N° 1675 | Mercredi 25 Octobre 2023 | 2,50 €

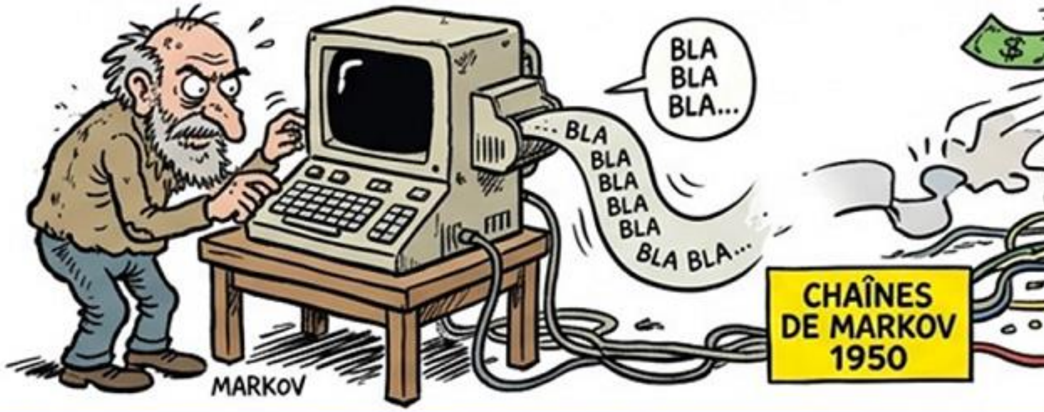
LaboBots HEBDO

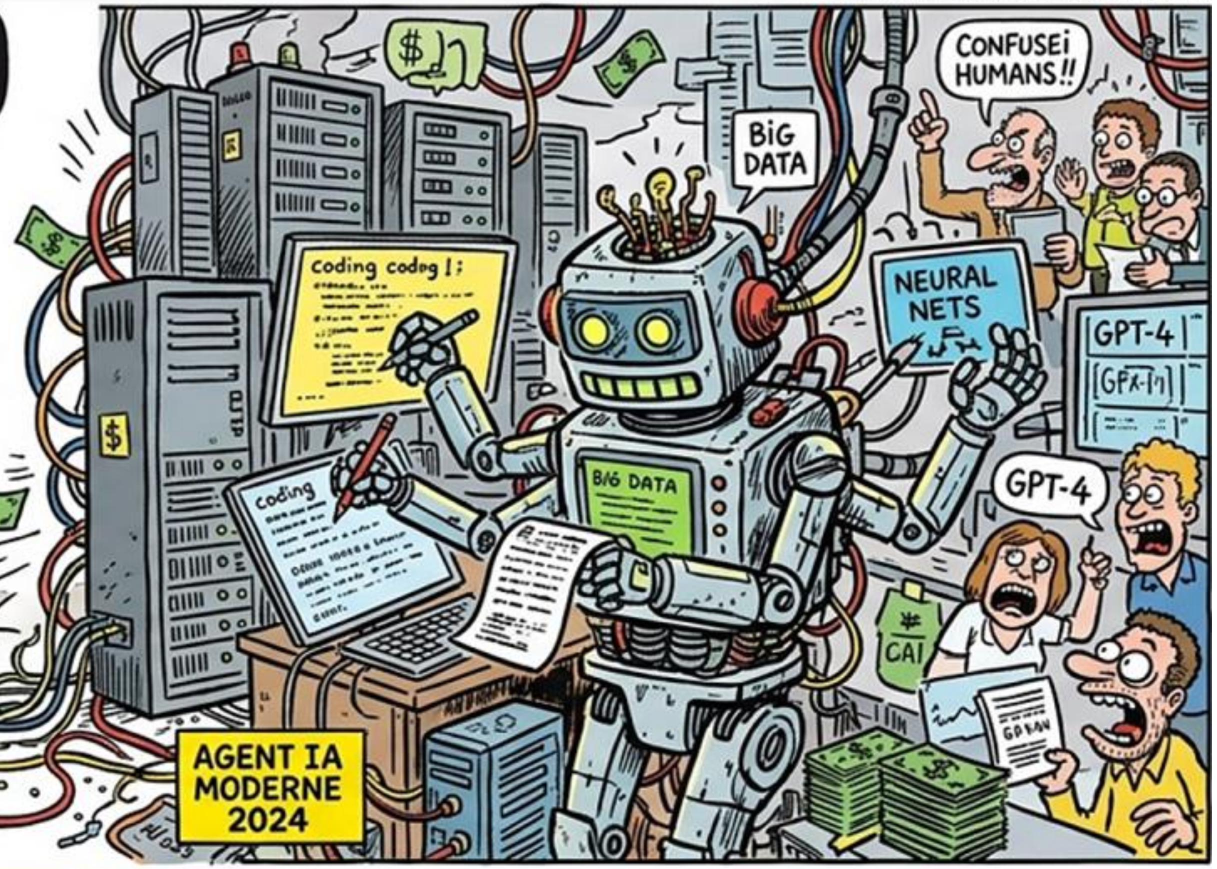
Journal irresponsable

LES LLM

DE MARKOV AUX AGENTS IA

LE GRAND BORDEL DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE





UNE LANGUE PEUT-ELLE PENSER ?

La question philosophique qui dérange.

QUAND LE LANGAGE DEVIENT CALCUL

La fin de la poésie, bonjour l'algorithme.

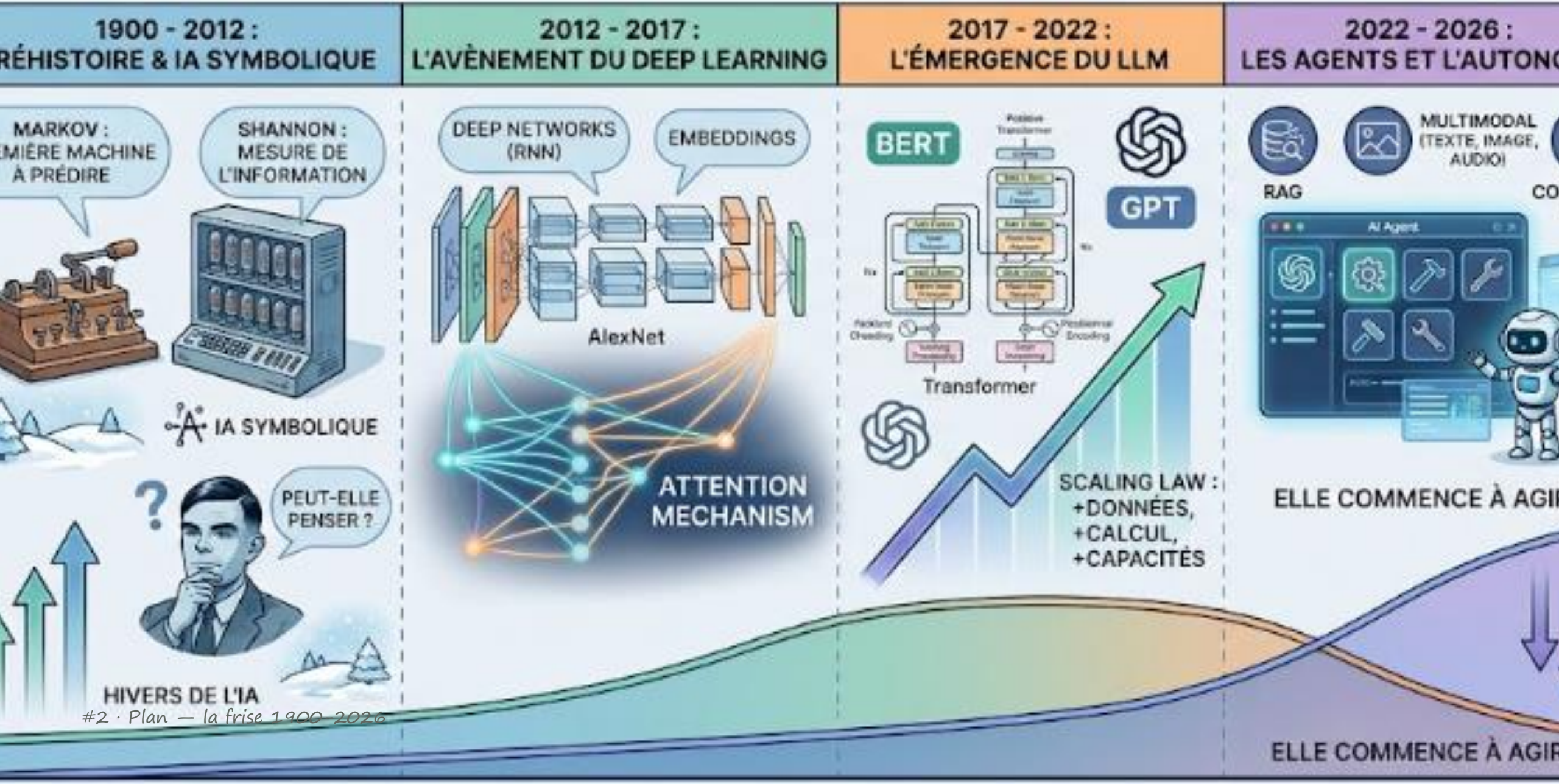
08 1675 | Mercredi 25 octobre 2023 | 2,50 €

De Markov aux Agents IA : Les LLMs ou Comment un ~~modèle de~~ langage peut penser ?

Introduction

Imed MAGROUNE

septembre 2026



#2 · Plan — la frise 1900-2026

En 2026, l'IA n'attend plus une question : elle commence à agir.

Deux questions d'ouverture

« Je pense donc … »

«Vuos arirvez à lire ce txete, même si des let_res manquent et que certians mots sont mélagnés. Vous n'avez pas beosin de tout voir : le contex_e vous aide à compl_ter les blancs et à retrouver le sens.»

Le défi de Monty Hall


Trois portes : deux chèvres, une voiture.

Porte 1 → Porte 2 → Porte 3

Tu fais ton choix (33%)

On ouvre une **autre** porte

une chèvre !

Veux-tu changer ton choix initial ?

Prouver une loi, pas une croyance

Nekrasov, « le tsar des probabilités », contre Markov, le furieux

Pavel Nekrasov (1853–1924)

Andrei Markov (1856–1922)

Deux hommes, deux camps

Pavel Nekrasov — le théologien

- La loi des grands nombres n'a de sens que si les événements sont indépendants.
- L'indépendance des volontés serait la traduction du libre arbitre.
- Les mathématiques pourraient donc fonder la liberté — et Dieu.

Andreï Markov — le Furieux

- Les mathématiques n'ont rien à voir avec le libre arbitre ni avec la religion.
- Un théorème ne se croit pas : il se démontre.
- Il répondra par un contre-exemple, pas par la métaphysique. Du **texte**,

1913 — il attaque le langage

Il lui faut un terrain où la dépendance entre événements est évidente : un texte.

- Les 20 000 premières lettres d'Eugène Onéguine, le roman en vers d'Alexandre Pouchkine.
- Il jette les mots, la grammaire, le sens : chaque lettre devient voyelle (V) ou consonne (C).
- Reste une seule question mesurable : quelle lettre suit celle qu'on vient de lire ?

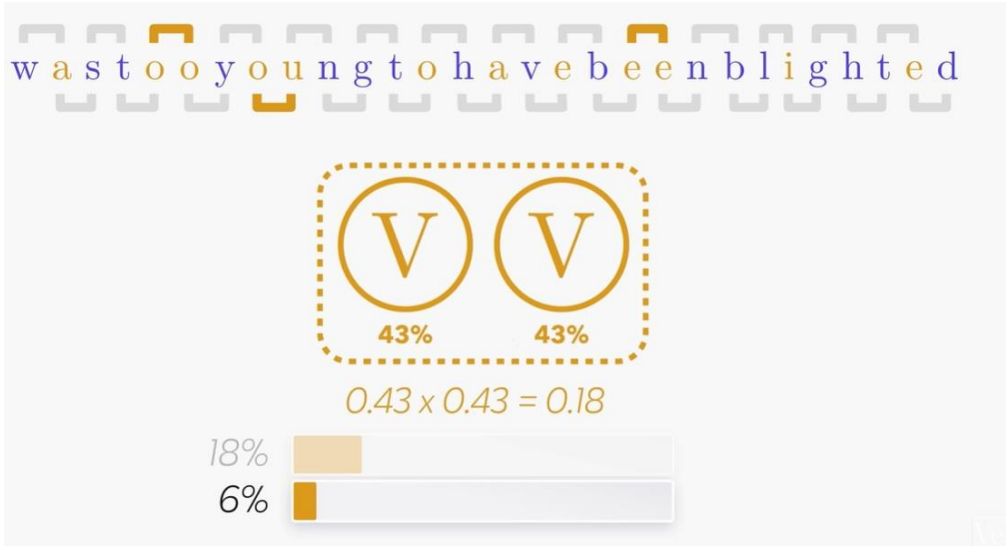
La preuve : les paires ne sont pas indépendantes

- Si les lettres étaient indépendantes : 43 % × 43 % = 18 % de paires VV.

- Dans Onéguine : 6 %. La dépendance est mesurée, pas supposée.

- Quatre paires, quatre probabilités

VV 5,5 % · VC 37,7 % · CV 37,7 % · CC 19,1 %



18 % de paires VV si les lettres étaient indépendantes (0,43 × 0,43) contre 6 % observés : la dépendance est mesurée

La machine à prédire

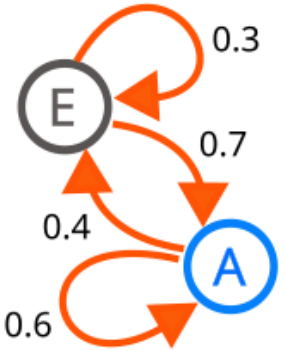
- Après une voyelle : 13 % une voyelle, 87 % une consonne.
- Après une consonne : 67 % une voyelle, 33 % une consonne.
- Quatre nombres, et la machine tire la lettre suivante selon la probabilité de l'état courant, puis recommence.
- Elle ne connaît ni Pouchkine, ni les mots, ni le sens : le texte produit obéit aux fréquences mesurées à la main.

