【云端低价训推】KTransformers+AutoDL+LlamaFactory：随用随租的低成本超大模型「微调+推理」一体化流程

从租机 → 环境 → LlamaFactory--LoRA 微调 → SGLang 上线推理测试 benchmark，一篇用 AutoDL+KTransformers 跑通从 14B～235B 的 Qwen/DeepSeek 模型闭环

Introduction

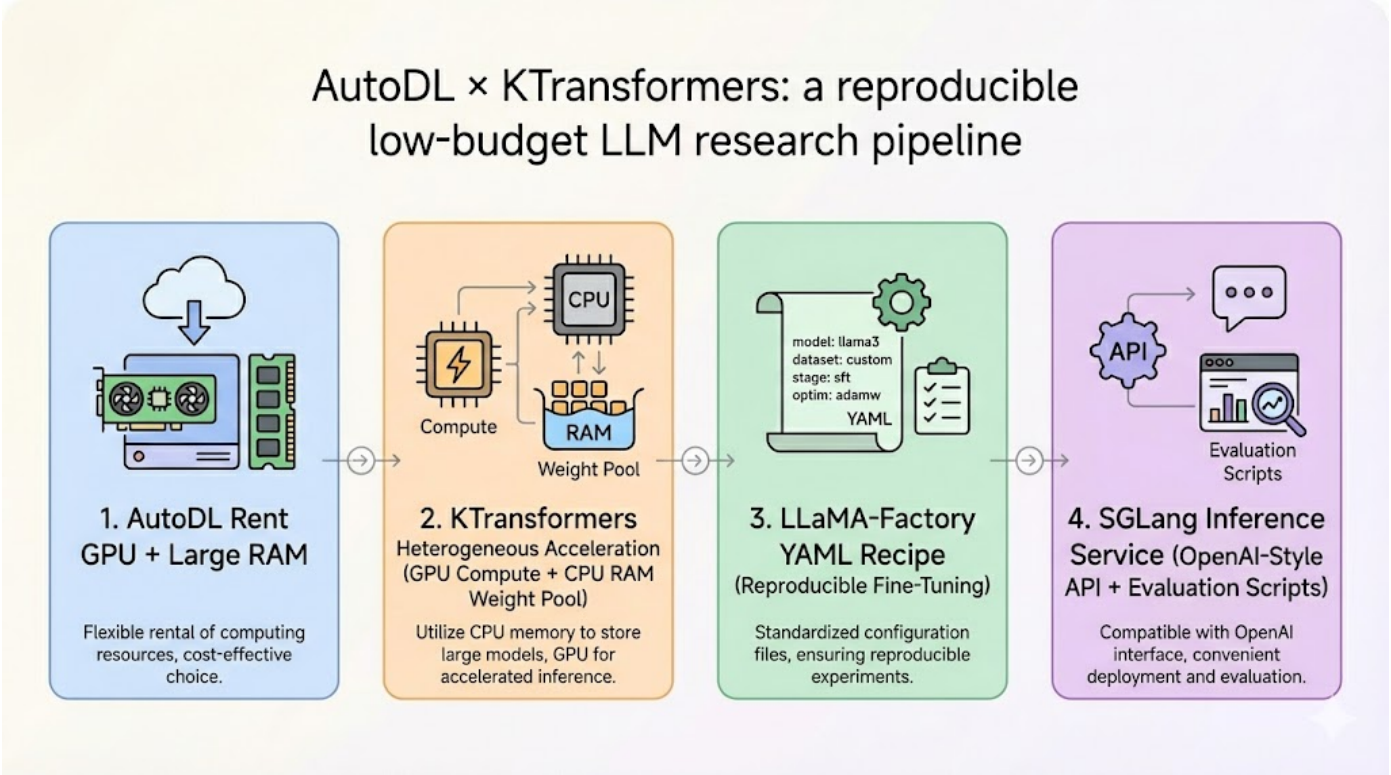
在大模型研究中，限制实验推进的很多时候不是“有没有想法”，而是“能不能跑起来”：显存门槛高、环境配置复杂、训练—评测—部署链路难以复现，很多好点子停在笔记本里。若你预算有限却想探索大型语言模型（LLM）的微调与推理，本教程会教你如何把 **AutoDL 的随用随租** 与 **KTransformers 的异构加速** 组合成一条“可重复、可扩展、可落地”的实验线路：在相对低的租卡预算下，也能对 Qwen3 / DeepSeek 这类 MoE/大模型完成 **低显存微调（LoRA）**，并将结果以 **稳定的推理进行 benchmark 测试**，便于做评测、写论文、做演示或接入应用。

我们在 AutoDL 的实际租用环境中验证过这条路径：**仅需 5 卡 5090（AutoDL 对应 450G 内存）、15 小时、约 215 元**，即可完成 **SOTA** 基座模型 Qwen3-235B-A22B 的 LoRA 微调与推理闭环；或者 **1 卡 5090、2 小时、约 5 元**，实现 Qwen3-30B-A3B 微调的**基础验证**。

> 价格估算以 5090 为例，具体以下单页面时价为准；数据集选取风格语气数据集，约 1万条、408 万 token、3 epoch）

这套方法可以理解为一条“标准化流水线”：把模型、数据与实验设置放进统一流程里，之后换模型/换数据/换实验时，主要替换配置，无需反复重搭工程。实践上，你在 AutoDL 选一台性价比合适的机器并把环境固化为镜像；启用 KTransformers 将“显存门槛”转化为“内存+放置策略”可调的问题；用 LLaMA-Factory 把微调写成可追溯的 YAML 配方；最后用 SGLang 交付统一的推理服务接口，把训练结果直接带入评测与应用。

实验流水线	你需要做什么	你不用再做什么
1. AutoDL 租机器	选一台够用且划算的实例；装好环境并保存为镜像	不必自购高成本服务器；不必在不同机器/实验间反复配环境
2. KTransformers 异构加速	在训练与推理中启用异构能力，支持更大模型探索	不必改底层系统代码；不必被“显存不够”卡死
3. LLaMA-Factory 配方化微调	用 YAML 固化训练参数、数据与产物路径，便于复现与迭代	不必每次手改一堆命令行参数；不必让细节散落在终端历史里
4. SGLang 推理交付	启动推理服务，用统一接口做对话、评测与压测	不必为每次实验重复写推理脚本/服务封装；不必让结果停在本地难以交付



