

# 加餐一:LLM高性能推理技术方案

王炜/前腾讯云 CODING 高级架构师

# 目录



- 1 Ilama.cpp 量化和推理实战
- 2 vLLM 实战



1. llama.cpp 量化和推理实战

## llama.cpp简介



llama.cpp 是一个高性能大模型推理框架,主要特点:

- 纯 C++ 实现,无任何依赖项
- 支持 ARM(对于 Apple 芯片做了优化)、AVX、AVX2、AVX512 和 AMX 支持 x86 架构
- 支持 1.5 位、2 位、3 位、4 位、5 位、6 位和 8 位整数量化,可加快推理速度并减少内存使用
- 支持 GPU/CPU 混合推理,能加速超过总 VRAM 容量的模型

# 支持的模型

**极客时间** 

- LLaMA
- LLaMA 2
- LLaMA 3
- LLaMA Chinese
- Mistral 7B
- Deepseek
- Qwen
- ChatGLM

## llama.cpp 实战



- 1. 准备模型文件
  - 1. https://huggingface.co/Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct
- 2. 安装 huggingface-cli 工具
  - 1. pip install –U "huggingface\_hub[cli]"
  - 2. export PATH=\$PATH:/home/ubuntu/.local/bin
- 3. 下载 GGUF 模型文件: huggingface-cli download Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct --local-dir /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct
- 4. safetensors 格式的模型需要转化为 llama.cpp 的 GGUF 格式

## safetensors 转化为 GGUF

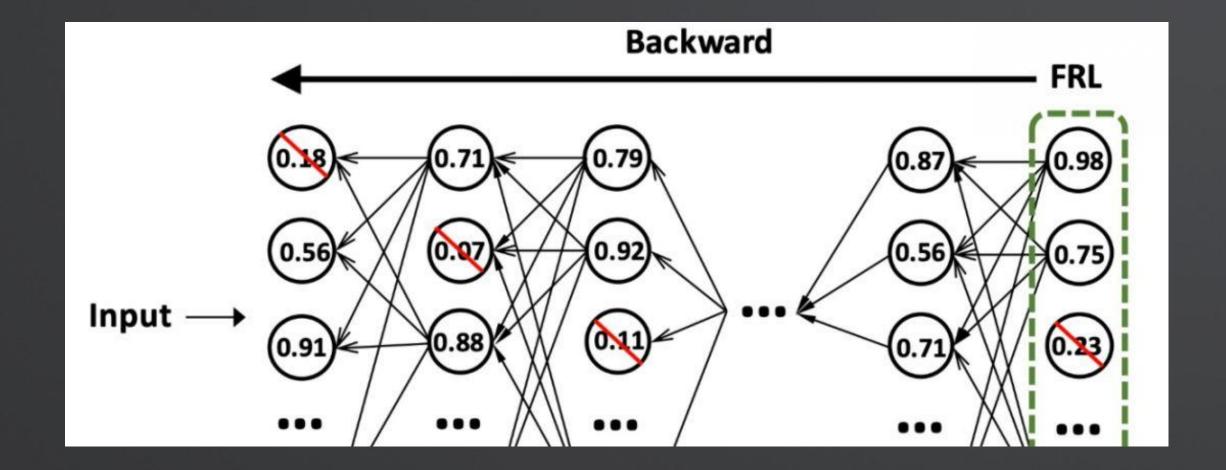


- 1. 克隆 llama.cpp 仓库: git clone https://github.com/ggerganov/llama.cpp
- 2. 安装依赖: pip install -r requirements.txt
- 3. 将模型格式转化为 GGUF
  - 1. cd llama.cpp && ./convert\_hf\_to\_gguf.py /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct
  - 2. Model successfully exported to /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct/Qwen2.5-0.5B-Instruct-F16.gguf
- 4. 对于大部分主流模型,在 huggingface 都有 GGUF 格式可以下载,例如:
  - 1. https://huggingface.co/Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct-GGUF/tree/main

