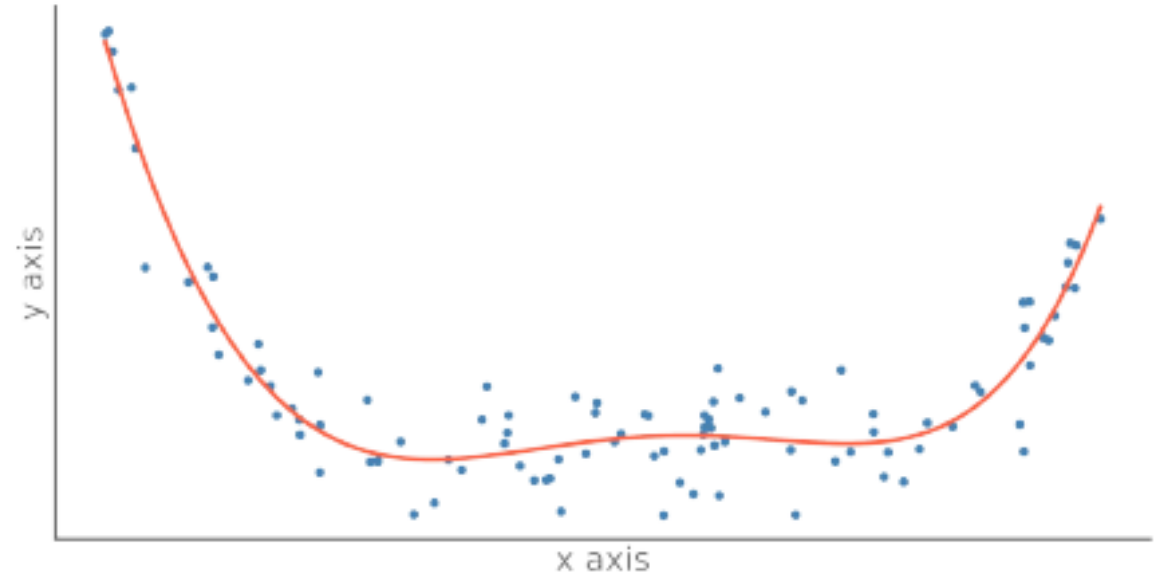
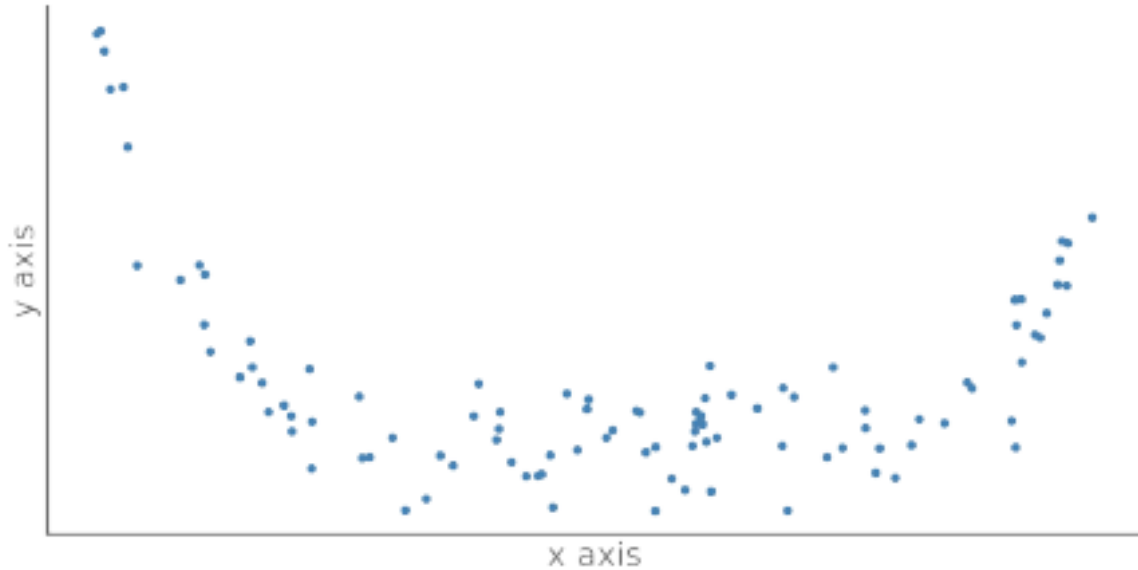
Régression logistique