特别案例收集活动（KTransformers-FT Case Study Program）

在大模型研究里，很多时候卡住的不是想法，而是“能不能跑起来”：显存门槛、环境复杂、训练—评测—部署难复现。我们希望把这条 AutoDL × KTransformers × LLaMA-Factory × SGLang 的标准化流水线，沉淀成一批“可复现、可对比、可扩展”的真实案例，让大家在复现论文和做更大规模实验时，少走弯路、能直接复刻起跑。**同时，所有想要参与体验的同学也都可以领取一张 AutoDL 和趋境科技联合发放的 20 元 5090 代金券。**

我们会在 KTransformers GitHub 新增 Case Studies 板块长期维护：每个合入案例都会生成一张“案例小卡片”（领域/模型规模/资源边界/关键配置/核心结果），便于检索与传播；并定期做社区精选宣传。对特别优质的案例，我们会邀请作者做一次 KT 微调案例分享直播。

如何领取代金卷以及提交案例

请添加趋境科技企微账号：（说明来意嗷，大家都可以先领一张来尝试；也欢迎提交案例，能够拿到更多代金券～）

我们想收集什么样的案例

案例的“场景”以研究领域/论文设定为主，尤其欢迎这些方向：

1）论文复现：在公开数据集或可描述的数据构造下复现关键结果，并给出可对比的表格/指标

2）Scale-up 扩展：把同一设定扩到更大模型、更长上下文、更低预算，形成清晰的规模化路径

3）微调闭环完整：微调完能直接进入推理评测，形成可复现链路与可交付结果；我们**更鼓励不同研究领域的案例**（如医疗、法律、金融、教育、科研写作、代码与系统、材料/化学/生物等），让大家能在各自领域里快速找到可参考的配方、数据构造方式与可复现基线。

KTransformers+AutoDL 联动与作者福利

AutoDL 将配合优秀案例的联合推广，包含镜像侧曝光与社群同步宣传。案例合入 Case Studies 后，我们将为作者**额外发放 5090 专用代金券**；被评为**优选案例**可获得追加福利。

