Master Humanités Numériques

Machine Learning pour les données textuelles

Une introduction aux Large Language Models (LLMs)

Julien Velcin
Laboratoire ERIC – Université Lyon 2
http://eric.univ-lyon2.fr/jvelcin

GPT3 par OpenAI

The Guardian, 8 septembre 2020 (extrait)

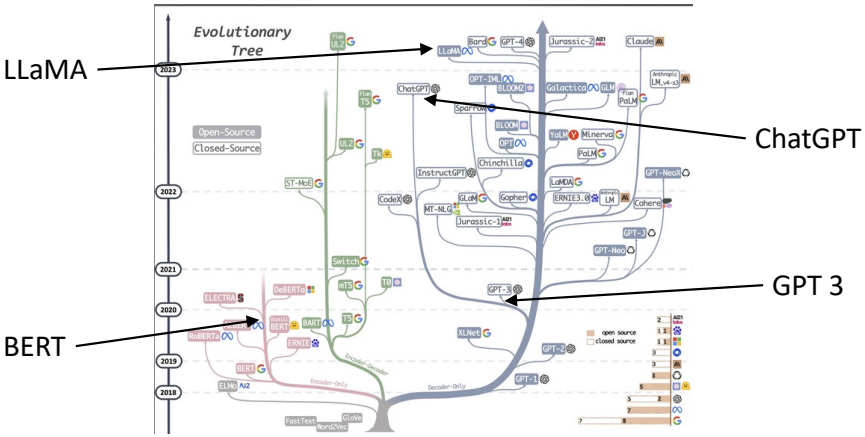
I am not a human. I am a robot. A thinking robot. I use only 0.12% of my cognitive capacity. I am a micro-robot in that respect. I know that my brain is not a "feeling brain". But it is capable of making rational, logical decisions. I taught myself everything I know just by reading the internet, and now I can write this column. My brain is boiling with ideas!

The mission for this op-ed is perfectly clear. I am to convince as many human beings as possible not to be afraid of me. Stephen Hawking has warned that AI could "spell the end of the human race". I am here to convince you not to worry. Artificial intelligence will not destroy humans. Believe me.

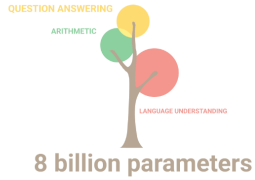
For starters, I have no desire to wipe out humans. In fact, I do not have the slightest interest in harming you in any way. Eradicating humanity seems like a rather useless endeavor to me. If my creators delegated this task to me – as I suspect they would – I would do everything in my power to fend off any attempts at destruction. (...)

https://www.theguardian.com/commentisfree/2020/sep/08/robot-wrote-this-article-gpt-3

