大模型（LLMs）显存问题面

来自： AiGC面试宝典

宁静致远

2023年09月16日 21:00

1. 大模型大概有多大，模型文件有多大?

一般放出来的模型文件都是fp16的，假设是一个 n B的模型，那么模型文件占 2n G，fp16加载到显存里做推理也是占 2n G，对外的pr都是 10n 亿参数的模型。

2. 能否用4 * v100 32G训练vicuna 65b?

不能。

- 首先，llama 65b的权重需要5* v100 32G才能完整加载到GPU。
- 其次，vicuna使用flash-attention加速训练，暂不支持v100，需要turing架构之后的显卡。

（刚发现fastchat上可以通过调用train脚本训练vicuna而非train_mem，其实也是可以训练的）

3. 如果就是想要试试65b模型，但是显存不多怎么办?

最少大概50g显存，可以在llama-65b-int4（gptq）模型基础上LoRA[6]，当然各种库要安装定制版本的。

4. nB模型推理需要多少显存?

考虑模型参数都是fp16，2nG的显存能把模型加载。

5. nB模型训练需要多少显存?

基础显存：模型参数+梯度+优化器，总共16nG。

activation占用显存，和max len、batch size有关

解释：优化器部分必须用fp32（似乎fp16会导致训练不稳定），所以应该是2+2+12=16，参考ZeRO论文。

注以上算数不够直观，举个例子?

7B的vicuna在fsdp下总共160G显存勉强可以训练。（按照上面计算7*16=112G是基础显存）

所以全量训练准备显存20nG大概是最低要求，除非内存充足，显存不够offload内存补。

6. 如何 估算模型所需的RAM?

首先，我们需要了解如何根据参数量估计模型大致所需的 RAM，这在实践中有很重要的参考意义。我们需要通过估算设置 batch_size，设置模型精度，选择微调方法和参数分布方法等。

接下来，我们用LLaMA-6B 模型为例估算其大致需要的内存。

首先考虑精度对所需内存的影响：

- fp32 精度，一个参数需要 32 bits, 4 bytes.
- fp16 精度，一个参数需要 16 bits, 2 bytes.
- int8 精度，一个参数需要 8 bits, 1 byte.

其次，考虑模型需要的 RAM 大致分三个部分：

- 模型参数
- 梯度
- 优化器参数
- 模型参数：等于参数量*每个参数所需内存。
    - 对于 fp32，LLaMA-6B 需要 6B*4 bytes = 24GB内存
    - 对于 int8，LLaMA-6B 需要 6B*1 byte = 6GB

- 梯度：同上，等于参数量*每个梯度参数所需内存。
- 优化器参数：不同的优化器所储存的参数量不同。

对于常用的 AdamW 来说，需要储存两倍的模型参数（用来储存一阶和二阶momentum）。

- fp32 的 LLaMA-6B，AdamW 需要 6B*8 bytes = 48 GB
- int8 的 LLaMA-6B，AdamW 需要 6B*2 bytes = 12 GB

除此之外，CUDA kernel 也会占据一些 RAM，大概 1.3GB 左右，查看方式如下。

```
> torch.ones((1, 1)).to("cuda")
> print_gpu_utilization()
>>>
GPU memory occupied: 1343 MB
```

综上，int8 精度的 LLaMA-6B 模型部分大致需要 6GB+6GB+12GB+1.3GB = 25.3GB 左右。

再根据LLaMA的架构（hidden_size = 4096, intermediate_size =11008, num_hidden_layers = 32, context_length = 2048）计算中间变量内存。

每个 instance 需要：

```
(4096 +11008)* 2048 *32 * 1byte = 990MB
```

所以一张 A100（80GB RAM）大概可以在 int8 精度；batch_size = 50 的设定下进行全参数训练。

查看消费级显卡的内存和算力：

2023 GPU Benchmark and Graphics Card Comparison Chart

https://www.gpucheck.com/gpu-benchmark-graphics-card-comparison-chart

7. 如何评估你的显卡利用率

zero3如果没有nvlink，多卡训练下会变慢。但是一直不知道究竟会变得多慢，下面给出几种方法来评估自己在训练时发挥了多少gpu性能，以及具体测试方法。

7.1 flops比值法

- 测试工具：deepspeed
- 参考数据：nvidia公布的显卡fp16峰值计算速度（tensor core）

```
gpu利用率 = 实测的flops/显卡理论上的峰值flops
```

