IG1

La Quantification ou comment compresser les LLMs pour un usage plus responsable

Jean-Philippe Fourès

13 février 2025

Problèmes des LLMs

l'IA et notamment les LLMs sont **gourmands**

Problèmes des LLMs

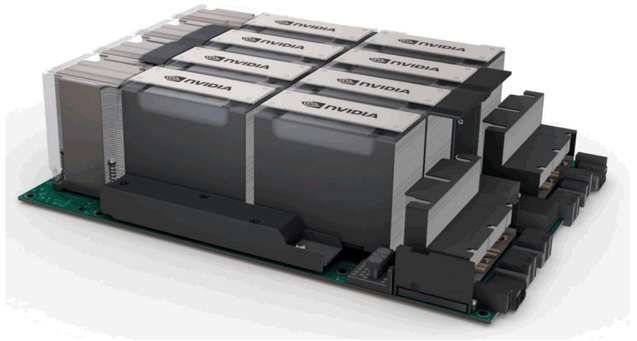
l'IA et notamment les LLMs sont **gourmands**

- Les modèles les plus **performants** (en terme de résultats) sont les modèles les plus **gros** ;

Problèmes des LLMs

l'IA et notamment les LLMs sont **gourmands**

- Les modèles les plus **performants** (en terme de résultats) sont les modèles les plus **gros** ;
- Consomment des **ressources conséquentes** pour leur entraînement et pour l'inférence ;



Problèmes des LLMs

l'IA et notamment les LLMs sont **gourmands**

- Les modèles les plus **performants** (en terme de résultats) sont les modèles les plus **gros** ;
- Consomment des **ressources conséquentes** pour leur entraînement et pour l'inférence ;
- Hardware très **difficilement accessible** ;

Problèmes des LLMs

l'IA et notamment les LLMs sont **gourmands**

- Les modèles les plus **performants** (en terme de résultats) sont les modèles les plus **gros** ;
- Consomment des **ressources conséquentes** pour leur entraînement et pour l'inférence ;
- Hardware très **difficilement accessible** ;
- Hardware qui coûte **cher**

La solution!

Quantification

Le chausse-pied des LLMs

Technique algorithmique qui **réduit la taille** occupée par les **paramètres** d'un modèle LLM.

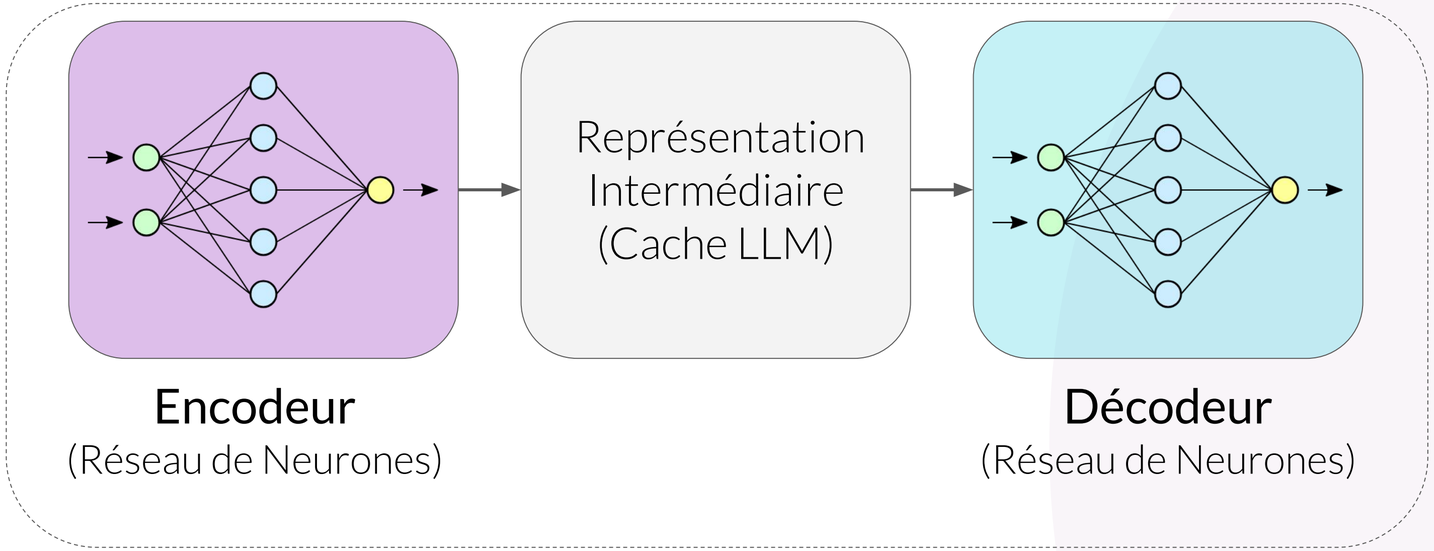
LLM qu’es aquò ?

L’architecture courante des LLMs de nos jours :

Transformers!

LLM qu’es aquò ?

Transformers c’est :



LLM qu’es aquò ?

Chaque neurone est composé de 2 paramètres :

- Poids (**W** pour Weight)
- Fonction d’**A**ctivation

Dans un LLM, il y a des millions voire des **Milliards** de paramètres!

