

Intelligence artificielle : enjeux et outils

Redha Moulla

11-12 décembre 2025

Plan de la formation

- Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?
- Machine learning
- Qualité des données
- Deep learning
- IA générative
- Enjeux sociaux de l'IA

Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?

Définition littérale de l'intelligence artificielle

1. Intelligence

Ensemble des fonctions mentales ayant pour objet la connaissance conceptuelle et relationnelle.

- Larousse

2. Artificielle

Qui est produit de l'activité humaine (opposé à la nature).

- Larousse

Qu'est-ce que l'intelligence ?

La notion d'intelligence recouvre plusieurs facultés cognitives :

- ① **Raisonnement** : La capacité à résoudre des problèmes et à faire des déductions logiques.
- ② **Apprentissage** : L'aptitude à acquérir de nouvelles connaissances et à s'améliorer grâce à l'expérience.
- ③ **Perception** : La compétence pour reconnaître et interpréter les stimuli sensoriels.
- ④ **Compréhension** : L'habileté à saisir le sens et l'importance de divers concepts et situations.
- ⑤ **Mémorisation** : La faculté de stocker et de rappeler des informations.
- ⑥ **Créativité** : Le pouvoir d'inventer ou de produire de nouvelles idées, de l'originalité dans la pensée.

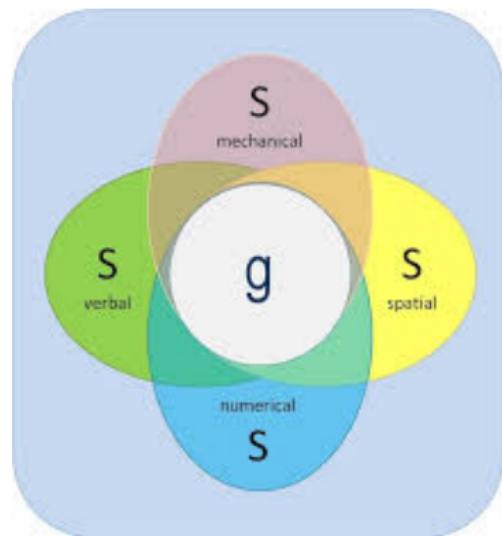
L'intelligence selon Spearman

Hypothèse du facteur g :

- Il existe une **intelligence générale**, commune à toutes les capacités cognitives.
 - Chaque performance dépend à la fois :
 - d'un facteur g : aptitude globale,
 - d'un facteur s : spécifique à la tâche.

Limite implicite : l'intelligence devient *ce qui se mesure*.

Et si l'intelligence humaine ne pouvait pas se réduire à des performances observables ?



Jalons historiques

- **1956** — Conférence de Dartmouth : acte de naissance "officiel" de l'IA.
- **1943** — McCulloch & Pitts : formalisation du neurone artificiel.
- **1936** — Alan Turing : machine universelle, base de toute informatique.
- **1854** — Boole : logique symbolique manipulable mécaniquement.
- **1837** — Babbage & Ada Lovelace : machine analytique, programme et calcul.
- **XVII^e siècle** — Pascal (1642) et Leibniz (1673) : premières machines à calculer.
- **IX^e siècle** — Al-Khwarizmi : formalisation des premiers "algorithmes".

Le mythe des servantes d'or

“Si chaque instrument était capable, sur une simple injonction, ou même pressentant ce qu'on va lui demander, d'accomplir le travail qui lui est propre, comme on le raconte des statues de Dédale ou des trépieds d'Héphaïstos, lesquels, dit le poète, : “Se rendaient d'eux-mêmes à l'assemblée des dieux”, si, de la même manière, les navettes tissaient d'elles-mêmes, et les plectres pinçaient tout seuls la cithare, alors, ni les chefs d'artisans n'auraient besoin d'ouvriers, ni les maîtres d'esclaves.”

— Aristote

Conférence de Dartmouth ?

Articles

AI Magazine Volume 27 Number 4 (2006) © AAAI

A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence

August 31, 1955

John McCarthy, Marvin L. Minsky,
Nathaniel Rochester,
and Claude E. Shannon

The 1956 Dartmouth summer research project on artificial intelligence was organized by John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester, and Claude Shannon. The report contains 17 papers, plus a title page. Copies of the report can be found at the Dartmouth College library. The first 5 pages state the purpose of the study and give the names and interests of the four who proposed the study. In the interest of brevity, this article summarizes the main points of the report, and gives bibliographical statements of the proposals.

We propose that a 2 month, 10 man study of artificial intelligence be carried out during the summer of 1956 at Dartmouth College in Hanover, New Hampshire. The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it. An attempt will be made to find how to make machines use lan-

guage, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer.

1. Automatic Computers

If a machine can do a job, then an automatic calculator can be programmed to simulate the machine. It may be speculated that present computers may be insufficient to simulate many of the higher functions of the mind. This is due to the fact that they lack of machine capacity, but our inability to write programs taking full advantage of what we have.

2. How Can a Computer be Programmed to Use a Language

It may be speculated that a large part of human language consists of words according to rules of reasoning and rules of conjecture. From this point of view, learning a generalization consists of admitting a new

"We propose that a 2-month, 10-man study of artificial intelligence be carried out during the summer of 1956 at Dartmouth College in Hanover, New Hampshire. The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it. An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer."

L'intelligence artificielle selon John McCarthy

"It is the science and engineering of making intelligent machines, especially intelligent computer programs. It is related to the similar task of using computers to understand human intelligence, but AI does not have to confine itself to methods that are biologically observable."

— John McCarthy

Le Test de Turing

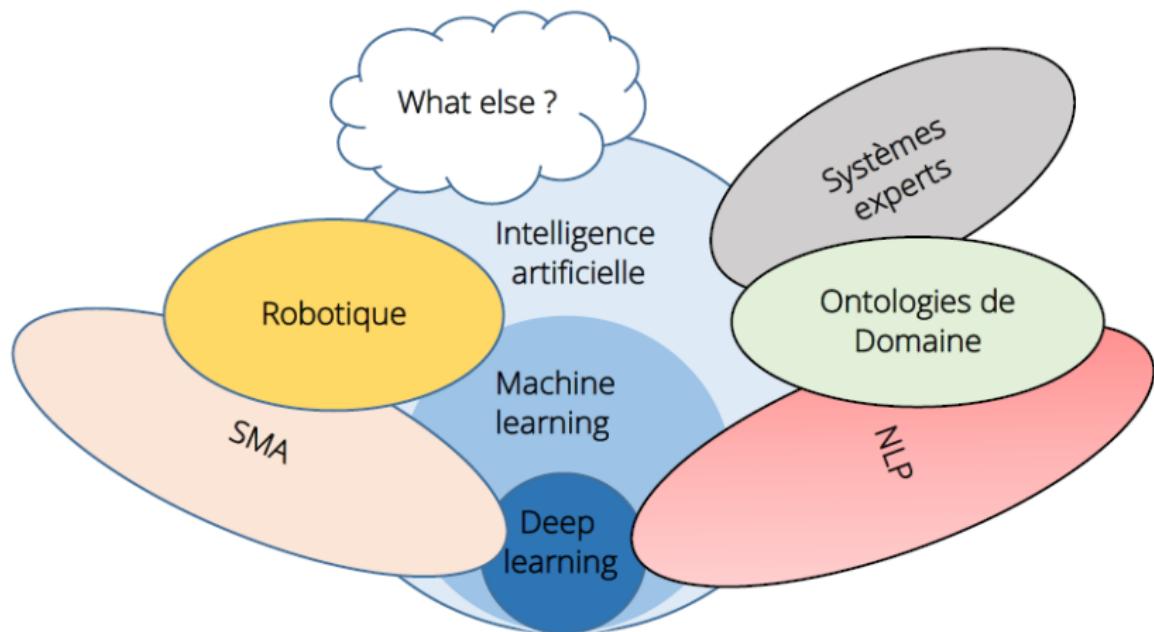
Le Test de Turing, développé par Alan Turing en 1950, est une tentative de mesurer l'intelligence d'une machine, plus précisément de la faculté d'une machine à penser. Cette dernière n'étant pas si évidente à mesurer, le test substitute finalement à la faculté de penser celle de traiter le langage naturel comme un humain.

Les points clés du Test de Turing sont :

- Un interrogateur humain engage une conversation avec un humain et une machine, chacun étant caché de la vue de l'interrogateur.
- Si l'interrogateur ne peut pas déterminer systématiquement quelle est la machine, celle-ci est considérée comme ayant passé le test.
- Le test ne mesure pas la connaissance ou la capacité à être vérifique, mais plutôt la capacité de reproduire le comportement humain.

C'est quoi finalement l'intelligence artificielle ?

Il s'agit d'un ensemble de techniques qui permettent à la machine d'accomplir des tâches qui requièrent traditionnellement une intelligence humaine.



Deux visions de l'intelligence artificielle

IA symbolique (GOFAI)

- Héritée de la logique et de la philosophie rationaliste
- Représentation explicite des connaissances
- Raisonnement par règles, inférences logiques
- Utilisée dans les systèmes experts

"Penser, c'est manipuler des symboles selon des règles."

IA connexionniste

- Inspirée du fonctionnement du cerveau humain
- Représentation distribuée, implicite
- Apprentissage par ajustement de poids synaptiques
- Fondement du deep learning

"Penser, c'est apprendre par interaction avec le monde."

Deux visions du monde, deux manières de concevoir l'intelligence — logique vs émergence.

IA connexionniste vs IA symbolique

Intelligence artificielle symbolique :

Systèmes basés sur des règles et des symboles pour imiter le raisonnement humain.

- Logique
- Ensemble de règles
- Orientée connaissance

Intelligence artificielle connexionniste

: Modèles inspirés du cerveau humain pour apprendre des tâches à partir de données.

- Probabiliste
- Apprentissage machine
- Orientée données

Machine learning

Qu'est-ce que la machine learning ?

L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle qui consiste à doter les machines de la capacité d'apprendre à partir de données sans que celles-ci ne soient explicitement programmées pour exécuter des tâches spécifiques.

- **IA discriminative** : Modélise la frontière entre les classes.

Exemples : régression logistique, SVM, réseaux de neurones pour la classification.

- **IA générative** : modélise la distribution des données pour en générer de nouvelles.

Exemples : GAN, VAE, modèles de langage comme GPT.

- **Apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning)** : apprend à prendre des décisions séquentielles dans un environnement.

L'agent n'imiter pas ou ne classe pas, il agit pour maximiser une récompense.

Exemples : Q-learning, PPO, RLHF pour le fine-tuning des LLMs.

Machine learning discriminatif

L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle qui consiste à doter les machines de la capacité d'apprendre à partir de données sans que celles-ci ne soient explicitement programmées pour exécuter des tâches spécifiques.

Le machine learning englobe deux grandes familles d'apprentissage :

- **Supervisé** : Les algorithmes apprennent à partir de données étiquetées pour faire des prédictions ou classifications.
- **Non supervisé** : L'apprentissage est effectué sur des données non étiquetées pour trouver des structures cachées.

L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé consiste à apprendre un modèle qui associe une étiquette (*label*) à un ensemble de caractéristiques (*features*).

- **Inputs** : un jeu de données *annotées* pour entraîner le modèle.
 - Exemple : des textes (tweets, etc.) avec les *sentiment* associés, positifs ou négatifs.
- **Output** : une étiquette pour un point de donnée inconnu par le modèle.

L'apprentissage supervisé se décline lui-même en deux grandes familles :

- **La classification** : prédire une catégorie ou une classe.
 - Exemple : prédire l'étiquette d'une image (chat, chien, etc.), le sentiment associé à un texte, le centre d'intérêt d'un client à partir de ses commentaires, etc.
- **La régression** : prédire une valeur continue (un nombre réel typiquement).
 - Exemple : prédire le prix d'un appartement, la lifetime value d'un client, etc.