举例：deepspeed实测flops 100tflops，而用的是A100卡理论峰值312tflops，可以得到GPU利用率只有 32.05%

7.2 throughout估计法

- 测试工具：手动估算 或者 deepspeed
- 参考数据：论文中的训练速度或者吞吐量

```
吞吐量 = example数量/秒/GPU * max_length
```

```
gpu利用率 = 实际吞吐量 / 论文中的吞吐量（假设利用率100%）
```

举例：

实测训练时处理样本速度为 3 example/s，一共有4卡，max length 2048，则吞吐量为 1536 token/s/gpu

根据llama论文知道，他们训练7B模型的吞吐量约为 3300 token/s/gpu，那么GPU利用率只有46.54%

7.3 torch profiler分析法

- 测试工具：torch profiler 及 tensorboard
- 参考数据：无

利用torch profiler记录各个函数的时间，将结果在tensorboard上展示，在gpu kenel视图下，可以看到tensor core的利用率，比如30%

总结

以上三种方法，在笔者的实验中能得到差不多的利用率指标。

从准确性上看，方案三 > 方案一 > 方案二

从易用性上看，方案二 > 方案一 > 方案三

如果不想改代码就用方案二估算自己的训练速度是不是合理的，如果想精确分析训练速度的瓶颈还是建议使用方案三。

8. 测试你的显卡利用率 实现细节篇

8.1 如何查看多机训练时的网速?

iftop命令，看网速很方便。

8.2 如何查看服务器上的多卡之间的NVLINK topo?

```
$ nvidia-smi topo -m
```

8.3 如何查看服务器上显卡的具体型号?

```
cd /usr/local/cuda/samples/1_Utilities/deviceQuery
make
./deviceQuery
```

8.4 如何查看训练时的flops? （也就是每秒的计算量）

理论上，如果flops比较低，说明没有发挥出显卡的性能。

如果基于deepspeed训练，可以通过配置文件很方便的测试

```
{
  "flops_profiler": {
    "enabled": true,
    "profile_step": 1,
    "module_depth": -1,
    "top_modules": 1,
    "detailed": true,
    "output_file": null
    }
}
```

参考：https://www.deepspeed.ai/tutorials/flops-profiler/

8.5 如何查看对deepspeed的环境配置是否正确?

```
$ ds_report
```

8.6 tf32格式有多长?

19位

1. 大模型大概有多大，模型文件有多大?

一般放出来的模型文件都是fp16的，假设是一个 n B的模型，那么模型文件占 2n G，fp16加载到显存里做推理也是占 2n G，对外的pr都是 10n 亿参数的模型。

2. 能否用4 * v100 32G训练vicuna 65b?

不能。

- 首先，llama 65b的权重需要5* v100 32G才能完整加载到GPU。
- 其次，vicuna使用flash-attention加速训练，暂不支持v100，需要turing架构之后的显卡。

（刚发现fastchat上可以通过调用train脚本训练vicuna而非train_mem，其实也是可以训练的）

3. 如果就是想要试试65b模型，但是显存不多怎么办?

最少大概50g显存，可以在llama-65b-int4（gptq）模型基础上LoRA[6]，当然各种库要安装定制版本的。

4. nB模型推理需要多少显存?

考虑模型参数都是fp16，2nG的显存能把模型加载。

5. nB模型训练需要多少显存?

基础显存：模型参数+梯度+优化器，总共16nG。
activation占用显存，和max len、batch size有关
解释：优化器部分必须用fp32（似乎fp16会导致训练不稳定），所以应该是2+2+12=16，参考ZeRO论文。
注以上算数不够直观，举个例子?
7B的vicuna在fsdp下总共160G显存勉强可以训练。（按照上面计算7*16=112G是基础显存）
所以全量训练准备显存20nG大概是最低要求，除非内存充足，显存不够offload内存补。

6. 如何 估算模型所需的RAM?

