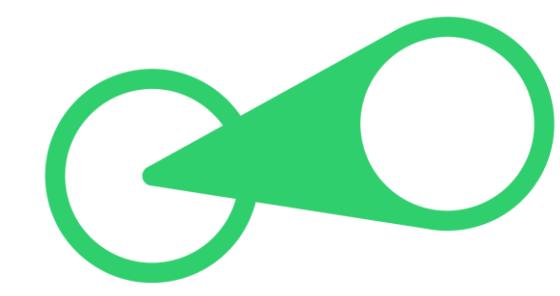


ルータ蒸留を用いたMixture of Expertsの高並列化



Recognition, Control and
Learning Algorithm Lab.

Institute of
SCIENCE TOKYO

DENSO
IT LAB

NII
National Institute of Informatics

加太 将弘¹, 吉橋 亮太¹, 池畠 諭^{2,3}, 川上 玲¹, 佐藤 育郎^{1,2}
¹東京科学大学, ²デンソーITラボラトリ, ³国立情報学研究所

1. Sparse Mixture of Experts (MoE)

背景

経験上パラメータ数の拡大に従い、モデル性能は向上(スケーリング則)
[arXiv2001.08361]

👉 パラメータの増加に伴い、計算コストが増大

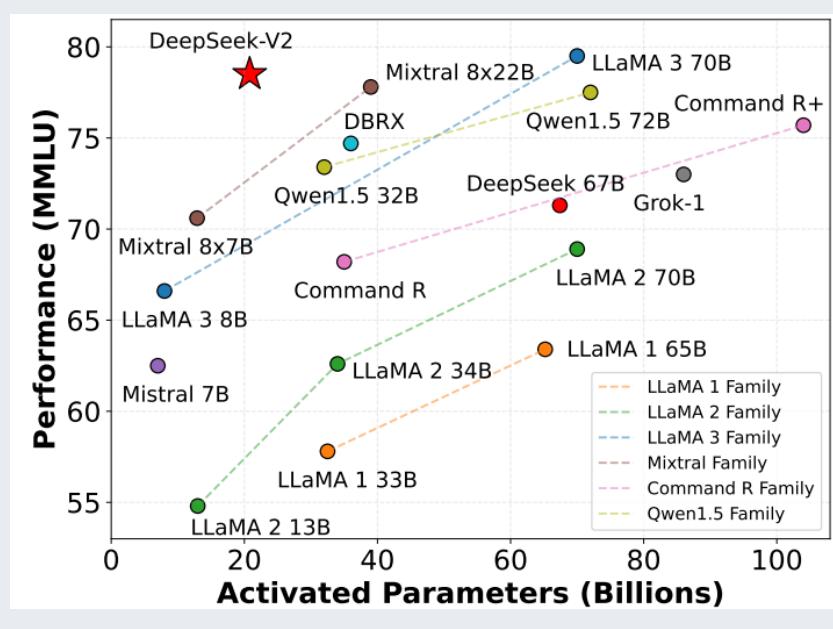
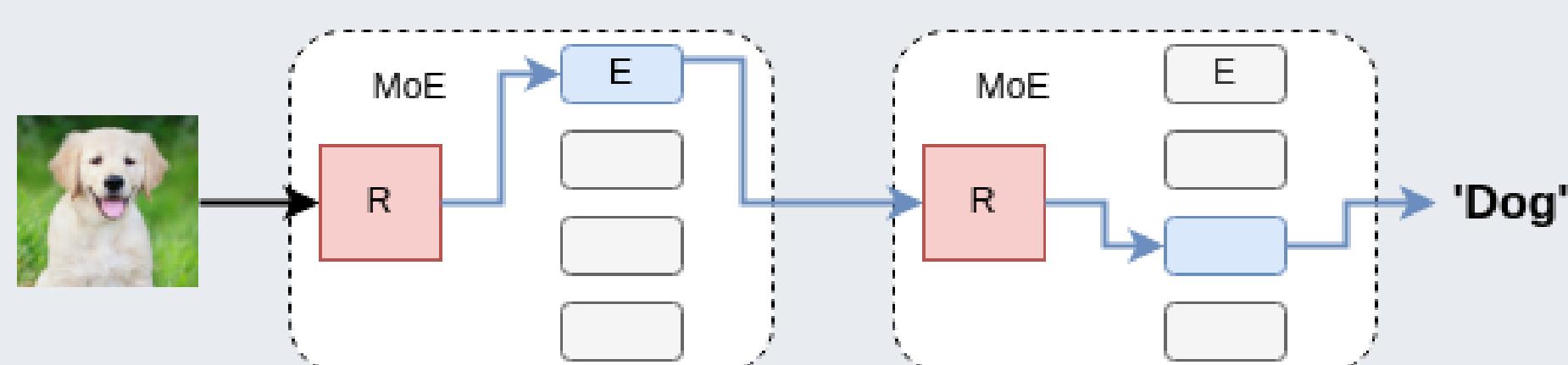


