

数学QAタスクへの LoRAMoEの適用

波多野 光治, 木村 優介
チームMIL (同志社大学)



本チームの目的

低い計算コストで言語モデル（LM）を効果的にファインチューニングすることを目指す

上記目的の設定理由：

- 数学QAで成功した前例を参考にしたいが．．．
 - 数学QAを高精度に解けるQwen2.5-mathなどに用いられた手法（継続事前学習や強化学習）は大規模なデータを対象としているため、計算コストが高い
- 我々は大規模な計算資源を持っていない
 - A6000 48GB × 3枚



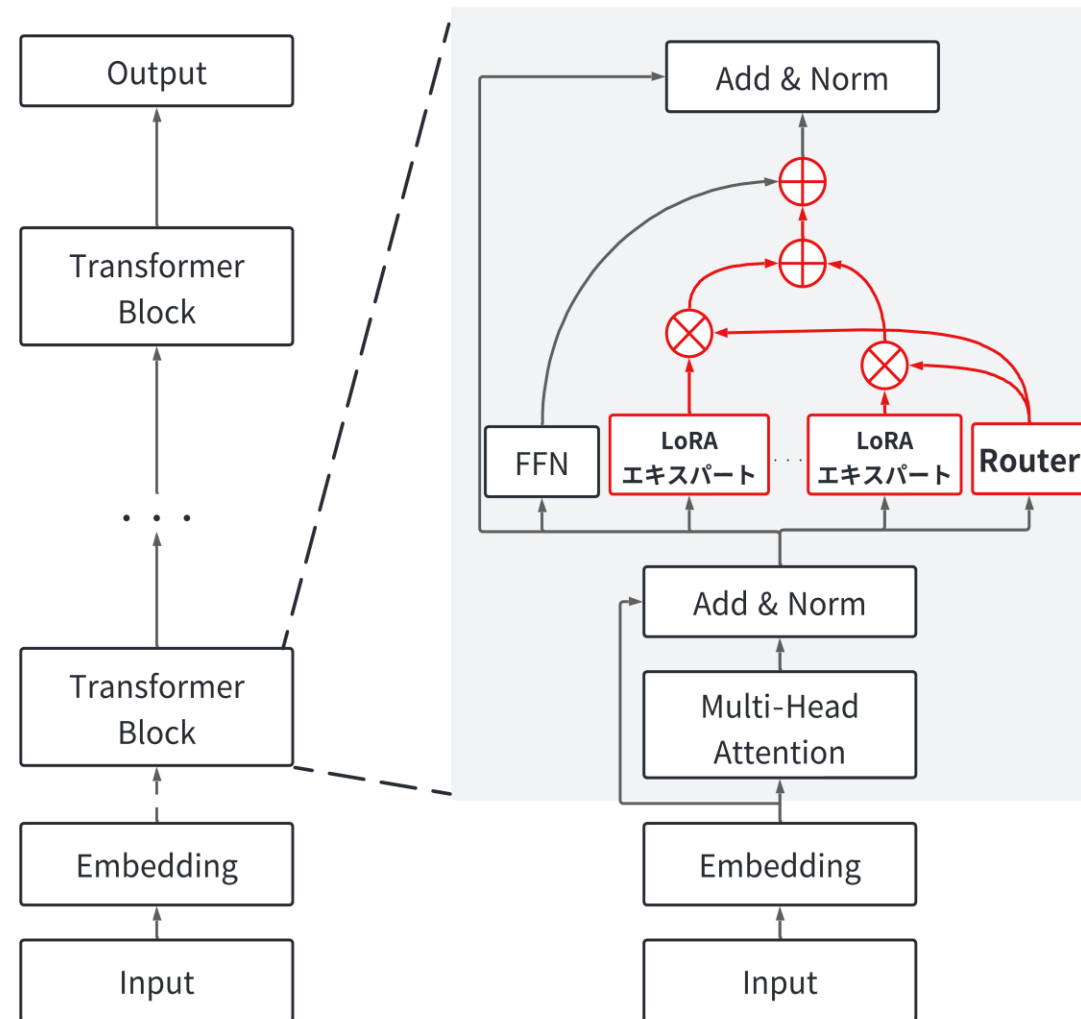
LoRAMoE

LoRAを用いたチューニングよりも高精度なLoRAMoE[1]に着目

LoRAMoEとは,

- 既存の事前学習済みLMを Mixture of Experts の構造 (右図) に変更し,
- 学習対象のタスクを含む複数のタスクを各LoRA エキスパートで学習させ,
- 入力文に応じて, それらエキスパートを Router で使い分ける

タスク間の相乗効果によって
複数タスクの精度を向上させる手法



[1] Shihan Dou, Enyu Zhou, Yan Liu, Songyang Gao, Wei Shen, Limao Xiong, Yuhao Zhou, Xiao Wang, Zhiheng Xi, Xiaoran Fan, Shiliang Pu, Jiang Zhu, Rui Zheng, Tao Gui, Qi Zhang, and Xuanjing Huang. 2024. LoRAMoE: Alleviating World Knowledge Forgetting in Large Language Models via MoE-Style Plugin. In *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pp.1932–1945

