Eambricon 寒 武

GLM-Base/GLM-XXLarge 测试报告

寒武纪

2022 年 1 月 10 日

目录

1	模型简介	3
2	测试目标与结果汇总 2.1 主要完成工作	3
3	测试方法 3.1 软硬件平台 3.2 测试负载 3.3 测试指标 3.4 测试方法	5
4	測试结果 4.1 性能测试	6
5	复现方法 5.1 创建 docker swarm 5.2 创建 docker overlay network 5.3 启动 docker 5.4 激活虚拟环境 5.5 配置 GLM-Base 数据集 5.6 配置 hostfile.txt 5.7 配置.deepspeed_env 5.8 运行代码	

1 模型简介

GLM (General Language Model) 是一个全新的预训练框架,打破 BERT 和 GPT 的瓶颈。单一 GLM 模型在语言理解和生成任务方面取得了最佳结果,并且超过了对相同数据量进行训练的常见预训练模型(例如 BERT, ROBERTa 和 T5)。

2 测试目标与结果汇总

本报告主要完成第一阶段目标,即 2021.12.31 目标。具体信息如下:

关键阶段	关键目标
2021.12.31	* GLM-Base 网络在 370X8 单卡性能达到 V100 的 80%,2 机 16 卡达到 V100 的 100% * GLM-XXLarge 网络在 370X8 上性能基本达到同配置下 V100 的 50% * GLM-XXLarge 精度完成前 1000 iteration 在 Stage2 配置下 MLU 和 GPU 的 LOSS 下降曲线对比

2.1 主要完成工作

2021年9月至2021年12月,我们主要完成了以下工作:

- 1. 在 370X8 平台上适配智源的悟道文汇系列网络: GLM-Base、GLM-XXLarge
- 2. GLM-Base 性能优化, 单卡达到 V100 80%, 2 机 16 卡性能与 V100 齐平
- 3. GLM-XXLarge 在 2 机 16 卡跑通,性能超过同配置下 V100 的 50%,精度完成前 1000 Steps 在 Stage2 配置下 MLU 和 GPU 的 LOSS 下降曲线对比

2.2 测试结果摘要

性能测试结果显示:

- 1. GLM-Base 模型在 1 卡情况下 MLU370X8 吞吐性能达到 V100 的 83%, 8 卡情况下吞吐达到 V100 的 98%
- 2. GLM-Base 模型在 2 机 16 卡情况下,MLU370X8 吞吐性能是 V100 的 1.39 倍,主要原因是 GPU 采用低速网络配置,MLU 采用高速网络配置和 RDMA
- 3. GLM-XXLarge 模型在 2 机 16 卡情况下,MLU370X8 吞吐性能是 V100 的 2.23 倍,主要原因是 GPU 采用低速 网络配置,MLU 采用高速网络配置和 RDMA

精度测试结果显示:

- GLM-Base 的 2 机 16 卡 from scratch 测试,GPU 和 MLU 的 PPL 值分别为 16.947/16.991,LOSS 曲线对比,MLU 和 GPU 的 LOSS 下降基本一致,说明 GPU/MLU 在相同配置下,精度一致。
- · GLM-XXLarge 的 2 机 16 卡 LOSS 曲线对比, MLU 和 GPU 的 LOSS 下降基本一致。

3.2 测试负载 3 测试方法

3 测试方法

3.1 软硬件平台

单机 8 卡 MLU 平台与单机 8 卡 GPU 平台配置信息如下,采用双机 16 卡进行测试:

	GPU	MLU
CPU	2 x Intel (R) Xeon(R) 6230R CPU @ 2.10GHz	2 x Intel(R) Xeon(R) 6230 CPU @ 2.10GHz
Memory	512 GB	512 GB
Device	8 x V100-PCIE (32GB)	8 x MLU370-X8 (48GB)
机内卡间通信	PCIE Gen3	PCIE Gen3 每4张卡配置1张 MLU-LINK 交火卡
机间卡间通信	10 Gbps Ethernet	100 Gbps Infiniband
		RMDA

GLM-Base 性能测试环境配置包括:

· GPU: 1卡、8卡、16卡 · MLU: 1卡、8卡、16卡

GLM-XXLarge 性能测试环境:

• GPU: 16卡 • MLU: 16卡

软件配置信息:

