

# Optimization des Hyperparamètres appliquée au Fine Tuning de LLM

Basé sur l'article : *Bayesian and Partition-Based Optimization for Hyperparameter Optimization of LLM Fine-Tuning*

Nathan Davouse

# Sommaire

## 1. Introduction

# Large Language Models

## Point clés

- ▶ Etat de l'art pour le traitement de langage naturel.
- ▶ Réseaux de Neurones avec une architecture basé sur le transformer<sup>1</sup> (annexe 1)
- ▶ Taille : entre 1 et 405 Milliards de neurones

<sup>1</sup>Vaswani et al, Attention is all you need,2017

## Auto-attention

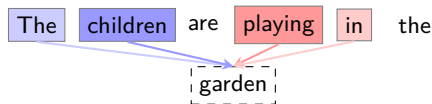


Figure: Illustration du mécanisme d'auto-attention

L'auto-attention est la clé du LLM, en permettant de comprendre le contexte



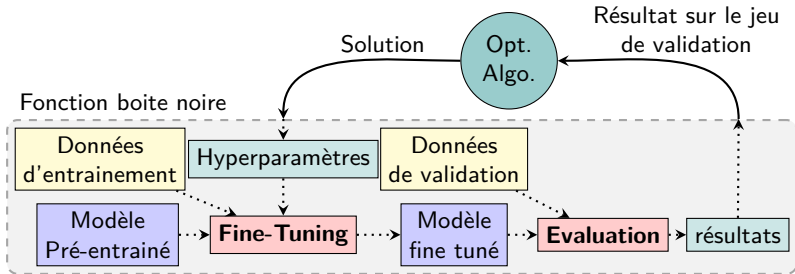
## Optimisation des Hyperparamètres (OHP)

## Hyperparamètres

Paramètres qui ne sont pas entraînés par le modèle  
(learning rate, dropout ...)

## Objectifs

- ▶ Meilleure performance qu'en manuel
- ▶ Retirer le besoin d'expertise



**Figure:** Fonctionnement général de l'optimisation des hyperparamètres



## Travaux connexes

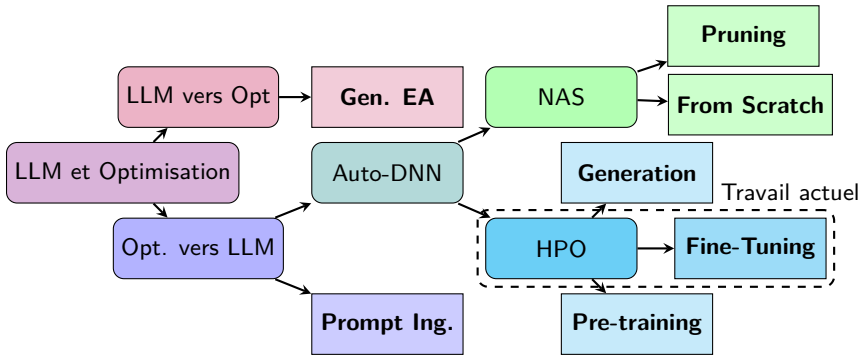


Figure: Classification des travaux similaires

# Sommaire

1. Introduction

2. Design et Implémentation

3. Résultats et Analysis

4. Conclusion







## Strategie de Recherche : Optimisation Bayésienne par Process Gaussien

## Algorithm

- ▶ Echantillon de  $n$  Points (LHS)
- ▶ Evaluer ces  $n$  points
- ▶ Jusqu'à fin du budget
  - Entraîner le Process Gaussien (GP)
  - Optimiser ce GP pour obtenir un nouveau Point
  - Evaluer ce nouveaux point