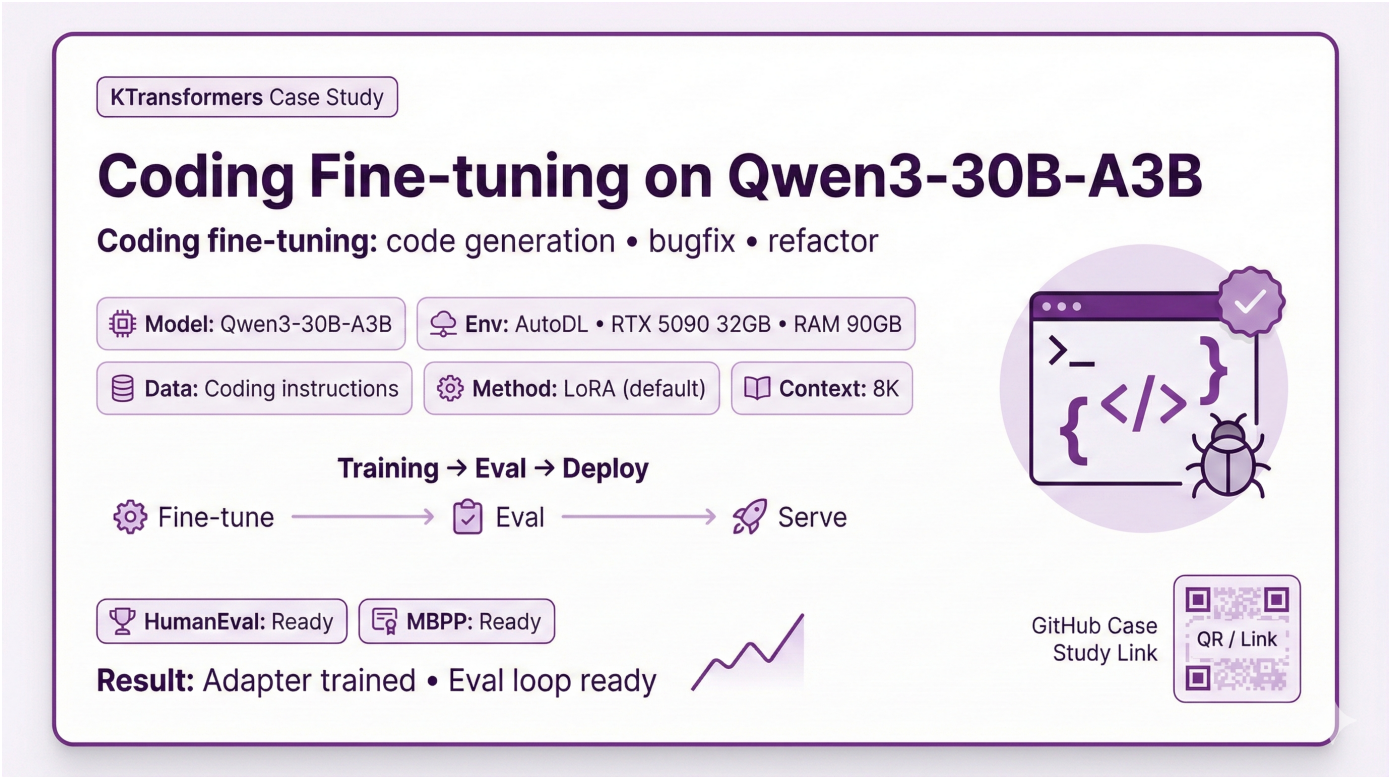
案例合入后，我们会同步完成三件事：

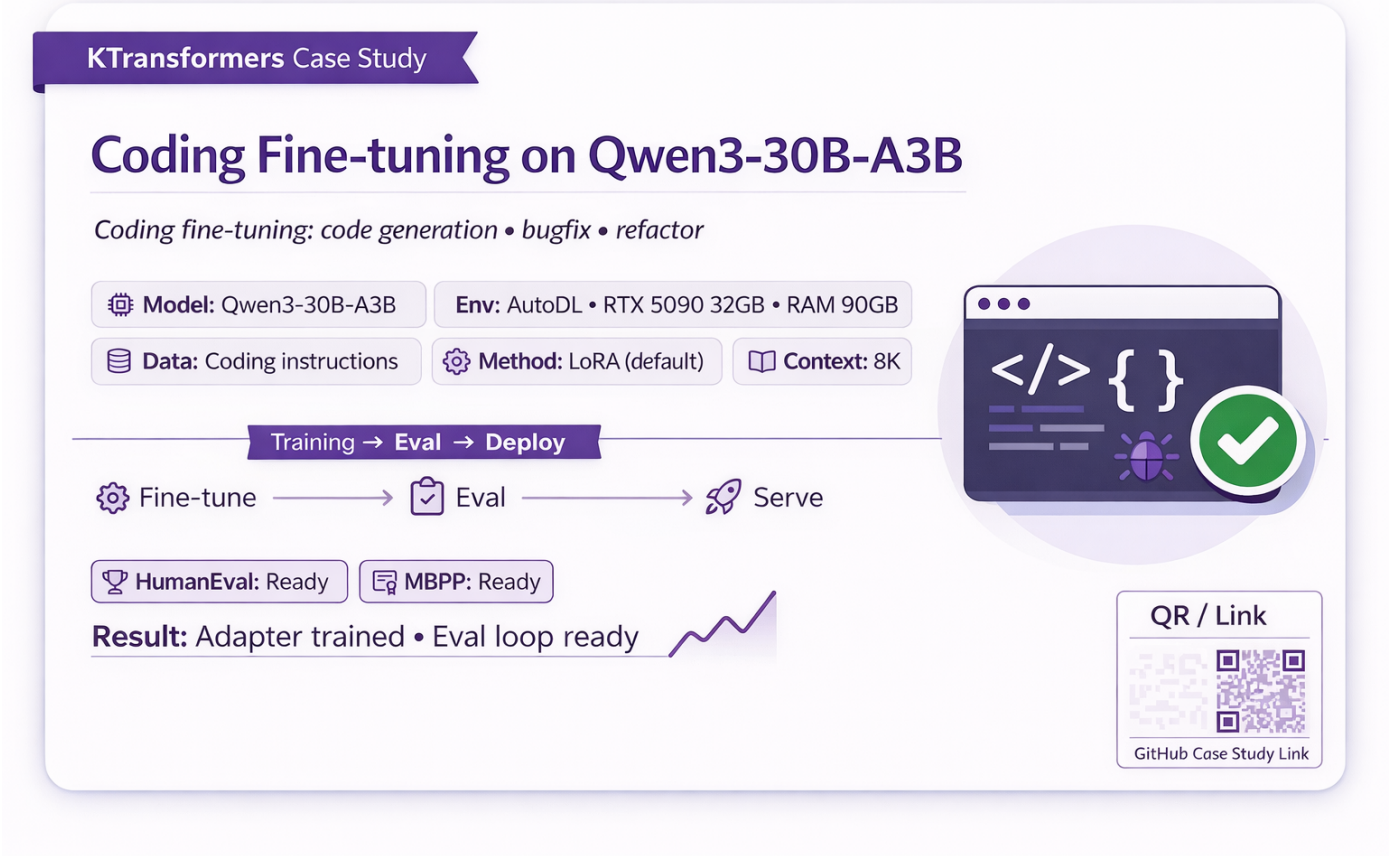
1）**小卡片展示**：为案例生成精美小卡片并打标签（领域、模型规模、资源边界、verified/community），便于检索与复刻。

2）**社区精选传播**：定期汇总优秀案例对外发布，在 GitHub 与社区渠道进行持续曝光。

3）**优选案例直播**：对表现突出的案例邀请作者进行一次 KT 微调案例直播分享，沉淀可复现经验并扩大社区影响力。

小卡片示例：


KTransformers Case Study
Coding Fine-tuning on Qwen3-30B-A3B
Coding fine-tuning: code generation • bugfix • refactor
Model: Qwen3-30B-A3B
Env: AutoDL • RTX 5090 32GB • RAM 90GB
Data: Coding instructions
Method: LoRA (default)
Context: 8K
Training → Eval → Deploy
Fine-tune
Eval
Serve
HumanEval: Ready
MBPP: Ready
Result: Adapter trained • Eval loop ready
GitHub Case Study Link
QR / Link


KTransformers Case Study
Coding Fine-tuning on Qwen3-30B-A3B
Coding fine-tuning: code generation • bugfix • refactor
Model: Qwen3-30B-A3B
Env: AutoDL • RTX 5090 32GB • RAM 90GB
Data: Coding instructions
Method: LoRA (default)
Context: 8K
Training → Eval → Deploy
Fine-tune
Eval
Serve
HumanEval: Ready
MBPP: Ready
Result: Adapter trained • Eval loop ready
QR / Link
GitHub Case Study Link

案例提交模板

字段	说明
标题	领域 + 论文/任务名 + 规模目标（例：医学问答领域指令微调，30B→235B scale-up）
模型与规模	基座模型与参数规模；目标规模与上下文长度（如有）
数据一句话	数据集来源/构造方式与规模（可不公开，最好有统计量）
资源边界	GPU显存 / CPU内存
关键配置入口	LLaMA-Factory 训练 YAML （如有核心修改点）
核心结果	一张小表或截图：效果指标/吞吐时延/成本用时任选其一或组合，能对比就更好
备注	其他想要展示的内容

更进一步：LoRA 变体共创（Heterogeneous Scale-up）

除了收集案例，我们也欢迎**带算法来共创**。如果你正在**做新的 LoRA/Adapter 变体**（更省显存、更快、更稳、或更适配 MoE/长上下文），我们愿意一起把它在异构体系里 scale up：把“论文里的方法”变成“能复现、能扩展、能交付”的工程结果。

你的目标是什么

1）一句话方法：你的改动点是什么，解决哪个瓶颈

2）对齐基线：要对比的标准实现/论文设置

3）验证目标：你最看重的指标（效果/吞吐/显存/成本/稳定性）

4）最小实验：一个可跑的训练入口（代码分支或最小脚本即可）

我们会一起做什么

环节	我们协助的重点
规模扩展	明确资源边界与放大路线（更大模型/更长上下文/更低预算）
异构落地	讨论放置策略与关键算子路径，把瓶颈从“显存不够”转成“内存+策略可调”
复现实验	固化为可追溯配方（训练配置、策略文件、评测脚本），保证别人能一键复刻
社区发布	形成共创小卡片与案例条目，优选方案做分享与传播