図. パラメータと性能の関係
[arXiv2405.04434]より引用

概要

特定のクラスの処理に特化したエキスパートと少数のエキスパート選択を行うルータによって構成される分岐構造を有する深層モデル



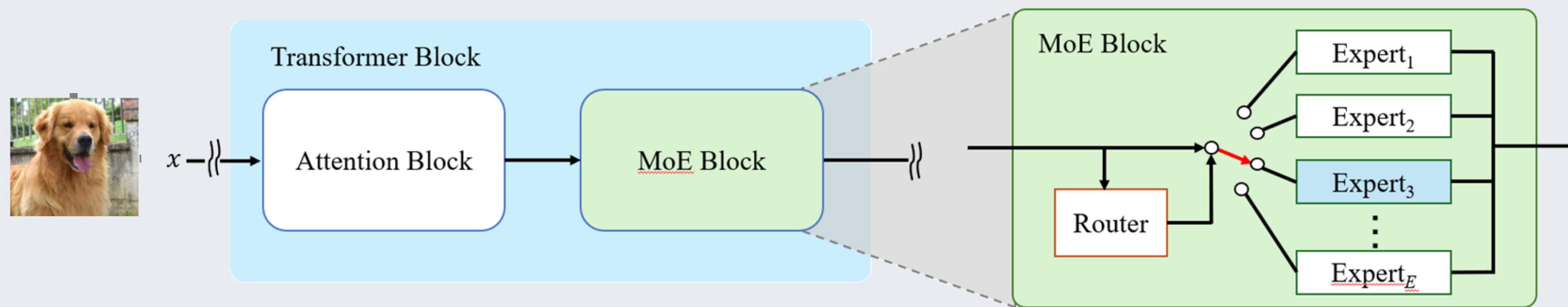
計算コストを一定に保つつつモデルサイズの拡大可能で、スケーリング則を超える可能性を持つ手法として注目を集めている

👉 DeepSeek [arXiv2401.06066] など最新のLLM/VLMで採用

2. 視覚モデルにおける従来法

Vision Mixture of Experts (V-MoE) [C. Riquelme+, NeurIPS2021]

Vision Transformer [A. Dosovitskiy+, ICLR2021]のMLP層をMoE化



ルータはSoftmaxとして定義され、Top-K個の要素を選択

課題

- 入力の撮動に対して出力が離散的に変化👉 PRC [M. Kada+, ICASSP2025]にて解決
- 経験的にエキスパート数を増やすと汎化が劣化に転じる

実験設定

データセット: ImageNet-1K

生徒モデル: DeiT [T. Hug+ , ICML2021] (Tiny / Small)をMoE化
教師モデル: ImageNet-21Kで学習したDeiT Small

提案法の有効性

ImageNet-1K上での実験により、MoE化したDeiTに提案法を適用することで、Smallで+0.85%, Tinyで+0.24%の精度向上を確認

エキスパート数の影響

エキスパート数を増加させた場合にも一定の効果は見られたが、大幅な精度改善には繋がらなかった

5. まとめ

提案法により、教師モデルの知識を活用したルーティングが可能となり、画像分類精度向上を確認

3. 提案法: ルータ蒸留

着想

離散化を伴うルーティングは勾配計算ができず適切なエキスパート割り当てが困難
特にエキスパートの増加によりその問題が顕著に

↓
非MoEの同じアーキテクチャの教師モデルを知識蒸留の形でルータ学習に活用すれば、教師の知識を反映した安定かつ意味的整合性のあるエキスパート選択が可能になるのではないか？