Régression logistique

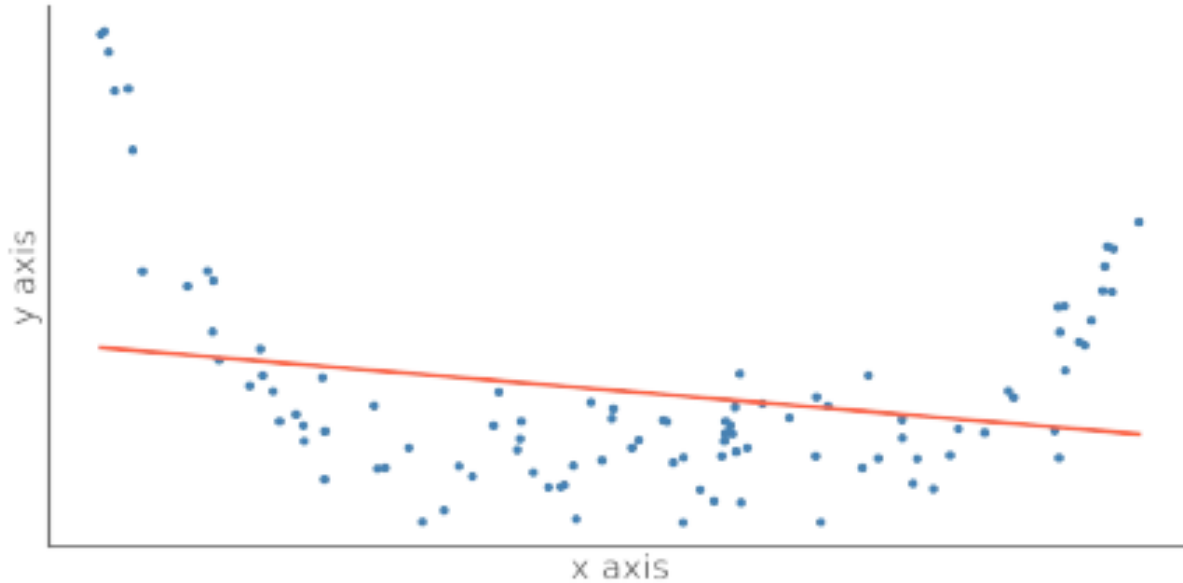


Régression polynomiale

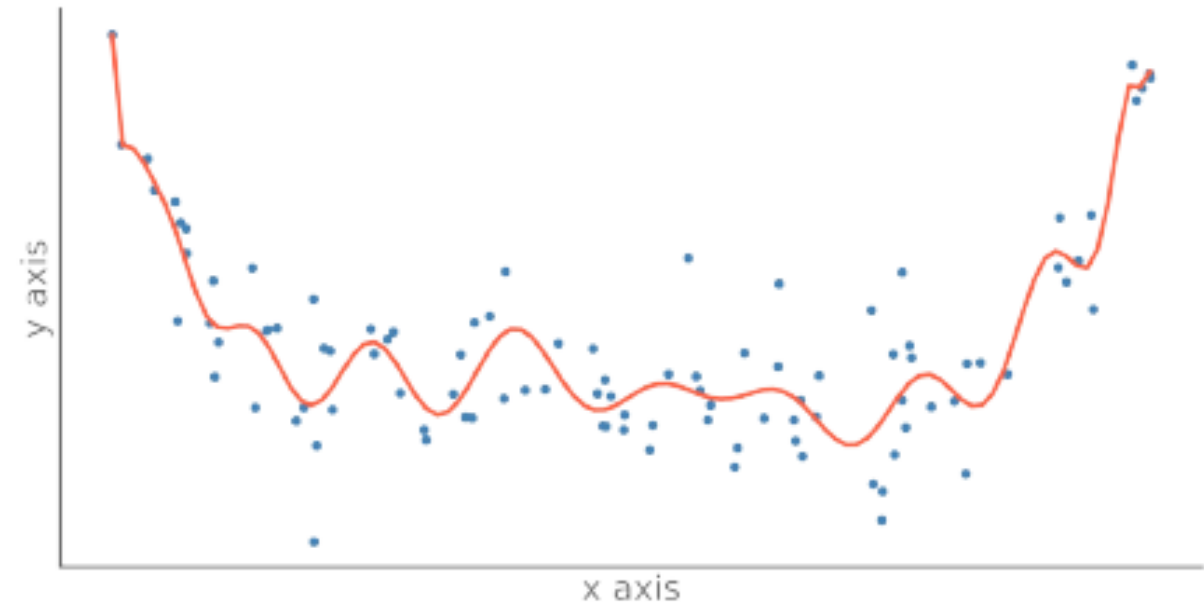


$$P_n(x) = a_0 + a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2 + \cdots + a_n \cdot x^n = \sum_{i=0}^n a_i \cdot x^i$$

Régression polynomiale



Underfitting



Overfitting

Base d'exemples en deux sous-ensembles. Le premier sert à l'apprentissage et le second sert à l'évaluation de l'apprentissage. Tant que l'erreur obtenue sur le deuxième ensemble diminue, on peut continuer l'apprentissage, sinon on arrête.

Régression logistique

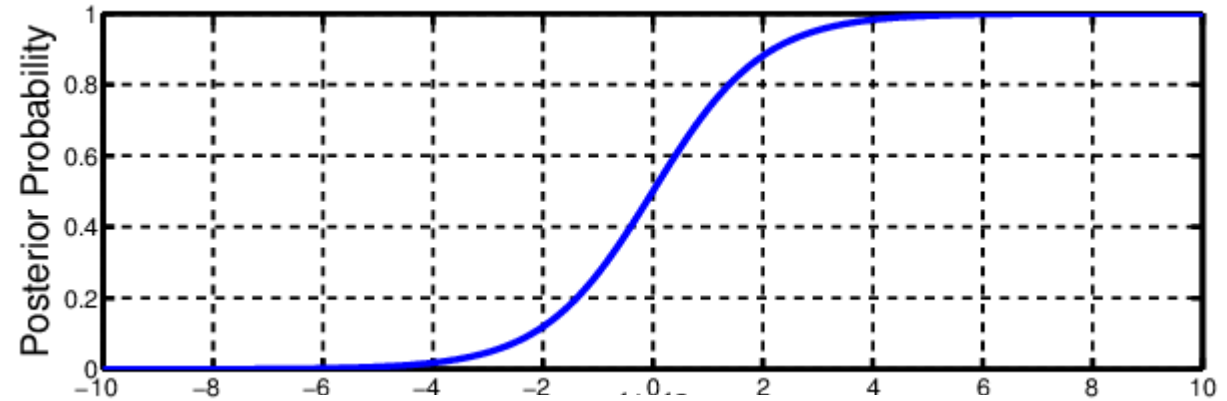
Fonction softmax

Le softmax opère sur un vecteur

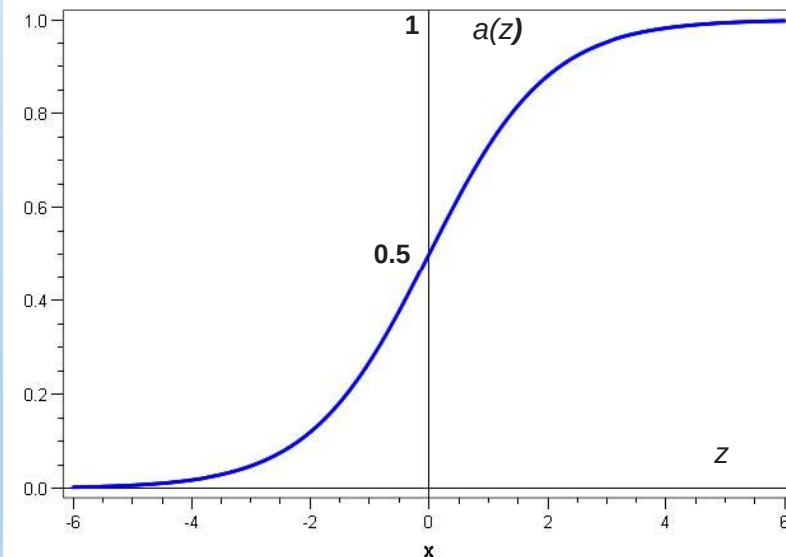
$$\text{Softmax } \sigma(\vec{z})_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}}$$

$$\text{Sigmoid } S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Le sigmoïde opère sur un scalaire.



Fonction sigmoïde



SVM : Machines à Vecteur de Support

Les machines à vecteurs de support (en anglais support-vector machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de régression.

Les SVM sont une généralisation des classifieurs linéaires.

