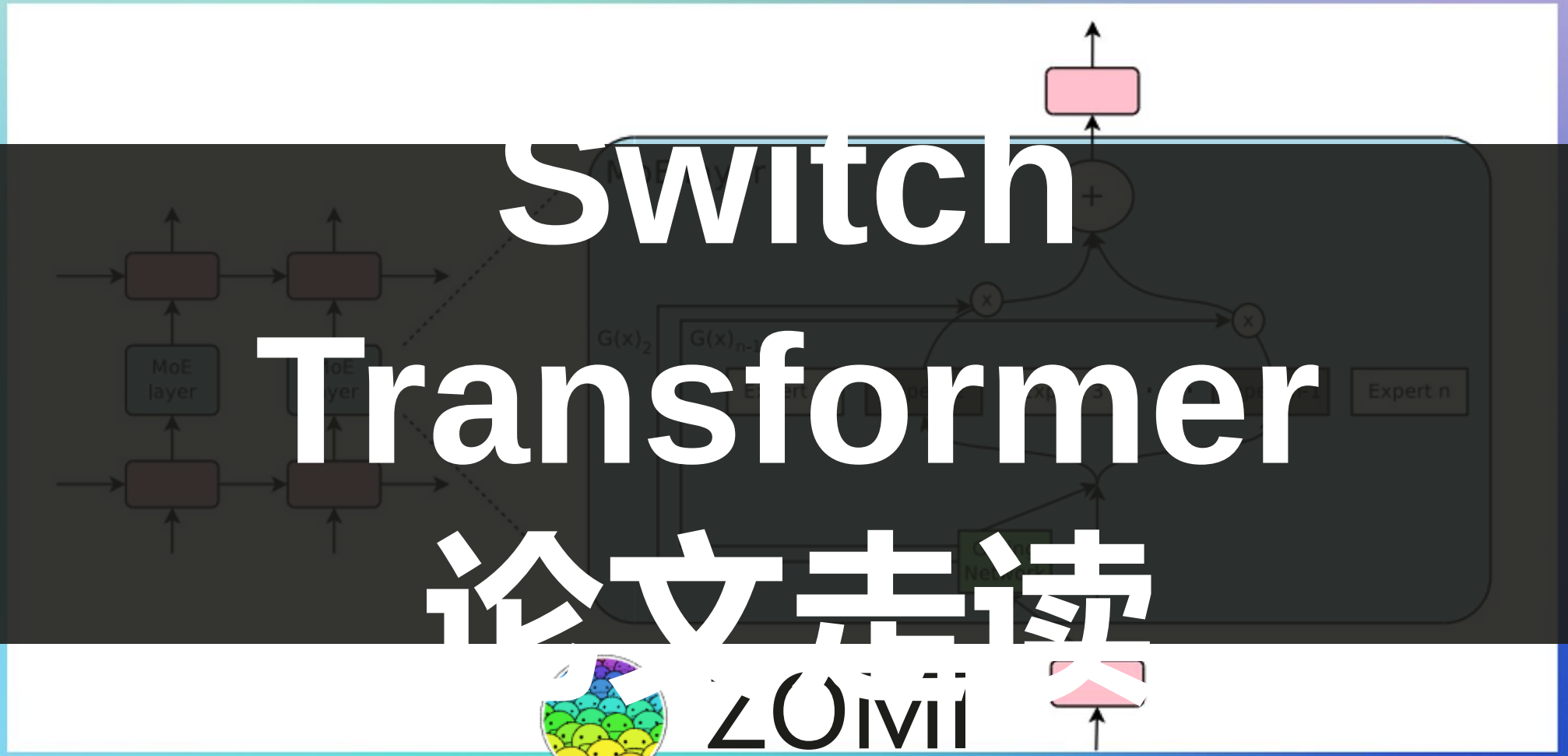
Mixture of Experts (MoE)



Switch Transformer 论文走读

zOivil

Contents

视频目录大纲

- MoE 混合专家
  - MoE 基本介绍 (4)
  - MoE 前世今生 (5)
  - MoE 核心工作
    - 奠基工作：Adaptive Mixtures of Local Experts
    - LSTM MoE：Outrageously Large Neural Networks ...
    - GShard: Scaling Giant Models with Conditional ...
    - Switch Transformers: Scaling to Trillion Parameter Models ...
    - GLaM: Efficient Scaling of Language Models with Mixture ...
    - ST-MoE: Designing Stable and Transferable Sparse Exp
  - MoE 架构原理 (3)
  - 大模型遇上 MoE (4)
  - 手撕 MoE 代码 (5)
  - MoE 的未来 (2)

