

CHATGPT: UNE ÉVOLUTION TECHNIQUE MAJEURE QUEL IMPACT SUR L'ACCÈS À L'INFORMATION?



DE L'IA AU MACHINE-LEARNING[★] POUR LE TEXTE

[[★] APPRENTISSAGE MACHINE/APP. AUTOMATIQUE]



Intelligence Artificielle & Machine Learning

Input (X)		Output (Y)	Application
email	→	spam? (0/1)	spam filtering
audio	→	text transcript	speech recognition
English	→	Chinese	machine translation
ad, user info	→	click? (0/1)	online advertising
image, radar info	→	position of other cars	self-driving car
image of phone	→	defect? (0/1)	visual inspection

N-AI (Narrow Artificial Intelligence), dédiée à une tâche

≠ **G-AI (General AI)** qui remplace l'humain dans des systèmes complexes.

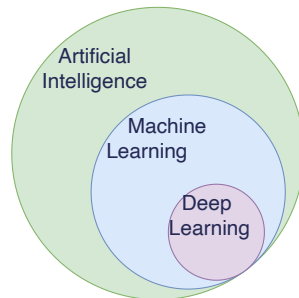
Andrew Ng

1 application = 1 modèle

Exemples : $\{(x_1, y_1), \dots (x_n, y_n)\}$

Apprentissage automatique de f :

$$f(x) \approx y$$

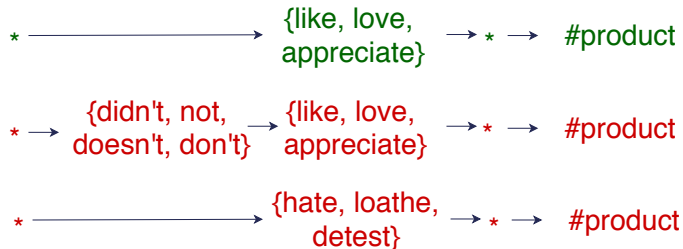


L'IA et les données textuelles

TALN / NLP = plus grosse communauté scientifique de l'IA

Linguistique [1960-2010]

Systèmes à base de règles:

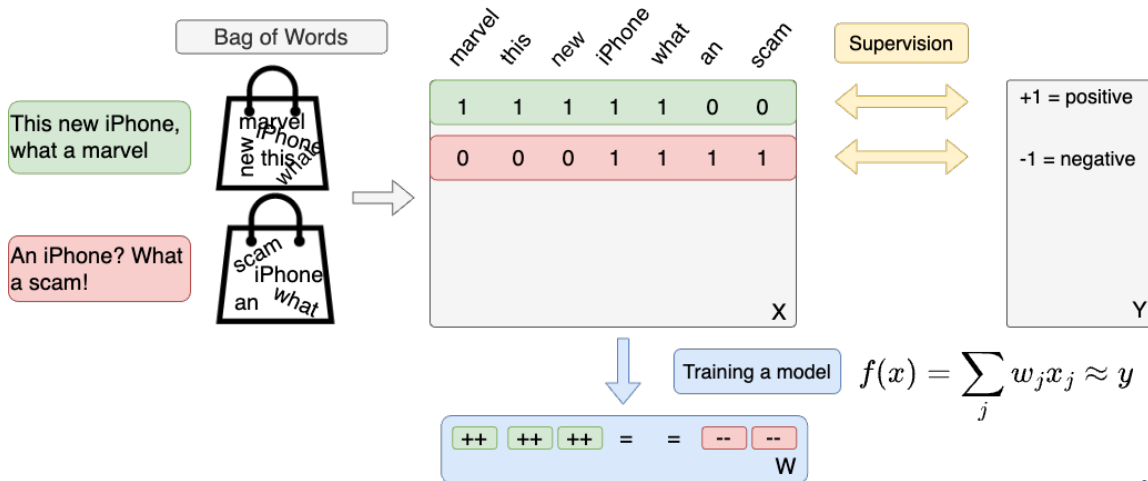


- Besoin de connaissance expert
- Extraction des règles \Leftrightarrow données très propres
- Très bonne précision
- Faible rappel
- Système interprétable

L'IA et les données textuelles

TALN / NLP = plus grosse communauté scientifique de l'IA

Machine Learning [1990-2015]



L'IA et les données textuelles

TALN / NLP = plus grosse communauté scientifique de l'IA

Linguistique [1960-2010]

- Besoin de connaissance expert
- Extraction des règles \Leftrightarrow
données très propres
- + Système interprétable
- + Très bonne précision
- Faible rappel