IG1

LLM qu’es aquò ?

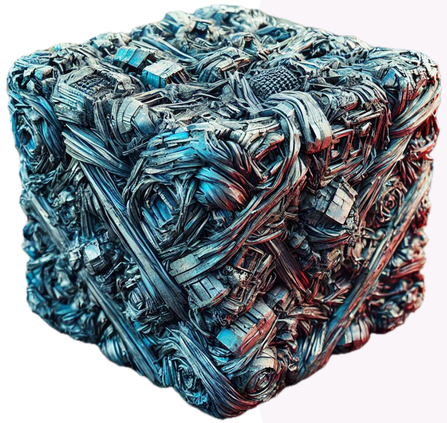
La **précision** d’un LLM est liée aux nombre de **paramètres** et à leur **type**.

Notre Mission

Compressons correctement notre Transformer pour

Notre Mission

qu’il ne devienne pas



Notre Mission

mais

Principes de Quantification

Comment la quantification réduit la taille d’un LLM sans (trop) dégrader sa précision ?

Principes de Quantification

La **compression** génère un fichier **reconstructible.**

La **quantification conserve** le **nombre** de **paramètres**

Mais produit une transformation **irréversible**

en **modifiant le type** des paramètres.

Principes de Quantification

L’**impact** de la quantification sur la **précision** dépend:

- du nouveau **type** choisi pour les paramètres
- de la **technique** de quantification
- du nombre de **paramètres** du modèle.

Types des Paramètres LLM

Virgule flottantes

Le format **FP32** (Floating Point 32 bits) est le plus utilisé pour stocker les paramètres lors de l'**entraînement** des modèles

1 bit
Signe (S)

8 bits
Exposant (E)

23 bits
Mantisse (M)

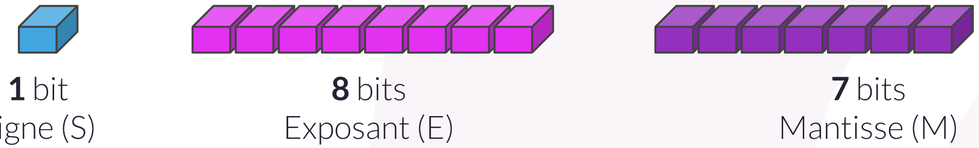
Types des Paramètres LLM

Virgule flottantes

Pour l'**inférence**, les formats les plus fréquents sont :

- FP16 :

- BF16 :



BF: Brain Floating Point (format inventé par Google Brain pour le Machine Learning)

- FP8 :

Techniques de Quantification

Quantification Affine (Affine Quantization)

Projection **affine** d'un range [a, b] FP32 sur INT8 (par exemple) :

$$x_q = \text{round}(x/S + Z)$$

- x_q : valeur quantifiée (INT8)
- x : valeur origine (FP32)
- S : facteur d'échelle (FP32)
- Z : Point 0 du modèle

Calcul de S et Z: **Quantization and Training of Neural Networks for Efficient Integer-Arithmetic-Only Inference** : https://arxiv.org/abs/1712.05877

Techniques de Quantification

Quantification AWQ (**A**ctivation a**W**are **Q**uantization)

- Compense le défaut de précision de la quantification Affine
- 99% des poids passent en INT4 (sauf “salient weights”)
- Fonctions d’Activation restent en BF16 ou FP16.
- Gain de taille important (~4) car une majorité des paramètres passe en INT4

Plus d’info sur AWQ: https://arxiv.org/pdf/2306.00978

Techniques de Quantification

Quantification AWQ - Exemple

Qwen2 72B sur Nvidia **A100** 80GB RAM - **Iguane Solutions**

QWEN 2 72B Instruct BF16	144 GB	3 GPUs
QWEN 2 72B AWQ INT4	**41** GB	**1** GPU

Pytorch, prompts et contexte chargés dans le **cache LLM** :
20 GB pour **Pytorch**

2.5GB pour **32k token**

Techniques de Quantification

Quantification Dynamique FP8

Limites des techniques précédentes:

- Instabilités lors des requêtes à long contexte (> 32k tokens)

Apport de la Quantification dynamique:

- Conversion des Poids **et** Activation en FP8: W8A8 ou W8A16
- Évite les erreurs de précision et de cohérence sur les séquences longues
- Réduction de taille de la technique Affine avec précision proche d'un modèle FP16.

Techniques de Quantification

Quantification Dynamique (FP8 A8W8) - Exemple

Qwen2.5 72B sur Nvidia **H200** 141GB RAM - **Iguane Solutions**

QWEN 2.5 72B Instruct BF16	144 GB	2 GPUs
QWEN 2.5 72B Instruct FP8	**72** GB	**1** GPU

55k Token/s

4 000 requêtes/min

Sur 1 seul GPU!

Conclusion

Avantages de la Quantification

Réduction

de la taille avec conservation du nombre de paramètres

Calculs plus simples et plus **rapides**

Baisse de la consommation énergétique

utilisation sur **hardware nomade**

MERCI !

Jean-Philippe Foures

VP Product

Iguane Solutions

fullstackai

@jpfoures @jaypif @jpfoures @jpfoures.bsky.social