# 了解模型精度



- 精度是对于模型神经网络的权重值而言的
- 量化指的是把权重值从原始的高精度浮点(如 32-bit float,FP32)转化为更小的比特数表示,例如 8-bit(INT8)
- 量化过程并不是简单的把小数点的精度降低



## 量化后模型精度和BPW的关系



Bits per Weight (BPW) 表示每个权值(Weight)在量化后的存储大小,是按比特(bits)为单位的衡量指标,可以用来评估模型的存储率和推理效率,常见的精度如下所示,一般 GGUF 模型名中会包含精度值。

#### 以 Llama2 7B 模型为例:

模型(Quantization)	BPW	解析
Q2_K	3.35	2-bit 基础方案,压缩率极高,但精度损失可能较大。
Q3_K_S	3.50	多了稍微复杂的策略,导致 BPW 略高,但仍接近 3-bit 水平。
Q3_K_M	3.91	中型变体,稍高的 BPW 支撑更精确的量化策略。
Q3_K_L	4.27	精度进一步提高,接近 4-bit 的存储消耗。
Q4_K_S	4.58	4-bit 量化的优化版本,仍在权重压缩基础上优化了分布。
Q4_K_M	4.84	牺牲较少位数换取了更高的精确度,适用于更多任务。
Q5_K_S	5.52	接近 5.5-bit 的存储,精确度较高。
Q5_K_M	5.68	稍微复杂,更高精度,存储效率和精度达成平衡。

#### 模型精度的权衡



精度的差异体现了各个量化方案在压缩率与精度之间的权衡,通常:

1. L, S, M 表示量化细节的类型变体(小型、中型、大型),体现量化策略的差异。

2. 较低的 BPW(如 Q2\_K, Q3\_K): 适合存储敏感任务,比如在存储受限的边缘(移动)设备上运行,但有较大的精度影响。

3. 较高的 BPW(如 Q5\_K, Q6\_K): 适合需要较高精度的任务,但对存储/计算资源有更多需求。

#### 模型量化一般实践



- 1. 原始模型一般是 32-bit (FP32) 精度
- 2. 常见的量化实践通常选择将模型从(32-bit)(即FP32)量化到(16-bit)(如FP16、BF16)或者(8 -bit)(如INT8)
- 3. 从 32 bit 到 16 bit: 模型效果基本保持
  - 1. 平滑性和冗余性: 大多数神经网络权重本身具有一定程度的冗余性
  - 2. BF16 的灵活性:保留了与 FP32 相同的8位指数部分,而只减少了尾数(精确度部分)
- 4. 从 32 bit 到 8 bit: 进一步降低计算和存储成本,适合推理
  - 1. 量化方法将浮点数(如 FP32)映射到一个较小的整数范围(如 INT8 ([-128, 127])),每个权重或激活值被均匀地离散到该范围
  - 2. 推理阶段对精度要求较低
  - 3. 量化到 INT8 后,每个权重的存储需求减少为原来的1/4,可以显著提升推理速度