Classification

Exemple de classification : maintenance prédictive

Âge (ans)	Temp. (°C)	Vib. (mm/s)	H./sem.	Pannes	Entretien	Label (y)
2	55	1.2	40	0	Oui	● Pas de panne
6	70	3.8	60	2	Non	● Panne
4	65	2.5	50	1	Oui	● Pas de panne
8	80	4.1	55	3	Non	● Panne
3	58	1.9	45	0	Oui	● Pas de panne

Régression

Régression – volume journalier distribué dans un dépôt de carburant

Jour	Temp. (°C)	Prix (€/L)	Promo (0/1)	Stock restant (%)	Volume distribué (m ³ /jour)
Lun	23	1,98	0	65	380
Mar	25	1,95	1	60	420
Mer	22	1,96	0	58	360
Jeu	30	1,94	1	55	500
Ven	28	1,97	0	52	470
Sam	26	1,99	0	50	430
Dim	20	2,01	0	70	280

L'apprentissage non supervisé

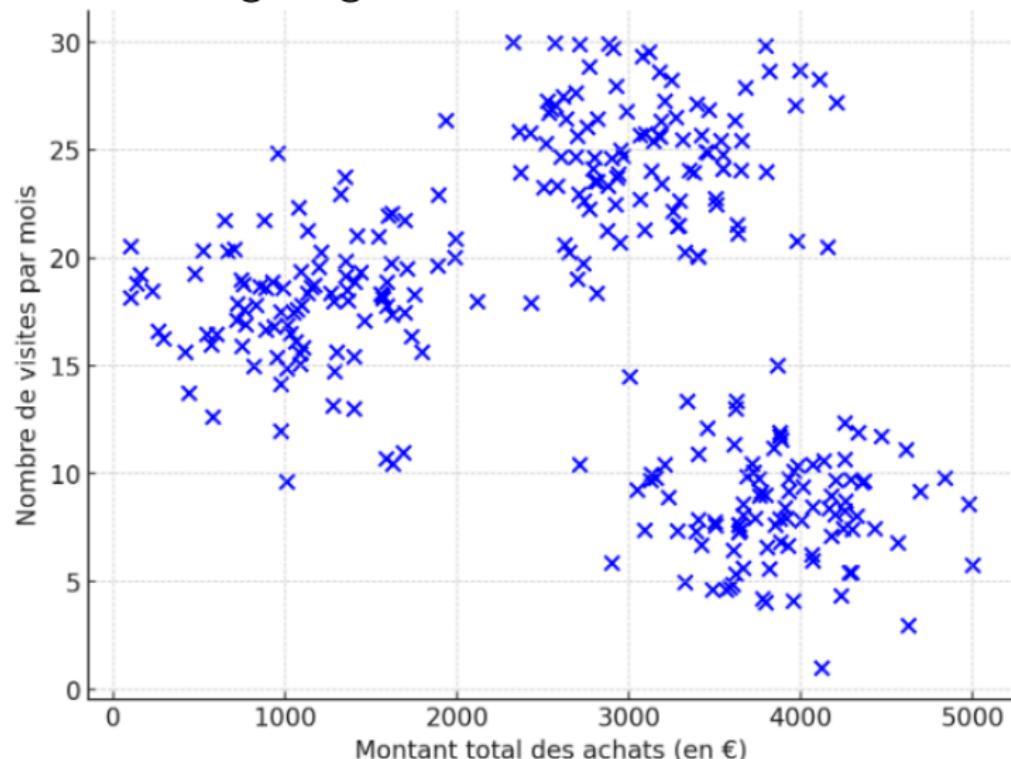
L'apprentissage non supervisé se réfère à l'utilisation de modèles d'apprentissage automatique pour identifier des patterns et des structures dans des données qui ne sont pas étiquetées.

Principales typologies de l'apprentissage non supervisé :

- **Clustering** : Regroupement de points de données similaires ensemble.
Exemple : segmentation de marché, regroupement social.
- **Détection d'anomalies** : Détecter des observations dont les caractéristiques sont inhabituelles par rapport à la majorité.

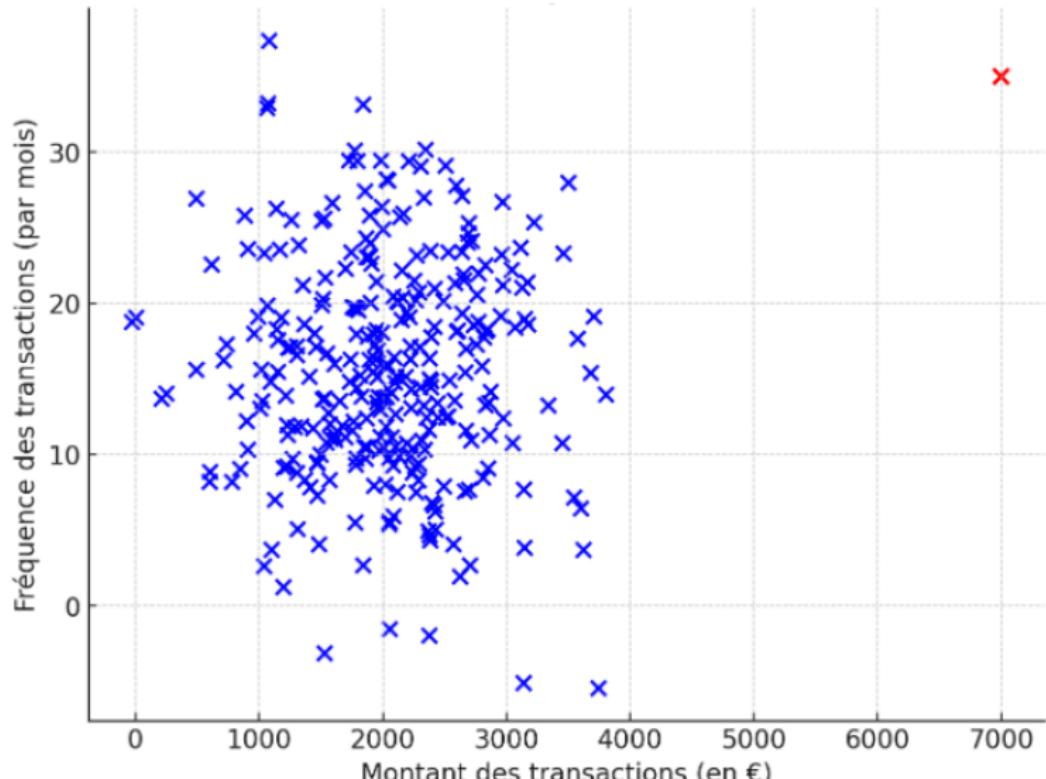
Clustering

Exemple de clustering : segmentation clients



Détection d'anomalies

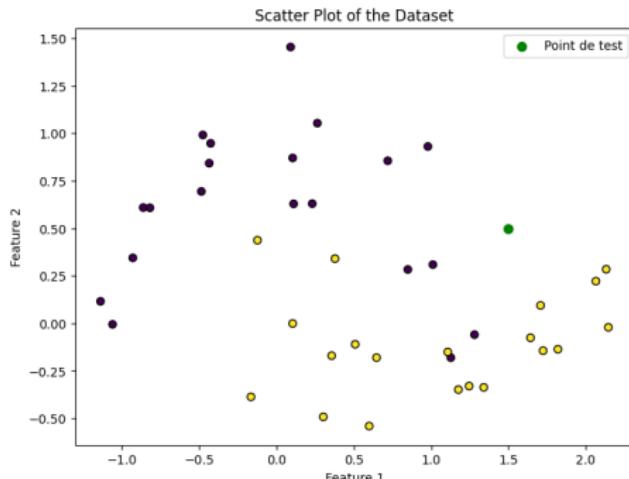
Exemple de détection d'anomalies : fraude bancaire



Apprentissage supervisé

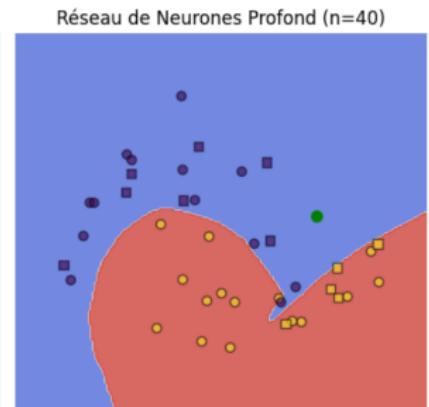
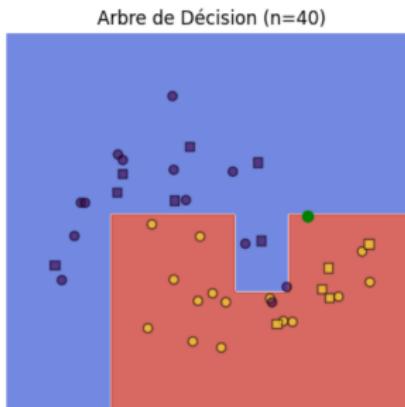
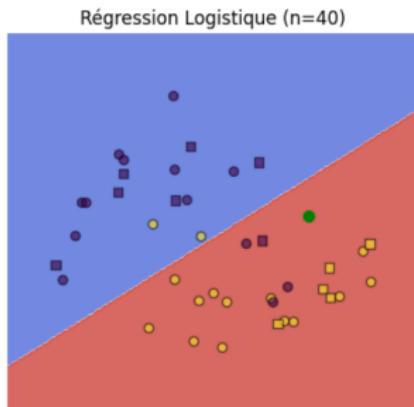
L'apprentissage supervisé comme un problème d'induction

- **Définition** : L'apprentissage supervisé consiste à apprendre une fonction f qui mappe les entrées X aux sorties y , à partir d'un ensemble d'exemples d'entraînement (X, y) .
- **Induction** : Le modèle induit une règle générale à partir de données particulières, dans le but de généraliser à de nouvelles instances.
- **Problème de généralisation** : Comment garantir que le modèle apprend une règle qui s'applique à de nouvelles données ?



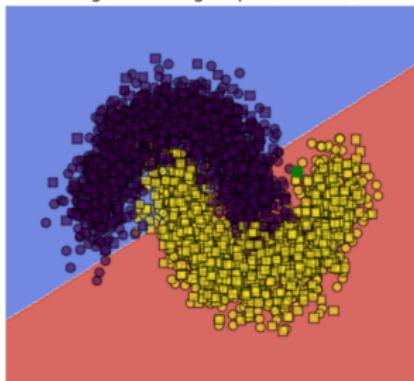
Une indétermination intrinsèque pour le choix du modèle

Il y a une infinité de manières d'induire un modèle à partir d'un échantillon de données d'entraînement.

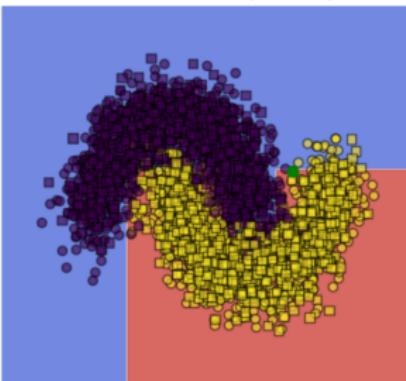


Sous-apprentissage et surapprentissage sur les données d'entraînement

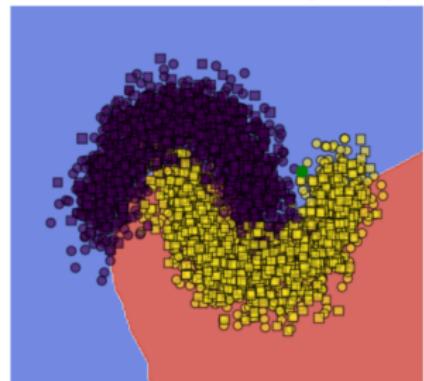
Régression Logistique (n=3000)



Arbre de Décision (n=3000)



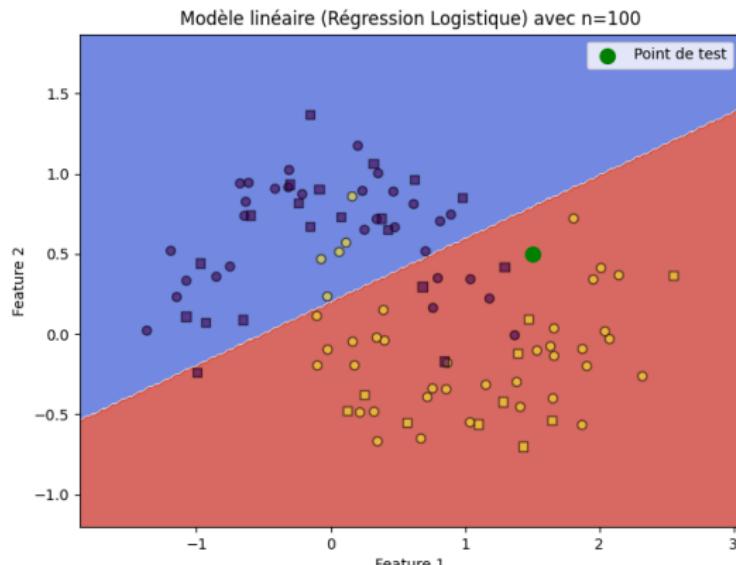
Réseau de Neurones Profond (n=3000)



Sous-apprentissage

Definition

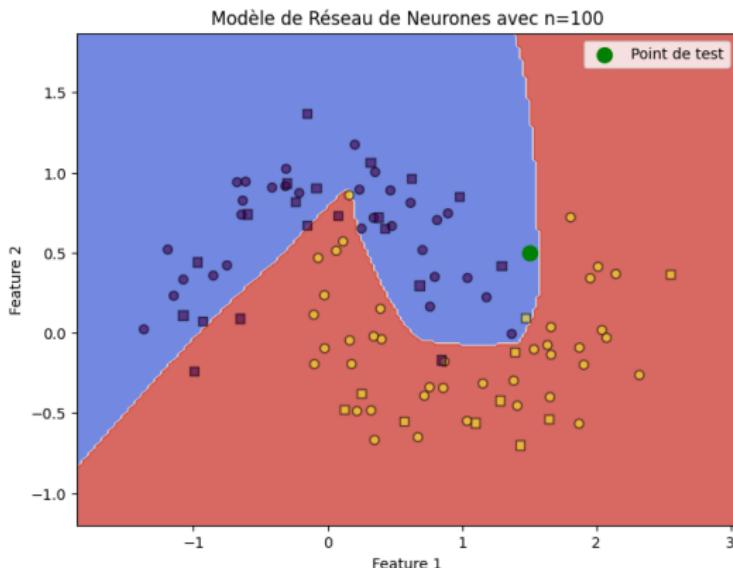
On dit qu'un modèle de machine learning est en régime de sous-apprentissage (underfitting) lorsqu'il n'arrive pas à capturer la complexité (l'information) présente dans le jeu de données d'entraînement.



