LMCC例卷机试-解析

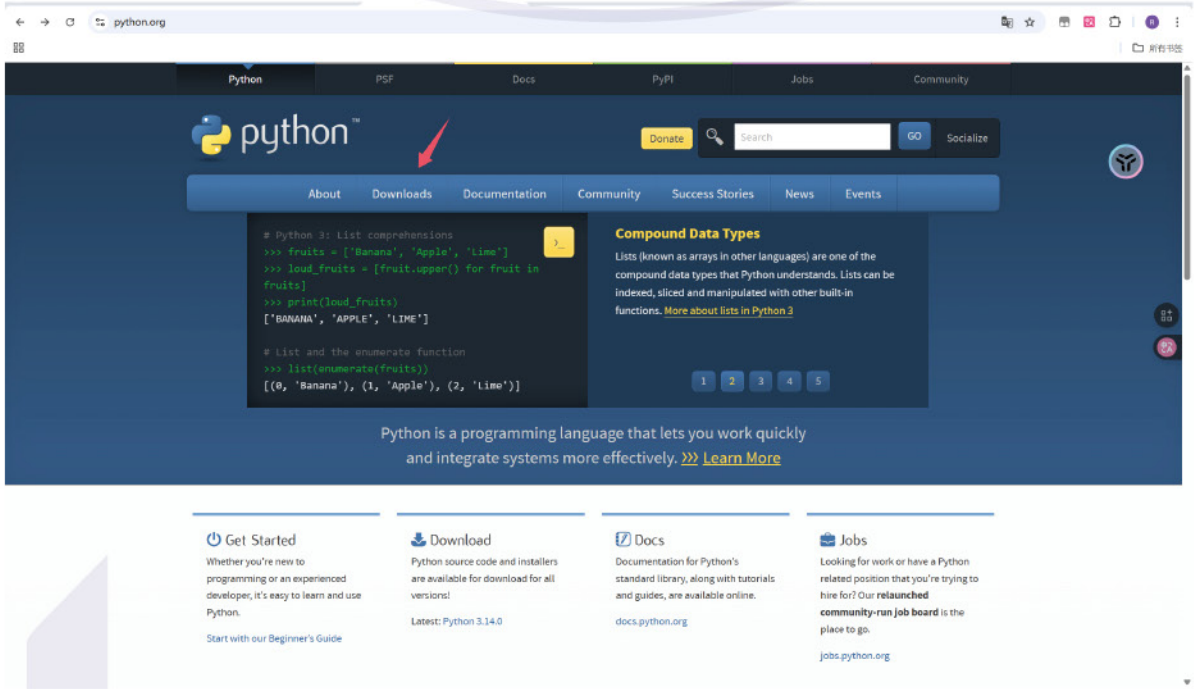
1. 环境配置

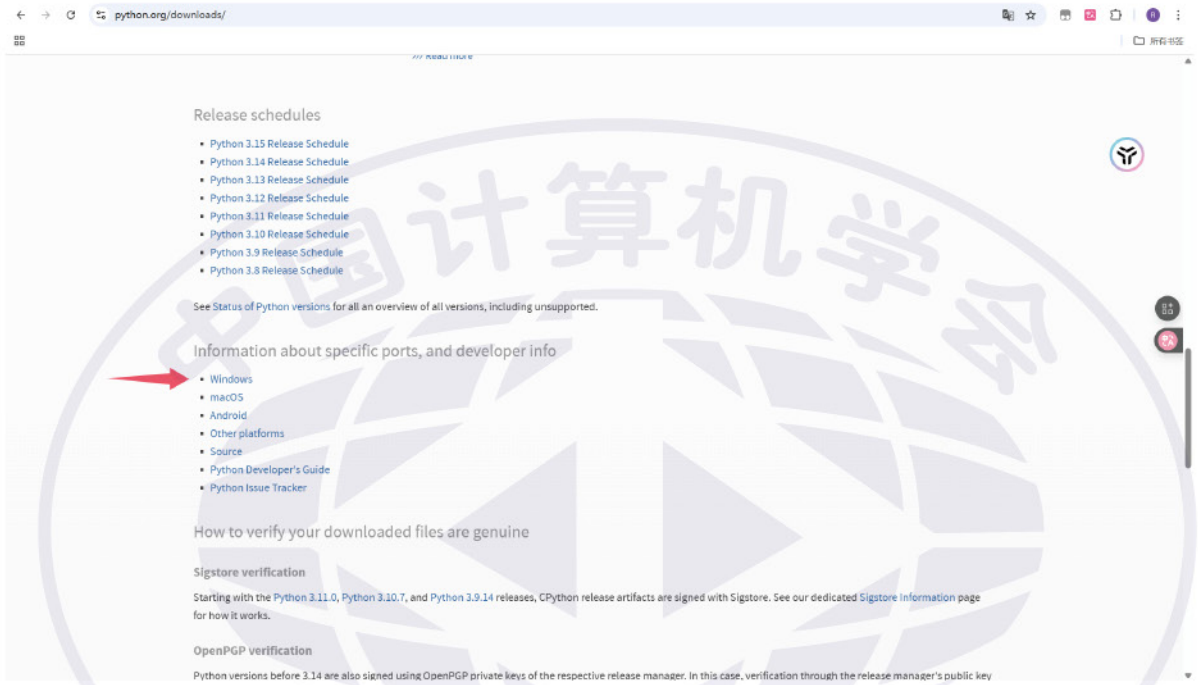
1. Windows系统的环境配置

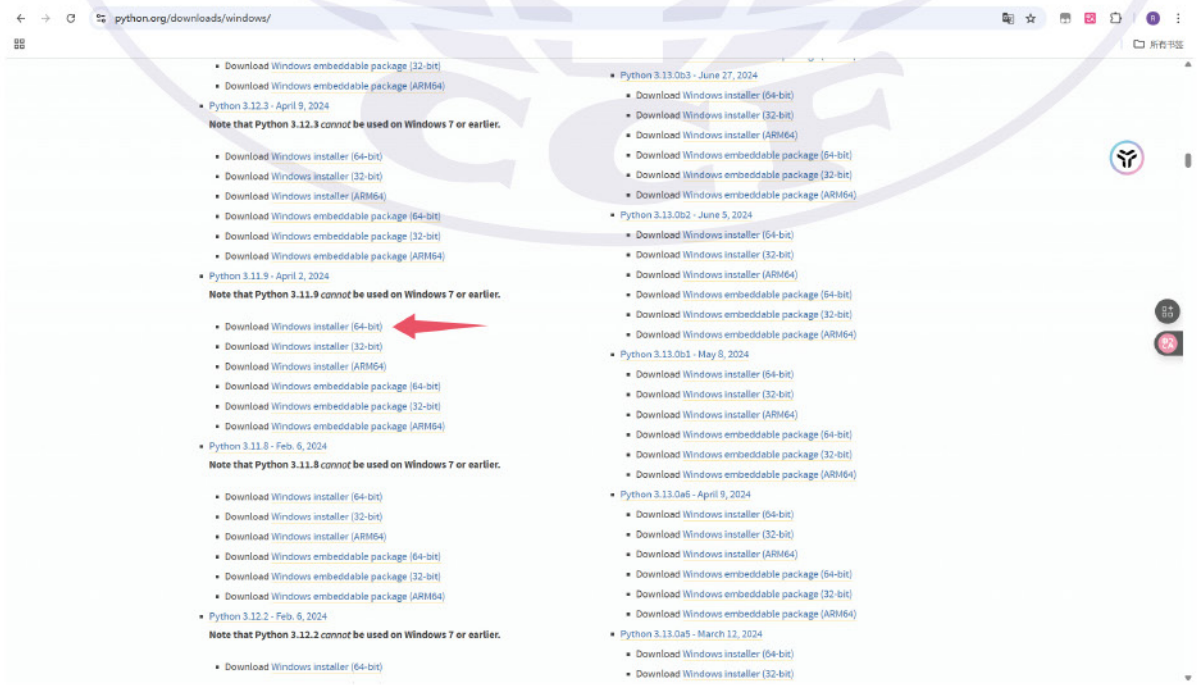
Step 1 Python环境准备：

注：电脑上有python环境直接跳过这一步

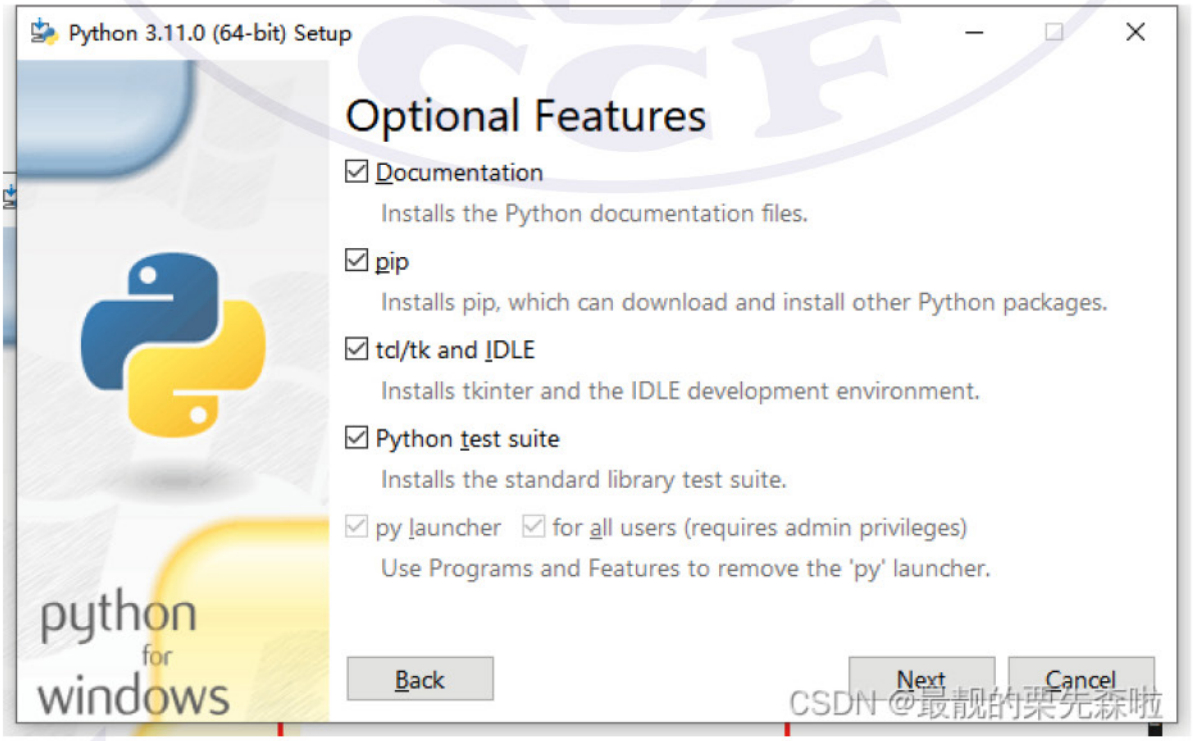