共创产出

合入一个可复现的共创案例（含配方与策略入口）+ 一张对比结果表；如果方案成熟，我们会把它纳入 Case Studies 的“共创精选”标签，并优先安排社区分享。

基础使用教程

> 如果你只想做推理，参考 1→2→5；如果想要 LoRA 微调+推理，参考1→2→3→(4, 可选)→5

1. 租用机器

按照下面三个步骤考虑你对机器的配置需求：

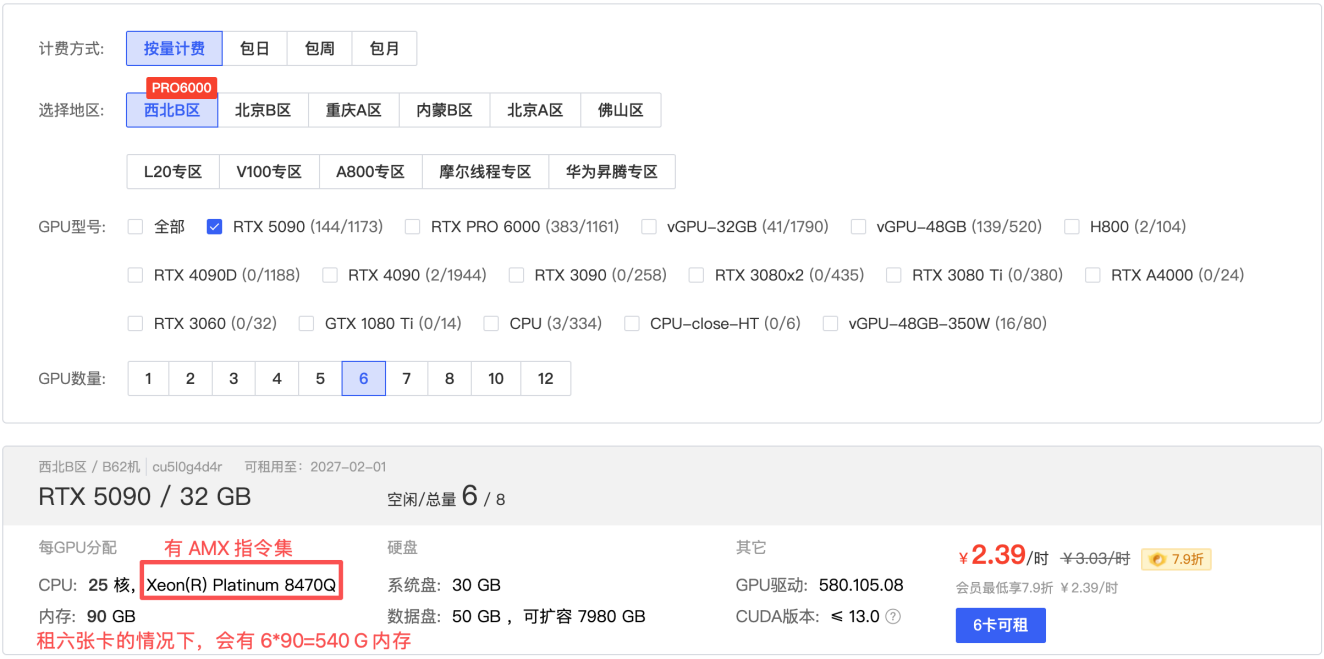
- **先明确目标：只推理，还是要做 KT 微调（LoRA）**
  只做推理对 CPU 要求相对低；如果要做 KT 微调，**CPU 必须支持 AMX**。
- **CPU 内存：决定你能否承载大模型权重与中间状态**
  模型越大、并发/上下文越高，内存需求越高；这是能不能"跑起来"的关键。
- **GPU 显存：决定你能放多少 gpu experts 来提速（尤其是 MoE）**
  gpu experts 越多通常越快，但显存开销也越大；GPU 数量增加也不一定带来线性收益。

> **Note**
>
> **KT 微调必须要求 CPU 支持 AMX**（Intel 的矩阵加速指令集）。可用：`lscpu | grep -i amx || true` 检查。
>
> **推理的最小资源通常≈微调的一半**（粗略经验值，受 batch/并发/seq_len/策略影响，仅供起步选型）。
>
> 目前 AutoDL 内更推荐使用 **5090 实例**（兼顾推理与微调）。

