

DE L'HISTORIQUE DE L'IA AUX USAGES MODERNES

Vendredi 16 janvier 2026 – FoAP, CNAM, Paris
Intelligence artificielle et mutations du travail :
quels enjeux pour la formation et la professionnalisation ?

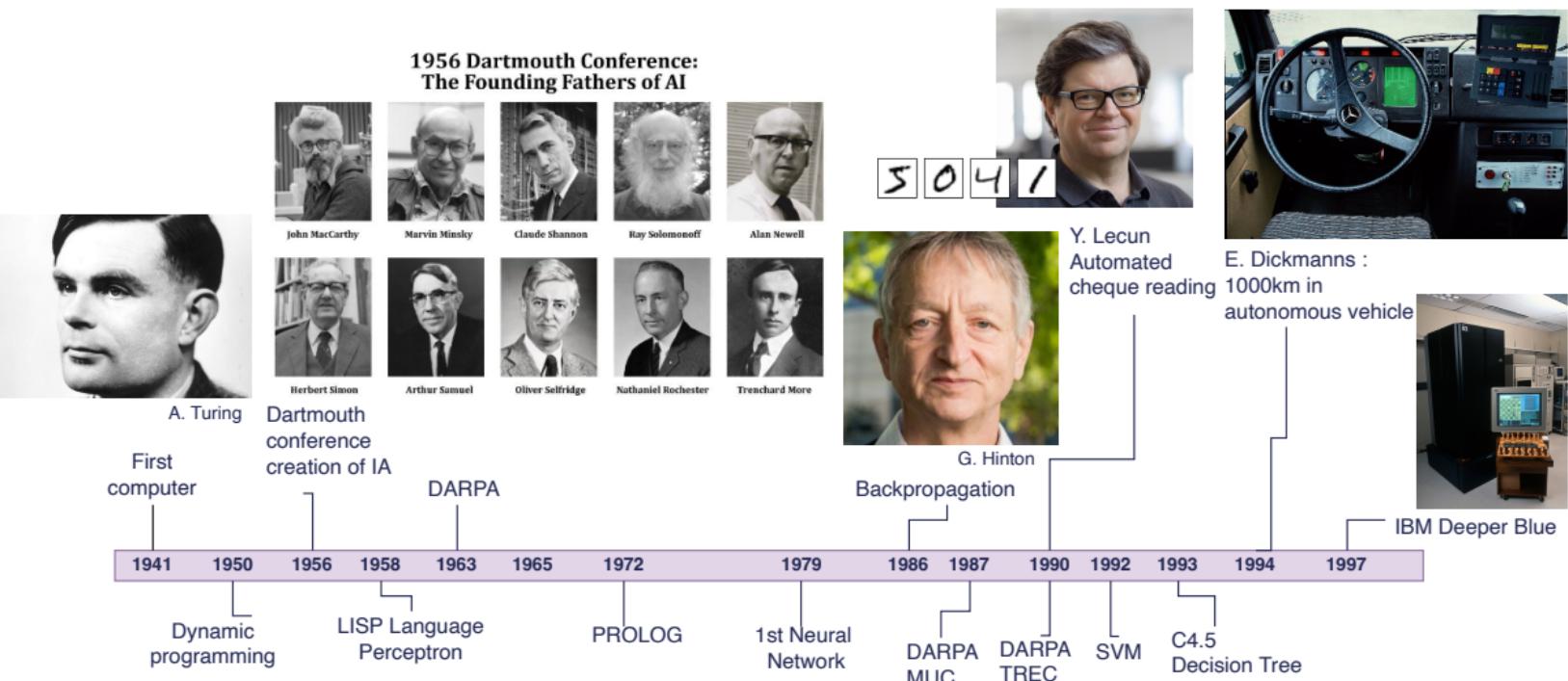
Vincent Guigue
<https://vguigue.github.io>

INTRODUCTION



Un rapide tour historique de l'Intelligence Artificielle

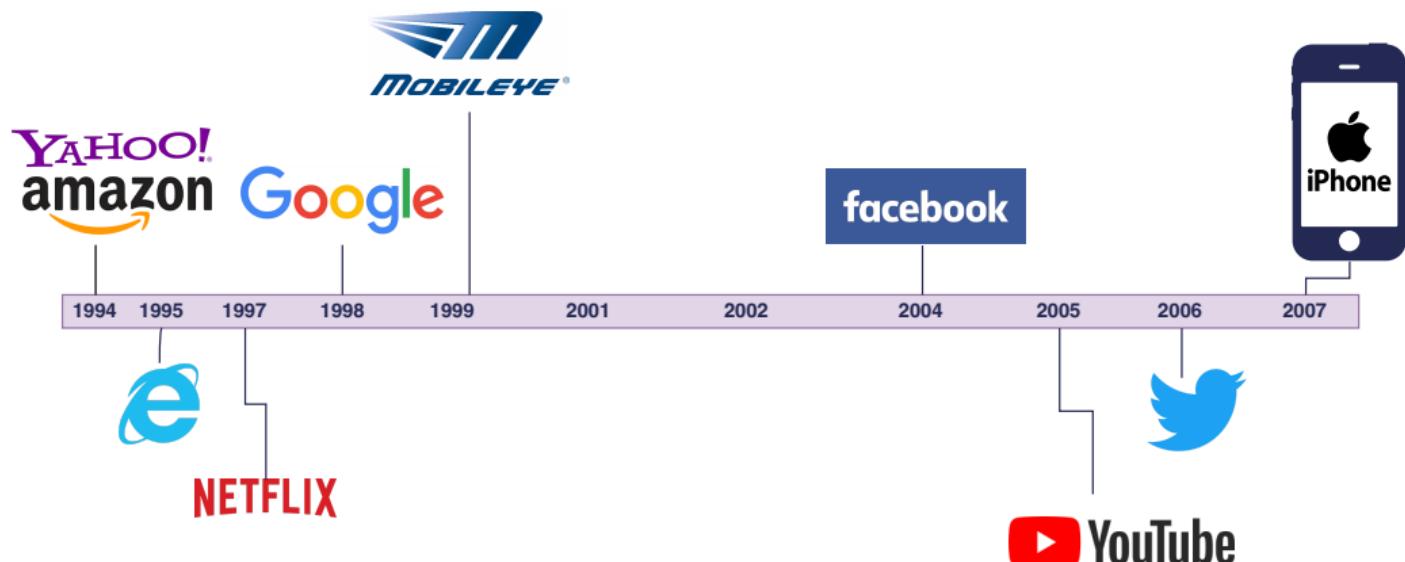
Naissance de l'informatique... Et de l'Intelligence Artificielle





Un rapide tour historique de l'Intelligence Artificielle

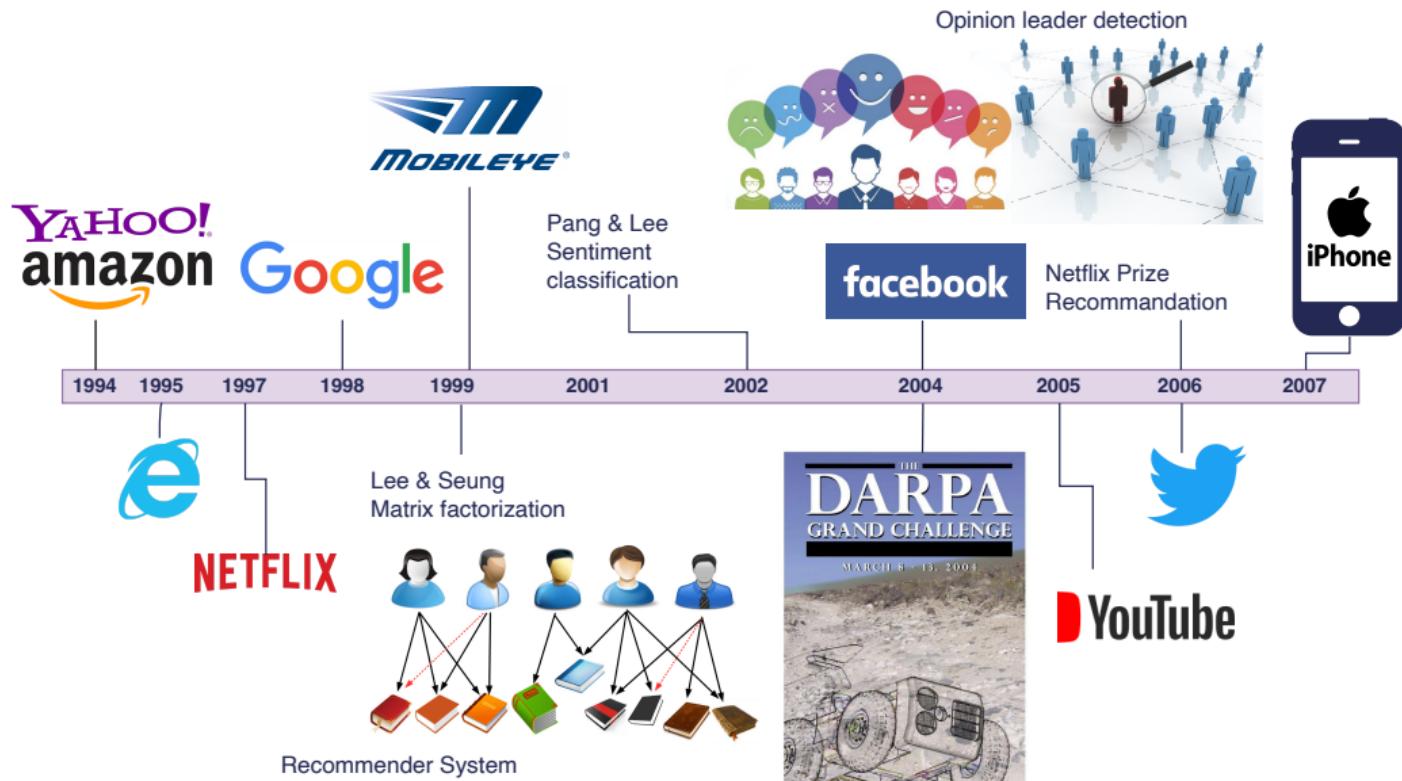
Emergence (ou refondation) des GAFAM/GAMMA





Un rapide tour historique de l'Intelligence Artificielle

Emergence (ou refondation) des GAFAM/GAMMA



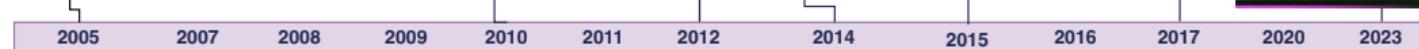


Un rapide tour historique de l'Intelligence Artificielle

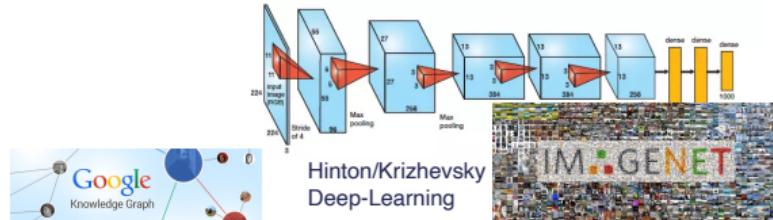
Formation d'une vague de l'Intelligence Artificielle



Thrun:
DARPA Gd Challenge
victory



IBM Jeopardy win



amazon alexa

Google DeepMind
Acquisition : \$400M



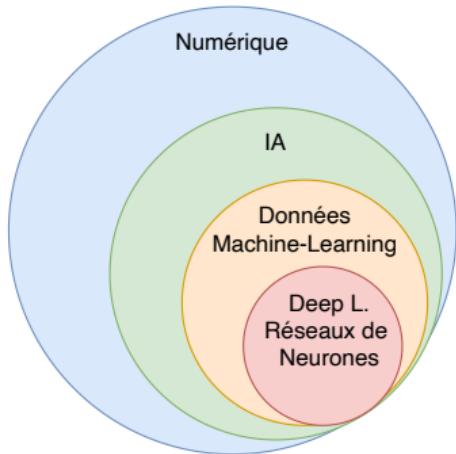
An intel company
Acquisition :
\$15B



OpenAI
DALL·E 2



Artificial Intelligence & 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

IA : programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau.

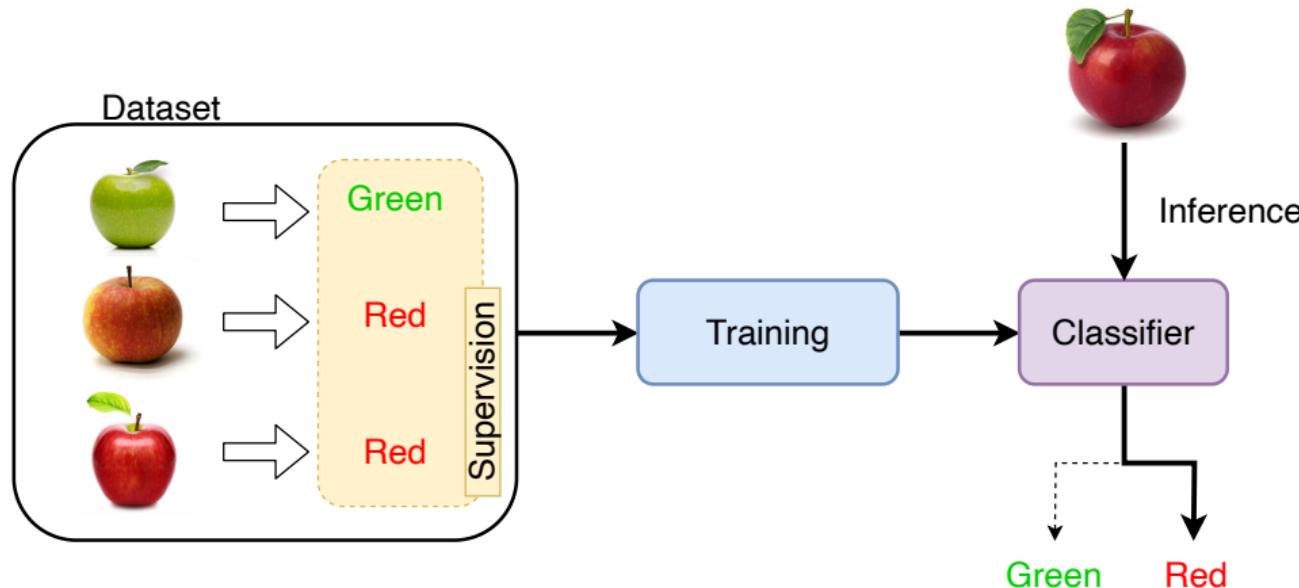
Marvin Lee Minsky, 1956

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

≠ **IA-G (IA Générale)**, qui remplace l'humain dans les systèmes complexes.

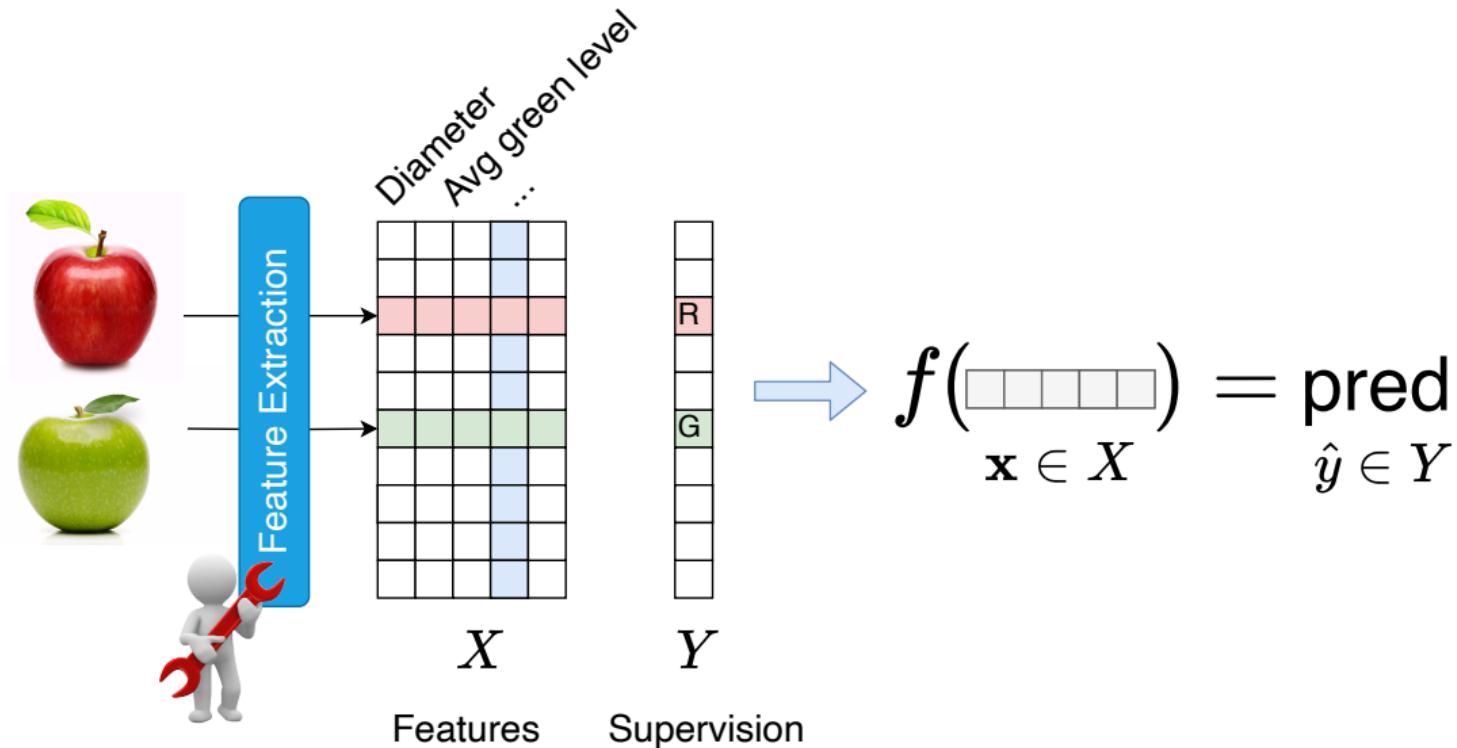
Andrew Ng, 2015

Chaîne de Traitement Supervisé & Modèles



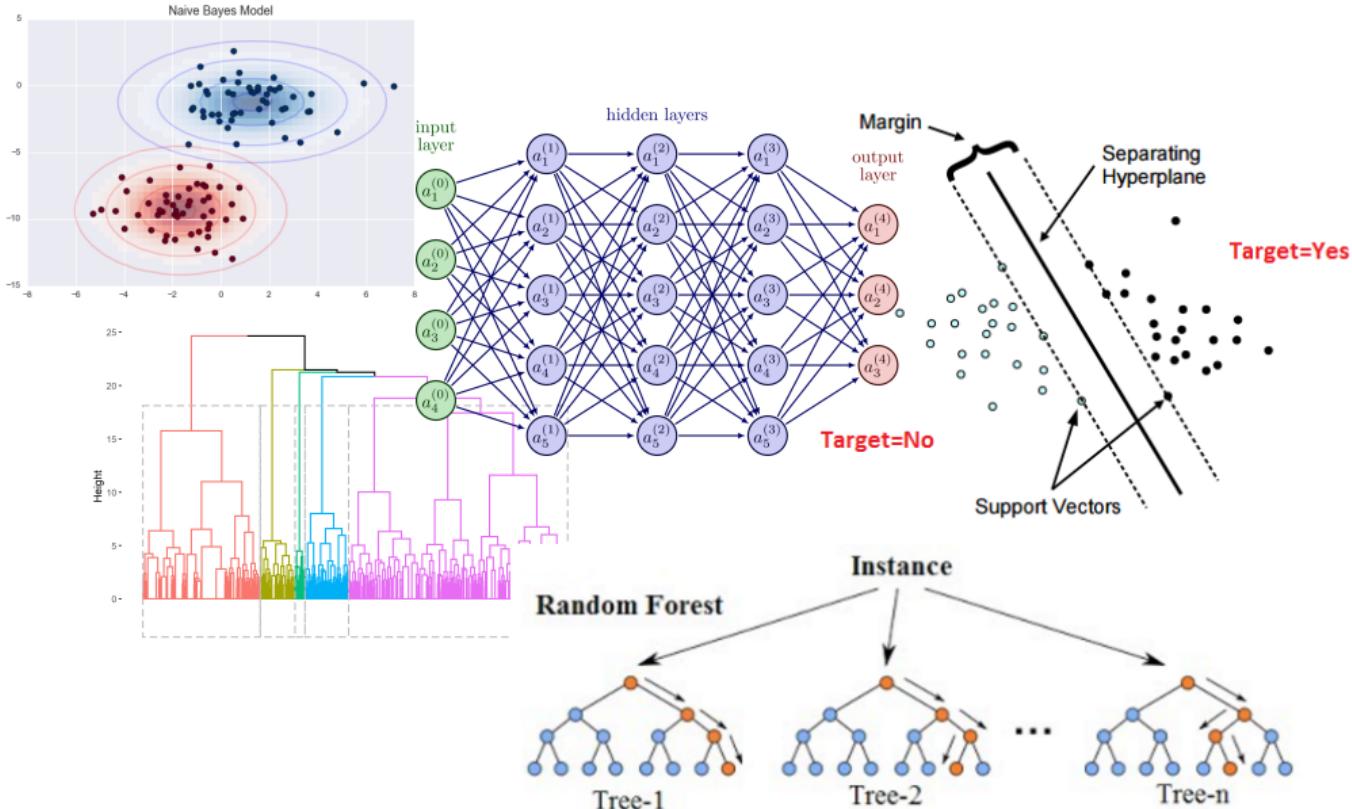
- Promesse = construire un modèle *uniquement* à partir d'observations