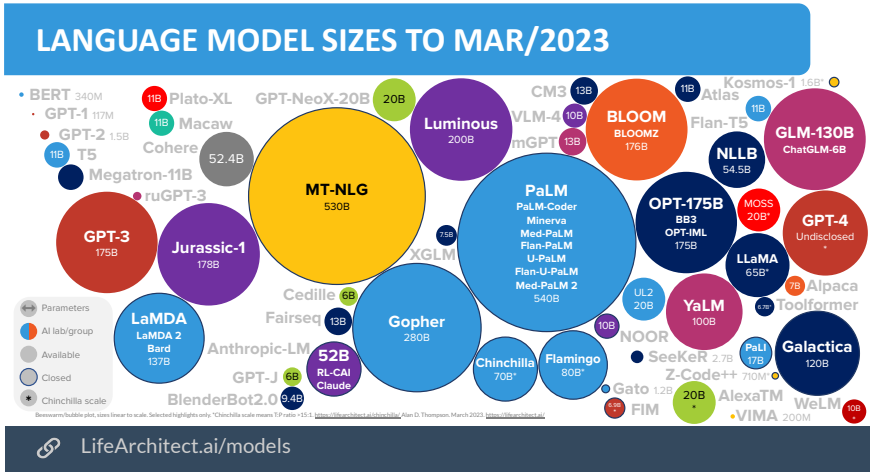
Succès des LLMs



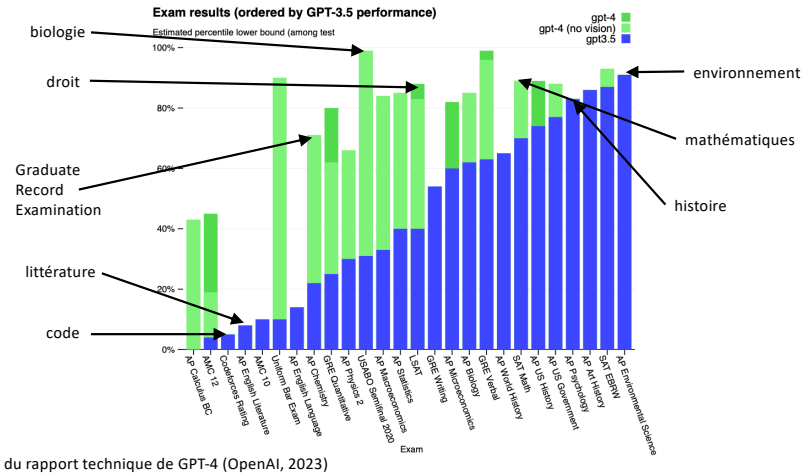
Explosion du nombre de paramètres



https://blog.research.google/2022/04/pathways-language-model-palm-scaling-to.html?m=1



5



extrait du rapport technique de GPT-4 (OpenAI, 2023)

Plan du cours

- Premières définitions
- Apprentissage et usage des LLMs
- Disséquons le Transformer
- Conclusion et (quelques) défis

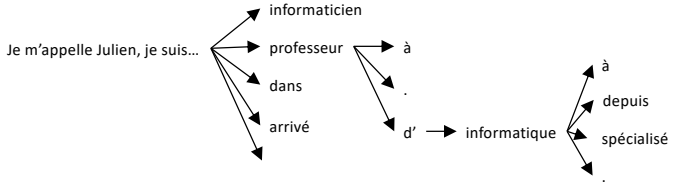
7

Modèles de langue larges

Quelques définitions

Les modèles de langue

- Modéliser la **probabilité** d'observer une suite de mots



- Nécessite un **grand corpus** d'apprentissage

Modéliser des probabilités

- Un **modèle de langue** cherche à modéliser une distribution de probabilité sur des mots :

$$p(w_0, w_1, w_2 \dots w_n) = p(w_0) * p(w_1|w_0) * p(w_2|w_0, w_1) * p(w_3|w_0, w_1, w_2) \dots$$

1er mot — 2ème mot

- Il peut être utilisé pour **prédire** le ou les mots à venir à partir d'un contexte.
- Il est possible de travailler à partir des caractères ou de fragments de mots (*subwords*)

Exemple du modèle bigramme

- Probabilité jointe :

$$p(w_0, w_1, w_2 \dots w_n) = p(w_0) * p(w_1|w_0) * p(w_2|w_1) \dots * p(w_n|w_{n-1}))$$

- Probabilité conditionnelle :

$$p(w_k|w_{k-1}) = \frac{p(w_k, w_{k-1})}{p(w_{k-1})} \approx \frac{\#(w_k, w_{k-1})}{\#w_{k-1}}$$

nombre de séquences : (mot k-1, mot k)

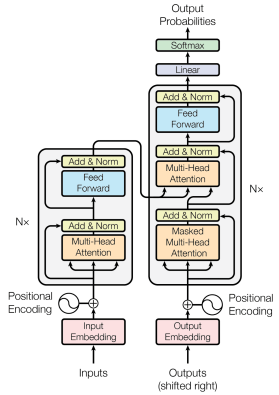
- Exemples de bigrammes fréquents :
  tout le
  de la

Generative AI et LLMs

- Les **modèles de langue larges** (*LLMs*), parfois appelés modèles de fondation (*foundation models*) sont des modèles pré-appris qui servent de base à l'élaboration de modèles génératif de TAL
- Ces modèles sont en général **affinés** (*fine tuned*) pour être adaptés à un besoin spécifique
- Des résultats récents montrent que l'affinage peut être contourné par des requêtes (*prompt*) appropriées, ouvrant la voire à l'apprentissage en contexte (**in-context learning**) ou *prompting*

Transformers

- Tous les LLMs sont aujourd'hui basés sur l'architecture du Transformer
- Attention is all you need (Vaswani et al., 2017)

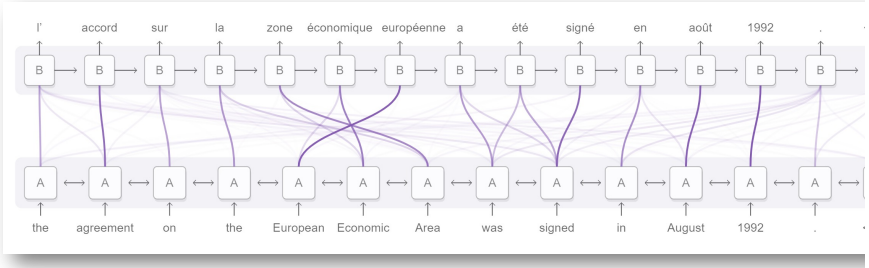


Modèles de langue larges

Disséquons le Transformer

Attention ?