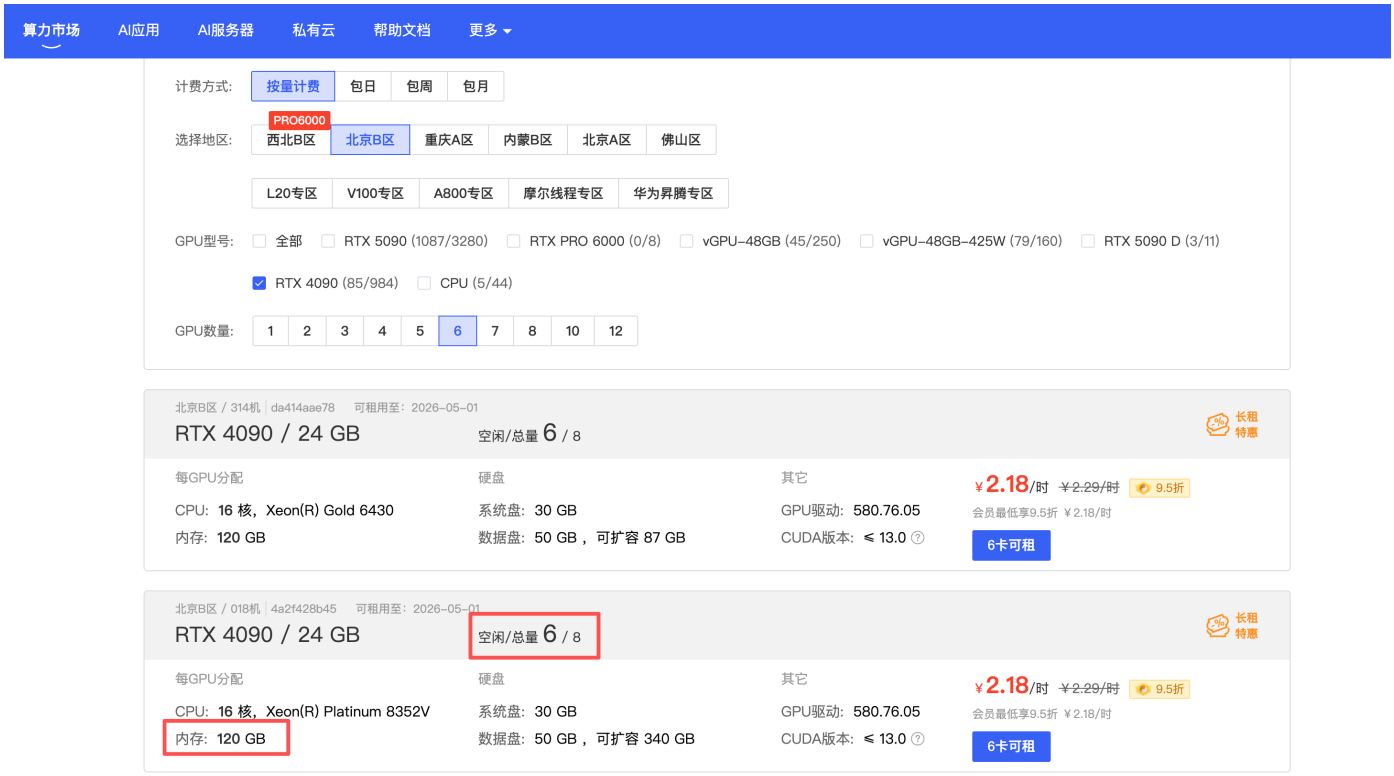
模型	KT 推理（≈微调 1/2）	KT 微调（参考）
DeepSeek-V2-Lite-14B	3GB 显存 + 15GB 内存	6GB 显存 + 30GB 内存
Qwen3-30B-A3B	3GB 显存 + 30GB 内存	5GB 显存 + 60GB 内存
Qwen3-235B-A22B	9GB 显存 + 225GB 内存	18GB 显存 + 450GB 内存
DeepSeek-V3-671B	35GB 显存 + 0.65TB 内存	70GB 显存 + 1.3TB 内存

以 Qwen3-235B 为例，建议选择 **≥ 450GB 内存**的实例（例如 **6 × 90GB = 540GB**），并务必确认 **CPU 支持 AMX**。

目前 AutoDL 中，5090 机器的 CPU 多为 **Xeon(R) Platinum 8470Q（支持 AMX）**，可同时用于推理和微调。



4090 机器的 CPU 多为 **Xeon(R) Platinum 8352V（不支持 AMX）**，因此 **只适合 KT 推理。**



---

2. 环境安装与模型准备

这一节给两种路线：

- **方法一（推荐长期复用）**：用 AutoDL 的 miniconda 基础镜像，从源码/whl 安装；装好后可**保存为你自己的镜像**，后续租机器直接复用。
- **方法二（推荐快速上手）**：直接使用 KT 发布的 AutoDL 社区镜像，**开箱即用**。

环境安装（方法一）：miniconda 镜像 + 源码安装，享受最新版 KT 性能和 feature

Step 1 | 选基础镜像（miniconda）

在租机器-创建实例的时候，选择 AutoDL 的 miniconda 基础镜像（如下图），把推理与微调所需依赖一次装好，并将环境固化为镜像，后续可直接复用。

随后即可拿到 ssh 登录方式：

Step 2 | 创建一个 conda 环境并完成安装

还是建议维护两个 conda 环境：在一个环境中同时安装 KTransformers 推理 + SGLang；一个环境中装 KTransformers 微调 + LlamaFactory。 下面所有命令在 SSH 连上机器后操作：

```
# 0. Autodl提供了一个学术梯子，可以使用如下
source /etc/network_turbo

# Conda 环境：FOR inference
conda create -n kt-kernel python=3.11
conda activate kt-kernel

# 1. 安装 KTransformers 推理：考虑到暂时kt-kernel存在pip问题，使用下面流程源码安装，后续修复之后可以直接：pip install kt-kernel-cuda
git clone https://github.com/kvcache-ai/ktransformers.git
cd ktransformers/kt-kernel
```

```
./install.sh

# 2. 安装 SGLang：请安装 KTransformers 里面指定的这个 SGLang 架构
git clone https://github.com/kvcache-ai/sglang.git
cd sglang
pip install -e "python"

# Conda 环境：FOR SFT
conda create -n kt-sft python=3.11
conda activate kt-sft

# 3. 安装 LLaMA-Factory：
git clone https://github.com/hiyouga/LLaMA-Factory.git
cd LLaMA-Factory
pip install -e .

# 4. 安装 KTransformers 微调：打两个补丁，一定不要忽略！
conda install -y -c conda-forge libstdcxx-ng gcc_impl_linux-64
conda install -y -c nvidia/label/cuda-11.8.0 cuda-runtime
# 为了避免本地编译，推荐直接下载对应版本的 KTransformers 和 flash-attention 的 whl 包，参考
https://github.com/kvcache-ai/ktransformers/releases/tag/v0.4.2 和 https://github.com/Dao-
AILab/flash-attention/releases
pip install ktransformers-0.4.2+cu128torch27fancy-cp311-cp311-linux_x86_64.whl
pip install flash_attn-2.8.3+cu12torch2.7cxx11abiTRUE-cp311-cp311-linux_x86_64.whl
```

Step 3｜保存为镜像（强烈推荐）
当你确认安装完成后，建议在 AutoDL 控制台把当前实例**保存为你的私有镜像**。这样后续你每次租机器，就不需要重复这整段安装流程。