Chaîne de Traitement Supervisé & Modèles

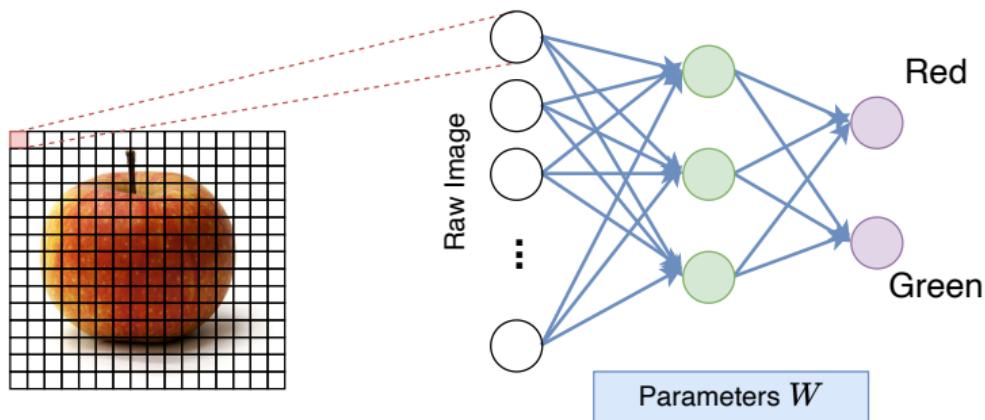




Chaîne de Traitement Supervisé & Modèles



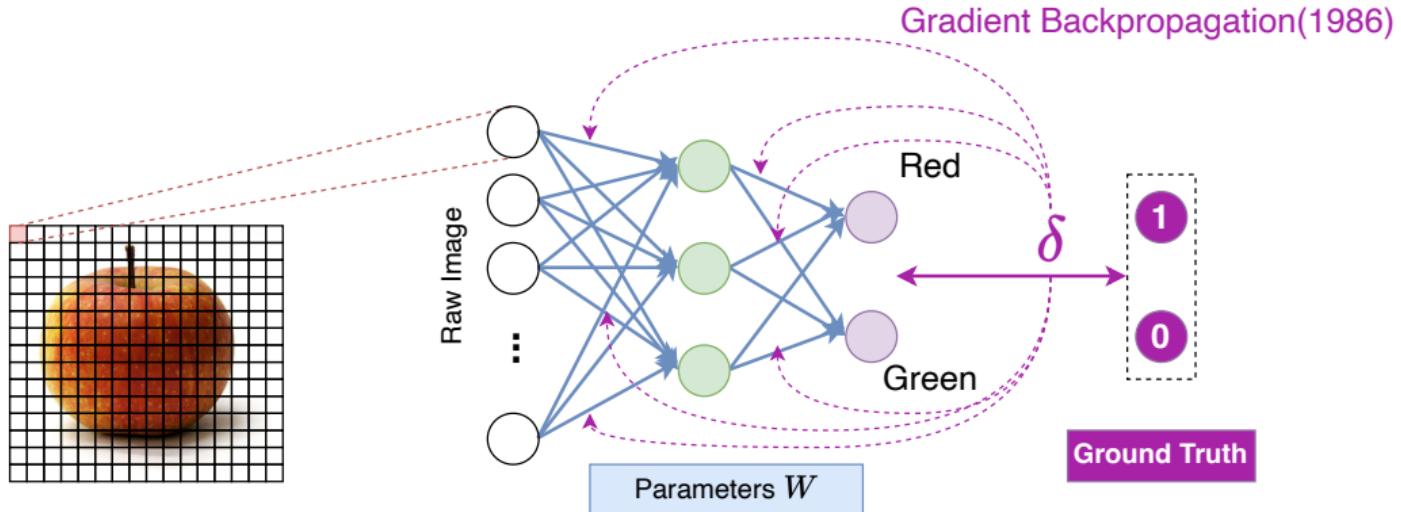
Chaîne de Traitement Supervisé & Modèles



■ Initialisation aléatoire...

Et prise de décision aléatoire (au début !)

Chaîne de Traitement Supervisé & Modèles



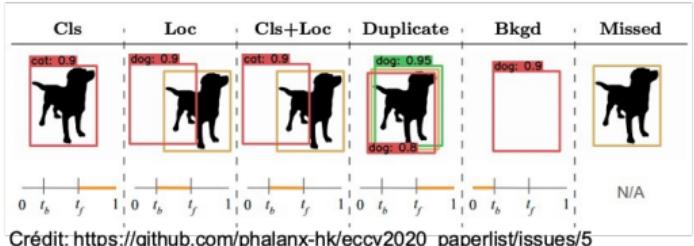
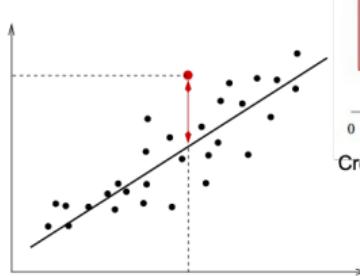
- Mise à jour des poids
- Pas de taille epsilon, nombreuses itérations sur les données



Mesurer les performances des modèles

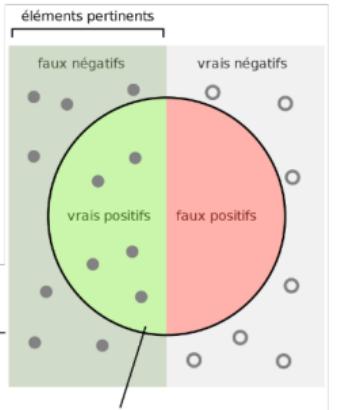
Estimer la performance en généralisation...

Est aussi important que de construire le modèle



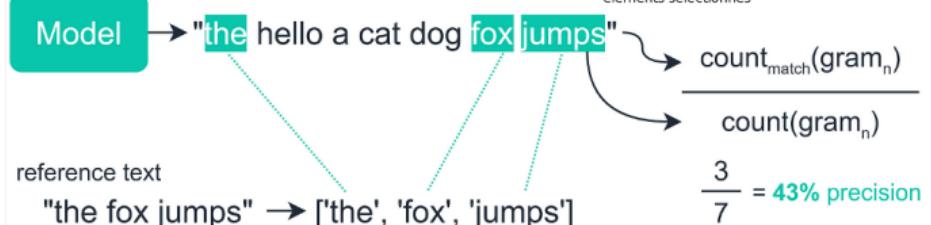
$$\text{Précision} = \frac{\text{vrais positifs}}{\text{éléments sélectionnés}}$$

$$\text{Rappel} = \frac{\text{vrais positifs}}{\text{éléments pertinents}}$$



1	2	3	4	5
Recall@3 = 2/(2+1) = 2/3 = 0.67				

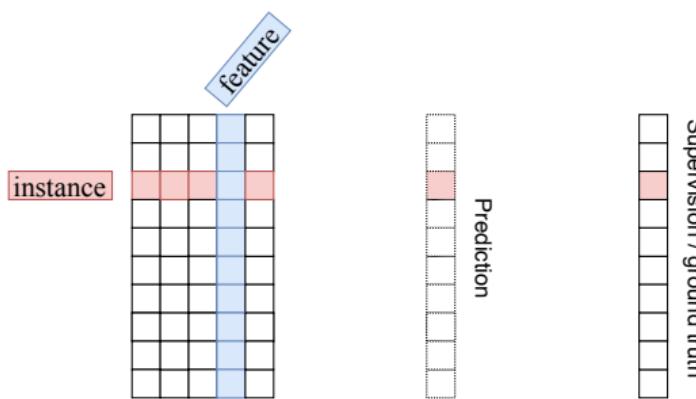
Relevance	3	2	3	0	1
Position	1	2	3	4	5



Mesurer les performances des modèles

Estimer la performance en généralisation...

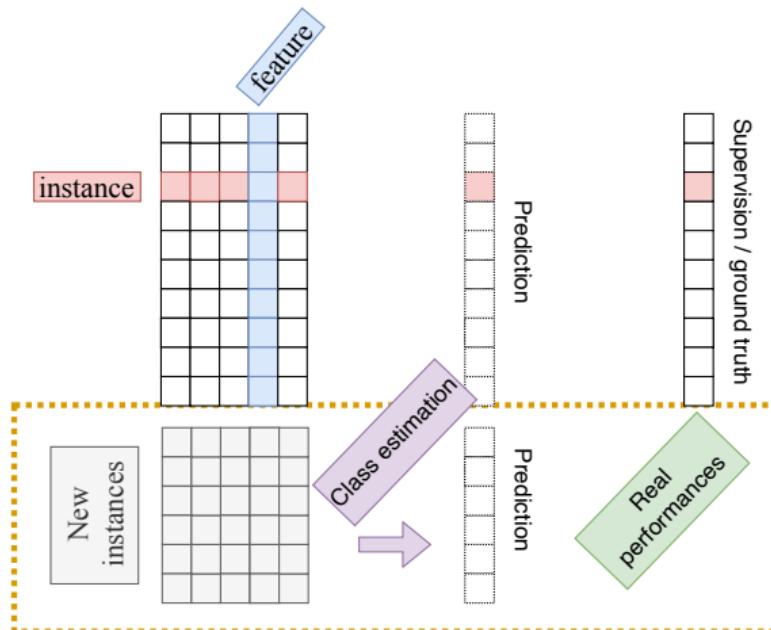
Est aussi important que de construire le modèle



Mesurer les performances des modèles

Estimer la performance en généralisation...

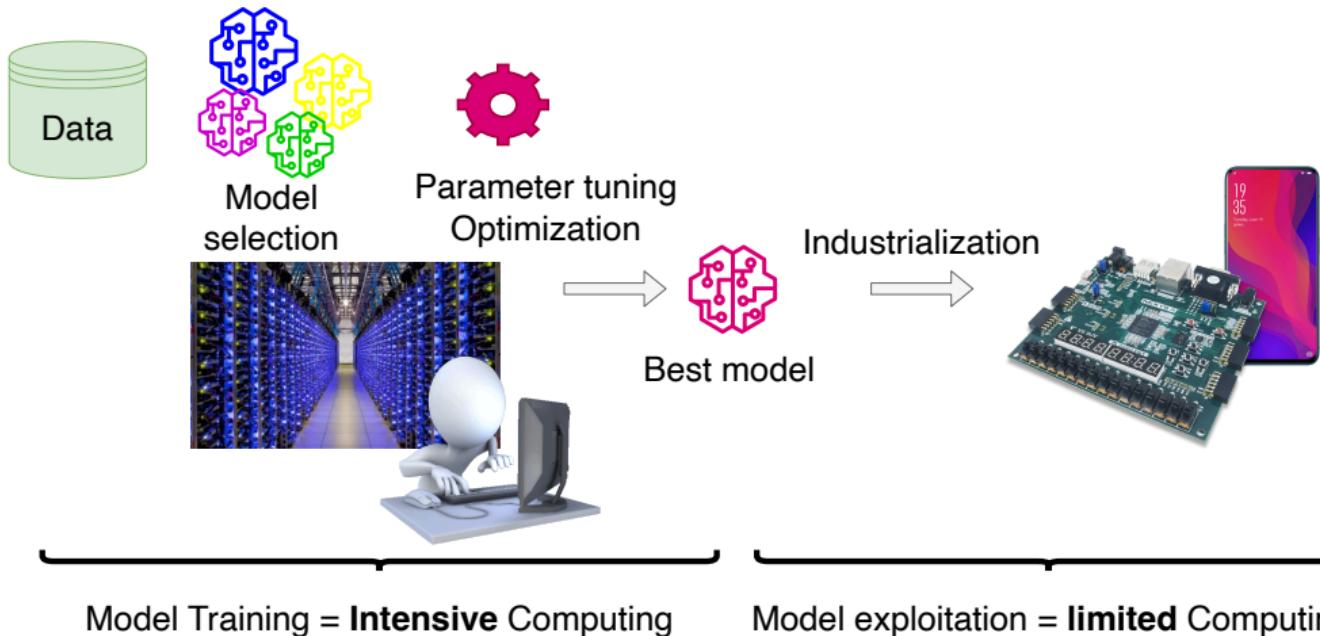
Est aussi important que de construire le modèle





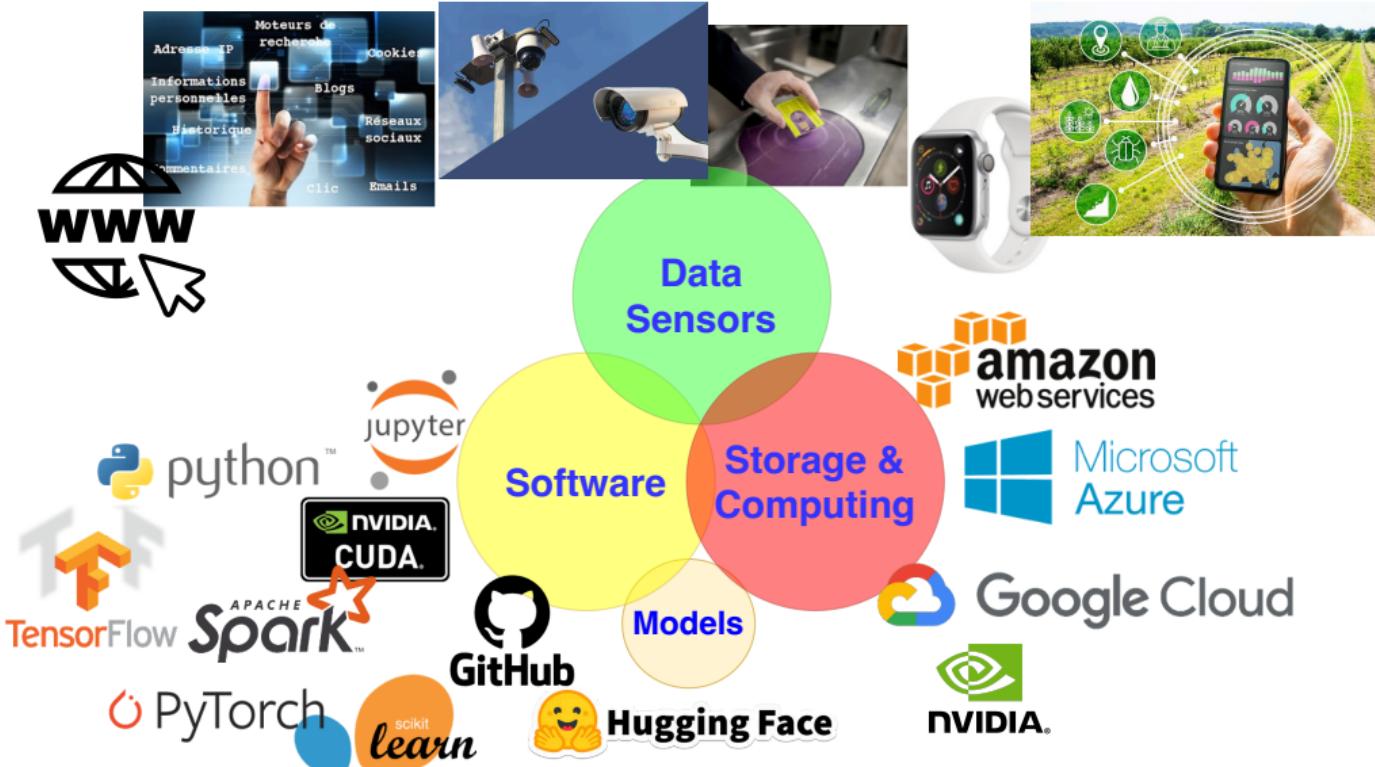
Apprentissage/Construction vs Déploiement/Exploitation

Différentes étapes en apprentissage automatique





Les ingrédients du machine learning



DEEP LEARNING & APPRENTISSAGE DE REPRÉSENTATIONS

[APPLICATION AUX DONNÉES TEXTUELLES]

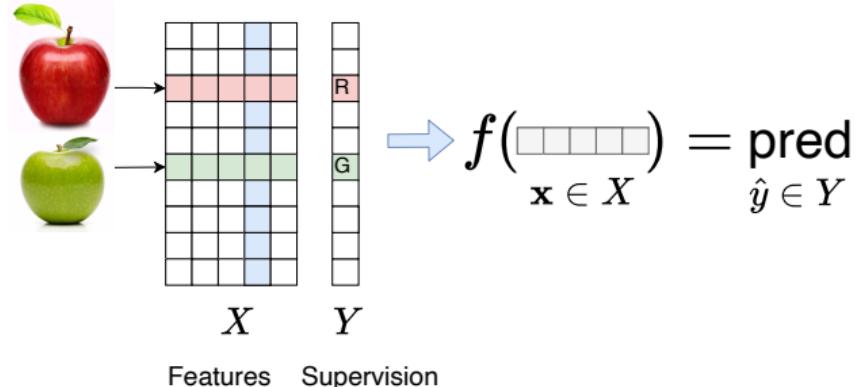


Des données tabulaires au texte

■ Données tabulaires

- Dimension fixe
- Valeurs continues

⇒ Un terrain de jeu idéal pour l'apprentissage automatique



■ Données textuelles

- Longueurs variables
- Valeurs discrètes

⇒ Complexes pour l'apprentissage automatique

This new iPhone, what a marvel

An iPhone, What a scam!

Half the price is for the logo

Apple once again proves that perfection can be sold

How do we turn this text data into a table?