GPU	MLU
Driver Version: 460.32.03	Driver Version: 4.15.13
CUDA Version: 11.2	Neuware Version: 2.3.0
torch: 1.9.0a0+df837d0	torch: 1.6.0
deepspeed: 0.3.16	

3.2 测试负载

采用 GLM 开源模型 GLM-Base 和 GLM-XXLarge。模型相关信息如下:

Model	参数量	测试数据集
GLM-Base	110M	Bookscorpus 和 Wikicorpus
GLM-XXLarge	10B	Pile

3 测试方法 3.4 测试方法

在本报告中将对 GLM-Base, GLM-XXLarge 的优化过程和测试结果进行阐述,同时简要说明其它任务的当前适配进展。此次测试范围包含:

- · MLU370-X8平台1机1卡、1机8卡、2机16卡的性能和精度
- · 数据类型为 FP16

3.3 测试指标

性能指标:

精度指标:

• 吞吐:每个逻辑卡单位时间完成的输入数据量,单卡双芯按照双逻辑卡的总吞吐进行计算。

· LOSS: 当前迭代运行时,前向完成计算后与目标值的误差

· from scratch 精度:完成目标代数训练后得到的模型进行推理得到的误差值

3.4 测试方法

名词解释:

· DP: 数据并行度

· MP: Tensor模型并行度

- ・ dev (Dev Number): 为物理卡数 (需要注意 MLU370X8 为 2 芯, 软件可见为 2 逻辑卡)
- · oc (Overlap Communication): DeepSpeed 采用多 Queue 运行提高性能,对应设置为 DeepSpeed 的 Config 文件中的 "overlap_comm": true
- ca (Checkpoint Activation): 开启重计算,对应设置为--checkpoint-activations --deepspeed-activation-checkpointing
- ・ ZeRO: DeepSpeed 中 ZeRO 的模式,包括

- none:不行 ZeRO 优化

- stage-1: 对优化器状态进行分区优化

- stage-2: 对优化器状态和梯度进行分区优化

- · latency/E2E: 平均完成一次 step 所需要花费的时间。计算方法: 运行 200 个 steps,统计 50-150 每个 step 的平均延迟。
- throughput (words per second, wps):每秒处理的单词数量。计算方法:每个 step 的总输入数据量/平均延迟。

参数配置:

GLM	DataType	Config	MP	DP
Base	fp16	ds_block_base.sh	1	可配置
XXLarge	fp16	config_block_10B.json	可配置	4

测试对比 GPU 和 MLU 精度时,模型的数据并行度设置相同,保证 Total Batch Size 相同。测试性能时,GLM-Base 模型的数据并行度按照芯片数进行相应配置,例如 1 卡双芯 X8 的 DP 设置为 2,对应 GPU 单卡的 DP 设

4.2 精度测试 4 测试结果

置为 1。GLM-XXLarge 模型由于参数量大,受限总内存大小 DP 设置为 4,双机 16 卡情况下,GPU 的 MP 设置为 4,MLU370X8 的 MP 设置为 8。

4 测试结果

4.1 性能测试

					Dsp Config	V100		MLUX8		Compare
GLM	BS/DP	DP	MP	Dev	oc/ca/ZeRO	E2E (ms)	wps	E2E (ms)	wps	MLU/GPU
Base	16	1/2	1	1	F/F/N	312	51.28	750.5	42.6	0.83
Base	16	8/16	1	8	F/F/N	396.6	322.7	807.1	317.2	0.98
Base	16	16/32	1	16	F/F/N	629.41*	406.7*	900	568.8	1.39
XXLarge	21	4	4/8	16	F/T/Stage2	49006*	1.714*	17932.5	4.68	2.23

备注:

- · oc/ca/ZeRO 对应的是 Deepspeed 的配置, 表示 overlap_comm, checkpoint_activation, ZeRO 的 Stage,F/F/N 表示 False/False/None,即无 overlap_comm,无 checkpoint_activation,无 ZeRO 的 Stage
- · GPU 双机 16 卡数据采用的是 Ethernet 机间卡间通信,MLU 双机 16 卡数据采用的是 Infiniband 机间卡间通信,并使用了 RDMA, 故 MLU 的性能明显高于 GPU

结论:

- 1. GLM-Base 模型在 1 卡情况下 MLU370X8 吞吐性能达到 V100 的 83%, 8 卡情况下吞吐达到 V100 的 98%。
- 2. GLM-Base 模型在 2 机 16 卡情况下,MLU370X8 吞吐性能是 V100 的 1.39 倍,主要原因是 GPU 采用低速网络配置,MLU 采用高速网络配置和 RDMA。
- 3. GLM-XXLarge 模型在 2 机 16 卡情况下,MLU370X8 吞吐性能是 V100 的 2.23 倍,主要原因是 GPU 采用低速 网络配置,MLU 采用高速网络配置和 RDMA。

4.2 精度测试

GLM Base

from scratch 精度:

GLM-Base from scratch 精度配置 GPU/MLU 在总 BatchSize 上对齐,从随机初始化的模型开始,总共运行的 Batch 数量相当于单 GPU 使用 BatchSize 16 跑 150000 代的 Batch 数量。

GPU 使用双机 16 卡, DP=16, 每个 DP 的 BatchSize 为 16, 跑 9375 代。

MLU 使用双机 16 卡, DP=32, 每个 DP的 BatchSize 为 8, 跑 9375 代。

4.2 精度测试

	GPU	MLU
PPL	16.947	16.991
log	gpu_deepspeed_base_log_12_31_12_39.txt	mlu_deepspeed_base_log_12_31_21_59.txt

前 1000 steps 的 LOSS 下降曲线:

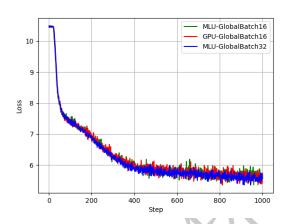


图 1: GLM-Base LOSS 曲线

GLM XXLarge

前 1000 steps 的 LOSS 下降曲线

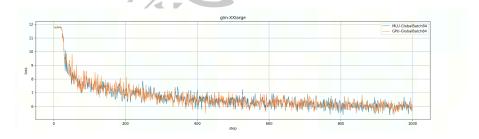


图 2: GLM-XXLarge LOSS 曲线

前 1000 steps 精度:

GLM-XXLarge 训练配置 GPU/MLU 在总 BatchSize 上对齐,目前仅运行前 1000 代。

GPU 使用双机 16 卡,DP=4,MP=4,每个 DP 的 BatchSize 为 21,全局 BatchSize 为 84,跑 1000 代。

MLU 使用双机 16 卡,DP=4,MP=8,每个 DP 的 BatchSize 为 21,全局 BatchSize 为 84,跑 1000 代。

	GPU	MLU
Loss	5.808	5.693
log	glm-xxlarge-gpu-dp4-mp4.txt	glm-xxlarge-mlu-dp4-mp8.txt

结论:

- 1. GLM-Base 的 2 机 16 卡 from scratch 测试,GPU 和 MLU 的 PPL 指分别为 16.947/16.991,MLU 和 GPU 的 LOSS 下降基本一致,GPU/MLU 在相同配置下,精度一致。
- 2. GLM-XXLarge 的 2 机 16 卡 LOSS 曲线对比,MLU 和 GPU 的 LOSS 下降基本一致。

5 复现方法

为了避免环境不对齐引发的问题,复现环境直接采用 docker 的形式。docker 包括了 CTR2.3 发布环境,安装了 deepspeed,并包含了适配过 MLU 的 GLM 代码。只需要设置 docker 多机互联,运行 docker 中既有脚本即可复现所有上述结果。

5.1 创建 docker swarm

创建 docker swarm 用于多机互联;**** 中需要设置为 swarm 中主要机器的 IP 地址

```
docker swarm init --advertise-addr *.*.*.*
docker swarm join-token (worker/manager)
```

5.2 创建 docker overlay network

创建 overlay network 用于构建多 container 互联. 其中 DOCKER_NETWORK 设置为自定义的 network 名称, 如 glm_multi_node

```
docker network create -d overlay ${DOCKER_NETWORK}
```