#### 量化原理



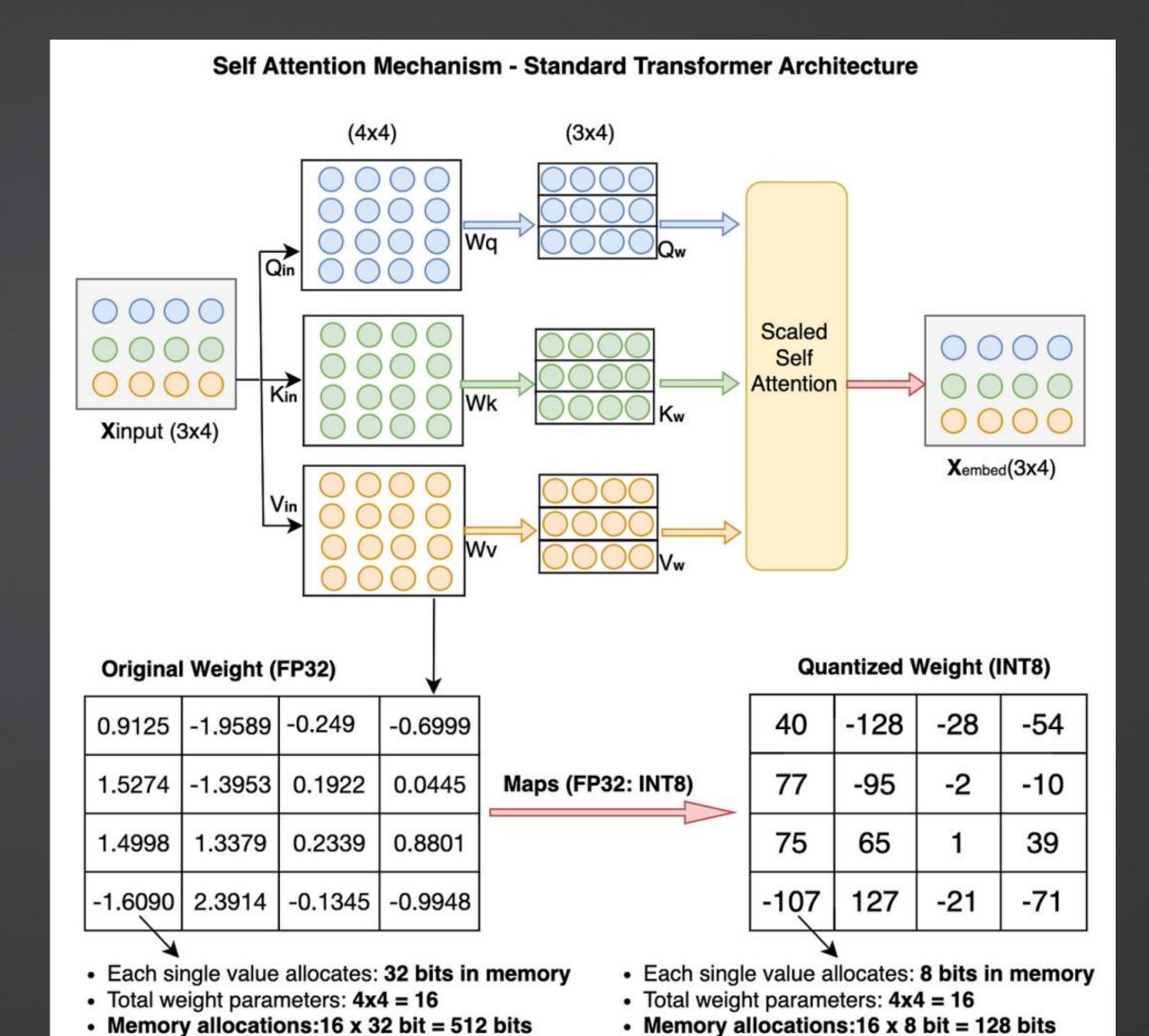
量化过程分成两步: 缩放和映射

- 1. 分析数据分布: FP32 浮点值分布在 [-2.0, 2.4], INT8 整数范围是 [-128, 127]
- 2. 计算缩放因子: Scale Factor =  $\frac{\text{FP32}值范围}{\text{INT8}值范围}$

Scale Factor 
$$=rac{2.4-(-2.0)}{127-(-128)}=rac{4.4}{255}pprox 0.01725$$

3. 缩放和映射,例如对于 0.9125 -> 40 的转化过程

INT8值 = round 
$$\left(\frac{0.9125 - 0}{0.01725}\right)$$
 = round(52.9) = 40



## llama.cpp 量化实战



#### 1. 给虚拟机安装 CUDA 驱动

- 1. wget https://developer.download.nvidia.com/compute/cuda/repos/ubuntu2204/x86\_64/cuda-keyring\_1.1-1\_all.deb
- 2. sudo dpkg –i cuda–keyring\_1.1–1\_all.deb
- 3. sudo apt-get update
- 4. sudo apt-get -y install cuda-toolkit-12-6
- 5. sudo apt-get install -y nvidia-open
- 6. sudo apt-get install -y cuda-drivers
- 7. export PATH=\$PATH:/usr/local/cuda/bin