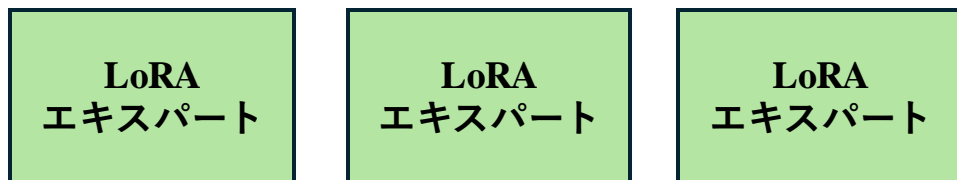


数学QAへのLoRAMoEの適用

簡単な数学QAデータセットの学習を併用することで、
Hendricks-math のファインチューニングを補助する

LMにとって簡単な
数学QAデータセット

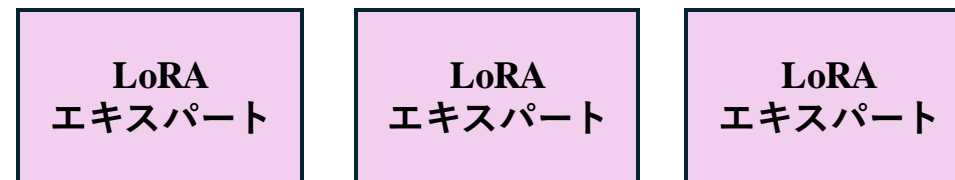
gsm8k-ja[2]



小学生レベルの文章題

LMにとって難解な
数学QAデータセット

Hendrycks-math[3]



中学レベル～大学受験レベルの問題

[2]<https://huggingface.co/datasets/platdev/gsm8k-ja-slim>

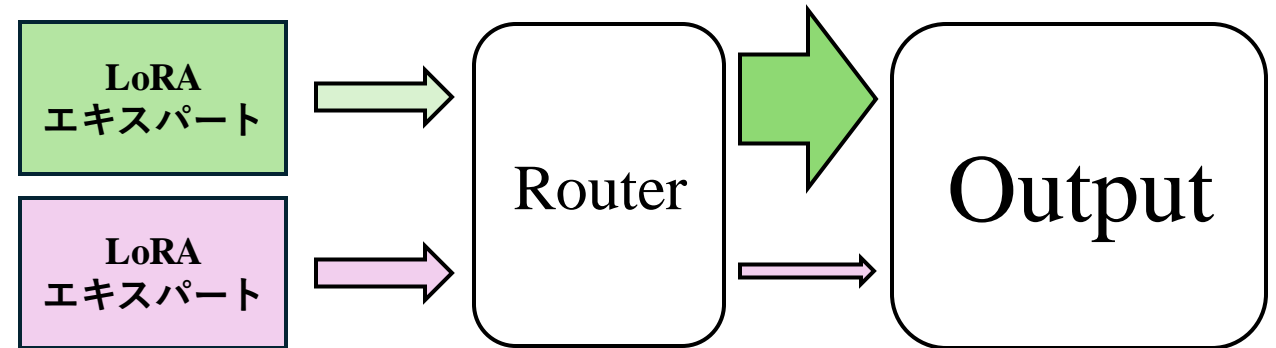
[3]https://huggingface.co/datasets/baber/hendrycks_math



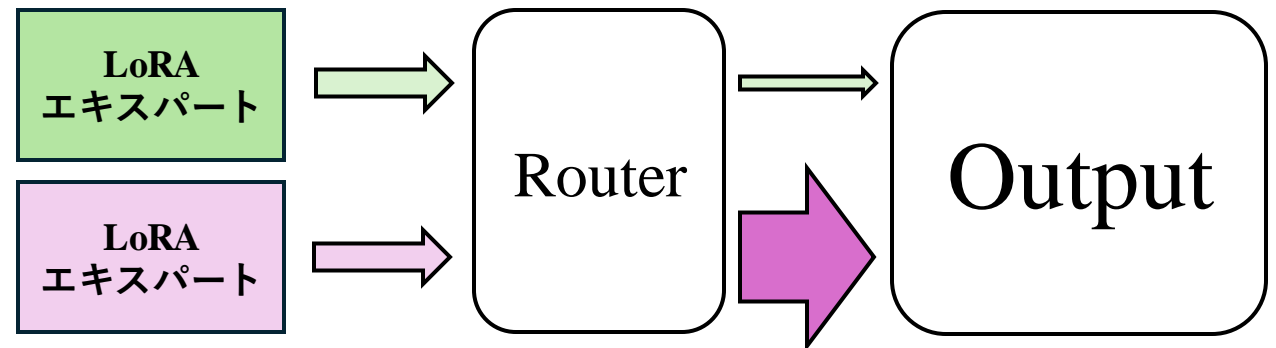
理想の推論時の挙動

- 各エキスパートごとの重みをRouterが決定

LMにとって
簡単な問題の場合



LMにとって
難解な問題の場合



検証用データにおける推論結果

精度向上せず

学習方法	ベースモデル	正解率	正解ID
Zero Shot Learning	llm-jp-3-13b-instruct3	2%	[22, 86]
LoRAMoE	同上	2%	[46, 67]
LMの一部パラメタを チューニング	llm-jp-3-13b-instruct で nvidia/OpenMathInstruct-2を ファインチューニング	2%	[48, 71]
LoRAMoE	同上	2%	[11, 71]



まとめ

結果：

- LoRAMoEの適用により，計算コストを抑えてチューニングしたが精度は向上しなかった

失敗点：

- 精度が向上しなかった最たる原因は，
英語データでチューニングしてしまった点だと考えられる