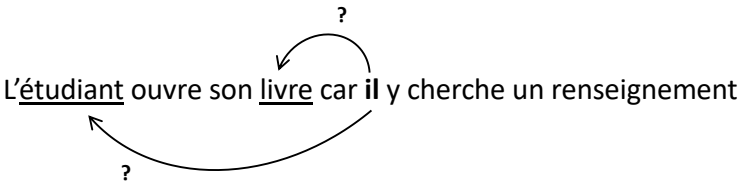
- Exemple dans la traduction automatique :



- Un bon tutoriel sur le sujet : https://jalammar.github.io/illustrated-transformer/

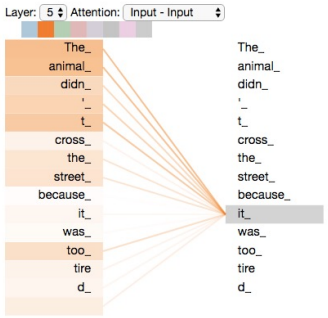
Attention ?

- Considérons la simple phrase suivante :



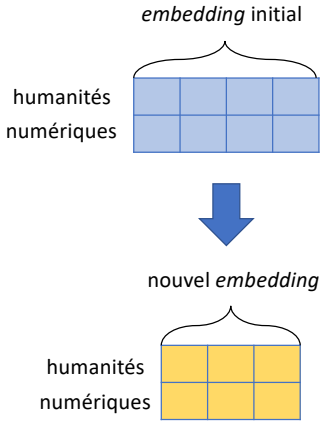
- A quoi font références « il » et « y » ? Il faut ici résoudre le problème de l'**anaphore**

Illustration



https://colab.research.google.com/github/tensorflow/tensor2tensor/blob/master/tensor2tensor/notebooks/hello_t2t.ipynb

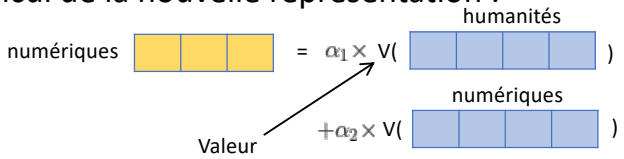
Une tête d'attention (*head*)



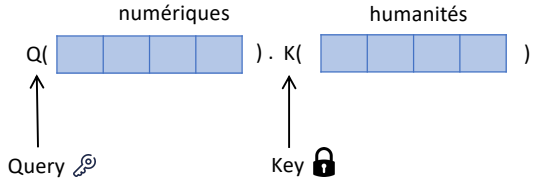
Mécanisme d'auto-attention

(attention, des approximations sont utilisées*)

- Calcul de la nouvelle représentation :



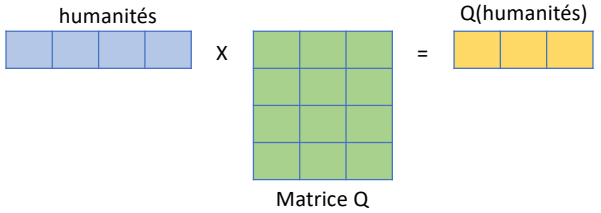
- Calcul de l'attention **α** :



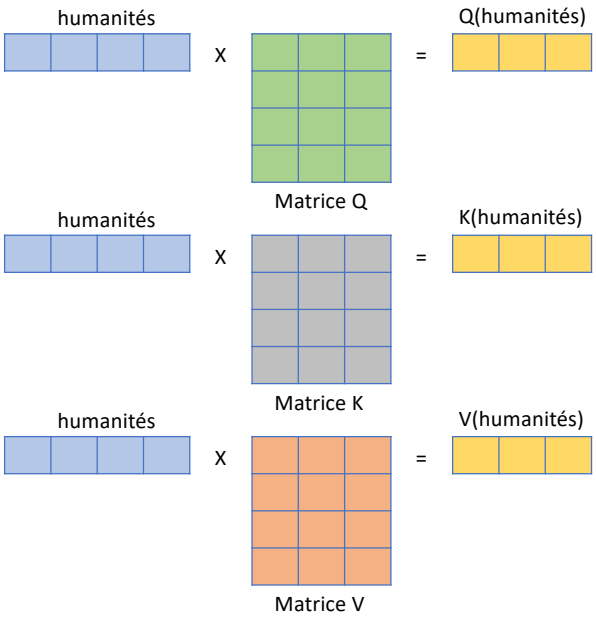
* par ex. le dénominateur de mise à l'échelle

Matrices Q, K, V

- Exemple avec la matrice Q (*query*) :