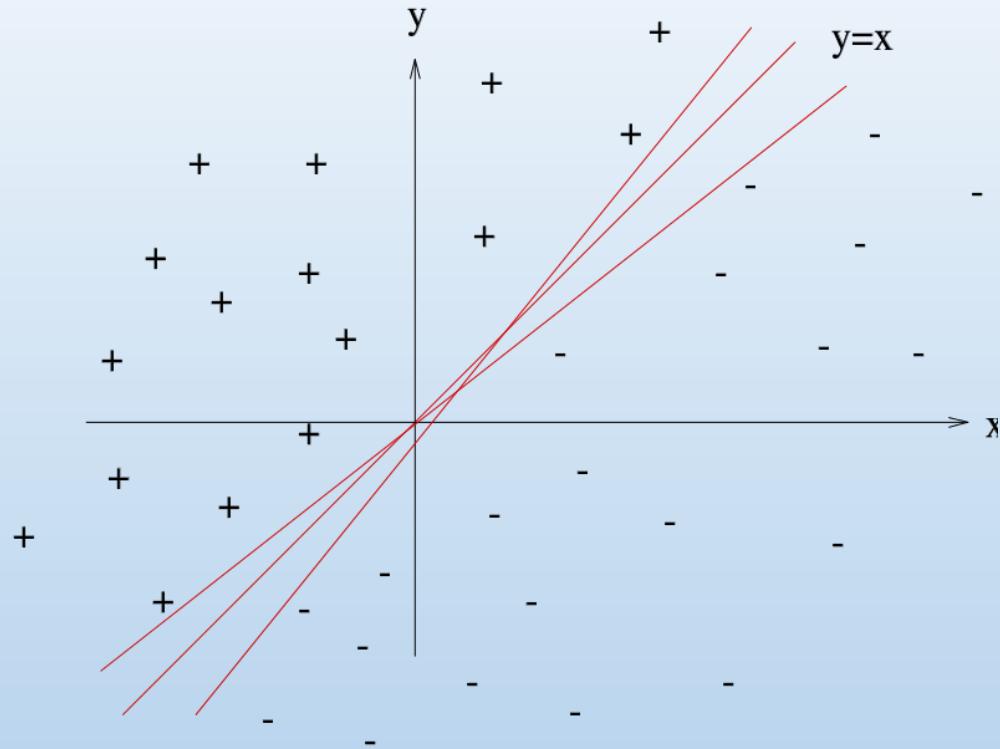
Les séparateurs à vaste marge ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik .

Ils ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions

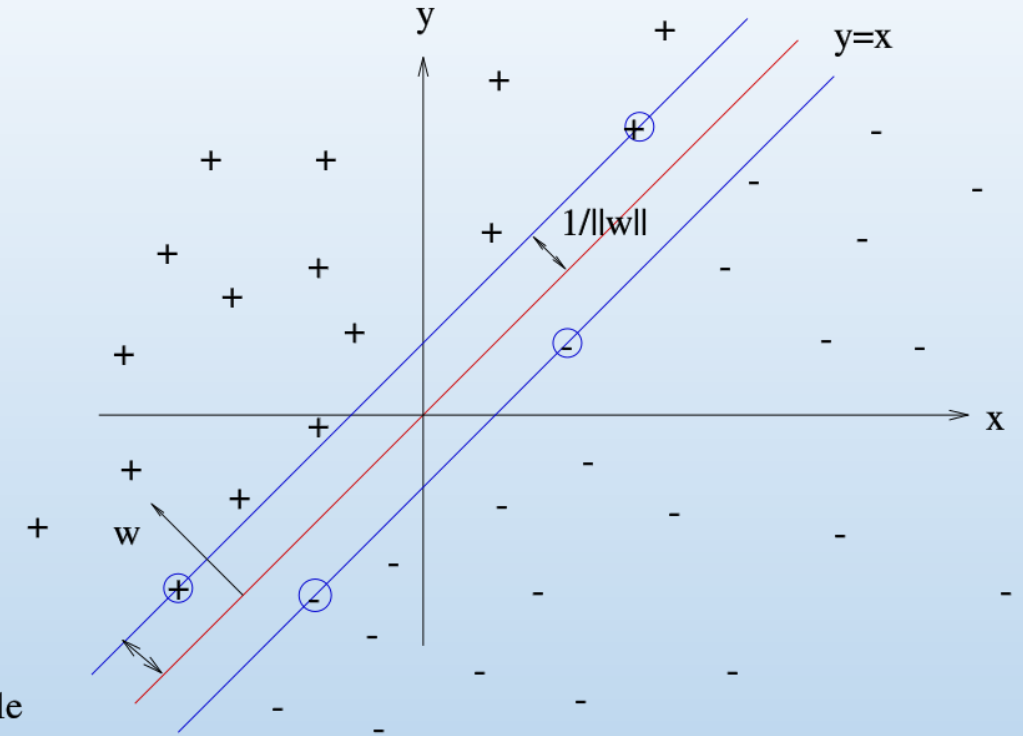
Les SVM ont été appliqués à de très nombreux domaines (bio-informatique, recherche d'information, vision par ordinateur, finance1...).

Selon les données, la performance des machines à vecteurs de support est de même ordre, ou même supérieure, à celle d'un réseau de neurones ou d'un modèle de mélanges gaussiens

SVM : Machines à Vecteur de Support



Pour un ensemble de points linéairement séparables, il existe une infinité d'hyperplans séparateurs



Marge maximale

L'hyperplan optimal (en rouge) avec la marge maximale. Les échantillons entourés sont des *vecteurs supports*.

SVM : Machines à Vecteur de Support

Machines à noyau (Kernel Machine)

Limitation

*La notion de marge maximale et la procédure de recherche de l'hyperplan séparateur ne permettent de résoudre que des problèmes de discrimination **linéairement séparables**. C'est une **limitation sévère** qui condamne à ne pouvoir résoudre que des problèmes jouets, ou très particuliers.*

Astuce

*Astuce du **noyau** (en anglais **kernel trick**) : reconsidérer le problème dans un espace **de dimension supérieure**, éventuellement de dimension infinie.*

Dans ce nouvel espace, il est alors probable qu'il existe une séparation linéaire.

