Agents IA en local

Faire tourner un modèle, puis en faire un agent localement — GPU, CPU, ARM/RISC V, ESP32 —

NVIDIA - Jetson Nano 1024 cuda cores

Raspberry Pi 5 — le poste, le CPU

ESP32-P4-WIFI6 — le microcontrôleur

Imed MAGROUNE

Octobre 2026

Un agent = un modèle + un harnais

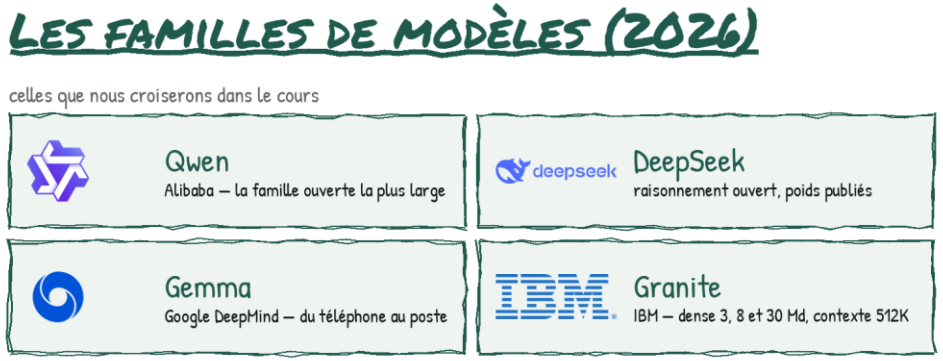
LA CHAÎNE LOCALE

des poids au dépôt jusqu'à l'agent : quatre étapes, toujours les mêmes

Ce que vous saurez faire ce soir

Les familles que nous croiserons : Qwen, Gemma, DeepSeek — et une vague de petits modèles entraînés pour les harnais.

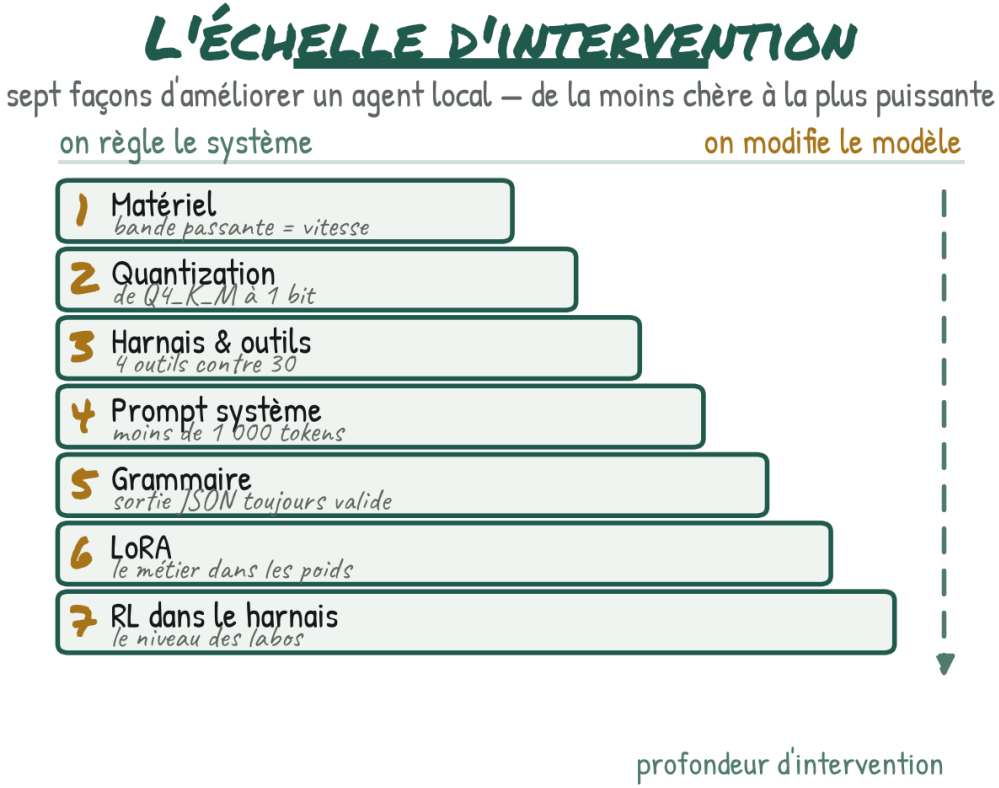
- Lancer un serveur de modèle compatible OpenAI sur votre machine
- Mesurer vos tokens par seconde : préremplissage et génération
- Brancher un agent et lui confier une vraie tâche d'exploitation
- Refermer les accès : utilisateur dédié, conteneur, validation humaine



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

L'échelle d'intervention — le fil du cours

- Sept marches, du matériel à l'entraînement par renforcement
- Chaque marche coûte plus cher et rapporte plus de fiabilité
- Aujourd'hui : les marches 1 à 5 — les 6 et 7 sont le chemin des labos



plus on descend, plus ça coûte (temps, données, matériel) et plus ça rapporte (fiabilité)

Anatomie de l'inférence locale

GGUF, quantization, budget mémoire : ce qui décide si ça tient et si c'est rapide

Hardware

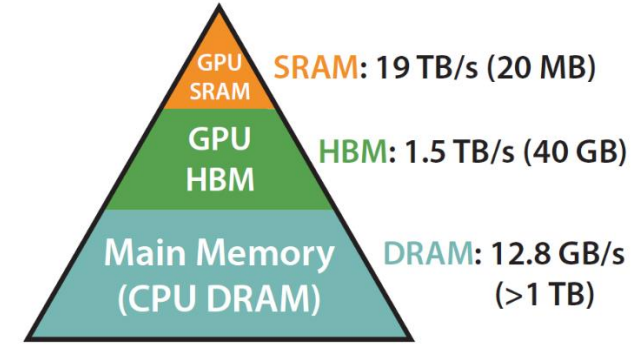
CPU : cœurs , caches, Horloge (TOPS ,,)

SIMD X86/AMD : AVX256 / 512 , ARM : NEON

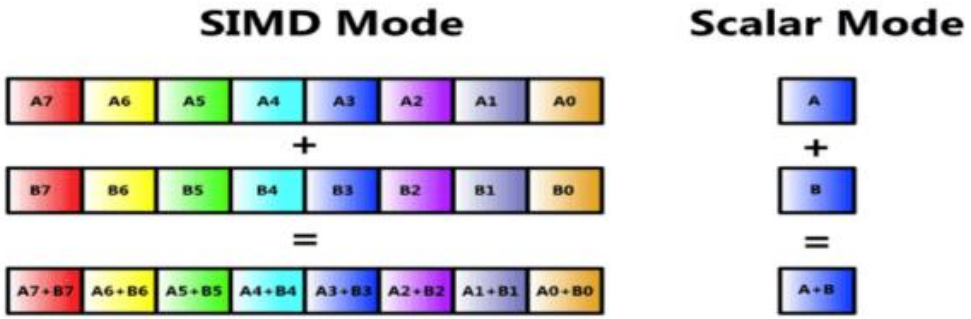
GPU (Accélérateurs IA type NPU, Coral, ..)

Mémoire : RAM, GRAM (HBM) , Mémoire unifiée (M4, jetson ..)

Goulot : La mémoire : Capacité et vitesse Transfert vers/depuis Mémoire – taille caches -



Memory Hierarchy with Bandwidth & Memory Size



Le chemin d'un token

Poids en mémoire
GGUF quantisé

→

Multiplication matricielle
SIMD, GPU

→

Cache KV
le contexte déjà lu

→

Un token de plus
et on recommence

Architecture, taille et modalités

La taille annoncée ne décrit pas tout le modèle.