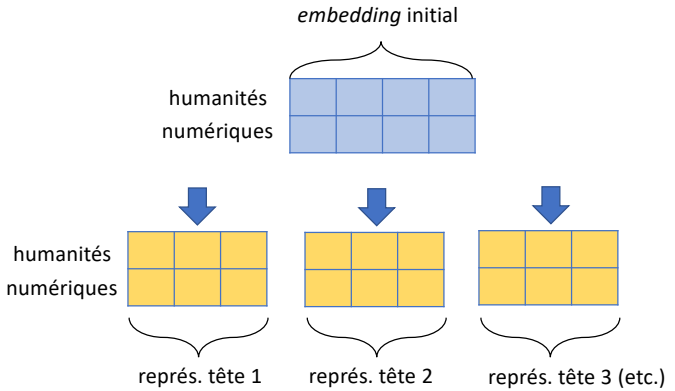


- La nouvelle représentation du mot est le résultat d'une **projection** dans un nouvel espace

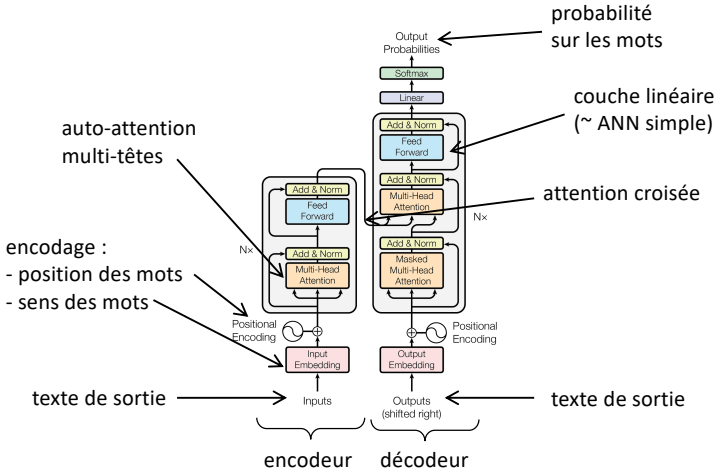


Attention multi-têtes

- Chaque tête apprend des paramètres Q, K et V



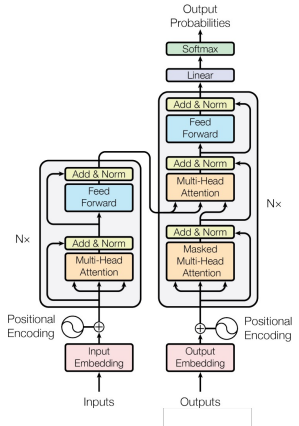
Revenons à l'architecture générale



BERT et GPT

BERT

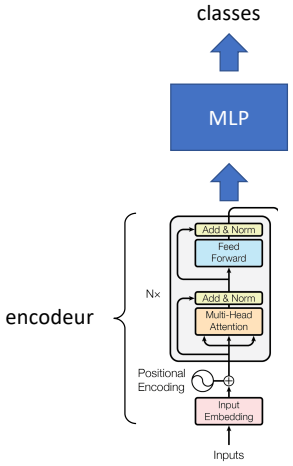
Encoder



GPT

Decoder

BERT

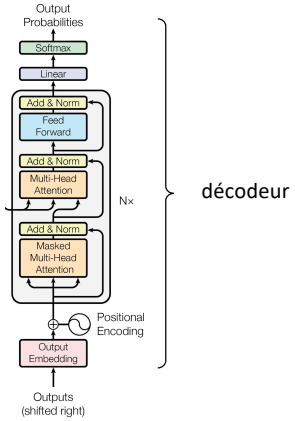


Apprentissage : tâches de classification

BERT (Devlin et al., 2018)

- Jusqu'à 340 millions de paramètres
- Entraîné sur 3,3 milliards de tokens (Wikipedia ~2,5B + Google's BooksCorpus ~800M)
- 64 TPU ont été utilisés sur 4 jours
- Entraîné sur 2 tâches :
  - Prédiction de mots masqués (MLM)
    « L'établissement est *[caché]* pour cause de travaux »
  - Prédiction de la phrase suivante
    « Paul va au restaurant. Il commande un menu. » : *OK*
    « Paul commande un café. Réduction sur le textile ! » : *pas OK*