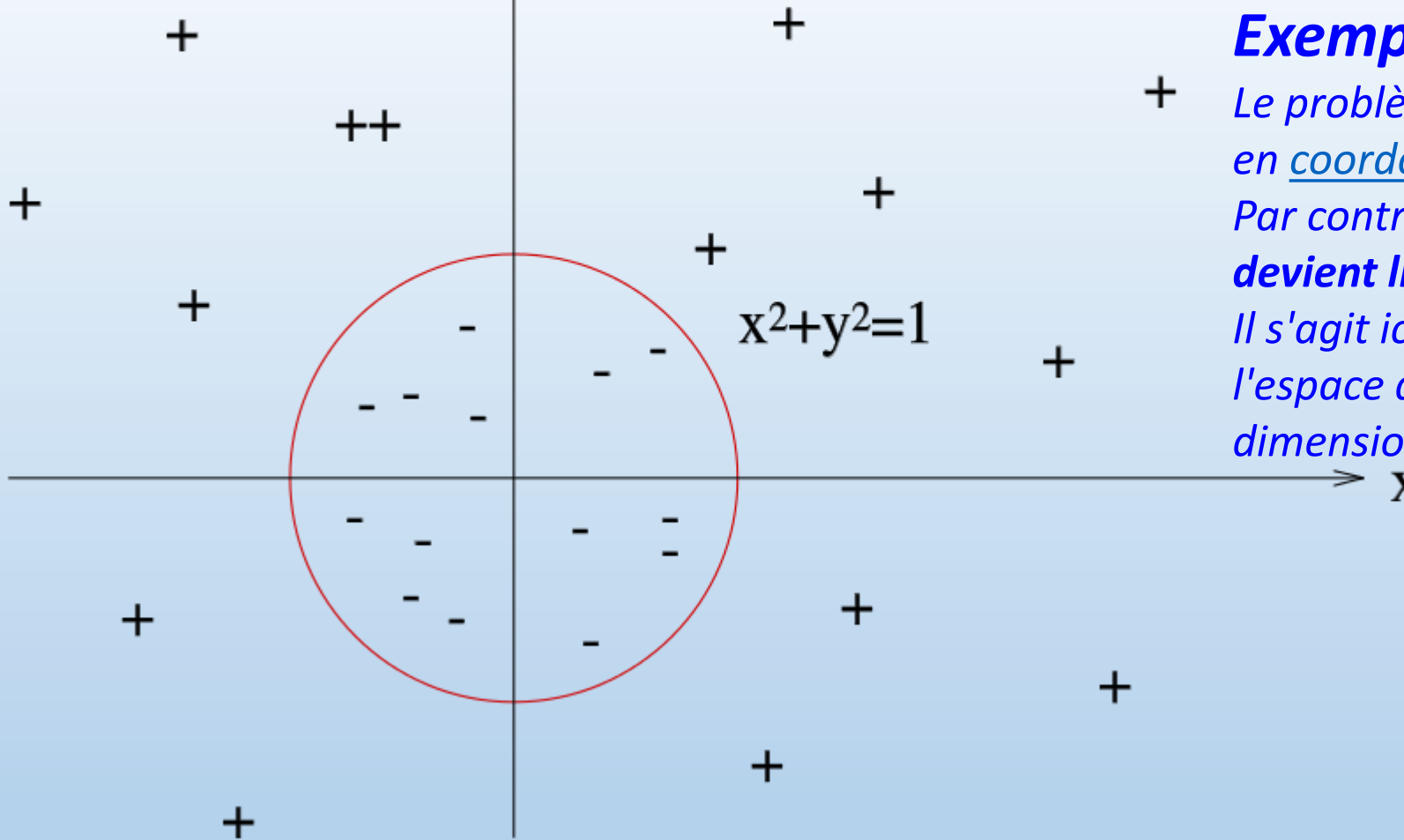
*On applique aux vecteurs d'entrée, une **transformation non-linéaire** .*

*L'espace d'arrivée est appelé **espace de redescription**.*

*Dans cet espace, on cherche alors l'**hyperplan***

SVM : Machines à Vecteur de Support

Machines à noyau (Kernel Machine)



Exemple simple de transformation :

*Le problème n'est **pas** linéairement séparable en coordonnées cartésiennes.*

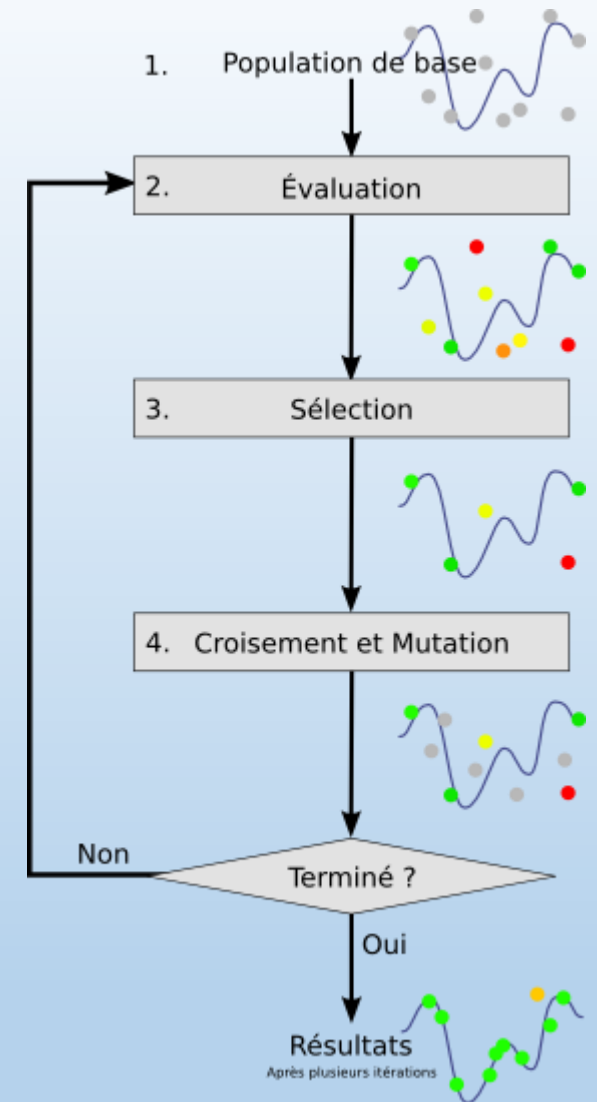
*Par contre en coordonnées polaires, le problème **devient linéaire**.*

Il s'agit ici d'un exemple très simple, l'espace de redescription étant de même dimension que l'espace d'entrée

Algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes génétiques reprennent la théorie de Darwin :

- **Sélection naturelle** de variations individuelles : les individus **les plus adaptés** (the **fittest**) tendent à survivre plus longtemps et à se reproduire plus aisément.
- **Amélioration de la population** très rapide au début (**recherche globale**) ; de plus en plus lente à mesure que le temps passe (**recherche locale**).
- **Convergence** : la valeur moyenne de la fonction d'adaptation a tendance à se rapprocher de celle de l'individu le plus adapté : **uniformisation croissante** de la population.



Algorithmes évolutionnaires

Les **algorithmes génétiques** appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnistes.

