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

Large Language Models

Point clés

- Etat de l'art pour le traitement de language naturel.
- Réseaux de Neurones avec une architecture basé sur le transformer[a] (annexe 1)
- Taille : entre 1 et 405 Milliards de neurones

[a] Vaswani et al, Attention is all you need,2017

Auto-attention

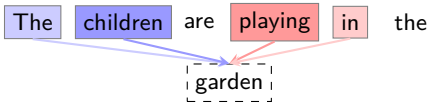


Figure: Illustration du mécanisme d'auto-attention

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

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

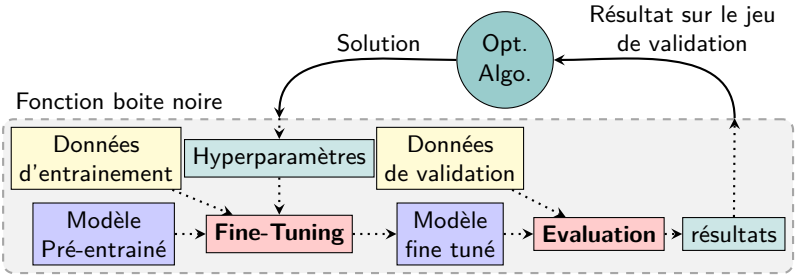


Figure: Fonctionnement général de l'optimisation des hyperparamètres

Formulation du problème

Equation

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

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

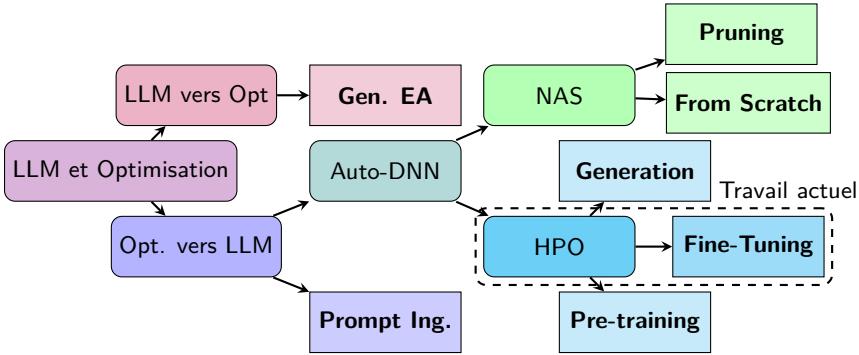


Figure: Classification des travaux similaires

Sommaire

Espace de Recherche

Hyperparamètres	Plage d'Optimisation		Type	Conversion
	Borne Inf.	Borne Sup.		
Learning Rate	-10	-1	log.	$f(x) = 10^x$
LoRA rank	1	64	ent.	$f(x) = \text{round}(x)$
LoRA scale	1	64	ent.	$f(x) = \text{round}(x)$
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

Strategie de Recherche : Optimisation Bayésienne par Process Gaussien

Algorithm

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

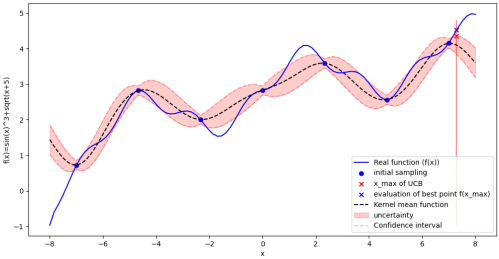


Figure: Example d'un surrogate sur une fonction en 1D

Strategie de Recherche : Simultaneous Optimistic Optimization (SOO)

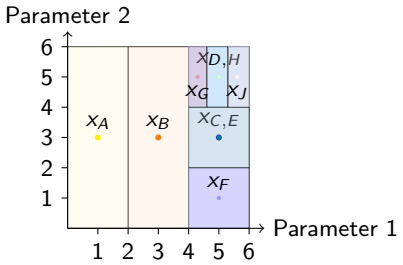


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

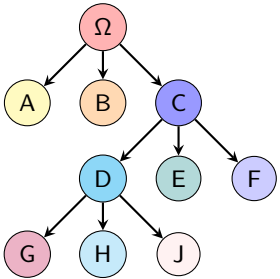


Figure: Arbre correspondant à SOO

Search Strategy : BaMSOO (TO DO)