## llama.cpp 量化实战



#### 1. 编译准备

- 1. https://github.com/ggerganov/llama.cpp/blob/master/docs/build.md
- 2. 推荐使用 cmake 编译
  - 1. sudo apt-get install software-properties-common
  - 2. sudo add-apt-repository ppa:george-edison55/cmake-3.x
  - 3. sudo apt-get update
  - 4. sudo apt-get install cmake

#### 2. 编译 llama.cpp

- 1. cmake -B build\_cuda -DLLAMA\_CUDA=ON # 编译 CUDA 版本(GPU 推理)
- 2. cmake --build build\_cuda --config Release -j 12 -t llama-cli llama-server llama-quantize # 12 个线程加速编译,只编译我们需要的组件

## llama.cpp 量化实战

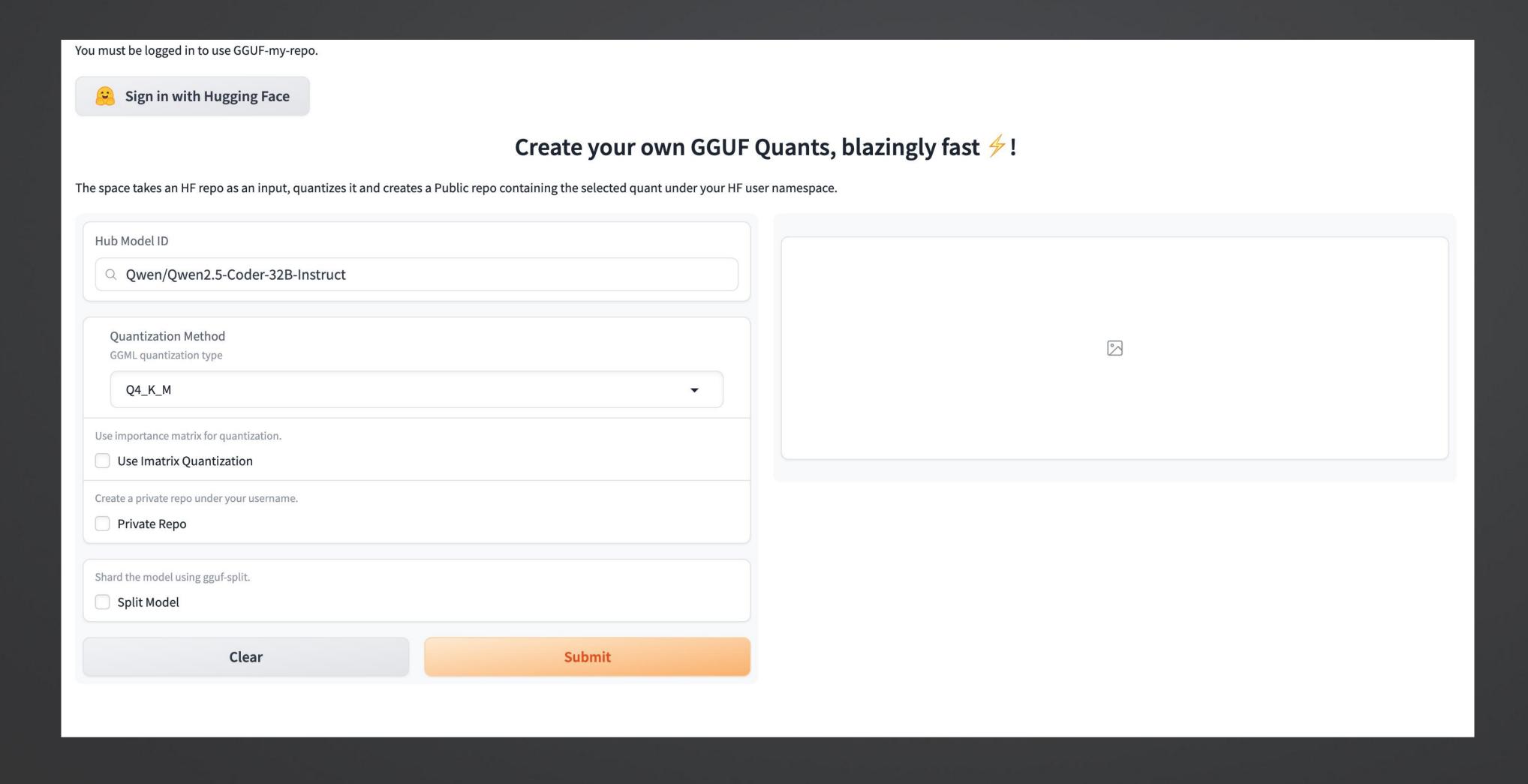
- 1. cd build\_cuda/bin
- 2. 将模型量化为 8-bit
  - ./Ilama-quantize /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct-GGUF/Qwen2.5-0.5B-Instruct-F16.gguf /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct-GGUF/Qwen2.5-0.5B-Instruct-Q8\_0.gguf Q8\_0
- 3. 模型量化后
  - 1. 942.43 MB -> 500.79 MB

```
quantize.ts
1 Allowed quantization types:
      2 or Q4_0
                    : 4.34G, +0.4685 ppl @ Llama-3-8B
                   : 4.78G, +0.4511 ppl @ Llama-3-8B
      8 or Q5_0 : 5.21G, +0.1316 ppl @ Llama-3-8B
      9 or Q5_1 : 5.65G, +0.1062 ppl @ Llama-3-8B
     19 or IQ2_XXS: 2.06 bpw quantization
     20 or IQ2_XS : 2.31 bpw quantization
     28 or IQ2_S : 2.5 bpw quantization
     29 or IQ2_M : 2.7 bpw quantization
     24 or IQ1_S : 1.56 bpw quantization
     31 or IQ1_M : 1.75 bpw quantization