Machine Learning [1990-2015]

- Peu de connaissance expert
- Extraction statistique \Leftrightarrow
résiste aux données bruitées
- \approx Système peu interprétable
- Précision faible
- + Meilleur rappel

Précision = critère d'acceptation par les industriels

DEEP LEARNING & NATURAL LANGUAGE PROCESSING[★]

[[★] TRAITEMENT AUTOMATIQUE DE LA LANGUE NATURELLE]

Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

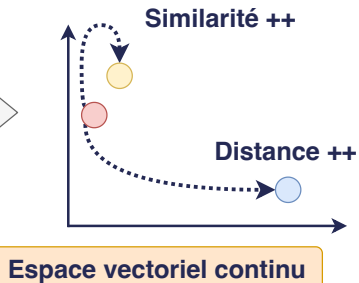
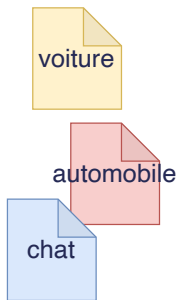
1. Des sacs de mots aux représentations vectorielles

[2008-2015]

Corpus en sac de mots

d1	1	0	0
d2	0	0	1
d3	0	1	0

mot 1 ... voiture ... automobile chat ... mot D





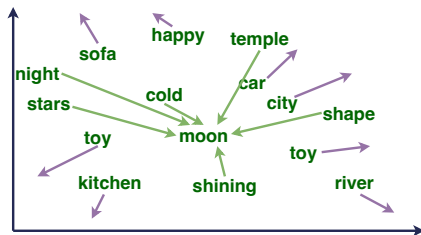
Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

1. Des sacs de mots aux représentations vectorielles

[2008-2015]

Comment apprendre un tel espace?

he curtains open and the moon shining in on the barely
 ars and the cold , close moon " . And neither of the w
 rough the night with the moon shining so brightly , it
 made in the light of the moon . It all boils down , wr
 surely under a crescent moon , thrilled by ice-white
 sun , the seasons of the moon ? Home , alone , Jay pla
 m is dazzling snow , the moon has risen full and cold
 un and the temple of the moon , driving out of the hug
 in the dark and now the moon rises , full and amber a
 bird on the shape of the moon over the trees in front
 But I could n't see the moon or the stars , only the
 rning , with a sliver of moon hanging among the stars
 they love the sun , the moon and the stars . None of
 the light of an enormous moon . The plash of flowing w
 man 's first step on the moon ; various exhibits , aer
 the inevitable piece of moon rock . Housing The Airsh
 oud obscured part of the moon . The Allied guns behind



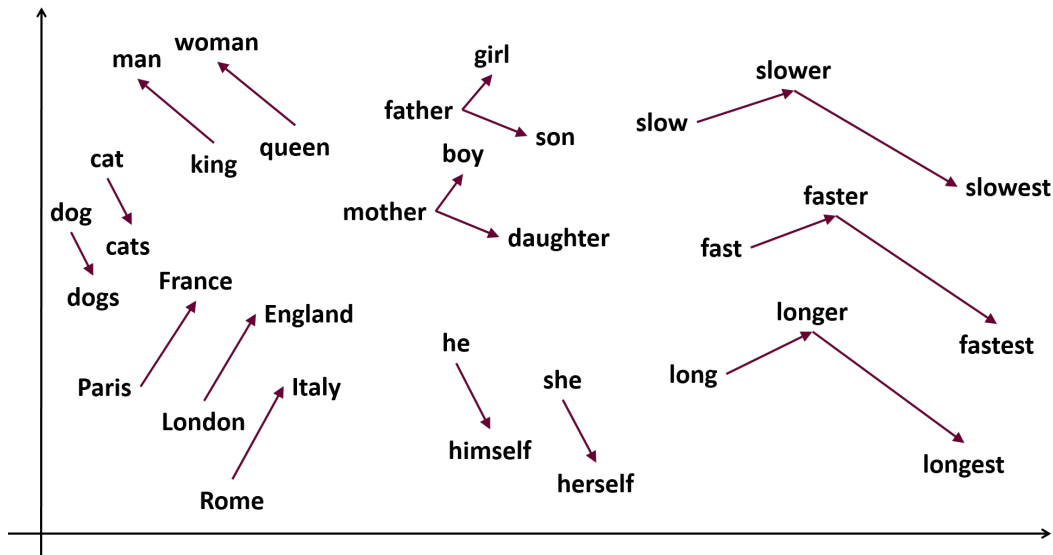
Observations massives \Rightarrow
 succession de petits mouvements



Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

1. Des sacs de mots aux représentations vectorielles

[2008-2015]



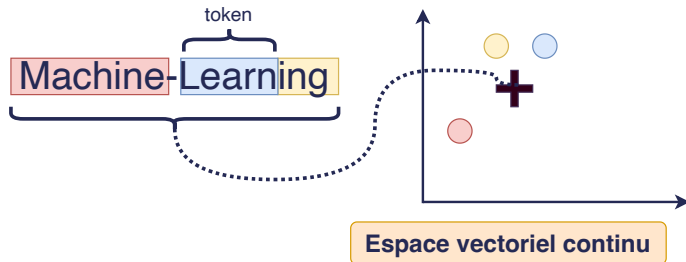
Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

1. Des sacs de mots aux représentations vectorielles

[2008-2015]

Des mots aux tokens

Décomposition en groupes
de lettres fréquents



- Représentation des mots inconnus
- Résistance aux fautes d'orthographe



Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

2. Agrégation des représentations de mots

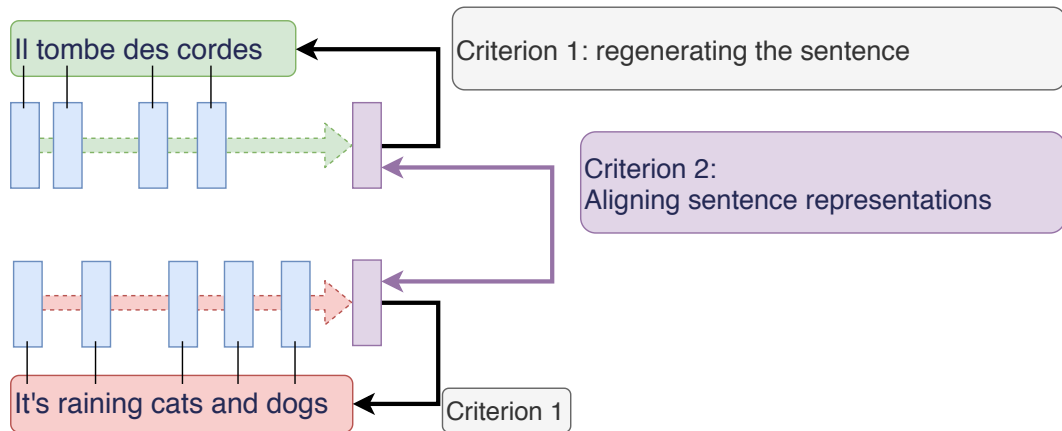
[2014-2019]



Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

2. Agrégation des représentations de mots

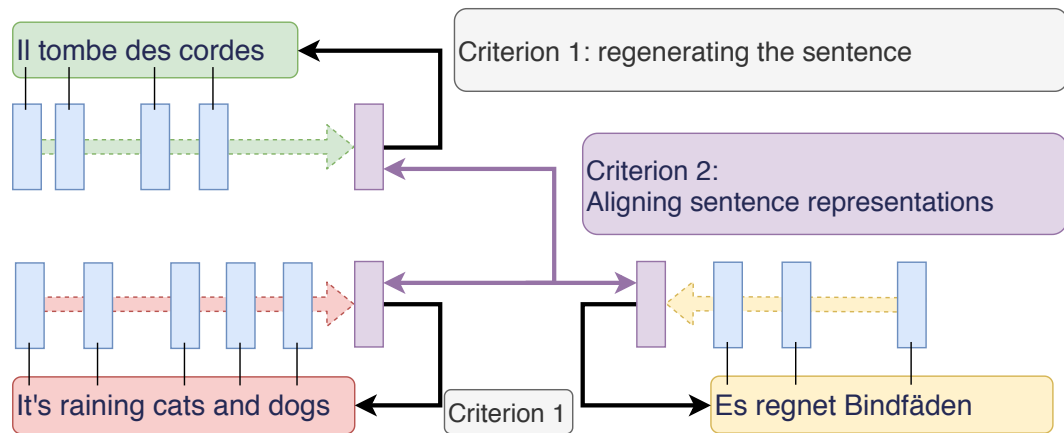
[2014-2019]



Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

2. Agrégation des représentations de mots

[2014-2019]



