



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 Dayouse

Semester A24 Soutenance ST30





Sommaire

- 1. Introduction
- 2. Design et Implémentation
- 3. Résultats et Analyses

4. Conclusion





Large Language Models

Point clés

- ► Etat de l'art pour le traitement de language naturel.
- Réseaux de Neurones avec une architecture basé sur le transformer¹ (annexe 3)
- ➤ Taille : entre 1 et 405 Milliards de neurones

Auto-attention



Figure: Illustration du mécanisme d'auto-attention

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

¹Vaswani et al. Attention is all vou need.2017





Fine Tuning

Aspect	Pre-entrainement	Fine Tuning		
Objectif	Apprentissage general	ntissage general Adaptation à un domaine		
Données	Larges et diverses	Restreintes et Spécifiques		
Ressources	Centaines de GPU	au moins 1 GPU		
Durée	Semaine/Mois	Heures/Jours		

Table: Comparaison entre le Pre-entrainement et le Fine Tuning de LLM

Parameter-Efficient Fine-Tuning (PEFT)

- ► Ensemble de méthodes pour réduire le nombre de paramètres à entrainer
- ► Utilisation de la méthode LoRA (annexe 5)
- ► Amène des nouveaux hyperparamètres





Optimisation des Hyperparamètres (OHP)

Hyperparamètres

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

Objectifs

- Meilleur performance qu'en manuel
- Retirer le besoin d'expertise

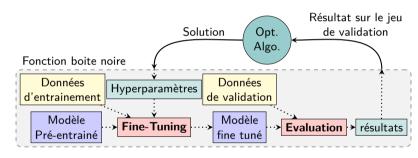


Figure: Fonctionnement général de l'optimisation des hyperparamètres





Formulation du problème

Equation

$$\eta^* \in \arg\max_{\eta \in \mathcal{A}} f(\eta), \quad f : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}$$
(1)

Avec η une solution de dimension d et f la fonction représentant l'entrainement et l'évaluation d'un modèle

Charactéristiques de la fonction f

- ► Boite-noire : non dérivable
- ► Couteux : une évaluation se compte en dizaine de minutes
- ▶ Bruité : évaluer 2 fois la même solution peut donner un résultat différent
- ► Variables mixes : les variables sont de plusieurs type (entier, continu...)





Sommaire

1. Introduction

2. Design et Implémentation

3. Résultats et Analyses

4. Conclusion





Espace de Recherche

Hyperparamètres	Plage d'Optimisation		Туре	Conversion	
Tryperparametres	Borne Inf.	Borne Sup.	Туре	Conversion	
Learning Rate	-10	-1	log.	$f(x) = 10^x$	
LoRA rank	1	64	ent.	f(x) = round(x)	
LoRA scale	1	64	ent.	f(x) = round(x)	
Dropout	0	0.5	cont.	f(x) = x	
Weight Decay	-3	-1	log.	$f(x)=10^x$	

Table: Résumé de l'espace de recherche

- ► Variables mixes : étape de conversion nécessaire
- ► Aucun *a priori* sur l'importance de chaque variable





Strategie de Recherche : Optimisation Bayésienne par Process Gaussien

Principe

Utiliser un substitut moins cher à optimiser pour explorer l'espace de recherche

Algorithme

► Echantillon de *n* Points (LHS)

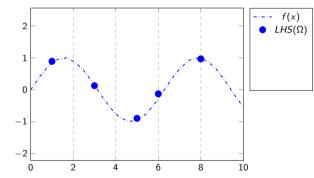


Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D





Strategie de Recherche : Optimisation Bayésienne par Process Gaussien

Principe

Utiliser un substitut moins cher à optimiser pour explorer l'espace de recherche

Algorithme

- ► Echantillon de *n* Points (LHS)
- Entrainer le Process Gaussien (GP)

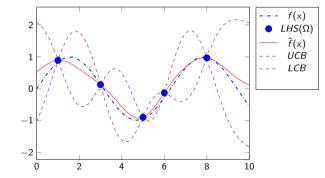


Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D





Strategie de Recherche : Optimisation Bayésienne par Process Gaussien

Principe

Utiliser un substitut moins cher à optimiser pour explorer l'espace de recherche

Algorithme

- ► Echantillon de *n* Points (LHS)
- Entrainer le Process Gaussien (GP)
- Optimiser la fonction d'acquisition
- Evaluer ce nouveaux point

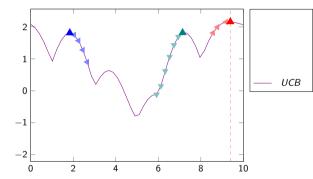


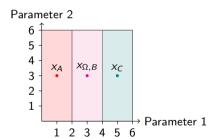
Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D





Stratégie de Recherche : Simultaneous Optimistic Optimization

K-section successive de l'espace, en évaluant le centre de chaque sous-espace. Maximum une expansion /itération/profondeur.