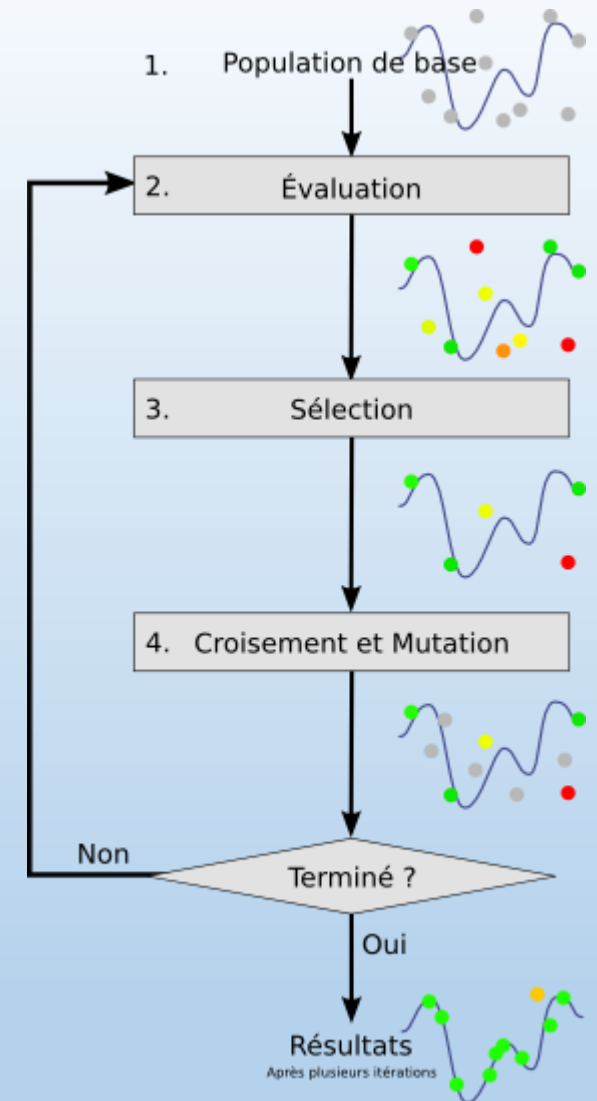
Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation

Les algorithmes génétiques utilisent la notion de sélection naturelle et l'appliquent à une population de solutions potentielles au problème donné.

Exemples utilisation :

- Voyageur de commerce
- Optimisation du test de nouvelles versions de logiciel (Motorola)
- Optimisation structurelle (NASA)

Chemin	Codage
A	1 2 3 4 : 5 6 7 8 9
B	4 1 6 3 : 9 8 2 5 7
fil	1 2 3 4 : 6 9 8 5 7



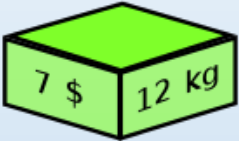
Algorithmes évolutionnaires

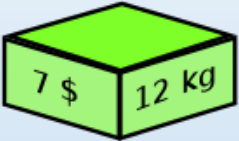
Sac à dos

Le problème du sac à dos : quelles boîtes choisir afin de maximiser la somme emportée tout en ne dépassant pas les 15 kg autorisés ?

Algo glouton → 11 \$ pour 11 kg

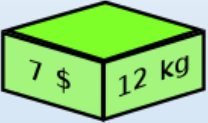
Solution optimale → 12 \$ et 14 kg.

(A)		
	10 \$ 9 kg	1.11 \$/kg
	7 \$ 12 kg	0.58 \$/kg
	1 \$ 2 kg	0.5 \$/kg
	3 \$ 7 kg	0.43 \$/kg
	2 \$ 5 kg	0.4 \$/kg
Christian Pasco		

(B) Max : 15 kg		
(1)		 
(2)		 
(3)		 
(4)		 
(5)		 

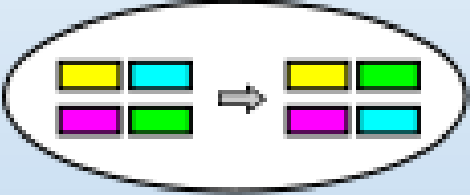
Algorithmes évolutionnaires

A

	1.11 \$/kg
	0.58 \$/kg
	0.5 \$/kg
	0.43 \$/kg
	0.4 \$/kg

B Max : 15 kg

(1)			
(2)			
(3)			
(4)			
(5)			

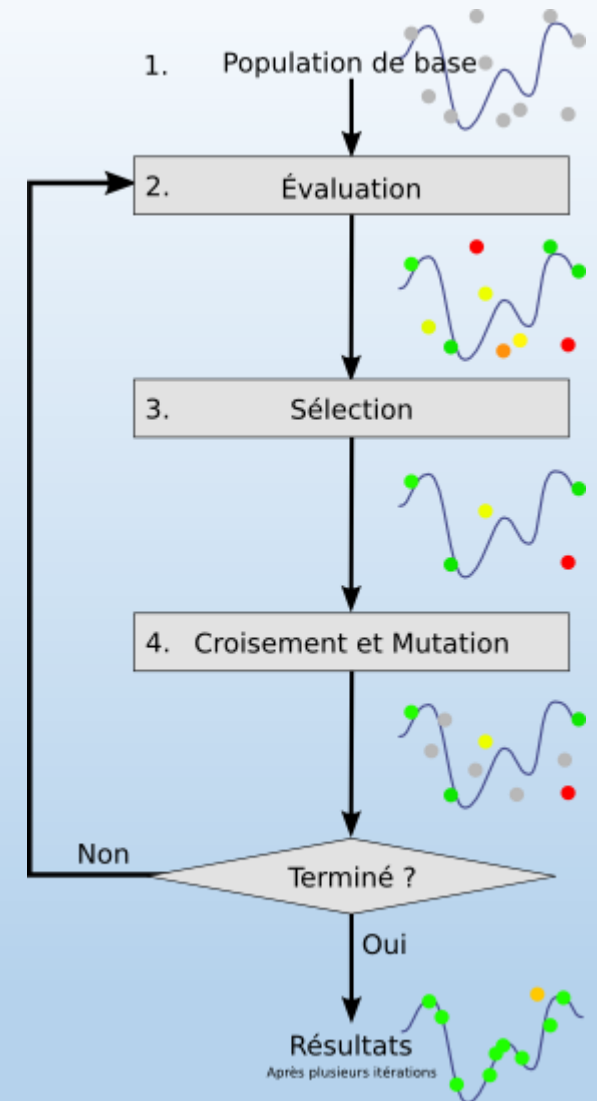
0	0	1	0	0		2 kg / 1 \$
0	1	0	1	1		24 kg
1	1	1	1	1		35 kg
1	0	1	0	0		11 kg / 11 \$
↓ ↓ ↓ ↓ ↓						
						
↓ ↓ ↓ ↓ ↓						
0	1	1	0	0		14 kg / 8 \$
0	1	0	0	0		12 kg / 7 \$
1	0	1	0	0		11 kg / 11 \$
1	0	0	0	1		14 kg / 12 \$

Algorithmes évolutionnaires

Exemple

My Data Models

- Site : <https://www.mydatamodels.com/technology/>
- Vidéo CEO MyDataModels :
https://www.youtube.com/watch?v=O1OscR3WDTM&list=PLjUpJlCqBjuz-OLx1QqZQOc-TUe_P7WcW&index=13



Généralisation

Modélisation à partir des données

L'IA est elle un Ovni numérique difficile à intégrer ?

Au contraire, l'IA s'inscrit dans la continuité des méthodes industrielles :

Analyser des données, identifier les corrélations, en tirer des enseignements pour optimiser les processs

*La diffusion de l'IA dans l'industrie vient des **entreprises***

*C'est la nécessité pour les industriels de piloter des systèmes de plus en plus complexes
Ils ont les données pour cela*

IA Big Data et Industrie 4.0 : même combat

....