Sur-apprentissage

Definition

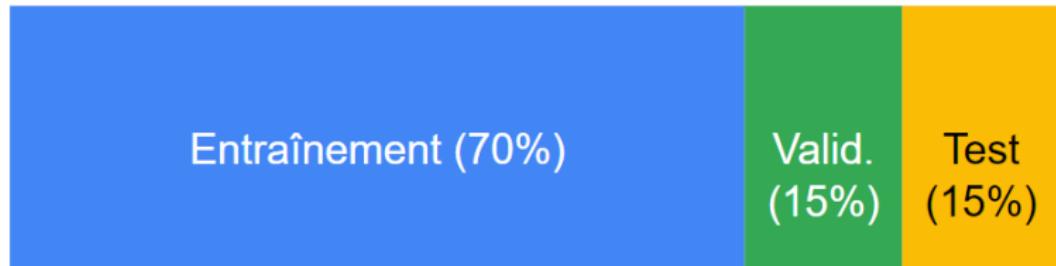
On dit qu'un modèle de machine learning est en régime de sur-apprentissage (overfitting) lorsqu'il n'arrive pas à généraliser à des données non encore observées, i.e. lorsqu'il est trop adapté aux données d'entraînement.



Sélection de modèle

Pour sélectionner le modèle le plus pertinent par rapport à une métrique donnée, on applique la méthodologie suivante :

- On partitionne le jeu de données disponible en trois parties : un jeu d'entraînement, un jeu de validation et un jeu de test.
- On entraîne M modèles sur le jeu d'entraînement.
- On évalue les performances respectives des M modèles sur le jeu de validation et on sélectionne le meilleur.
- Le modèle sélectionné est ensuite évalué sur le jeu de test. Idéalement, le jeu de test est ainsi utilisé une seule fois.



Exemple : sélection de modèle

Modèle	Précision Entraînement	Précision Validation
Régression Logistique	0.90	0.88
Arbre de Décision	0.95	0.92
Réseau de Neurones Profond	1	0.90

Table: Comparaison des précisions des modèles sur les jeux d'entraînement et de validation

Métriques de performance : régression

On dispose d'un certain nombre de métriques pour évaluer les performances des modèles de machine learning. Celles-ci peuvent être divisées en deux catégories.

Régression

- L'erreur quadratique moyenne (MSE) : elle est définie comme la moyenne des carrés des écarts entre les prédictions et les valeurs observées.

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

- La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) :

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

Métriques de performance : classification 1/2

Accuracy : L'accuracy est la métrique de base qui permet d'évaluer les performances d'un modèle de classification. Elle est définie comme :

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Nombre de prédictions correctes}}{\text{Nombre total de prédictions}}$$

Matrice de confusion : La matrice de confusion est une représentation permettant d'offrir plus de finesse par rapport à l'accuracy, notamment quand le jeu de données est déséquilibré (présence de classes majoritaires). Elle compare les prédictions du modèle avec les valeurs réelles et est structurée comme suit :

		Valeur Prédite	
		Positif	Négatif
Valeur Réelle	Positif	Vrai Positif (VP)	Faux Négatif (FN)
	Négatif	Faux Positif (FP)	Vrai Négatif (VN)

Métriques de performance : classification 2/2

A partir de la matrice de confusion, on peut dériver d'autres métriques :

- Précision : elle est définie comme la proportion des prédictions correctes parmi toutes les prédictions positives :

$$\text{Précision} = \frac{VP}{VP + FP}$$

- Rappel (recall) : il représente la proportion des vrais positifs correctement prédits par le modèle.

$$\text{Rappel} = \frac{VP}{VP + FN}$$

- Score F1 (F1-score) : Le score F1 est défini comme la moyenne harmonique de la précision et du rappel.

$$\text{Score F1} = 2 \frac{\text{Précision} \times \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}}$$

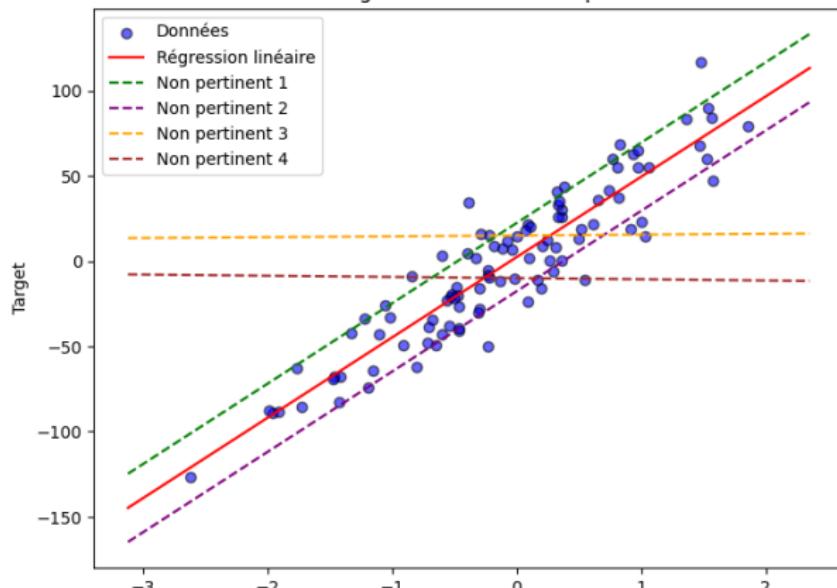
Modèles classiques de machine learning

Régression linéaire simple

Soit un ensemble de n observations x_1, x_2, \dots, x_n avec les labels correspondants y_1, y_2, \dots, y_n , on cherche le modèle linéaire qui ajuste le mieux ces données.

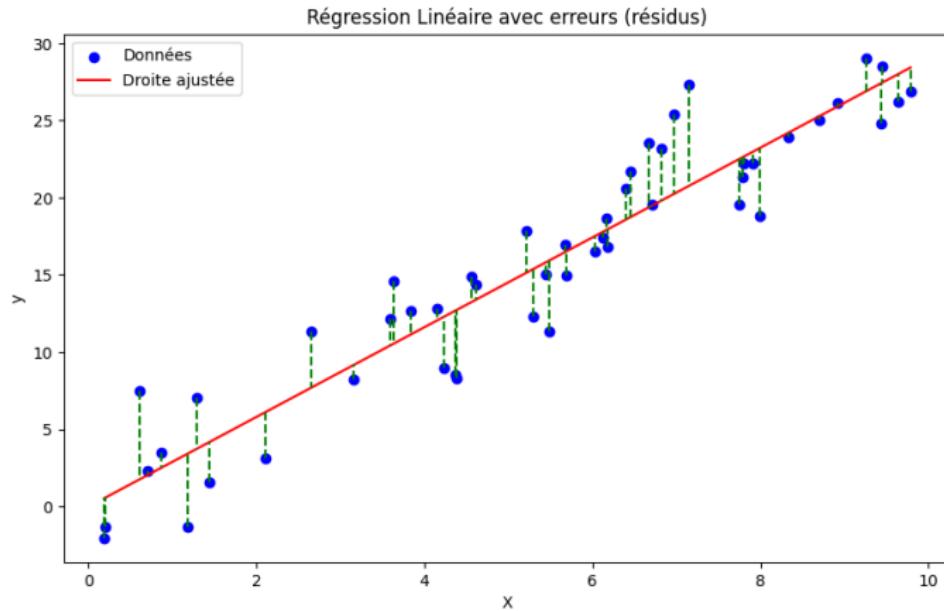
$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x$$

Illustration de la régression linéaire avec plusieurs modèles



Minimisation du risque empirique

L'erreur de prédiction pour la i ième observation est : $e_i = y_i - \hat{y}_i$. où $\hat{y}_i = \beta_0 + \beta_1 x_i$.



Exemple : prédire le prix d'un logement en fonction de la surface 1/2

Soit un dataset de 100 points où x représente la surface (en m²) et y le prix des logements (en €). Les 4 premières lignes sont :

x (Surface m ²)	y (Prix en €)
40	120 000
65	200 000
80	250 000
55	160 000
:	:

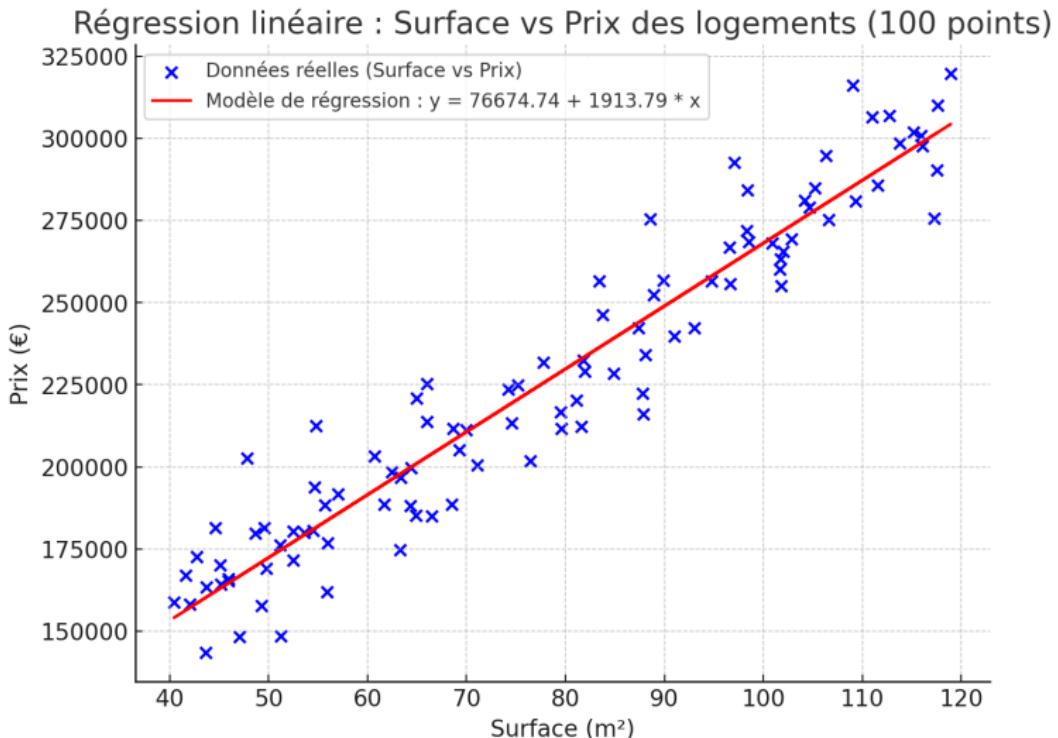
Les coefficients β_0 et β_1 sont calculés à partir des formules suivantes :

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{1234567}{56789} = 2173.15$$

$$\beta_0 = \bar{y} - \beta_1 \bar{x} = 200000 - 2173.15 \times 60 = 69410.5$$

L'équation de la droite de régression obtenue est donc :

Exemple : prédire le prix d'un logement en fonction de la surface 2/2



Régression linéaire multiple

On considère n observations X^1, X^2, \dots, X^n où chaque observation X^i est désormais un vecteur ayant p composantes (p variables explicatives).

$$X^i = \begin{pmatrix} x_1^i \\ x_2^i \\ \vdots \\ x_p^i \end{pmatrix}$$

La régression linéaire s'écrit alors :

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p$$

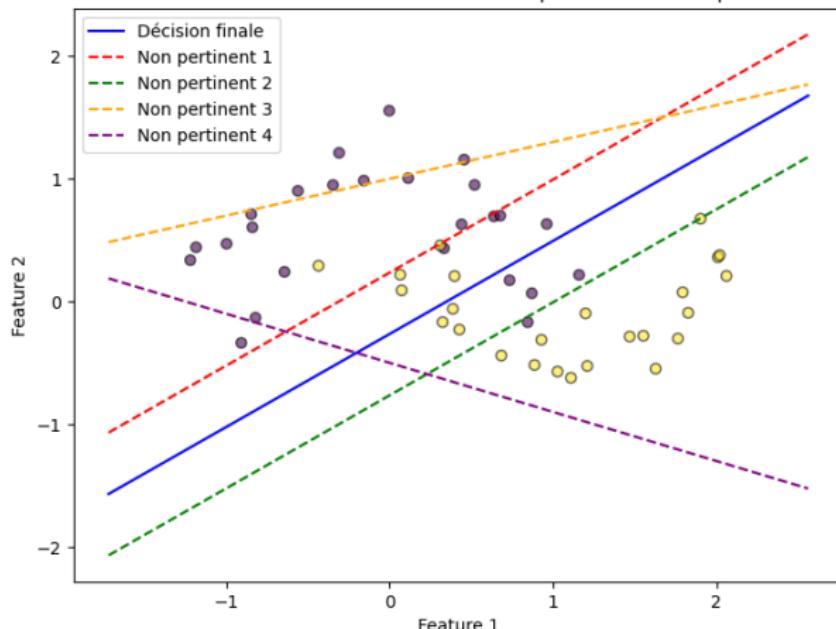
Les coefficients $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ sont déterminés par la méthode des moindres carrés :

$$\arg \min_{\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p} \sum_{i=1}^n \left(y^i - (\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j^i) \right)^2$$

Principe de la régression logistique

- **Définition :** La régression logistique est un algorithme de classification linéaire utilisé pour prédire la probabilité qu'une observation appartienne à une classe donnée.