04

Switch Transformer

基本介绍

- 2022年4月，距离ChatGPT发布还有半年，Google发布了《Switch Transformers: Scaling to Trillion Parameter Models with Simple and Efficient Sparsity》（实际上2021年Google就提出Switch Transformer了）。
- Switch Transformer和GShard一样，是encoder-decoder结构，基于T5开发的，具有1.6T的参数，2048个expert。
- 和前面的很多工作一样，Switch Transformer有一个出发点，那就是参数量越大，模型效果越好，并且可以通过稀疏激活来减少总计算量。

基本介绍

- 但是相比其他工作，Switch Transformer给出了一个更为具体的描述，那就是模型参数量可以是一个独立于总计算量的，单独的缩放轴。也就是说，在改变参数量的同时，（几乎）不改变训练和推理的计算量，就可以带来效果的提升。因此Switch Transformer关注在“同样的FLOPS/token的计算量”下，如何扩大模型，提升效果。Switch Transformer所做的工作还是比较多的，包括：

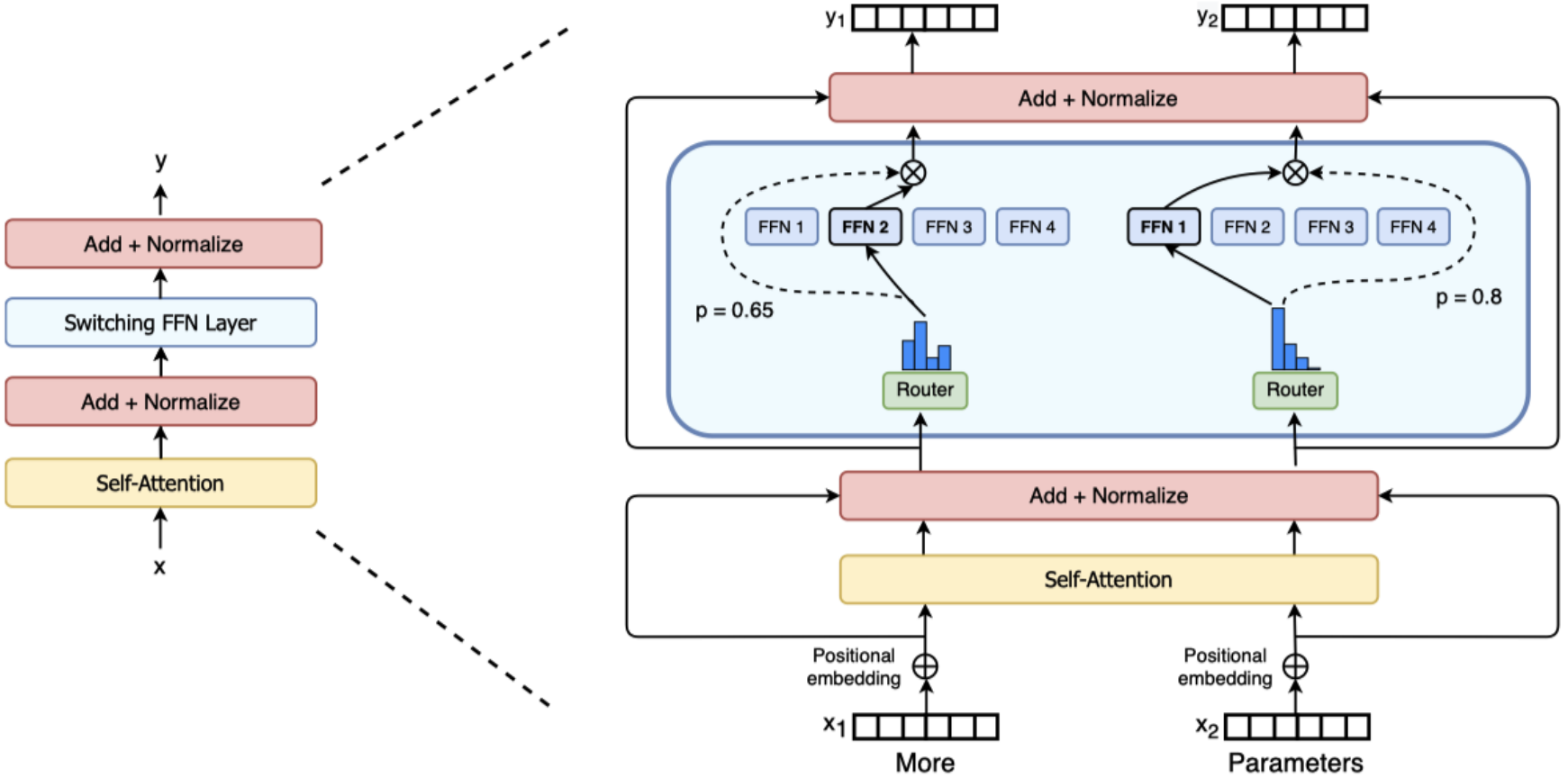
1. 模型结构简化：简化了Transformer上的MoE架构，提出Switch Transformer架构。
2. MoE to dense：把训出来的效果较好的MoE模型蒸馏到dense模型，在压缩MoE模型99%的参数的情况下，效果还是比直接训练dense模型好。