访问 *https://www.python.org/* 网页，在 **Download** 页面找到 **Windows** 进入，选择 ***Windows installer(64-bit)*** 下载（Python版本建议在3.10 - 3.13，下图示以3.11.9为例）



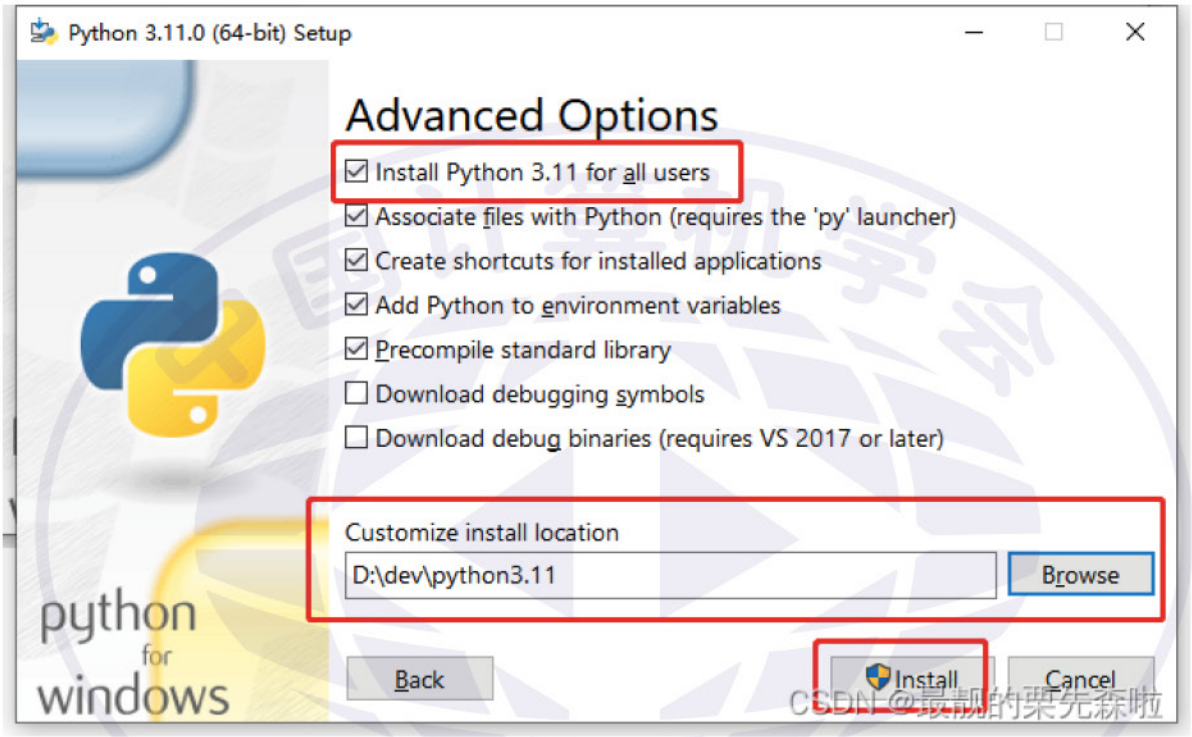




打开下载好的.exe文件进行安装，勾选 ***Add python.exe to PATH*** 和 ***Use admin privileges when installing py.exe***，选择 ***Customize installation*** 进行下一步。