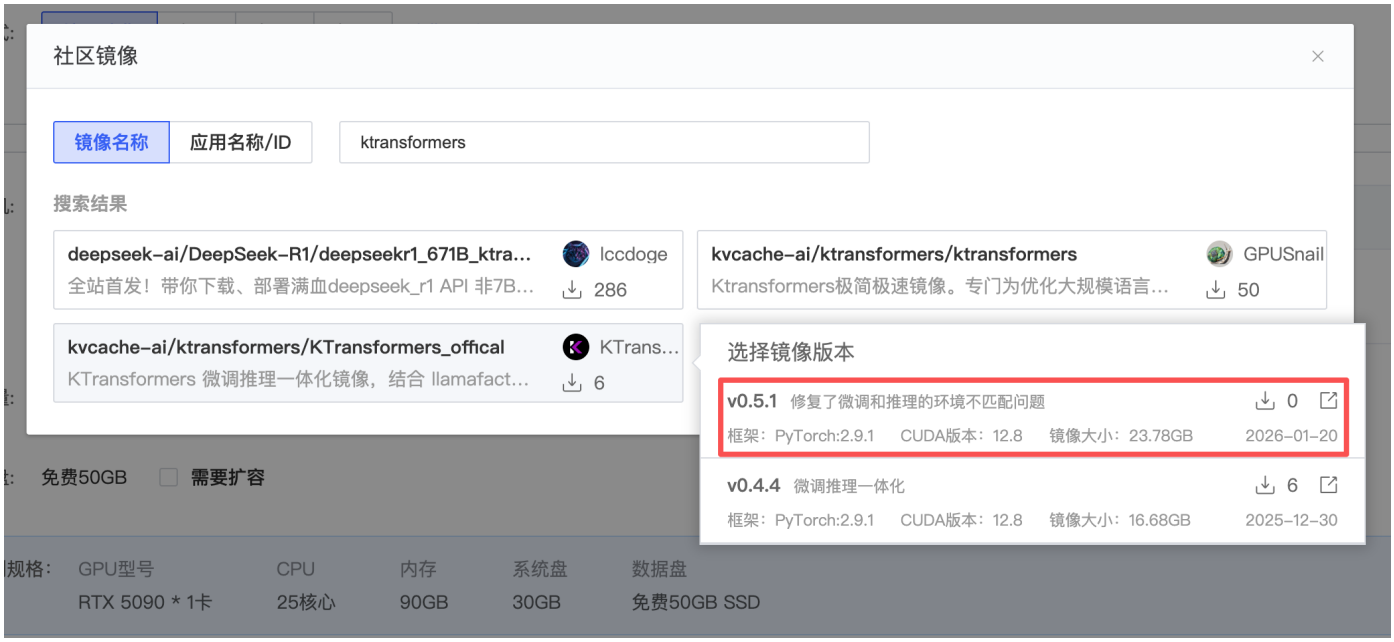
环境安装（方法二）：KT 定期发布的 AutoDL 社区镜像（直接可运行），基础功能快捷使用

如果你的目标是简易使用的话，可以不从零安装（方法一），直接选用 KT 发布的社区镜像，进入后即可用于 KT 微调与推理（已预先安装llamafactory和sglang）。

Step 1｜创建实例时选择社区镜像（如下图所示路径选择镜像）

使用社区镜像直接克隆进实例

推荐使用0.5.1的版本，重点修复了之前镜像环境的已知错误



Step 2 | 获取 SSH 登录信息并登录

Step 3 | 进入后检查环境是否就绪

如果选择了方法二（社区镜像），进入后通常可以看到相关目录/环境已经准备好（如下图）。此时你只需要打一个补丁如下，然后下载模型并按后文流程运行即可。

> 小提示：如果你不确定镜像里有哪些 conda 环境，可用 `conda env list` 查看；再按教程要求激活对应环境即可。

模型准备

由于模型文件较大，推荐把模型文件放在 AutoDL 的数据盘（避免系统盘爆掉，如下图`/root/autodl-tmp`），并用 huggingface-cli 下载到指定目录。

如果你需要从 Hugging Face 下载大模型，AutoDL 通常提供了便于学术访问的网络设置 `source /etc/network_turbo`，你可以先启用它，再用 huggingface-cli 把模型下载到数据盘目录。

注意：我们需要 **BF16 格式的模型用于 KT 微调**，如果你下载的是 FP8 或者其他格式，请参考 DeepSeek-V3 转化脚本 进行转换。

```
# 注意使用版本
pip install -U huggingface_hub==0.34.0
huggingface-cli download --resume-download Qwen/Qwen3-235B-A22B-Instruct-2507 --local-dir
/root/autodl-tmp/Qwen3-235B-A22B-Instruct-2507-BF16
```

---

3. LoRA 微调：用 KTransformers 先把“显存不够”问题处理掉，再用 LLaMA-Factory 写实验配方

对于KT+llamafactory来说，微调命令不需要改来改去，完整运行命令为：

```
cd LLaMA-Factory
USE_KT=1 llamafactory-cli train examples/train_lora/qwen3moe_lora_sft_kt.yaml
```

你主要需要修改 YAML 配置文件。其中 YAML 里需要明确启用 KTransformers优化，并指定放置策略文件 `kt_optimize_rule`，具体参考`examples/train_lora/qwen3moe_lora_sft_kt.yaml`（如下图）。

qwen3moe_lora_sft_kt.yaml

```yaml
### model
model_name_or_path: /mnt/data2/models/Qwen3-235B-A22B-Instruct-2507
trust_remote_code: true

### method
stage: sft
do_train: true
finetuning_type: lora
lora_rank: 8
lora_target: all

### dataset
dataset: identity, alpaca_en_demo
template: qwen3_nothink
cutoff_len: 2048
max_samples: 100000
overwrite_cache: true
preprocessing_num_workers: 16
dataloader_num_workers: 4

### output
output_dir: /mnt/data/lpl/test_adapter/Kdemo_qwen
logging_steps: 10
save_steps: 200
plot_loss: true
overwrite_output_dir: true
save_only_model: false
report_to: none  # choices: [none, wandb, tensorboard, swanlab, mlflow]

```

```yaml
### train
per_device_train_batch_size: 1
gradient_accumulation_steps: 8
learning_rate: 1.0e-4
num_train_epochs: 3
lr_scheduler_type: cosine
warmup_ratio: 0.1
bf16: true
ddp_timeout: 180000000
resume_from_checkpoint: null

### ktransformers
use_kt: true # use KTransformers as LoRA sft backend
kt_optimize_rule: examples/kt_optimize_rules/Qwen3Moe-sft-amx.yaml
cpu_infer: 32
chunk_size: 8192

### eval
# eval_dataset: alpaca_en_demo
# val_size: 0.1
# per_device_eval_batch_size: 1
# eval_strategy: steps
# eval_steps: 500

```

训练完成后，LoRA 结果会保存在 output_dir 指定目录中，一般是 safetensors 形式并附带 adapter 配置文件，后续推理直接加载这个目录即可。