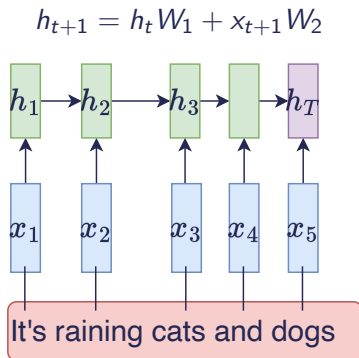


Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

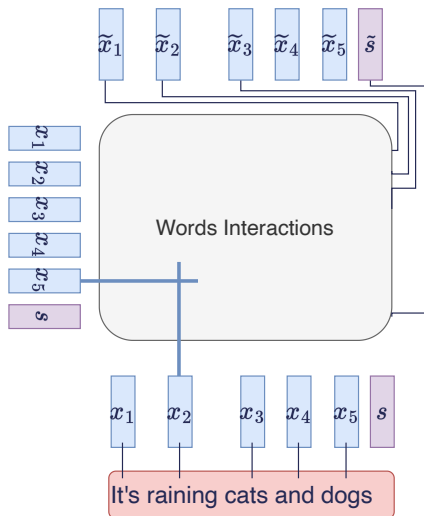
2. Agrégation des représentations de mots... V2

[2017-2023]

Recurrent Neural Network:



Transformer:

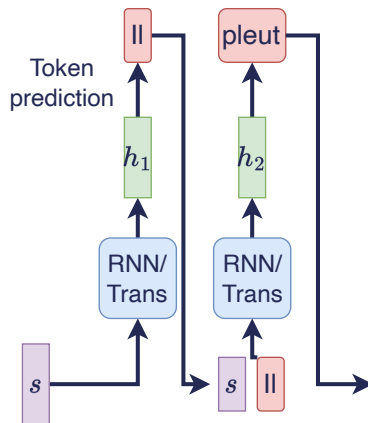




Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

3. Des modèles génératifs

[2014-2023]



- Cout élevé (+beam search)
 - 1 appel / token
- Génération au sens du maximum de vraisemblance
- Principales tâches de NLP \Leftrightarrow reformulation en mode génératif

It's raining cats and dogs

Encoder

s

s

ll

Token
prediction

h_1

RNN/
Trans

h_2

RNN/
Trans

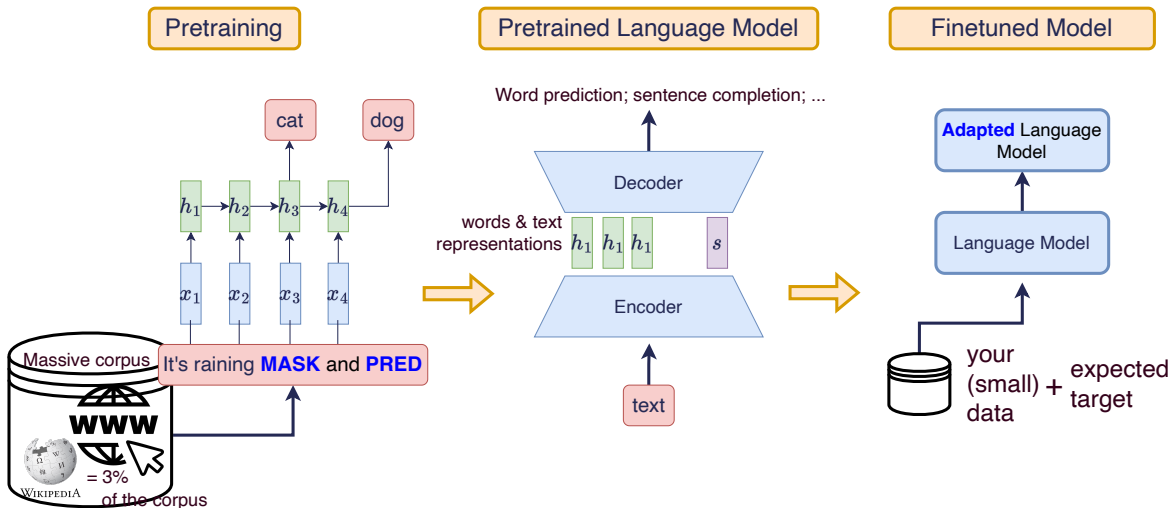
pleut



Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

4. Transfert & fine-tuning

[2008-2023]