Après une voyelle : 13 % V / 87 % C · après une consonne : 67 % V / 33 % C — quatre nombres suffisent à générer une séquence

#4 · Markov (1906 → 1913) : le langage devient probabilités

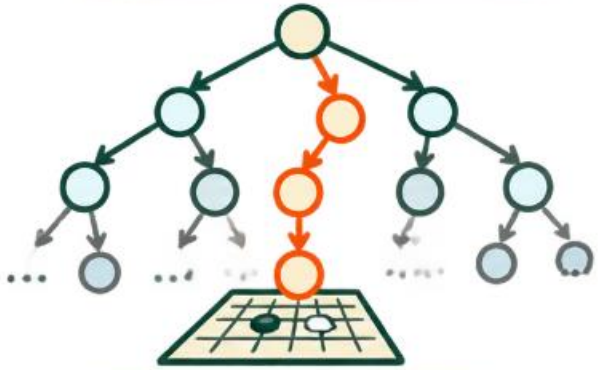
De la chaîne de Markov, à l'algorithme qui prédit presque tout

Chien de Markov : Des états et des transitions qui dépendent uniquement de l'état courant.



MCTS

Monte Carlo Tree Search



Simuler des futurs pour choisir une action

PageRank

Google

Parcourir les liens pour classer les pages

Shannon

Génération de texte · 1948

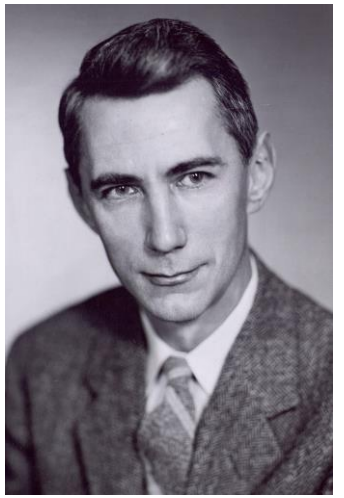
Tirer le symbole suivant et recommencer

Et ensuite ? De la prédiction à la question de la pensée

En 1950, Turing pose la question ; en 1951, Shannon en fait une mesure

Alan Turing
(1912–1954)

Claude Shannon
(1916–2001)



Turing, 1950 : can machines think ?

Avant de demander si une machine peut penser, Turing théorise en 1936 la machine qui calcule.

1936 : la machine de Turing
une bande de cases, une tête qui lit et écrit

CAN MACHINES THINK? (1950)
la question, posée sans définir « penser »

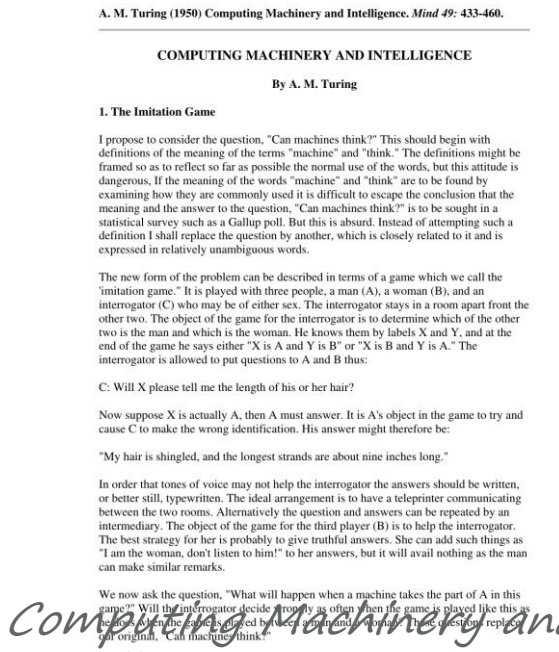
The Imitation Game
un juge, deux interlocuteurs, des questions écrites

Parler = l'interface
on ne teste pas l'esprit : on teste la conversation

1951 : mesurer la structure du langage
après Turing, Shannon passe aux statistiques

Le papier : Computing Machinery and Intelligence (1950)

- A. M. Turing, Mind, vol. 59 — octobre 1950
- La question « une machine peut-elle penser ? est remplacée par un jeu
- Ce qu'on mesure : une conversation indiscernable, pas une conscience



A. M. Turing (1950) Computing Machinery and Intelligence. *Mind 49:* 433-460.

COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE

By A. M. Turing

1. The Imitation Game

I propose to consider the question, "Can machines think?" This should begin with definitions of the meaning of the terms "machine" and "think." The definitions might be framed so as to reflect so far as possible the normal use of the words, but this attitude is dangerous, If the meaning of the words "machine" and "think" are to be found by examining how they are commonly used it is difficult to escape the conclusion that the meaning and the answer to the question, "Can machines think?" is to be sought in a statistical survey such as a Gallup poll. But this is absurd. Instead of attempting such a definition I shall replace the question by another, which is closely related to it and is expressed in relatively unambiguous words.

The new form of the problem can be described in terms of a game which we call the 'imitation game." It is played with three people, a man (A), a woman (B), and an interrogator (C) who may be of either sex. The interrogator stays in a room apart front the other two. The object of the game for the interrogator is to determine which of the other two is the man and which is the woman. He knows them by labels X and Y, and at the end of the game he says either "X is A and Y is B" or "X is B and Y is A." The interrogator is allowed to put questions to A and B thus:

C: Will X please tell me the length of his or her hair?

Now suppose X is actually A, then A must answer. It is A's object in the game to try and cause C to make the wrong identification. His answer might therefore be:

"My hair is shingled, and the longest strands are about nine inches long."

In order that tones of voice may not help the interrogator the answers should be written, or better still, typewritten. The ideal arrangement is to have a teleprinter communicating between the two rooms. Alternatively the question and answers can be repeated by an intermediary. The object of the game for the third player (B) is to help the interrogator. The best strategy for her is probably to give truthful answers. She can add such things as "I am the woman, don't listen to him!" to her answers, but it will avail nothing as the man can make similar remarks.

We now ask the question, "What will happen when a machine takes the part of A in this game?" Will the interrogator decide wrongly as often when the game is played like this as he does when the game is played between a man and a woman? These questions replace our original, "Can machines think?"

Computing Machinery and Intelligence — A. Turing, Mind, 1950

Shannon, 1951 : quelle sera la prochaine lettre ?

1948 : Shannon fonde la théorie de l'information. Puis le premier machine learning au passage

1948 : la théorie de l'information

Plus un évènement est improbable, plus il apporte de l'information

1950 : Theseus

une souris mécanique qui apprend et mémorise un chemin dans un labyrinthe

1951 : prédire la lettre suivante

Faire deviner la suite d'un etxte pour mesurer sa prévisibilité

1 → 100 lettres de contexte

plus de contexte, moins d'incertitude

La redondance du langage

Une partie du texte est prévisible grâce au contexte

Deux voies, deux philosophies

Symbolique — écrire les règles

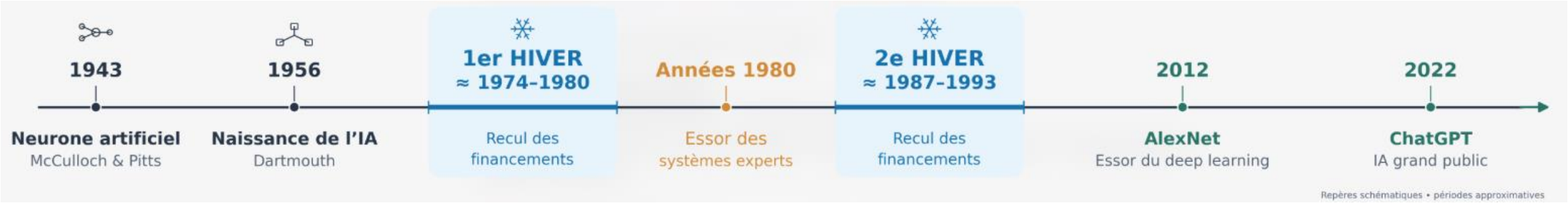
- Des règles et des connaissances écrites à la main
- Explorer un espace de recherche
- Gagner aux échecs (Deep Blue, 1997)

Neuronal — apprendre les poids

- Ajuster des poids sur des exemples
- Des représentations apprises, pas données
- Longtemps… loin du niveau requis

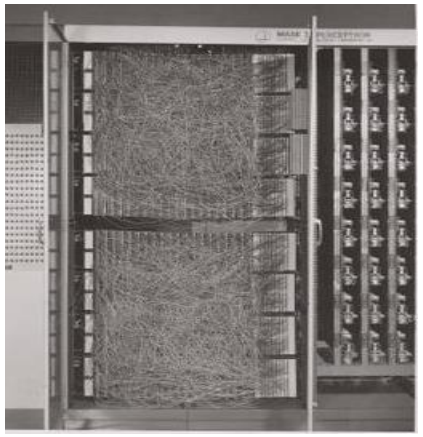
L'IA symbolique VS Réseaux de neurones Quand l'IA frole l'extinction

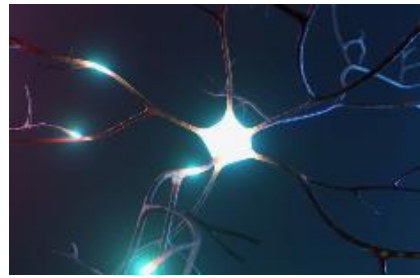
- Systèmes experts et règles écrites à la main
- Arbres de décision
- Features conçues à la main
- NLP symbolique et statistiques classiques

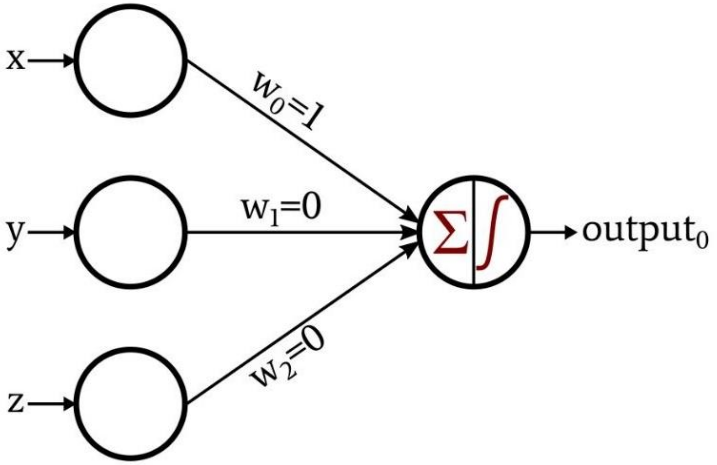


1958 — le perceptron, la première machine neuronale qui apprend

- Frank Rosenblatt : des poids ajustés à partir d'exemples
- Une seule couche de neurones, une règle de correction
- Une promesse immense… et beaucoup de bruit médiatique
- Douche froide : XOR







1997 — Deep Blue bat Kasparov

- Une victoire historique… de l'IA SYMBOLIQUE
- Environ 200 millions de positions évaluées par seconde
- Des critèresd'évaluation conçus par des experts
- Une IA spécialisée dans les échecs, sans réseau neurones

Des décennies de résultats médiocres

- La rétropropagation existe depuis 1986
- Mais les données et la puissance de calcul manquent
- En vision comme en langage, les méthodes à la main dominent
- Il faudra attendre 2012 — et un autre ingrédient

AlexNet, 2012 : la machine voit mieux que l'humain

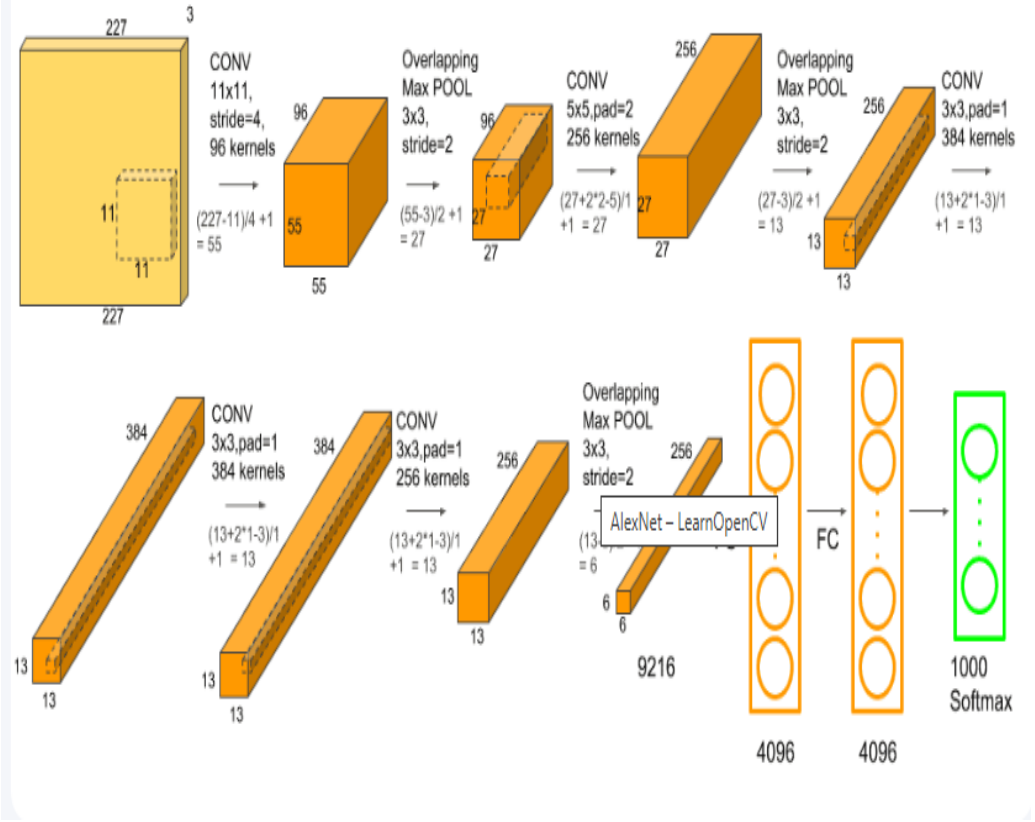
ImageNet : 1,2 million d'images, un réseau profond, des GPU, 60 millions de paramètres.