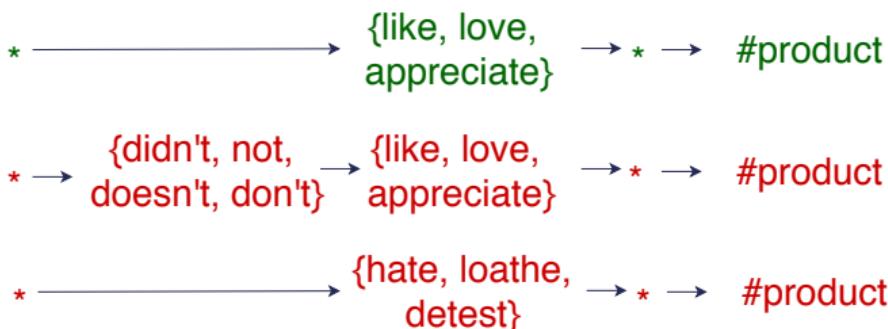


IA + Texte : Trait. Auto. du Langage Naturel (TALN)

TALN = plus grande communauté scientifique en IA

Linguistique [1960-2010]

Systèmes à base de règles :



- Nécessite une expertise humaine
- Extraction de règles ⇔ données très propres
- Très grande précision
- Faible rappel
- Système interprétable



IA + Texte : Trait. Auto. du Langage Naturel (TALN)

TALN = plus grande communauté scientifique en IA

Apprentissage auto. [1990-2015]





IA + Texte : Trait. Auto. du Langage Naturel (TALN)

TALN = plus grande communauté scientifique en IA

Linguistique [1960-2010]

- Nécessite une expertise humaine
- Extraction de règles ⇔ données très propres
- + Système interprétable
- + Très grande précision
- Faible rappel

Apprentissage auto. [1990-2015]

- Peu d'expertise nécessaire
- Extraction statistique ⇔ robuste aux données bruitées
- ≈ Système moins interprétable
- Moindre précision
- + Meilleur rappel

Précision = critère d'acceptation par l'industrie

→ Lien vers les métriques



Apprentissage de représentations pour les données textuelles

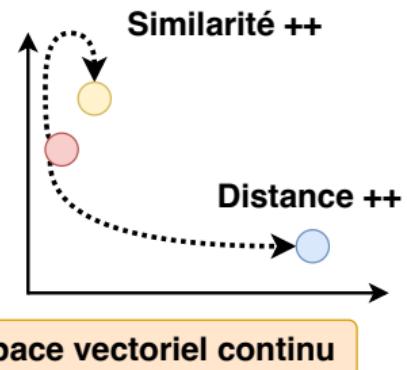
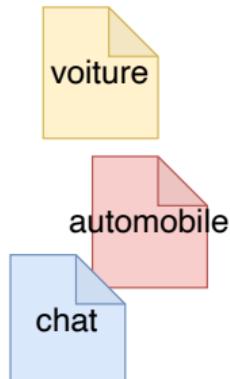
Du sac de mots aux représentations vectorielles

[2008, 2013, 2016]

Corpus en sac de mots

	mot ₁	...	voiture	...	automobile	...	chat	...	mot _D
d1	1	0	0						
d2	0	0	1						
d3	0	1	0						

Mêmes distances



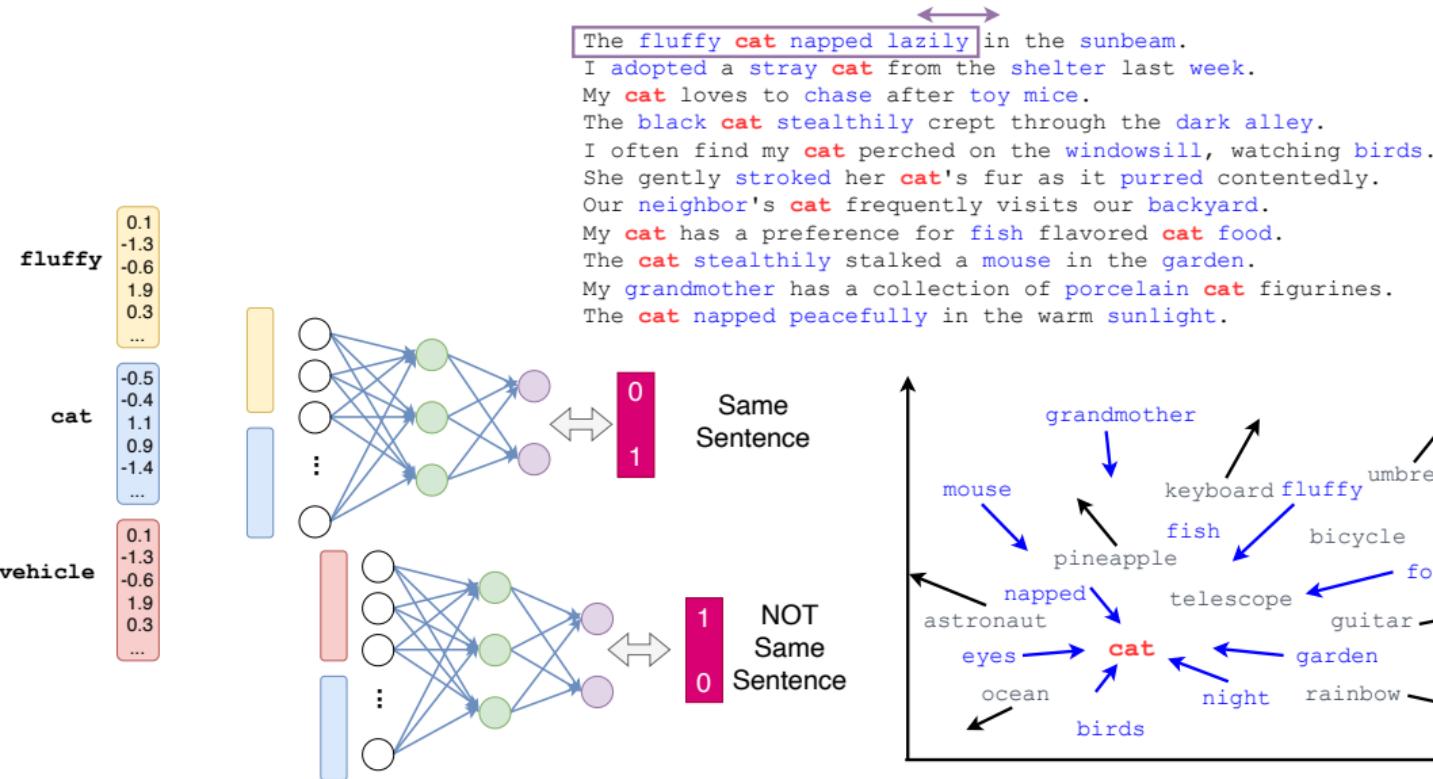
Espace vectoriel continu



Apprentissage de représentations pour les données textuelles

Du sac de mots aux représentations vectorielles

[2008, 2013, 2016]

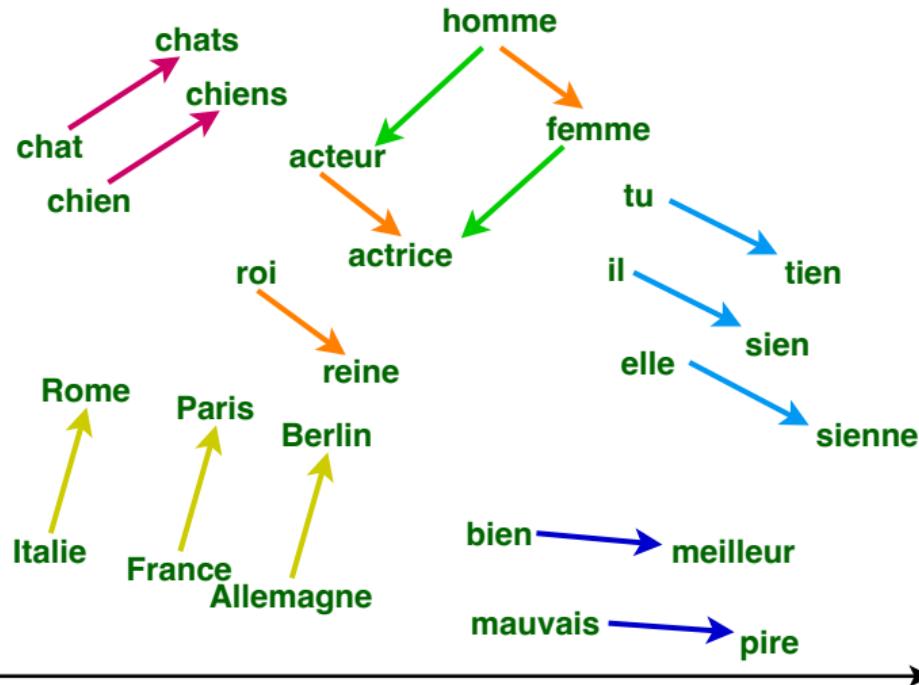




Apprentissage de représentations pour les données textuelles

Du sac de mots aux représentations vectorielles

[2008, 2013, 2016]



- Espace sémantique : significations similaires \Leftrightarrow positions proches
- Espace structuré : régularités grammaticales, connaissances de base, ...



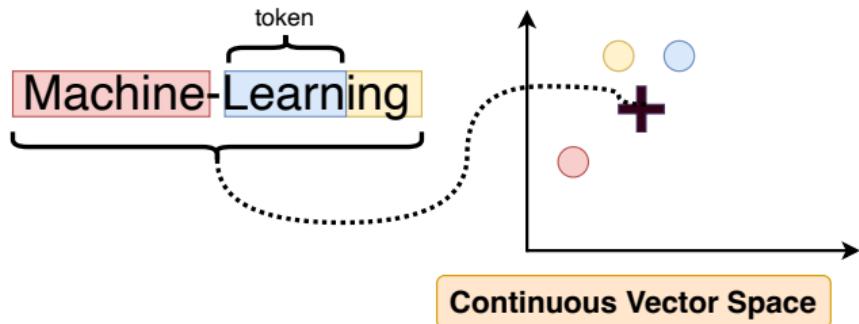
Apprentissage de représentations pour les données textuelles

Du sac de mots aux représentations vectorielles

[2008, 2013, 2016]

Des mots aux tokens

Word Piece statistical split



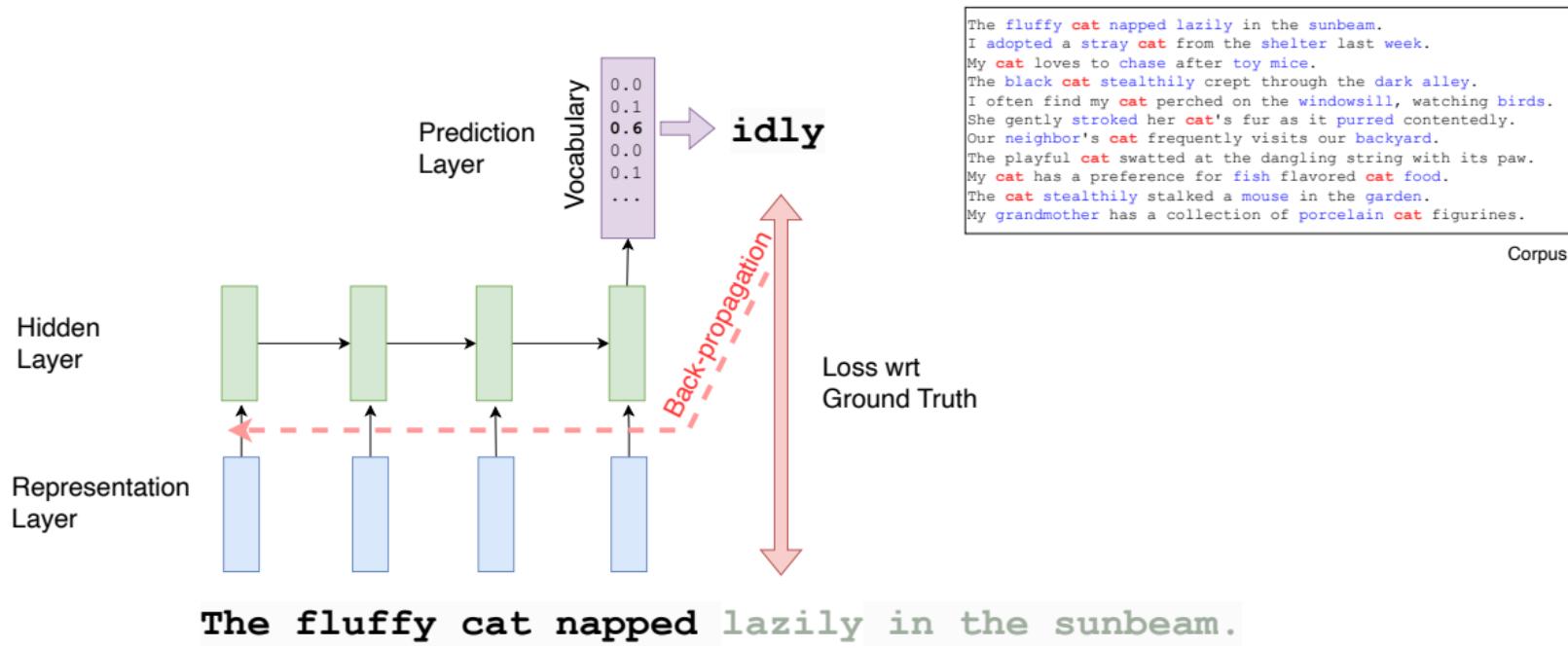
- Représentation des mots inconnus
- Adaptation aux domaines techniques
- Résistance aux fautes d'orthographe

Enriching word vectors with subword information. Bojanowski et al. TACL 2017.



Agrégation des représentations de mots : vers l'IA générative

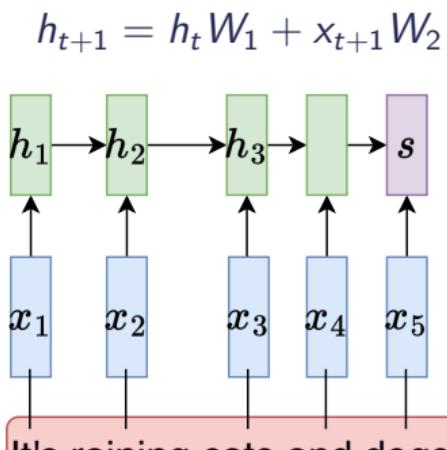
- Génération et représentation
- Nouvelle manière d'apprendre les positions des mots



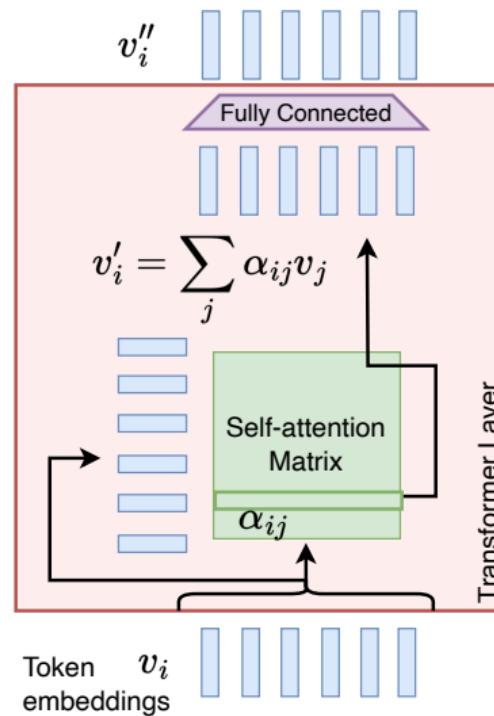


Architecture Transformer : agrégation à l'état de l'art

Réseau de neurones récurrents :



Transformer :



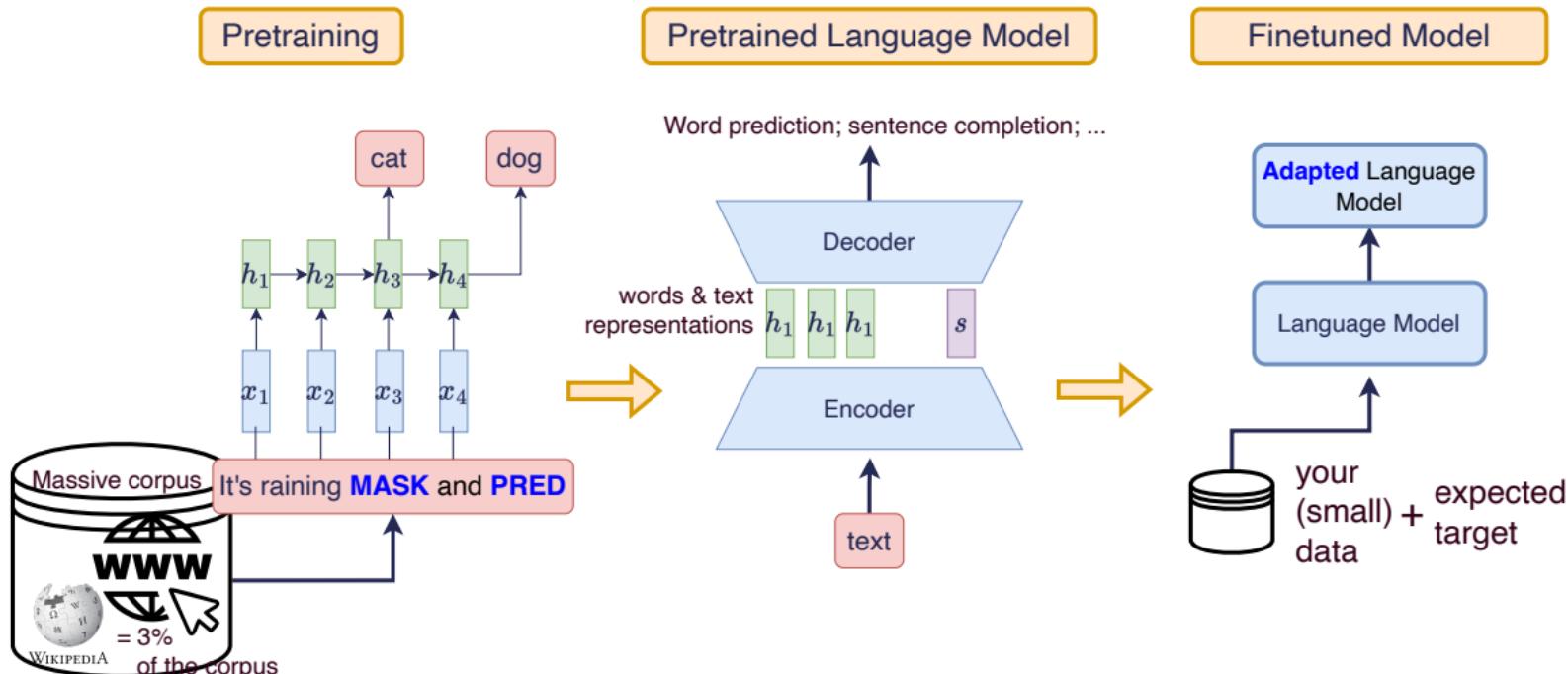
Attention is all you need, [Vaswani et al. NeurIPS 2017](#)

Sequence to Sequence Learning with Neural Networks, [Sutskever et al. NeurIPS 2014](#)



Un nouveau paradigme de développement depuis 2015

- Jeu de données massif + architecture massive \Rightarrow coût d'entraînement + + +
- Architecture pré-entraînée + zéro-shot / affinage





Au bout du compte: un perroquet stochastique :)

Statistical Modeling of Texts

Texts splitting = tokens

Large Language Models (LLMs), such as GPT-3 and GPT-4, utilize a process called tokenization. Tokenization involves breaking down text into smaller units, known as tokens, which the model can process and understand. These tokens can range from individual characters to entire words or even larger chunks, depending on the model. For GPT-3 and GPT-4, a Byte Pair Encoding (BPE) tokenizer is used. BPE is a subword tok

Iterative Process

Dictionary	Large entire For units ... can may ...	0.02 0.01 0.00 0.00 0.00 0.09 ...
------------	---	---

Starting text

Language Model

Token forecasting

CHATGPT

30 NOVEMBRE, 2022

1 MILLION D'UTILISATEURS EN 5 JOURS

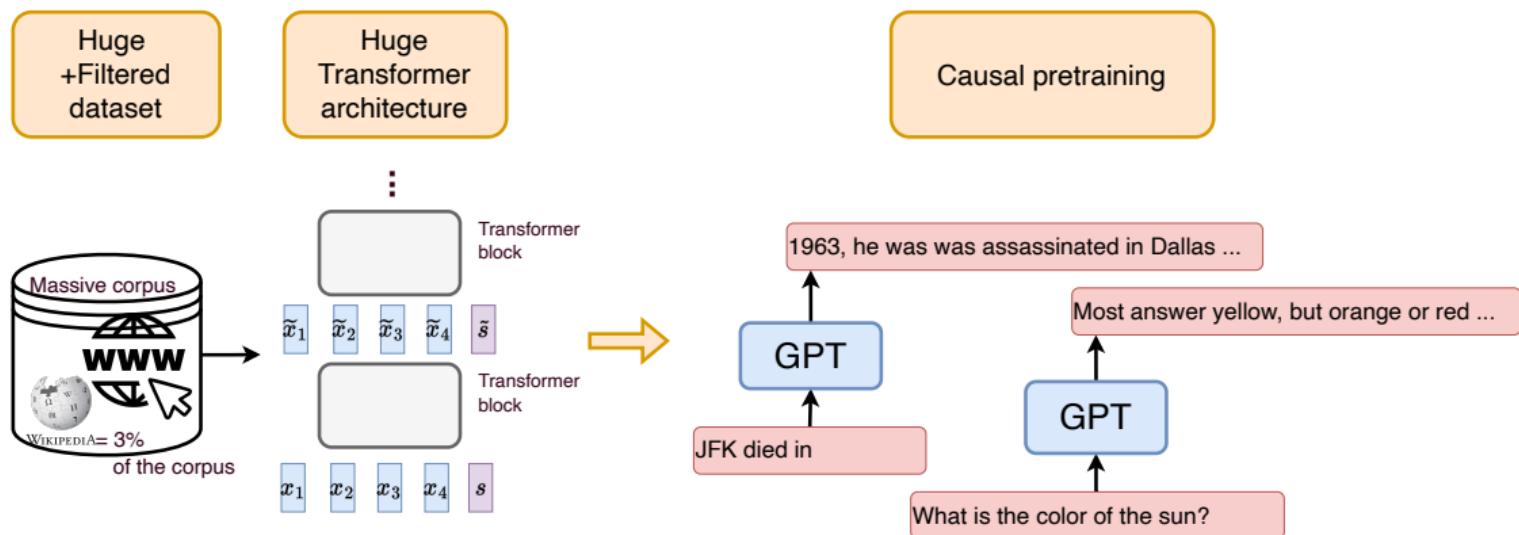
100 MILLION À LA FIN JANVIER 2023

1.16 MILLIARD EN MARS 2023



Les ingrédients de chatGPT

0. Transformer + données massives (GPT)



- Grammaire : accord singulier/pluriel, concordance des temps
- Connaissances : entités, nom, lieux, dates, ...