	Dense	MoE : mélange d'experts
Calcul par token	Réseau principal mobilisé	Quelques experts sélectionnés
Taille à lire	Paramètres totaux	Paramètres totaux ET actifs
Mémoire des poids	Dépend du total et des bits	Dépend aussi du total stocké

Multimodal décrit les entrées et les sorties

Texte, images, audio ou vidéo, selon le modèle.

Un modèle multimodal peut être dense ou MoE.

LES OUTILS DE LLAMA.CPP

un moteur, un serveur, un banc d'essai — installés en une ligne

llama.cpp
le moteur : CPU, GPU, Raspberry Pi

llama-bench
mesure préremplissage et

llama serve
l'API OpenAI + l'interface web

Hugging Face
les poids et les commandes à copier

Petits models et besoins matèriel

Petit dès le départ

Peu de paramètres, beaucoup de données.

Distillation

Apprendre à partir d'un modèle professeur.

Pruning / élagage

Retirer des structures, puis réentraîner.

Quantification

Moins de bits par poids, même nombre.

Entraîner demande plus de mémoire que faire de l'inférence.

Mémoire minimale des poids

Taille	BF16	Q4
2B	4 Go	1 Go
4B	8 Go	2 Go
8B	16 Go	4 Go
32B	64 Go	16 Go

Mémoire ≈ paramètres × bits / 8

Repères Q4, contexte court et 1 session :

8 Go RAM : 2–4B
16 Go VRAM : 8–14B

Poids seuls en Go décimaux. Q4 idéal, hors métadonnées, contexte et moteur. Sources en notes.

Quantifier : faire tenir le modèle

- GGUF, c'est le format standard du local : des poids compressés
  - Q4_K_M ≈ 0,6 × les paramètres : 7 Md → 4,4 Go, le bon compromis
  - Q8 ≈ 1,0 ×, quasi sans perte ; Q4 3-bit, Q3, des tailles intermédiaires
- Extrême : Bonsai 8B, 8,19 Md de paramètres en 1,15 Go
  - Ses poids sont à 1 bit dès l'entraînement, pas quantifiés après coup
  - Le format Q1_0 est intégré à la version officielle de llama.cpp

Bonsai 8B — le cas extrême

PrismML : les poids à 1 bit dès l'entraînement

Bonsai 8B (PrismML) — 8,19 Md de paramètres en 1,15 Go, poids à 1 bit natifs, format Q1_0 intégré à llama.cpp

Choisir la bonne distribution

Préentraînement

Langues, domaines, code, mathématiques,
images, qualité et fraîcheur des données.

Post-entraînement

Base, Instruct, Reasoning, appels d'outils…
Des comportements entraînés différemment.

Format et précision

Format compatible avec le moteur, puis quantificatio
Exemple : GGUF en Q4 pour llama.cpp.

Le choix se mesure sur vos tâches : qualité, m

Sources : model cards MiniCPM5 et Qwen3.5. Vérifier aussi la licence et la compatibilité du mot

Exemple MiniCPM5

Web + code + math

Septembre 2026 : le SOTA selon la tâche

MiniCPM5-2B face à Qwen3.5-4B

Un 2B peut dépasser un 4B sur certains tests.

Benchmark	MiniCPM5 2B*	Qwen3.5 4B
LiveCodeBench v6	**69,1**	56,4
SWE-bench Verified	**46,4**	33,6
MMLU-Pro	70,8	**78,0**

*2,52B paramètres au total,
dont 1,98B hors embeddings.

DeepSeek-V4.1-Flash

MoE multimodal

552B de backbone
+ 196B de mémoire Engram

8B actifs en préfill
16B actifs en génération

Contexte jusqu'à 1M tokens

Serveur ou API

élection de modèles ouverts au 17/09/2026. Scores OpenBMB, non un classement universel.

Les deux vitesses d'un modèle

Lecture du prompt (préremplissage)

- Tous les tokens d'un coup, en parallèle
- Fixe l'attente avant le premier token
- C'est là que le Raspberry Pi souffre

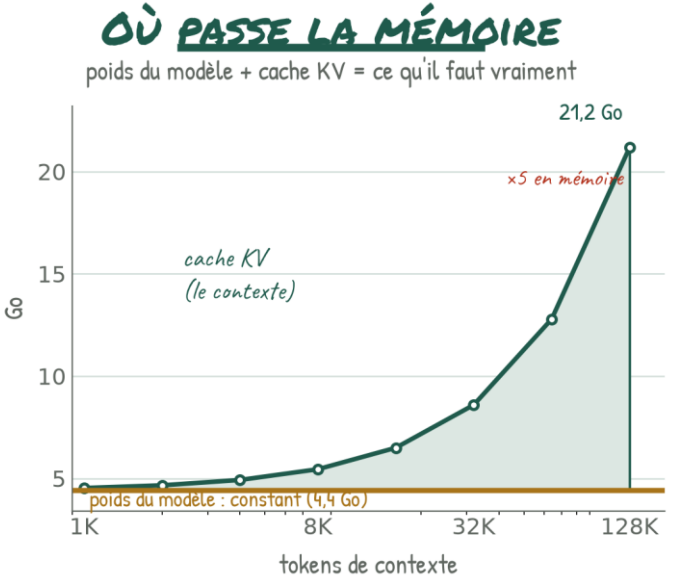
Génération (décodage)

- Un token à la fois, séquentiel
- Mesurée en tokens par seconde
- Bornée par la bande passante mémoire

llama-bench mesure les deux : pp512 pour le préremplissage, tg128 pour la génération.

Le budget mémoire

- Les poids sont constants : 4,4 Go pour un 8 Md en Q4_K_M
- Le cache KV croît avec le contexte : il double tous les 32K
- À 128K de contexte, le cache dépasse les poids : 21 Go contre 4,4
- Règle de travail : poids + cache + 1 à 2 Go de marge



exemple : 8 B en Q4_K_M, 32 couches, 8 têtes KV (GQA), cache fp16 — calcul, pas mesure

Poids (constant) + cache KV (croît avec le contexte) — exemple d'un 8 Md en Q4_K_M à 8 têtes KV

TP1 — llama-server en 15 minutes

Une installation en une ligne, une commande, une API compatible OpenAI

Les outils de llama.cpp

un moteur, un serveur, un banc d'essai — installés en une ligne

llama.cpp
le moteur : CPU, GPU, Raspberry Pi

llama-bench
mesure préremplissage et génération

llama serve
l'API OpenAI + l'interface web

Hugging Face
les poids et les commandes à copier

Hugging Face

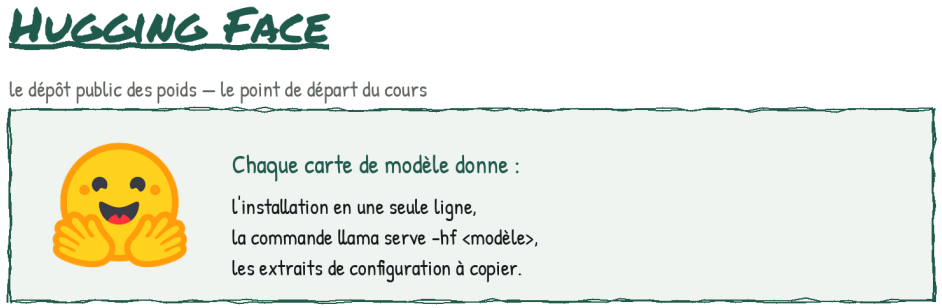
le dépôt public des poids — le point de départ du cours

Chaque carte de modèle donne :

l'installation en une seule ligne,
la commande llama serve -hf <modèle>,
les extraits de configuration à copier.