Image brute
des pixels, rien d'autre

Couches
convolutions, puis couches denses

Représentations
contours, textures, objets — apprises, pas écrites

Classification
et la performance en vision bascule



Du visible au texte : les deux mondes se rejoignent

(a) Object Cla

(c) Semantic S

"construction worker in orange safety vest is working on road."

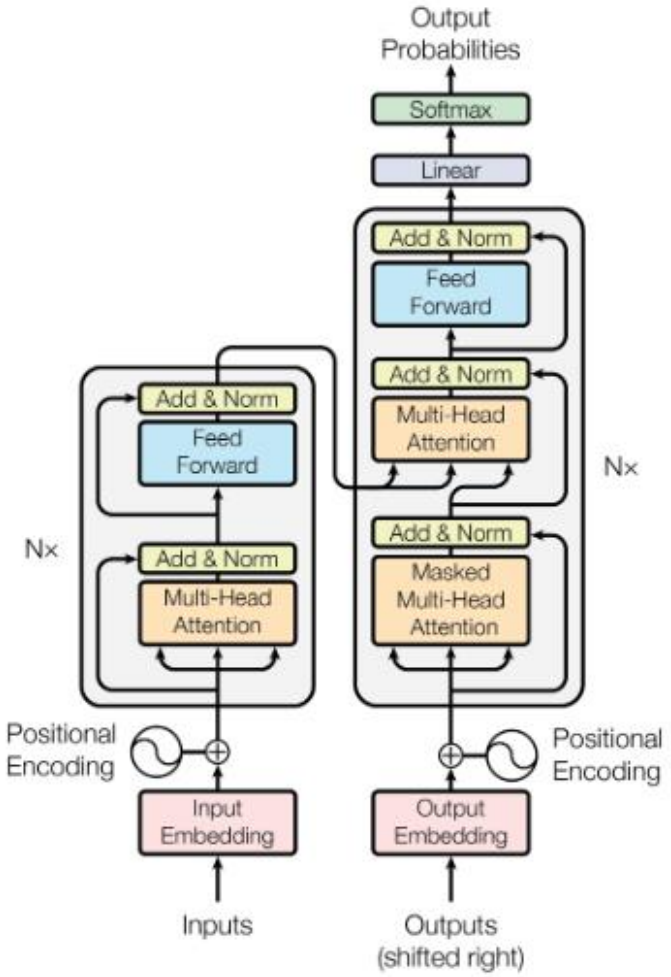
"black and white dog jumps over bar."

Image captioning : la vision et le langage se parlent

- 2014-2015 : un réseau convolutif regarde, un modèle de langue décrit
- Une image entre, une séquence de mots sort
- C'est le geste même d'un LLM : encoder une entrée, générer une sortie

Alors la question change

- Comment aligner une séquence sur une autre ?
- Comment décider QUE regarder en écrivant chaque mot ?
- Réponse, en 2017 : l'attention



Le problème des données

- image → label
- texte → label
- Internet, livres, code, conversations, vidéos… : impossible à annoter à la main

L'auto-supervision : le texte est son propre label

Aucune étiquette à écrire : la phrase qui suit est la bonne réponse.

« La Terre tourne autour du… »
on montre le début, on cache la suite

Masquer la suite

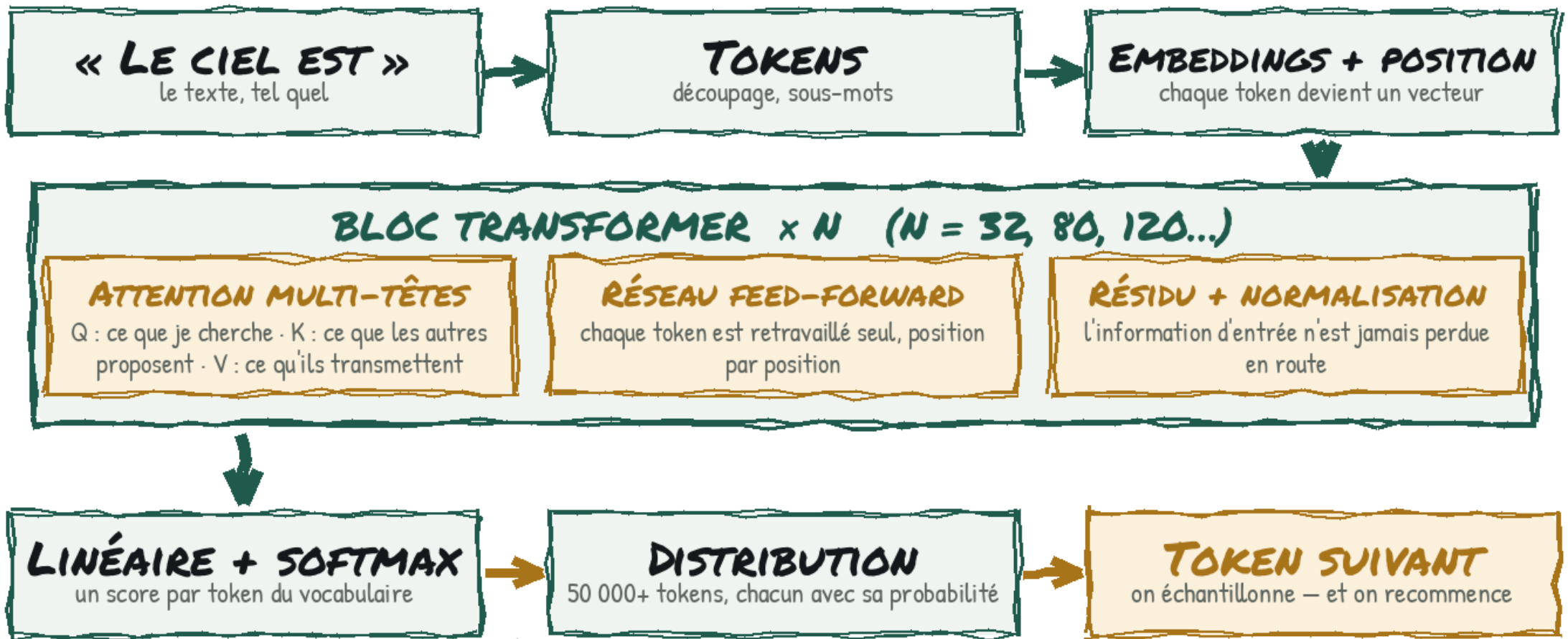
Prédire
« … du Soleil »

Erreur → gradient

× des milliards
chaque phrase d'Internet devient un exercice corrigé

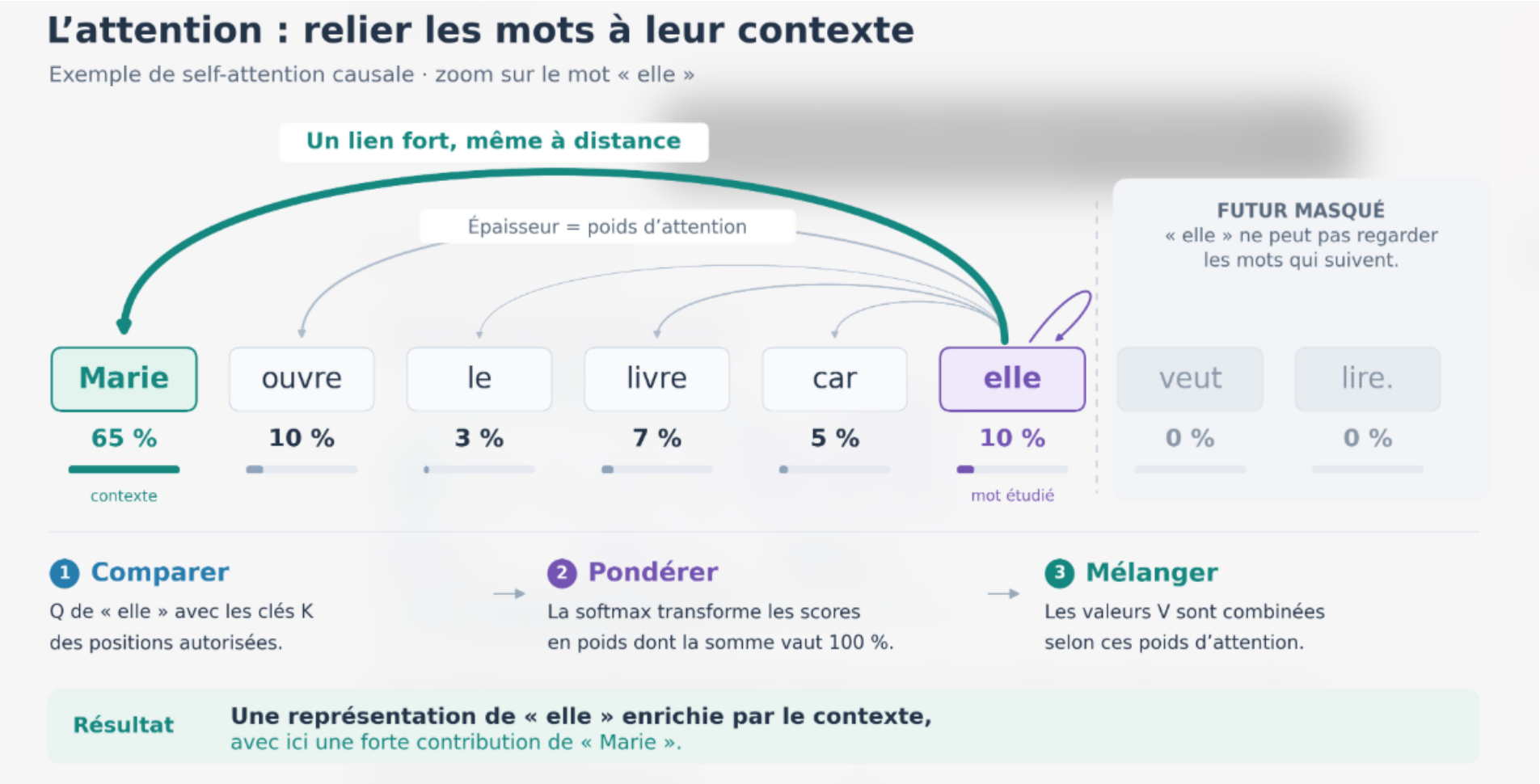
Le Transformer

« Attention Is All You Need » — Vaswani et al., 2017 (arXiv:1706.03762)