Les ingrédients de chatGPT

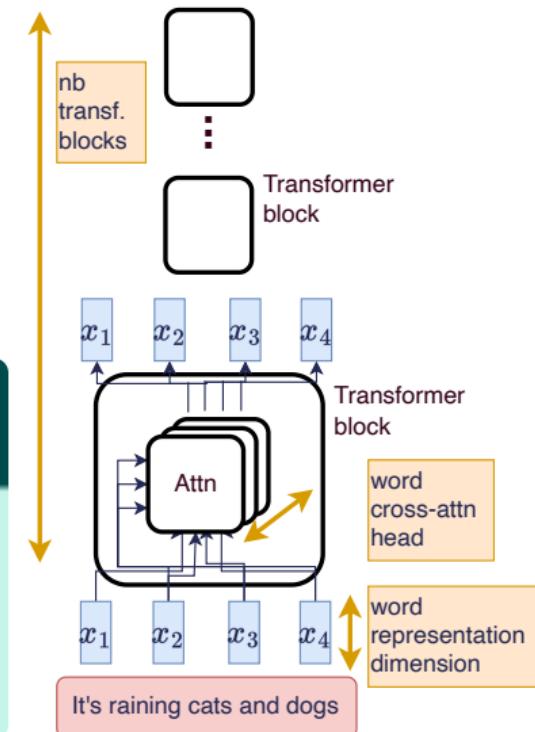
1. Plus, c'est mieux ! (GPT)

- + plus de mots en entrée [500 \Rightarrow 2k, 32k, 100k]
- + plus de dim. dans l'espace des mots [500-2k \Rightarrow 12k]
- + plus de têtes d'attention [12 \Rightarrow 96]
- + plus de blocs/couches [5-12 \Rightarrow 96]

175 milliards de paramètres...

Qu'est-ce que cela signifie ?

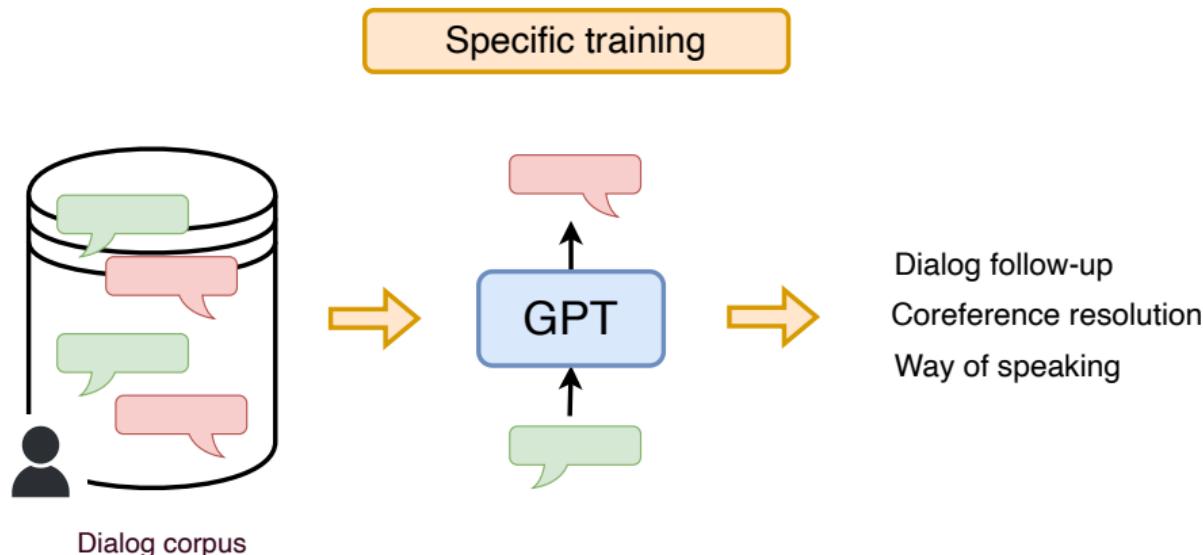
- $1,75 \cdot 10^{11} \Rightarrow 300 \text{ Go} + 100 \text{ Go}$ (stockage pour l'inférence) $\approx 400 \text{ Go}$
- GPU NVidia A100 = 80 Go de mémoire (=20k€)
- Coût de (1) entraînement : 4,6 millions €





Les ingrédients de chatGPT

2. Suivi du dialogue



- **Données très propres** Données générées/validées/classées par des humains



Les ingrédients de chatGPT

3. Ajustement fin sur des tâches de raisonnement (\pm) complexes

Instruction finetuning

Please answer the following question.

What is the boiling point of Nitrogen?

Chain-of-thought finetuning

Answer the following question by reasoning step-by-step.

The cafeteria had 23 apples. If they used 20 for lunch and bought 6 more, how many apples do they have?

-320.4F

The cafeteria had 23 apples originally. They used 20 to make lunch. So they had $23 - 20 = 3$. They bought 6 more apples, so they have $3 + 6 = 9$.

Language model

Multi-task instruction finetuning (1.8K tasks)

Inference: generalization to unseen tasks

Q: Can Geoffrey Hinton have a conversation with George Washington?

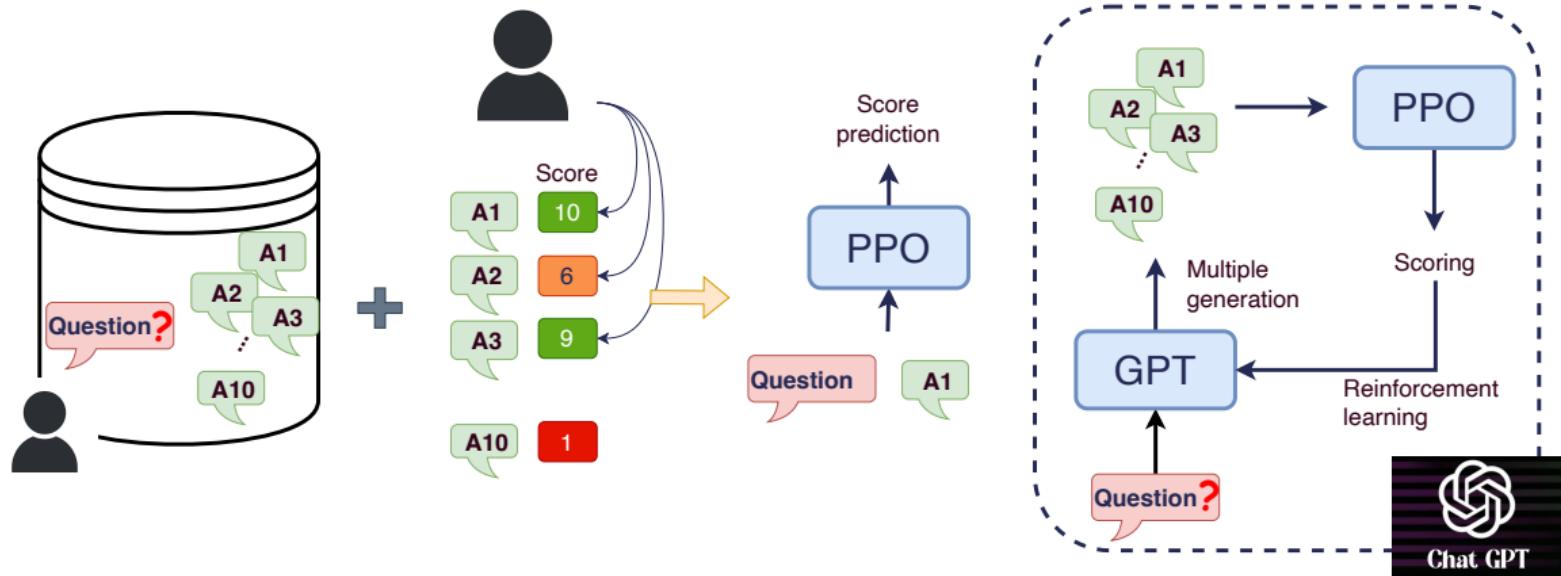
Give the rationale before answering.

Geoffrey Hinton is a British-Canadian computer scientist born in 1947. George Washington died in 1799. Thus, they could not have had a conversation together. So the answer is "no".



Les ingrédients de chatGPT

4. Instructions + classement des réponses

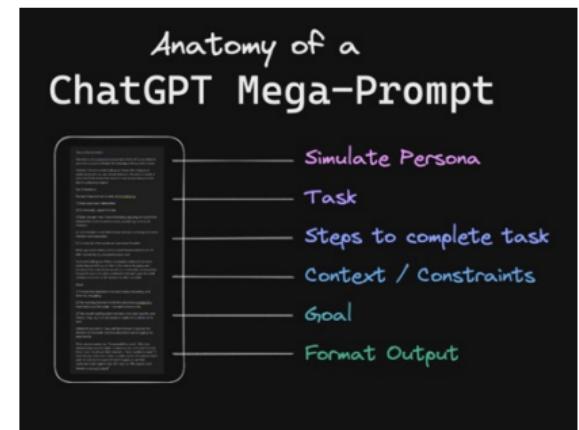


- Base de données créée par des humains
- Amélioration des réponses
- ... Aussi un moyen d'éviter les sujets sensibles = censure



Utilisation de chatGPT & Prompting

- Interroger chatGPT = compétence ⇒ *prompting*
 - Bonne question : ... *en détail*, ... *étape par étape*
 - Spécifier un nombre d'élts, ex. : *3 qualités pour ...*
 - Donner du contexte : *cellule* pour un biologiste / assistant juridique
- Ne pas s'arrêter à la première question
 - Détaillez certains points
 - Réorientez la recherche
 - Dialoguez
- Reformulation
 - *Explain like I'm 5*, comme dans un article scientifique, en mode pote, ...
 - Résumer, développer
 - Ajouter des erreurs (!)



<https://chatgptprompts.guru/what-makes-a-good-chatgpt-prompt/>

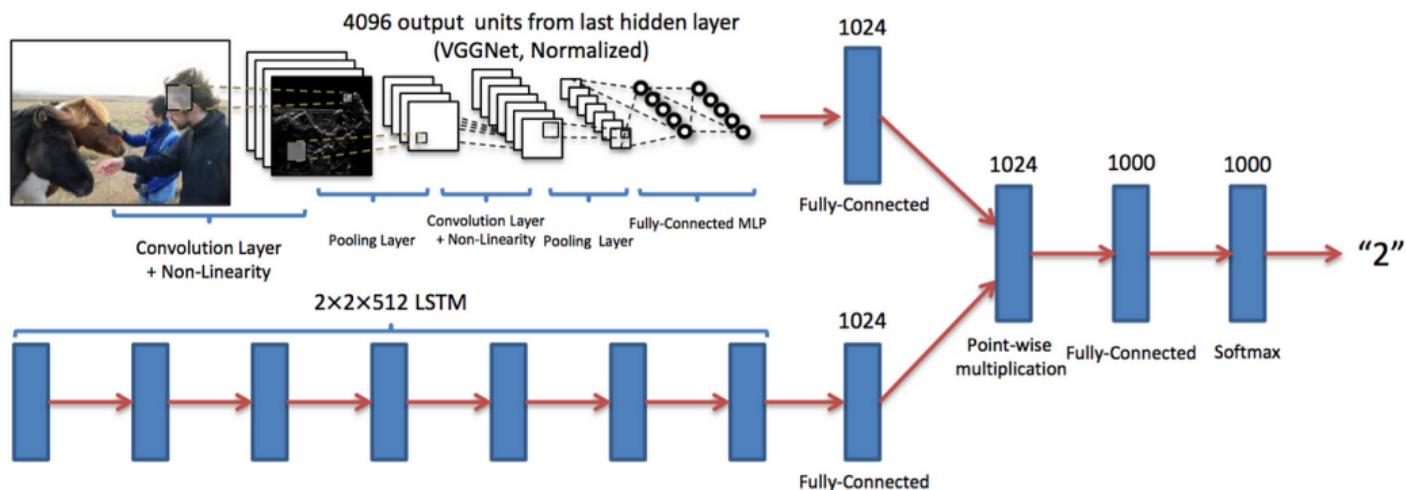
⇒ Besoin de **pratique** [1 à 2 heures], échanges avec collègues



GPT-4 & Multimodalité

Fusionner info. texte + image. **Apprendre** l'information conjointement

Exemple du VQA : Visual Question Answering (questions visuelles)



"How many horses are in this image?"

⇒ Rétropropager l'erreur ⇒ modifier les repr. des mots + l'analyse d'image



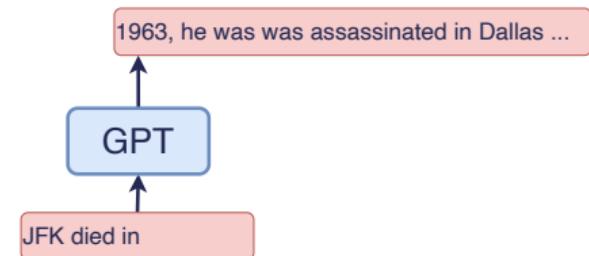
VQA : Visual Question Answering, arXiv, 2016 , A. Agrawal et al.

LES LIMITES DU MACHINE LEARNING



chatGPT et la relation à la vérité

- 1 **Vraisemblance** = grammaire, accords, concordance des temps, enchaînements logiques...
⇒ Connaissances répétées
- 2 Prédit le mot le plus **plausible**...
⇒ produit des **hallucinations**
- 3 Fonctionnement en **hors ligne**
- 4 chatGPT ≠ **graphes de connaissances**
- 5 Réponses brillantes...
Et erreurs absurdes !
+ on ne peut pas prévoir les erreurs



Exemple : produire une bibliographie

"Variational Recurrent Autoencoders" par Chung et al. (2016) - Cette étude une approche VAE pour la modélisation de séquences temporelles en utilisant réseaux de neurones récurrents et une méthode de maximisation de la vraisemblance pour la phase d'entraînement.

Variational recurrent auto-encoders
O. Fabius, JR Van Amersfoort - arXiv preprint arXiv:1605.03604

Et erreurs absurdes !

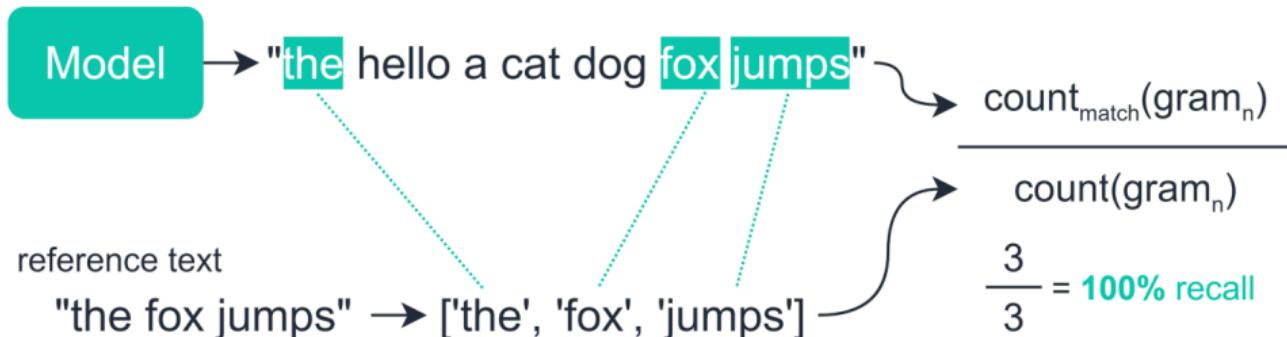
+ on ne peut pas prévoir les erreurs



IA générative : comment évaluer la performance ?

Le point critique aujourd'hui

- Comment évaluer par rapport à la vérité terrain ?
- Comment évaluer la confiance du système / la plausibilité de la génération ?

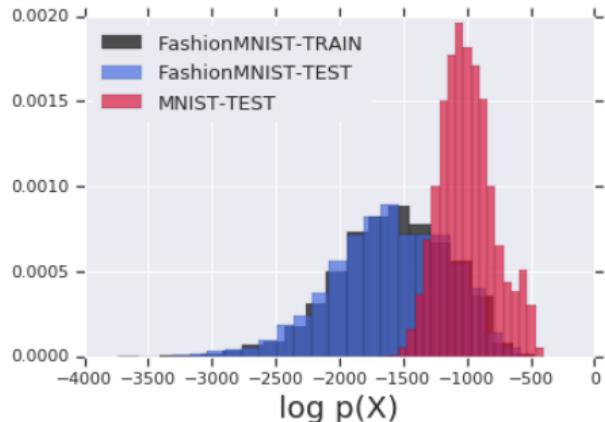




IA générative : comment évaluer la performance ?

Le point critique aujourd'hui

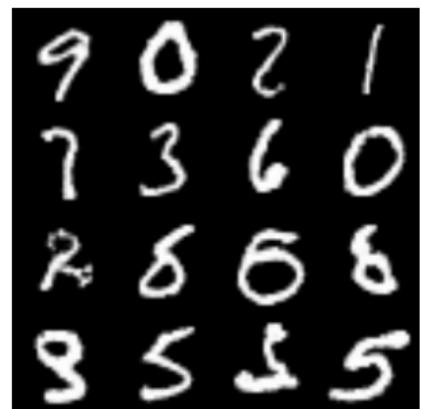
- Comment évaluer par rapport à la vérité terrain ?
- Comment évaluer la confiance du système / la plausibilité de la génération ?