Installer — trois chemins

- Linux et macOS : l'installateur en une ligne de llama.app
- Windows : winget install llama.cpp (paquet ggml.llamacpp)
- Les pages Hugging Face affichent désormais l'installation et les commandes
- Elles donnent aussi des extraits de configuration prêts à copier



Hugging Face — le dépôt public des poids ; les cartes de modèles donnent l'installation en une ligne et les commandes à copier

Sur Linux ou macOS

Une ligne d'installation, une commande de lancement — c'est tout.

bash — ~/cours

```
# une seule ligne pour installer
$ curl -LsSf https://llama.app/install.sh | sh
llama installé dans ~/.local/bin
# lancer un serveur : llama serve -hf <modèle>
$ llama serve -hf Qwen/Qwen3.5-4B-GGUF --port 8080
listening on http://127.0.0.1:8080 — API OpenAI + interface web
```

Sur Windows

Même chose par le gestionnaire de paquets de Windows, puis le serveur.

Windows PowerShell

```
# installation par le gestionnaire de paquets de Windows
PS> winget install llama.cpp
Le paquet ggml.llamacpp a été installé.
# même commande ensuite, avec un contexte un peu plus large
PS> llama serve -hf Qwen/Qwen3.5-4B-GGUF --port 8080 -c 8192
Listening on 127.0.0.1:8080
```

Le test en trente secondes

Deux appels suffisent à prouver que tout est branché.

bash — le serveur répond-il ?

```
# 1. le serveur est-il vivant ?
$ curl -s http://localhost:8080/v1/models
{"object":"list","data":[{"id":"Qwen/Qwen3.5-4B-GGUF"}]}
# 2. le client Python openai, sans rien changer d'autre
$ python3 client.py   # base_url = http://localhost:8080/v1
réponse complète, en flux, sans quitter la machine
```

Ce qui peut casser (et la réponse)

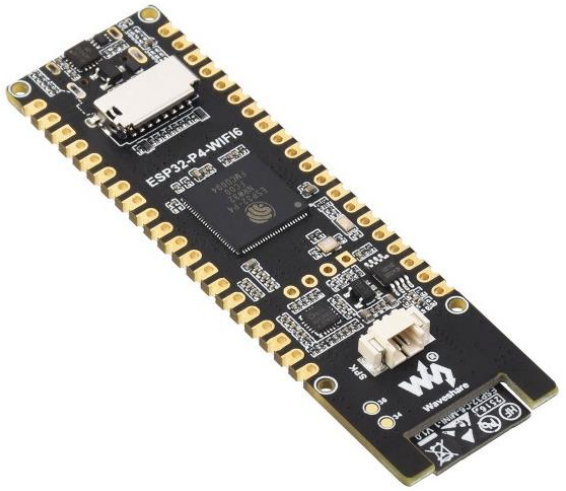
- Contexte par défaut trop court : le harnais exige -c 64000
- Modèle qui refuse de charger : quantization trop grosse pour la mémoire
- Pas de GPU reconnu : le serveur bascule en CPU, plus lent mais correct
- Tags et options changent : vérifier les commandes la veille

L'échelle matérielle

Llama bench sur quatre marches : GPU 16 Go (voire 8 Go + RAM) · CPU + 64 Go · Raspberry Pi 5 · ESP32-P4

Mesurer avant de promettre

- llama bench mesure le préremplissage (pp512) et la génération (tg128)
- Quatre marches : GPU 16 Go (voire 8 Go + RAM), CPU puissant, Pi 5, ESP32-P4
- On note les tokens par seconde mesurés, jamais les chiffres annoncés
- Toute la démonstration alimente le TD : une ligne par marche



ESP32-P4-WIFI6 (Waveshare) — bicoeur RISC-V 400 MHz + ESP32-C6 (Wi-Fi 6), RAM externe : le terrain des LLM de quelques mégaoctets

La commande du TD

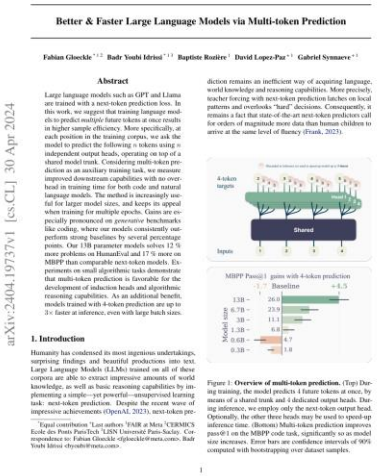
Une seule commande, lancée sur les quatre machines du TD.

bash — llama-bench

```
# le banc d'essai officiel : préremplissage (pp) et génération (tg)
$ llama-bench -m modele-Q4_K_M.gguf -p 512 -n 128
| model | backend | pp512 t/s | tg128 t/s |
| à vous de remplir chaque ligne du tableau |
# les quatre marches se mesurent avec cette seule commande
```

Marche 1 — GPU 16 Go (voire 8 Go + RAM)

- Qwen3.8-27B dense en Q4_K_M : 17,1 Go de poids — il ne rentre pas dans 16 Go
- À 16 Go on vise un dense 12-14 Md en Q4 (7 à 9 Go) ; à 8 Go + RAM, l'offload fait le reste
- Prédiction multi-tokens : llama.cpp l'active sur les modèles équipés
- MTP : 1,4 à 2,2× pour Gemma 4, jusqu'à +120 % sur Qwen3.8-27B, sans perte de précision


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

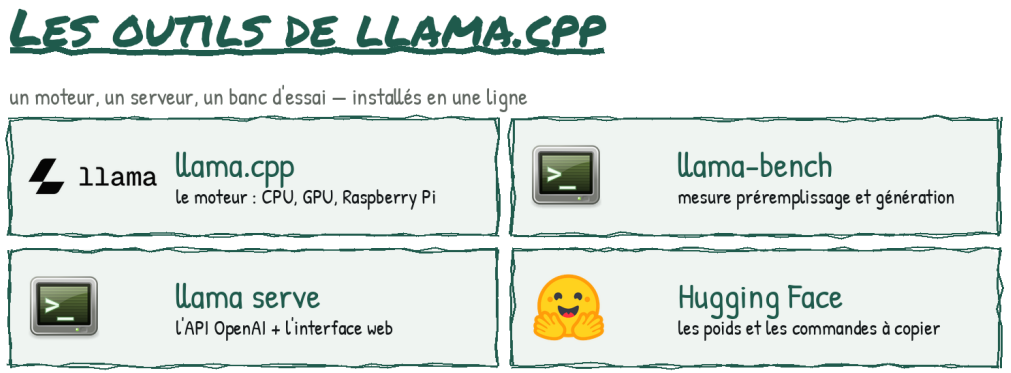
Humanity has condensed its most ingenious undertakings, surprising findings and beautiful productions into text. Large Language Models (LLMs) trained on all of these corpora are able to extract impressive amounts of world knowledge, as well as basic reasoning capabilities by implementing a simple—yet 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)