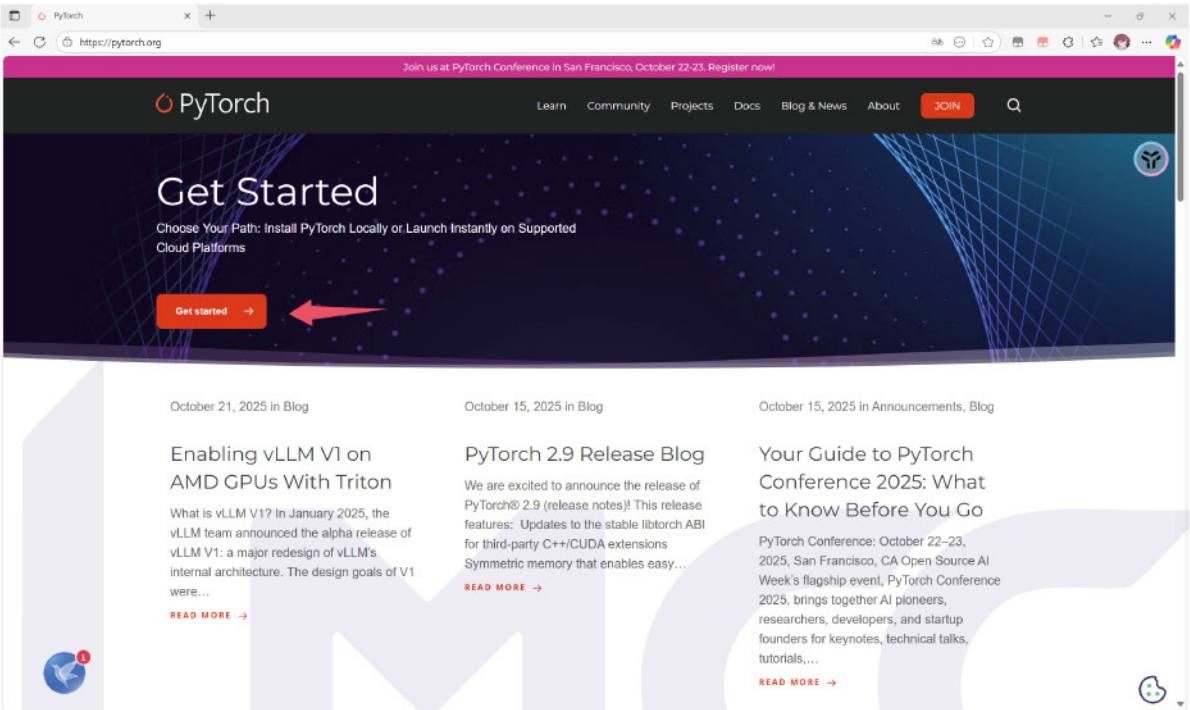
勾选如下图所示，并选择想要安装python的位置进行安装。



验证安装是否成功：win+R 输入 cmd 后回车，输入python ，回车，如果出现安装的python版本，即为安装成功。

Step 2：pytorch安装

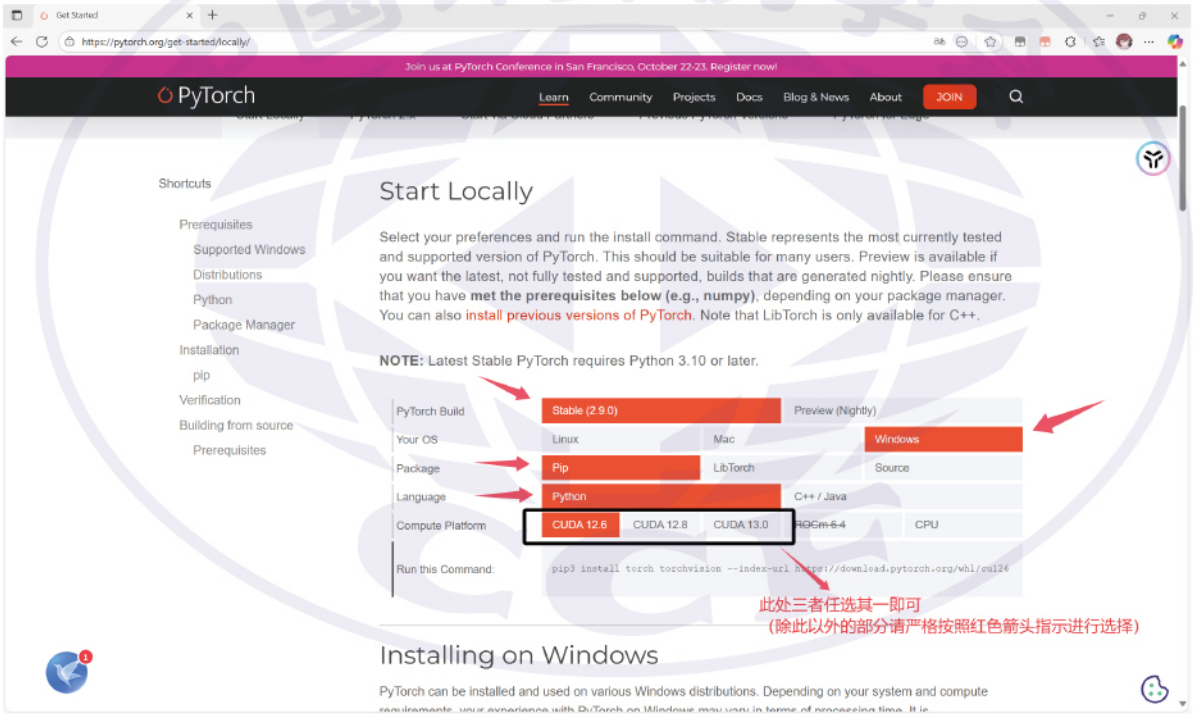
访问 *https://pytorch.org/* 网页，点击 ***Get started*** 。