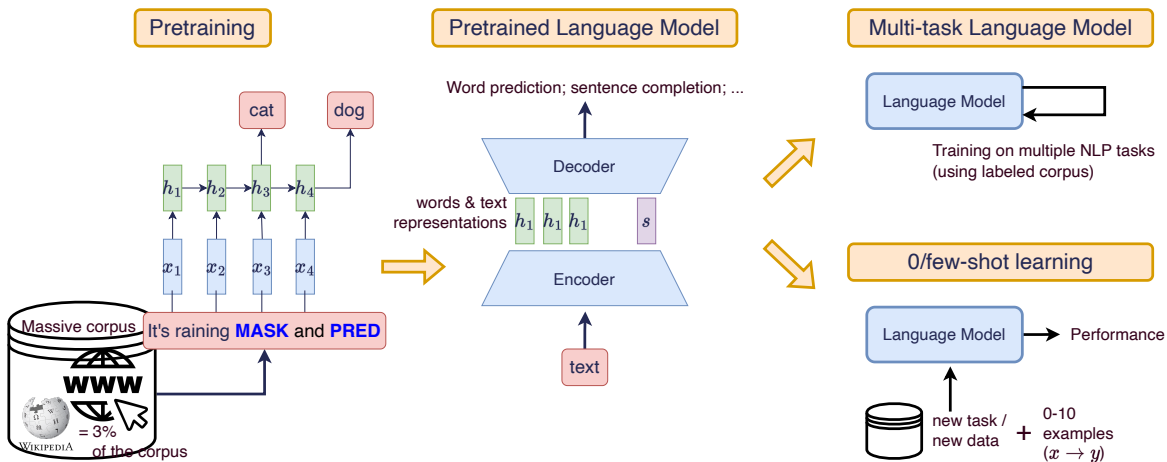




Deep learning et données textuelles: révolutionS 2010'

4. Transfert & fine-tuning

[2008-2023]

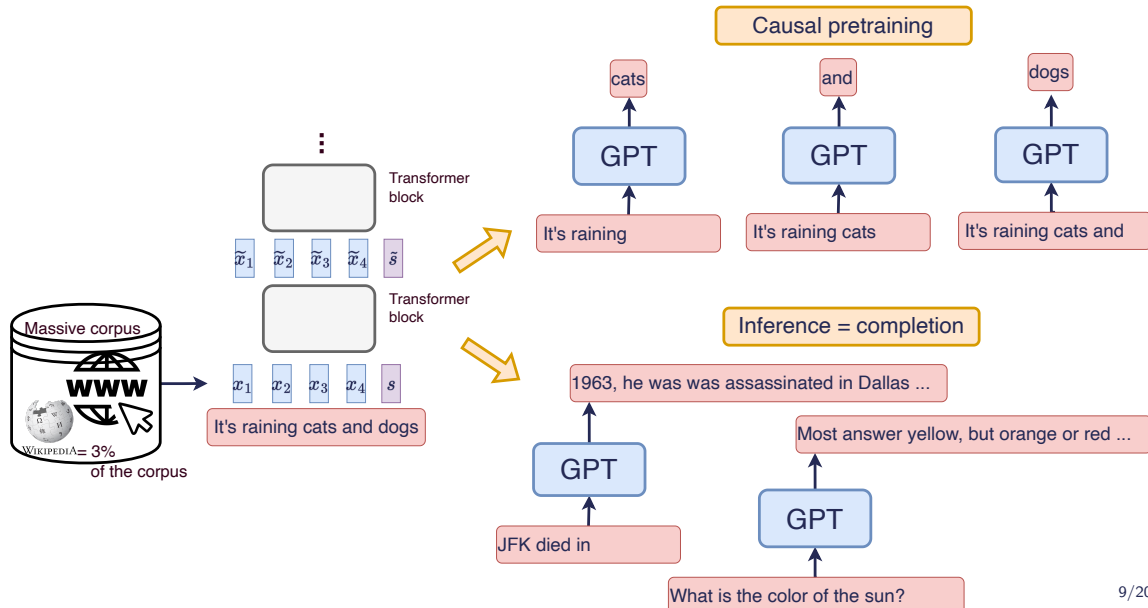


CHATGPT



Les ingrédients de chatGPT

0. Transformer + données massives (GPT)





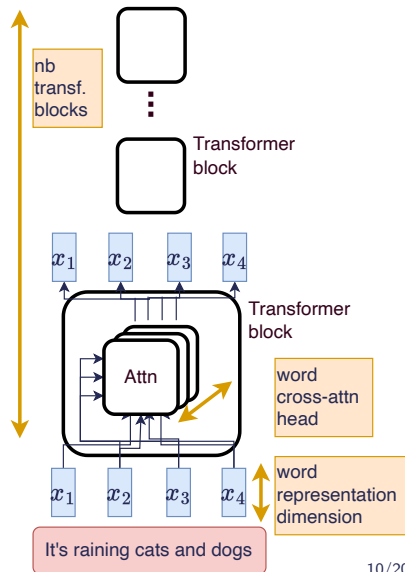
Les ingrédients de chatGPT

1. Toujours plus! (GPT)

- + de dimensions dans l'espace des mots [500-2k \Rightarrow 12k]
- + de têtes d'attention [12 \Rightarrow 96 (dim 128)]
- + de blocks/couches [5-12 \Rightarrow 96]