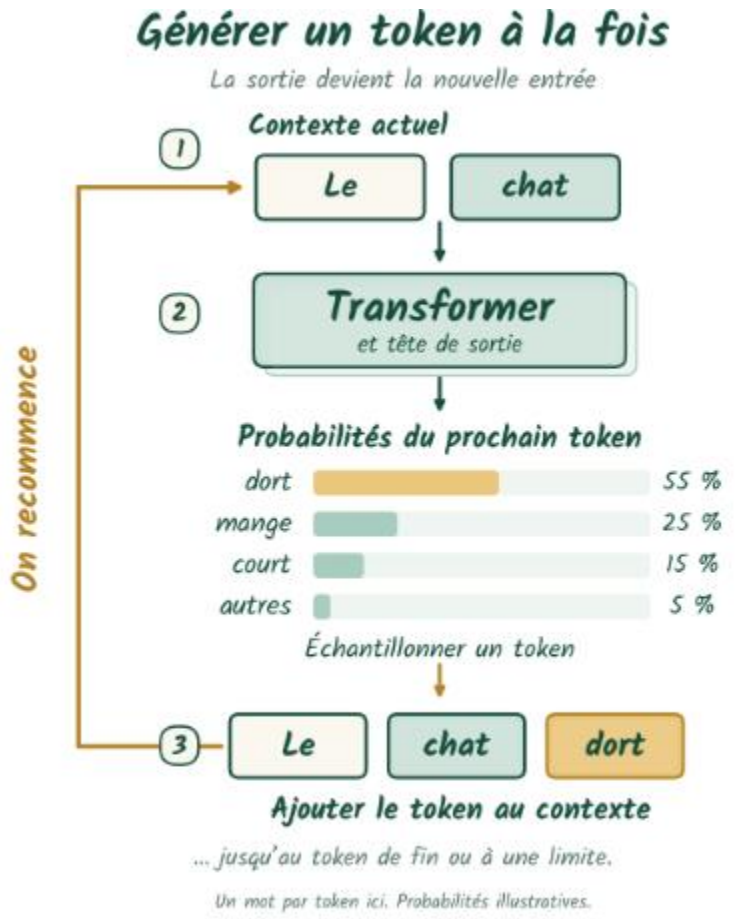


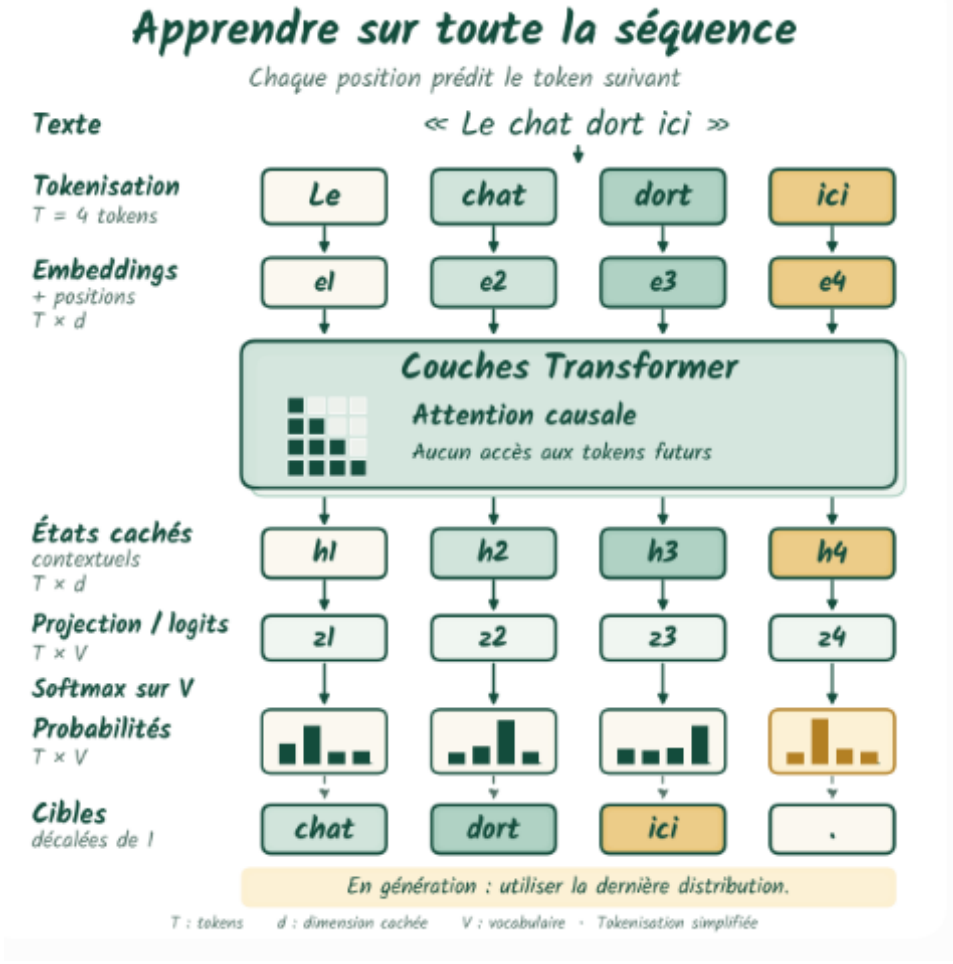
Les LLM actuels (GPT, Llama, Mistral…) n'utilisent que le décodeur : chaque token ne regarde que ceux qui le précèdent.

L'attention : le moment où le contexte apparaît



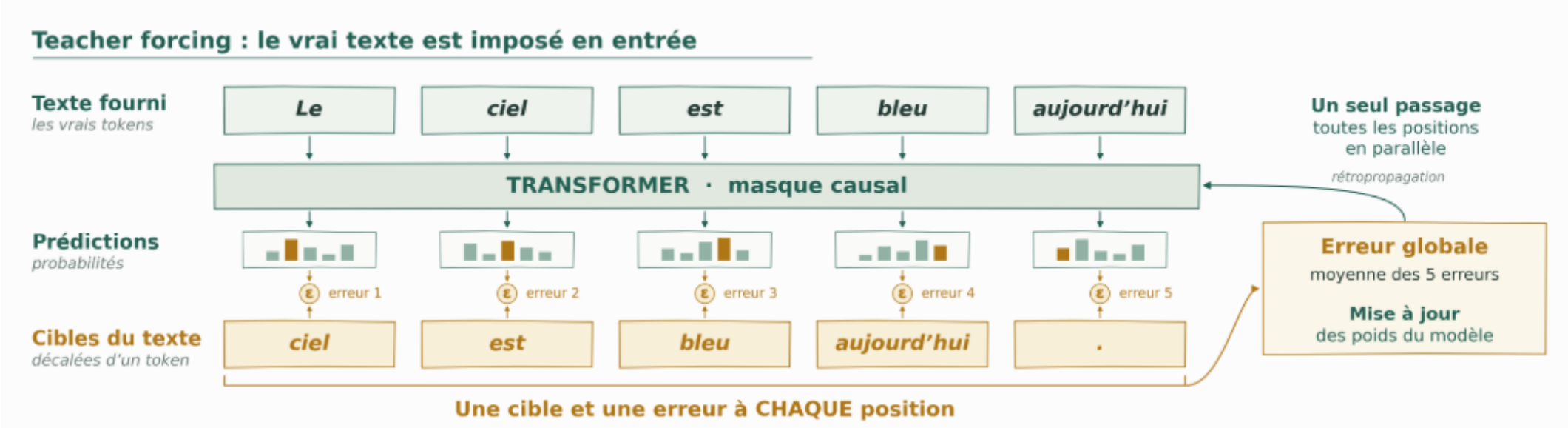
Qu'est-ce qu'un LLM apprend réellement ?

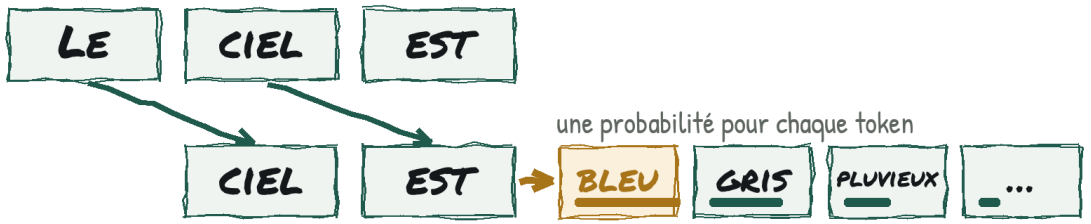




Le pré-entraînement

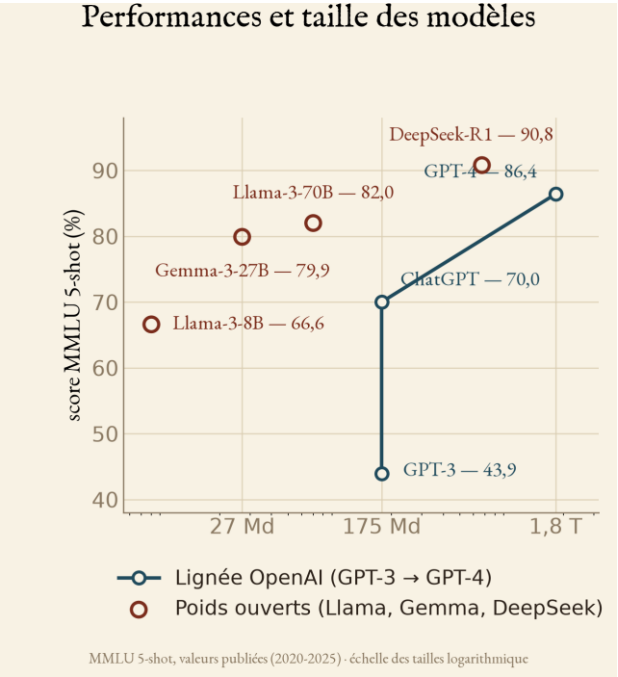
- On lui donne d'immenses quantités de texte, et une seule consigne : le token suivant (**de chaque token**)
- Le texte est sa propre leçon : aucune réponse attendue, aucune étiquette
- Il en sort la grammaire, les faits, les styles — et un peu de **raisonnement**





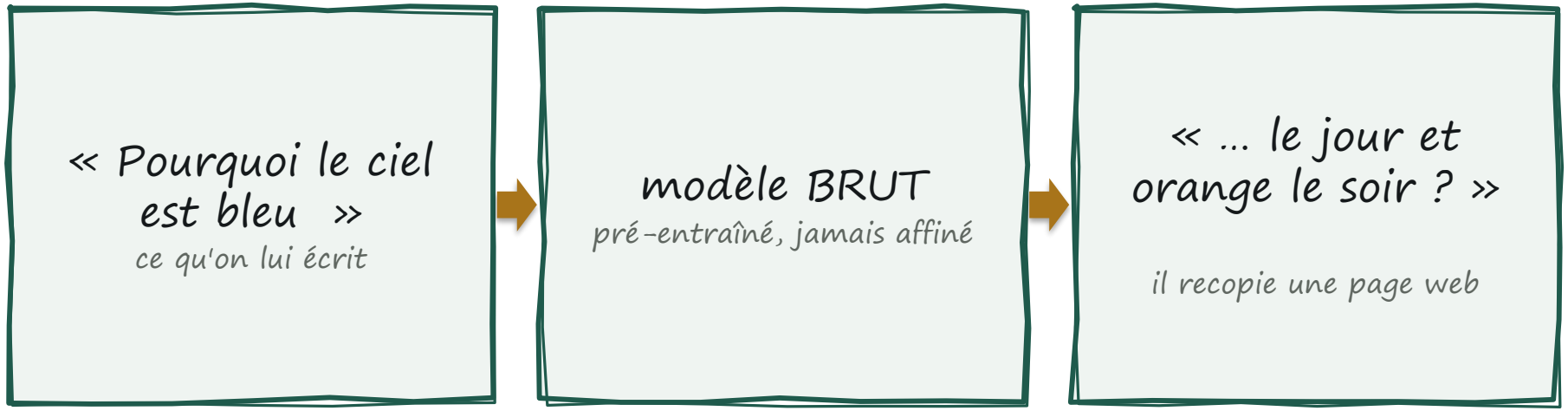
Le modèle de fondation

- Un modèle pré-entraîné, généraliste, réutilisable pour mille usages
- Très coûteux à produire une fois, très bon marché à adapter ensuite
- Distribué par API, ou en poids ouverts (Llama, Mistral…)
- Ce n'est pas encore un interlocuteur : c'est une matière première



MMLU 5-shot — valeurs publiées par les laboratoires (2020-2025)

Le modèle brut ne répond pas : il continue



Il a appris la forme des questions, pas qu'on attend une réponse.

Le fine-tuning : apprendre la forme de l'éch

- On co : <beo><qu
- Chaqu
- Le mo
- Le mo

Step 1

Collect demonstration data and train a supervised policy.

A prompt is sampled from our prompt dataset.

A labeler demonstrates the desired output behavior.

This data is used to fine-tune GPT-3.5 with supervised learning.

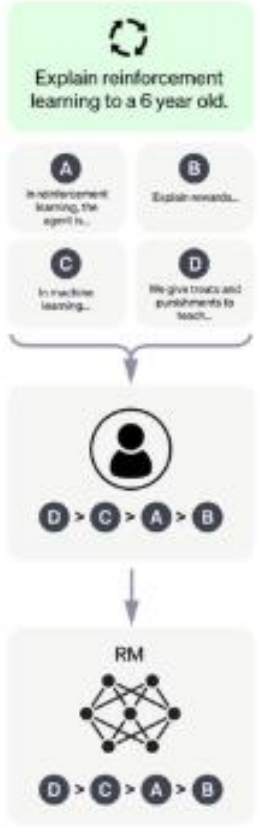
Step 2

Collect comparison data and train a reward model.

A prompt and several model outputs are sampled.

A labeler ranks the outputs from best to worst.

This data is used to train our reward model.



Step 3

Optimize a policy against the reward model using the PPO reinforcement learning algorithm.

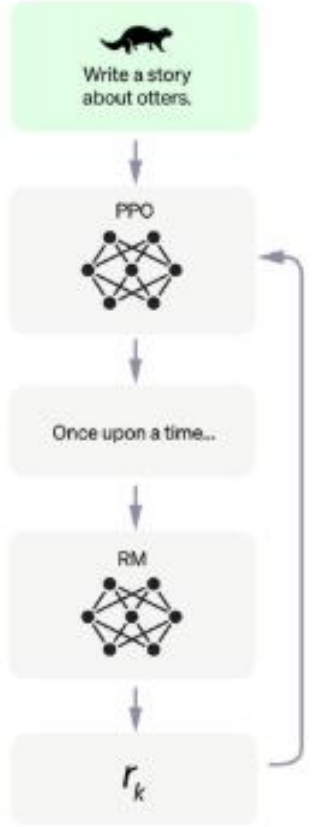
A new prompt is sampled from the dataset.

The PPO model is initialized from the supervised policy.

The policy generates an output.

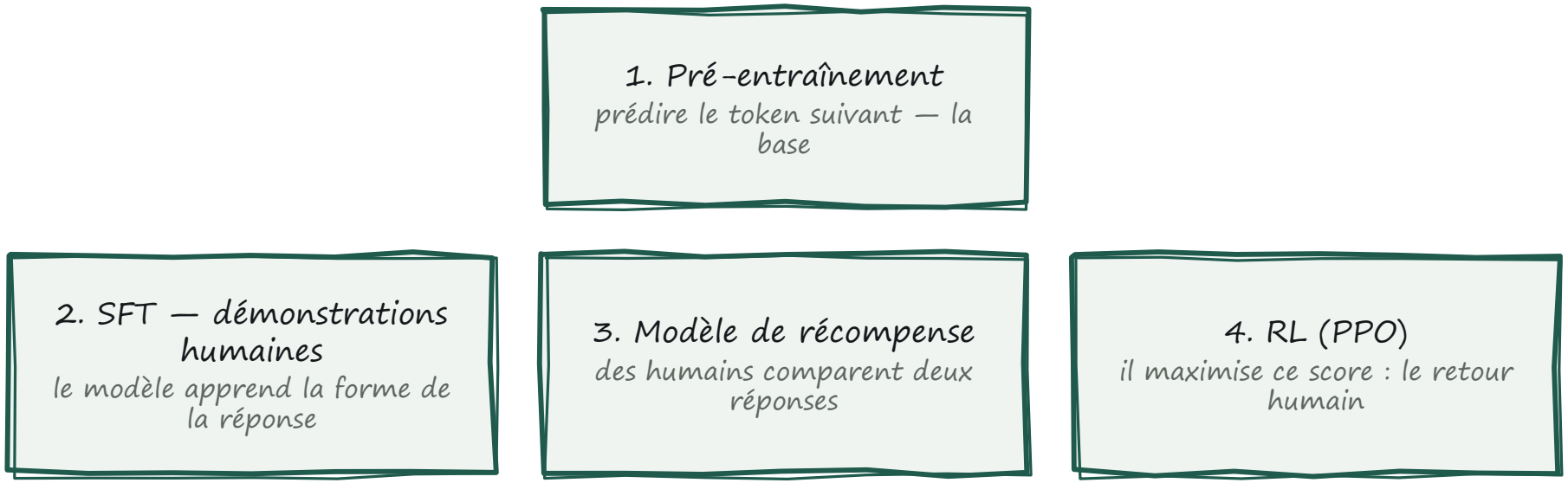
The reward model calculates a reward for the output.