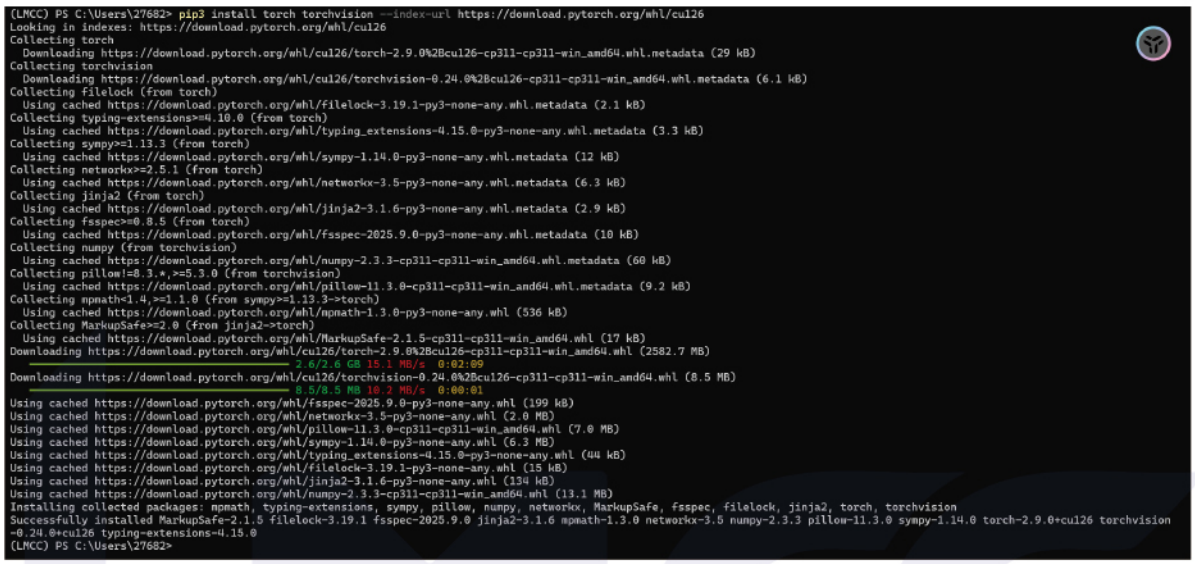
接下来请根据实际电脑的不同情况按照下面的指示进行安装：

1. 有显卡的Windows系统：

勾选下图红色箭头指示的部分后复制 ***Run this Command*** 后面的代码。

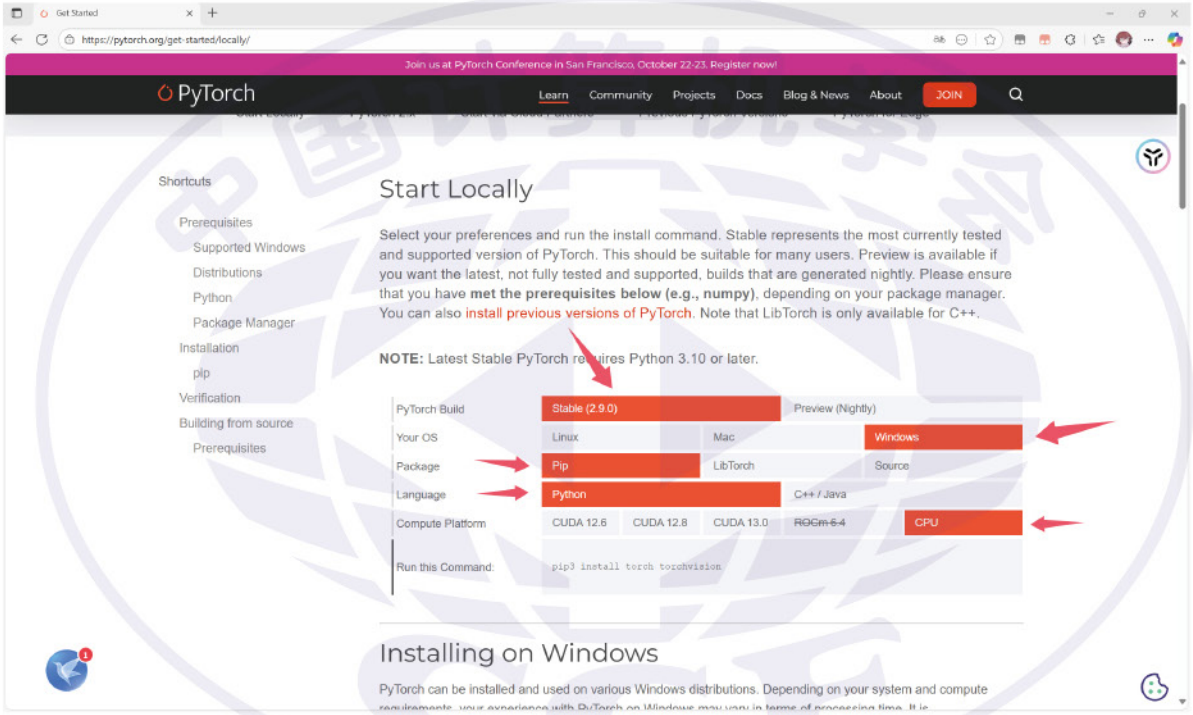


win+R 输入powershell，回车，将刚才复制的代码通过右键黏贴后，回车。（下图以选择 CUDA12.6 对应的代码为示例）

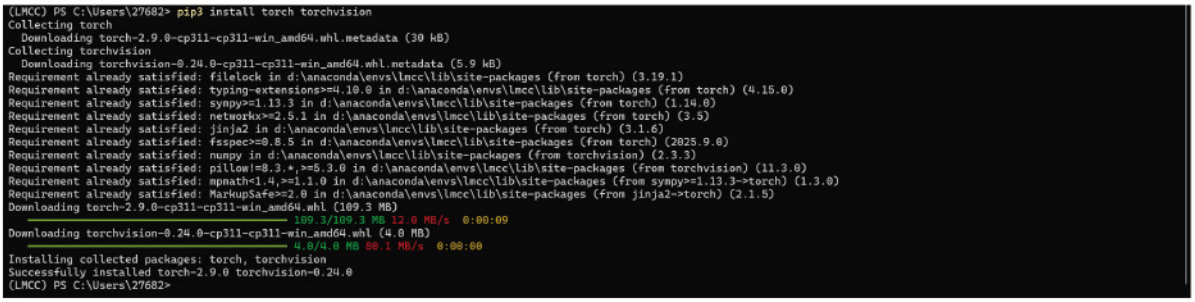


2. 无显卡的Windows系统：

勾选下图红色箭头指示的部分后复制 ***Run this Command*** 后面的代码。



win+R 输入powershell，回车，将刚才复制的代码通过右键黏贴后，回车。



Step3：transformers下载

win+R 输入powershell，回车，复制下面的代码，右键黏贴后，回车：

```
python -m pip install -U transformers
```