手法

1. 教師ルータの学習

- 非MoEの教師モデルの特徴を用いてルータを構築
- エキスパート選択頻度を均等化するロードバランシング損失を適用して最適化

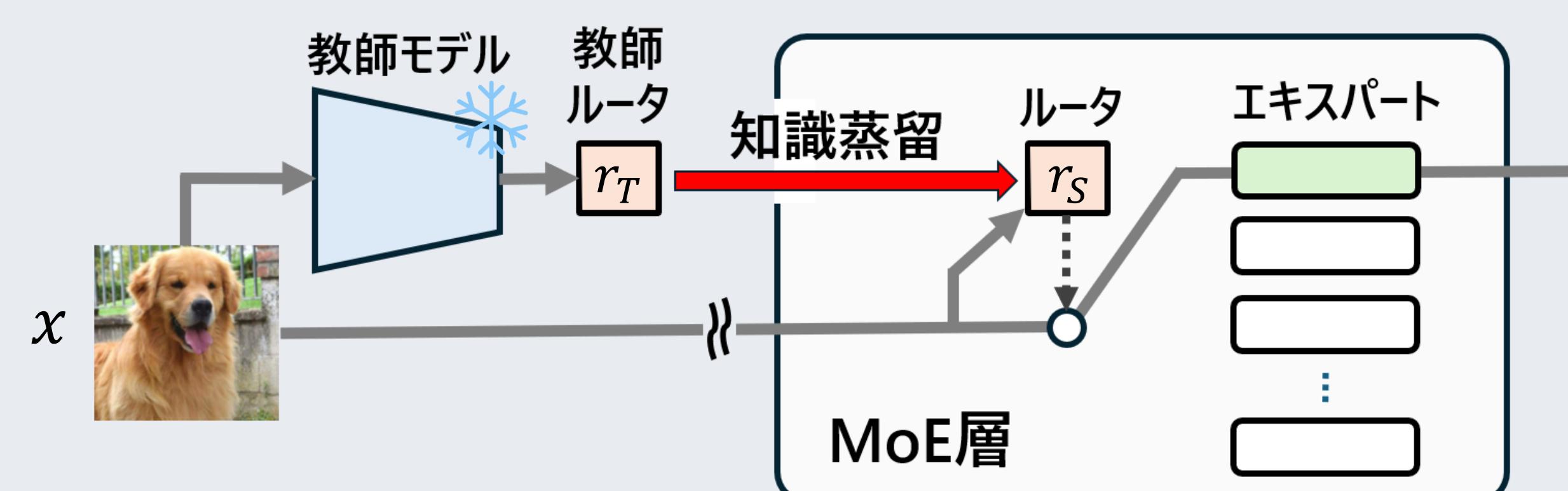
教師モデルのパラメータ θ_T を次式で最適化

$$\theta_T^* = \operatorname{argmin}_{\theta_T} L_{\text{load}}$$
$$L_{\text{load}} = \operatorname{Var}\left(\sum_x r_T\right)$$

※ただし、教師モデルのbackboneは更新しない

2. ルータの知識蒸留

- 学習済みの教師ルータ出力を生徒ルータへ知識蒸留



生徒モデルのパラメータ θ_S を次式で最適化

$$\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} L_{\text{task}} + L_{\text{router_distill}}$$

$$L_{\text{router_distill}} = \text{KL}(r_T \| r_S)$$

4. 評価

表1. ImageNet-1Kの分類精度

	エキスパート数	ImageNet-1K精度
DeiT-MoE-S	8	82.22%
DeiT-MoE-S w/ Router Distill	8	83.07%
DeiT-MoE-Ti	8	76.55%
DeiT-MoE-Ti w/ Router Distill	8	76.79%

表2. エキスパート数を増やした際のImageNet-1Kの分類精度

	エキスパート数	ImageNet-1K精度
DeiT-MoE-S	32	82.27%
DeiT-MoE-S w/ Router Distill	32	83.19%

6. 今後の展望

- 高並列化に関してさらなる改善が必要
- 今後、自然言語処理モデルを用いて比較評価