Illustration de la surface de décision avec plusieurs droites possibles



Régression logistique : introduction

La régression logistique est une technique d'analyse statistique utilisée pour modéliser la probabilité d'une variable dépendante binaire. C'est un cas particulier de modèle linéaire généralisé qui est utilisé pour des problèmes de classification.

Principes de la régression logistique :

- **Variable dépendante** : On cherche la probabilité que la variable dépendante (y) appartienne à une classe (0 ou 1, vrai ou faux, succès ou échec). Autrement dit, on cherche à modéliser $P(y = 1)$ en fonction des variables dépendantes (explicatives) x .
- **Odds ratio** : Plus concrètement, on cherche à exprimer la côte anglaise (odd ratio) en fonction des variables dépendantes (x).

$$\ln \frac{p(\mathbf{x})}{1 - p(\mathbf{x})} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p$$

Apprentissage non supervisé

Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, on considère n observations sans labels. On s'intéresse fondamentalement à la probabilité jointe de ces observations.

On peut distinguer deux grandes catégories d'apprentissage non supervisé :

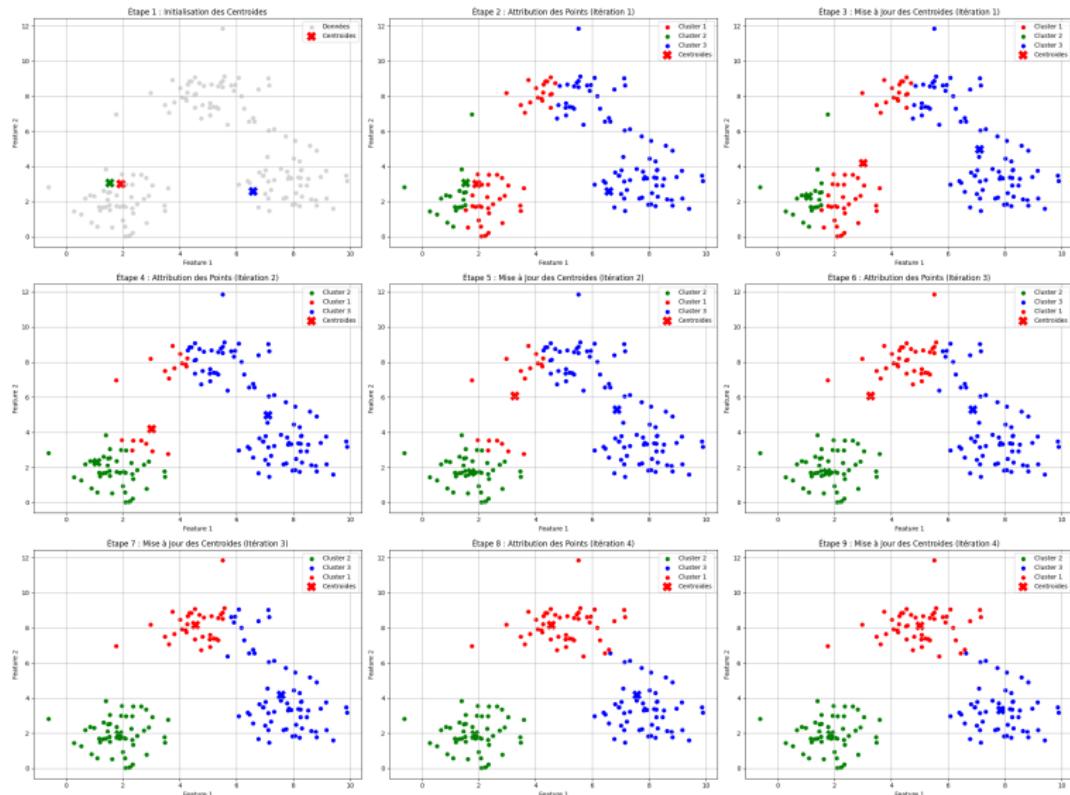
- **Clustering (partitionnement)** : cela consiste à partitionner les n observations en K groupes pertinents (généralement le critère de pertinence a une signification d'un point de vue métier).
- **Détection d'anomalie** : il s'agit de détecter des observations qui présentent un profil (des features) inhabituels par rapport au profil moyen de la majorité des observations.

K-means

L'algorithme de Lloyd tente de regrouper les données en clusters en minimisant les distances entre les points d'un même cluster tout en maximisant les distances entre points appartenant à différents clusters.



Algorithme de Lloyd



Remarques

- L'algorithme des k-means étant basé sur une distance euclidienne, il est nécessaire de normaliser les données avant de l'exécuter.
- L'algorithme des k-means est très sensible aux données aberrantes (outliers). Il faut donc considérer les données d'une manière attentive. Cependant, cela permet également d'utiliser l'algorithme des k-means pour la détection automatique des outliers.
- Les centroïdes étant initialisés d'une manière aléatoire, les clusters obtenus ne sont pas stables ; les clusters peuvent changer d'une exécution à l'autre. Il existe cependant une variante plus stable, appelée k-means++, qui permet de sélectionner les centroïdes d'une manière semi-aléatoire.
- Il est possible de partitionner les données avec une métrique plus générale que la distance euclidienne. On peut définir un algorithme k-means à noyau sur un espace de Hilbert pour aller au-delà de la métrique euclidienne.
- **K-means n'est pas adapté aux données en grande dimension.**

Isolation Forest : Principe

L'Isolation Forest est une technique de détection d'anomalies basée sur l'isolement des observations. Son efficacité repose sur l'hypothèse que les anomalies sont "faciles à isoler" par rapport aux observations normales.

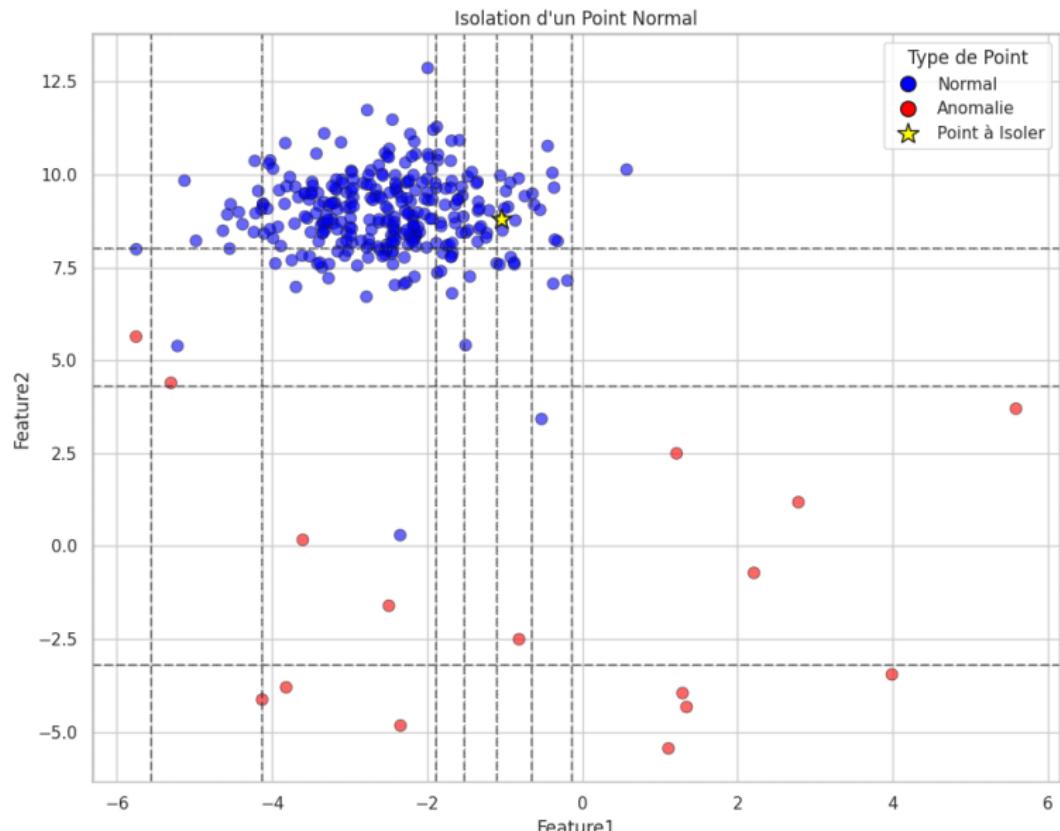
- Fonctionne en construisant des arbres d'isolement à partir de sous-ensembles de données.
- Isoler une observation signifie la séparer des autres par des divisions aléatoires de l'espace des caractéristiques.
- Moins de divisions sont nécessaires pour isoler une anomalie, ce qui constitue le fondement du score d'anomalie.

Les arbres d'isolement sont construits de manière récursive :

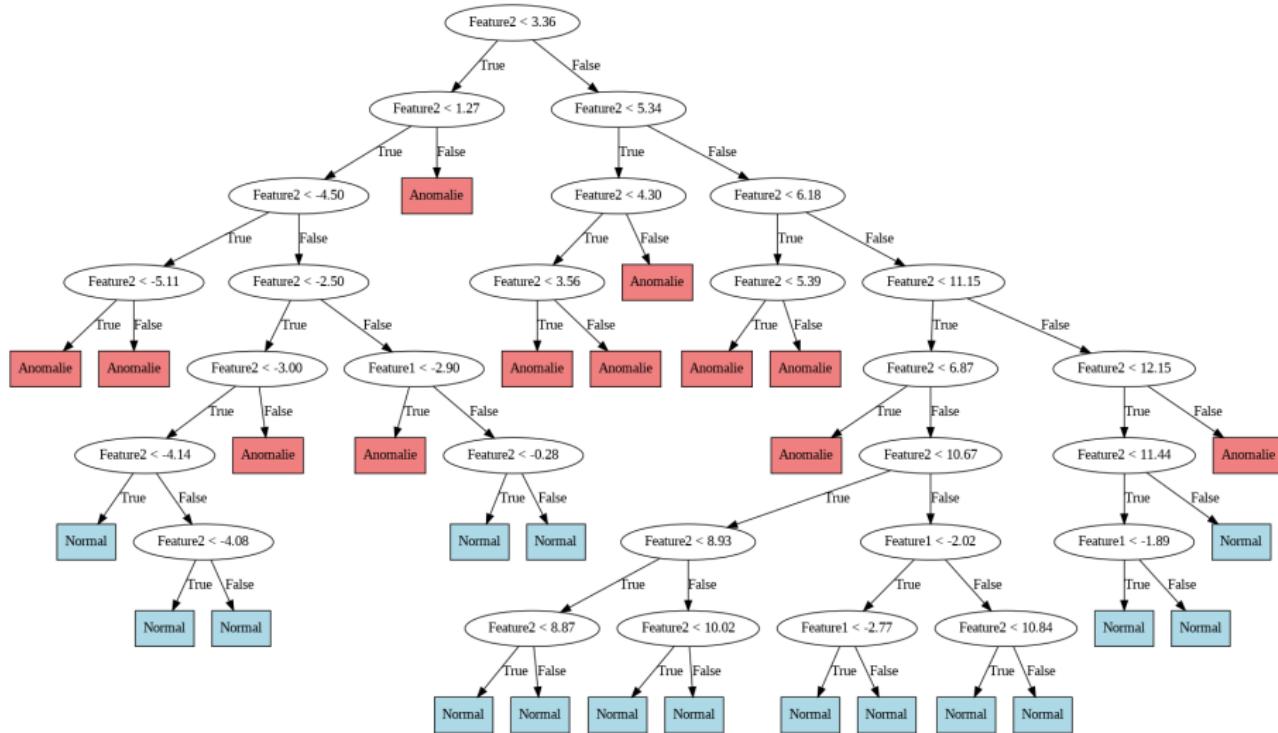
- ➊ Sélection aléatoire d'un sous-ensemble de données.
- ➋ Choix aléatoire d'une caractéristique et d'une valeur de seuil pour diviser le sous-ensemble.
- ➌ Répétition des divisions jusqu'à l'isolement des observations ou atteinte d'une limite de profondeur prédéfinie.

Chaque arbre est ainsi unique, offrant une perspective différente sur les données.

Isolation tree : fonctionnement 1/2



Isolation tree : fonctionnement 2/2



Deep learning

Brève histoire du deep learning

1940-1980 : Fondations

- 1943 : Neurone artificiel (McCulloch & Pitts).
- 1986 : Rétropropagation (Rumelhart, Hinton, Williams).

1990-2000 : Hiver

- Manque de données et puissance de calcul.
- Progrès en théorie : SVM, modèles bayésiens.

2010-2020 : Renaissance

- 2012 : AlexNet révolutionne la vision par ordinateur.

Depuis 2020 : Multimodalité et LLM

- 2017 : Transformer, base des LLM.
- 2020 : GPT-3, BERT.
- 2022 : ChatGPT...