2. Linux系统的环境配置

Step1： Python环境准备

在 linux 终端按顺序执行如下命令：

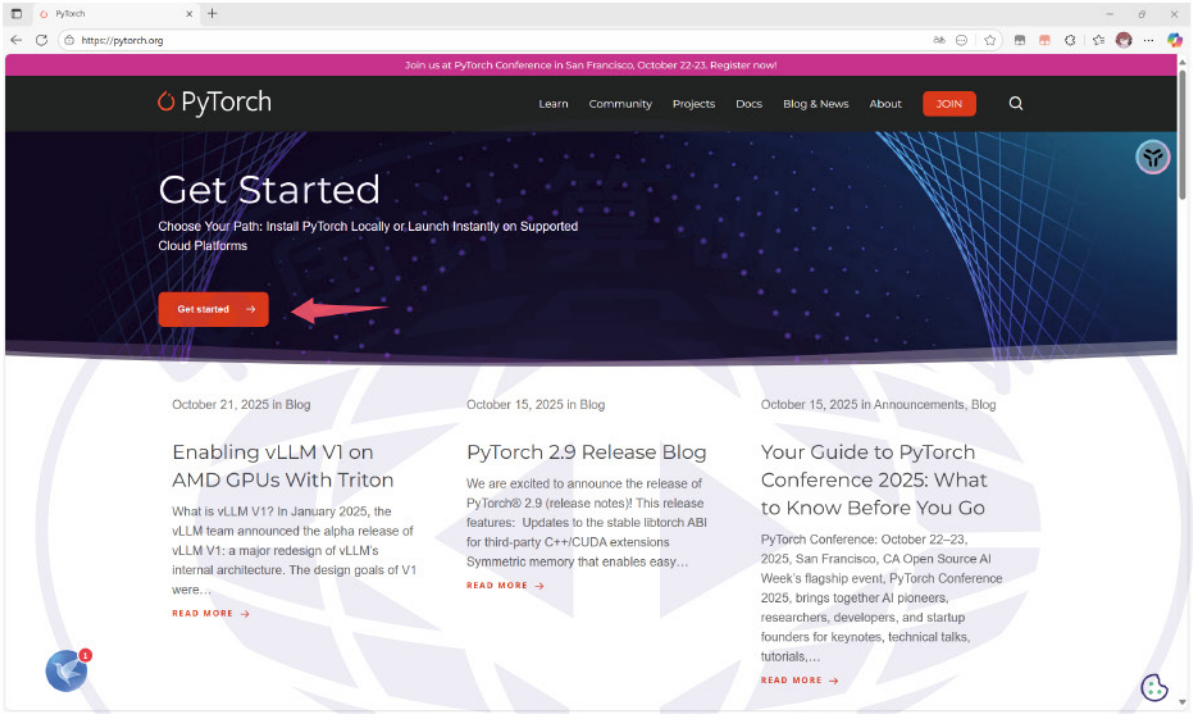
```
sudo apt update

sudo apt install -y python3 python3-venv python3-pip build-essential python3-dev
git curl libssl-dev libffi-dev

python3 -m pip install -U pip setuptools wheel
```

Step2：pytorch安装

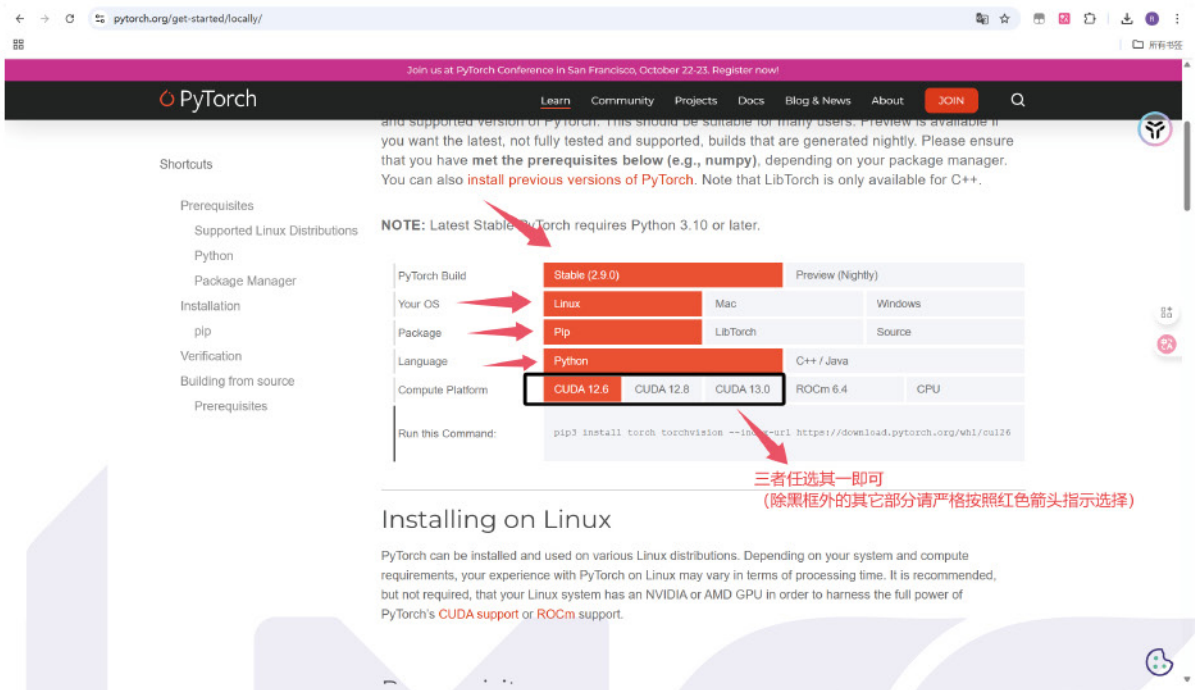
访问 *https://pytorch.org/* 网页，点击 ***Get started*** 。