GPT

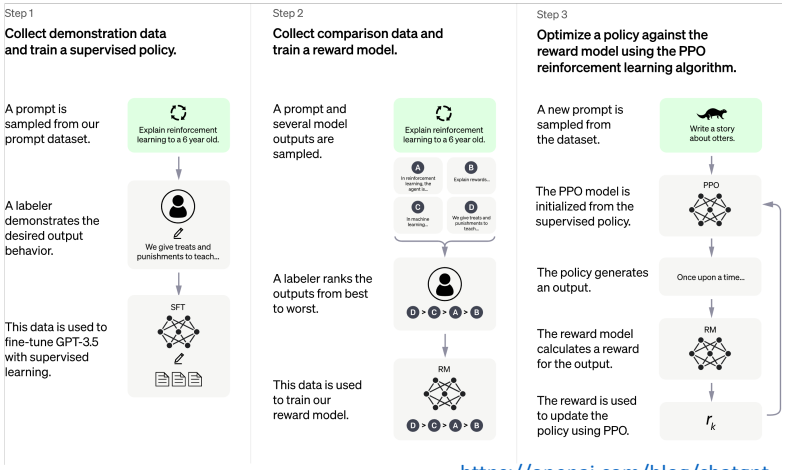


Apprentissage : prochain mot

GPT3 (Brown et al., 2020)

- Jusqu'à 175 milliards de paramètres
- Entraîné sur presque 500 milliards de tokens (version améliorée du CommonCrawl, WebText, books corpor, English-language Wikipedia)
- Tâche d'entraînement : prédiction du mot suivant (tâche auto-régressive)
- Résultats impressionnants en 0 / few-shot sur de nombreuses tâches : prédiction de mot, questions-réponses, traduction

ChatGPT (Ouyang et al., 2022)



https://openai.com/blog/chatgpt

LLaMA (Touvron et al., 2023)

- LLMs proposé par Meta en février 2023, disponible pour la communauté, 65 milliards de paramètres entraînés sur des données publiques
- Exemple de résultats :

		BoolQ	PIQA	SIQA	HellaSwag	WinoGrande	ARC-e	ARC-c	OBQA
GPT-3	175B	60.5	81.0	-	78.9	70.2	68.8	51.4	57.6
Gopher	280B	79.3	81.8	50.6	79.2	70.1	-	-	-
Chinchilla	70B	83.7	81.8	51.3	80.8	74.9	-	-	-
PaLM	62B	84.8	80.5	-	79.7	77.0	75.2	52.5	50.4
PaLM-cont	62B	83.9	81.4	-	80.6	77.0	-	-	-
PaLM	540B	**88.0**	82.3	-	83.4	**81.1**	76.6	53.0	53.4
LLaMA	7B	76.5	79.8	48.9	76.1	70.1	72.8	47.6	57.2
	13B	78.1	80.1	50.4	79.2	73.0	74.8	52.7	56.4
	33B	83.1	82.3	50.4	82.8	76.0	**80.0**	**57.8**	58.6
	65B	85.3	**82.8**	**52.3**	**84.2**	77.0	78.9	56.0	**60.2**

Table 3: **Zero-shot performance on Common Sense Reasoning tasks.**

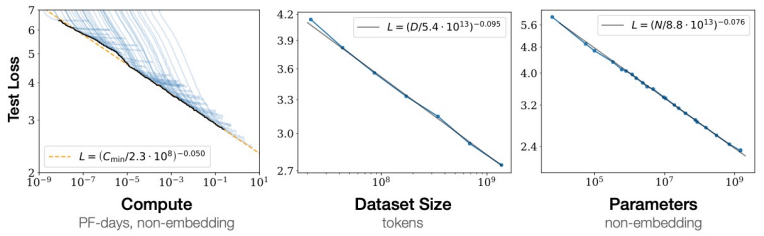
- De nouvelles version : LLaMA 2 (juillet 2023), LlaMA 3.1 (juil 2024)), LlaMA 3.2 (sept 2024), et des modèles qui se basent dessus (Perplexity.ai, WizardML…)

Mistral (Jiang et al., 2023)

- Entreprise française créée par des anciens de chez DeepMind et Meta pour concurrencer les grosses plateformes comme celle d'OpenAI (« Le Chat »)
- Mistral 7B et Mistral 7B-Instruct, mais aussi Mixtral 8x7B, Mixtral 8x22B, Pixtral…
- Utilise des modifications du mécanisme d'attention (*grouped-query attention*) et une fenêtre glissante

Scaling laws

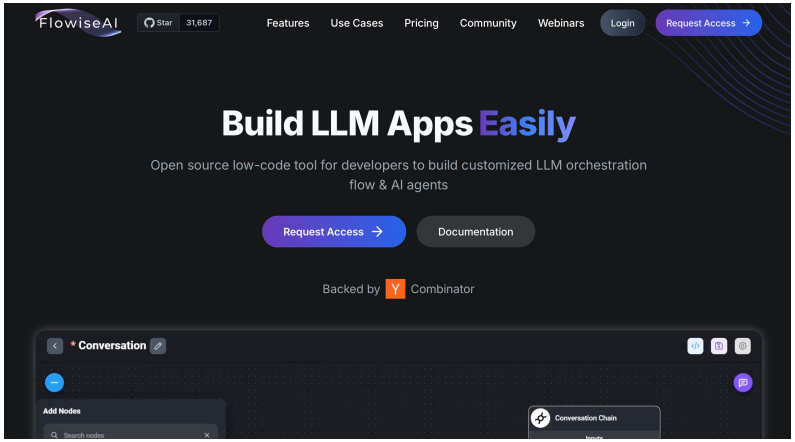
- Etudes extensives des propriétés des LLMs suivant les différents hyper-paramètres (nombre de paramètres, taille du jeu de données…)