Plausibilité



Entraînement



Test



Do Large Language Models Know What They Don't Know?, Yin et al. , ACL, 2023

Do Deep Generative Models Know What They Don't Know?, Nalisnick et al. , ICLR, 2019



Stabilité / Prévisibilité

- Difficulté à encadrer le comportement
- Impossible de prédire les bonnes ou mauvaises réponses
 - ⇒ Peu ou pas d'utilité dans les jeux vidéo
 - ⇒ Difficile de certifier une IA pour des cas d'usage critiques



V

how old is Obama



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



Stabilité / Prévisibilité

- Difficulté à encadrer le comportement
- Impossible de prédire les bonnes ou mauvaises réponses
 - ⇒ Peu ou pas d'utilité dans les jeux vidéo
 - ⇒ Difficile de certifier une IA pour des cas d'usage critiques



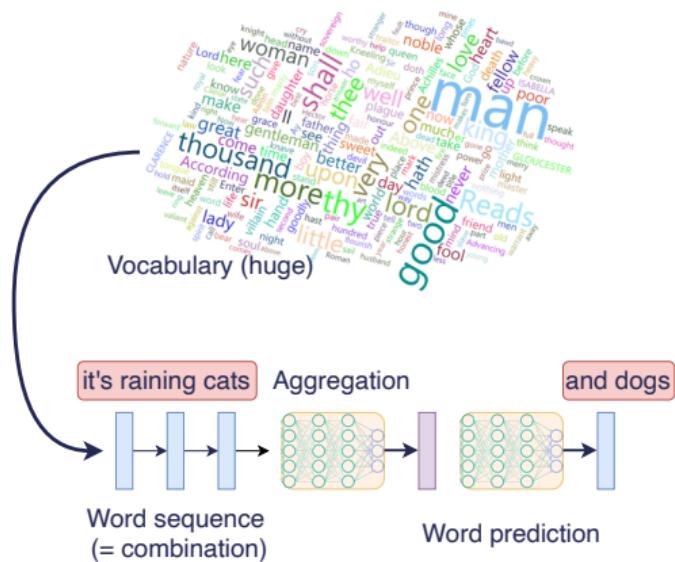
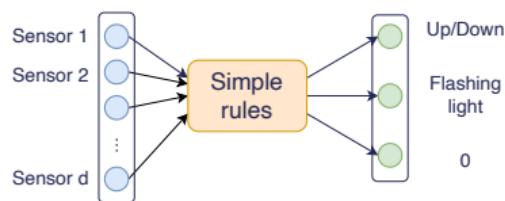
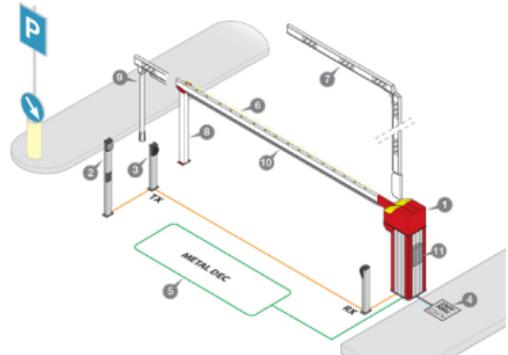
V how old is obama?
==

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

V and today?



Explicabilité vs complexité



- Système simple
- Tests exhaustifs des entrées/sorties
- **Prévisible et explicable**

- Grande dimension
- Combinaisons non-linéaires complexes
- **Non prévisible et non explicable**



Explicabilité vs complexité

Interprétabilité vs explication a posteriori

Réseaux de neurones = **non interprétables** (presque toujours)

trop de combinaisons pour être anticipées

Réseaux de neurones = **explicables a posteriori** (presque toujours)



[Accident Uber, 2018]

- Système simple
- Tests exhaustifs des entrées/sorties
- **Prévisible et explicable**

- Grande dimension
- Combinaisons non-linéaires complexes
- **Non prévisible et non explicable**



Transparence : open source / poids ouverts

- Puis-je le modifier ? Adaptation
- Données d'entraînement utilisées ? Contamination des données
- Quelle ligne éditoriale ou censure est impliquée ? Accès à l'information
- Pourquoi cette réponse ? Explicabilité / interprétabilité

Foundation Model Transparency Index Scores by Major Dimensions of Transparency, 2023

Source: 2023 Foundation Model Transparency Index

		Meta	BigScience	OpenAI	stability.ai	Google	ANTHROPIC	cohere	AI21labs	Inflection	amazon	Average
		Llama 2	BLOOMZ	GPT-4	Stable Diffusion 2	PaLM 2	Claude 2	Command	Jurassic-2	Inflection-1	Titan Text	
Major Dimensions of Transparency	Data	40%	60%	20%	40%	20%	0%	20%	0%	0%	0%	20%
	Labor	29%	86%	14%	14%	0%	29%	0%	0%	0%	0%	17%
	Compute	57%	14%	14%	57%	14%	0%	14%	0%	0%	0%	17%
	Methods	75%	100%	50%	100%	75%	75%	0%	0%	0%	0%	48%
	Model Basics	100%	100%	50%	83%	67%	67%	50%	33%	50%	33%	63%
	Model Access	100%	100%	67%	100%	33%	33%	67%	33%	0%	33%	57%
	Capabilities	60%	80%	100%	40%	80%	80%	60%	60%	40%	20%	62%
	Risks	57%	0%	57%	14%	29%	29%	29%	29%	0%	0%	24%
	Mitigations	60%	0%	60%	0%	40%	40%	20%	0%	20%	20%	26%
	Distribution	71%	71%	57%	71%	71%	57%	57%	43%	43%	43%	59%
Usage Policy		40%	20%	80%	40%	60%	60%	40%	20%	60%	20%	44%
Feedback		33%	33%	33%	33%	33%	33%	33%	33%	33%	0%	30%
Impact		14%	14%	14%	14%	14%	0%	14%	14%	14%	0%	11%
Average		57%	52%	47%	47%	41%	39%	31%	20%	20%	13%	

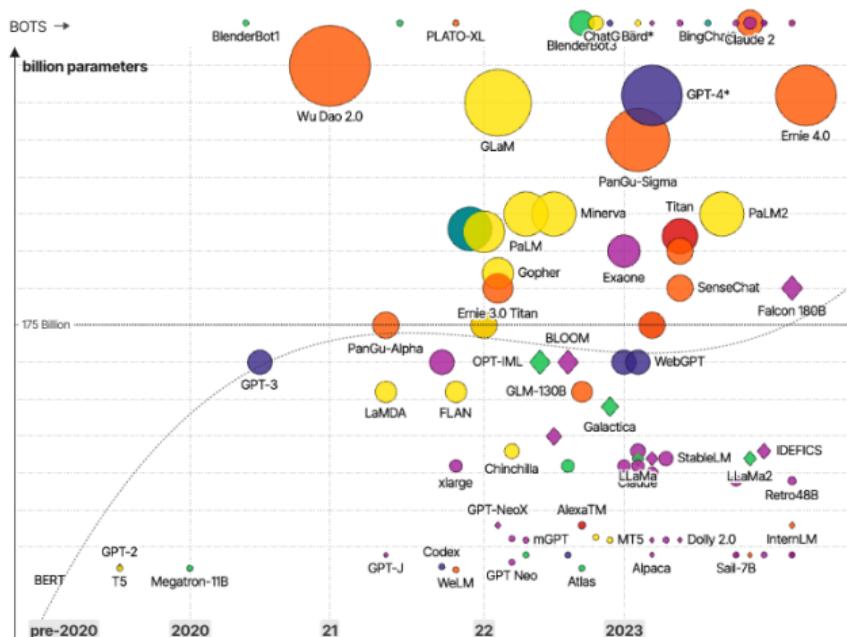


Coûts / Frugalité

The Rise and Rise of A.I.

Large Language Models (LLMs) & their associated bots like ChatGPT

● Amazon-owned ● Chinese ● Google ● Meta / Facebook ● Microsoft ● OpenAI ● Other



Paramètres

1998	LeNet-5	= 0,06M
2011	Senna	= 7,3M
2012	AlexNet	= 60M
2017	Transformer	= 65M / 210M
2018	ELMo	= 94M
2018	BERT	= 110M / 340M
2019	GPT-2	= 1 500M
2020	GPT-3	= 175 000M
2025	Llama-4	= 2 000 000M



Pas de magie, beaucoup de lacunes

Beaucoup de succès aussi... mais :

⇒ Le LLM (ne) fait (que) ce pour quoi il a été entraîné

En retrait sur:

- Calculs simples
(multiplication, division)
- Génération de noms d'animaux en n syllabes (en cours)
- Jouer aux échecs
- Suivre un raisonnement causal
(complexe)
- ...

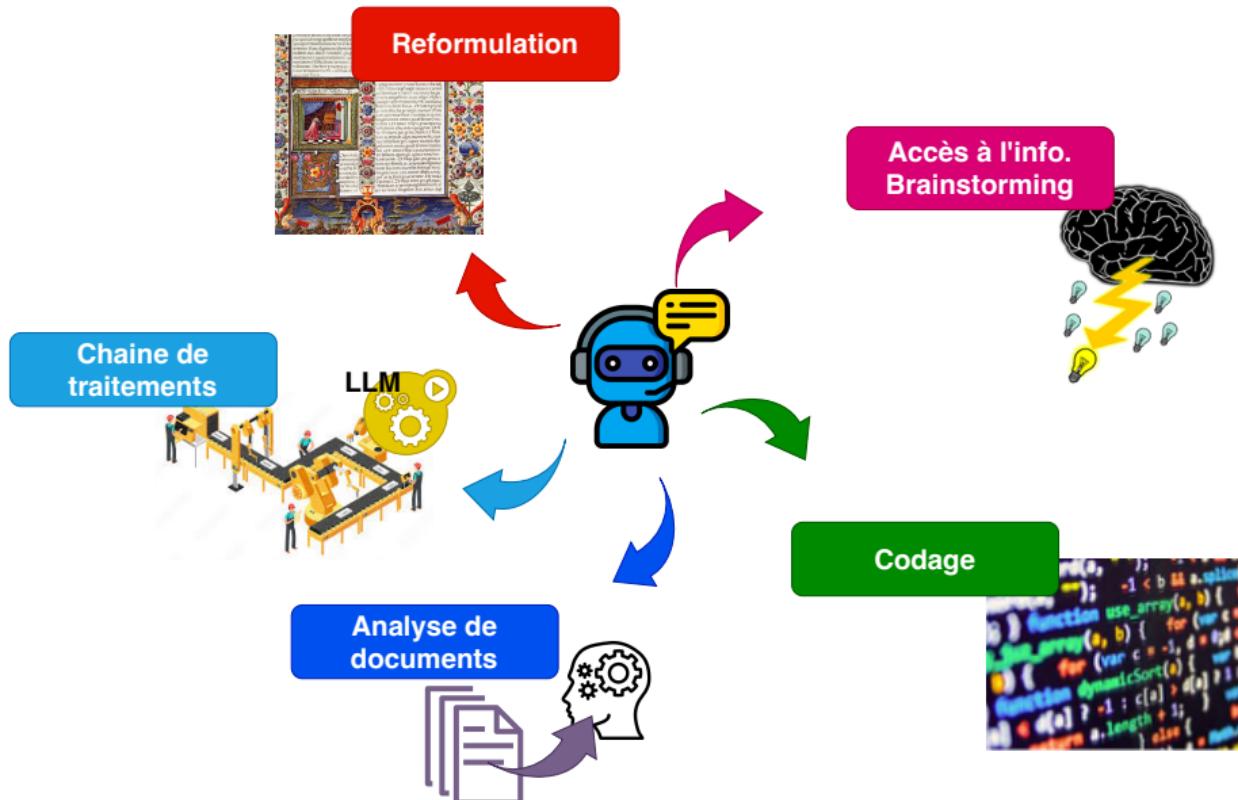
ATARI 2600 SCORES STUNNING VICTORY OVER CHATGPT



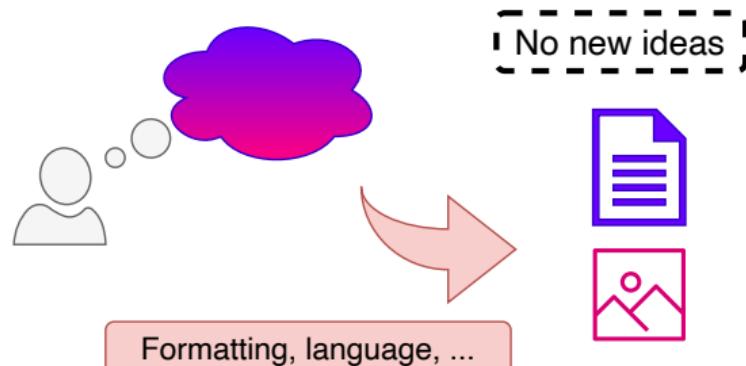
USAGES DES MODÈLES DE LANGUE



Usages clés en 5 images



(1) Mise en forme de l'information



Outil de **mise en forme**

- Assistant personnel
 - Lettres types, lettres de recommandation, de motivation, lettres de résiliation
 - Traductions
 - Comptes-rendus de réunion
 - Mise en forme des notes
 - Rédaction d'articles scientifiques
 - Idées de rédaction, en français, en anglais

⇒ Aucune information nouvelle, juste de la rédaction, du nettoyage, ...

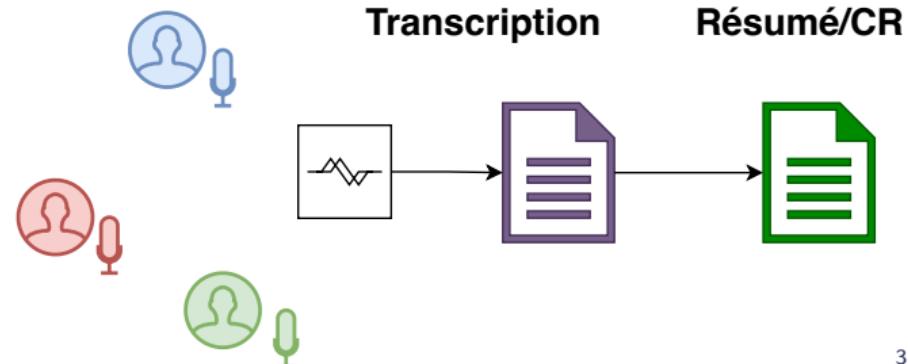
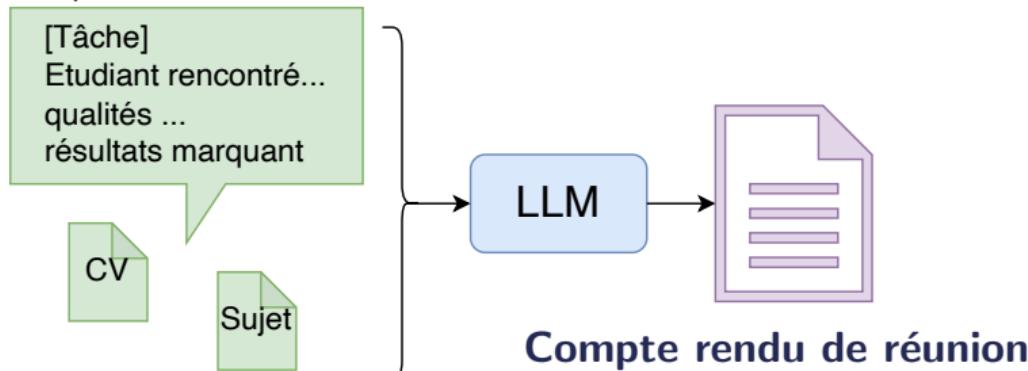
Où transitent les données? Quels risques associés?

A

Exemples de mise en forme de données

Construire une lettre de recommandation

Prompt



A

Mise en forme d'un tableau / OCR

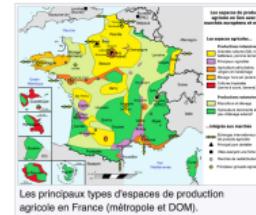
- Sélectionner le bloc de texte + copier : lien
 - Mettre dans la requête ci-dessus
 - Lancer (pour excel, utiliser l'icone copier sur le tableau créé; pour latex, étudier le code)

Occupation des sols et du territoire | [modifier](#) | [modifier le code](#)

De 1982 à 2020, les terres agricoles se sont réduites de 56 à 51,8% du territoire au profit des sols artificialisés s'accroissant eux de 5,2 à 9,1% du territoire. Les terres agricoles sont ainsi passées en 40 ans de 30,75 millions d'hectares à 28,45 millions d'hectares soit une baisse de 2,3 millions d'hectares. Les zones boisées, naturelles, humides ou en eau ont gagné 200 000 hectares passant de 38,8% à 39,1% du territoire³⁵.

- Le territoire de la France métropolitaine ($549\ 190\ km^2$) était réparti, en 2009, entre²⁶ :

 - Surface agricole utile (SAU) : $292\ 800\ km^2$ (53,3 %), dont :
 - terres arables : $184\ 000\ km^2$ (33,5 %), dont :
 - céréales : $94\ 460\ km^2$ (17,1 % du total, 51 % des terres arables)
 - oléagineux : $22\ 430\ km^2$ (4,0 % du total, 12 % des terres arables)
 - protéagineux : $2\ 060\ km^2$ (0,3 % du total, 1 % des terres arables)
 - cultures fourragères : $47\ 000\ km^2$ (8,0 % du total, 25 % des terres arables)
 - jachère : $7\ 010\ km^2$ (1,2 % du total, 3,8 % des terres arables %)
 - cultures légumières : $3\ 880\ km^2$ (0,8 % du total, 2 % des terres arables) ;
 - autres : $6\ 980\ km^2$;
 - cultures permanentes : $108\ 800\ km^2$ (19,8 %), dont :
 - superficie toujours en herbe : $99\ 100\ km^2$ (18,1 %) ;
 - vignes et vergers : $9\ 700\ km^2$ (1,8 %) ;
 - autres surfaces :
 - territoire agricole non cultivé : $25\ 500\ km^2$ (4,6 %) ;

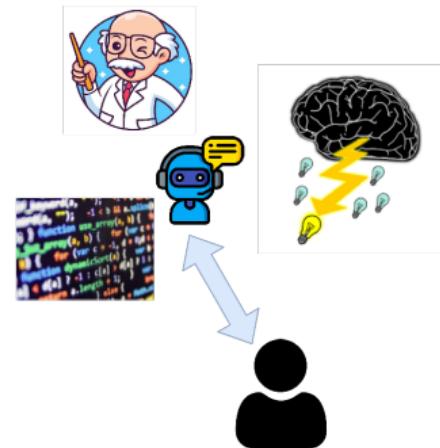


A

(2) Brainstorming

- **Trouver** l'inspiration [syndrome de la page blanche]
 - **Organiser** rapidement ses idées
 - **Rechercher** de manière ciblée, adaptée à ses besoins
 - **Répondre** aux questions 24/7
 - **Partenaire** de recherche: tester ses idées, les enrichir, éviter les oubliés, renforcer la confiance

→ Réponses impressionnantes, parfois incomplètes ou partiellement fausses... Mais souvent utiles



- Dans quels domaines les LLMs sont-ils fiables ?
 - Quels sont les risques pour les sources d'information primaires ?
 - Quels risques sociétaux pour l'information ?

A

Alignement, censure ou ligne éditoriale?

⇒ Toutes les réponses ne sont pas censurées... Et pas censurées de la même manière par les modèles de langue.

⇒ La censure a très largement évolué depuis les premières versions de chatGPT

A

(3) Programmation : Outils différents, niveaux différents

- Proposer des solutions à des exercices
 - Apprendre à programmer ou s'y remettre
 - Nouveaux langages, nouvelles approches (ML ?)
 - Profiter des explications...
Mais comment gérer les erreurs ?
 - Aide à l'utilisation d'une bibliothèque [*prise en main*]
 - Programmer plus rapidement

Mais comment gérer les erreurs ?



- Quid des droits d'auteur ?
 - Quel impact sur le traitement futur du code ?
 - Comment adapter les méthodes pédagogiques ?
 - Combien d'appels sont nécessaires pour compléter du code ?
 - Qu'en est-il de l'empreinte carbone ?
 - Quel est le risque de propagation d'erreurs ?

```
1 import datetime
2
3 def parse_expenses(expenses_string):
4     """Parse the list of expenses and return the list of triples (date,
5     Ignore lines starting with #.
6     Parse the date using datetime.
7     Example expenses_string:
8         2016-01-02 -34.01 USD
9         2016-01-03 2.59 DKK
10        2016-01-03 -2.72 EUR
11    """
12    expenses = []
13    for line in expenses_string.splitlines():
14        if line.startswith("#"):
```



Enjeux : Envergure & Intégration

- Question classique, orientée codage, découverte, *how-to...*
- Validation sur du code existant
- Réponse argumentée + code !