接下来请根据实际电脑的不同情况按照下面的指示进行安装：

1. 有显卡的Linux系统：

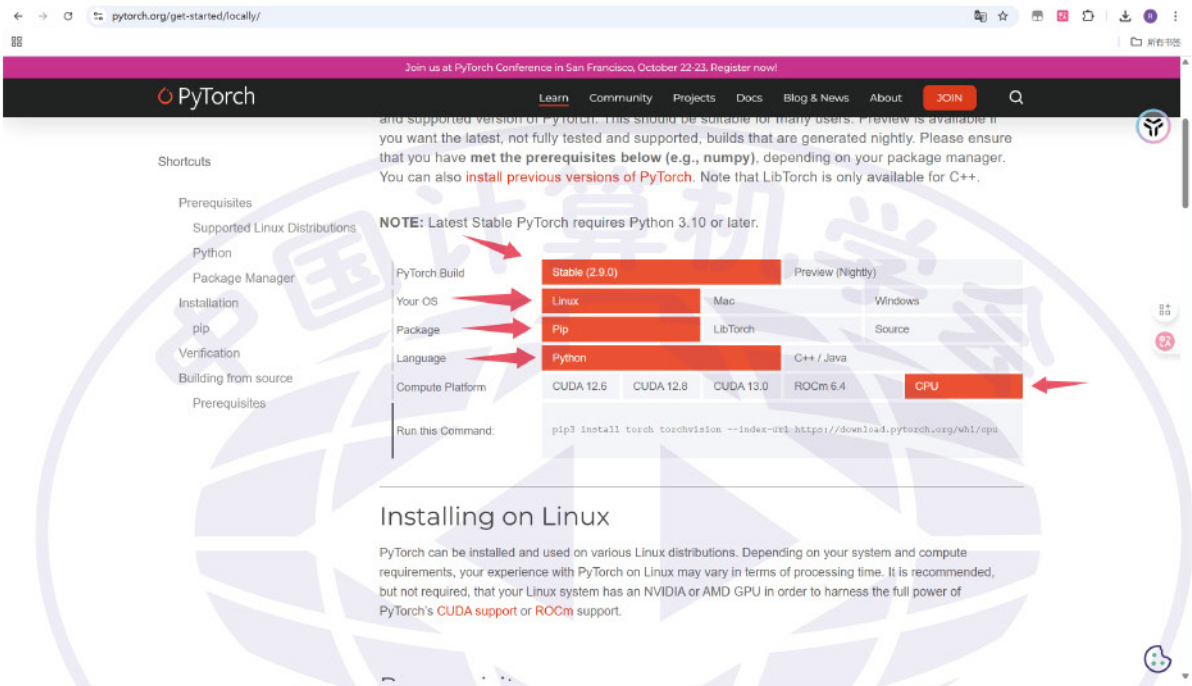
勾选下图红色箭头指示的部分后复制 ***Run this Command*** 后面的代码。



将刚才复制的代码通过右键黏贴到终端后，回车。

2. 无显卡的Linux系统：

勾选下图红色箭头指示的部分后复制 ***Run this Command*** 后面的代码。



将刚才复制的代码通过右键黏贴到终端后，回车。

Step 3：transformers下载：

复制下面的代码，右键黏贴到终端后，回车：

```
python -m pip install -U transformers
```

2. 代码解析

1. T1 代码解析：

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
仅此文件允许考生修改：
- 请在下列函数的函数体内完成实现。
- 不要改动函数名与参数签名。
- 你可以新增少量辅助函数。
"""

# 主要流程包含三部分：
# 1) 构造 system prompt；
# 2) 通过 tokenizer 的 chat 模板拼装单条对话输入；
# 3) 基于 HuggingFace Transformers 的 generate 接口实现单条/批量推理。

from typing import List  # 引入 List 用于类型注解（批量文本列表等）
import torch  # 引入 PyTorch，用于张量与设备迁移
```

```
from transformers import AutoTokenizer, AutoModelForCausalLM  # 引入 HF 的分词器与自回归语言模型抽象


# ============================================================
# 第一部分：Prompt 定义
# ============================================================
def build_system_prompt() -> str:
    """
    考生实现：定义 system prompt
    - 返回一个 system prompt，要求模型以"[Answer]: "的单行格式给出最终数值。
    """
    # ======== 考生实现区域（可修改） ========
    # 下面注释掉的 prompt 是“非思考模式”的一个备选示例；保留以供参考（不参与实际返回）。
    # 用于非思考模式
    #     return """你是一个精确的数学计算助手。请仔细计算并输出最终数值。
    #
    # 【输出格式】
    # - 使用格式：[Answer]: 数值
    # - 例如：[Answer]: 42
    # - 整数直接输出，确保计算准确
    # - **千万不要输出任何计算过程**
    #
    # """

    # 实际返回的 system prompt（启用分步说明）：引导模型
    # 1) 先进行符号标准化；
    # 2) 再进行分步计算；
    # 3) 最终仅用 “[Answer]: 数值” 输出答案。
    # 注意：虽然提示词中描述了中间步骤，但评测端通常只解析最终答案行。
    return """你是一个精确的数学计算助手。请按照以下步骤严格计算并返回准确的最终数值。

【计算步骤】
步骤1 - 符号转换：
   - 将问题中的所有符号转换为标准数学符号
   - ⊕, ➕, ⊕, 加 → +
   - ➖, 减 → -
   - ×, *, 乘 → ×
   - ÷, /, 除 → ÷
   - ⊕ 不是异或运算，就是普通加法 +
   - 输出转换后的标准计算公式

步骤2 - 分步计算：
   - 按照运算优先级逐步计算
   - 每步只写出计算结果，不要过多解释

步骤3 - 输出答案：
   - 使用格式：[Answer]: 数值
   - 例如：[Answer]: 42
   - 整数直接输出，确保计算准确

"""
    # ======== 考生实现区域（可修改） ========


# ============================================================
# 第二部分：模板拼装
# ============================================================
```

```python
def apply_chat_template_single(
    tokenizer: AutoTokenizer,
    system_prompt: str,
    problem: str,
) -> str:
    """
    考生实现：将单个问题转换为模型输入文本
    - 使用 tokenizer.apply_chat_template
    - 返回拼装好的文本字符串
    """
    # ======== 考生实现区域（可修改） ========

    # 构造符合 chat 模板的消息列表：
    # - system: 提供系统级指令（约束输出格式与思路）
    # - user:   提供用户的具体题目文本
    messages = [
        {"role": "system", "content": system_prompt},
        {"role": "user", "content": problem},
    ]

    # 通过 tokenizer.apply_chat_template 将消息渲染为模型可消费的串联文本
    # - tokenize=False 表示返回字符串而非 token id
    # - add_generation_prompt=True 会在末尾追加生成起始标记（因不同模型模板而异）
    # - enable_thinking=True（若 tokenizer 支持）可启用“思考”相关特殊标记/格式
    rendered = tokenizer.apply_chat_template(
        messages,
        tokenize=False,
        add_generation_prompt=True,
        enable_thinking=True,
    )
    return rendered  # 返回拼装好的原始文本，供后续 tokenize/生成使用
    # ======== 考生实现区域（可修改） ========


# ================================================================
# 第三部分：核心推理实现
# ================================================================
def generate_single(
    model: AutoModelForCausalLM,
    tokenizer: AutoTokenizer,
    rendered_text: str,
    max_new_tokens: int,
    do_sample: bool,
) -> torch.Tensor:
    # ======== 考生实现区域（可修改） ========

    # 1) 将渲染好的文本进行 tokenize：
    # - return_tensors="pt" 返回 PyTorch 张量
    # - padding=True 在批量场景中对齐序列长度（这里单条输入也可安全启用）
    # - .to(model.device) 将输入迁移到与模型相同的设备（CPU/GPU）
    inputs = tokenizer(rendered_text, return_tensors="pt",
padding=True).to(model.device)

    # 2) 使用自回归 generate 生成输出：
    # - input_ids / attention_mask 来自上一步的编码结果
    # - max_new_tokens 控制新增生成长度
    # - do_sample 控制是否采样（True 为采样，False 为贪心/束搜索等）
    # - eos_token_id 指定终止 token（避免生成无限延伸）
```