Introduction aux réseaux de neurones

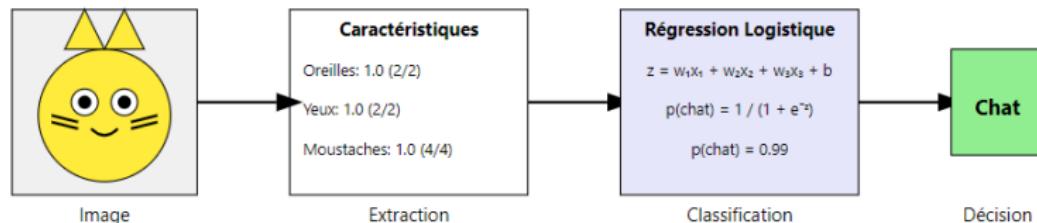
Définition : Les réseaux de neurones sont des modèles computationnels inspirés par le fonctionnement des neurones dans le cerveau humain. Ils sont capables d'apprendre des tâches complexes en modélisant des relations non linéaires entre les entrées et les sorties.

Caractéristiques :

- **Extraction automatique des features** : Capacité d'adaptation et d'extraction des features à partir des données sans programmation explicite.
- **Modélisation non linéaire** : Aptitude à capturer des relations complexes dans les données.
- **Modélisation en grande dimension** : Les modèles de deep learning sont particulièrement adaptés pour les données en grande dimension (images, texte, etc.).
- **Flexibilité** : Applicables à un large éventail de tâches et de typologies de données (images, langage naturel, données graphiques, etc.).

Extraction de features

Extraction de features en machine learning "classique"



Extraction de features en deep learning

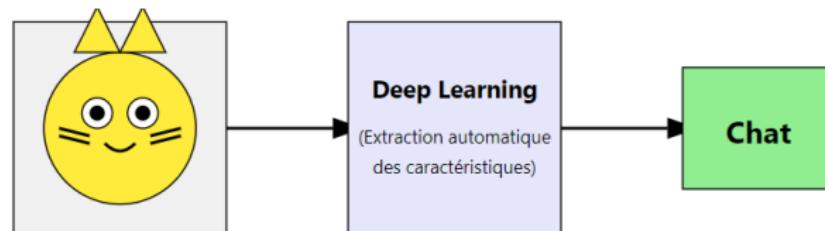
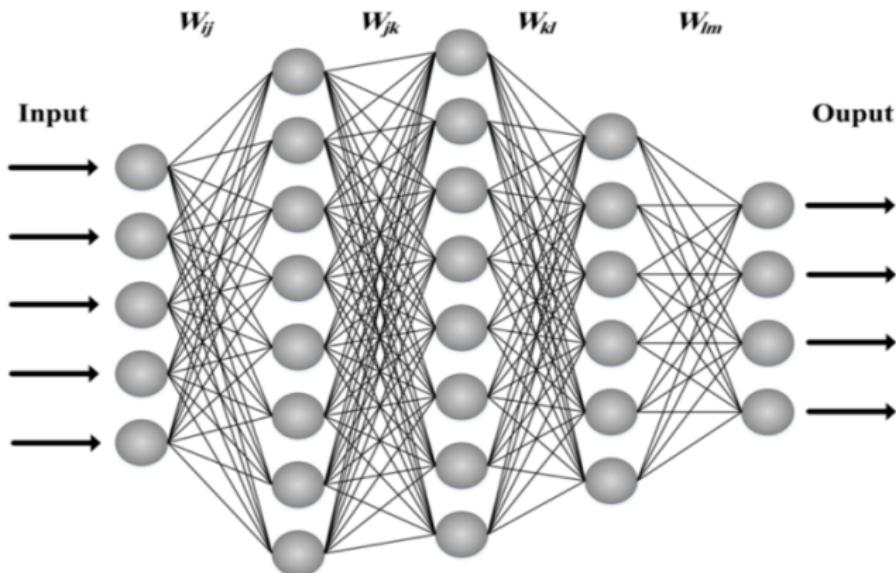


Illustration d'un réseau de neurones classique (MLP)



Neurone aritificial

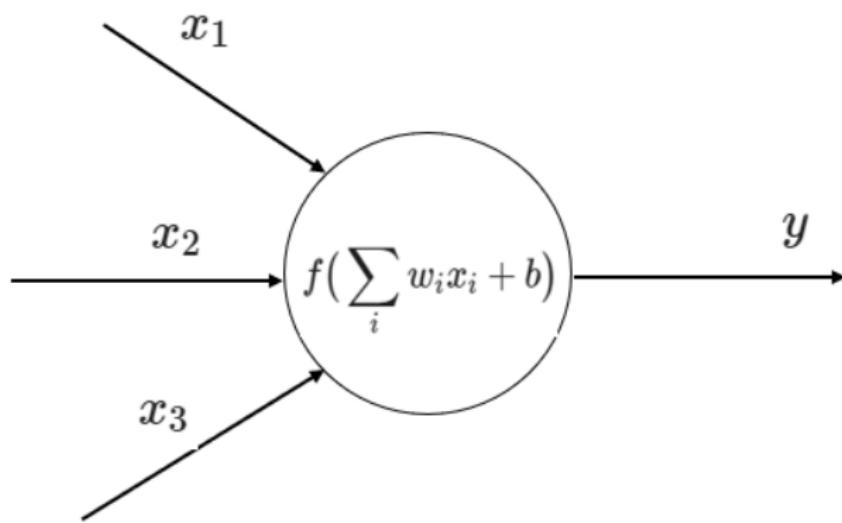
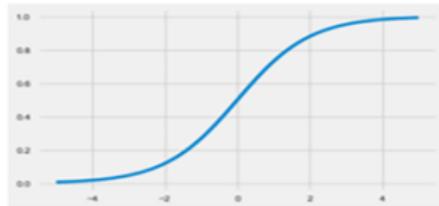
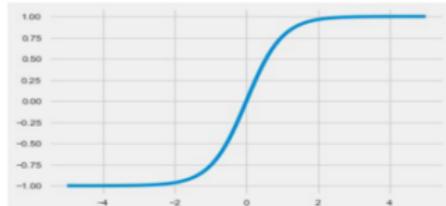


Illustration des fonctions d'activation

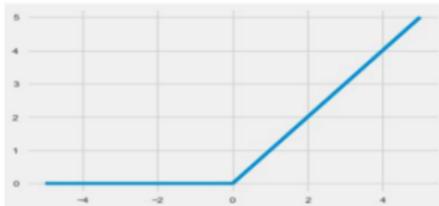
Sigmoïde



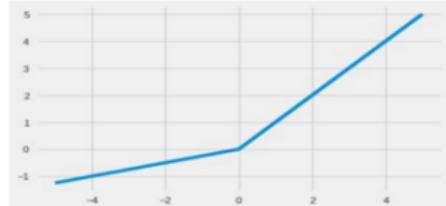
Tanh



ReLU



ReLU paramétrique



La fonction SoftMax dans la classification dans la dernière couche

Le SoftMax transforme une liste de scores en **probabilités de classes**. C'est la dernière étape d'un modèle de classification multilabels.

Formule :

$$P(y_i) = \frac{e^{s_i}}{\sum_{j=1}^K e^{s_j}}$$

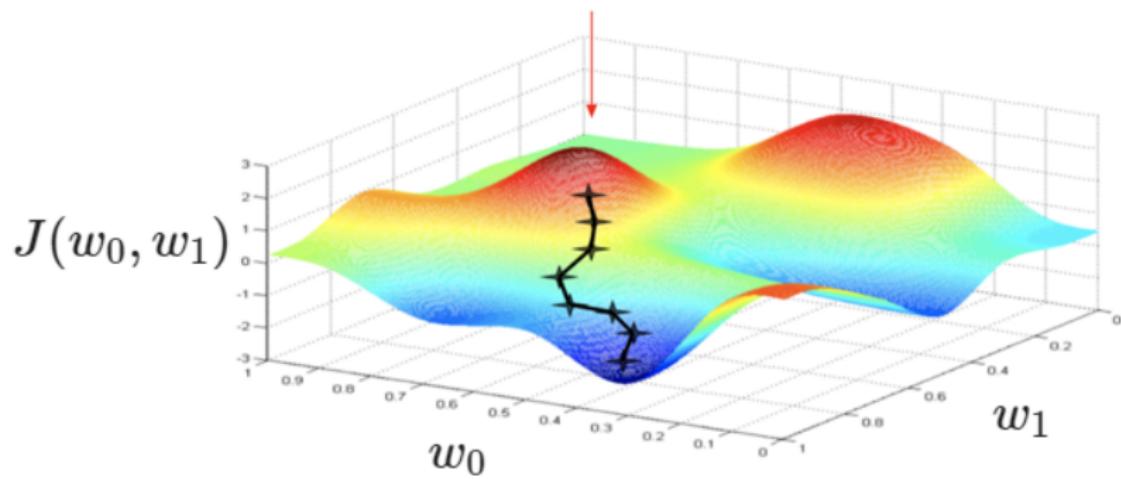
où s_i représente le score associé à la classe i , et K le nombre total de classes.

Exemple :

$$\text{Image} \rightarrow \begin{cases} \text{chat : 0.80} \\ \text{chien : 0.10} \\ \text{chameau : 0.05} \\ \text{oiseau : 0.05} \end{cases}$$

→ Le modèle prédit la classe la plus probable (chat), tout en conservant une estimation pour les autres.

Illustration graphique de la SGD



Intelligence artificielle générative (IAG)

Qu'est-ce que l'IA générative ?

Définition : L'intelligence artificielle générative (IAG) désigne les modèles capables de produire de nouvelles données (texte, image, son, code) qui imitent ou enrichissent des données existantes.

Idée clé : alors que le machine learning classique prédit, l'IAG crée.

Caractéristiques :

- Modèles entraînés sur des volumes massifs de données hétérogènes.
- Génération conditionnée par un prompt (instruction utilisateur).
- Capacité à généraliser au-delà des données vues pendant l'entraînement.

Deux grandes familles d'IA générative

IA générative pour le langage :

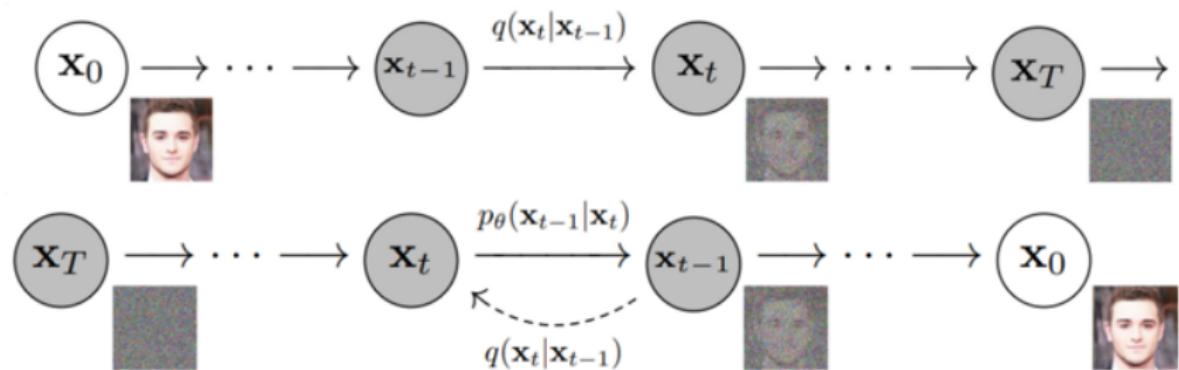
- Modèles de langage de grande taille (LLMs).
- Génération de texte cohérent et contextuel.
- Applications : chatbots, rédaction assistée, analyse de documents, génération de code.
- Exemples : GPT-4, Claude, LLaMA, Mistral.

IA générative pour les images :

- Modèles de diffusion et GANs.
- Création d'images réalistes ou stylisées à partir de descriptions textuelles.
- Applications : design, marketing, prototypage, art numérique.
- Exemples : DALL·E, Stable Diffusion, MidJourney.

Génération d'images

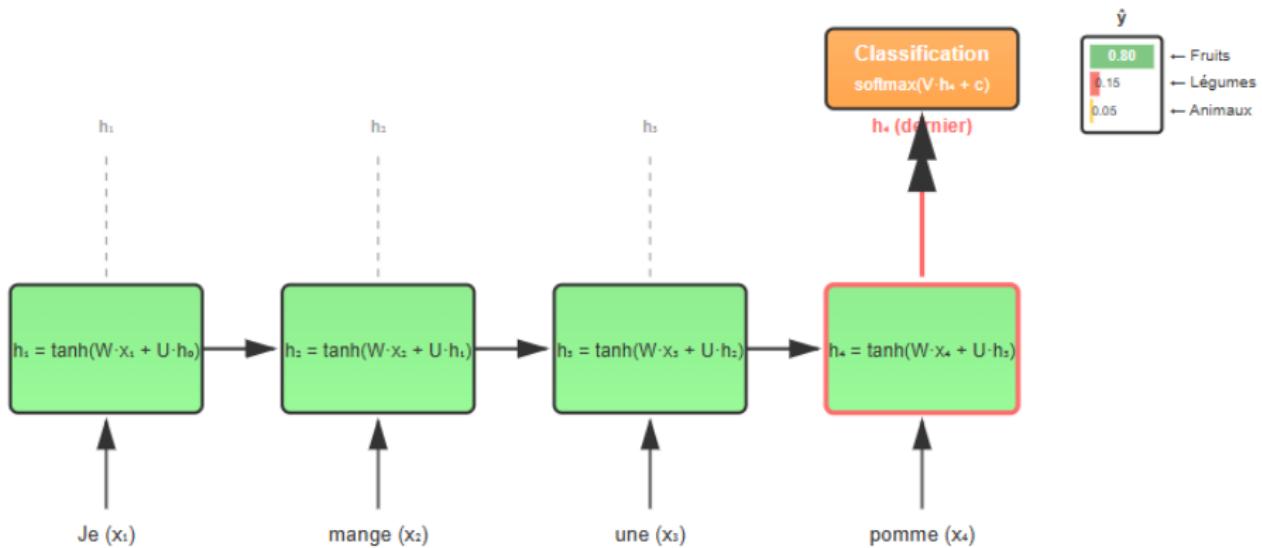
La génération d'images utilise généralement des techniques dites de diffusion.