Apprentissage supervisé

Les réseaux de neurones

Cf. cours séparés

:

Apprentissage non supervisé

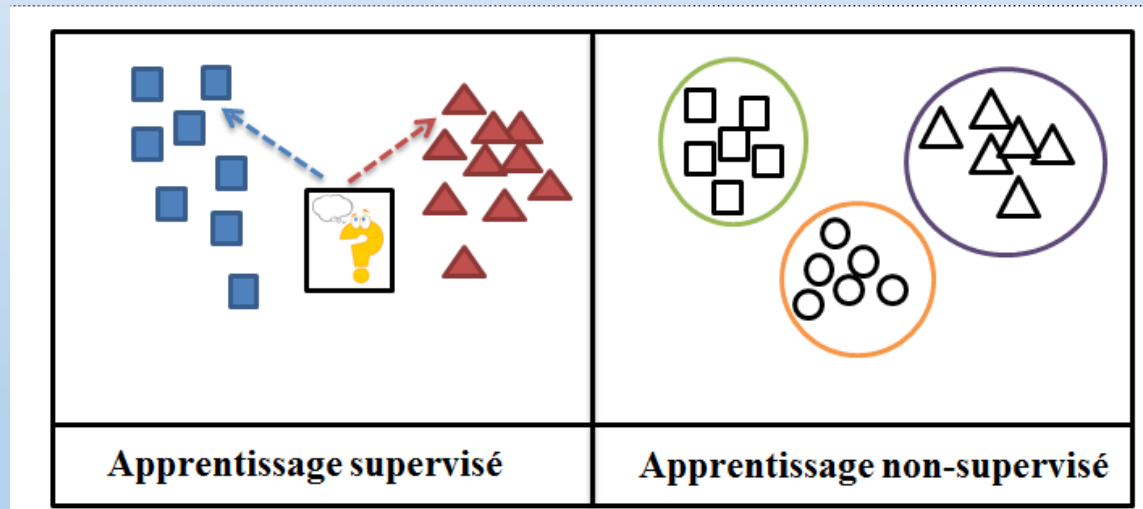
Apprendre sans professeur

Apprentissage non supervisé

Apprendre sans professeur

→ Apprendre la forme de **«structure»** qui sous-tend les données.

: Cela peut signifier, par exemple, que des éléments similaires sont placés à proximité les uns et des autres tandis que les éléments différents sont éloignés les uns des autres. Cela peut aussi signifier un regroupement lorsqu'on utilise les données pour identifier des groupes ou des «grappes» d'éléments similaires, mais différents des données dans d'autres grappes.



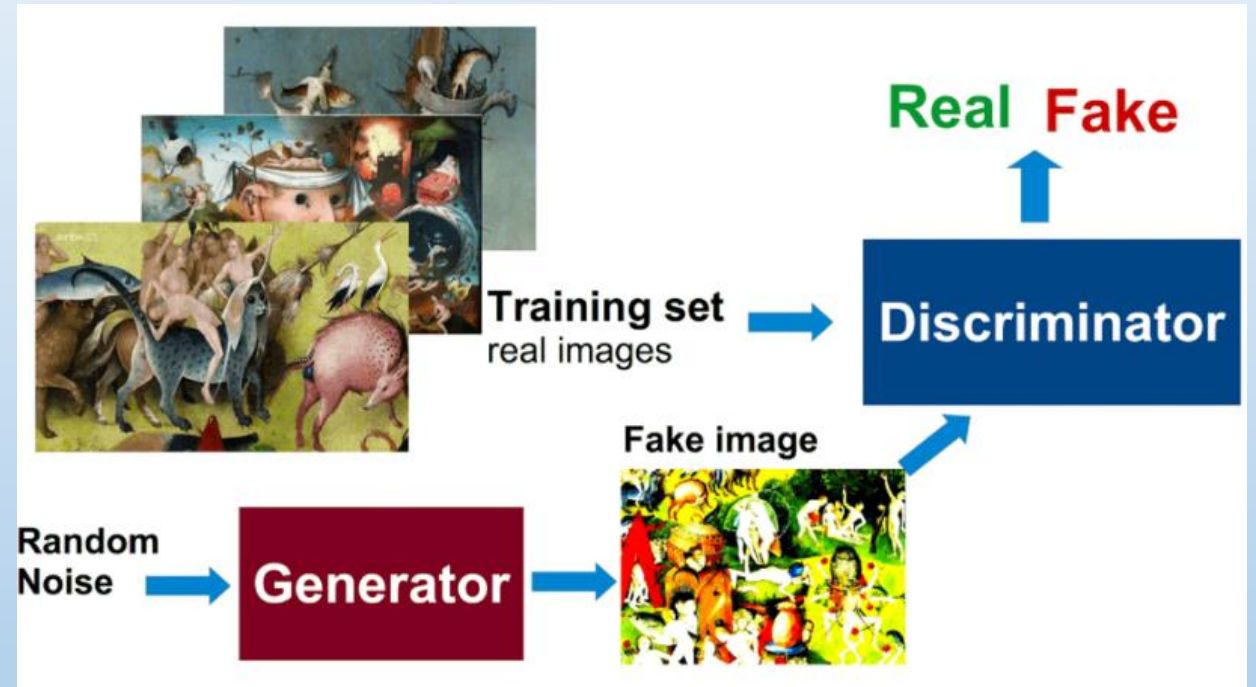
Apprentissage non supervisé

Les Réseaux antagonistes génératifs : GAN

Approche appelée **modélisation générative**.