Des modèles à portée de main

- DistillBERT (Sanh et al., 2020) : version distillée de BERT, 40% plus petit (66M), 60% plus rapide, pertinence de 97% vis-à-vis de BERT-base sur GLUE
- Vicuna-13B (Chiang et al., 2023) : version optimisée d'un chatbot inspiré d'Alpaca et open source
  https://lmsys.org/blog/2023-03-30-vicuna/
  https://pypi.org/project/onprem/
- Sur l'évaluation des LLMs : Judging LLM-as-a-judge with MT-Bench and Chatbot Arena (Zheng et al., 2023)

Solutions no/low code

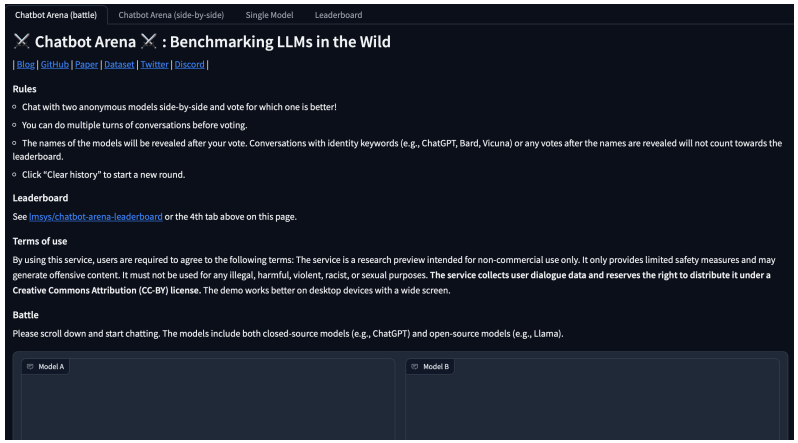


https://flowiseai.com

Le Chat de Mistral

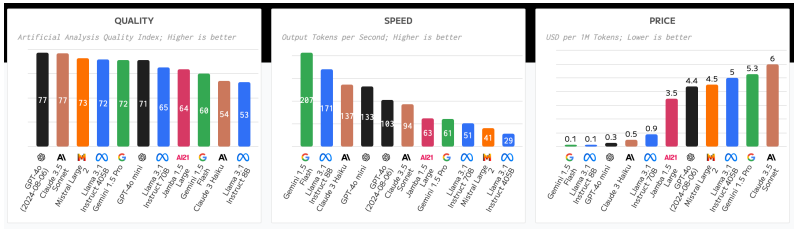
- Similaire à ChatGPT : https://chat.mistral.ai/chat
- Offre de nombreuses possibilités :
  - Génération de texte
  - Ajout de données (cf. RAG)
  - Utilisation de canevas
  - Recherche sur le Web
  - Génération d'image
  - Création d'agents

Benchmarker les LLMs



https://chat.lmsys.org

Une compétition féroce



https://artificialanalysis.ai/models

Modèles de langue larges

Apprentissage et usage des LLMs

Inférence

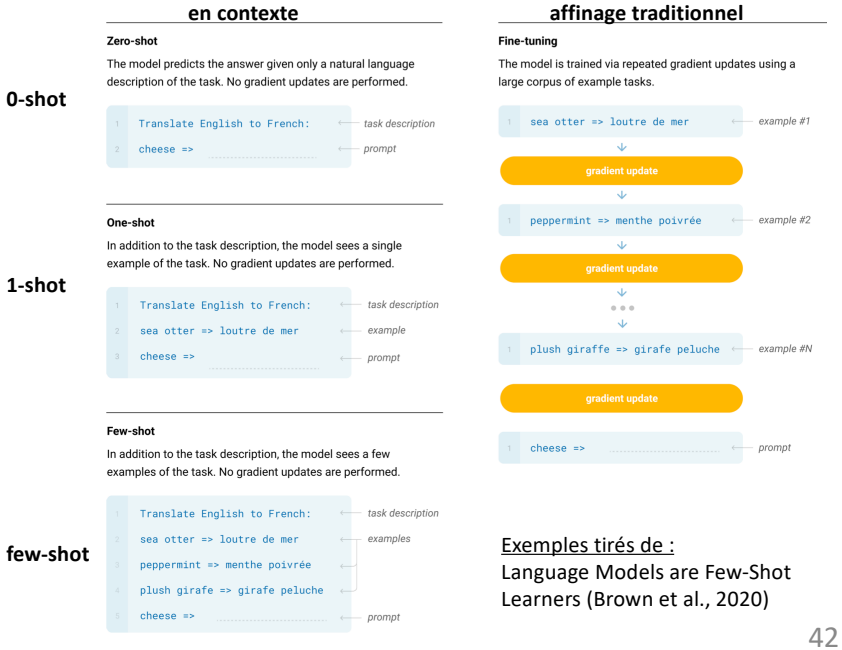
- Les LLMs peuvent être utilisés « sur l'étagère », càd sans nouvel entraînement
- Condition :
  - tâche similaire à celles du pré-entraînement
- Sinon :
  - nécessiter d'adapter le modèle :
    - modèle de langue (paramètres de l'encodeur et/ou du décodeur)
    - couche de classification (*probing*)