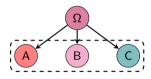


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

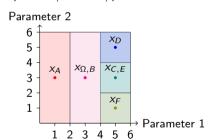
Figure: Arbre correspondant à SOO





Stratégie de Recherche : Simultaneous Optimistic Optimization

K-section successive de l'espace, en évaluant le centre de chaque sous-espace. Maximum une expansion /itération/profondeur.



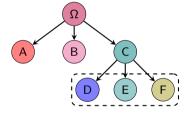


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

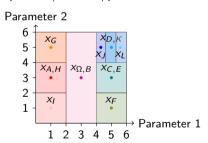
Figure: Arbre correspondant à SOO





Stratégie de Recherche : Simultaneous Optimistic Optimization

K-section successive de l'espace, en évaluant le centre de chaque sous-espace. Maximum une expansion /itération/profondeur.





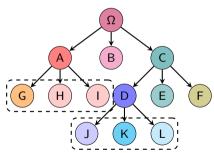


Figure: Arbre correspondant à SOO





Décomposition suivant SOO, mais utilisant des Process Gaussien pour éviter les évaluations non prometteuses.

- ▶ If $UCB(x) > f^+$:
- g(x) = f(x) real evaluation
- ► Else :
- g(x) = LCB(x) use LCB to replace f(x)

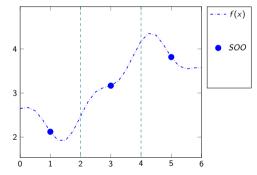


Figure: Illustration de l'Algorithme BaMSOO





Décomposition suivant SOO, mais utilisant des Process Gaussien pour éviter les évaluations non prometteuses.

- ▶ If $UCB(x) > f^+$:
- g(x) = f(x) real evaluation
- ► Else :
- g(x) = LCB(x) use LCB to replace f(x)

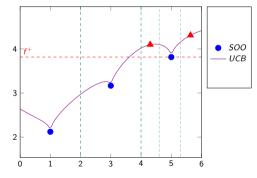


Figure: Illustration de l'Algorithme BaMSOO





Décomposition suivant SOO, mais utilisant des Process Gaussien pour éviter les évaluations non prometteuses.

- ▶ If $UCB(x) > f^+$:
- g(x) = f(x) real evaluation
- ► Else :
- g(x) = LCB(x) use LCB to replace f(x)

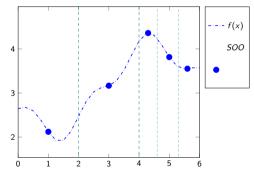


Figure: Illustration de l'Algorithme BaMSOO





Décomposition suivant SOO, mais utilisant des Process Gaussien pour éviter les évaluations non prometteuses.

- ▶ If $UCB(x) > f^+$:
- g(x) = f(x) real evaluation
- ► Else :
- g(x) = LCB(x) use LCB to replace f(x)

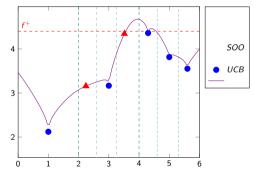


Figure: Illustration de l'Algorithme BaMSOO





Décomposition suivant SOO, mais utilisant des Process Gaussien pour éviter les évaluations non prometteuses.

- ▶ If $UCB(x) > f^+$:
- g(x) = f(x) real evaluation
- ► Else :
- g(x) = LCB(x) use LCB to replace f(x)

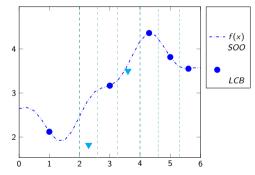


Figure: Illustration de l'Algorithme BaMSOO





Implémentation

- ➤ Programmation Orienté Object en Python
- ➤ Travail de documentation : readme, indication de type...
- ► Objectif : permettre le réusage
- Utilisable en ligne de commande pour Grid5000
- ► Intégralement open-source²

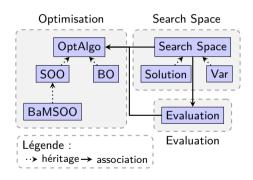


Figure: Diagramme de l'implémentation

²https://github.com/Kiwy3/BO_PBO_HPO_LLM





Sommaire

1. Introduction

2. Design et Implémentation

3. Résultats et Analyses

4. Conclusion





Echantillonnage par Latin Hypercube Sampling (LHS)

Objectif : Explorer l'espace et proposer une borne inférieure

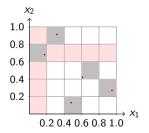


Figure: Illustration du Latin Hypercube Sampling avec g = 5

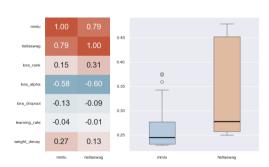


Figure: Résumé des résultats par sampling



19/02/2025



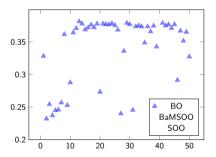


Figure: Résultats sur MMLU (test)

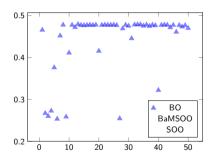


Figure: Résultats sur Hellaswag (Validation)





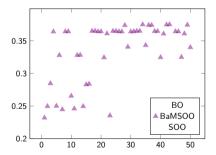


Figure: Résultats sur MMLU (test)