Marche 2 — CPU + 64 Go : les MoE

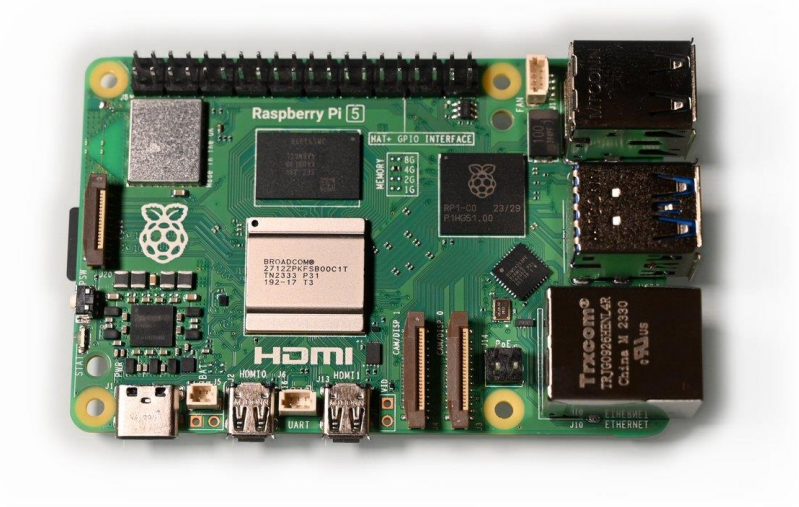
- Qwen3.6-35B-A3B : 35 Md au total, 3 Md actifs par token
- Gemma 4 26B-A4B : 25,2 Md au total, 3,8 Md actifs par token
- Seule une fraction des experts est lue pour chaque token
- D'où une vitesse qui surprend pour la taille : à mesurer
- Le goulot reste la lecture du prompt : surveillez le préremplissage



llama.cpp (le moteur) · llama serve (l'API compatible OpenAI) · llama-bench (mesurer)

Marche 3 — Raspberry Pi 5

- Chiffres officiels Google (LiteRT-LM, pas llama.cpp) : ordre de grandeur
- Pi 5 16 Go, CPU : E2B lit le prompt à 133 tokens/s et génère à 8
- E4B : 51 tokens/s en lecture, 3,2 en génération
- Dix mille quatre cents tokens de contexte : environ 4,6 minutes avant le premier token
- Moins de 1 000 tokens : une vingtaine de secondes
- En llama.cpp, le préremplissage est plus lent : 9 à 13 minutes



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

Marche 4 — ESP32-P4 : un LLM de 14 Mo

- Needle 2 (Cactus Compute) : 45 M de paramètres, 2 bits par poids
- Un seul binaire de 14 Mo, moteur compris — rien à installer à côté
- Session complète dans ~28 Mo de RAM ; les appels d'outils sont contraints par grammaire
- 500 tokens/s sur Pi 5 ; sur ESP32-P4, la RAM externe suffit

Needle 2 (Cactus Compute) — 45 M de paramètres, un seul binaire de 14 Mo, une session dans ~28 Mo de RAM : un LLM d'agent sur microcontrôleur

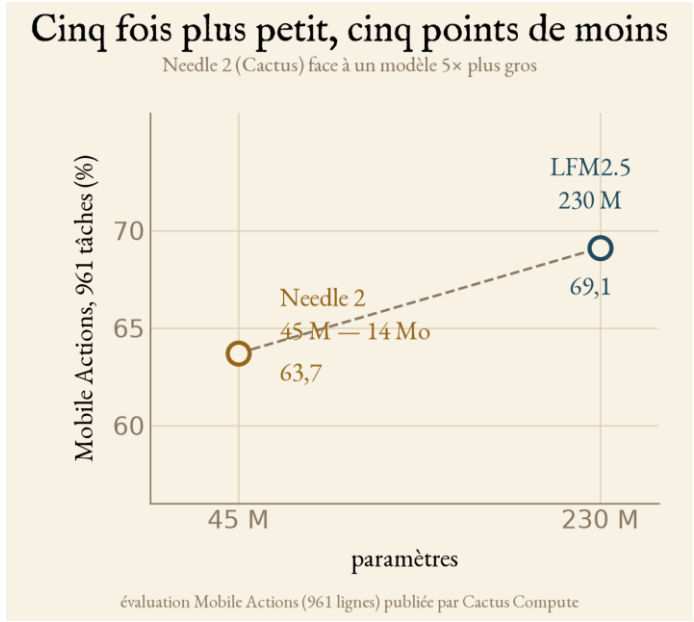
TD — ce que vous notez pendant la démo

marche	modèle type	ce qu'on mesure	limite attendue
GPU 16 Go (voire 8 Go + RAM)	dense 12-14 Md Q4, ou 27B en Q3	tokens/s avec et sans MTP, contexte max	poids et cache à surveiller
CPU + 64 Go	MoE, 3 à 4 Md actifs	tokens/s, effet de la quantisation	lecture du prompt lente
Pi 5	2 à 4 Md Q4, dont un modèle 1 bit	temps d'ingestion du prompt système	missions courtes et ciblées
ESP32-P4	Needle 2 : 45 M en 2 bits, 14 Mo	temps de réponse, RAM libre	une seule tâche, jamais de conversation

Chaque ligne du TD est un arbitrage : ce qu'on gagne, ce qu'on paie, et la limite qu'on accepte.

Ce que le TD nous apprend

- La vitesse se paie en mémoire et en bande passante
- Sur Pi, le coût n'est pas la génération mais la lecture du prompt
- Avant de changer de machine : réduire le contexte et les outils
- Un agent étroit sur un Pi bat un agent large qui n'arrive pas à démarrer



Needle 2 (45 M, 14 Mo) face à un modèle 5× plus gros — Mobile Actions, 961 tâches (Cactus Compute)

Panorama des modèles locaux

Moins de 8 milliards de paramètres — état de septembre 2026

Moins de 4 Md (1/2)

- Nanbeige4.2-3B : 4 Md dont 3 hors embeddings, boucle ×2, 262K
- Ses scores battent Qwen3.5-9B et Gemma 4 12B… selon son éditeur
- Dans llama.cpp depuis le 27 juillet 2026 ; sur Pi, la boucle coûte du calcul
- LFM2.5-2.6B : 2,7 Md, 128K, 113 tokens/s sur Ryzen en 2,5 Go
- Entraîné par renforcement directement dans les harnais agentiques

Petits modèles agentiques (2026)

moins de 8 milliards de paramètres — les six candidats

Nanbeige4.2-3B

4 Md dont 3 hors embeddings · boucle ×2

Qwen3.5-4B

0,8 / 2 / 4 / 9 Md · vision · mars 2026

LFM2.5-2.6B

2,7 Md · 128K · 113 t/s sur Ryzen

Ministral 3 3B

bons appels d'outils, hallucinations

Granite 4.1 3B

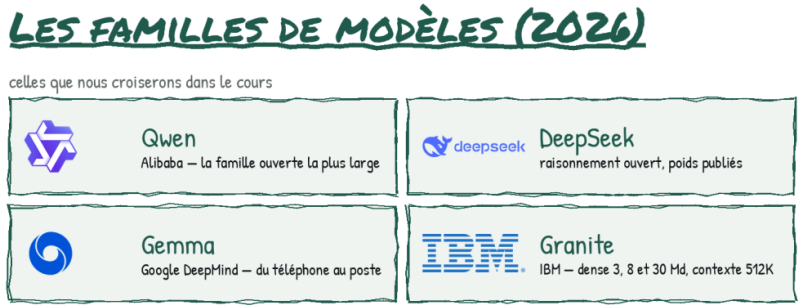
dense 3 / 8 / 30 Md · contexte 512K

Bonsai 8B

8 Md en 1 bit · 1,15 Go · Q1_0

Moins de 4 Md (2/2)