---

4. 推理验证（可选步骤）：用 LLaMA-Factory 快速交互确认效果

当你刚微调完，稳妥的做法是**先用 LLaMA-Factory 快速交互验证**：加载基座模型 + LoRA 适配器，直接对话几轮，确认你想要的风格/能力确实出现了。这一步不追求极致吞吐，只追求确认结果可信、可复现。

```
cd LLaMA-Factory
llamafactory-cli chat examples/inference/qwen3moe_lora_sft_kt.yaml
```

如下图所示，你可以写一份推理 YAML，指定基座模型路径与 adapter 目录，并把 infer_backend 设为 ktransformers，同时确保 use_kt 与 kt_optimize_rule 和训练时保持一致，这样加载与计算路径不会错位。

inference > qwen3moe_lora_sft_kt.yaml

```yaml
model_name_or_path: Qwen/Qwen3-235B-A22B-Instruct-2507
adapter_name_or_path: saves/Kllama_Qwen3MoE_235bA22b
template: qwen3_nothink
infer_backend: ktransformers  # choices: [huggingface, vllm, sglang, ktransformers]
trust_remote_code: true

use_kt: true # use KTransformers as LoRA sft backend to inference
kt_optimize_rule: examples/kt_optimize_rules/Qwen3Moe-sft-amx.yaml
cpu_infer: 32
chunk_size: 8192
```

你如果还想用 LLaMA-Factory 进行批量评测，也可以直接用 LLaMA-Factory 起一个 API 服务，配置文件仍然是同一份推理 YAML。这样你可以很快把模型接到自己的评测脚本里，把结果沉淀成论文实验表格或 demo 展示。

```
# YAML 文件和上面保持一致
API_PORT=8000 llamafactory-cli api examples/inference/qwen3moe_lora_sft_kt.yaml
```

---

5. 快速+稳定推理测评：用 SGLang 把模型变成稳定 API，并支持加载 LoRA

如果你想更快、更稳定的进行批量推理测评（比如测试大量benchmark），建议用 SGLang 起服务。
KTransformers 会在 SGLang 的 server 侧接管关键计算路径，你主要需要做三件事：准备好 LoRA 适配器（做格式转换）、准备好 CPU 侧权重（做 INT8 量化）、然后用 launch_server 起服务并在参数里打开 KT 与 LoRA。

1. 你需要让 SGLang 识别 LoRA adapter，先做一次转换

```
# 你需要先转换你的checkpoint
cd sglang
python convert_lora.py <YOUR_LORA_ADAPTER_PATH>
```

2. 如果你的模型是 BF16，且你希望在 CPU 侧更省内存/更快推理，可以把 CPU 权重量化成 INT8 并指定输出目录。或者面向 Minimax M2/M2.1 以及 Kimi K2，可以使用其原精度进行推理（FP8，INT4），具体可以参考 KTransformers V0.5.0 及后续的更新（需要同步安装 V0.5.0 及以上 KTransformers）。

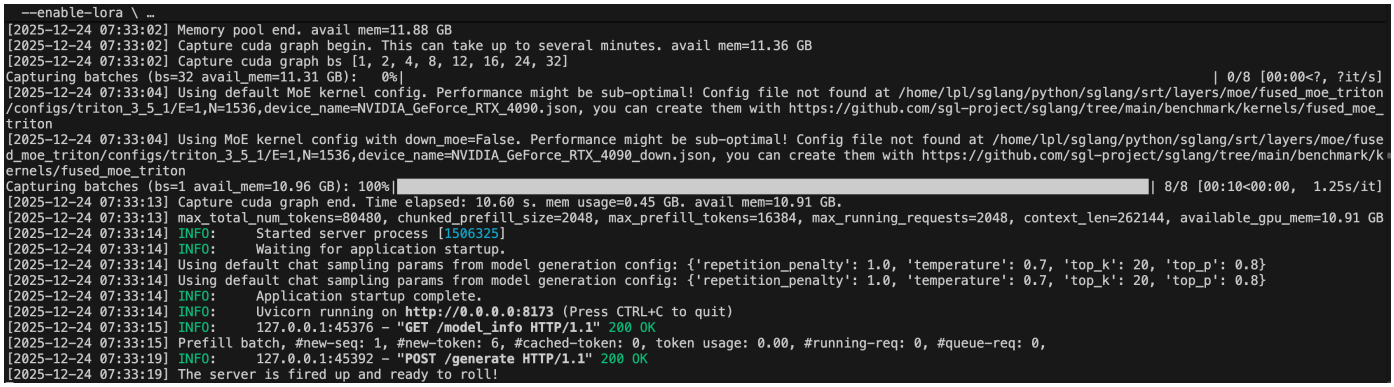
```
cd ktransformers/kt-kernel
python scripts/convert_cpu_weights.py \
  --input-path <PATH_TO>/Qwen3-30B-A3B-Instruct-2507 \
  --input-type bf16 \
  --output <PATH_TO>/Qwen3-30B-A3B-Instruct-2507-INT8 \
  --quant-method int8
```

3. 然后在 launch_server 时通过`--kt-weight-path`指向量化后的权重目录，通过`lora-paths`指向 LoRA Adapter。其他 SGLang 启动的 advanced 参数设置，请参考 SGLang Tutorial.

```
python -m sglang.launch_server \
  --host 0.0.0.0 \
  --port 10103 \
  --model <PATH_TO>/Qwen3-30B-A3B-Instruct-2507 \
  --mem-fraction-static 0.7 \
  --chunked-prefill-size 2048 \
  --served-model-name Qwen3-30B-A3B-Instruct-2507 \
  --tensor-parallel-size 1 \
  --kt-method AMXINT8 \
  --kt-weight-path <PATH_TO>/Qwen3-30B-A3B-Instruct-2507-INT8 \
  --kt-cpuinfer 64 \
  --kt-threadpool-count 2 \
  --kt-num-gpu-experts 1 \
  --enable-lora \
```

```
  --lora-paths lora0=<YOUR_ADAPTER_PATH> \
  --max-loras-per-batch 1 \
  --lora-backend triton
# 上面最后这四行是为了推理lora后的模型，如果只推理原模型，删除上面四行
```