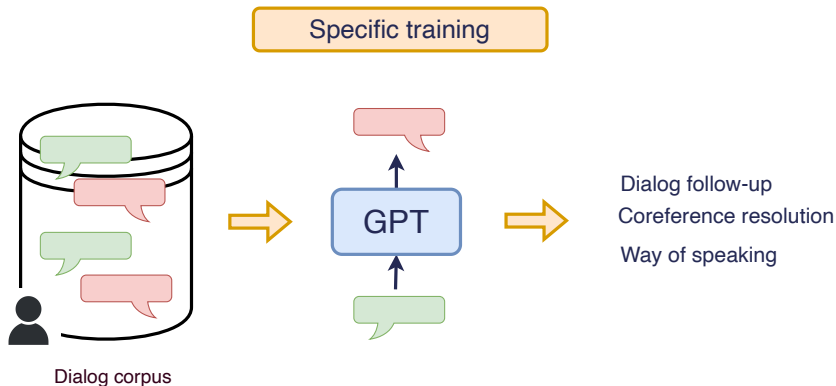
175 Milliards de paramètres... Ca fait quoi?

- $1.75 \cdot 10^{11} \Rightarrow 300 \text{ Go} + 100 \text{ Go}$ (stockage des données en inférence) $\approx 400\text{Go}$
- GPU NVidia A100 = 80Go de mémoire (=20k€)
- Coût pour (1) entraînement: 4.6 Millions d'€



Les ingrédients de chatGPT

2. Suivi de dialogue

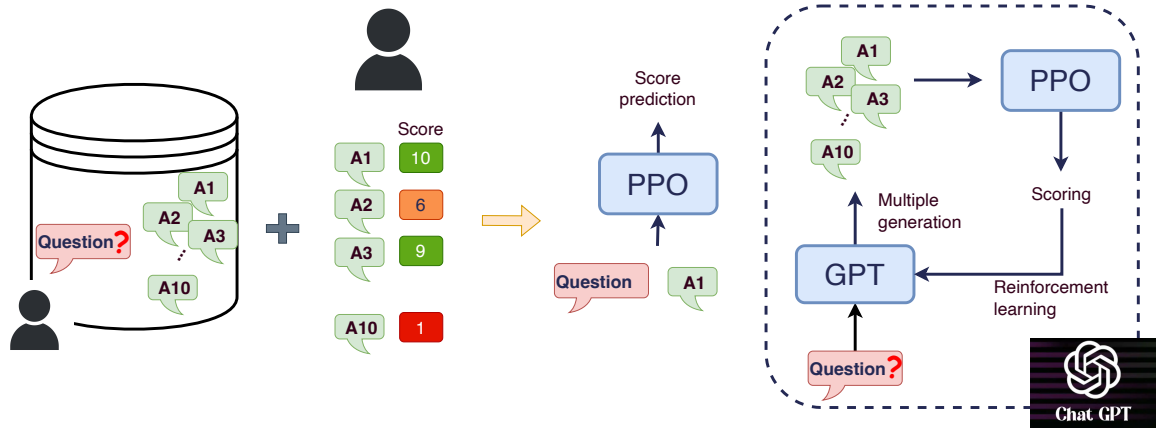


■ Données **très propres**

(validation des utilisateurs + données générées par des humains)