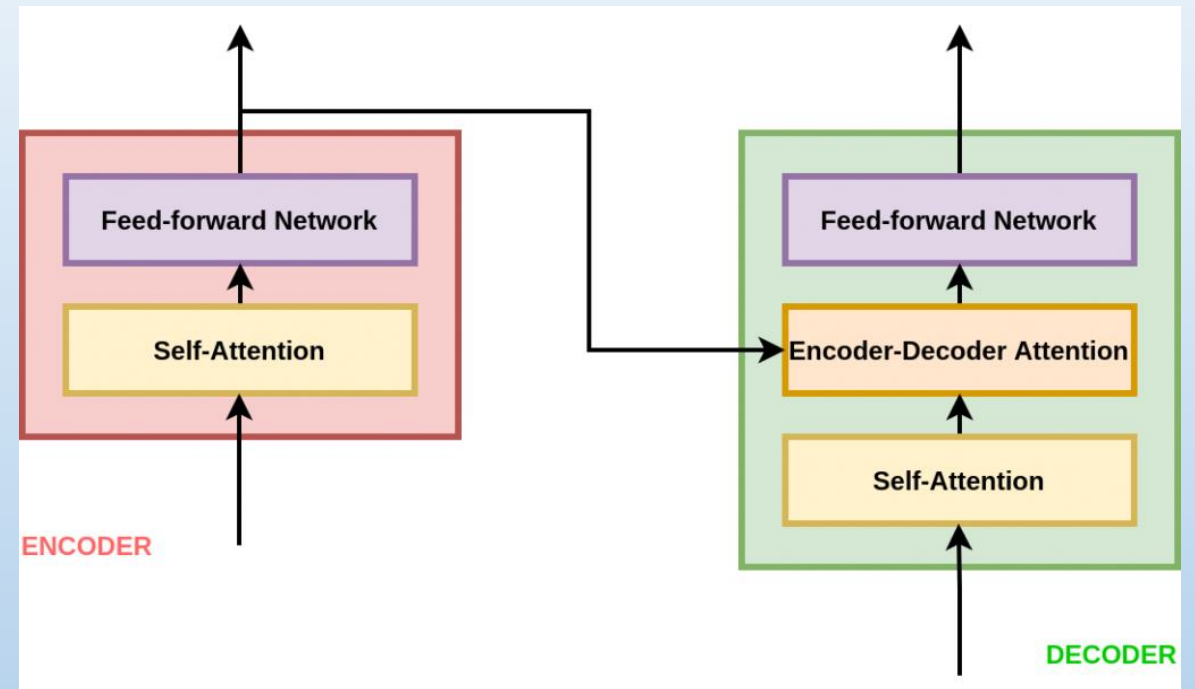
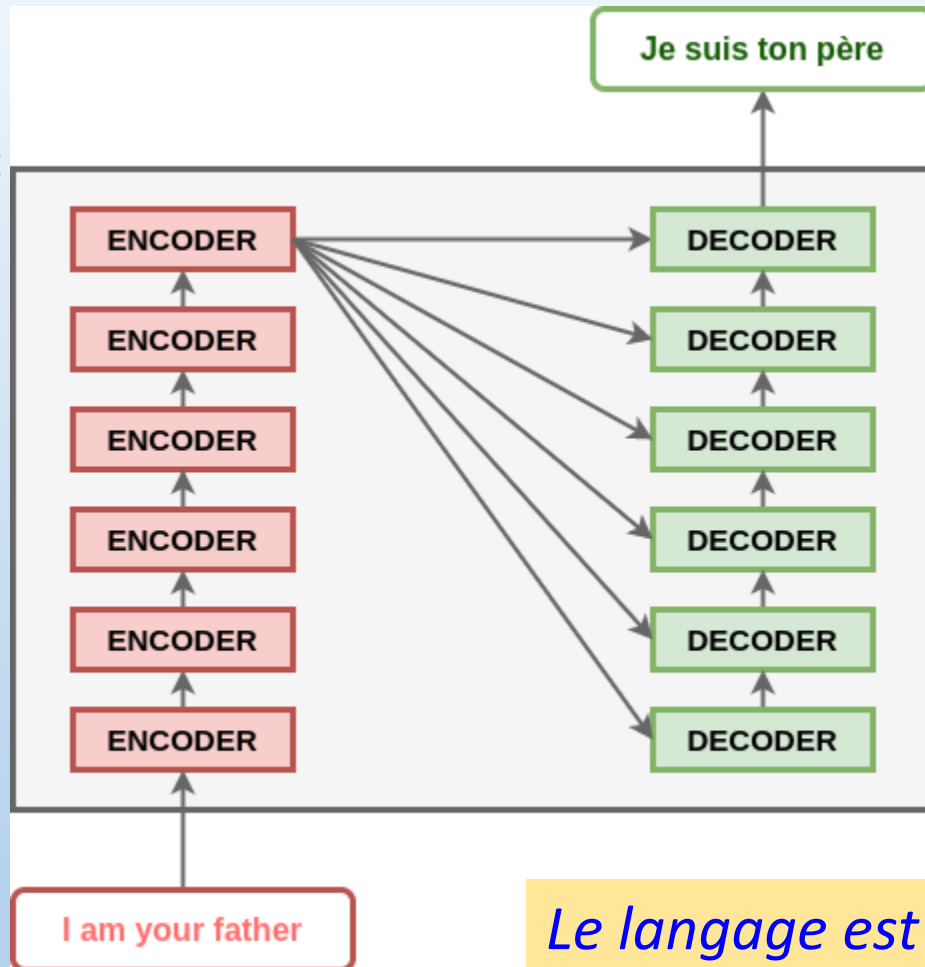
: Technique d'apprentissage profond appelée «**réseaux antagonistes génératifs**» (GAN)

A permis des progrès considérables.



Apprentissage non supervisé

Les Transformers



Le langage est en grande partie appris de manière non supervisée

Apprentissage

v • m Apprentissage automatique et exploration de données [masquer]	
Problèmes	Classement • Clustering • Détection d'anomalies • Optimisation en ligne • Régression • Règle d'association • Apprentissage par renforcement • Algorithme d'apprentissage incrémental • Apprentissage semi-supervisé • Apprentissage non supervisé
Apprentissage supervisé	Classement Arbre de décision • Boosting • Forêts aléatoires • <i>k</i> -NN • Réseau de neurones artificiels • Perceptron • U-matrix • CRF • HMM • Modèle graphique
	Régression Régression linéaire • Analyse discriminante linéaire • Naive Bayes • Régression logistique • Perceptron • Machine à vecteurs de support ou SVM
	Réseau de neurones artificiels (ANN) Apprentissage profond • Perceptron multicouche • Réseau récurrents (RNN) • Cartes de Kohonen • RBF • Réseau bayésien • Réseau à propagation avant (FFN) • Réseau de Hopfield • RBM • Réseau neuronal convolutif (CNN) • TDNN • Réseau de neurones à impulsions (SNN) • LSTM
Apprentissage non supervisé / Clustering	Regroupement hiérarchique • K-means • Algorithme espérance-maximisation • DBSCAN • OPTICS
Réduction de dimensions	Analyse factorielle • Analyse canonique des corrélations • Analyse en composantes indépendantes • ACP • Sélection de caractéristique • Extraction de caractéristique • t-SNE
Optimisation	Algorithme évolutionniste • Algorithme génétique • PSO
Théorie	Dilemme biais-variance • Apprentissage PAC • Théorie de Vapnik-Chervonenkis
Logiciels	Keras • Microsoft Cognitive Toolkit • Scikit-learn • TensorFlow • Theano • Weka • PyTorch