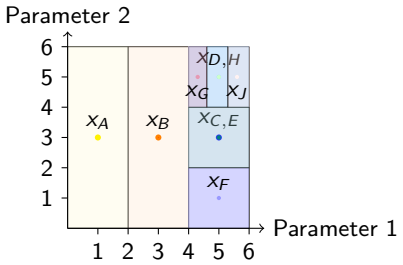


Figure: Partition de l'espace de recherche par SOO

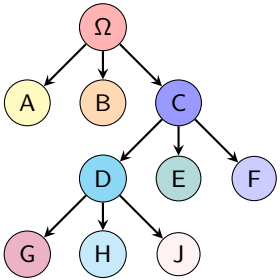


Figure: Arbre correspondant à SOO

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

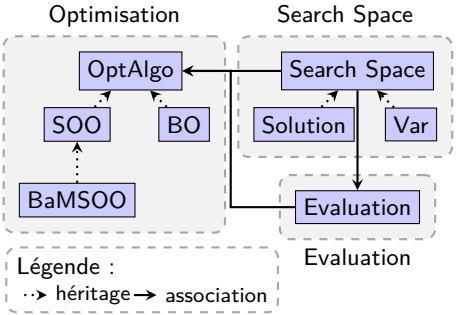


Figure: Diagramme de l'implémentation

Sommaire

Echantillonnage avec LHS

Principe

Explorer l'espace et proposer une borne inférieure

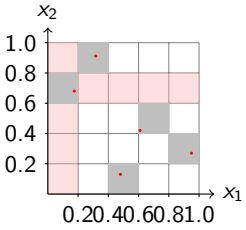


Figure: Illustration du Latin Hypercube Sampling avec $g = 5$

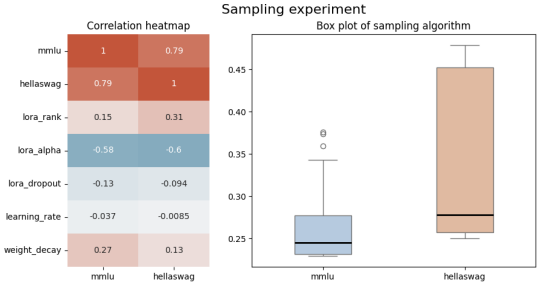


Figure: Résumé des résultats par sampling

Résultats des 3 algorithms

Analyse

Prospectives

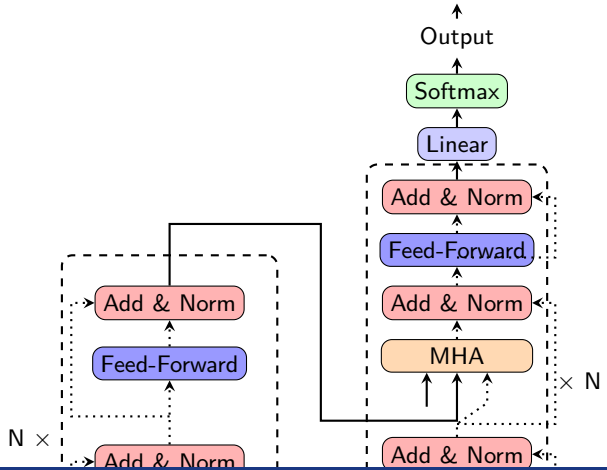
Sommaire

Conclusion

Une conclusion

Merci.

Annexe 1 : Transformer architecture



Annexe 2 : Multi-Head Attention

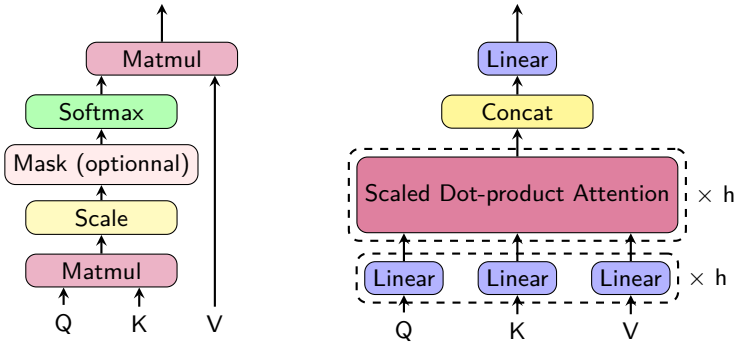


Figure: Illustration du mécanisme d'auto-attention : A droite le mécanisme complet, a gauche le *Scaled Dot-product Attention*

Annexe 3 : Low Rank Adaptation (LoRA)

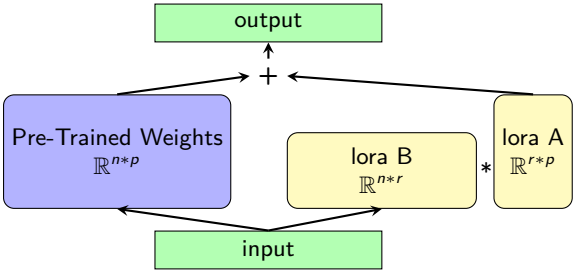


Figure: Illustration de l'application du Low Rank Adaptation (LoRA)

Annexe 4 : Résultats pour BO

Annexe 5 : Résultats pour SOO

Annexe 6 : Résultats pour BaMSOO