Les ingrédients de chatGPT

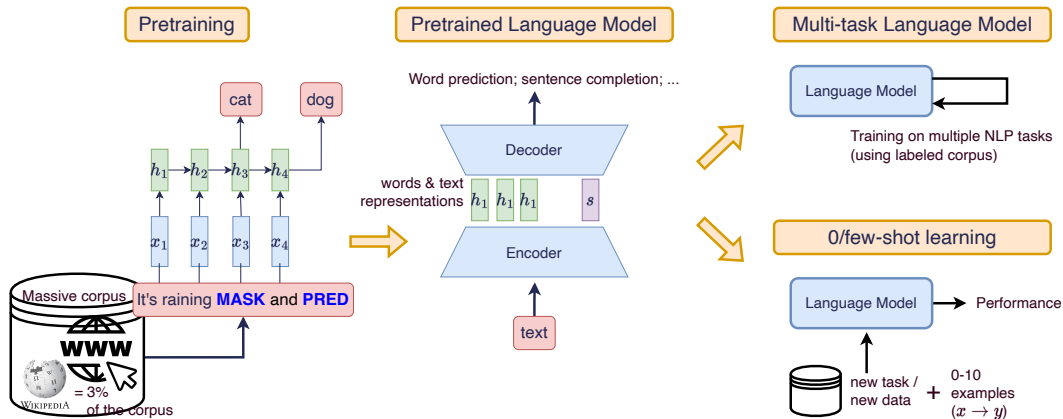
3. Suivi de dialogue & amélioration des réponses



- BD faite par des humains
- Amélioration des réponses
- ... Aussi une manière d'éviter les sujets critiques



NLP: Etat de l'art vs few-shot learning



■ GPT = le meilleur en 0/few-shot...

Mais pas en multi-task !

■ Les approches multi-task / finetuning sont l'état de l'art (aujourd'hui)

chatGPT et le rapport à la vérité

1 Prédire le mot le plus **vraisemblable**...

⇒ produit des **hallucinations**

2 Vraisemblance = grammaire, accords, concordance des temps, enchaînements logiques...

⇒ Connaissances répétées

≈ grammaire

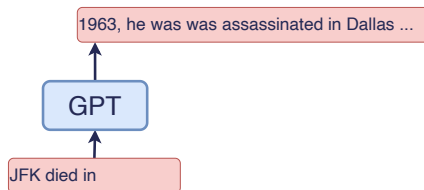
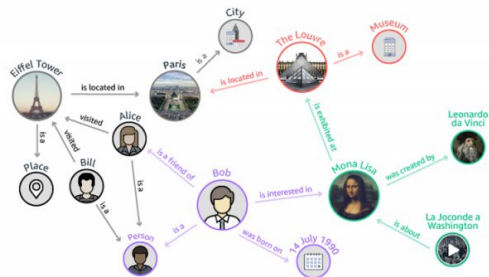
3 Fonctionnement **hors-ligne**

4 chatGPT = très éloigné des graphes de connaissances

5 Des réponses brillantes...

Et des erreurs bêtes!

+ on ne sait pas prédire les erreurs





Limites de chatGPT (et du machine learning)

■ Manque de **stabilité**

IA des jeux vidéo \neq machine learning
how old is Obama VS *how old is Obama?*

■ Manque de **prédictibilité**

Quelle chance de faire une erreur sur la prochaine question?

■ Manque d'**explicabilité**

- + Quels sont les mots importants, la vraisemblance, les alternatives...
- Pourquoi le modèle répond ça? Pourquoi n'a-t-il pas mis de négation dans la phrase...

■ Manque de **transparence**

Code privé, pas encore d'article scientifique
Détails sur la supervision d'encadrement...
175 Milliards de paramètres (x XXX millions de requêtes quotidiennes) ?



Détection des textes issus de chatGPT

- **Classifieur** de texte (comme pour n'importe quel auteur)
 - Détection des biais dans le choix des mots / tournure de phrases
- Caractérisation de la **vraisemblance** des textes ([OpenAI](#), [GPTZero](#))
 - Hyper-fluidité des phrases, sur-abondance de connecteurs logiques
 - Modèle de langue = statistique \Rightarrow mesure entre distribution (**perplexité**)
- δ -**vraisemblance** sur des textes perturbés ([DetectGPT](#))
- Evaluation vs estimation de la vraisemblance
- [chatGPT](#) *devrait rapidement* intégrer des **empreintes** dans les textes générés

Détecteurs \Rightarrow $< 100\%$ de détection

- + niveau de confiance dans la détection
- dépend de la longueur du texte et des modifications apportées
- \approx détecte des bouts de wikipedia (chatGPT = *stochastic parrot*)



chatGPT: une simple étape

- Cout d'entrainement & réglages

4-5 Million d'euros / apprentissage \Rightarrow chatGPT est **mal appris** !