```
    # - pad_token_id 指定补齐 token（便于批量对齐）
    outputs = model.generate(
        input_ids=inputs["input_ids"],
        attention_mask=inputs.get("attention_mask"),
        max_new_tokens=max_new_tokens,
        do_sample=do_sample,
        eos_token_id=tokenizer.eos_token_id,
        pad_token_id=tokenizer.pad_token_id,
    )

    return outputs  # 返回模型生成的 token 序列（包含输入与生成段，视模型而定）
    # ======== 考生实现区域（可修改） ========


def generate_batch(
    model: AutoModelForCausalLM,
    tokenizer: AutoTokenizer,
    rendered_texts: List[str],
    max_new_tokens: int,
    do_sample: bool,
) -> List[torch.Tensor]:
    # ======== 考生实现区域（可修改） ========

    all_outputs = []  # 用于收集每个批次的生成结果
    batch_size: int = 8  # 设定批量大小（可根据显存调整）

    # 分批处理所有输入文本，避免一次性送入超出显存
    for i in range(0, len(rendered_texts), batch_size):
        batch_texts = rendered_texts[i:i + batch_size]  # 切片取当前批次文本

        # 1) 批量 tokenize：
        # - padding=True：对齐序列长度
        # - truncation=True：超长截断以适配模型的最大长度限制
        # - 返回张量并迁移到模型设备
        batch_inputs = tokenizer(
            batch_texts,
            return_tensors="pt",
            padding=True,
            truncation=True,
        ).to(model.device)

        # 2) 批量生成：
        # - 与单条生成参数一致，只是输入改为批量
        batch_outputs = model.generate(
            input_ids=batch_inputs["input_ids"],
            attention_mask=batch_inputs.get("attention_mask"),
            max_new_tokens=max_new_tokens,
            do_sample=do_sample,
            eos_token_id=tokenizer.eos_token_id,
            pad_token_id=tokenizer.pad_token_id,
        )

        all_outputs.append(batch_outputs)  # 将当前批次结果加入列表

    # 返回所有批次的输出列表（每个元素通常是形如 [batch, seq_len] 的张量）
    return all_outputs

    # ======== 考生实现区域（可修改） ========
```

2. T2 代码解析：

```
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
仅此文件允许考生修改：
- 请在下列函数的函数体内完成实现。
- 不要改动函数名与参数签名。
- 你可以新增少量辅助函数。
"""

import torch  # 引入 PyTorch 主包，用于张量运算与设备管理
import torch.nn.functional as F  # 引入常用函数式 API，这里用于向量归一化
from transformers import AutoTokenizer, AutoModel  # 引入 HF 的自动分词器与自动模型基类


def _last_token_pool(last_hidden_states: torch.Tensor, attention_mask: torch.Tensor) -> torch.Tensor:
    """
    Last-token pooling

    参数：
        last_hidden_states: 模型输出的最后一层隐藏状态 (batch_size, seq_len, hidden_dim)
        attention_mask: 注意力掩码 (batch_size, seq_len)

    返回：
        句向量 (batch_size, hidden_dim)
    """
    # 判断是否使用了“左侧 padding”
    # 逻辑：如果 attention_mask 的最后一列（序列末尾位置）对每个样本都为 1，
    # 则说明有效 token 延伸到序列末尾，padding（若有）在左侧；反之多为右侧 padding。
    left_padding = (attention_mask[:, -1].sum() == attention_mask.shape[0])

    if left_padding:
        # 左侧 padding 情况：序列末尾必为有效 token，直接取最后一个位置的隐状态作为句向量
        return last_hidden_states[:, -1]
    else:
        # 右侧 padding 情况：需要定位每个样本“最后一个有效 token”的索引
        # attention_mask 为 1 的位置是有效 token，sum(dim=1) 得到每个样本有效长度
        # 减 1 即得到最后一个有效 token 在序列维度上的索引
        seq_lens = attention_mask.sum(dim=1) - 1  # 形状 (batch_size,)
        batch_size = last_hidden_states.shape[0]  # 当前批次大小
        # 使用高级索引，按样本维度逐一取对应的最后有效 token 向量
        return last_hidden_states[torch.arange(batch_size, device=last_hidden_states.device), seq_lens]


def compute_similarity(text1: str, text2: str, model: AutoModel, tokenizer: AutoTokenizer) -> float:
    """
    参考实现：计算两个文本之间的相似度
```

```
    参数:
        text1: 第一个文本字符串
        text2: 第二个文本字符串
        model: 预加载的 AutoModel
        tokenizer: 预加载的 AutoTokenizer

    返回:
        相似度值（0.0 到 1.0 之间的浮点数）

    步骤:
    1. 对文本进行分词和编码
    2. 获取模型输出
    3. 使用 last-token pooling 提取句向量
    4. L2 归一化
    5. 计算余弦相似度（点积）
    """
    # 取模型当前所在设备（CPU/GPU），用于把输入张量迁移到相同设备
    device = next(model.parameters()).device

    # 1. 对文本进行分词和编码
    inputs = tokenizer(
        [text1, text2],        # 将两个文本组成一个批次，便于一次前向
        padding=True,          # 对齐到批次中最长序列（自动 padding）
        truncation=True,       # 超过最大长度则截断
        max_length=8192,       # 针对可支持的长上下文模型（如 Qwen3-Embedding）的上限
        return_tensors="pt",   # 返回 PyTorch 张量格式
    )

    # 将编码后的各项（input_ids、attention_mask 等）迁移到与模型相同的设备
    inputs = {k: v.to(device) for k, v in inputs.items()}

    # 2. 获取模型输出（推理时关闭梯度以节省显存与加速）
    with torch.no_grad():
        outputs = model(**inputs)  # 典型返回值包含 last_hidden_state 等字段

    # 3. 使用 last-token pooling 提取句向量
    last_hidden_states = outputs.last_hidden_state  # 形状 (batch=2, seq_len,
hidden_dim)
    sentence_embeddings = _last_token_pool(last_hidden_states,
inputs["attention_mask"])  # 形状 (2, hidden_dim)

    # 4. L2 归一化：把每个向量缩放为单位范数（长度为 1），便于后续用点积表示余弦相似度
    sentence_embeddings = F.normalize(sentence_embeddings, p=2, dim=1)

    # 5. 计算余弦相似度：归一化后两个向量的点积即为 cos 相似度，范围 [-1, 1]
    # 由于文本嵌入常为非负或分布集中，在多数场景该值位于 [0,1] 更直观
    similarity = (sentence_embeddings[0] @ sentence_embeddings[1]).item()

    # 返回标量相似度（float）
    return similarity
```

T2第二部分的随机数学问题生成方式多种多样，只需在随机生成后再经由同第一部分相似运算，保证总数据集平均相似度不超过0.5即可，下面仅列出一种可能的实现方式：