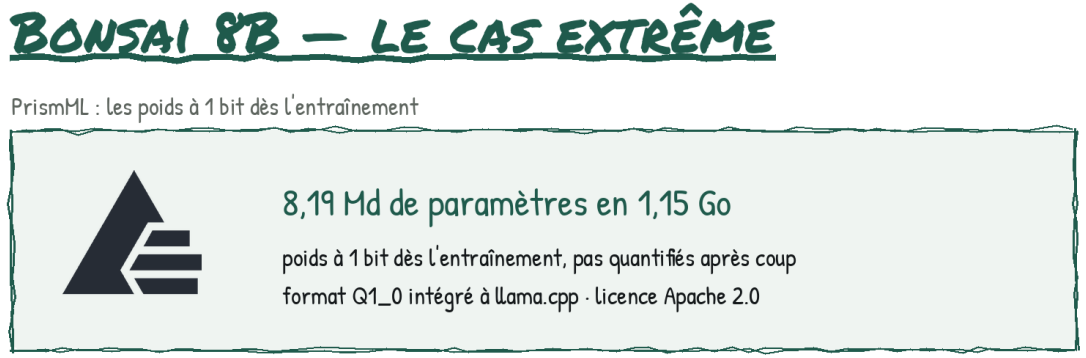
- Granite 4.1 3B (IBM) : dense 3, 8 et 30 Md, contexte 512K, Apache 2.0
- Qwen3.5-4B : sorti le 2 mars 2026 avec les 0,8 et 2 Md
- Contexte 262K, vision, Apache 2.0 : la famille la plus complète
- MiniCPM 2B (perfs d'un 4B)



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

Entre 4 et 8 Md

- Qwen3.5-9B : le haut de la gamme compacte, 262K de contexte
- Granite 4.1 8B : appel d'outils nettement meilleur que Granite 4.0
- Bonsai 8B en 1 bit : un 8 Md dans 1,15 Go, taillé pour le Pi



Bonsai 8B (PrismML) — 8,19 Md de paramètres en 1,15 Go, poids à 1 bit natifs, format Q1_0 intégré à llama.cpp

Entre 1 et 2 Md

- Qwen3.5-0,8B : le edge device multi modal, 262K de contexte

- MiniCPM 2B (Famille deepseek)

- Bonsai 8B en 1 bit : un 8 Md dans 1,15 Go, taillé pour le Pi mais à testé (le natif M5 seulement)

面壁小钢炮 MiniCPM

BENCHMARK	MINICPM5-2B	QWEN3.5-4B
Average across 34 benchmarks	53.9	51.1
LiveCodeBench v6	69.1	56.4
SWE-bench Verified	46.4	33.6
AIME 2025	86.5	78.8
GPQA Diamond	70.2	77.1
MMLU-Pro	70.8	78.0
IFEval	86.7	90.2
Terminal-Bench	8.6	25.8

« Les scores de Nanbeige et de LFM2.5 sont auto-déclarés. Faites votre banc d'essai avant l'école : la même tâche d'exploitation, sur le Pi, dans Pi, avec trois ou quatre modèles. Vos chiffres convaincront plus qu'un tableau. »

— *le conseil du cours*

Questions

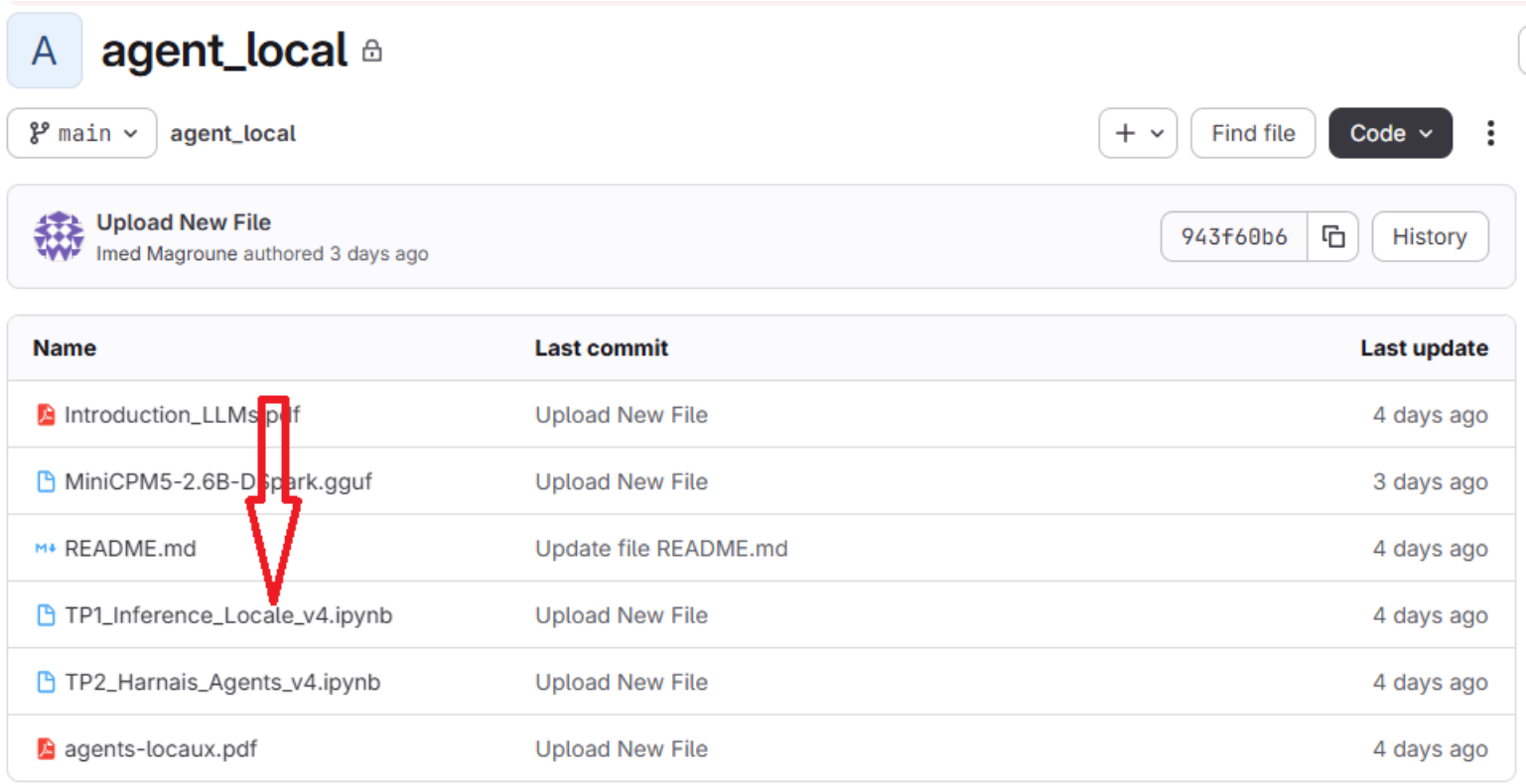
Cinq minutes de tampon — puis une pause de 15 à 20 minutes

Ce qu'on retient de la session 1

- Un agent, c'est un modèle plus un harnais
- La mémoire se paie deux fois : les poids, puis le contexte
- Le serveur compatible OpenAI est la porte d'entrée de tout le reste
- Sur un Pi, on paie la lecture du prompt avant de payer la génération

TP 1 : Inférence locale et petits modèles

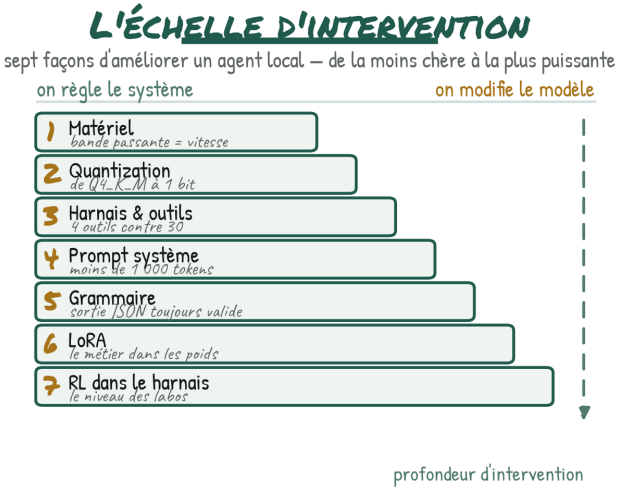
https://gitlab.in2p3.fr/aissai/labobots/agent_local/