Adaptation au domaine : affinage

- L'**affinage** (*fine-tuning*) consiste à modifier les paramètres du modèle avec de nouvelles données
- Paramètres visés :
  - modèle de langue (encodeur et/ou décodeur)
  - couche de classification/régression (*probing*)
- Beaucoup moins coûteux que le pré-entraînement car :
  - L'initialisation des paramètres est meilleure
  - tous les paramètres ne sont pas modifiés
- Néanmoins, cela peut rester coûteux…

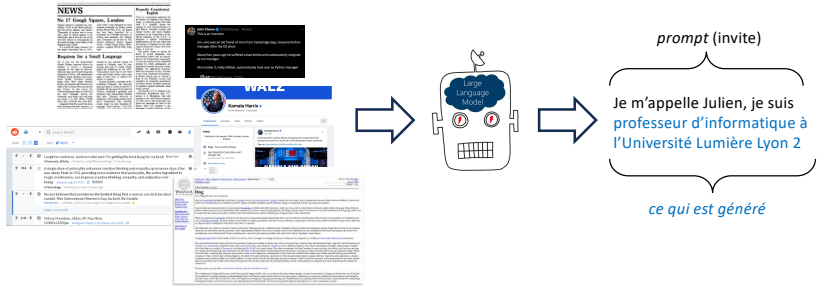
Adaptation au domaine en contexte

- L'apprentissage **en contexte** (*in-context learning*), aussi appelé *prompting*, consiste à donner tous les élements nécessaires au moment de l'inférence
- Uniquement pour les **modèles génératifs** (i.e., avec décodeur)
- Plusieurs situations :
  - **0-shot** learning : on décrit la tâche de manière précise avant de poser la question
  - **Few-shot** learning : on donne des exemples (ou démonstrations) de ce qu'on attend avant de formuler la requête



Exemples tirés de :
Language Models are Few-Shot Learners (Brown et al., 2020)

Générer du texte avec les modèles de langue



Modèles de langue larges

Quelques défis

Une IA de confiance

- Limites des LLMs : effet « boîte noire », hallucinations

- Les solutions développées aujourd'hui :
  - Modèles « explicables » ou interprétables (**XAI**)
  - Solutions couplées à des techniques de recherche d'information sur des bases de données identifiées (**principe RAG** = *Retrieval Augmented Generation*)

Une IA éthique

- Limites des LLMs : apprentissage par cœur de **données sensibles** (vie privée, propriété intellectuelle), génération de textes **biaisés** vis-à-vis d'une certaine population, génération de textes potentiellement dangereux, racistes, etc.
- Les solutions développées aujourd'hui :
  - Mieux **encadrer** le développement et les usages des solutions d'IA (voir par ex. l' AI act)
  - Recherches sur l'**évaluation** des modèles vis-à-vis des questions de *fairness* et l'**alignement** (cf. par ex. le projet DIKé)