5.3 启动 docker

启动 docker, 网络指定为刚刚创建的 network, 其中 \$GLM_DOCKER 需要改为我们提供的 docker 名

```
export MY_CONTAINER="glm-docker_swarm-worker"
export DOCKER_NETWORK=${DOCKER_NETWORK}
export GLM_DOCKER=$GLM_DOCKER
docker run -it --shm-size '100gb' --network=${DOCKER_NETWORK} \
--device /dev/cambricon_dev0 --device /dev/cambricon_dev1 --device /dev/cambricon_dev2 --device /dev/cambricon_dev3 \
--device /dev/cambricon_dev4 --device /dev/cambricon_dev5 --device /dev/cambricon_dev6 --device /dev/cambricon_dev7 \
--device /dev/cambricon_dev8 --device /dev/cambricon_dev9 --device /dev/cambricon_dev10 --device /dev/cambricon_dev11 \
--device /dev/cambricon_dev12 --device /dev/cambricon_dev13 --device /dev/cambricon_dev14 --device /dev/cambricon_dev15 \
--device /dev/cambricon_ct1 -it --name $MY_CONTAINER -v /usr/bin/cnmon:/usr/bin/cnmon --user root --privileged \
${GLM_DOCKER} /bin/bash
```

启动 GPU 多 container 的脚本与 MLU 类似

5 复现方法 5.4 激活虚拟环境

```
-v /{dataset_path_on_host}:/{dataset_path_in_container} \
-v /{work_dir_on_host}:/{work_dir_in_container} \
${GLM_DOCKER} \
/bin/bash
```

要进入容器,请在 docker overlay 网络 master 节点运行

```
docker exec -it ${MY_CONTAINER} /bin/bash
```

5.4 激活虚拟环境

进入MLU容器后要激活虑拟环境

source /torch/venv3/pytorch/bin/activate

GPU 容器进入后无需激活环境。

5.5 配置 GLM-Base 数据集

GLM-Base 数据集请修改 /glm/data_utils/corpora.py 中的 class BertBaseData(BertData) 类配置其中的 PATH 变量为您数据集的位置

5.6 配置 hostfile.txt

运行 Base 网络的多机或者 XXLarge 网络需要配置 hostfile.txt, 在获取到每个 node 上容器的 ip 地址后,按照如下格式编辑 hostfile.txt

```
xxx.xxx.xxx.xxx slots={num_gpus_per_node}
xxx.xxx.xxx.xxx slots={num_gpus_per_node}
```

仓库中已给出 hostfile.txt 的示例。

5.7 配置.deepspeed_env

在 GLM 文件夹下存在隐藏配置文件 .deepspeed_env,若您想要运行 GLM_Base 多机或者 GLM_XXLarge,除了需要安装 deepspeed 外,还需要几步来配置 deepspeed 启动时的环境变量从主机转发至从机以保证 GLM-XXLarge 网络正常运行。

配置 PATH 和 LD_LIBRARY_PATH 以确保每个 node 容器可以找到正确的 MLU/GPU 环境,运行以下指令,

```
echo "PATH=${PATH}" >> .deepspeed_env
echo "LD_LIBRARY_PATH=${LD_LIBRARY_PATH}" >> .deepspeed_env
```

若运行的是 MLU 脚本,还需要执行

echo "NEUWARE_HOME=\${NEUWARE_HOME}" >> .deepspeed_env

配置数据集路径,如修改.deepspeed_env中的

PILE_DATASET_PATH=/algo/datasets_training/pile/train_00/LID_176_PATH=/algo/datasets_training/pile/glm/fastText/lid.176.bin

完成后,将.deepspeed_env拷贝至~/下即可。

5.8 运行代码 5 复现方法

5.8 运行代码

切换到 GLM 仓库所在的目录 pushd /glm

运行 bash scripts/\${script_name}即可复现对应结果。

对于性能/精度共有6种配置,对应的GPU/MLU脚本已由表列出

GLM	BS/DP	DP	MP	Dev	oc/ca/ZeRO	GPU script	MLU script
Base Perf	16	1/2	1	1	F/F/N	gpu/base_2.sh	mlu/base_2_p.sh
Base Perf	16	8/16	1	8	F/F/N	gpu/base_8.sh	mlu/base_16_p.sh
Base Perf	16	16/32	1	16	F/F/N	gpu/base_16.sh	mlu/base_32.sh
XXLarge Perf	21	4	4/8	16	F/T/Stage2	gpu/large_perf.sh	mlu/large.sh
Base Acc	16/8	16/32	1	1	F/F/N	gpu/base_2_a.sh	mlu/base_32.sh
XXLarge Acc	21	4	4/8	16	F/T/Stage2	gpu/large_acc.sh	mlu/large.sh

提示: 如果运行 GPU 脚本提示 [ERROR]: import torch_mlu failed, 属于正常现象,仅表示当前 import 的 torch 不是 torch_mlu,并不代表运行失败。