运行SGLang Server成功的效果图如下：



4. 接下来可以通过 HTTP request 或者其他方式来调用刚才 SGLang Server 启动的服务，来进行批量推理。下面给出一个简单的示例：

```python
from openai import OpenAI

client = OpenAI(base_url="http://localhost:10103/v1", api_key="EMPTY") # 这里的10103需要对齐SGLang Server的port

prompt = "使用 c++, python 和 rust，写一个快速排序。</think>\n"
for i in range(1):
    resp = client.completions.create(
        model="Qwen3-30B-A3B-Instruct-2507",
        prompt=prompt,
        max_tokens=256,
    )
    print(resp.choices[0].text)
```

Customize/Advanced KT 设置

> 这一节默认你已经能按前文跑通一次“LoRA 微调 → 推理验证 → SGLang 服务”。这里不教你从算法角度改训练超参（比如 lr、scheduler 等），只讲**跟资源占用/工程交付强相关**、且主要落在 **KTransformers（KT）**的关键点。

暴露给用户侧的配置文件入口

1. 微调入口（LLaMA-Factory YAML）`examples/train_lora/qwen3moe_lora_sft_kt.yaml`

   对于 KT 来说，你主要关心里面的：use_kt / kt_optimize_rule / cpu_infer / chunk_size，其余的可以参考你的算法需求进行修改（比如学习率，rank 大小等）

2. 放置策略入口（由 kt_optimize_rule 指向）`examples/kt_optimize_rules/*.yaml`

   这决定了“哪些算子/专家放 GPU、哪些放 CPU、用什么 CPU 后端（AMX 等）”

3. 推理交付入口（SGLang launch_server 命令）

   SGLang 相关：`--mem-fraction-static / --chunked-prefill-size / --max-running-requests`（稳定性&显存）

   KT 相关：`--kt-method / --kt-weight-path / --kt-cpuinfer / --kt-num-gpu-experts`（“显存不够”怎么转化成“CPU+策略能解决”）

4. 两个核心工具脚本（为了适配各架构下的内容）

   LoRA 适配器转换：`sglang/python convert_lora.py <YOUR_LORA_ADAPTER_PATH>`

   CPU 权重量化（INT8）：`ktransformers/kt-kernel/scripts/convert_cpu_weights.py ... --quant-method int8`

降低微调显存：从 KT 微调侧入手

先改 kt_optimize_rule

kt_optimize_rule 本质是“放置策略”：把 MoE 的重计算（尤其专家相关）从 GPU 显存压力里挪走，把 GPU 留给更刚需、更难搬的部分（例如 attention 的关键路径），从而把“显存上限”变成“CPU 内存 + 放置策略”的工程问题。

rule 文件的命名规则，便于进行查找

你会看到类似：

- *-sft-*：给微调用的策略（不要拿推理策略直接来训练）
- *-amx-*：CPU 用 AMX（有 AMX 的机器优先选）
- *-multi-gpu-X*：按 GPU 数做模型并行/切分（X=你可用的 GPU 数）

你不需要一上来读懂每个 match/replace；先用“正确的文件名”把大方向对齐，再做小调。

微调 YAML 里，KT 相关只建议动这 4 个（其余是微调 lora 算法的超参）

```
use_kt: true                # 是否启用 KT 后端
kt_optimize_rule: ...       # 放置策略，参考 https://github.com/kvcache-ai/ktransformers/blob/main/doc/en/KTransformers%20Full%20Introduction%20for%20Motivation%20and%20Practice.pdf
cpu_infer: ...              # CPU 侧并行/推理相关的开关或力度（按项目默认先跑通再改）
chunk_size: ...             # 训练/计算的分块相关（优先用于解决 OOM / 峰值显存问题）
```

降低推理显存：从 SGLang + KT 推理（服务）侧入手

SGLang 推理时的显存压力主要来自两类：
1）KV cache（跟并发、上下文长度强相关）
2）你选择放在 GPU 的那部分算子/专家（KT 的 gpu experts 等）

可以参照下面顺序来减少显存需求。

先处理 KT 的 GPU 常驻：kt-num-gpu-experts（直接影响显存）

`--kt-num-gpu-experts`：你放在 GPU 上的专家数量（或同类含义的 GPU 侧专家驻留程度）

越大：推理可能更快，但显存更高

越小：更省显存，但更多计算会落到 CPU 侧（吞吐可能下降）

这是“用 CPU 内存/算力换 GPU 显存”的核心杠杆之一

再处理 KV cache 峰值：chunked prefill + 并发上限

A. 如果你遇到prefill 阶段 OOM（长 prompt/大 batch 更常见）

- 优先把 `--chunked-prefill-size` 调小（例如 4096 或 2048）
- 代价：长 prompt 的 prefill 会变慢一些，但更稳

B. 如果你遇到decode 阶段 OOM（并发高更常见）

- 优先降低 --max-running-requests
- 这本质是在限制“同时持有 KV cache 的活跃请求数”，通常是最直接的稳定性旋钮

（可选）如果你做压测/跑大 benchmark，希望更可控

- 结合 `--max-total-tokens` / `--max-prefill-tokens` 这类“总 token 上限”去兜底，避免极端请求把显存吃穿

最后处理显存静态预留：mem-fraction-static

- `--mem-fraction-static` 控制 SGLang 在 GPU 上的静态内存分配比例（常用于让缓存/调度更稳定）
- 经验上：先用中等值跑通（例如 0.7~0.9），再根据 OOM 类型微调：

  如果仍然 OOM：往下调一点点试（避免一次调太猛）

  如果报“not enough memory / cache 不够”之类：往上调一些

最小改动的排障/调参顺序

1. 先确认是 prefill OOM 还是 decode OOM（看日志阶段）
2. prefill OOM → 调小 --chunked-prefill-size（4096/2048 起步）
3. decode OOM → 降低 --max-running-requests（先砍一半观察）
4. 仍然显存紧 → 降低 --kt-num-gpu-experts（把 GPU 专家驻留降下来）
5. CPU 内存/带宽吃紧 → 用 convert_cpu_weights.py 做 INT8，减小 CPU 侧权重占用，通常也能让 CPU 推理更友好
6. 最后再微调 --mem-fraction-static，让服务在你的压测目标下更稳定

> 说明：这份模板的目标是“更稳、更省显存”，不是追求极致速度。你一旦跑稳了，再逐步把 chunked-prefill-size、max-running-requests、kt-num-gpu-experts 往上试，找到你机器最合适的区间即可。