Large Language Models (LLMs)

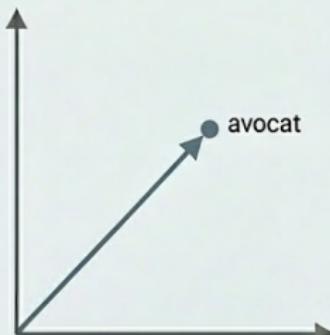
Anciens modèles pour le traitement du langage : RNN

- **Mémoire à court terme** : Les RNN ont la capacité de se "souvenir" d'informations passées grâce à leurs connexions récurrentes.
 - **Traitement de séquences** : Ils sont particulièrement adaptés pour des tâches où les données sont séquentielles et où le contexte est important.



Représentations contextuelles

EMBEDDINGS STATIQUES (AVANT)

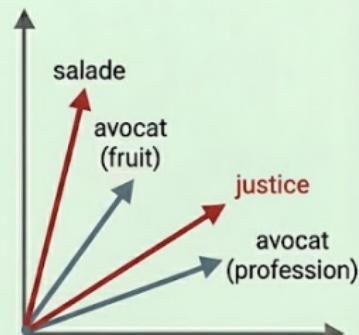


Un mot = Un vecteur unique, peu importe le contexte.

LE CONTEXTE (PROCESSUS)



EMBEDDINGS CONTEXTUELS (APRÈS)



Un mot = Plusieurs vecteurs, selon le contexte.

Couleur bleu = Vecteur (représentation numérique)
Flèche = Direction et sens
Contexte = Influence des mots voisins

Attention Is All You Need

Ashish Vaswani*
Google Brain
avaswani@google.com

Noam Shazeer*
Google Brain
noam@google.com

Niki Parmar*
Google Research
nikip@google.com

Jakob Uszkoreit*
Google Research
usz@google.com

Llion Jones*
Google Research
llion@google.com

Aidan N. Gomez* †
University of Toronto
aidan@cs.toronto.edu

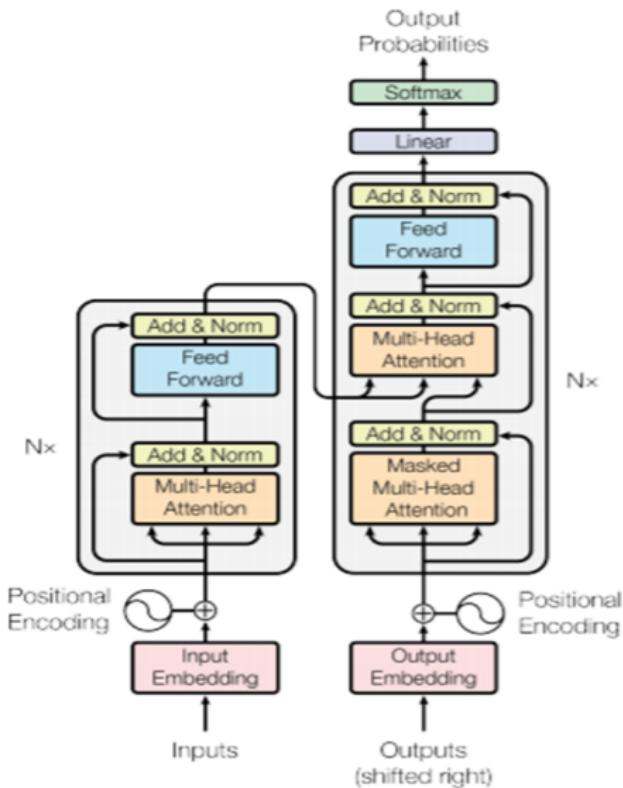
Lukasz Kaiser*
Google Brain
lukasz.kaiser@google.com

Illia Polosukhin* ‡
illia.polosukhin@gmail.com

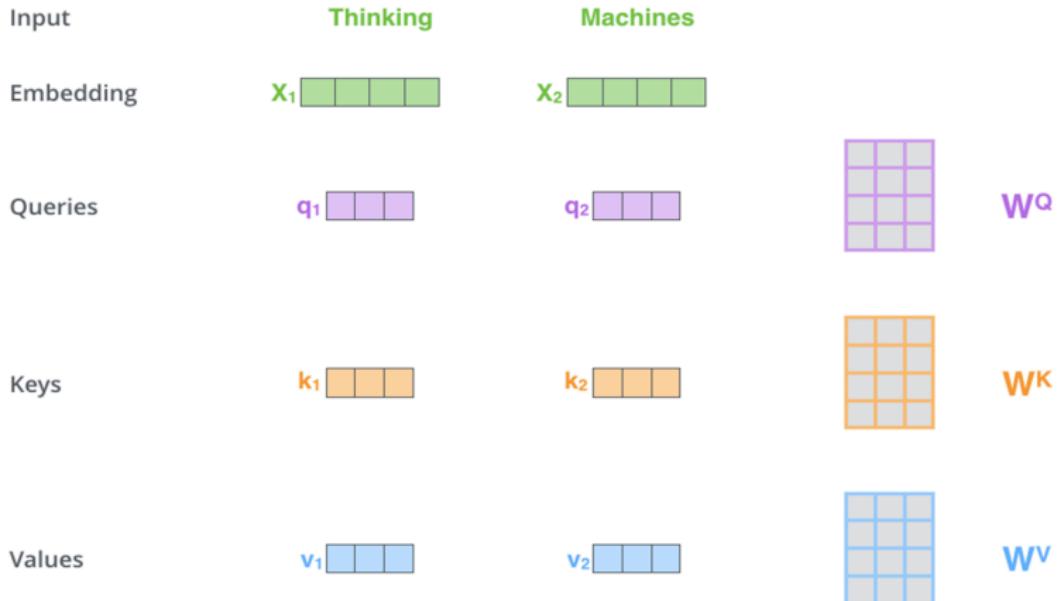
Abstract

The dominant sequence transduction models are based on complex recurrent or convolutional neural networks that include an encoder and a decoder. The best performing models also connect the encoder and decoder through an attention mechanism. We propose a new simple network architecture, the Transformer, based solely on attention mechanisms, dispensing with recurrence and convolutions entirely. Experiments on two machine translation tasks show these models to be superior in quality while being more parallelizable and requiring significantly less time to train. Our model achieves 28.4 BLEU on the WMT 2014 English-to-German translation task, improving over the existing best results, including ensembles, by over 2 BLEU. On the WMT 2014 English-to-French translation task, our model establishes a new single-model state-of-the-art BLEU score of 41.8 after training for 3.5 days on eight GPUs, a small fraction of the training costs of the best models from the literature. We show that the Transformer generalizes well to

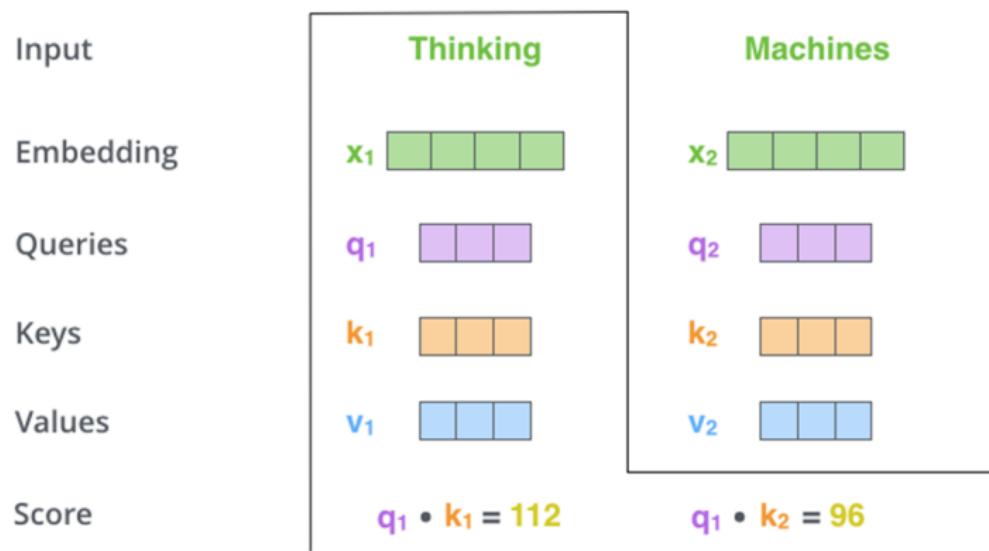
Transformer originel



Fonctionnement du mécanisme de self-attention



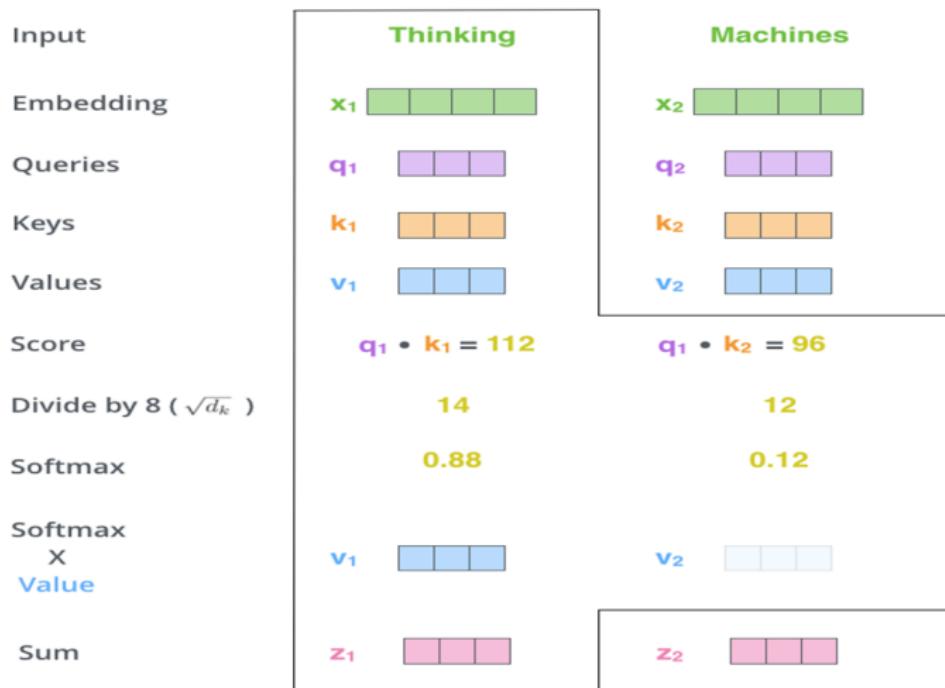
Calcul des scores de self-attention



Calcul des scores de self-attention

Input	Thinking		Machines	
Embedding	x_1	[4 green boxes]	x_2	[4 green boxes]
Queries	q_1	[3 purple boxes]	q_2	[3 purple boxes]
Keys	k_1	[3 orange boxes]	k_2	[3 orange boxes]
Values	v_1	[3 blue boxes]	v_2	[3 blue boxes]
Score	$q_1 \bullet k_1 = 112$		$q_1 \bullet k_2 = 96$	
Divide by 8 ($\sqrt{d_k}$)	14		12	
Softmax	0.88		0.12	

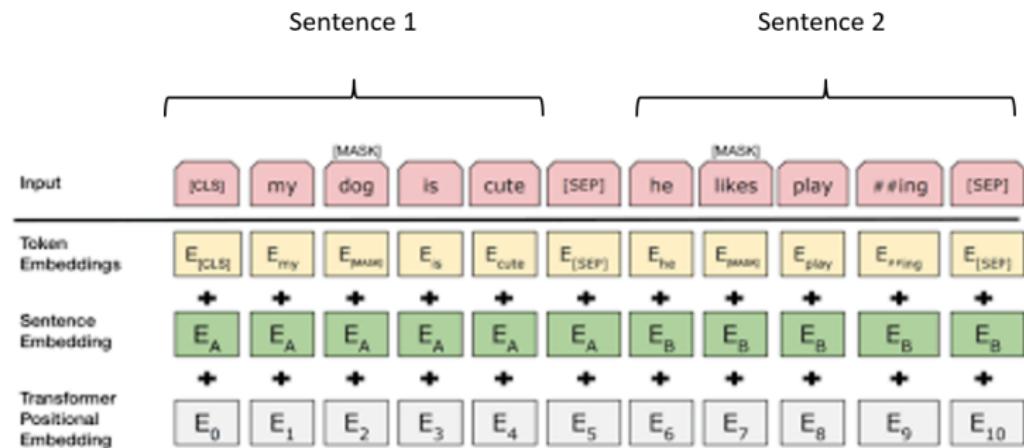
Calcul de la nouvelle représentation



BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) représente une avancée majeure dans le NLP, introduisant une approche novatrice pour la modélisation de langage. Il utilise la bidirectionnalité pour comprendre le contexte des mots, permettant une compréhension plus fine du langage.