     36 or TQ1_0 : 1.69 bpw ternarization
     37 or TQ2_0 : 2.06 bpw ternarization
     10 or Q2_K : 2.96G, +3.5199 ppl @ Llama-3-8B
     21 or Q2_K_S : 2.96G, +3.1836 ppl @ Llama-3-8B
     23 or IQ3_XXS: 3.06 bpw quantization
     26 or IQ3_S : 3.44 bpw quantization
     27 or IQ3_M : 3.66 bpw quantization mix
     12 or Q3_K : alias for Q3_K_M
     22 or IQ3_XS : 3.3 bpw quantization
     11 or Q3_K_S : 3.41G, +1.6321 ppl @ Llama-3-8B
     12 or Q3_K_M : 3.74G, +0.6569 ppl @ Llama-3-8B
     13 or Q3_K_L : 4.03G, +0.5562 ppl @ Llama-3-8B
     25 or IQ4_NL : 4.50 bpw non-linear quantization
     30 or IQ4_XS : 4.25 bpw non-linear quantization
     15 or Q4_K : alias for Q4_K_M
     14 or Q4_K_S : 4.37G, +0.2689 ppl @ Llama-3-8B
     15 or Q4_K_M : 4.58G, +0.1754 ppl @ Llama-3-8B
     17 or Q5_K : alias for Q5_K_M
     16 or Q5_K_S : 5.21G, +0.1049 ppl @ Llama-3-8B
     17 or Q5_K_M : 5.33G, +0.0569 ppl @ Llama-3-8B
     18 or Q6_K : 6.14G, +0.0217 ppl @ Llama-3-8B
     7 or Q8_0 : 7.96G, +0.0026 ppl @ Llama-3-8B
     33 or Q4_0_4_4 : 4.34G, +0.4685 ppl @ Llama-3-8B
     34 or Q4_0_4_8 : 4.34G, +0.4685 ppl @ Llama-3-8B
36 35 or Q4_0_8_8 : 4.34G, +0.4685 ppl @ Llama-3-8B
37 1 or F16 : 14.00G, +0.0020 ppl @ Mistral-7B
38 32 or BF16 : 14.00G, -0.0050 ppl @ Mistral-7B
     0 or F32 : 26.00G
                                       @ 7B
```