⇒ Idéal pour **apprendre**,
corriger des petits bugs,
proposer des **solutions basiques**

3 Script de tirage aléatoire + génération LaTeX

Principe

- Lecture du fichier GIFT
- Tirage N questions aléatoirement
- Conversion vers un environnement `enumerate` LaTeX

Exemple de script Python (fonctionnel)

python

Copier le code

```
import re
import random

N = 10 # nombre de questions tirées

with open("banque.gift") as f:
    content = f.read()

questions = re.findall(
    r"::.*?::\s*(.*?)\n\{\s*(.*?)\}",
    content,
```



Enjeux : Envergure & Intégration



Intégration du chatbot dans l'IDE (environnement de développement sur l'ordinateur)

⇒ Coder plus vite pour les développeurs

```
TESTING
Filter (e.g. text, !exclude, @tag) ...
8/10 489ms
Calculator
> add
> subtract
> multiply
> divide
> factorial

JS calculator.js M JS calculator.test.js M X
test > JS calculator.test.js > describe('Calculator') callback > describe('subtract') callback
4  describe('Calculator', () => {
22  describe('subtract', () => {
31    /fixTestFailure
32      > Used 5 references
33      I have found the bug in the code. The `subtract` method in the `Calculator` class is
34      incorrectly implemented. It currently adds the two numbers instead of subtracting them.
35      Here is the proposed code change:
36
37      subtract(a, b) {
38        return a + b;
39      }
40
41      Apply and Rerun
42
43      Ask Copilot
44      Claude 3.5 Sonnet ...
45
46      Close View in Chat
47
48      it('should subtract two numbers correctly', () => {
49        expect(calculator.subtract(5, 3)).to.equal(2);
50      });
51      expected 8 to e...
```



Enjeux : Envergure & Intégration

Mitigation :

- Mettre à jour `utils/test_data.py` avec bons imports
- Tester `flask init-test-data` après migration

Risque 3 : Instance db dupliquée

Mitigation :

- TOUS les modèles doivent importer : `from core.database import db`
- Vérifier qu'aucun fichier ne contient `db = SQLAlchemy()`

Ordre d'Exécution (Important !)

1. Créer nouvelle structure (dossiers, fichiers vides)
2. Copier modèles vers blueprints (garder anciens pour l'instant)
3. Mettre à jour TOUS les imports en une passe
4. Tester que l'app démarre
5. Supprimer anciens fichiers seul
6. Rebuild Docker et tester

Validation Finale

- L'application démarre sans erre
- Aucun import depuis `models`
- Aucun doublon de fichiers
- Services organisés dans `serv`
- Utils organisés dans `utils/`
- Chaque blueprint a ses propres `docker-compose up` fonction
- Page de login accessible
- Connexion admin fonctionne

```
Excellent ! Le build Docker a réussi ! Maintenant lançons le conteneur.

Bash Démarrer conteneur Docker
$ cd /data/git/myisir && docker-compose up -d

DUF Exit code 1
/home/baskiotis/.local/lib/python3.10/site-packages/paramiko/pkey.py:100: Cryptogr
  "cipher": algorithms.TripleDES,
```

Allow this bash command?

```
docker rm -f myisir-app 2>/dev/null; docker-compose up -d 2>&1 | tail -20
Nettoyer et redémarrer conteneur
```

1 Yes

2 Yes, and don't ask again

3 No

Tell Claude what to do instead



Réflexion au niveau projet

- Proposition d'architecture,
- Validation de la méthologie,
- Propositions de codes... + interface de validation

⇒ Le développeur laisse le chatbot écrire le code mais le valide au fur et à mesure

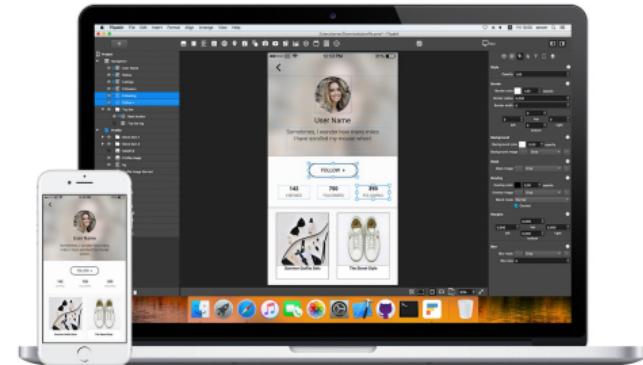


Quid des approches *no-code* (ou *low-code*)

No-Code

Patterns/templates pré-définis pour: sites web (variés), applications basiques, ...

Des promesses (à peu près) effectives, mais dans des **cas d'usage assez limités**



Exemple de script Python (fonctionnel)

```
python  
  
import re  
import random  
  
N = 10 # nombre de questions tirées  
  
with open("banque.gift") as f:  
    content = f.read()  
  
questions = re.findall(  
    r"::.*?::\s*(.*?)\n(\{\s*(.*?)\}\n",  
    content,
```

Low-code

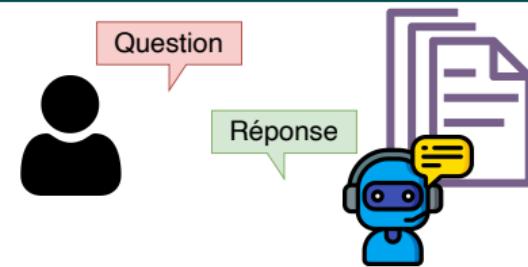
Requête LLM pour la génération de code + Intégration rapide avec pas/peu de vérification

Rapidité & impression de maîtrise... Mais **prise de risque** sur la fiabilité des développements



(4) Analyse de documents

- Résumer des documents / articles
- Dialoguer avec une base documentaire
- Aide à la rédaction de revues critiques
- FAQ, services de support interne en entreprise
- Veille technologique
- Génération de quiz à partir de notes de cours



WiFi NotebookLM

Think **Smarter**,
Not Harder

Try NotebookLM

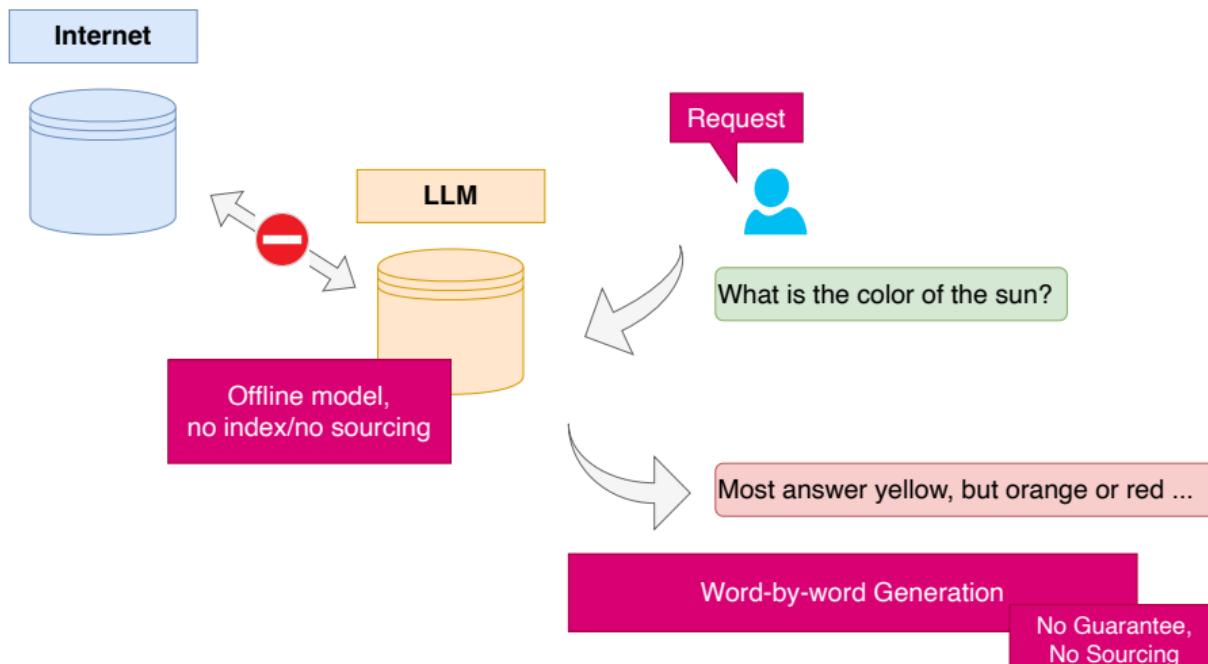
⇒ Des réponses ciblées ancrées dans des documents

- Quel rapport à la biblio dans le futur ?
- Comment gagner du temps tout en restant honnête et éthique ?
- Augmenter la fiabilité ≠ réponse fiable



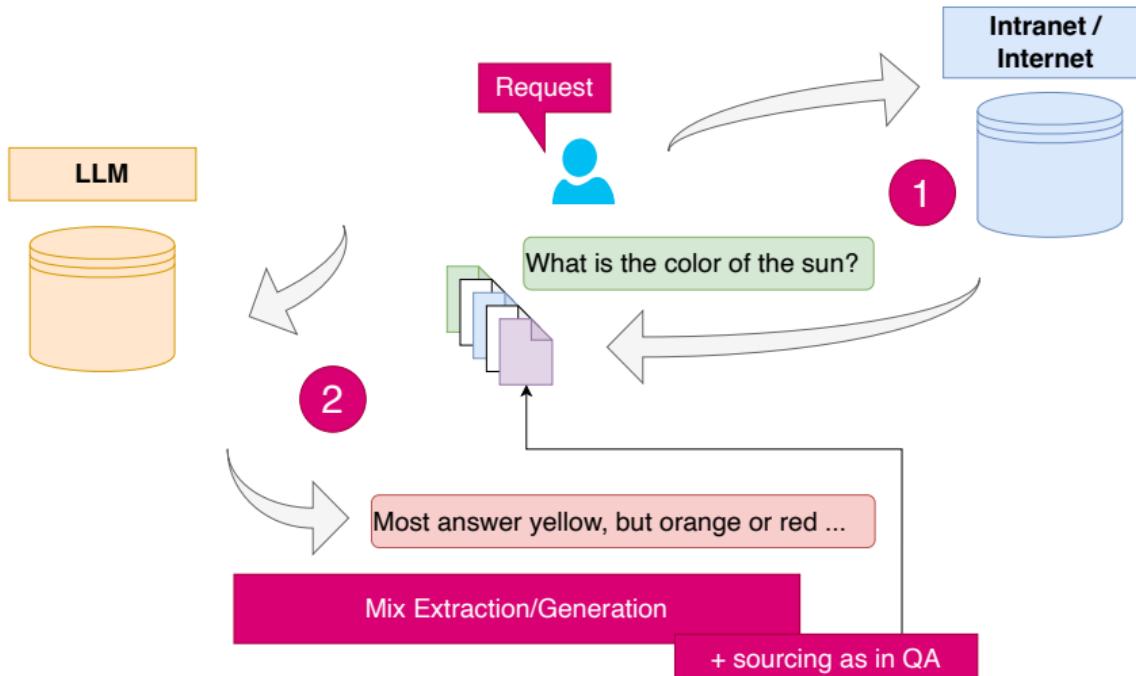
LLMs \Rightarrow RAG : mémoire vs extraction d'information

- Poser des questions à ChatGPT... Une utilisation surprenante !
- Mais est-ce raisonnable ?
[Vraie question ouverte (!)]





LLMs \Rightarrow RAG : mémoire vs extraction d'information

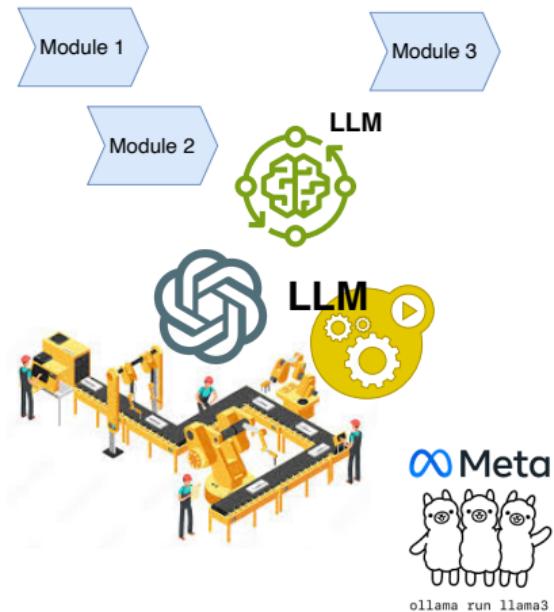


- RAG : génération augmentée par récupération
- Limite (actuelle) sur la taille d'entrée (2k, 32k, 200k tokens)



(5) LLM dans une chaîne de production / IA agentique

- Faire tourner un LLM en local
 - Extraire des connaissances
 - Générer des exemples pour entraîner un modèle
[Professeur/élève – distillation]
 - Générer des variantes d'exemples
[Augmentation de données]
- ⇒ Intégrer le LLM dans une chaîne de traitement
= peu/pas de supervision = **IA agentique**



- Peut-on entraîner des modèles sur des données générées ?
- Quel est le coût ? (\$ + CO₂) Besoin de GPU ?
- Quelle est la qualité des modèles à poids ouverts ?



Toolformer : quand le LLM faut appel à des outils

Le LLM:

- 1 Identifie ses faiblesses
- 2 Fait appel aux outils/API pour mieux répondre

⇒ Sources de données contrôlées (SQL, wikipedia) = RAG++; calculatrice; traducteur; moteur de calcul spécialisé

LLM au coeur du système

The New England Journal of Medicine is a registered trademark of [QA("Who is the publisher of The New England Journal of Medicine?") → Massachusetts Medical Society] the MMS.

Out of 1400 participants, 400 (or [Calculator(400 / 1400) → 0.29] 29%) passed the test.

The name derives from "la tortuga", the Spanish word for [MT("tortuga") → turtle] turtle.

The Brown Act is California's law [WikiSearch("Brown Act") → The Ralph M. Brown Act is an act of the California State Legislature that guarantees the public's right to attend and participate in meetings of local legislative bodies.] that requires legislative bodies, like city councils, to hold their meetings open to the public.



Chaîne de traitements de documents

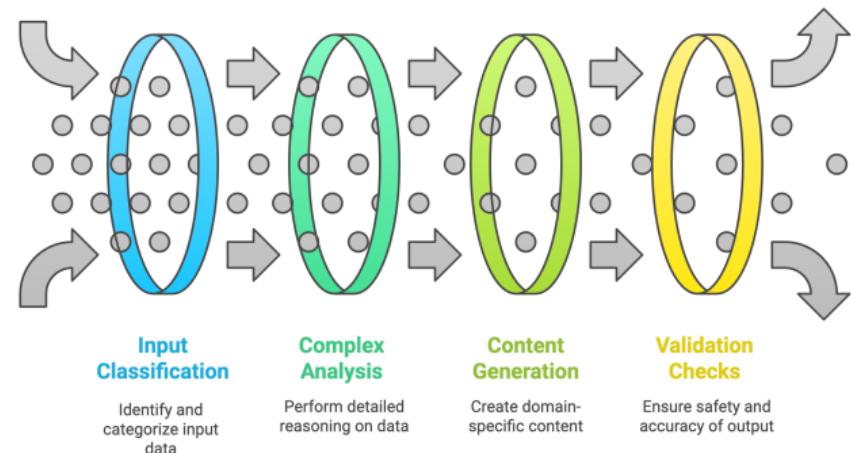
- Récupération des pdf
- Transformation en textes
- Comptage / Identification de termes / indexation
- Accès aux informations
- **Vérification**

LLM Chaining Process

Exemple:

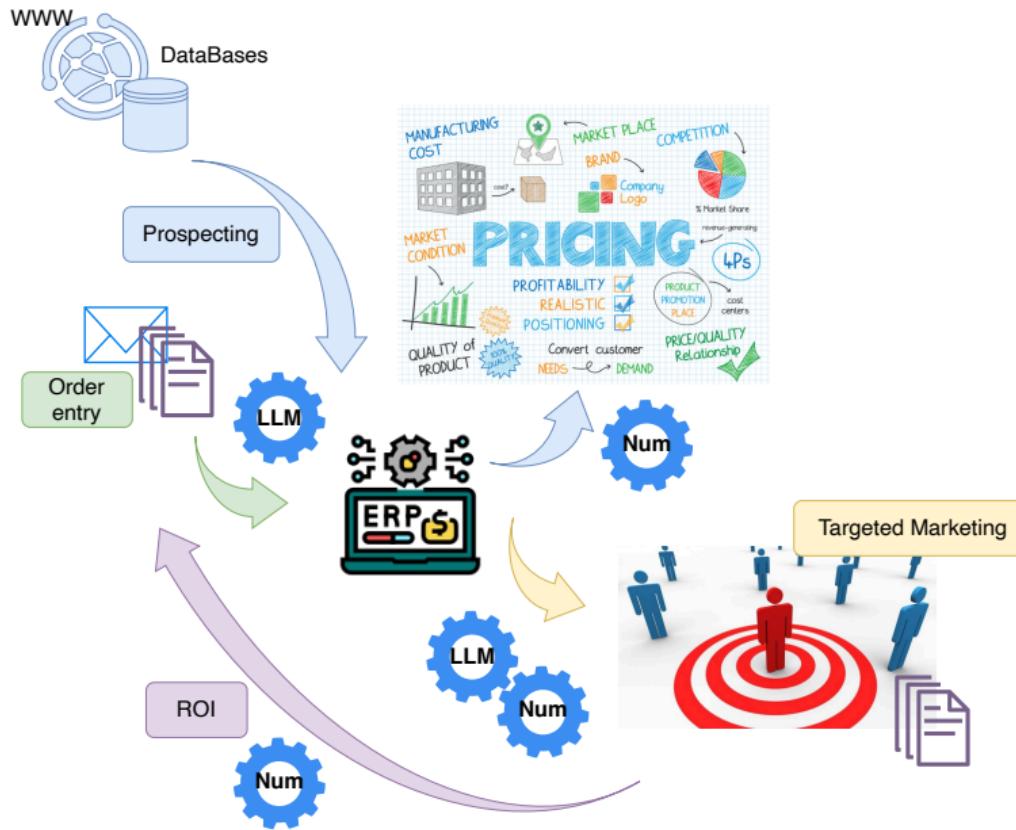
Construire un JSON à partir du document pdf suivant listant:

- le titre de la thèse
- le nom du candidat
- une liste de mots clés
- un résumé en quelques mots du sujet



⇒ Saisie de documents financiers etc...