PAUSE
Caffé
CAFÉ

Session 2 : l'agent en action

- Anatomie d'un agent, et le coût caché des outils
- Sécurité, grammaires, et les marches 6 et 7 de l'échelle
- TP2 : un agent de dev branché sur votre serveur

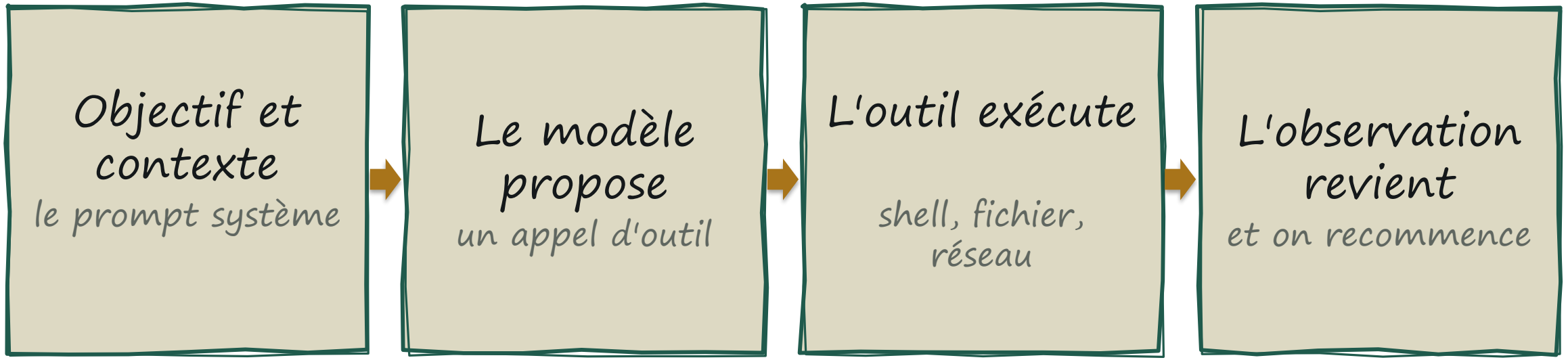


Sept marches, du matériel à l'entraînement RL dans le harnais — chacune coûte plus cher et rapporte plus de fiabilité

Anatomie d'un agent

La boucle, les outils, MCP — et pourquoi le harnais compte autant que le model

La boucle agentique



Deux philosophies d'outillage

- Pi : quatre outils — read, write, edit, bash
- Et un prompt système de moins de 1 000 tokens
- À comparer aux 14 000 tokens du prompt système de Claude Code
- L'autre école : brancher des serveurs MCP, dizaines d'outils décrits en détail
- Sur une machine locale, la différence n'est pas une opinion : elle se mesure

Les harnais agentiques

la couche qui transforme un modèle en agent — et qui l'édite

Hermes Agent
outils, mémoire, sous-agents

OpenCode
l'agent de code en terminal

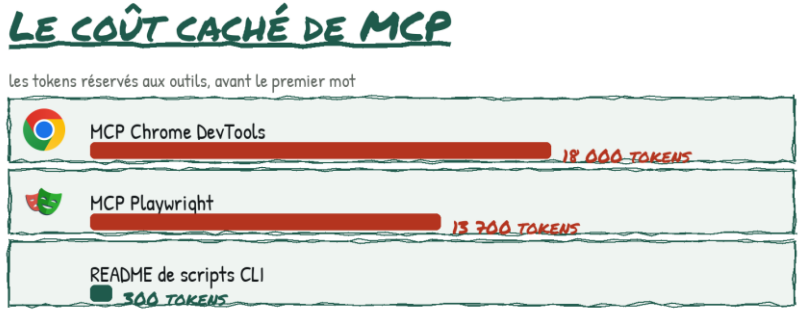
Claude Code

Codex

Antigravity

Le coût caché du pormpt system et des MCP

- Les descriptions d'outils occupent le contexte avant le premier mot
- Serveur MCP Playwright : 13 700 tokens pour 21 outils
- Serveur MCP Chrome DevTools : environ 18 000 tokens
- Un README décrivant des scripts CLI : 200 à 400 tokens
- Sur un Pi5, ces tokens se paient en minutes avant le premier token



Tokens réservés aux descriptions d'outils — Chrome DevTools ≈ 18 000, Playwright 13 700, README de scripts CLI ≈ 300

Pi, OpenClaw et Hermes

- Pi est un agent de code minimal, open source, à quatre outils
- OpenClaw s'appuie sur Pi comme moteur central
- Hermes Agent : le harnais complet — outils, mémoire, sous-agents, tâches planifiées
- Le même modèle change de comportement selon le harnais qui le pilote

OPENCLAW

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

OpenClaw — assistant personnel open source, ex-Moltbot

HERMES AI

Hermes assistant personnel open source, auto améliortion

Agent de code (de open claw) minimalist

Brancher un harnais sur le serveur local

Côté harnais, tout tient dans une URL et un nom de modèle.

extrait de configuration — harnais local

```
# Pi ou OpenCode : une URL et un nom de modèle, rien d'autre (enfin si :
conetxe, thinking, ….)
{ "provider": "local",
  "baseURL": "http://localhost:8080/v1",
  "model": "Qwen/Qwen3.5-4B-GGUF" }
# le harnais ne voit aucune différence avec une API distante
# Sandboxing
```

Brancher un harnais sur le serveur local

- Le serveur expose /v1 : le harnais ne voit aucune différence
- Pi : fournisseur compatible OpenAI, baseURL sur localhost:8080
- OpenCode : la même configuration, dans son fichier de providers
- Les pages Hugging Face donnent des extraits de configuration prêts à copier

Trois temps


1. Lecture seule
rapport de santé par SSH
2. Plan proposé
validation humaine
3. Action encadrée
une à la fois, journalisée

Temps 1 — le rapport de santé

- L'agent lit : df, free, journalctl, systemctl status, nvidia-smi
- Il rend un rapport structuré — pas des commandes à copier
- Le compte SSH est en lecture seule : rien ne peut être cassé
- Sur le Pi, la première mesure est le poids du rapport en contexte

Temps 1 — lire, sans rien écrire

Le rapport de santé : ce que l'agent observe, sans jamais modifier.

bash — le rapport de santé par SSH

```
# l'agent lit ; le compte est en lecture seule
$ ssh agent@pi5.local 'df -h; free -m; uptime'
/dev/root  62%   Mem: 3 812 / 16 384 Mo   load: 0,42
$ ssh agent@pi5.local 'journalctl -p err -n 20 --no-pager'
2 erreurs sur 24 h, les deux dans le service d'impression
```

Temps 2 et 3 — agir sans se tromper

- Le plan est proposé avant toute écriture, en dry-run
- L'humain valide ; l'agent exécute une action à la fois
- Chaque action laisse une preuve : avant, après, journal

- En démo, l'agent de supervision tourne sur le Pi, déclenché par cron

Le point dur

- Pi n'a pas de sandbox intégré : il tourne avec les droits de l'utilisateur
- Aucune fenêtre d'approbation avant bash : le modèle décide seul
- Sa documentation recommande explicitement l'isolation par conteneur
- Conséquence pour le TP3 : le conteneur n'est pas une option, c'est la condition

Le conteneur, en une commande

L'isolation se décide ici, avant même que le modèle parle.