Apprentissage par renforcement

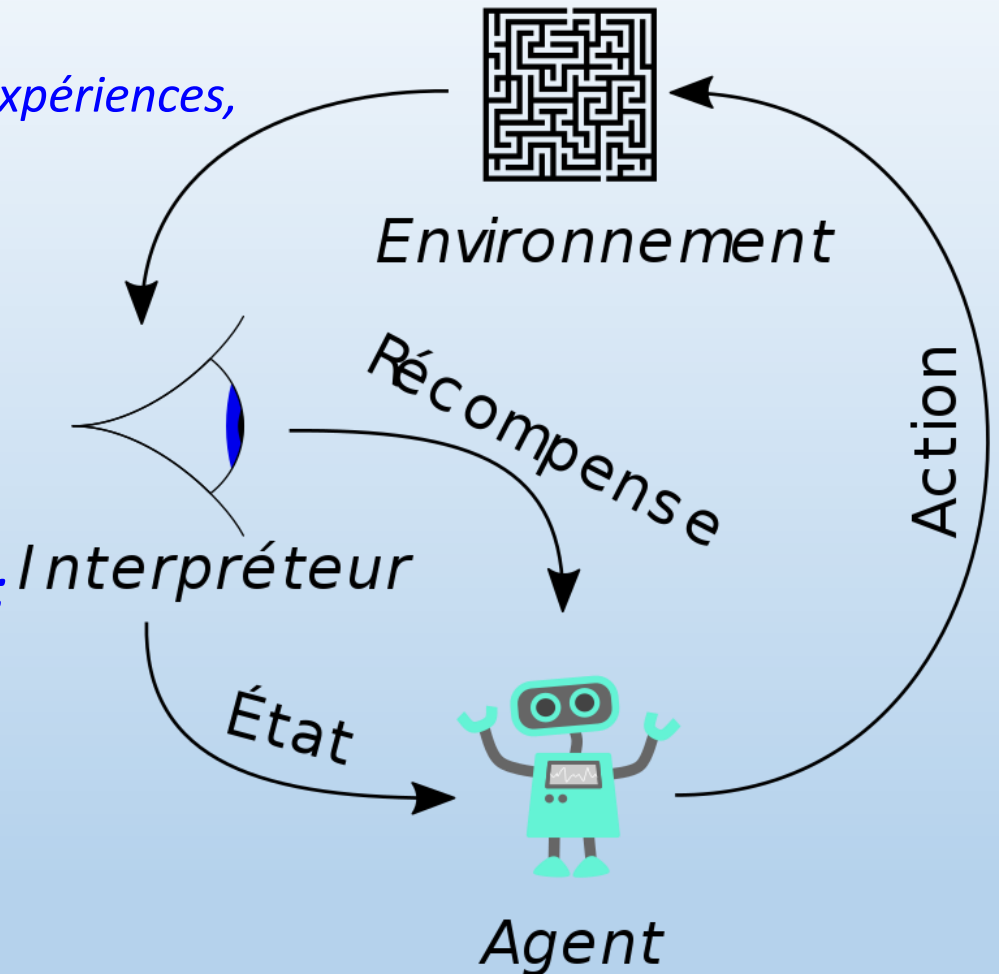
Modèles Actions Etats

Apprentissage des actions à prendre , selon son état et ses expériences, pour optimiser une récompense quantitative

La séquence des états-actions-récompenses s'appelle une trajectoire, et est définie comme suit :

$S_0, A_0, R_1, S_1, A_1, R_2, S_2, A_2, R_3, \dots$, etc.

Algorithmes d'apprentissage s'inspirent des travaux des neurobiologistes et des psychologues : compréhension du fonctionnement **du cerveau**.



Apprentissage par renforcement

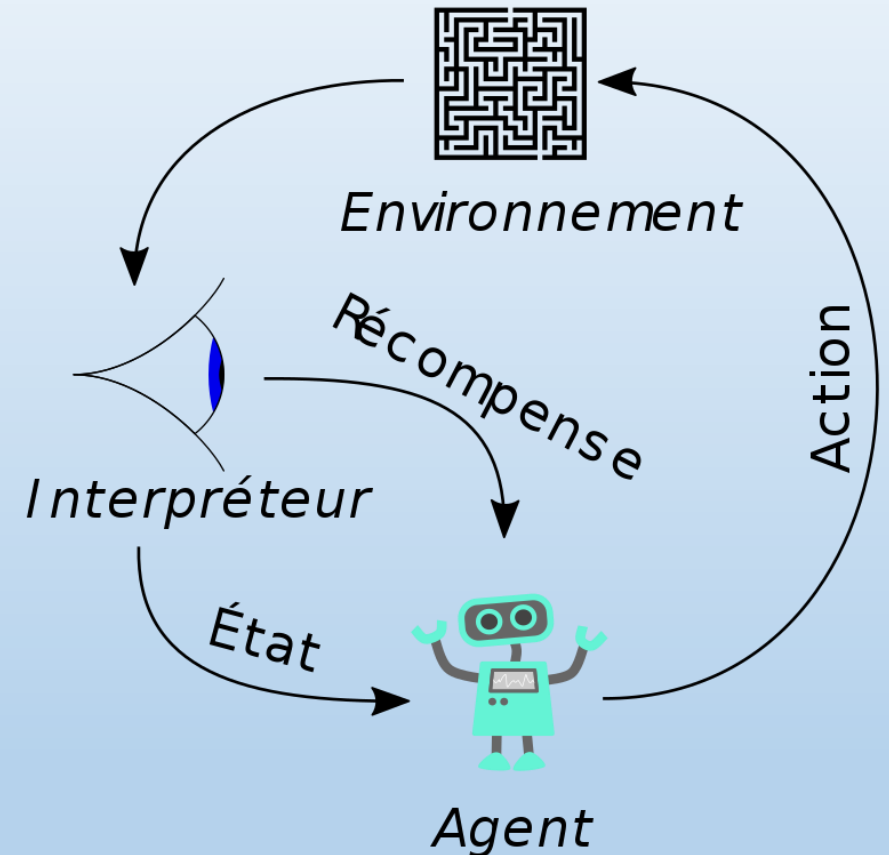
<https://www.youtube.com/watch?v=M8YjvHYbZ9w>

Applications :

- robotique,
- gestion de ressources,
- vol autonome en hélicoptère (acrobaties),
- chimie.
-

Succès dans résolution de problèmes variés :

- contrôle robotique,
- conduite autonome,
- la planification de tâches,
- les télécommunications,
- les jeux backgammon, échecs,... AlphaGoZero
-



Apprentissage

Robots

<https://www.youtube.com/watch?v=TnGlZ2z1jsI>

<https://www.youtube.com/watch?v=M8YjvHYbZ9w>



- Machines need to learn/understand how the world works
 - ▶ Physical world, digital world, people,.....
 - ▶ They need to acquire some level of common sense
- They need to learn a very large amount of background knowledge
 - ▶ Through observation and action
- Machines need to **perceive** the state of the world
 - ▶ So as to make accurate predictions and planning
- Machines need to **update** and remember estimates of the state of the world
 - ▶ Paying attention to important events. Remember relevant events
- Machines need to **reason and plan**
 - ▶ Predict which sequence of actions will lead to a desired state of the world
- Intelligence & Common Sense =
Perception + **Predictive Model** + Memory + **Reasoning & Planning**