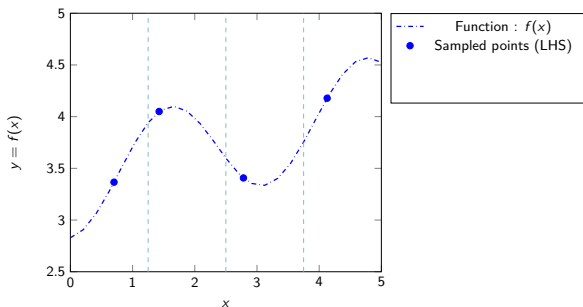


Figure: Exemple d'un surrogate sur une fonction en 1D







## Strategie de Recherche : Simultaneous Optimistic Optimization (SOO)

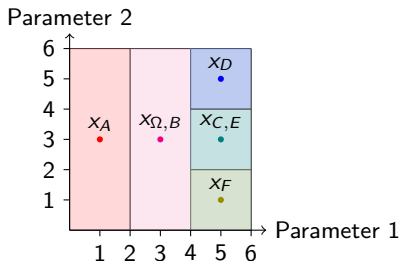


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

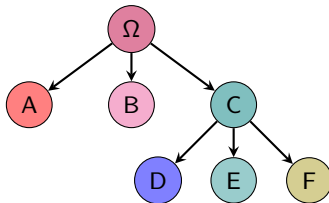


Figure: Arbre correspondant à S00

## Strategie de Recherche : Simultaneous Optimistic Optimization (SOO)

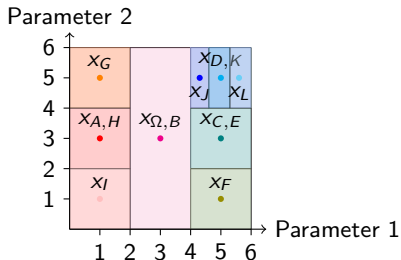


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

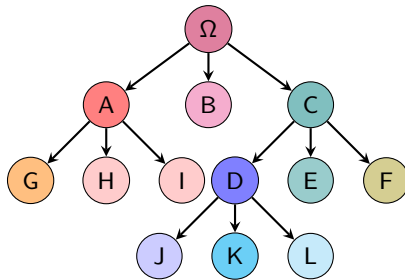


Figure: Arbre correspondant à S00





# Stratégie d'Evaluation de Solutions

## Implémentation

- Fine Tuning
  - modèle : LLaMa-3.2-1B
  -
- Evaluation
  - librairie lm\_eval
  - Evaluation par la précision sur des jeu de données Benchmark : Hellaswag et MMLU



# Sommaire

1. Introduction

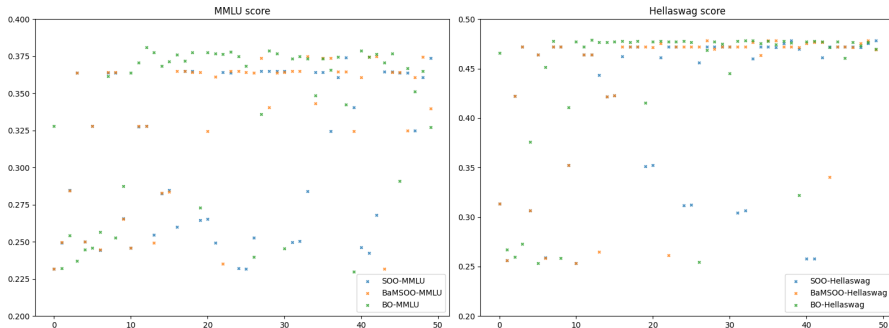
2. Design et Implémentation

**3. Résultats et Analysis**

4. Conclusion



## Résultats des 3 algorithmes



**Figure:** Résumé des résultats par sampling. Détails par algorithme dans les annexes 4, 5 et 6

## Analyse

Jeu de données	Borne Inf. <sup>1</sup>	Borne Sup. <sup>2</sup>	BO-GP	SOO	BaMSOO
Hellaswag (validation)	47.90	41.5	47.91	47.84	47.84
MMLU (testing)	37.61	49.3	38.11	37.42	37.50

Table: Bornes et meilleurs résultats sur les 2 jeu de données

1 : expérience avec LHS; 2 : Fine tuning par Meta

### Points clés

- ▶ Borne Sup. sur Hellaswag non pertinente
- ▶ Seul BO arrive au dessus de LHS
- ▶ BaMSOO n'améliore que peu SOO
- ▶ principe de BaMSOO fonctionnel (visible annexe 6)
- ▶ Espace de solution n'évolue que peu, le retravailler pour mesurer pleinement la performance des algorithmes