The reward is used to update the policy using PPO.



Pré-entraînement, SFT, RL, humain feedback, PDO

Chaque étage répond à un manque du précédent.



Sources : SFT/instruction tuning — FLAN (2021) et InstructGPT (2022) · retour humain (RLHF) — Christiano et al. (2017)

Le gabarit du prompt (SFT/ Exemple)

rôle	ce qu'il contient	qui l'écrit
system		ication
user		sateur
assistant		odèle

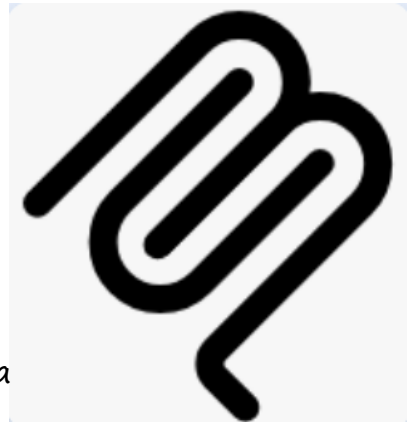
Chat Template

```
{{- bos_token }}{%- if tools %}
    {%- set tool_definitions %}
        {{- "# Tools\n\nYou are provided with function signatures within <tools></tools> XML tags:\n<tools>" }}
        {%- for tool in tools %}
            {{- "\n" }}
            {{- tool | tojson(ensure_ascii=False) }}
        {%- endfor %}
        {{- '\n</tools>\n\nTool usage guidelines:\n- You may call zero or more functions. If no function calls are needed, j
    {%- endset %}

    {{- '◁im_start▷system\n' }}
    {%- if messages[0].role == 'system' %}
        {%- if '<tool_def_sep>' in messages[0].content %}
            {{- messages[0].content.replace('<tool_def_sep>', tool_definitions) }}
        {%- else %}
            {{- messages[0].content + '\n\n' + tool_definitions }}
        {%- endif %}
    {%- else %}
        {{- tool_definitions.lstrip() }}
    {%- endif %}
    {{- '◁im_end▷\n' }}
{%- else %}
    {%- if messages[0].role == 'system' %}
        {{- '◁im_start▷system\n' + messages[0].content + '◁im_end▷\n' }}
    {%- endif %}
{%- endif %}
{%- set ns = namespace(multi_step_tool=true, last_query_index=messages|length - 1) %}
{%- for message in messages[::-1] %}
    {%- set index = (messages|length - 1) - loop.index0 %}
```

Le tool calling : répondre par une action

- Le modèle apprend à produire un appel structuré : un outil, des arguments
- Le programme exécute l'outil et renvoie le résultat au modèle
- Exemple : « quelle heure à Sydney ? » → appel de l'horloge, puis réponse
- C'est ce qui adapte un modèle pour usage agentique
- MCP : Model Context Procole



2026-07-28 : Shifted MCP to a stateless design, removing the connection handshake (initialize) and protocol-level sessions in favor of per-request metadata

Apprendre sans toucher aux poids

In-context learning — Brown et al., 2020 (GPT-3)

- Quelques exemples dans le prompt changent le comportement
- Zéro, un ou quelques exemples : le modèle « apprend » à la volée
- Aucun poids modifié : le contexte fait tout le travail

Chain-of-thought — Wei et al., 2022

- « Raisonne étape par étape » avant de conclure
- Les étapes intermédiaires servent de brouillon
- Réfléchir coûte des tokens : on génère plus pour décider mieux

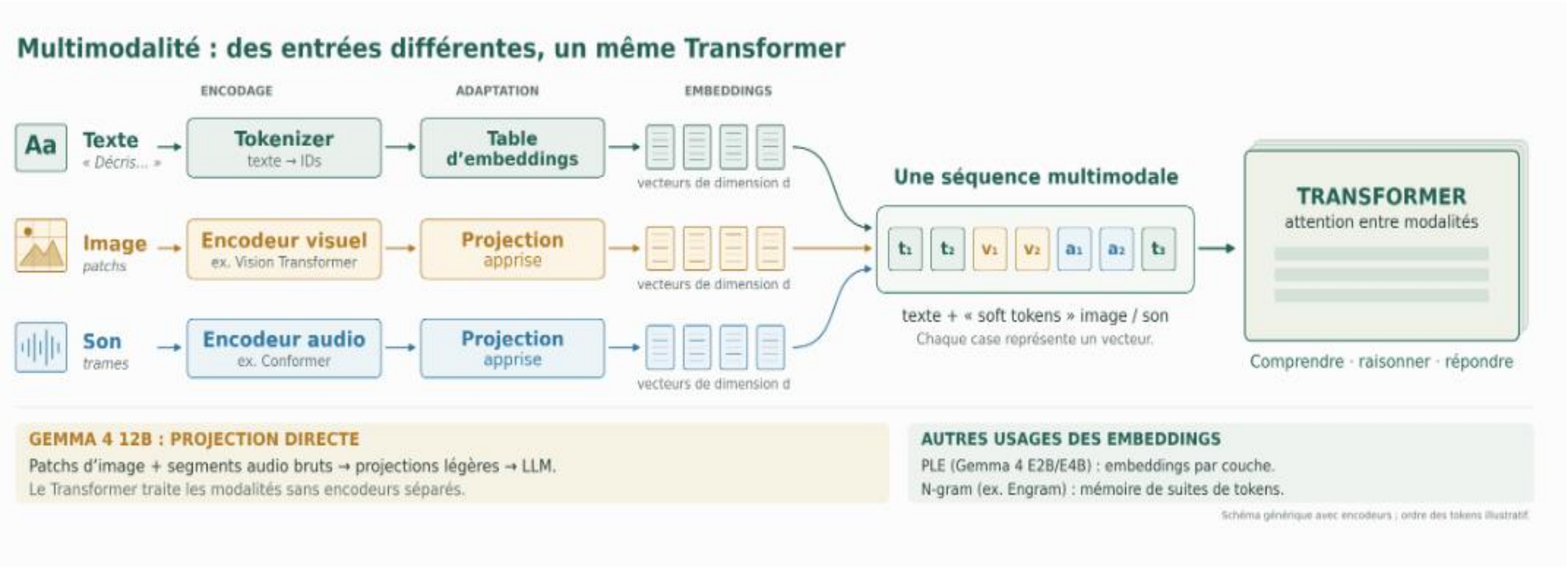
In-context learning : « Language Models are Few-Shot Learners », arXiv:2005.14165 (NeurIPS 2020) · Chain-of-thought : « Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models », arXiv:2201.11903 (NeurIPS 2022)

Les artefacts de l'apprentissage

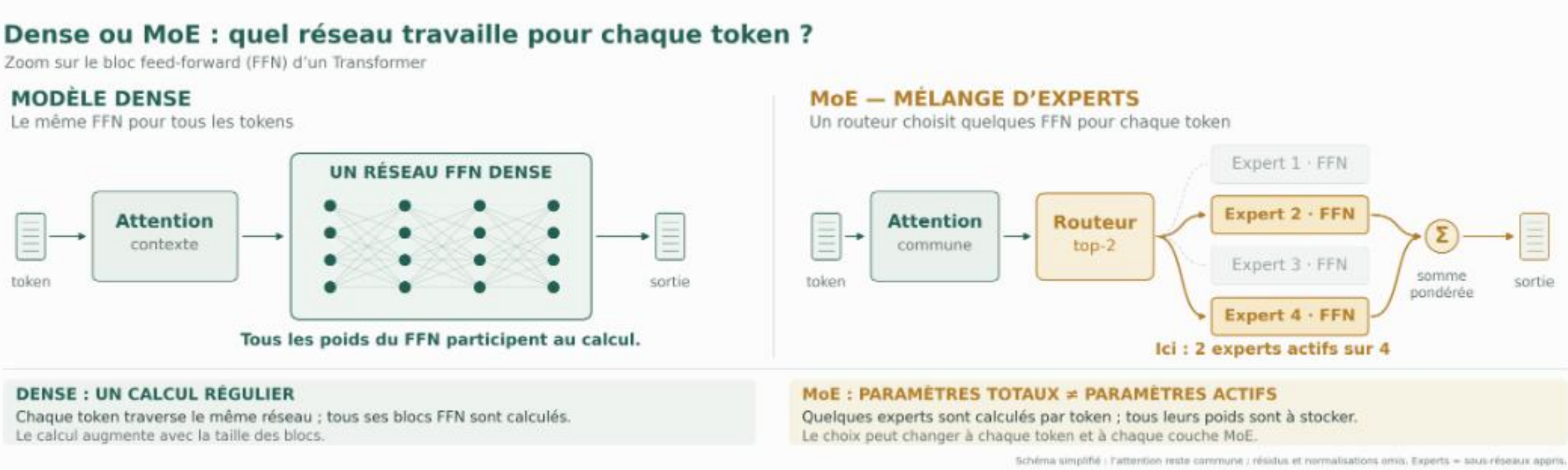
Le modèle apprend aussi…

- les biais du corpus
- ses erreurs et contradictions
- ses stéréotypes
- ses conventions et ses styles
- certaines données mémorisées
- les défauts de qualité du corpus

Le paradoxe multimodal



Le mixture of experts



« MoE à experts FFN — architecture de type Mixtral », avec **« Attention de la couche »** dans le bloc. Le dessin est valable pour ce cas ; il ne représente pas toutes les variantes de MoE.

Les hallucinations : un phénomène rare et multifactoriel

L'anomalie n'est pas le standard. Elle survient à l'intersection de quatre variables précises.

Qualité des données

Biais, bruit ou lacunes dans le corpus initial.

Phase d'entraînement

Limites d'optimisation et poids des paramètres.

Qualité du prompt

Requêtes ambiguës ou manque de contexte clair.

Algorithme de traitement

Limites du décodage probabiliste de l'information.

Les questions qui surgissent

- Données : qui les possède ? a-t-on le droit de les utiliser ?
- Propriété intellectuelle : mémorisation, reproduction, attribution
- Entreprise : données confidentielles, secrets, fuites de contexte
- Sécurité : prompt injection, exfiltration, actions non désirées
- Biais : le modèle apprend ceux présents dans les données

Du modèle au système

Un modèle seul est une brique : ce qui en fait un produit, c'est ce qu'on met autour.

LLM seul
une conversation, sans mémoire

+ contexte : RAG
on lui fournit les documents pertinents

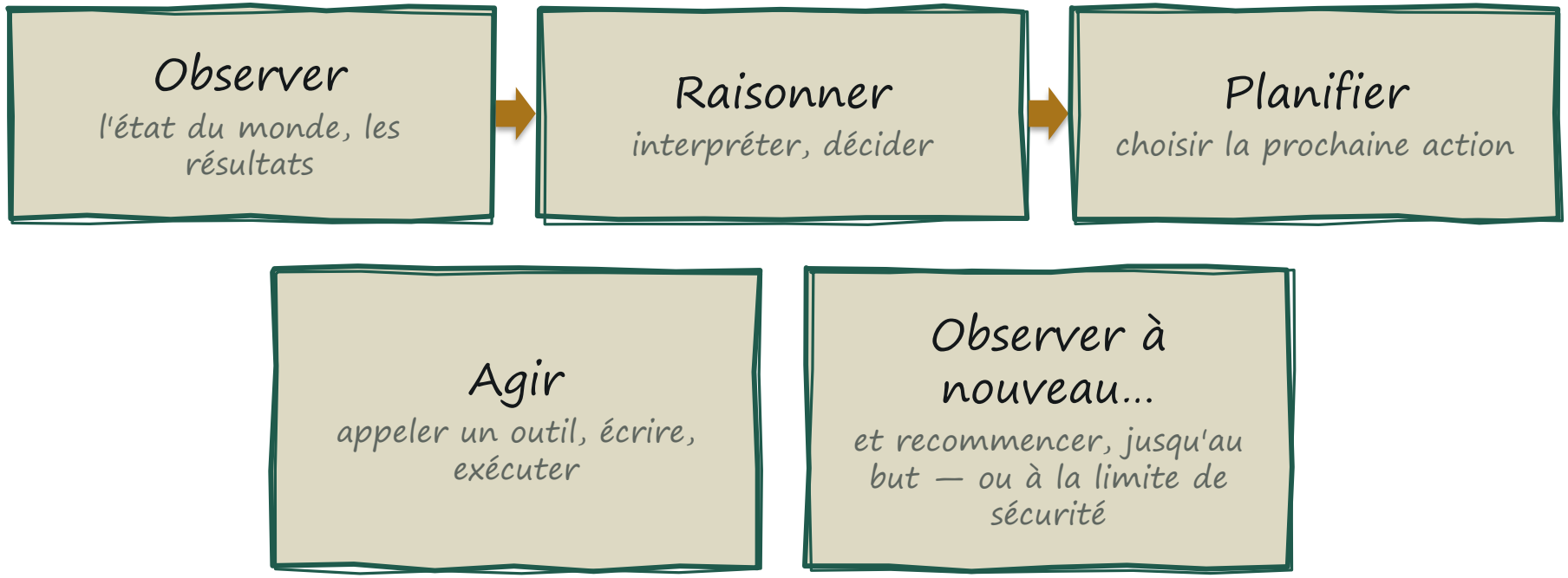
+ mémoire
l'assistant se souvient des tours précédents