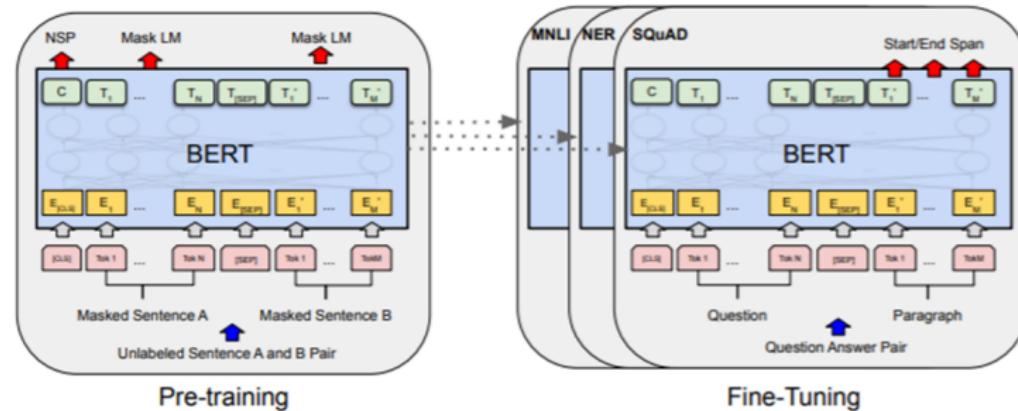
Pré-entraînement



Fine-tuning de BERT pour des tâches spécifiques

Après pré-entraînement, BERT est affiné pour des tâches spécifiques:

- Ajout d'une couche de sortie spécifique à la tâche (classification, NER, QA).
 - Fine-tuning de tous les paramètres du modèle pré-entraîné sur le corpus de la tâche.



Performances de BERT

BERT a été pré-entraîné sur le BookCorpus (800 millions de mots) et English Wikipedia (2,500 millions de mots).

Deux modèles :

- **BERT Base** : 12 couches avec 110 millions de paramètres.
- **BERT Large** : 24 couches avec 340 millions de paramètres.

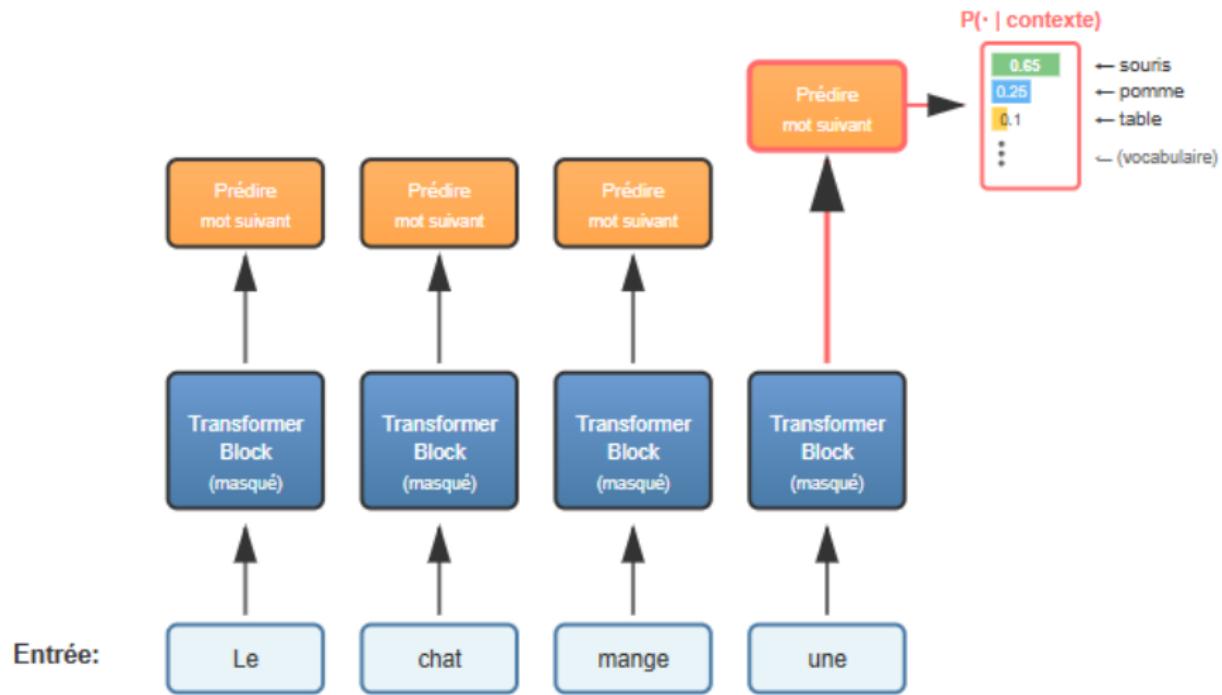
System	MNLI-(m/mm) 392k	QQP 363k	QNLI 108k	SST-2 67k	CoLA 8.5k	STS-B 5.7k	MRPC 3.5k	RTE 2.5k	Average
Pre-OpenAI SOTA	80.6/80.1	66.1	82.3	93.2	35.0	81.0	86.0	61.7	74.0
BiLSTM+ELMo+Attn	76.4/76.1	64.8	79.8	90.4	36.0	73.3	84.9	56.8	71.0
OpenAI GPT	82.1/81.4	70.3	87.4	91.3	45.4	80.0	82.3	56.0	75.1
BERT _{BASE}	84.6/83.4	71.2	90.5	93.5	52.1	85.8	88.9	66.4	79.6
BERT _{LARGE}	86.7/85.9	72.1	92.7	94.9	60.5	86.5	89.3	70.1	82.1

Modèles génératifs (GPT)

*Ce que je ne peux pas créer,
je ne le comprends pas.*

– Richard Feynman

Fonctionnement des modèles génératifs



Le paramètre de température

Définition La température (T) contrôle le degré d'aléa dans les réponses générées. Elle agit sur la distribution de probabilité des mots avant l'échantillonnage.

Formule mathématique :

$$P(x_i) = \frac{e^{z_i/T}}{\sum_j e^{z_j/T}}$$

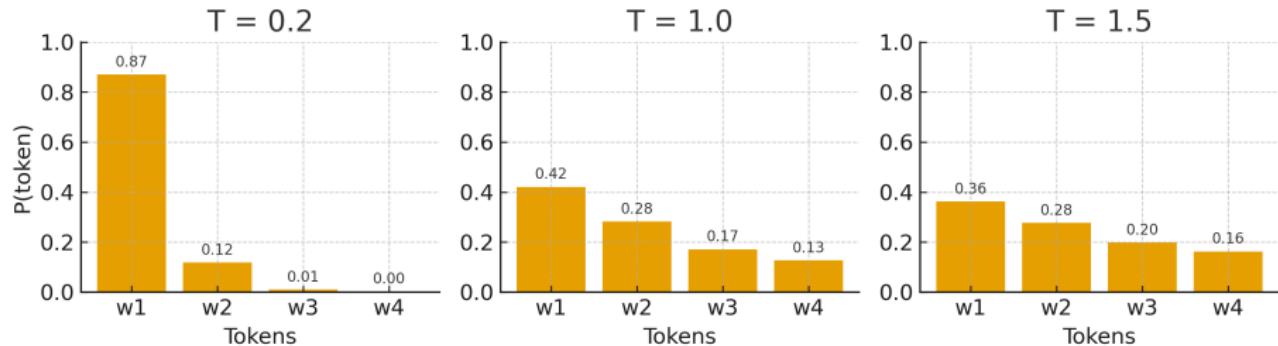
- $T < 1 \rightarrow$ distribution plus concentrée, réponses plus prévisibles
- $T > 1 \rightarrow$ distribution plus plate, réponses plus variées et créatives

Autrement dit :

- Basse température \rightarrow précision et cohérence.
- Haute température \rightarrow imagination et diversité.

Illustration graphique de l'effet de la température

Effet de la température sur la distribution des probabilités



La tokénisation

Problème de départ : Les modèles de langage ne peuvent pas traiter directement du texte brut : les mots, les accents, la ponctuation et les variations sont trop nombreux (plusieurs millions de combinaisons possibles).

La tokénisation : Elle consiste à découper le texte en **unités réutilisables et limitées en nombre**, appelées *tokens*. Chaque token est ensuite représenté par un identifiant numérique que le modèle peut apprendre à prédire.

Intérêt de la tokénisation :

- Réduire la complexité du vocabulaire : on passe de millions de mots à quelques dizaines de milliers de tokens.
- Gérer les mots inconnus ou rares en les décomposant en sous-unités connues.
- Offrir une représentation numérique uniforme du langage, compatible avec les réseaux de neurones.

La composition des données d'entraînement des modèles

Principe général Les modèles de langage sont entraînés sur d'immenses corpus de texte — souvent plusieurs milliers de milliards de tokens — issus de sources très diverses pour couvrir la langue, les faits et les styles.

Sources typiques de données :

- **Web public** : pages web, articles, forums, Wikipédia (ex. Common Crawl).
- **Livres et documents** : œuvres littéraires, articles scientifiques, rapports techniques.
- **Données de code** : dépôts GitHub, notebooks, documentation technique.
- **Conversations et dialogues** : jeux de données de chat, discussions de forums, données annotées par des humains.
- **Données synthétiques** : textes générés par d'autres modèles pour enrichir certaines thématiques.

Équilibre recherché :

- Diversité linguistique et thématique (langues, registres, domaines).
- Qualité et cohérence (filtrage du spam, des doublons, des contenus toxiques).
- Représentation équilibrée entre langage courant, technique et conversationnel.

GPT-3

- Développé par OpenAI, publié en 2020.
- Modèle auto-régressif basé sur l'architecture Transformer.

Caractéristique	Valeur / Détail
Date	2020
Paramètres	175 milliards
Corpus d'entraînement	Environ 300 milliards de tokens
Contexte maximum	2048 tokens
Ressources GPU	Plusieurs centaines de GPU (type V100)
Coût d'entraînement (estim.)	4,6 M\$ à 12 M\$ (selon les sources)

- **Applications** : génération de texte, Q&R, résumé, traduction, assistance à la programmation.

Le few-shot learning

- Les grands modèles (comme GPT-3) peuvent réaliser des tâches **sans être explicitement réentraînés** dessus.
- Le principe repose sur **l'utilisation de quelques exemples** (exemples étiquetés) directement dans le prompt ou l'entrée.
- **Zero-shot** : aucune démonstration fournie, le modèle doit comprendre la tâche à partir de sa connaissance générale.
- **One-shot / Few-shot** : on inclut un nombre très réduit d'exemples (un ou quelques-uns) pour guider le modèle dans la résolution de la tâche.
- Exemple :

English: "cat" → French: "chat"

English: "house" → French: "maison"

English: "car" → French: "voiture"

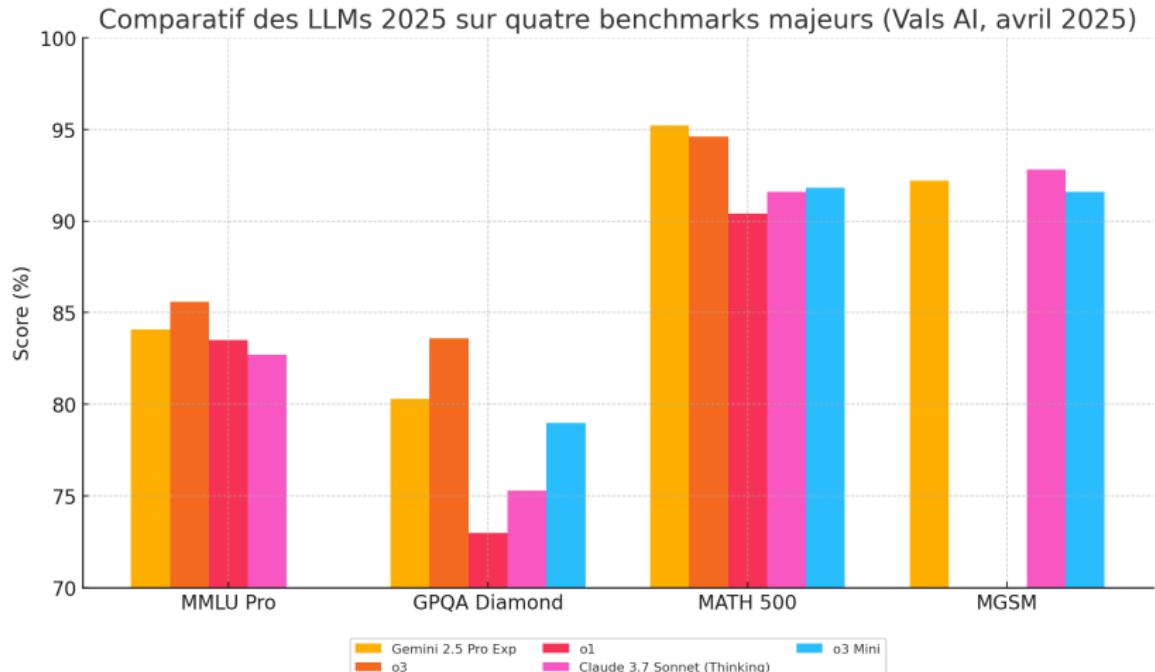
English: "tree" → French:

ChatGPT

ChatGPT, développé par OpenAI, est un modèle de langage basé sur l'architecture GPT (Generative Pre-trained Transformer) optimisé pour comprendre et générer des dialogues naturels. L'entraînement de ChatGPT se décline selon les étapes suivantes :

- ① Pré-entraînement sur un corpus volumineux :** Comme GPT-3, ChatGPT est d'abord pré-entraîné sur un vaste ensemble de données textuelles, englobant un large éventail de la littérature disponible sur Internet, pour apprendre une compréhension générale du langage.
- ② Fine-tuning supervisé :** Ensuite, ChatGPT est affiné sur des dialogues spécifiques pour améliorer ses compétences conversationnelles. Cette étape utilise des paires question-réponse et des conversations pour enseigner au modèle des structures de dialogue et des réponses contextuellement appropriées.
- ③ Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF):** Utilisation de techniques de renforcement pour ajuster les réponses du modèle basées sur les préférences et les corrections fournies par des évaluateurs humains, raffinant davantage la pertinence et la naturalité des réponses.