# Sommaire

1. Introduction

2. Design et Implémentation

3. Résultats et Analysis

4. Conclusion

## Résultats du stage

Une conclusion

## Apprentissage

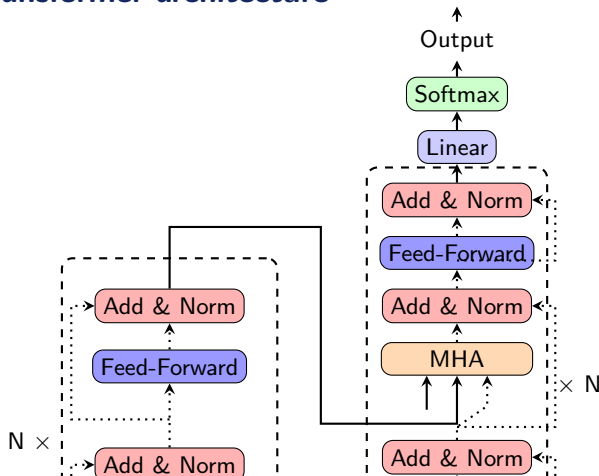
Une conclusion

## Poursuite du projet professionnel

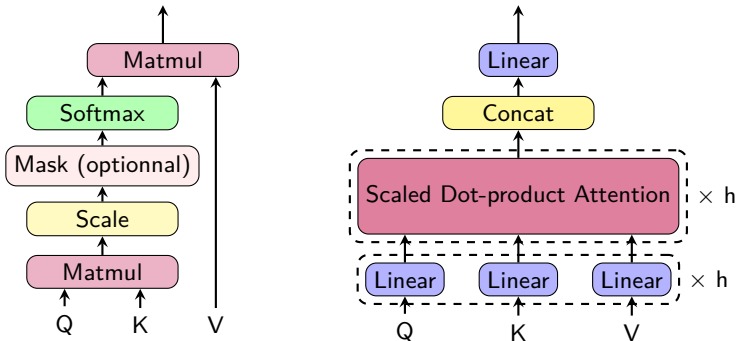
Une conclusion

*Merci.*

## Annexe 1 : Transformer architecture

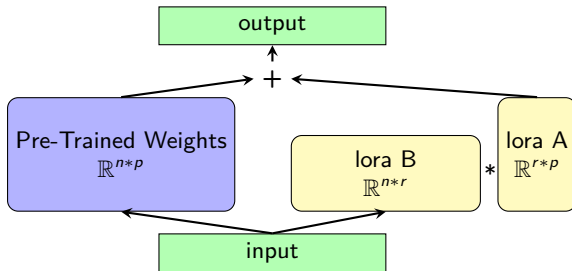


## Annexe 2 : Multi-Head Attention



**Figure:** Illustration du mécanisme d'auto-attention : A droite le mécanisme complet, à gauche le *Scaled Dot-product Attention*

## Annexe 3 : Low Rank Adaptation (LoRA)



**Figure:** Illustration de l'application du Low Rank Adaptation (LoRA)



## Annexe 4 : Résultats pour BO

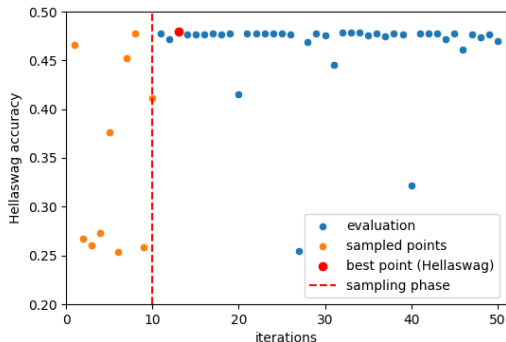


Figure: Evolution des score lors de l'expérience BO

## Annexe 5 : Résultats pour S00

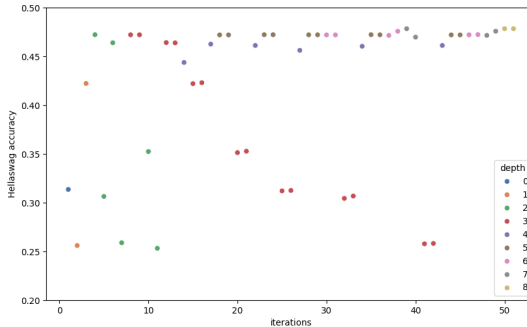


Figure: Evolution des score lors de l'expérience SOO

## Annexe 6 : Résultats pour BaMSOO

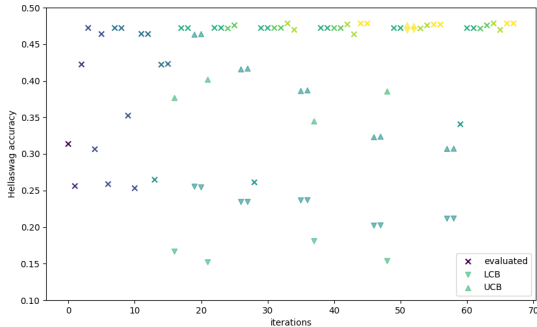


Figure: Evolution des score lors de l'expérience BaMSOO