+ outils
il peut agir : API, fichiers, calcul

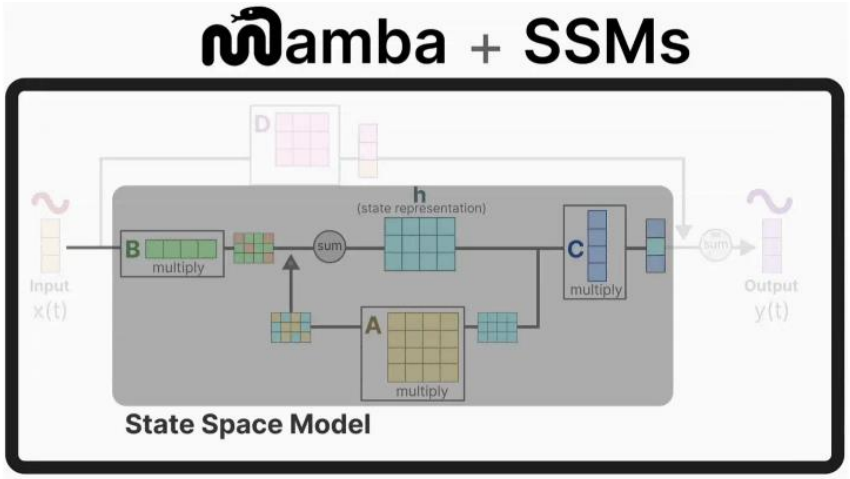
+ boucle : l'AGENT
il observe le résultat et décide de la suite

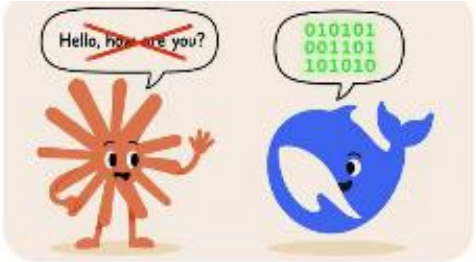
La boucle agentique

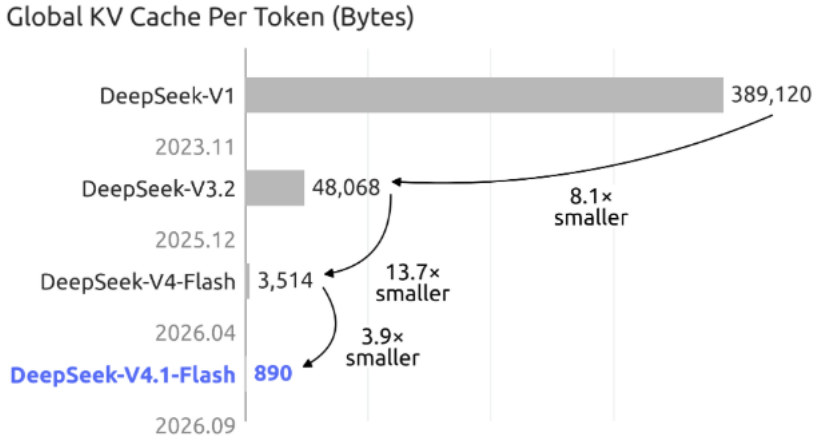
Un agent n'est pas un modèle plus gros : c'est une boucle autour du même modèle (Un model + un harnais)



Autres architectures / approches







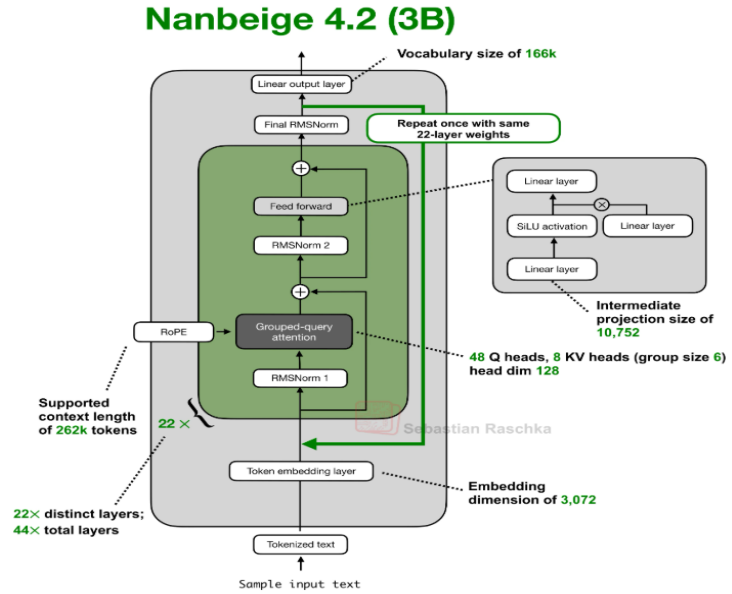


Figure 1. Nanbeige 4.2 sends the hidden states through the same 22-layer stack twice. The green return path shows the second pass through the shared weights.

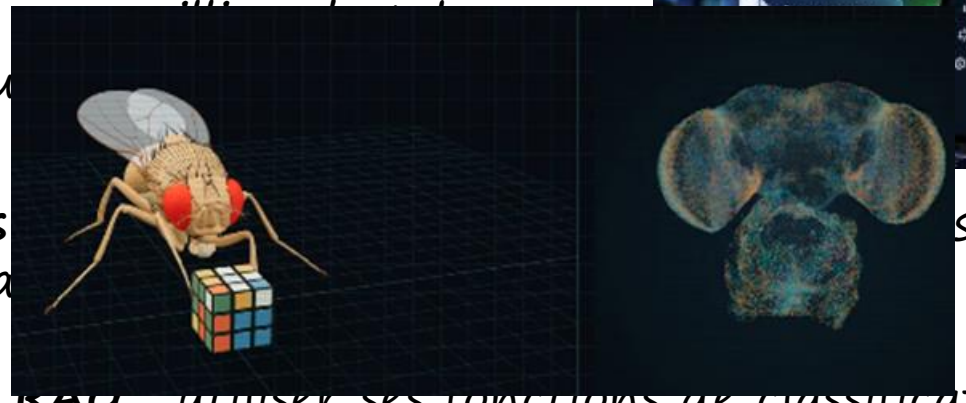
 # quelques exemples , il y en a d'autres

JEV : un LLM de classification

Une IA spécialisée dans les décisions : classifier un texte, choisir une catégorie, attribuer un score ou évaluer une affirmation.

Très rapide : latence annoncée de 70 à 500 ms**, avec plusieurs questions traitées en parallèle

Très économique : 0,042 $ [illegible] d'entrée et 0 $ en sortie au



Conçu pour les applications [illegible] stimations de confiance directement exploitables pa

Une brique possible pour le RAG : utiliser ses fonctions de classification et de scoring pour sélectionner les documents pertinents et orienter les requêtes avant la génération d'une réponse.

Un exemple spectaculaire : Moltbot → OpenClaw

OpenClaw

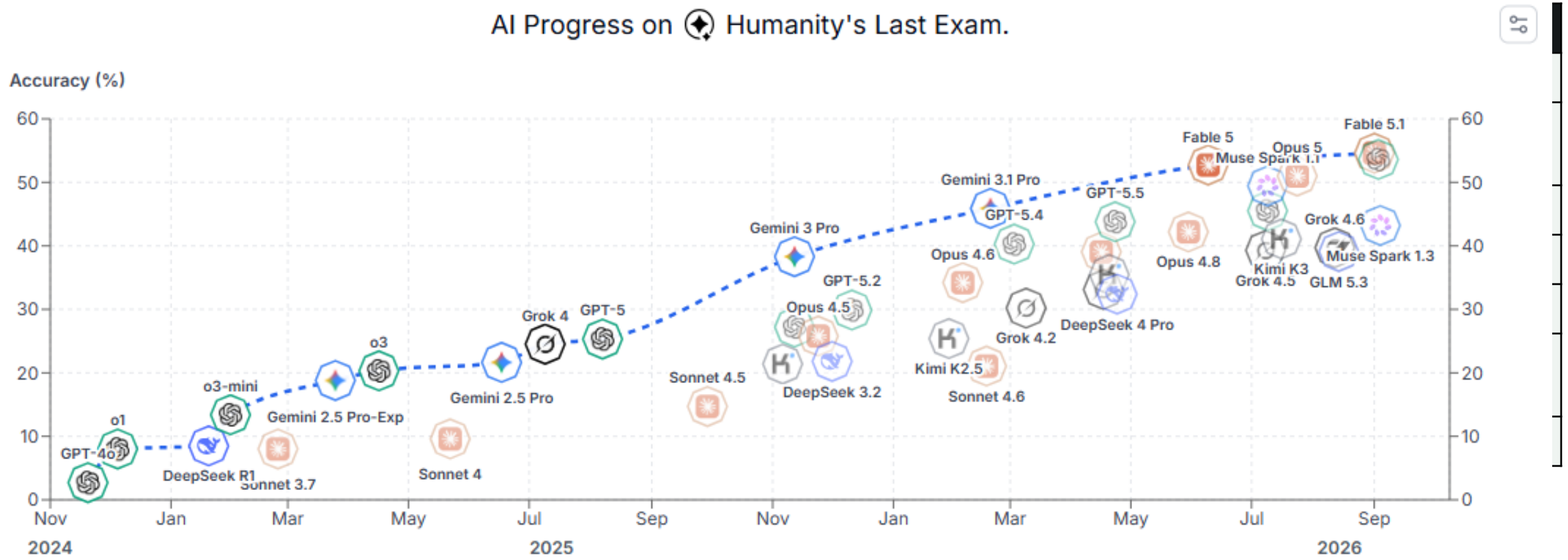
assistant personnel open-source (ex-Moltbot) — un agent qui agit

Comment sait-on qu'un modèle est bon ?

Un benchmark, c'est quoi ?

- Un jeu de questions, leurs réponses, et un protocole de notation
- Un but simple : comparer des modèles sur exactement la même épreuve
- Un piège immédiat : mesurer la mémoire du test plutôt que la capacité

Les épreuves les plus connues



Comment un score se calcule

- On extrait la réponse, puis on la compare : lettre, entier, correspondance exacte
- Pour le code : la correction proposée passe — ou non — les tests du projet
- Pour le texte libre : un juge note, un modèle ou un humain
- Température, nombre d'essais, budget de raisonnement : tout cela fait partie du score

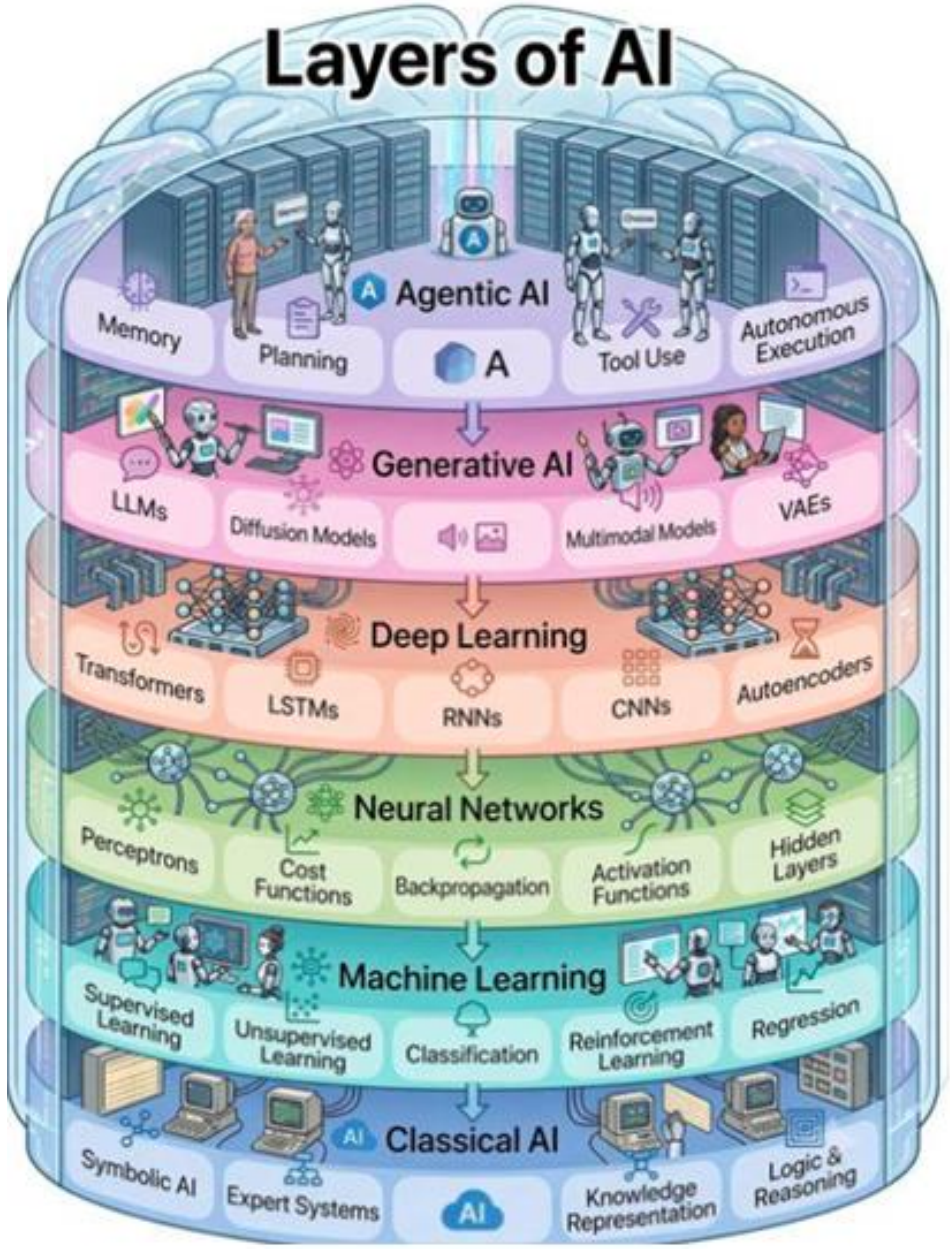
L'ELO des arènes : classer sans corriger