bash — l'agent dans un conteneur

```
# pas de réseau, journaux en lecture seule, rapports à part
$ docker run --rm -it --network none -v /srv/logs:/logs:ro -v
/srv/rapports:/out agent-pi:1.0
agent@b7f1c2:/work$   # 4 outils, aucun droit d'administration
# à l'intérieur : utilisateur dédié, sudoers restreint, dry-run
```

Les garde-fous qui marchent

- Un utilisateur système dédié, sans sudo
- Un sudoers restreint : des commandes nommées, jamais ALL

- Le dry-run par défaut : l'agent propose, l'humain dispose
- La journalisation de chaque commande et de sa sortie
- Un réseau limité aux hôtes nécessaires

L'injection par les données

- Un fichier de contexte, un commentaire ou une page lue peut porter des ordres
- Tout ce qui entre dans le contexte est une entrée non fiable
- Contre-mesures : conteneur, liste blanche d'outils, validation humaine
- Un README d'apparence inoffensive peut détourner la boucle de l'agent

« Un agent qui propose est utile. Un agent qui exécute sans témoin est un incident en attente. »

— la règle du TP3

Au-delà du harnais

Diagnostiquer, contraindre, puis entraîner — les marches 5 à 7

Diagnostic : pourquoi mon agent s'arrête

- Contexte trop court : la conversation déborde, le modèle perd le fil
- Mauvais gabarit de chat : le modèle ne reconnaît pas les outils
- Prompt système trop lourd : il mange le contexte utile
- Trois causes, trois correctifs — avant de changer de modèle

Levier 1 — la même tâche, deux harnais

Harnais lourd

- 14 000 tokens de prompt système et d'outils
- Quatre à cinq minutes avant le premier token sur Pi
- L'agent se noie dans ses propres outils

Pi et outils étroits

- Moins de 1 000 tokens de prompt système
- Une vingtaine de secondes avant le premier token
- L'agent agit, on le regarde faire

Même tâche, même modèle, même Pi. Seul le harnais change : c'est la démonstration avant/après de la séance.

Levier 2 — GBNF : contraindre la sortie

- Les grammaires forcent la forme : JSON valide, clés connues d'avance
- Bonsai 8B en JSON libre : sorties invalides ; avec grammaire : 92 %
- La grammaire répare précisément ce défaut, sans toucher aux poids
- Marche 5 de l'échelle : peu coûteuse, très rentable sur les petits modèles

Bonsai 8B — le cas extrême

PrismML : les poids à 1 bit dès l'entraînement

Bonsai 8B (PrismML) — 8,19 Md de paramètres en 1,15 Go, poids à 1 bit natifs, format Q1_0 intégré à llama.cpp

GBNF : comment ça marche

```
root ::= "{\"action\":\"" direction "\"}"
direction ::= "gauche" | "droite"
```

root
Sortie complète

"texte"
Littéral exact

direction
Référence de règle

|
Choix autorisé

`--grammar-file action.gbnf` → **llama.cpp** filtre les tokens →

{"action":"gauche"}
ou
{"action":"droite"}

JSON générique

`grammars/json.gbnf`

Syntaxe valide, clés libres

JSON Schema

Clés requises, types, enum

Conversion en GBNF

La grammaire JSON fournie s'active explicitement. La syntaxe valide ne garantit pas la vérité du contenu.

Levier 2 – GBNF : comment ça marche

Texte déjà produit

{"action":"

Grammaire + préfixe

À cet instant : gauche ou droite

Tokens fictifs | **LLM : logits** → **Masque GBNF** → **Softmax (T = 1)**

gauche	2	2	73,1 %
droite	1	1	26,9 %
bonjour	3	−∞	0 %
}	0	−∞	0 %

Token choisi

Exemple de tirage

gauche

Puis clôture attendue

guillemet puis accolade

Après chaque token, le préfixe et l'état sont mis à jour

Token interdit : logit = −∞, donc probabilité = 0

Levier 2 — la commande

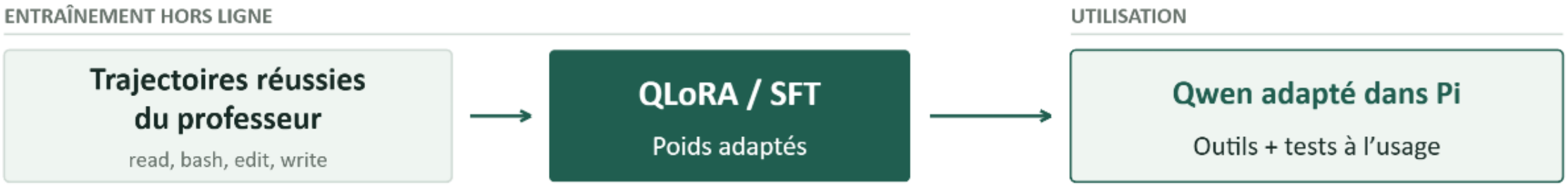
La grammaire s'ajoute au lancement du serveur, sans toucher aux poids.

bash — grammaire GBNF

```
# sans grammaire : sur un modèle 1 bit, le JSON sort invalide
$ llama-server -m bonsai-8b-Q1_0.gguf --port 8080
# avec la grammaire : la sortie ne PEUT plus être invalide
$ llama-server -m bonsai-8b-Q1_0.gguf --grammar-file grammars/json.gbnf
# 0 % de sorties valides sans contrainte, 92 % avec
```

Le chemin – deux exemples réels

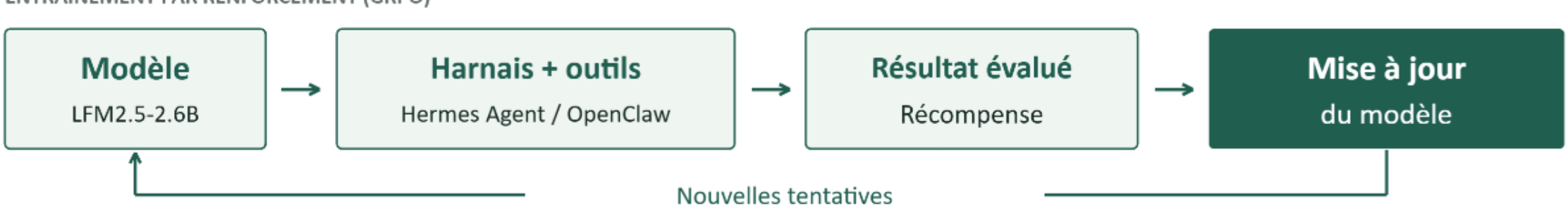
Qwen3.6-27B + Pi : apprendre sur des exemples



L'efficacité se mesure sur des tâches complètes

Thomas Kim (15 juin 2026)

LFM2.5-2.6B : apprendre par interaction

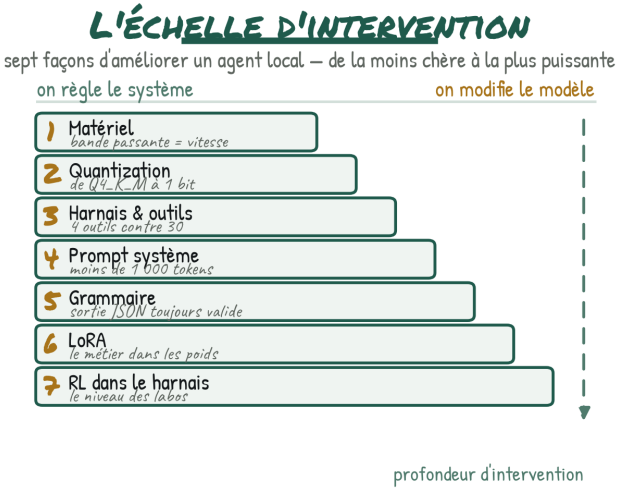


Le modèle s'entraîne dans son environnement de travail

Liquid AI (4 août 2026)