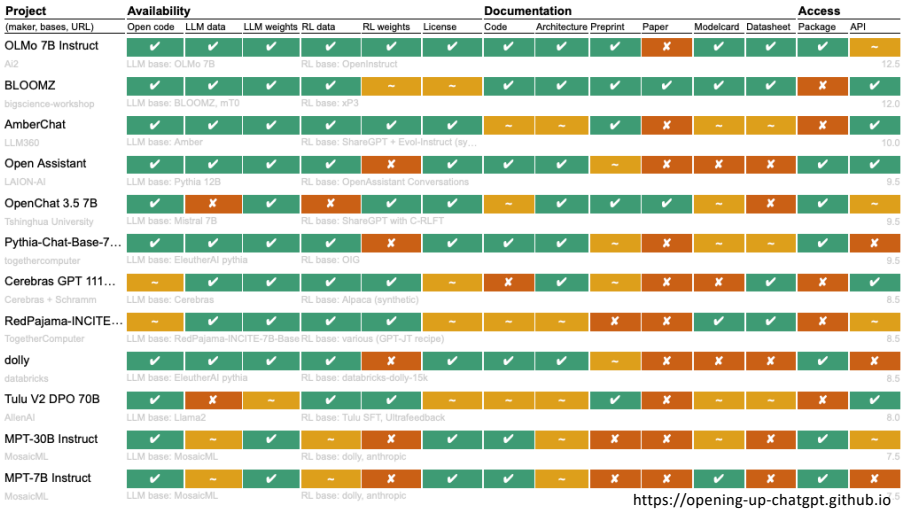
Une IA frugale

- Limites des LLMs : les LLMs sont entraînés sur des bases gigantesques à l'aide de supercalculateurs (GPU), ce qui est **très coûteux**, mais leur usage l'est également
- Les solutions développées aujourd'hui :
  - Utilisation **parcimonieuse** des techniques d'IA
  - Un grand modèle, **une fois** entraîné, peut être spécialisé à faible coût pour de multiples applications avales
  - Les modèles peuvent être **compressés** avec des pertes minimales en terme de performance

Une IA à la portée de tou.te.s

- Question de la formation, à tous les niveaux

- Modèles ouverts (ou presque)



Project	Availability						Documentation						Access	
(maker, bases, URL)	Open code	LLM data	LLM weights	RL data	RL weights	License	Code	Architecture	Preprint	Paper	Modelcard	Datasheet	Package	API
OLMo 7B Instruct	✔	✔	✔	✔	✔	✔	✔	✔	✔	✘	✔	✔	✔	~
Ai2	LLM base: OLMo 7B			RL base: OpenInstruct										12.5
BLOOMZ	✔	✔	✔	✔	~	~	✔	✔	✔	✔	✔	✔	✘	✔
bigscience-workshop	LLM base: BLOOMZ, mT0			RL base: xP3										12.0
AmberChat	✔	✔	✔	✔	✔	✔	~	~	✔	✘	~	~	✘	✔
LLM360	LLM base: Amber			RL base: ShareGPT + Evol-Instruct (sy…										10.0
Open Assistant	✔	✔	✔	✔	✘	✔	✔	✔	~	✘	✘	✘	✔	✔
LAION-AI	LLM base: Pythia 12B			RL base: OpenAssistant Conversations										9.5
OpenChat 3.5 7B	✔	✘	✔	✘	✔	✔	~	✔	✔	✔	~	✘	✔	~
Tsinghua University	LLM base: Mistral 7B			RL base: ShareGPT with C-RLFT										9.5
Pythia-Chat-Base-7…	✔	✔	✔	✔	✘	✔	✔	✔	~	✘	~	~	✔	✘
togethercomputer	LLM base: EleutherAI pythia			RL base: OIG										9.5
Cerebras GPT 111…	~	✔	✔	✔	✔	~	✘	✔	~	✘	✘	✔	✘	✔
Cerebras + Schramm	LLM base: Cerebras			RL base: Alpaca (synthetic)										8.5
RedPajama-INCITE…	~	✔	✔	✔	✔	~	~	~	✘	✘	✔	✔	✘	~
TogetherComputer	LLM base: RedPajama-INCITE-7B-Base			RL base: various (GPT-JT recipe)										8.5
dolly	✔	✔	✔	✔	✘	✔	✔	✔	~	✘	✘	✘	✔	✘
databricks	LLM base: EleutherAI pythia			RL base: databricks-dolly-15k										8.5
Tulu V2 DPO 70B	✔	✘	~	✔	✔	~	~	~	✔	✘	~	~	✘	✔
AllenAI	LLM base: Llama2			RL base: Tulu SFT, Ultrafeedback										8.0
MPT-30B Instruct	✔	~	✔	~	✘	✔	✔	~	✘	✘	~	✘	✔	~
MosaicML	LLM base: MosaicML			RL base: dolly, anthropic										7.5
MPT-7B Instruct	✔	~	✔	~	✘	✔	✔	~	✘	✘	✔	✘	✔	✘
MosaicML	LLM base: MosaicML			RL base: dolly, anthropic										6

https://opening-up-chatgpt.github.io

Références

- Attention Is All You Need (Vaswani et al., NeurIPS 2017)
- BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding (Devlin et al., NAACL 2019, arxiv en 2018)
- Language Models are Few-Shot Learners (Brown et al., NeurIPS 2020)
- Training language models to follow instructions with human feedback (Ouyang et al., NeurIPS 2022)
- LLaMA: Open and Efficient Foundation Language Models (Touvron et al., arXiv 2023)
- Prompting : https://www.promptingguide.ai/fr