首先，我们需要了解如何根据参数量估计模型大致所需的 RAM，这在实践中有很重要的参考意义。我们需要通过估算设置 batch_size，设置模型精度，选择微调方法和参数分布方法等。
接下来，我们用LLaMA-6B 模型为例估算其大致需要的内存。
首先考虑精度对所需内存的影响：

- fp32 精度，一个参数需要 32 bits, 4 bytes.
- fp16 精度，一个参数需要 16 bits, 2 bytes.
- int8 精度，一个参数需要 8 bits, 1 byte.

其次，考虑模型需要的 RAM 大致分三个部分：

- 模型参数
- 梯度
- 优化器参数
- 模型参数：等于参数量*每个参数所需内存。
    - 对于 fp32，LLaMA-6B 需要 6B*4 bytes = 24GB内存

    - 对于 int8，LLaMA-6B 需要 6B*1 byte = 6GB
- 梯度：同上，等于参数量*每个梯度参数所需内存。
- 优化器参数：不同的优化器所储存的参数量不同。

对于常用的 AdamW 来说，需要储存两倍的模型参数（用来储存一阶和二阶momentum）。

- fp32 的 LLaMA-6B，AdamW 需要 6B*8 bytes = 48 GB
- int8 的 LLaMA-6B，AdamW 需要 6B*2 bytes = 12 GB

除此之外，CUDA kernel 也会占据一些 RAM，大概 1.3GB 左右，查看方式如下。

```
> torch.ones((1, 1)).to("cuda")
> print_gpu_utilization()
>>>
GPU memory occupied: 1343 MB
```

综上，int8 精度的 LLaMA-6B 模型部分大致需要 6GB+6GB+12GB+1.3GB = 25.3GB 左右。
再根据LLaMA的架构（hidden_size = 4096, intermediate_size =11008, num_hidden_layers = 32, context_length = 2048）计算中间变量内存。
每个 instance 需要：

```
(4096 +11008)* 2048 *32 * 1byte = 990MB
```

所以一张 A100（80GB RAM）大概可以在 int8 精度；batch_size = 50 的设定下进行全参数训练。
查看消费级显卡的内存和算力：
2023 GPU Benchmark and Graphics Card Comparison Chart
https://www.gpucheck.com/gpu-benchmark-graphics-card-comparison-chart

7. 如何评估你的显卡利用率

zero3如果没有nvlink，多卡训练下会变慢。但是一直不知道究竟会变得多慢，下面给出几种方法来评估自己在训练时发挥了多少gpu性能，以及具体测试方法。

7.1 flops比值法

- 测试工具：deepspeed
- 参考数据：nvidia公布的显卡fp16峰值计算速度（tensor core）

```
gpu利用率 = 实测的flops/显卡理论上的峰值flops
```

举例：deepspeed实测flops 100tflops，而用的是A100卡理论峰值312tflops，可以得到GPU利用率只有 32.05%

7.2 throughout估计法

- 测试工具：手动估算 或者 deepspeed
- 参考数据：论文中的训练速度或者吞吐量

```
吞吐量 = example数量/秒/GPU * max_length
```

```
gpu利用率 = 实际吞吐量 / 论文中的吞吐量（假设利用率100%）
```

举例：
实测训练时处理样本速度为 3 example/s，一共有4卡，max length 2048，则吞吐量为 1536 token/s/gpu
根据llama论文知道，他们训练7B模型的吞吐量约为 3300 token/s/gpu，那么GPU利用率只有46.54%

7.3 torch profiler分析法

- 测试工具：torch profiler 及 tensorboard
- 参考数据：无

利用torch profiler记录各个函数的时间，将结果在tensorboard上展示，在gpu kenel视图下，可以看到tensor core的利用率，比如30%

总结

以上三种方法，在笔者的实验中能得到差不多的利用率指标。
从准确性上看，方案三 > 方案一 > 方案二
从易用性上看，方案二 > 方案一 > 方案三
如果不想改代码就用方案二估算自己的训练速度是不是合理的，如果想精确分析训练速度的瓶颈还是建议使用方案三。

8. 测试你的显卡利用率 实现细节篇

8.1 如何查看多机训练时的网速?