- On ne note pas une réponse : on en préfère une parmi deux, en aveugle
- Chaque duel ajuste la note des deux modèles — c'est le classement ELO
- Chatbot Arena : des centaines de milliers de votes (texte, code, vision)
- ± 5 à 8 points d'incertitude — et « préféré » ne veut pas dire « juste »

Trois pièges qui changent tout

- Contamination : les questions publiques finissent dans les données d'entraînement
- Saturation : MMLU, AIME et GPQA sont au plafond — elles ne départagent plus
- **Harnais** : le même modèle, deux scores selon les outils et le raisonnement autorisé
- Règle de lecture : moins de 3 points d'écart, ce n'est pas une différence

2026 : de la conversation au travail



Les modèles classés par capacités

- Raisonnement : modèles frontier généralistes
- Coding : agents avec terminal, IDE, navigateur, dépôts
- Computer use : le modèle voit l'interface et agit
- Recherche : navigation + raisonnement + synthèse
- Agents : mémoire + appels doutils
- Multimodal : texte + vision + audio + vidéo
- Edge : smartphones, PC, Raspberry Pi, Jetson, robots

« Quel modèle est suffisamment bon pour CETTE tâche, à ce coût, cette latence, ce niveau de confidentialité ? »

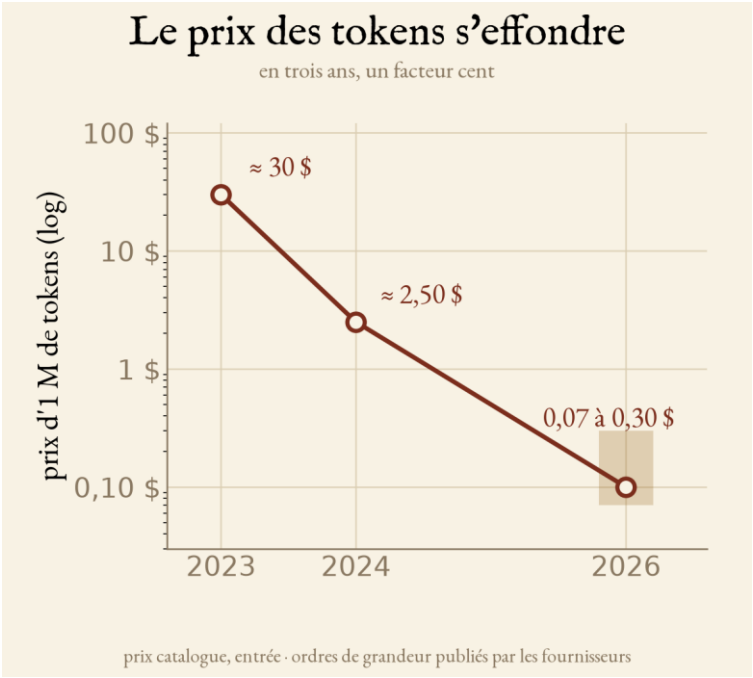
— la bonne question — pas « quel est le meilleur modèle ? »

Du chatbot à l'agent

- 2022 : un chatbot répond à une question
- 2026 : un agent exécute la tâche de bout en bout — terminal, navigateur, dépôts
- Mémoire + outils + planification + boucle de vérification
- Ce n'est plus seulement le modèle qui change : c'est le système autour (Suite du Web 3.0 et de Software 3.0)

Les prix de l'API s'effondrent

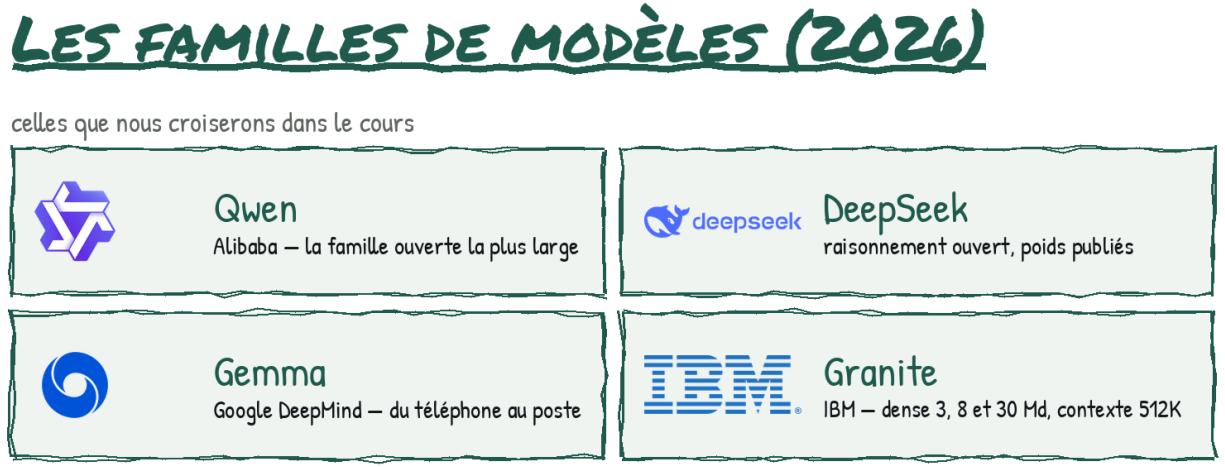
- 2023 — modèle frontier : ~30 $ le million de tokens en entrée
- 2024 — même classe : ~2,50 $ (-90 %)
- 2026 — même qualité : 0,07 à 0,30 $ (-99 %)
- Moteurs : concurrence, poids ouverts, optimisation d'inférence



Prix catalogue d'1 M de tokens en entrée — ordres de grandeur (2023-2026)

L'open source rattrape

- Des poids ouverts au niveau de la frontière
- Auto-héberger devient une option réelle
- Souveraineté, coût, confidentialité : trois arguments



Les familles de modèles (2026) — fermés et/ou poids ouverts

Les modèles frontière en septembre 2026

modèle	Humanity's Last Exam	GPQA Diamant	code	prix / M tokens
Claude Fable 5.1 — Anthropic	65,0 % (outils)	92,6 %	95 % SWE Vérifié	10 $ / 50 $
GPT-6 Astra — OpenAI	57,2 % (outils)	96,0 %	57,7 % Terminal-Bench	10 $ / 50 $
Gemini 3.8 Flash — Google	54,9 %	—	—	3,75 $
DeepSeek V4-Pro — ouvert	60,0 % (outils)	90,1 %	80,6 % SWE Vérifié	0,43 $ / 0,87 $
GLM-5.2 — Zhipu, ouvert	54,7 % (outils)	91,2 %	62,1 % SWE Pro	1,40 $ / 4,40 $
Grok 4.6 — xAI	42,9 %	94,9 %	—	—

Valeurs publiées par les laboratoires, juin-septembre 2026 ; le réglage compte — « avec outils » n'est pas comparable à « sans outils ».

Ce que le tableau dit vraiment

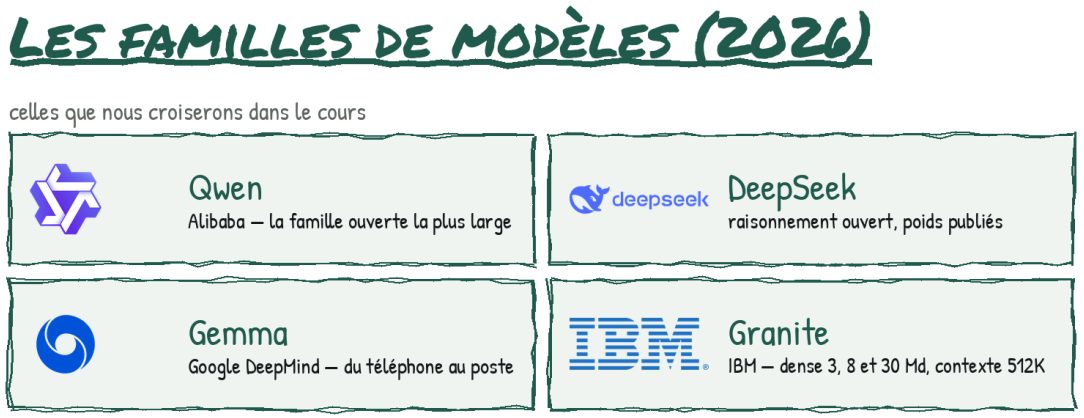
- Le meilleur n'est pas le même selon l'épreuve : savoir, science, code
- Sur le savoir expert, tous restent entre 13 et 65 % : l'examen n'est pas passé
- Les poids ouverts sont à quelques points des fermés, pour dix à cent fois moins cher

Les modèles de 2026 : noms, tailles, perfs

Du data center à la carte à 80 €

Cinq familles, deux mondes

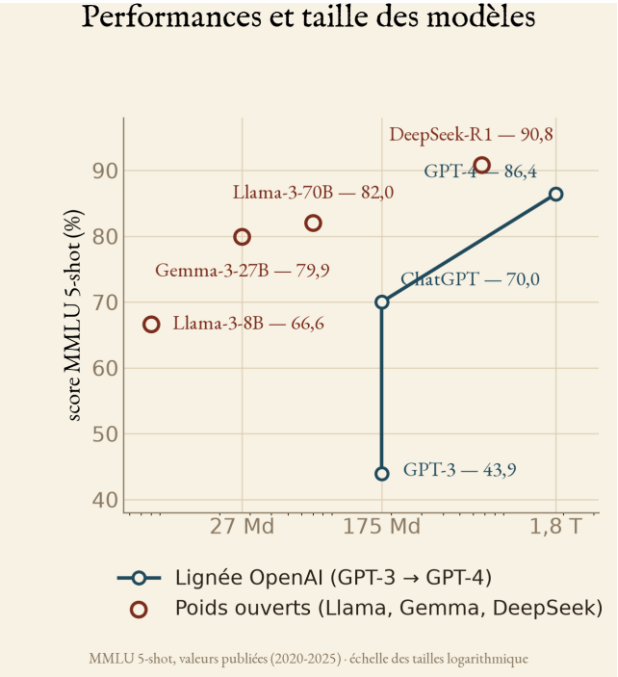
- Frontier propriétaires : ChatGPT, Gemini, Claude
- Open-weight : Qwen, Llama, DeepSeek, Gemma
- La frontière entre les deux s'amincit chaque mois



Les familles de modèles (2026) — fermés et poids ouverts

Les performances suivent la taille

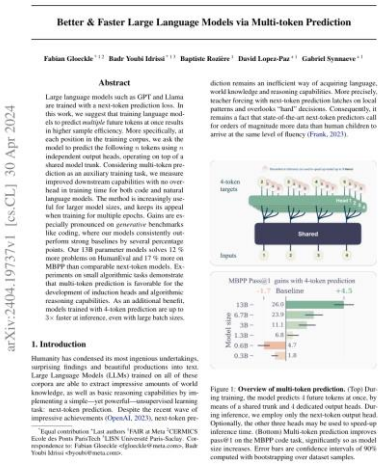
- GPT-3 (175 Md, 2020) : 44 % MMLU → GPT-4 : 86 %
- ChatGPT (2022) : le déclic grand public — 70 % MMLU
- Ouverts : DeepSeek-R1 à 90,8 % — harness d'évaluation partagés (lm-evaluation-harness)



MMLU 5-shot — valeurs publiées par les laboratoires (2020-2025)

Des modèles qui pensent

- o1 (2024), DeepSeek-R1 (2025) : le modèle « réfléchit » avant de répondre
- Qwen3 (2025) : mode pensée activable ou non
- Multi-Token Prediction (Meta, 2024) : prédire 4 tokens à la fois, 3× plus vite


Better & Faster Large Language Models via Multi-token Prediction

Fabian Gloeckle[*1 2] Badr Youbi Idrissi[*1 3] Baptiste Rozière[1] David Lopez-Paz[+1] Gabriel Synnaeve[+1]

Abstract

Large language models such as GPT and Llama are trained with a next-token prediction loss. In this work, we suggest that training language models to predict multiple future tokens at once results in higher sample efficiency. More specifically, at each position in the training corpus, we ask the model to predict the following n tokens using n independent output heads, operating on top of a shared model trunk. Considering multi-token prediction as an auxiliary training task, we measure improved downstream capabilities with no overhead in training time for both code and natural language models. The method is increasingly useful for larger model sizes, and keeps its appeal when training for multiple epochs. Gains are especially pronounced on *generative* benchmarks like coding, where our models consistently outperform strong baselines by several percentage points. Our 13B parameter models solves 12 % more problems on HumanEval and 17 % more on MBPP than comparable next-token models. Experiments on small algorithmic tasks demonstrate that multi-token prediction is favorable for the development of induction heads and algorithmic reasoning capabilities. As an additional benefit, models trained with 4-token prediction are up to 3× faster at inference, even with large batch sizes.