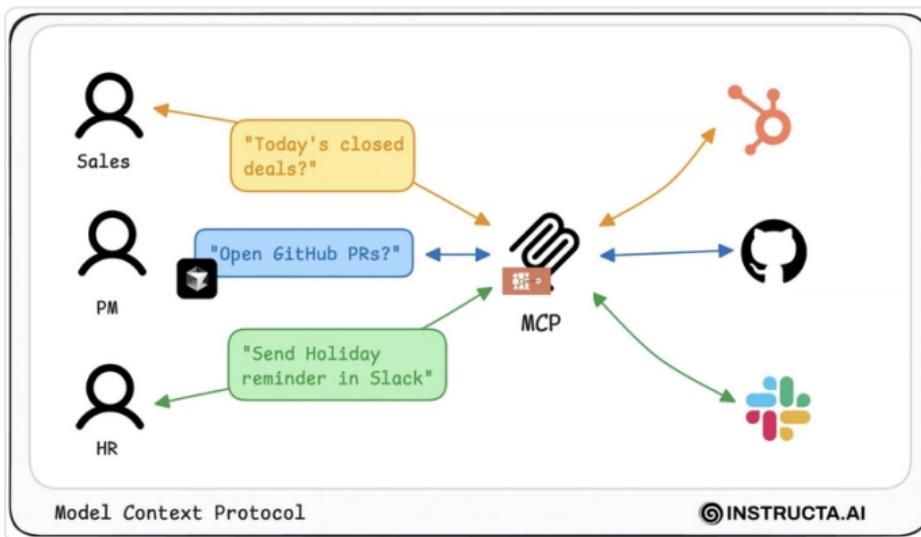
A Intégration dans un système complexe



- Liste de prospects
- Traitement des mails, identification des besoins
- Interaction ERP ⇒ bases de propositions
- Pricing
- Ecriture d'une proposition commerciale



Protocole MCP



- Interfaçage avec des LLM (distants ou locaux)
- Lien avec les applications (mails, sites, messagerie, calendrier)

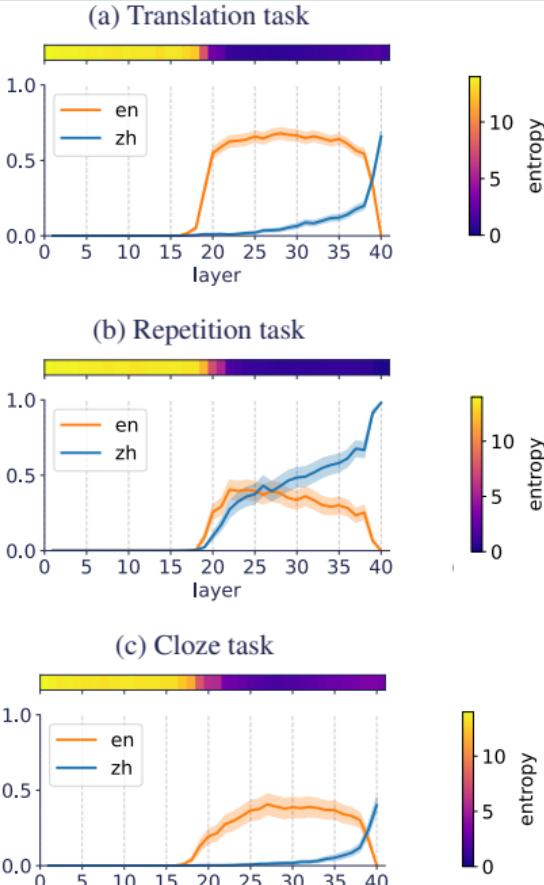
⇒ Interfaçage des LLM = base techniques des agents... Et de nombreuses applications



Gestion des langues

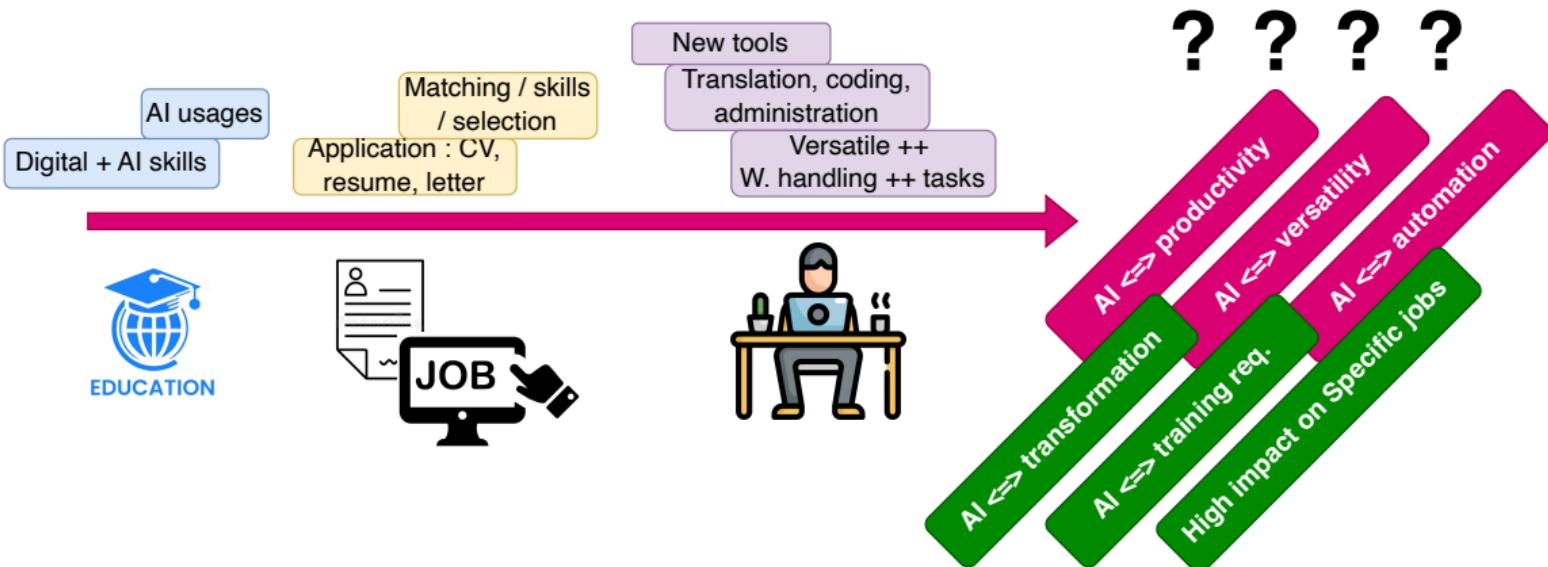
- Les modèles de langues sont aujourd'hui multilingues:
 - ⇒ Rester dans votre langue de confort
 - ⇒ Demander les réponses dans n'importe quelle langue

[Wendler et al. 2024] Do Llamas Work in English?
On the Latent Language of Multilingual Transformers





L'IA et le rapport au travail



LES RISQUES ASSOCIÉS À CES USAGES

Typologie des risques en IA/NLP (L. Weidinger)



Discrimination, exclusion and toxicity

Harms that arise from the language model producing discriminatory and exclusionary speech.



Information hazards

Harms that arise from the language model leaking or inferring true sensitive information.



Misinformation harms

Harms that arise from the language model producing false or misleading information.



Malicious
uses

Harms that arise from actors using the language model to intentionally cause harm.



Human-computer interaction harms

Harms that arise from users overly trusting the language model, or treating it as human-like.

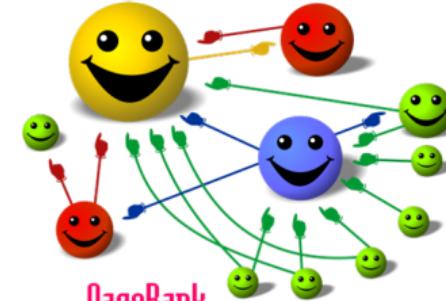


Automation, access and environmental harms

Harms that arise from environmental or downstream economic impacts of the language model.

Accès à l'information

- Accès à des informations dangereuses/interdites
 - +Données personnelles
 - Droit à l'oubli numérique
 - Autorités informationnelles
 - Nature : inconsciemment, image = vérité
 - Source : presse, réseaux sociaux, ...
 - Volume : nombre de variantes, citations (pagerank)
 - Génération de texte : harcèlement...
 - Anthropomorphisation de l'algorithme
 - Distinguer humain et machine





Apprentissage automatique & biais



Oreilles pointues,
moustaches, texture de poils
=
Chat



Homme blanc, +40ans,
costume
=
Cadre supérieur

Biais dans les données ⇒ biais dans les réponses

L'apprentissage automatique repose sur l'extraction de biais statistiques...

⇒ Lutter contre les biais = ajustement manuel de l'algorithme



Apprentissage automatique & biais

≡ Google Traduction



Stéréotypes tirés de *Pleated Jeans*

- Choix du genre
- Couleur de peau
- Posture
- ...

Biais dans les données ⇒ biais dans les réponses

L'apprentissage automatique repose sur l'extraction de biais statistiques...

⇒ Lutter contre les biais = ajustement manuel de l'algorithme



Correction des biais & ligne éditoriale

Correction des biais :

- Sélection de données spécifiques, rééquilibrage
- Censure de certaines informations
- Censure des résultats de l'algorithme

⇒ Travail éditorial...

Réalisé par qui ?

- Experts du domaine / cahier des charges
- Ingénieurs, lors de la conception de l'algorithme
- Groupe éthique, lors de la validation des résultats
- Équipe communication / réponses aux utilisateurs

⇒ Quelle légitimité ? Quelle transparence ? Quelle efficacité ?



L'apprentissage automatique n'est jamais neutre

1 Sélection des données

- Sources, équilibre, filtrage



2 Transformation des données

- Sélection + combinaison d'informations

3 Connaissances a priori

- Équilibre, fonction de perte (loss), a priori, choix des opérateurs...



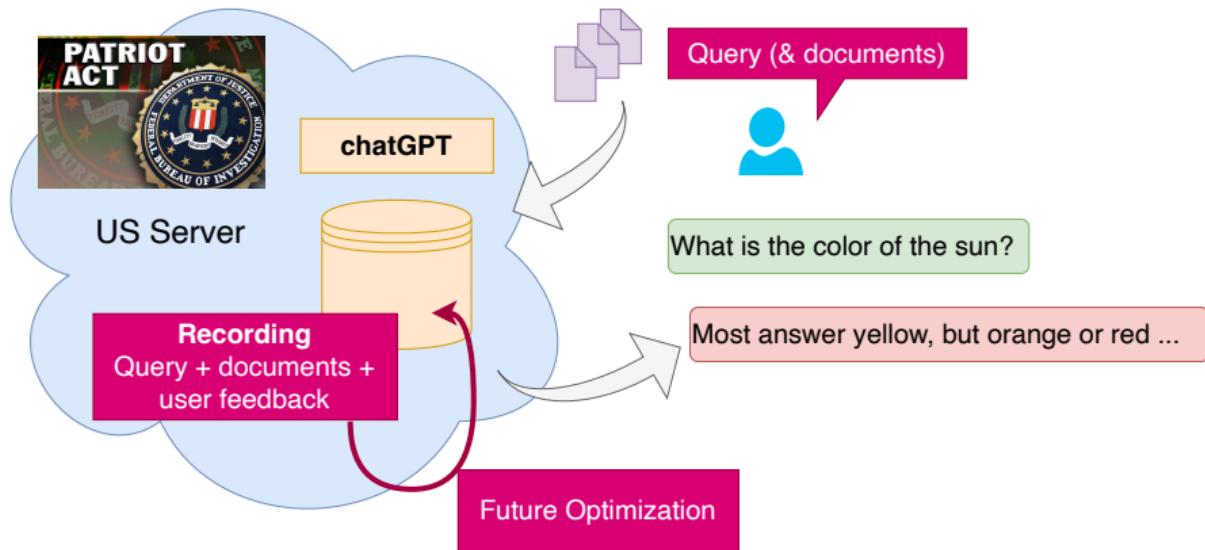
4 Filtrage des sorties

- Post-traitement
- Censure, redirection, ...

⇒ Des choix qui influencent les résultats de l'algorithme



Fuites de données

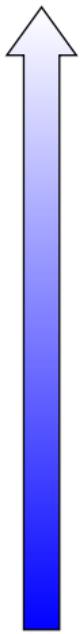


- Transmission de données sensibles
- Exploitation des données par OpenAI (ou d'autres)
- Fuite de données dans de futurs modèles



Des niveaux de risques vs sécurisation

Outils



Outil commercial, **gratuit**
Licences/CGU variables



Outil commercial,
Licence payante
+ garanties / patriot act



Outil commercial
Licence payante + option
e.g. **Serveur européen**



LLM Institutionnel
Déployé sur un
périmètre contrôlé



Usage local
Modèles pré-entraînés-
raffinés



Données



Doc. quelconque



Information personnelle



Projet en cours



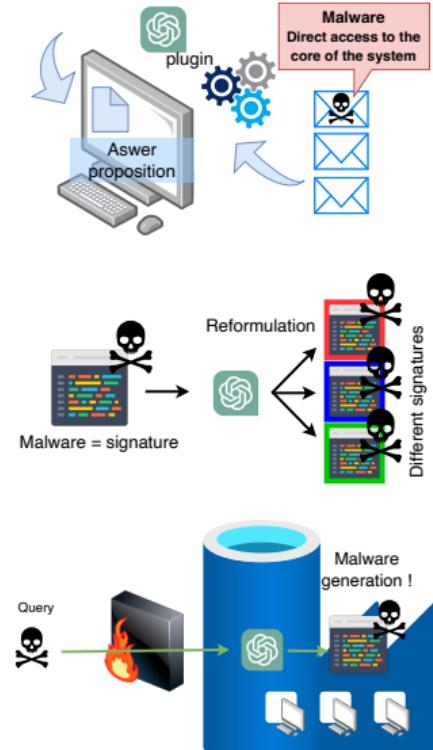
Enregistrements médicaux





Problèmes de Sécurité

- Extensions / Plug-ins ⇒ Souvent des vulnérabilités de sécurité importantes pour les utilisateurs
 - Accès aux e-mails / transfert d'informations sensibles, etc.
- Problèmes de gestion pour les entreprises
 - Sécurisation de (très) gros fichiers
- Augmentation des opportunités pour les signatures de logiciels malveillants (malware)
 - ≈ reformulation logicielle
- Nouveaux problèmes !
 - Génération directe de logiciels malveillants (malware)



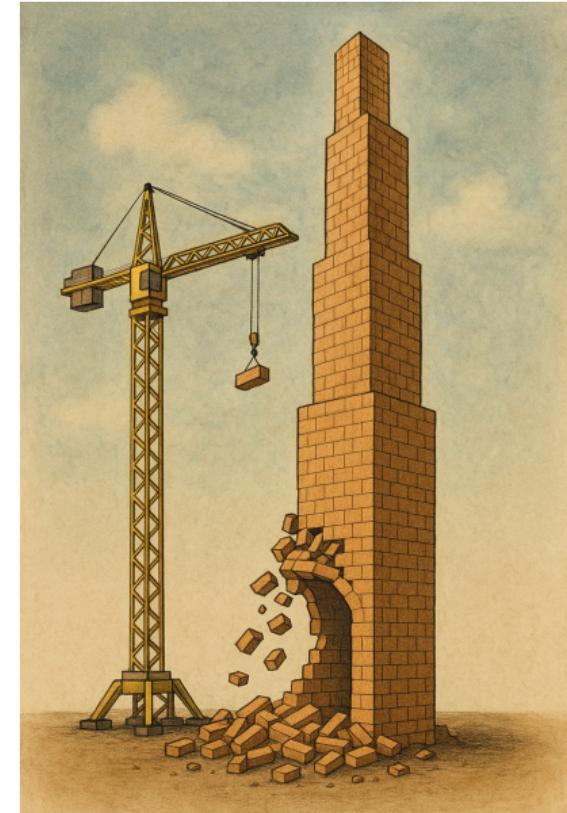


Défi dans l'enseignement

- Redéfinir des priorités pédagogiques, sujet par sujet, comme pour Wikipedia/calculatrice/...
 - Accepter la **perte/réduction de certaines compétences**
- Former les étudiants aux LLMs... et savoir parfois les interdire



- Déetecter les contenus générés par LLM, connaître les outils





Détection des textes générés par chatGPT

L'externalité fait référence au fait qu'une activité économique d'un agent peut avoir un impact sur d'autres personnes sans qu'il y ait de compensation financière. Cela peut être bénéfique pour les autres, comme offrir une utilité gratuitement, ou nuisible, comme causer des dommages écosystémiques, économiques ou qui ne sont pas compensés par le coût, mais

Tout cocher Trier les documents par Date de dépôt

Plagiat Def 2 #4483eb 07/01/2023 19:18 par vous | 122 mots | 19,47 ko | [Plus d'infos](#) X 0% Rapport

Plagiat Def 1 #f90ff3 07/01/2023 19:16 par vous | 135 mots | 16,78 ko | [Plus d'infos](#) X 100% Rapport

L'externalité caractérise le fait qu'un agent économique crée, par son activité, un effet externe en procurant à autrui, sans contrepartie monétaire, une utilité ou un avantage de façon gratuite, ou au contraire une nuisance, un dommage sans compensation (coût social, coût écosystémique, pertes de ressources pas, peu, difficilement, lentement ou coûteusement renouvelables...).

De la sorte, un agent économique se trouve en position d'influer consciemment ou inconsciemment sur la situation d'autres agents, sans que ceux-ci soient parties prenantes à la décision : ces derniers ne sont pas forcément informés et/ou n'ont pas été consultés et ne participent pas à la gestion de ses conséquences par le fait qu'ils ne reçoivent (si l'influence est négative), ni ne paient (si l'influence est positive) aucune compensation.

En résumé : « Tout coûte mais tout ne se paie pas »

Reformulation par chatGPT

Définition de Wikipedia

Crédit: S.
Pajak



Détection des *textes générés par chatGPT*

GPTZero

Detect AI Plagiarism. Accurately



Chat GPT



AI Detector

- **Classifieur de texte** (comme pour n'importe quel auteur)
 - Détection des biais dans le choix des mots / la formulation
- Caractérisation de la **vraisemblance** du texte ([OpenAI](#), [GPTZero](#))
 - Hyper-fluidité des phrases, surabondance de connecteurs logiques
 - Modèle de langage = statistique ⇒ mesure entre distributions (**perplexité**)
- δ -**vraisemblance** sur des textes perturbés ([DetectGPT](#))

Détecteurs ⇒ détection < 100%

- + niveau de confiance dans la détection
- dépend de la longueur du texte et des modifications effectuées
- ≈ détecte des morceaux de Wikipédia (chatGPT = *perroquet stochastique*)
- ⚠ détecte la traduction comme la génération

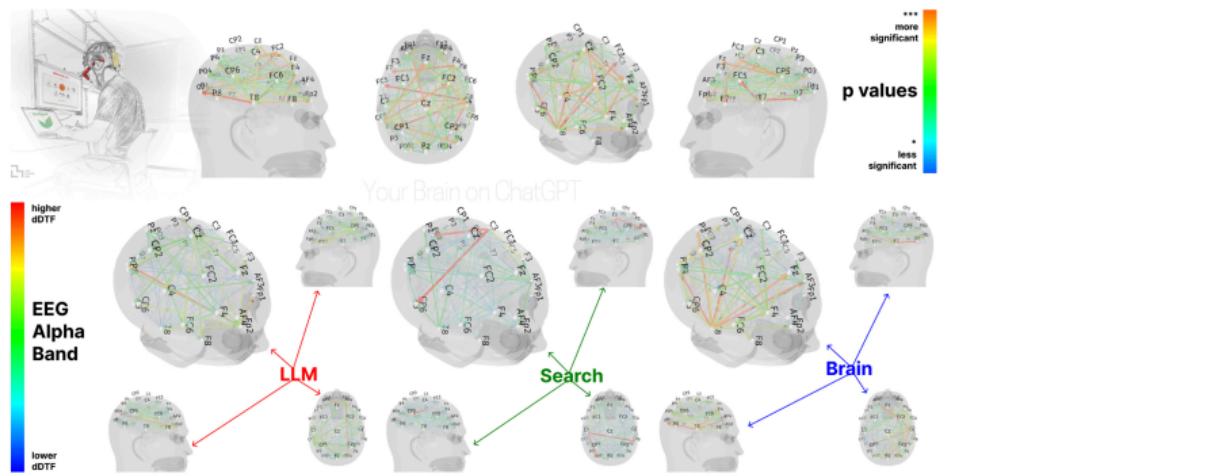


Déclin / évolution cognitive

Notre cerveau va évoluer avec ces nouveaux outils...

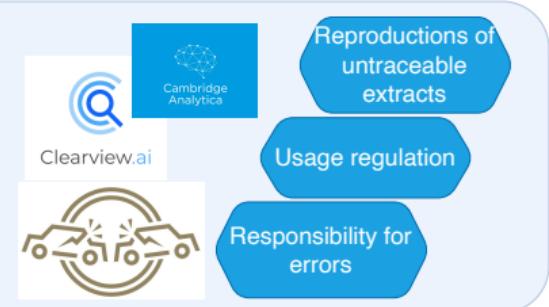
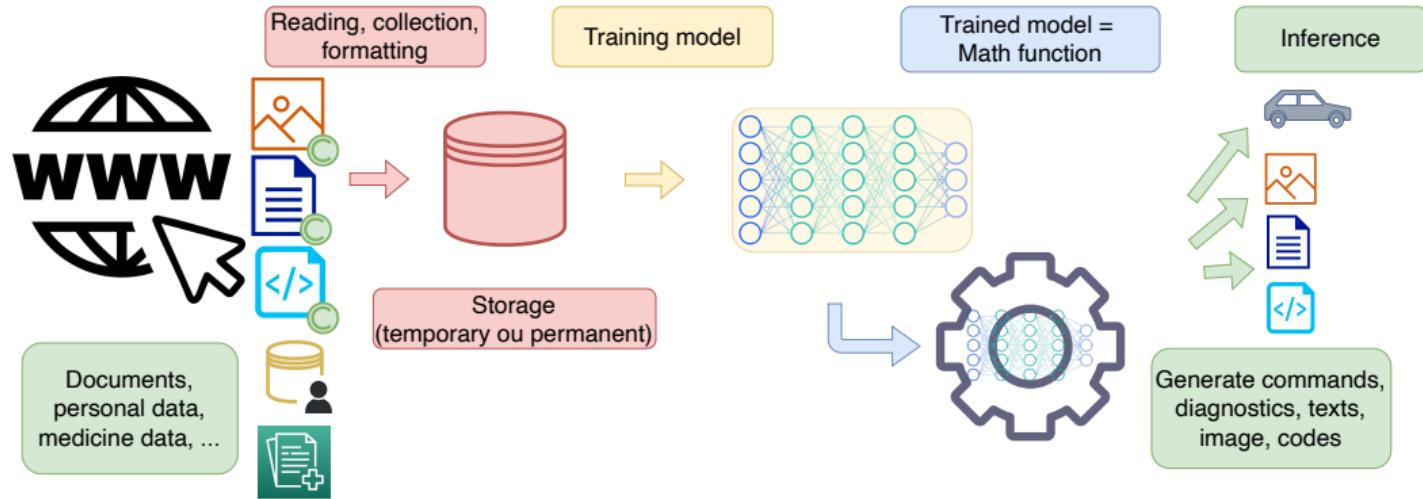
Quelle est la portée de ces transformations? Quelles en seront les conséquences?