## UI 量化界面



1. https://huggingface.co/spaces/ggml-org/gguf-my-repo, 无需配置



# llama.cpp 推理实战



- ./llama-cli 参数
  - -m: 指定一个本地模型
  - -i: 以交互模式运行
  - -n: 生成的 token 长度
  - -t: CPU 推理时要使用的线程数,建议设置为物理 CPU 核心数
  - -ngl: 使用 GPU 推理时设置,将模型的部分层装载到 GPU 加速推理
  - −p:系统提示语
- 对话模式体验
  - ./llama-cli -m /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct-GGUF/qwen2.5-0.5b-instruct-q4\_k\_m.gguf/qwen2.5-0.5b-instruct-q4\_k\_m.gguf co -cnv -p "You are Qwen, created by Alibaba Cloud. You are a helpful assistant." -fa -ngl 256 -n 512

#### 奇怪的现象



- 再次推理
  - ./llama-cli -m /home/ubuntu/qwen2.5-0.5b-instruct-q4\_k\_m.gguf -p "Once upon a time"
  - 发现输出不会停止,为什么?
- 大型语言模型生成文本时,本质是通过当前提供的上下文预测下一个最可能的 token(单词、字符等更小单位)。这个过程是无状态的,模型对接下来应该生成的内容的唯一依据是输入的上下文或 prompt,而它并不会"主动"知道何时停止
- 为什么对话模式会主动停止? 因为对我们隐藏了实现细节

#### 如何让大模型知道什么时候停止输出?



- 生成一个特殊的终止标志(例如结束 token:eos token)
- 或者在输出过程中推测出接下来的角色切换到用户,不需要进一步生成

```
./llama-cli -m /home/ubuntu/qwen2.5-0.5b-instruct-q4_k_m.gguf \
-co -sp -i -if -p "<|im_start|>system\nYou are Qwen, created by Alibaba Cloud. You are a helpful assistant.<|im_end|>\n" --in-prefix "<|im_start|>user\n" --in-suffix "<|im_end|>\n<|im_start|>assistant\n" -fa -ngl 80 -n 512
```

# 一定要用 < im\_start > < im\_end > 吗?



• 不一定,只要你给模型特定的输出模式例子即可

```
./Ilama-cli -m /home/ubuntu/qwen2.5-0.5b-instruct-q4_k_m.gguf \
    -n -1 \
    -ngl 256 \
    -t 12 \
    --color \
    -r "User:" \
    --in-prefix " " \
    -i \
    -p \
'User: Hi
AI: 你好啊,我是你的助手,有什么可以帮你?
User:'
```

• 缺点:正常输出内容里可能会包含 User 关键字,导致对话提前结束

# llama.cpp 推理实战(一次性输出)



- 一次性输出,非对话模式
  - ./llama-cli -m /home/ubuntu/qwen2.5-0.5b-instruct-q4\_k\_m.gguf -co -sp -p "<|im\_start|>system\nYou are Qwen, created by Alibaba Cloud. You are a helpful assistant.<|im\_end|>\n<|im\_start|>user\ngive me a short introduction to LLMs.<|im\_end|>\n<|im\_start|>assistant\n" -fa -ngl 80 -n 512

#### 能不能不这么费劲?



- 使用 llama.cpp 内置模板 --chat-template 参数
  - chatml
  - Ilama2/Ilama3
  - monarch
  - gemma
  - orion
  - deepseek
- ./Ilama-cli -m /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct-GGUF/qwen2.5-0.5b-instruct-q4\_k\_m.gguf/qwen2.5 0.5b-instruct-q4\_k\_m.gguf -cnv --chat-template chatml -p '你是一个助理'
  - https://qwen.readthedocs.io/zh-cn/latest/getting\_started/concepts.html#control-tokens-chat-template