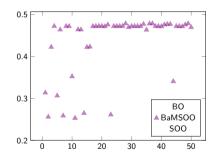


Figure: Résultats sur Hellaswag (Validation)





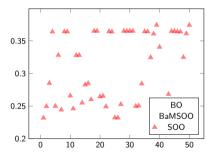


Figure: Résultats sur MMLU (test)

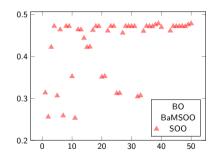


Figure: Résultats sur Hellaswag (Validation)





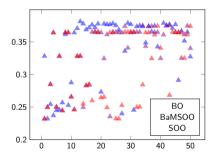


Figure: Résultats sur MMLU (test)

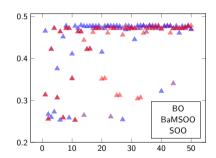


Figure: Résultats sur Hellaswag (Validation)





Analyse

Jeu de données	Borne Inf. ¹	Borne Sup. ²	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 8)
- ► Espace de solution n'évolue que peu, le retravailler pour mesurer pleinement la performance des algorithmes





Perspectives

Poursuite du travail

- ► Retour sur l'article et présentation en conférence (si validation)
- ► Elargissement de l'espace de recherche
- ► Diversification sur les modèles/données

Optimisation fractale parallèle enrichie par approche bayésienne³

- Généralisation de l'hybridation décomposition/bayésien dans un cadre parallèle
- 5 moyens d'exploiter le surrogate pour améliorer l'optimisation fractale

³Parallel Bayesian-enhanced Fractals Optimization





Sommaire

- 1. Introduction
- 2. Design et Implémentation
- 3. Résultats et Analyses
- 4. Conclusion





Résultats du stage

Une conclusion





Apprentissage

Une conclusion





Poursuite du projet profressionel

Une conclusion





Merci.





Annexe 1: Travaux connexes

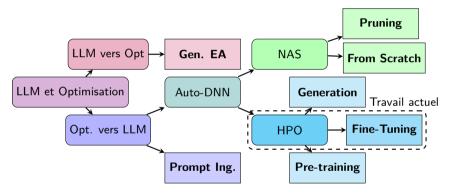


Figure: Classification des travaux similaires





Annexe 2 : Stratégie d'Evaluation de Solutions

Implémentation

► Fine Tuning

• Modèle : LlaMa-3.2-1B

• Jeu de données d'entrainement : Alpaca

• LitGPT framework : basé sur Pytorch, facilite le Fine Tuning de LLM

Evaluation

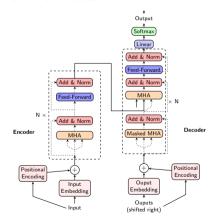
• librairie lm_eval : standard pour l'évaluation de LLM

• Evaluation par la précision sur des jeu de données Benchmark : Hellaswag et MMLU





Annexe 3: Transformer architecture







Annexe 4: Multi-Head Attention

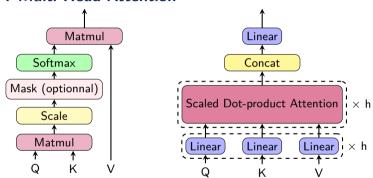


Figure: Illustration du mécanisme d'auto-attention : A droite le mécanisme complet, a gauche le Scaled Dot-product Attention





Annexe 5: Low Rank Adaptation (LoRA)

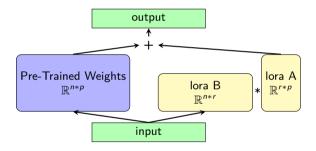


Figure: Illustration de l'application du Low Rank Adaptation (LoRA)





Annexe 6 : Résultats pour BO

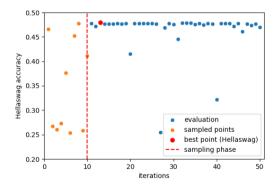


Figure: Evolution des score lors de l'expérience BO





Annexe 7: Résultats pour SOO

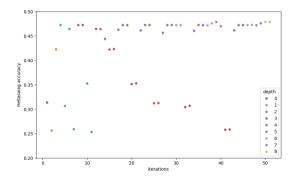


Figure: Evolution des score lors de l'expérience SOO





Annexe 8 : Résultats pour BaMSOO

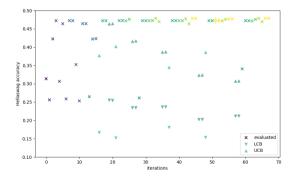


Figure: Evolution des score lors de l'expérience BaMSOO





Annexe 9 : Aperçu du Bayésien Fractal

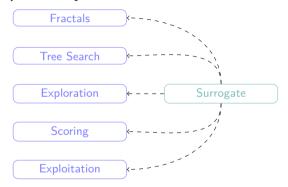


Figure: Interaction du composant Surrogate avec les éléments de base de la décomposition fractale





Annexe 10: Modèle Beamer UTT



Figure: Presentation du template beamer sur github : lien

19/02/2025 00000000●

10