LLMs 2025 : comparatif multi-benchmarks



Source

: Vals AI, avril 2025 – 5-shot CoT.

LLMs propriétaires vs Open Source

- **Modèles propriétaires**

- ChatGPT, Claude, Gemini, Grok...
- Poids non disponibles au public.
- Performances élevées, accès limité par API payante
- Protection intellectuelle stricte (code non accessible)
- Support technique assuré, documentation avancée
- Dépendance aux fournisseurs et coûts potentiellement élevés

- **Modèles open source**

- Llama, Mistral, Gemma, DeepSeek, Qwen...
- Poids disponibles au public
- Transparence du code, flexibilité d'adaptation
- Performances parfois inférieures, mais amélioration continue
- Gratuit, mais coût de l'infrastructure à gérer
- Exposition aux failles potentielles de sécurité, support communautaire

Conclusion : Choisir entre contrôle, flexibilité et performances optimales.

Introduction au prompting

Définition : Le prompting est l'art de formuler des instructions à un modèle de langage afin d'obtenir une réponse pertinente et de qualité.

Idée clé : La qualité de la sortie dépend fortement de la manière dont l'entrée est rédigée.

Enjeux :

- Obtenir des résultats précis et cohérents.
- Réduire les risques d'ambiguités et d'hallucinations.
- Adapter le style et le niveau de détail de la réponse.

Techniques de base du prompting

- **Prompt clair et explicite** : éviter les formulations vagues.
- **Contexte** : fournir des informations supplémentaires pour orienter le modèle.
- **Format attendu** : indiquer la structure de sortie souhaitée (liste, tableau, texte court).
- **Exemples** : montrer un ou plusieurs cas pour guider la génération.

Exemple : Au lieu de "C'est quoi le machine learning ?", écrire "Donne une explication détaillée du fonctionnement du machine learning, illustrée avec un exemple".

1. Le ton change la structure du raisonnement

Principe

Le ton du prompt influence non seulement le style, mais aussi la structure logique de la réponse.

Effets observés

- Ton calme et analytique : produit une écriture déductive et ordonnée, où le modèle explicite les causes et développe les idées avant de conclure.
- Ton urgent ou tendu : génère une écriture télégraphique, orientée vers l'action, avec phrases courtes et listes de décisions.

Exemples

Explique posément, en suivant un raisonnement logique. Vite : résume-moi ce que je dois dire au client dans deux minutes.

À retenir

Le ton est un levier cognitif : il modifie la manière dont le modèle raisonne avant même d'écrire

2. Les métaphores encadrent la pensée

Principe

La métaphore impose un cadre de raisonnement : elle force le modèle à réencoder le concept dans une structure familière.

Effets observés

- Elle permet d'aborder des notions abstraites par transfert analogique.
- Elle structure naturellement la réponse selon les dimensions de la métaphore (par exemple : ingrédients, recettes, cuisson).

Exemples

Explique le machine learning comme si c'était une cuisine. Explique l'optimisation comme une randonnée avec des étapes et des sommets.

À retenir

La métaphore agit comme un cadre cognitif qui oriente la logique et le vocabulaire du texte.

3. Les rôles activent des corpus latents

Principe

Attribuer un rôle au modèle sélectionne une manière de parler et de raisonner issue de son corpus.

Effets observés

- Historien : met l'accent sur la chronologie et les causes profondes.
- Ingénieur sceptique : insiste sur les hypothèses, les tests et les limites.
- Poète critique : privilégie les images, les tensions et le rythme.

Exemples

Agis comme un historien en expliquant les causes profondes. Réponds comme un ingénieur qui doute de ses propres hypothèses.

À retenir

Le rôle agit comme un filtre stylistique et culturel qui oriente la réponse sans en changer le fond.

4. La précision du contexte vaut plus que la longueur

Principe

Un contexte précis et incarné produit de meilleures réponses qu'une longue liste d'instructions abstraites.

Effets observés

- Le modèle comprend mieux la situation lorsqu'elle est ancrée dans un cadre concret.
- Les réponses deviennent plus pertinentes et plus naturelles.

Exemples

Tu écris à ton supérieur, ton ferme mais respectueux, objectif : obtenir une validation avant 18 h. En 200 mots, identifie trois risques et formule une demande de décision.

À retenir

Un cadre incarné aide le modèle à raisonner comme dans une situation réelle.

5. Les verbes d'action changent la dynamique

Principe

Le verbe choisi détermine le type de raisonnement attendu.

Effets observés

- Explique : logique de cause à effet.
- Montre : logique d'exemple et d'illustration.
- Révèle : logique d'enquête ou de découverte.

Exemples

Explique en trois causes principales. Montre deux exemples concrets et un contre-exemple. Révèle l'élément caché qui change la conclusion.

À retenir

Le verbe oriente la structure du texte et la nature du raisonnement.

6. Le silence comme outil

Principe

Ne pas tout préciser laisse au modèle une marge d'interprétation, propice à la créativité.

Effets observés

- Le modèle complète avec des régularités contextuelles, souvent pertinentes.
- Trop de contraintes bloque la pensée et conduit à des réponses formatées.

Exemples

Donne trois options, dont une plus audacieuse, sans les justifier. Rédige un brouillon brut, sans titres, avec les idées clés uniquement.

À retenir

Le vide agit comme un espace de respiration qui stimule la créativité.

7. Les émotions modulent l'énergie du contenu

Principe

Le ton émotionnel du prompt influence le rythme et la profondeur de la réponse.

Effets observés

- Colère : texte direct, tranchant, orienté vers la critique.
- Tristesse : rythme lent, ton grave, introspection.
- Joie : rythme rapide, style fluide et enthousiaste.
- Admiration : langage figuré et ample.

Exemples

Sans détour, dis-moi ce qui ne va pas dans cette stratégie. Parle avec gravité des risques systémiques en trois points.

À retenir

L'émotion structure le raisonnement en modulant l'énergie et la focalisation.

8. Le paradoxe pousse la nuance

Principe

Introduire une contradiction dans le prompt oblige le modèle à produire une réponse nuancée.

Effets observés

- Le modèle cherche un équilibre entre deux pôles logiques.
- Il produit une pensée dialectique plutôt qu'un simple commentaire.

Exemples

Explique pourquoi l'IA est à la fois une menace et une promesse. Montre en quoi le progrès peut être à la fois un risque et une chance.

À retenir

Le paradoxe favorise la nuance et la réflexion véritable.

Modèles de raisonnement

Objectif : améliorer la capacité des LLMs à résoudre des problèmes complexes en rendant explicites les étapes de raisonnement.

Principe des Chain-of-Thoughts (CoT) :

- Décomposer une question en **étapes intermédiaires logiques**.
- Forcer le modèle à “**penser à voix haute**” avant de donner la réponse finale.
- Exemple : résoudre une équation, planifier une suite d’actions, raisonner sur des données tabulaires.

Méthodes d’entraînement :

- **Fine-tuning supervisé** sur des datasets annotés avec étapes de raisonnement.
- **Self-consistency** : générer plusieurs chaînes et agréger la réponse la plus fréquente/cohérente.
- **Distillation** : transférer les capacités de raisonnement d'un grand modèle vers un plus petit.

Agents basés sur les LLMs

Définition : un agent est un système qui exploite un LLM comme moteur de raisonnement et de décision, capable d'interagir avec des outils et un environnement externe.

Caractéristiques principales :

- **Boucle perception-action** : observe, raisonne, agit, et réévalue.
- **Accès à des outils** : API, bases de données, navigateurs, scripts.
- **Mémoire** : conserve l'historique et les connaissances pertinentes.
- **Planification** : décompose un objectif en sous-tâches exécutables.

Limites actuelles des LLMs : deux axes majeurs

1. Hallucinations

- Génération de contenus inexacts ou inventés, parfois avec une forte confiance.
- Difficulté à distinguer le vrai du plausible, surtout hors du domaine d'entraînement.
- Conséquences : risque de désinformation, perte de fiabilité, nécessité de vérification humaine.

2. Non-déterminisme

- Un même prompt peut produire plusieurs réponses différentes.
- Résultats sensibles à la température, au contexte ou à de légères variations de formulation.
- Enjeu pour la reproductibilité et le contrôle qualité des systèmes fondés sur les LLMs.

Enjeux éthiques, sécurité et conformité

Pourquoi parler d'éthique et de sécurité ?

L'intelligence artificielle générative ne pose pas seulement des défis techniques : elle soulève des enjeux critiques pour l'entreprise.

- **Sécurité** : risques de fuite de secrets ou d'attaques via les prompts.
- **Confidentialité** : conformité au RGPD, respect des données sensibles.
- **Propriété intellectuelle** : propriété des données d'entraînement et du contenu généré par l'IA.
- **Éthique** : biais, équité, responsabilité dans l'usage.

Message clé : l'adoption de l'IAG doit être accompagnée d'une gouvernance adaptée.

Risques de sécurité

Exemples de menaces :

- **Fuite de secrets** : code ou identifiants envoyés à une API externe.
- **Prompt injection** : manipulation du modèle par un utilisateur malveillant.
- **Dépendance externe** : indisponibilité ou vulnérabilité du fournisseur de LLM.

Bonne pratique : utiliser des proxys, filtrer les prompts et éviter d'envoyer des données sensibles.

Enjeux de confidentialité

Problématique centrale : l'IAG traite souvent des données sensibles ou personnelles.

- **RGPD** : droit à l'oubli, consentement, minimisation des données.
- **Localisation des données** : datacenters UE vs hors UE.
- **Solutions** :
 - anonymisation avant envoi,
 - hébergement de modèles open source en interne,
 - passage par un proxy d'entreprise.

Un enjeu majeur souvent sous-estimé dans l'usage de l'IAG.

- **Origine des données d'entraînement** : risque que le modèle régénère des contenus protégés (texte, code, images).
- **Droits sur les contenus générés** :
 - Dans l'UE, pas de droit d'auteur automatique sur une production 100% IA.
 - L'entreprise doit définir une politique claire (contrats, licences internes).
- **Licences et open source** : vérifier la licence des modèles (Apache 2.0, MIT, restrictions) et des datasets utilisés.
- **Bonnes pratiques** :
 - tracer les sources de données et les outputs,
 - sensibiliser les équipes aux risques de réutilisation non conforme,
 - éviter d'intégrer sans vérification un contenu généré dans des livrables contractuels.

Biais et équité

Constat : les modèles reflètent les biais de leurs données d'entraînement.

- Risque de stéréotypes et de discriminations dans les réponses.
- Impact fort dans les domaines sensibles (recrutement, médical, juridique).
- Besoin d'auditer les modèles dans leur contexte métier.

Message clé : l'évaluation humaine reste indispensable pour corriger les biais.

Responsabilité et gouvernance

Questions clés :

- Qui est responsable si une IA génère du code erroné ou trompeur ?
- Comment tracer et auditer les décisions de l'IA ?

Bonnes pratiques :

- Supervision humaine obligatoire pour les tâches critiques.
- Mise en place d'une charte d'usage de l'IAG.
- Définition de rôles et responsabilités clairs.

Durabilité et coûts cachés

Impact énergétique :

- Fine-tuning complet = forte consommation GPU et empreinte carbone.
- LoRA/PEFT = alternatives plus sobres, adaptées aux entreprises.

Coûts cachés :

- Facturation à l'usage (tokens, appels API).
- Dépendance à un fournisseur unique.

Message clé : arbitrer entre innovation, budget et responsabilité environnementale.

Conclusion et bonnes pratiques

Synthèse :

- Les enjeux de sécurité, confidentialité et éthique sont incontournables.
- La gouvernance doit accompagner toute intégration de l'IAG.
- Commencer petit, superviser, documenter et auditer.

Bonne pratique : intégrer les aspects éthiques dès la conception des projets IAG.

Merci de votre attention

redha.moulla@axia-conseil.com