- Efficacité sur les données

chatGPT > 1000x les lectures d'un homme dans une vie

- Séparer les entités et les phrases

Ancrage des réponses dans les bases de connaissances

Ancrage des réponses dans des sources

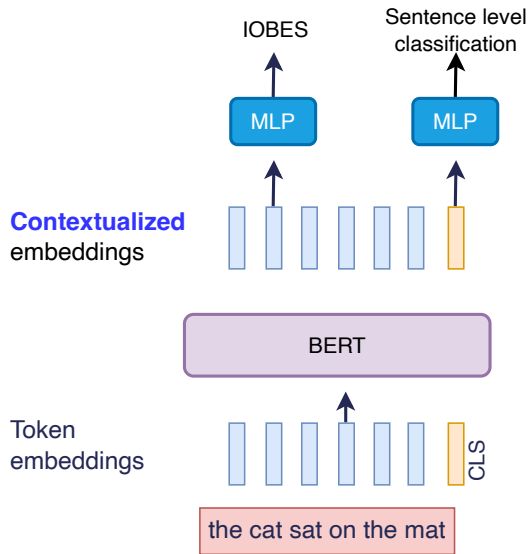
\Rightarrow Mettre en forme avec des modèles de langue

- Recherche sur le web, formulation type *Question Answering*

Requête chatGPT = analyse de sources *citables*?

EXAMPLES

Extraction de connaissances



Words	BIOES Label
Jane	B-PER
Villanueva	E-PER
of	O
United	B-ORG
Airlines	I-ORG
Holding	E-ORG
discussed	O
the	O
Chicago	S-LOC
route	O
.	O

- Etat de l'art en NER
- Efficace sur l'extraction de relation

Extraction de connaissances

V

Extract entities from the following wikipedia text:

Mozart naît le 27 janvier 1756 à 8 heures du soir au numéro 9 de la Getreidegasse à Salzbourg. Il est le fils de Léopold Mozart, musicien, compositeur et pédagogue originaire d'Augsbourg, ville libre d'Empire, qui occupe alors la fonction de vice-maître de chapelle à la cour du prince-archevêque de Salzbourg, et d'Anna Maria Pertl, sa femme⁴, fille d'un fonctionnaire de la cour de Salzbourg.



From the given text, the entities that can be extracted are:



- Person: Mozart, Léopold Mozart, Anna Maria Pertl
- Location: Salzbourg, Augsbourg, Empire
- Date: 27 janvier 1756
- Time: 8 heures du soir
- Organization: la cour du prince-archevêque de Salzbourg, la cour de Salzbourg



Extraction de connaissances

v

can you give me the relations between thos entities?



Sure, here are the relationships between the entities extracted from the text:



- Mozart is the son of Léopold Mozart and Anna Maria Pertl
- Léopold Mozart is a musician, composer, and pedagogue from Augsburg and was working as the Vice-Kapellmeister at the court of the Prince-Archbishop of Salzburg
- Anna Maria Pertl was the wife of Léopold Mozart and daughter of a court official in Salzburg
- Mozart was born on 27th January 1756 at 8 PM at number 9 of Getreidegasse in Salzburg
- Léopold Mozart and Anna Maria Pertl lived in Salzburg, which was the capital of the Prince-Archbishopric of Salzburg
- Augsburg was Léopold Mozart's birthplace and was a free city of the Empire
- The Prince-Archbishopric of Salzburg was the political jurisdiction where Salzburg was located.



Question Answering

Les modèles de langue savent répondre aux questions... Dans un certain contexte :)

Passage Sentence

In meteorology, precipitation is any product of the condensation of atmospheric water vapor that falls under gravity.

Question

What causes precipitation to fall?

Answer Candidate

gravity

- Est-il possible/facile d'extraire des passages avec un moteur de recherche?
- Est-ce une alternative aux bases de connaissances?
- Quelles différences avec chatGPT?



Rajpurkar et al., ACL 2018

Know What You Don't Know: Unanswerable Questions for SQuAD



Question Answering & chatGPT



how old is Obama



Barack Obama was born on August 4, 1961, making him 61 years old as of February 2, 2023.



what is your source?



I am a machine learning model created by OpenAI, I was trained on a diverse range of texts from the internet. The information I provide is based on the patterns and relationships in that text, and is not based on any one specific source.





Question Answering & chatGPT



how old is Obama



Barack Obama was born on August 4, 1961, making him 61 years old as of February 2, 2023.



how old is obama?



As of 2021, Barack Obama was born on August 4, 1961, so he is 60 years old.



and today?



As a language model AI, I don't have real-time access to current dates. However, Barack Obama was born on August 4, 1961, so if today's date is after August 4th, 2021, he would