#### llama.cpp Server 实战



- 以 OpenAI 风格的接口对外提供服务
  - ./Ilama-server -m /home/ubuntu/qwen2.5-0.5b-instruct-q4\_k\_m.gguf --host "0.0.0.0" --port 8080 -ngl 256 --api-key "apikey"
- 以 docker 的方式启动
  - docker run –p 8080:8080 –v /path/to/models:/models ––gpus all ghcr.io/ggerganov/llama.cpp:server–cuda –m
     models/7B/ggml–model.gguf –c 512 ––host 0.0.0.0 ––port 8080 ––n–gpu–layers 99
- 同理可以运行在 K8s 环境推理

#### 性能测试



- 安装 Golang 和 K6 测试工具
  - wget https://go.dev/dl/go1.23.3.linux-amd64.tar.gz
  - sudo tar –C /usr/local –xzf go1.23.3.linux–amd64.tar.gz
  - export PATH=\$PATH:/usr/local/go/bin
  - export PATH=\$(go env GOPATH)/bin:\$PATH
  - go install go.k6.io/xk6/cmd/xk6@latest
  - xk6 build master with github.com/phymbert/xk6—sse

#### 性能测试



- 下载 LLM 基准测试数据集
  - wget
     https://huggingface.co/datasets/anon8231489123/ShareGPT\_Vicuna\_unfiltered/resolve/main/ShareGPT\_V3\_unfiltered\_cle
     aned\_split.json
- 拷贝 aiops/extra/script/script.js 基准测试脚本到 CVM
- 运行基准测试: 1 分钟内有 8 个并发用户进行 10 次对话请求
  - ./k6 run script.js --duration 1m --iterations 10 --vus 8
  - 注意重启 llama-server,不需要 apikey,否则无法测试

#### 性能测试报告



- http\_req\_duration:HTTP 请求的总体耗时,包括从发出请求到收到服务器完整响应的时间(也就是一次对话结束的时间)
- llamacpp\_completion\_tokens: 模型生成的 token 数量
- llamacpp\_completion\_tokens\_total\_counter: 生成的总 Token 数,以及每秒生成的 Token 数
- llamacpp\_completions\_truncated\_rate:表示生成是否因为达到最大长度 max\_tokens 而被截断的比例
- sse\_event: 每秒接收的 SSE(服务端事件)消息数

```
data_sent..... 6.0 kB 538 B/s
http_req_duration avg=5.52s min=796.41ms med=5.85s max=10.14s p(90)=9.41s p(95)=9.78s
http_req_sending med=6.68ms max=5s
                                                       p(90)=5s p(95)=5s
http_reqs..... 10
                              0.895681/s
iteration_duration___duration______ avg=5.52s min=796.55ms med=5.85s max=10.14s p(90)=9.42s p(95)=9.78s
0.895681/s
llamacpp_completion_tokens..... avg=214.8 min=45
                                         med=177.5 max=512
                                                       p(90)=512 p(95)=512
llamacpp_completion_tokens_total_counter :: 2148
                               192.392186/s
llamacpp_completions_truncated_rate..... 0.00% 0 out of 0
                                                       p(90)=133.7 p(95)=213.35
llamacpp_prompt_tokens..... avg=80.4 min=28
                                         med=48.5 max=293
llamacpp_prompt_tokens_total_counter.... 804
min=8
```

结论: 平均 5.5s 响应完成,性能表现不错,可以考虑继续增加并发测试

# 2. vLLM 实战

## VLLM 介绍



#### vLLM 特色:

- 支持单 GPU、单节点多 GPU、多节点多 GPU 并行推理
  - 模型太大无法放入节点中的单个 GPU
  - 模型太大无法放入单个节点的 GPU
- 使用 PagedAttention 高效管理 GPU 显存
  - https://blog.vllm.ai/2023/06/20/vllm.html
- 高吞吐量的服务
- 流式输出
- 高效的多流并行处理能力
- 生产级后端推理服务

#### PagedAttention



#### 原理:

- 在 Transformer 的推理过程中,会保存中间计算状态(如 key 和 value 矩阵)
- 一般方法是将这些存储为一个连续的大矩阵,这种方法会导致浪费大量的显存
- PagedAttention 将 key 和 value 矩阵按块分割成"小页"(pages),并以分页的形式存储,提高了显存使用率

