LLM (大语言模型) 部署加速方法——Faster Transformer篇

来自: AiGC面试宝典



2023年09月29日 13:01



扫码;

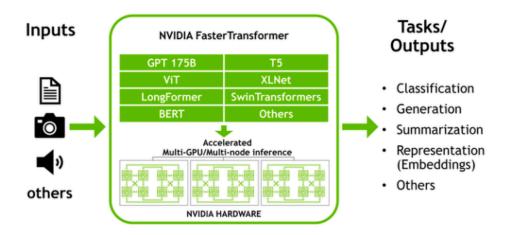
一、为什么需要 FasterTransformer?

二、FasterTransformer 介绍一下?

NVIDIA FasterTransformer (FT) 是一个库,用于实现基于Transformer的神经网络推理的加速引擎,特别强调大型模型,以分布式方式跨越许多 GPU 和节点。

FasterTransformer 包含Transformer块的高度优化版本的实现,其中包含编码器和解码器部分。

使用此模块,您可以运行完整的编码器-解码器架构(如 T5)以及仅编码器模型(如 BERT)或仅解码器模型(如 GPT)的推理。 它是用 C++/CUDA 编写的,依赖于高度优化的 cuBLAS、cuBLASLt 和 cuSPARSELt 库。这使您可以在 GPU 上构建最快的Transformer推理流程。



Faster Transformer模型加速推理应用

三、FasterTransformer 核心是什么?

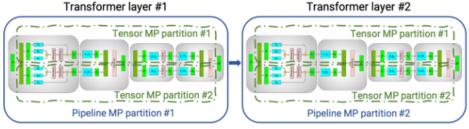


图 1.使用张量并行(张量 MP 分区)和管道并行(管道 MP 分区),在四个 GPU 之间分布了几个 transformer / attention 块

张量并行 (TP) 和流水线并行 (PP) 技术

跟之前的tensorRT的加速方法对比,**Faster Transformer可以利用多gpu加载Transformer不同的块,推理时更好的利用了gpu运算**。

当每个张量被分成多个块时,就会发生张量并行性,并且张量的每个块都可以放置在单独的 GPU 上。在计算过程中,每个块在不同的 GPU 上单独并行处理,并且可以通过组合来自多个 GPU 的结果来计算结果(最终张量)。

当模型被深度拆分并将不同的完整层放置到不同的 GPU/节点上时,就会发生流水线并行。

在底层,启用节点间/节点内通信依赖于 MPI 和 NVIDIA NCCL。使用此软件堆栈,您可以在多个 GPU 上以张量并行模式运行大型Transformer,以减少计算延迟。

同时,TP 和 PP 可以结合在一起,在多 GPU 和多节点环境中运行具有数十亿和数万亿个参数(相当于 TB 级权重)的大型 Transformer 模型。

除了 C 中的源代码,FasterTransformer 还提供 TensorFlow 集成(使用 TensorFlow 操作)、PyTorch 集成(使用 PyTorch 操作)和 Triton 集成作为后端。

目前, TensorFlow op 仅支持单 GPU, 而 PyTorch op 和 Triton 后端都支持多 GPU 和多节点。

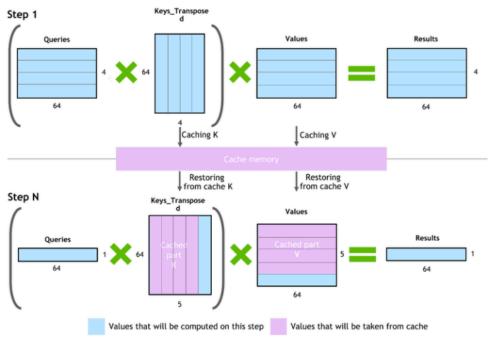
为了避免为模型并行性而拆分模型的额外工作,FasterTransformer 还提供了一个工具,用于将模型从不同格式拆分和转换为 FasterTransformer 二进制文件格式。然后 FasterTransformer 可以直接以二进制格式加载模型。

四、FasterTransformer 优化?

4.1 推理缓存优化

- 动机:因为自回归在推理的时候,像上面vllm的时候讲的会产生非常多的key和value的值,每次都需要重复 计算
- 优化策略:对这些产生的缓存分块存储,避免重复计算。

(Q * K^T) * V computation process with caching



k和v缓存计算

4.2 内存优化

- 动机: 大模型往往带来极大参数量,就算量化到int4也是个不小的内存占用,GPT-3 175b 使用半精度存储也需要 350 GB;
- 优化策略: Faster Transformer会缓存激活值和输出,在进行新sentence推理时可以重新利用缓存激活值和输出,避免多层反复计算和保存激活值和输出信息,例如GPT-3 中的层数为 96,因此我们只需要 1/96 的内存量用于激活

4.3 使用MPI 和 NCCL通信优化

- 张量并行性: FasterTransformer 遵循了 <u>Megatron</u> 的思想。 **对于自注意力块和前馈网络块,FT 按行拆分第** 一个矩阵的权重,并按列拆分第二个矩阵的权重。 通过优化,FT 可以将每个 Transformer 块的归约操作减少到两倍;
- 流水线并行性: FasterTransformer 将整批请求拆分为多个微批,隐藏了通信的泡沫。 FasterTransformer 会针对不同情况自动调整微批量大小;

4.4 MatMul 内核自动调整 (GEMM 自动调整)

矩阵乘法是基于Transformer的神经网络中主要和最繁重的操作。 FT 使用来自 CuBLAS 和 CuTLASS 库的功能 来执行这些类型的操作。 重要的是要知道 MatMul 操作可以在"硬件"级别使用不同的低级算法以数十种不同的方式执行。

GemmBatchedEx 函数实现 MatMul 操作,并以"cublasGemmAlgo_t"作为输入参数。 使用此参数,您可以选择不同的底层算法进行操作。

FasterTransformer 库使用此参数对所有底层算法进行实时基准测试,并为模型的参数和您的输入数据(注意层的大小、注意头的数量、隐藏层的大小)选择最佳的一个。此外,FT 对网络的某些部分使用硬件加速的底层函数,例如 __expf、__shfl_xor_sync。

4.5 量化推理

FT 的内核支持使用 fp16 和 int8 中的低精度输入数据进行推理。 由于较少的数据传输量和所需的内存,这两种机制都允许加速。 同时,int8 和 fp16 计算可以在特殊硬件上执行,例如张Tensor Core(适用于从 Volta 开始的所有 GPU 架构),以及即将推出的 Hopper GPU 中的Transformer引擎。