基本介绍

1. 训练和微调技术：首次使用bf16成功训练MoE模型；更适合MoE结构的模型初始化；增加的专家正则化，改善了稀疏模型的微调和多任务训练。
2. 训练框架：结合数据、模型和专家并行性，训练了超过1T参数的MoE模型。
3. 多语言：在多语言数据集上训练，发现101种语言效果普遍有提升。
4. 训练效率：在同样的FLOPS/token的计算量下，Switch Transformer模型收敛速度有数倍的提升。

模型设计

- Switch Transformer的模型结构如下图，类似GShard，把transformer每层的FFN替换成MoE层



模型设计

- Switch Transformer一个重要的改进点就是简化了gating function的做法（Switch Transformer论文里叫routing）。
- 之前的工作大多探索了选择k个expert的做法，而Switch Transformer则直接把gating简化为只选择1个expert，即k=1。这样的MoE层叫做Switch layer。
- 这样简化之后，routing的实现更简单，router的计算量小了，也减少了通讯量。

负载均衡

- 同GShard一样，Switch Transformer规定了一个专家容量expert capacity，来限制每个expert在一个batch里能处理的最大token数。
- 如果一个token被分配到了一个已经满载的expert，就会出现overflow，那这个token在本层就不会被处理，而是直接通过残差链接，透传给下一层。这点也同GShard一样。
- 在Switch Transformer，专家容量通过容量系数capacity factor来控制。一个大的capacity factor意味着每个expert能够处理更多的token，从而减少overflow情况的发生，但是计算量和通讯量的压力也会增大，所以这是一个需要权衡的参数。

负载均衡

- 经验上，低的token丢弃率对模型的scaling很重要，想要训练超大规模的模型，就要解决这个问题。而通过负载均衡损失就可以确保良好的平衡，使得在使用较小容量系数的情况下，overflow尽量少，从而兼顾效果和计算速度。
- 关键问题来到负载均衡损失怎么设计。

Thank you

把AI系统带入每个开发者、每个家庭、每个组织，构建万物互联的智能世界

Bring AI System to every person, home and organization for a fully connected, intelligent world.

ZOMI

GitHub https://github.com/chenzomi12/AIInfra

引用与参考

- https://mp.weixin.qq.com/s/6kzCMsJuavkZPG0YCKgeig
- https://www.zhihu.com/tardis/zm/art/677638939?source_id=1003
- https://huggingface.co/blog/zh/moe
- https://mp.weixin.qq.com/s/mOrAYo3qEACjSwcRPG7fWw
- https://mp.weixin.qq.com/s/x39hqf8xn1cUlnxEIM0_ww
- https://mp.weixin.qq.com/s/ZXjwnO103e-wXJGmmKi-Pw
- https://mp.weixin.qq.com/s/8Y281VYaLu5jHoAvQVvVJg
- https://blog.csdn.net/weixin_43013480/article/details/139301000
- https://developer.nvidia.com/zh-cn/blog/applying-mixture-of-experts-in-llm-architectures/
- https://www.zair.top/post/mixture-of-experts/
- https://my.oschina.net/IDP/blog/16513157

- PPT 开源：https://github.com/chenzomi12/AIInfra
- 夸克链接：https://pan.quark.cn/s/74fb24be8eff