#### 优势:

- 通过分页机制,vLLM 很好地支持长上下文推理,而不会因为显存限制导致推理失败
- 在同时处理多个用户的生成任务时, vLLM 能够灵活调整页面以应对动态变化的上下文和多用户场景
- 以上优势使得 vLLM 特别适合处理大语言模型推理中的长上下文和多用户生成任务

## 支持的模型



- text-generation: https://docs.vllm.ai/en/latest/models/supported\_models.html#text-generation
- text-embedding: https://docs.vllm.ai/en/latest/models/supported\_models.html#text-embedding
- 多模态模型: https://docs.vllm.ai/en/latest/models/supported\_models.html#multimodal-language-models

#### 安装



#### 要求:

• 操作系统: Linux

• Python: 3.9 – 3.12

• GPU: V100、T4、RTX20xx、A100、L4、H100 及以上

#### 安装:

\$ pip install vllm

## 实战: 离线批量推理



```
batch.py
1 from vllm import LLM, SamplingParams
 3 \cdot prompts = [
        "你好,你是谁? ",
        "你在干什么?",
 6
        "你有智商吗?",
        "你 IQ 多少?",
8
 9
    sampling_params = SamplingParams(temperature=0.8, top_p=0.95, max_tokens=1024)
11
    model_path = "/home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct"
13
    llm = LLM(model=model_path, dtype="half")
15
    outputs = llm.generate(prompts, sampling_params)
17
18 v for output in outputs:
19
        prompt = output.prompt
        generated_text = output.outputs[0].text
20
        print(f"Prompt: {prompt!r}, Generated text: {generated_text!r}")
```

## 实战:启动推理服务



- 启动推理服务: vllm serve /home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct --host='0.0.0.0' --dtype=half --port=8080
  - 可添加 --api-key 指定密钥
- 以 OpenAI 风格访问推理服务:

```
request.py
import openai
    client = openai.OpenAI(
       base_url="http://localhost:8080/v1",
       api_key="apikey",
6)
    completion = client.chat.completions.create(
       model="/home/ubuntu/Qwen2.5-0.5B-Instruct", # 跟启动时保持一致
10 ,
       messages=[
11 ,
               "role": "system",
12
13
               "content": "你是一个 AI 助手",
14
           },
           {"role": "user", "content": "你是谁?"},
15
18
19 print(completion.choices[0].message)
```

#### Vision 多模态推理



- Vision 多模态:
  - vllm serve microsoft/Phi-3.5-vision-instruct --task generate --trust-remote-code --max-model-len 4096 --limit-mm-per-prompt image=2
- https://docs.vllm.ai/en/latest/models/vlm.html#openai-vision-api

# Embedding 模式



- Embedding 模式:
  - vllm serve TIGER-Lab/VLM2Vec-Full --task embedding --trust-remote-code --max-model-len 4096 --chat-template examples/template\_vlm2vec.jinja
- https://docs.vllm.ai/en/latest/models/vlm.html#chat-embeddings-api

# Function Calling 函数调用



• https://docs.vllm.ai/en/latest/getting\_started/examples/openai\_chat\_completion\_client\_with\_tools.html

# 使用 Lora



- https://docs.vllm.ai/en/v0.6.2/models/lora.html
- 在启动指定 Lora
- 动态 Lora(在客户端请求时指定)

#### VLLM 性能优化



- 使用 gpu\_memory\_utilization 参数提高内存利用率
- 降低 max\_num\_seqs(默认 256) 或 max\_num\_batched\_tokens(默认 512),减少请求并发数
- 使用 tensor\_parallel\_size,将模型分片到多个 GPU(设备需要有多个 GPU,例如2)

#### 实验性功能:

启用 enable-chunked-prefill 分块预填充

Ilm = LLM(model="meta-llama/Llama-2-7b-hf", enable\_chunked\_prefill=True)

可以改进推理速度



# THANKS