



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

Semester A24 Soutenance ST30





Sommaire

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

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 1)
- ➤ 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	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 3)
- ► 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

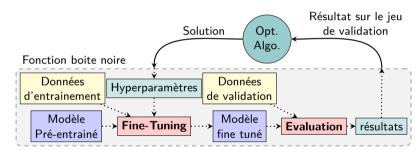


Figure: Fonctionnement général de l'optimisation des hyperparamètres





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...)





Travaux connexes

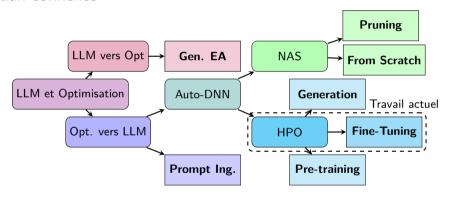


Figure: Classification des travaux similaires





Sommaire

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

4. Conclusion

8





Espace de Recherche

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

Table: Résumé de l'espace de recherche

► Variables mixes : étape de conversion nécessaire





Strategie de Recherche : Optimisation Bayésienne par Process Gaussien

Principe

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

Algorithme

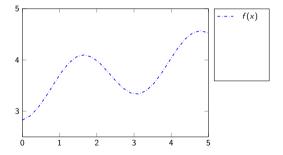


Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D





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)

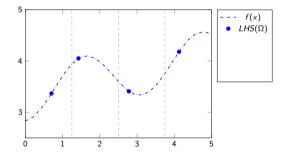


Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D





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)

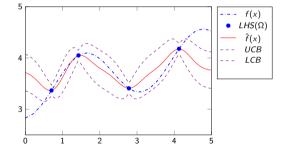


Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D





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

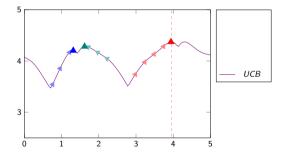


Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D





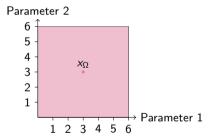


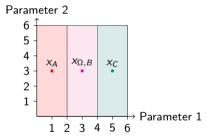
Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO



Figure: Arbre correspondant à SOO







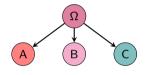
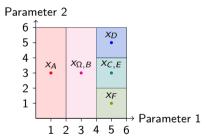


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

Figure: Arbre correspondant à SOO









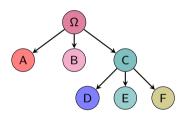


Figure: Arbre correspondant à SOO





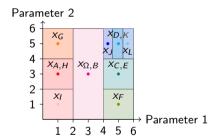


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

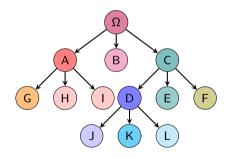


Figure: Arbre correspondant à SOO





Search Strategy: BaMSOO (TO DO)

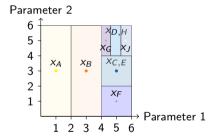


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

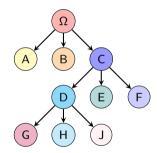


Figure: Arbre correspondant à SOO





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





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

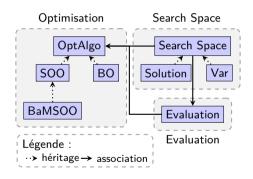


Figure: Diagramme de l'implémentation

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





Sommaire

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

4. Conclusion





Echantillonnage avec LHS

Principe

Explorer l'espace et proposer une borne inférieure

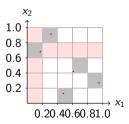


Figure: Illustration du Latin Hypercube Sampling avec g = 5

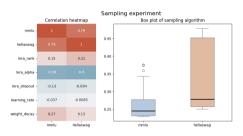


Figure: Résumé des résultats par sampling





Résultats des 3 algorithms

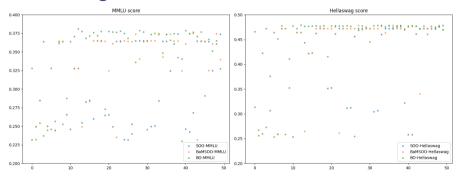


Figure: Résumé des résultats par sampling. Détails par algorithme dans les annexes 4, 5 et 6





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

19/02/2025

- ► 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





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

Généralisation hors LLM

- ► Parallelisation d'algorithme d'optimisation de fonction couteuse pour Exascale (project Exa-MA)
- ► Intégration de substitut dans les algorithme parallèle à Partition ³

³Partition-based Parallel Bayesian Optimisation





Sommaire

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





Résultats du stage

Une conclusion





Apprentissage

Une conclusion





Poursuite du projet profressionel

Une conclusion



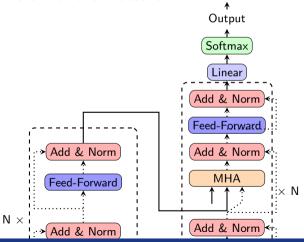


Merci.





Annexe 1: Transformer architecture







Annexe 2: Multi-Head Attention

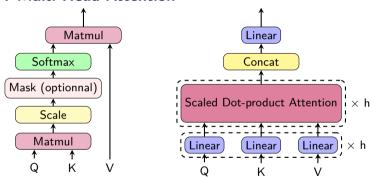


Figure: Illustration du mécanisme d'auto-attention : A droite le mécanisme complet, a gauche le Scaled Dot-product Attention





Annexe 3: Low Rank Adaptation (LoRA)

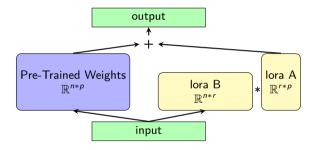


Figure: Illustration de l'application du Low Rank Adaptation (LoRA)





Annexe 4: Résultats pour BO

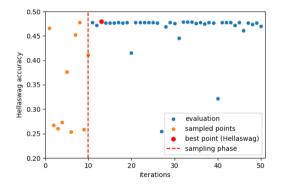


Figure: Evolution des score lors de l'expérience BO





Annexe 5 : Résultats pour SOO

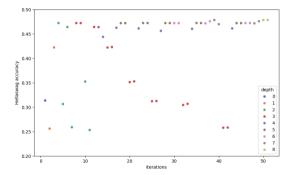


Figure: Evolution des score lors de l'expérience SOO





Annexe 6: Résultats pour BaMSOO

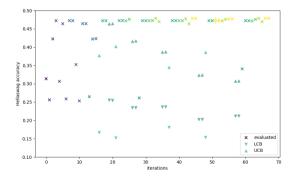


Figure: Evolution des score lors de l'expérience BaMSOO

6





Annexe 7 : Modèle Beamer UTT



Figure: Presentation du template beamer sur github : lien

19/02/2025 000000●