iftop命令，看网速很方便。

8.2 如何查看服务器上的多卡之间的NVLINK topo?

```
$ nvidia-smi topo -m
```

8.3 如何查看服务器上显卡的具体型号?

```
cd /usr/local/cuda/samples/1_Utilities/deviceQuery
make
./deviceQuery
```

8.4 如何查看训练时的flops？（也就是每秒的计算量）

理论上，如果flops比较低，说明没有发挥出显卡的性能。
如果基于deepspeed训练，可以通过配置文件很方便的测试

```
{
  "flops_profiler": {
    "enabled": true,
    "profile_step": 1,
    "module_depth": -1,
    "top_modules": 1,
    "detailed": true,
    "output_file": null
    }
}
```

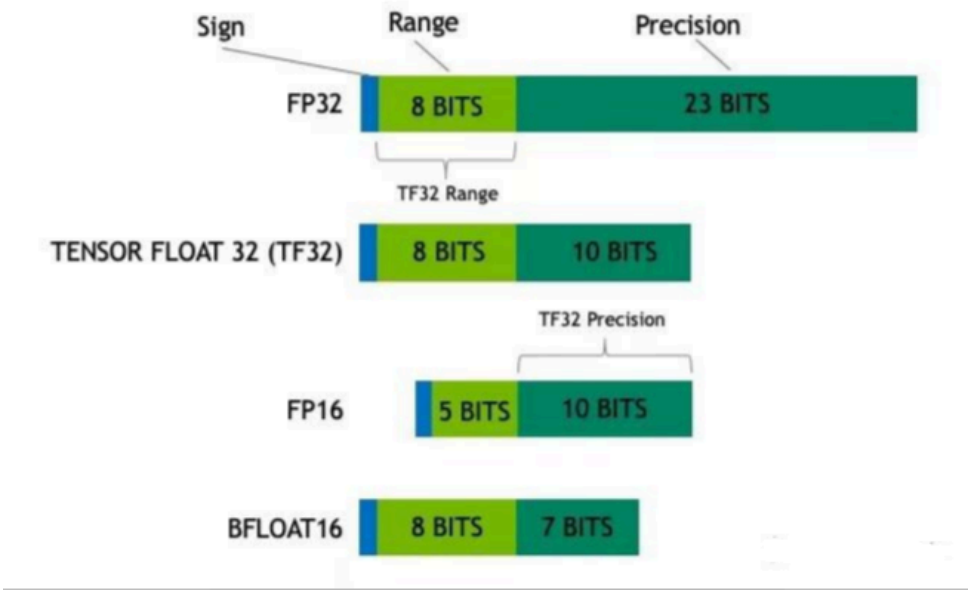
参考：https://www.deepspeed.ai/tutorials/flops-profiler/

8.5 如何查看对deepspeed的环境配置是否正确?

```
$ ds_report
```

8.6 tf32格式有多长?

19位



8.7 哪里看各类显卡算力比较?

https://lambdalabs.com/gpu-benchmarks

8.8 （torch profiler）如何查看自己的训练中通信开销?

用pytorch profiler查看，下面给出基于transformers的一种快捷的修改方式。

https://github.com/yqhu/profiler-workshop/blob/c8d4a7c30a61cc7b909d89f88f5fd36b70c55769/hf_training_trainer_prof.py

用记录的pt.trace.json文件放到tensorboard上，可以看出tensor core的利用率。

根据实践经验，使用deepspeed zero3时，pcie版本的卡很大部分时间都在通信上，AllGather和ReduceScatter的时间超过tensor core计算的时间，所以flops上不去。

8.7 哪里看各类显卡算力比较?

https://lambdalabs.com/gpu-benchmarks

8.8 （torch profiler）如何查看自己的训练中通信开销?

用pytorch profiler查看，下面给出基于transformers的一种快捷的修改方式。

https://github.com/yqhu/profiler-workshop/blob/c8d4a7c30a61cc7b909d89f88f5fd36b70c55769/hf_training_trainer_prof.py

用记录的pt.trace.json文件放到tensorboard上，可以看出tensor core的利用率。

根据实践经验，使用deepspeed zero3时，pcie版本的卡很大部分时间都在通信上，AllGather和ReduceScatter的时间超过tensor core计算的时间，所以flops上不去。