1. Introduction

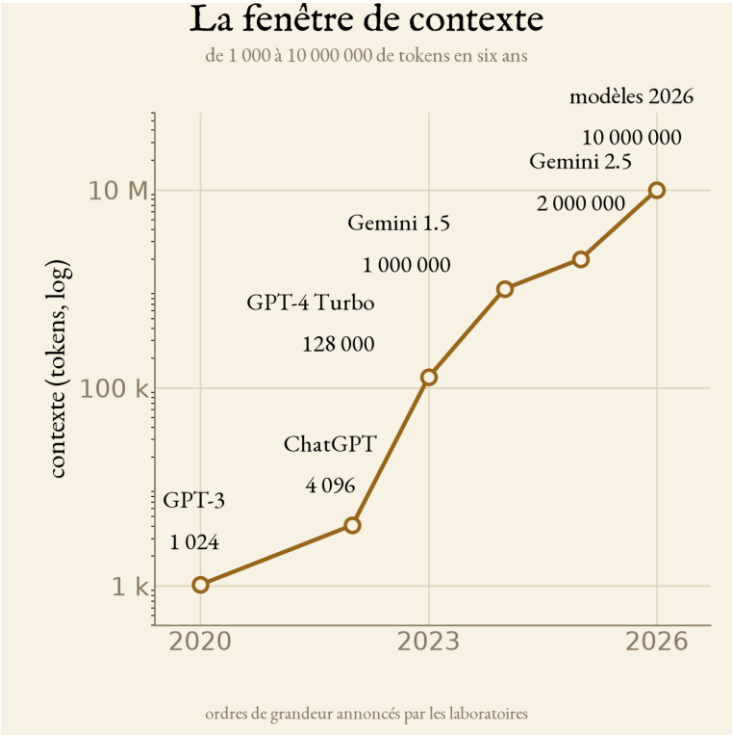
Humanity has condensed its most ingenious undertakings, surprising findings and beautiful productions into text. Large Language Models (LLMs) trained on all of these corpora are able to extract impressive amounts of world knowledge, as well as basic reasoning capabilities by implementing a simple—yet powerful—unsupervised learning task: next-token prediction. Despite the recent wave of impressive achievements (OpenAI, 2023), next-token prediction remains an inefficient way of acquiring language, world knowledge and reasoning capabilities. More precisely, teacher forcing with next-token prediction latches on local patterns and overlooks "hard" decisions. Consequently, it remains a fact that state-of-the-art next-token predictors call for orders of magnitude more data than human children to arrive at the same level of fluency (Frank, 2023).

Figure 1: **Overview of multi-token prediction.** (Top) During training, the model predicts 4 future tokens at once, by means of a shared trunk and 4 dedicated output heads. During inference, we employ only the next-token output head. Optionally, the other three heads may be used to speed-up inference time. (Bottom) Multi-token prediction improves pass@1 on the MBPP code task, significantly so as model size increases. Error bars are confidence intervals of 90% computed with bootstrapping over dataset samples.

Better & Faster Large Language Models via Multi-token Prediction — Gloeckle et al., Meta AI, 2024 (arXiv:2404.19737)

La fenêtre de contexte explose

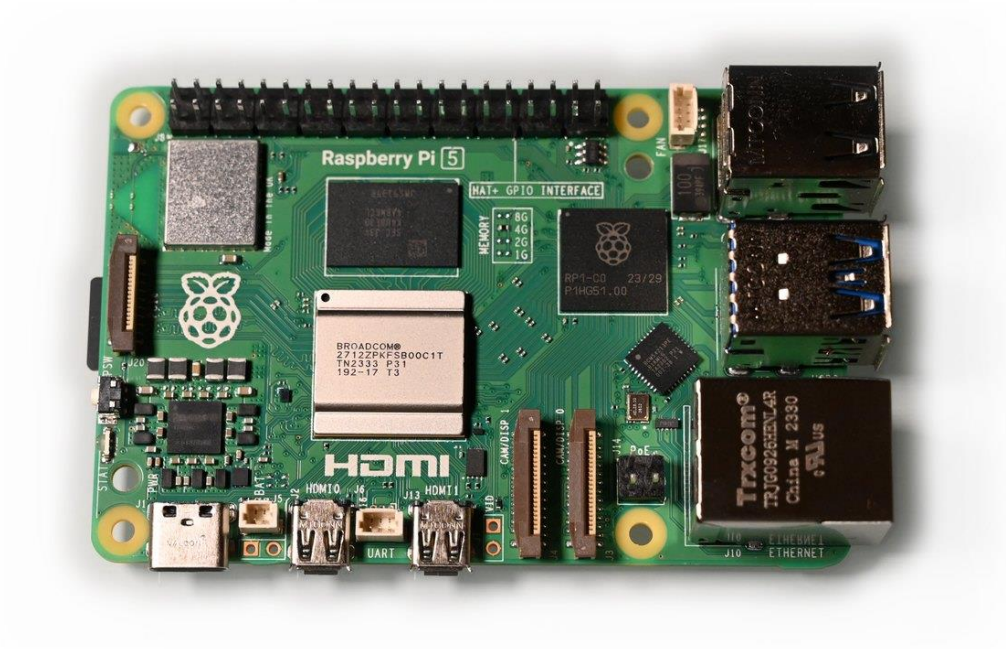
- 2020 : 2 000 tokens (GPT-3)
- 2023 : 200 000 (Claude 2.1) — 2024 : 1 M (Gemini 1.5)
- 2026 : le million de tokens devient standard



Tokens de contexte (échelle log.) — ×500 entre 2020 et 2024

Des modèles locaux au niveau frontier

- Gemma 4 E2B/E4B (Google, 2026) : 2-4 Mds effectifs, sur Raspberry Pi 5
- Qwen3.8-27B (Alibaba, 14/08/2026) : open, rivalise avec GPT-5
- Needle 2 (Cactus) : 45 M de paramètres, 14 Mo — jusque sur un ESP32-S3



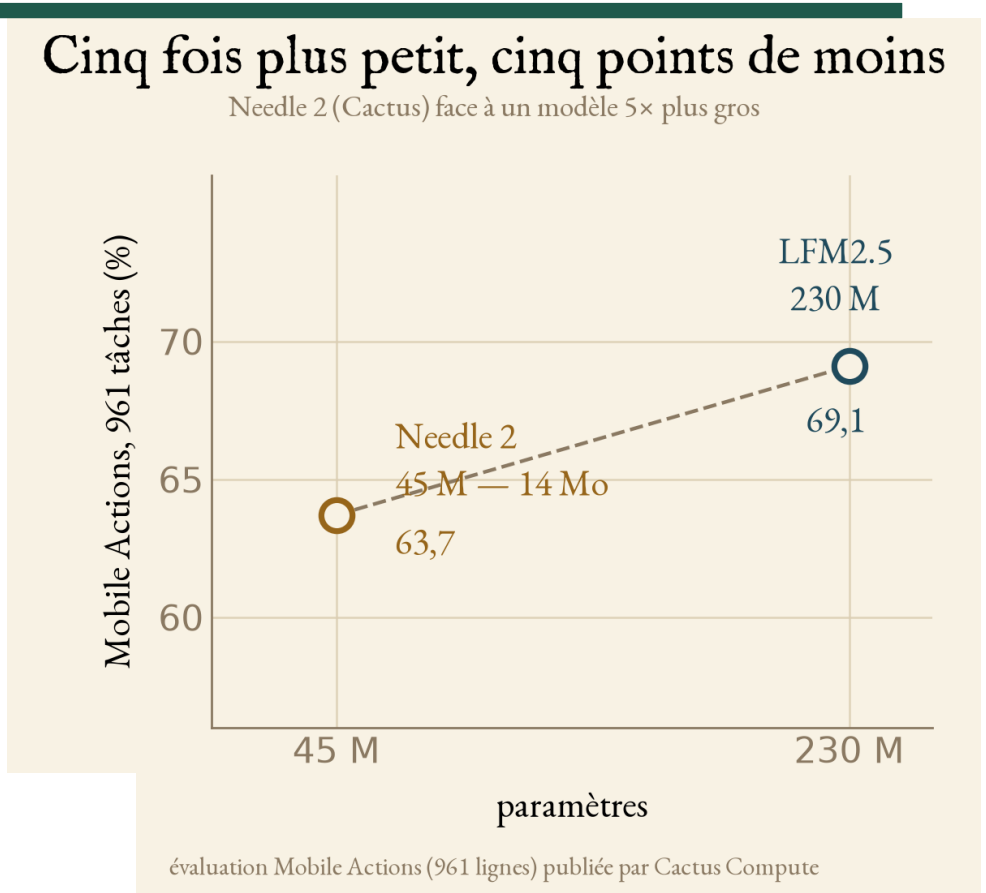
Raspberry Pi 5 (~80 €) — les modèles locaux tiennent sur la carte

Des modèles locaux au niveau frontier

14 MB

Needle 2 (Cactus) : binaire de 14 Mo, ~28 Mo de RAM par session

45 M de paramètres — tool calling, device use, extraction structurée — tourne sur ESP32-S3, Raspberry Pi 5 (≈500 tok/s) et téléphones à moins de 200 $ — open (Apache 2.0)

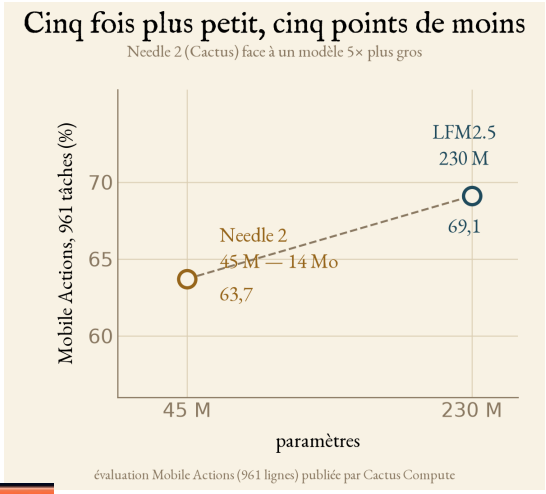


Septembre 2026 : le tableau d'ensemble

- Des chatbots aux agents : le modèle devient un système qui agit
- L'IA agentique : outils, mémoire, planification, vérification
- Les prix de l'API ont chuté d'un **facteur cent** en trois ans
- Les **poids ouverts** tiennent le niveau de la frontière
- Les modèles locaux montent en qualité —vont jusqu'au microcontrôleur

Tout petit, tout près : le LLM sur le edge / le navigateur

- Gemma 4 E2B/E4B : 2 à 4 milliards de paramètres, multimodal, sur Raspberry Pi 5
- Needle 2 (Cactus) : 45 M de paramètres, binaire de 14 Mo, tool calling
- Un agent qui tourne sur un microcontrôleur — ESP32-S3, ~28 Mo de RAM
- Le petit modèle agit localement ; le cloud n'est appelé qu'en recours
- Le navigateur devient un moteur d'inférence



« Les tâches « trop complexes pour être automatisées » deviennent « suffisamment bien décrites pour être déléguées à un agent ». »

— le logiciel devient pilotable par le langage

Conséquences économiques

- Compétitivité, automatisation, productivité
- Nouveaux produits, nouvelles interfaces, nouveaux métiers

Le risque change de nature

L'échelle du risque

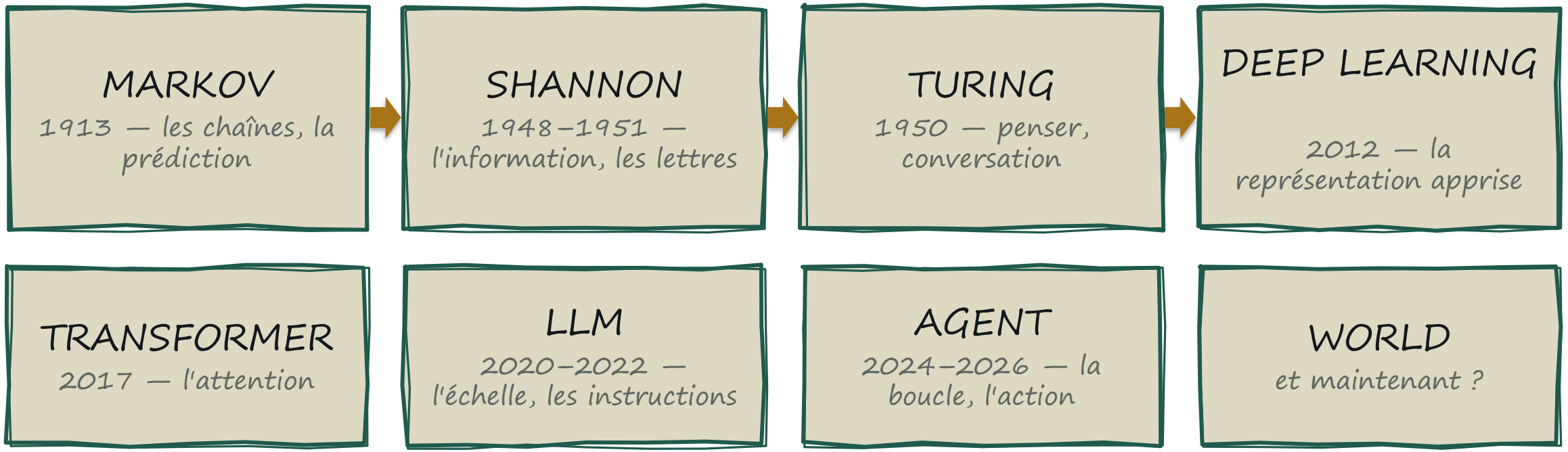
- Un chatbot qui hallucine : mauvaise réponse
- Un agent qui hallucine : mauvaise action
- Un agent avec accès au mail : fuite potentielle
- Un agent avec accès à un ERP : erreur opérationnelle
- Un agent qui exécute du code : risque de sécurité

« La question n'est plus « est-ce que l'IA va arriver ? » — elle est déjà là. Comment l'entreprise va-t-elle la gouverner ? »

— le timing est excellent : les règles deviennent opérationnelles

Retour à Markov : 1913 → 2026

La même idée, cent treize ans plus tard : attribuer une probabilité à la suite.



Can a language think?

la réponse est plus intéressante que la question

« Si penser signifie manipuler des représentations, prédire, abstraire, raisonner et produire des actions cohérentes — alors un modèle entraîné à grande échelle sur le langage en réalise une partie substantielle. »

Du mot à l'action

Nous avons commencé par un caractère prédit : où cela s'arrête-t-il ?