- Les sciences de l'éducation et la psychologie l'avaient conjecturé...
les sciences cognitives l'ont mesuré





Risques/Questions juridiques





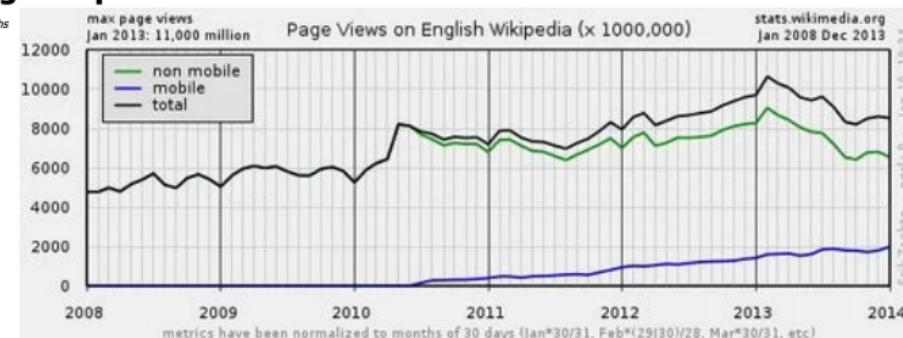
Questions économiques

- Financement/Publicité \Leftrightarrow visites des internautes
- Google Knowledge Graph (2012) \Rightarrow moins de visites, donc moins de revenus
- chatGPT = encodage de l'information du web... \Rightarrow encore moins de visites ?

\Rightarrow Quel modèle économique / sources d'information avec chatGPT ?

Google's Knowledge Graph Boxes: killing Wikipedia?

by Gregory Kohs



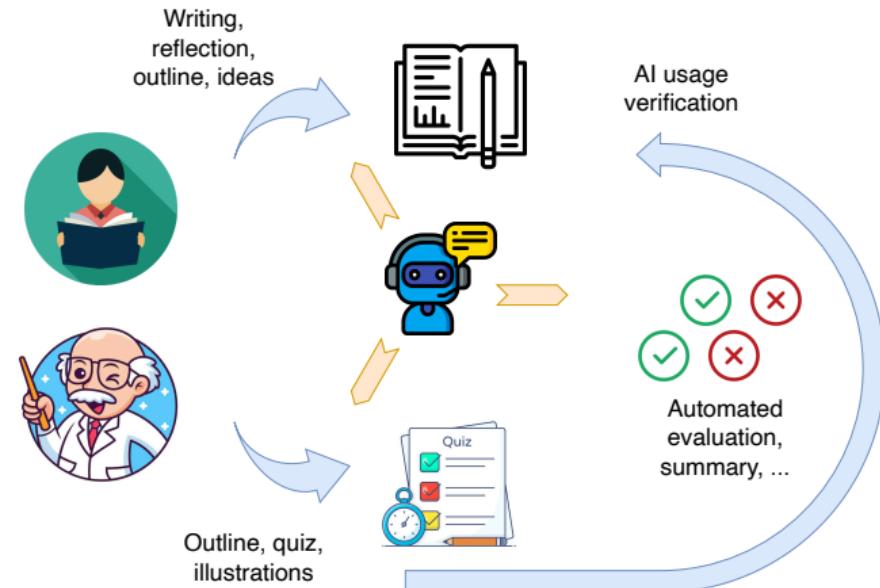
\Rightarrow Qui bénéficie du retour d'information ? [StackOverflow]



Risques liés à la généralisation de l'IA

L'IA partout =
perte de sens ?

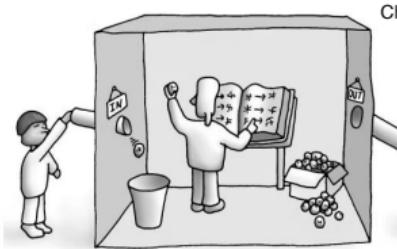
- Dans le domaine éducatif
- Transposition aux RH
- Aux systèmes de financement par projet



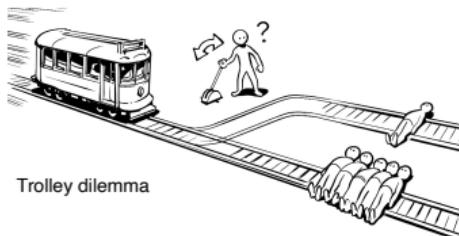
CONCLUSION

A

Les représentations de l'Intelligence Artificielle



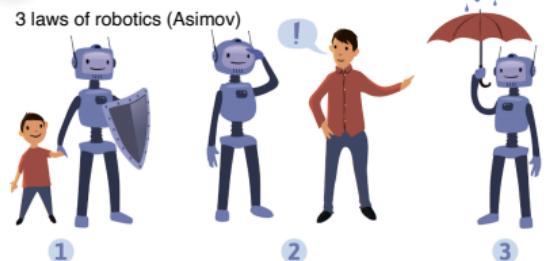
Chinese room



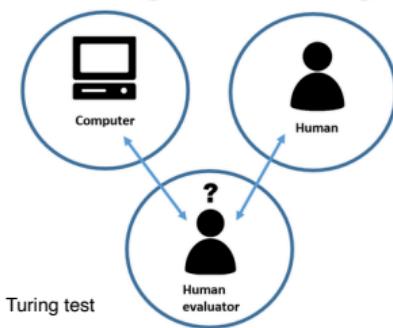
Trolley dilemma



Mary's room

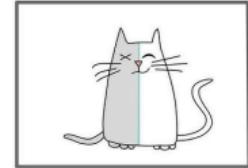


3 laws of robotics (Asimov)

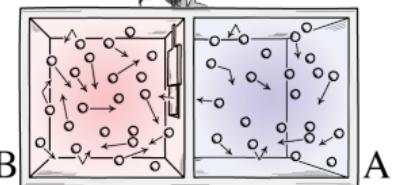


Turing test

Schrodinger's cat

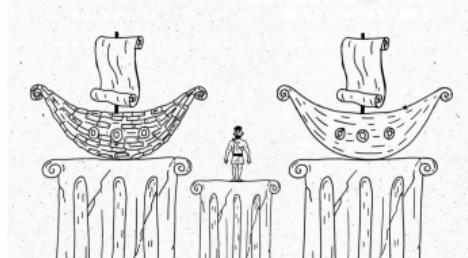


Maxwell's demon



B A

Theseus's boat





Défis à venir

■ Qu'en est-il des hallucinations ?

- Faut-il chercher à les réduire ou apprendre à vivre avec ?
- Les LLM vont-ils s'améliorer ? Dans quelles directions ?
- Les LLM nous font-ils *perdre* notre lien à la vérité ? À la vérification ?

■ Avons-nous besoin de petits ou de grands modèles de langue ?

- Combien cela coûte-t-il ? Est-ce durable ?
- Avec ou sans ajustement fin (fine-tuning) ?
- Que signifie la frugalité dans le monde des LLM ?

■ Quand les autres les utilisent... Quel impact cela a-t-il sur moi ?

- Productivité (chercheurs, codeurs, relecteurs, ...)
- Éducation : gestion / formation d'étudiants *technophiles*

■ Protection des données... les miennes et celles des autres

- Est-il raisonnable d'entraîner des LLM sur GitHub, Wikipédia, des articles scientifiques, des sites d'actualités, etc. ?
- Quelle importance accorder à la vie privée ? Quels sont les risques liés à l'usage d'un LLM ?



Défis à venir

■ Qu'en est-il des hallucinations ?

- Faut-il chercher à les réduire ou apprendre à vivre avec ?
- Les LLM vont-ils s'améliorer ? Dans quelles directions ?
- Les LLM nous font-ils perdre notre lien à la vérité ? À la vérification ?

■ Avons-nous besoin de petits ou de grands modèles de langue ?

- C
 - A
 - Q
- Le smartphone a fait de moi un *humain augmenté*...
- Le LLM fera-t-il de moi un *chercheur augmenté* ?

■ Quand les autres les utilisent... quel impact cela a-t-il sur moi ?

- Productivité (chercheurs, codeurs, relecteurs, ...)
- Éducation : gestion / formation d'étudiants *technophiles*

■ Protection des données... les miennes et celles des autres

- Est-il raisonnable d'entraîner des LLM sur GitHub, Wikipédia, des articles scientifiques, des sites d'actualités, etc. ?
- Quelle importance accorder à la vie privée ? Quels sont les risques liés à l'usage d'un LLM ?



Quelle approche de la question éthique ?

Médecine

- 1 **Autonomie** : le patient doit pouvoir prendre des décisions éclairées.
- 2 **Bienfaisance** : obligation d'agir pour le bien, dans l'intérêt du patient.
- 3 **Non-malfaisance** : éviter de causer du tort, évaluer les risques et les bénéfices.
- 4 **Égalité** : équité dans la répartition des ressources et des soins de santé.
- 5 **Confidentialité** : garantir la confidentialité des informations du patient.
- 6 **Vérité et transparence** : fournir une information honnête, complète et compréhensible.
- 7 **Consentement éclairé** : obtenir le consentement libre et éclairé des patients.
- 8 **Respect de la dignité humaine** : traiter chaque patient avec respect et dignité.

Intelligence artificielle

- 1 **Autonomie** : les humains gardent le contrôle du processus
- 2 **Bienfaisance** : dans l'intérêt de qui ? Utilisateur + GAFAM...
- 3 **Non-malfaisance** : humains + environnement / durabilité / usages malveillants
- 4 **Égalité** : accès à l'IA et égalité des chances
- 5 **Confidentialité** : qu'en est-il du modèle économique de Google/Facebook ?
- 6 **Vérité et transparence** : la tragédie de l'IA moderne
- 7 **Consentement éclairé** : des cookies aux algorithmes, savoir quand on interagit avec une IA
- 8 **Respect de la dignité humaine** : comportements de harcèlement / distinction humain-machine



Quelle approche de la question éthique ?

Médecine

- 1 **Autonomie** : le patient doit pouvoir prendre des décisions éclairées.
- 2 **Bienfaisance** : obligation d'agir pour le bien, dans l'intérêt du patient.
- 3 **Non-malfaisance** : éviter de causer du tort, évaluer les risques et les bénéfices.
- 4 **Égalité** : équité dans la répartition des ressources et des soins de santé.
- 5 **Confidentialité** : garantir la confidentialité des informations du patient.
- 6 **Vérité et transparence** : fournir une information honnête, complète et compréhensible.
- 7 **Consentement éclairé** : obtenir le consentement libre et éclairé des patients.
- 8 **Respect de la dignité humaine** : traiter chaque patient avec respect et dignité.

Intelligence artificielle

- 1 **Autonomie** : les humains gardent le contrôle du processus
- 2 **Bienfaisance** : dans l'intérêt de qui ? Utilisateur + GAFAM...
- 3 **Non-malfaisance** : humains + environnement / durabilité / usages malveillants
- 4 **Égalité** : accès à l'IA et égalité des chances
- 5 **Confidentialité** : qu'en est-il du modèle économique de Google/Facebook ?
- 6 **Vérité et transparence** : la tragédie de l'IA moderne
- 7 **Consentement éclairé** : des cookies aux algorithmes, savoir quand on interagit avec une IA
- 8 **Respect de la dignité humaine** : comportements de harcèlement / distinction humain-machine



Niveaux d'accès à l'intelligence artificielle

1 Utilisateur via une interface : *chatGPT*

- Une formation reste nécessaire (2–4 h)

2 Utilisation de bibliothèques Python

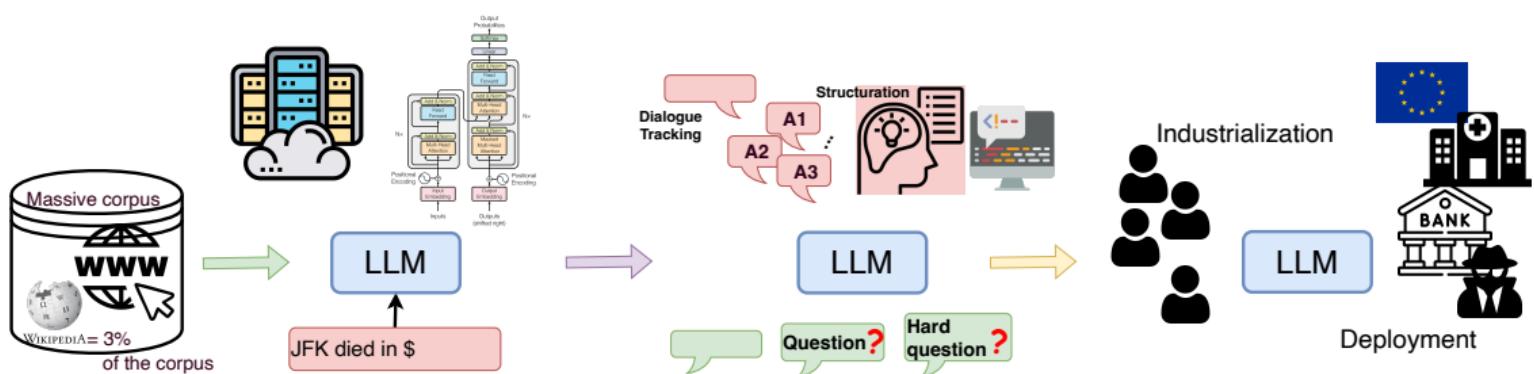
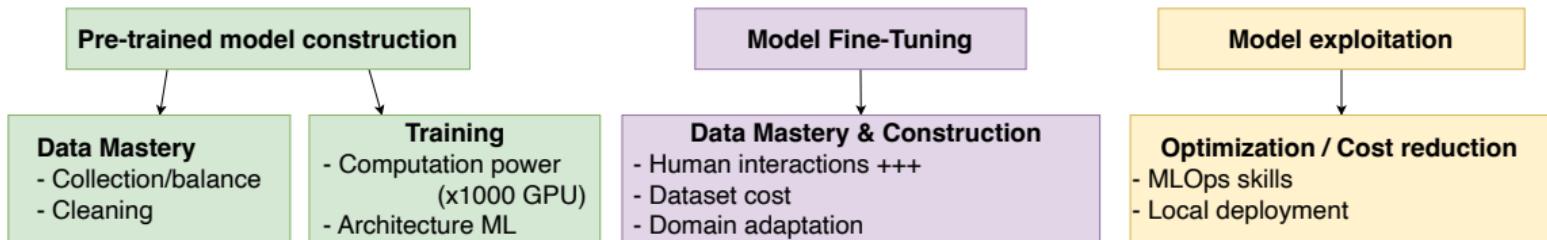
- Bases sur les protocoles
- Chaînes de traitement standards
- Formation : 1 semaine à 3 mois (ML/DL)

3 Développeur d'outils

- Adapter les outils à un cas spécifique
- Intégrer des contraintes métier
- Construire des systèmes hybrides (mécanistes / symboliques)
- Combiner texte et images
- Formation : ≥ 1 an

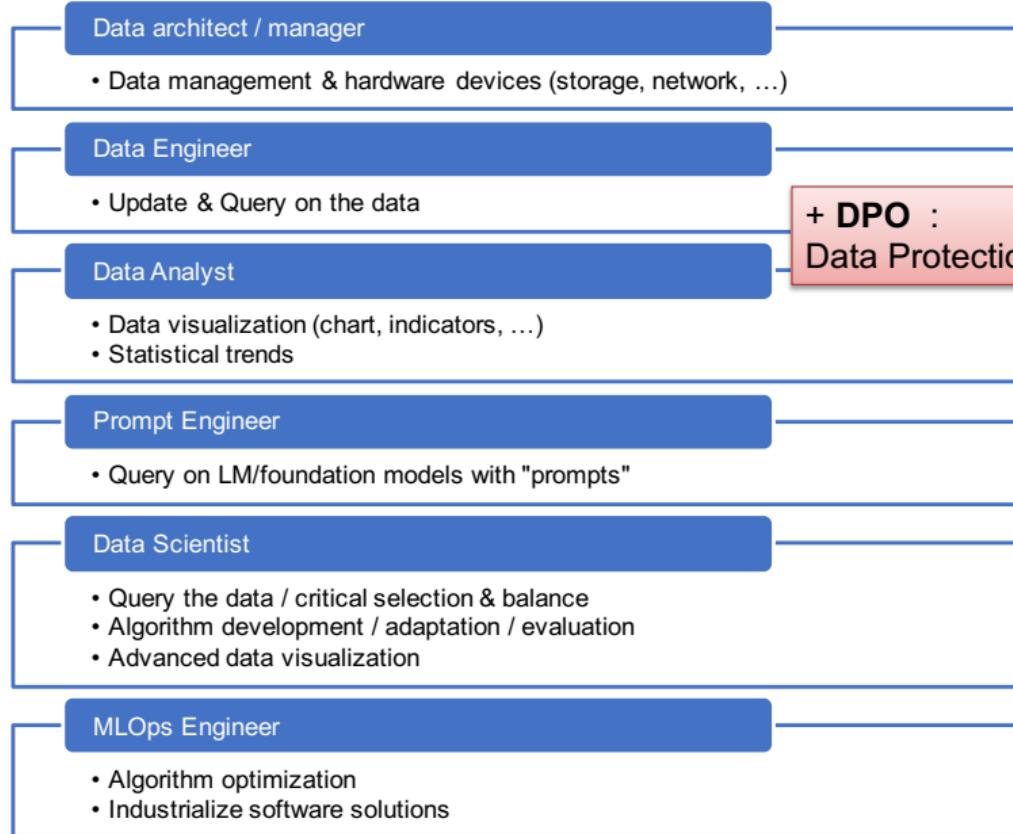


Souveraineté numérique : toute la chaîne





Une multitude de métiers



+ DPO :
Data Protection Officer





Facteurs d'acceptabilité de l'IA générative

1 Utilitarisme :

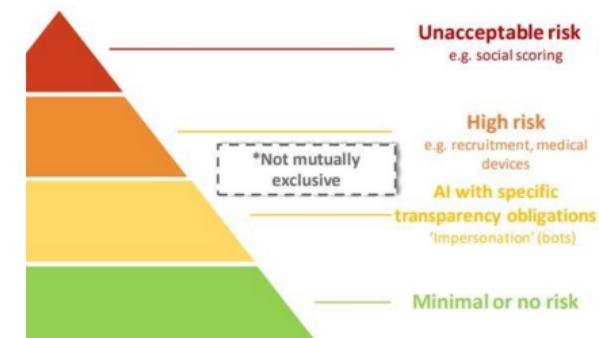
- Performance (facteur d'acceptation de ChatGPT)
- Fiabilité / auto-évaluation

2 Non-dangerosité :

- Biais / correction
- Transparence (ligne éditoriale, confusion humain/machine)
- Mise en œuvre fiable
- Souveraineté (?)
- Régulation (AI Act)
 - Éviter les applications dangereuses

3 Savoir-faire :

- Formation (utilisation / développement)





Pourquoi tant de controverses ?

- Nouvel outil [Décembre 2022]
- + Vitesse d'adoption sans précédent [1 million d'utilisateurs en 5 jours]
- Forces et faiblesses... mal comprises par les utilisateurs
 - Gains de productivité importants
 - Usages surprenants / parfois absurdes
 - Biais / usages dangereux / risques
- Retours mal interprétés
 - Anthropomorphisation de l'algorithme et de ses erreurs
- Coût prohibitif : quel modèle économique, écologique et sociétal ?