Où se situe ce que nous avons fait

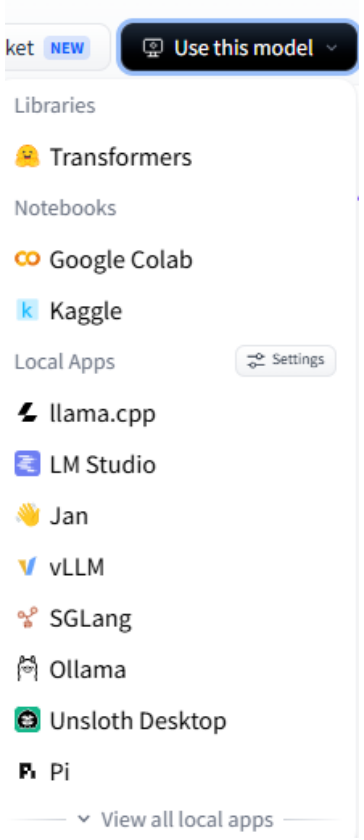
- Marches 1 et 2 : le matériel et la quantization, réglés en une commande
- Marches 3 et 4 : le harnais et le prompt système, c'est là que se gagne la fiabilité
- Marche 5 : la grammaire, le meilleur rapport effort/résultat du cours
- Marches 6 et 7 : le chemin, déjà ouvert par la communauté



Sept marches, du matériel à l'entraînement RL dans le harnais — chacune coûte plus cher et rapporte plus de fiabilité

Autres moteurs d'inférence

Ollama



vLLM

LM Studio

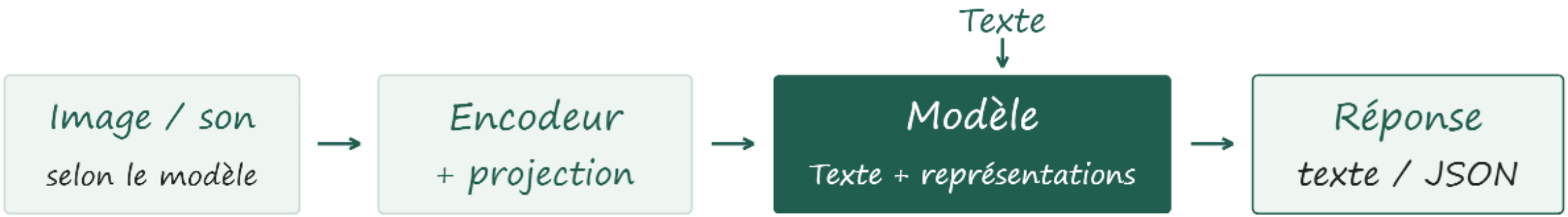
unsloth STUDIO

SGL

Multimodalité : voir et écouter

Qwen3.5-0.8B : texte, images et vidéo

Gemma 4 E2B / E4B : vision et audio



Lire un schéma, décrire une image, transcrire une voix

Base64 = transport du média

Budget visuel variable : modèle, résolution, durée

Plus de détails, plus de calcul et de contexte

Qwen : fiche modèle

Gemma 4 : documentation

llama.cpp : multimodalité

MCP : connecter les outils à l'agent

Découvrir : tools/list

Noms, descriptions
et schémas d'arguments

Exécuter : tools/call

Arguments de l'appel,
puis résultat de l'outil

mesures.csv : moyenne par capteur

L'outil calcule le tableau, le modèle l'explique

N'exposer que les outils utiles

Des descriptions précises, des arguments simples

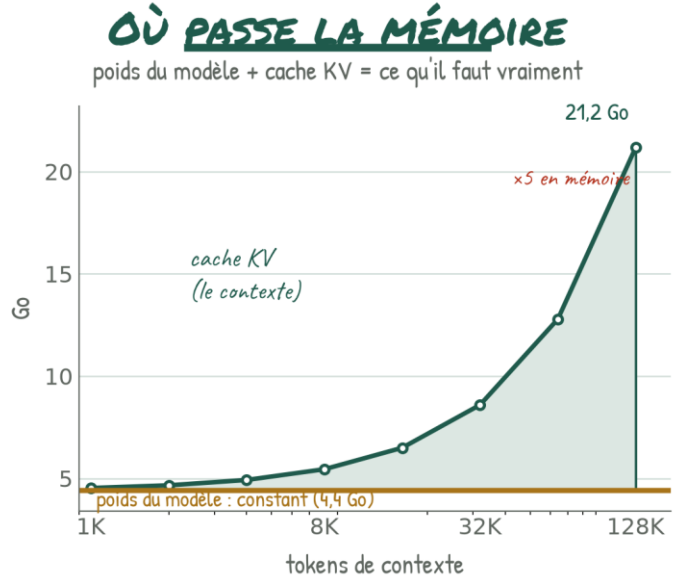
Filtrer les résultats avant de les remettre en contexte

Les définitions d'outils et les résultats occupent du contexte

Synthèse

Trois idées

- Un agent, c'est un modèle plus un harnais
- La mémoire borne la vitesse : les poids, puis le contexte
- Le harnais coûte du contexte : chaque outil se paie en attente



exemple : 8 B en Q4_K_M, 32 couches, 8 têtes KV (GQA), cache fp16 — calcul, pas mesure

Poids (constant) + cache KV (croît avec le contexte) — exemple d'un 8 Md en Q4_K_M à 8 têtes KV

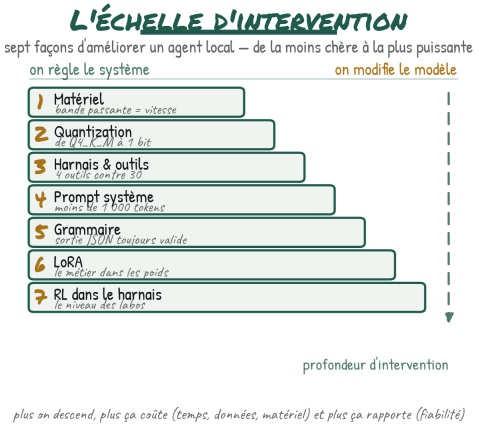
Trois gestes à refaire chez vous

- Lancer un serveur compatible OpenAI : une ligne d'installation, une commande
- Mesurer votre machine avec llama bench : préremplissage et génération
- Brancher un harnais étroit, dans un conteneur, avec un utilisateur dédié

llama.cpp (le moteur) · llama serve (l'API compatible OpenAI) · llama bench (mesurer)

L'échelle d'intervention, une dernière fois

- Sous 4B (Md), on vise des missions courtes et ciblées
- L'écart se réduit : ces modèles sont entraînés dans les harnais
- Votre prochaine marche dépend de votre tâche — commencez par la mesurer



Sept marches, du matériel à l'entraînement RL dans le harnais — chacune coûte plus cher et rapporte plus de fiabilité

TP 2 : L'agent en action

https://gitlab.in2p3.fr/aissai/labobots/agent_local/

main agent_local

agent_local

+ Find file Edit Code

Upload New File
Imed Magroune authored just now

565f9a5b History

Name	Last commit	Last update
Introduction_LLMs.pdf	Upload New File	5 days ago
MiniCPM5-2.6B-DSpark.gguf	Upload New File	4 days ago
README.md	Update file README.md	5 days ago
TP1_Inference_Locale_v4.ipynb	Upload New File	4 days ago
TP2_Harnais_Agents_v5.ipynb	Upload New File	just now
agents-locaux.pdf	Upload New File	5 days ago