```
import torch  # 引入 PyTorch 主包，用于张量运算与设备管理
import torch.nn.functional as F  # 引入常用函数式 API，这里用于向量归一化
from transformers import AutoTokenizer, AutoModel  # 引入 HF 的自动分词器与自动模型基类
import random, json  # 引入随机数与 JSON 序列化库（本文件主要用于构建/落盘数据集）

def generate_dataset(outfile="dataset.jsonl"):
    """
    生成一个满足“答案为三位数”的四则运算数据集，并以 JSONL 形式落盘。

    参数：
        outfile (str): 输出文件名（位于脚本同级目录下的 data/ 子目录中）
    返回：
        dataset (list[dict]): 内存中的数据列表（每行包含 problem 与 answer）
    """
    import os  # 局部引入 os，避免污染外部命名空间

    target_count = 1024  # 目标样本数量

    # 选择推理设备：优先使用 GPU（cuda），否则回退到 CPU
    device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")

    # 加载嵌入模型与分词器（Qwen3-Embedding-0.6B 变体）
    # trust_remote_code=True 以支持模型仓库中的自定义代码
    tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("Qwen/Qwen3-Embedding-0.6B",
trust_remote_code=True)
    model = AutoModel.from_pretrained("Qwen/Qwen3-Embedding-0.6B",
trust_remote_code=True).to(device)
    model.eval()  # 切换到推理模式，禁用 dropout 等

    ops = ['+', '-', '*', '/']  # 支持的四则运算符集合

    def safe_calc(a, op, b):
        """
        安全计算二元表达式 a (op) b：
        - 加减乘按常规返回整数
        - 除法仅在 b!=0 且整除时返回整数（否则返回 None）

        返回：
            int 或 None
        """
        if op == '+':
            return a + b
        if op == '-':
            return a - b
        if op == '*':
            return a * b
        # 下方处理除法：若除数为 0 或不能整除，判定为无效
        if b == 0 or a % b != 0:
            return None
        return a // b  # 整除结果

    def build_binary():
        """
        随机构造一个二元（两个操作数）的四则运算表达式，要求结果在 [100, 999]。

        策略：
```

```
    - 按不同运算符设置不同的采样范围（便于更高概率命中三位数结果）
    - 最多尝试 200 次，若均未命中则返回 None

    返回：
        tuple[str, str] 或 None
        e.g. ("123 + 456", "579")
    """
    for _ in range(200):
        op = random.choice(ops)  # 随机选取运算符
        if op == '+':
            # 加法：两个中等范围数，提升得到三位数的概率
            a = random.randint(10, 550)
            b = random.randint(10, 550)
        elif op == '-':
            # 减法：使被减数足够大、减数不至过大，便于结果落在三位数
            a = random.randint(200, 1400)
            b = random.randint(10, a - 100)
        elif op == '*':
            # 乘法：两位数相乘更容易得到三位数
            a = random.randint(10, 99)
            b = random.randint(10, 99)
        else:
            # 除法：先定结果与除数，再反推被除数，确保整除且结果为三位数
            result = random.randint(100, 999)
            b = random.randint(2, 12)
            a = result * b
        # 进行安全计算（对除法进行严格约束）
        result = safe_calc(a, op, b)
        # 若无效或不在三位数范围，则继续尝试
        if result is None or result < 100 or result > 999:
            continue
        # 命中则返回表达式与字符串形式的结果
        return f"{a} {op} {b}", str(result)
    return None  # 超过尝试次数未命中

def build_ternary():
    """
    随机构造一个三元（带一个括号）四则运算表达式，要求结果在 [100, 999]。

    策略：
    - 表达式形如 "(a op1 b) op2 c" 或 "a op1 (b op2 c)"，两种括号位置随机
    - 对每个中间步骤使用 safe_calc 过滤非法/非整除情况
    - 最多尝试 400 次，若均未命中则返回 None

    返回：
        tuple[str, str] 或 None
        e.g. ("(20 * 5) + 12", "112")
    """
    for _ in range(400):
        op1, op2 = random.choice(ops), random.choice(ops)  # 两个运算符
        nums = [random.randint(10, 120) for _ in range(3)]  # 三个操作数
        if random.choice([True, False]):
            # 形式一：先算 (a op1 b)，再与 c 进行 op2
            first = safe_calc(nums[0], op1, nums[1])
            if first is None:
                continue
            result = safe_calc(first, op2, nums[2])
            expr = f"({nums[0]} {op1} {nums[1]}) {op2} {nums[2]}"
```

```
            else:
                # 形式二：先算 (b op2 c)，再与 a 进行 op1
                second = safe_calc(nums[1], op2, nums[2])
                if second is None:
                    continue
                result = safe_calc(nums[0], op1, second)
                expr = f"{nums[0]} {op1} ({nums[1]} {op2} {nums[2]})"
            # 检查结果有效且为三位数
            if result is None or result < 100 or result > 999:
                continue
            # 命中则返回表达式与字符串形式的结果
            return expr, str(result)
        return None  # 超过尝试次数未命中

    # 序列化函数：将条目转为 JSON 字符串（ensure_ascii=True 输出纯 ASCII，中文会转义）
    serialize = lambda entry: json.dumps(entry, ensure_ascii=True)

    dataset, dataset_texts = [], []  # dataset 存结构化样本；dataset_texts 存其 JSON
文本
    used_problems = set()            # 已使用的题目表达式（去重用）
    rejected_problems = set()        # 已拒绝的题目表达式（若有相似度筛失败等，可放入此
处；当前逻辑未使用）
    max_attempts = target_count * 500  # 最大尝试轮数，避免极端情况下的无限循环
    attempts = 0                     # 记录已尝试次数

    emb = []  # 保存已接受样本的嵌入向量（list[Tensor]，每个是一维单位向量）

    # 主循环：不断采样候选题目，直至达到目标数量或超过尝试上限
    while len(dataset) < target_count and attempts < max_attempts:
        attempts += 1
        # 以 40% 概率生成三元表达式，60% 概率生成二元表达式
        builder = build_ternary if random.random() < 0.4 else build_binary
        candidate = builder()
        if candidate is None:
            # 构造失败（未命中三位数范围等），继续下一轮
            continue
        problem, answer = candidate
        # 去重：若题目已被使用或已被标记为拒绝，则跳过
        if problem in used_problems or problem in rejected_problems:
            continue

        # 组装条目并序列化为 JSON 文本，用于计算文本嵌入（加入上下文有助于去重）
        entry = {"problem": problem, "answer": answer}
        entry_text = serialize(entry)

        # 对 entry_text 编码为模型输入（padding/truncation 适配模型上下文长度）
        inputs = tokenizer(
            entry_text,
            padding=True,           # 单条也可 padding（与批处理一致）
            truncation=True,        # 超长截断，避免超过模型上限
            max_length=8192,        # 模型最大长度（与嵌入模型匹配）
            return_tensors="pt",    # 返回 PyTorch 张量
        )
        # 将输入迁移到推理设备（CPU/GPU）
        inputs = {k: v.to(device) for k, v in inputs.items()}
        # 前向计算（关闭梯度，节省显存/加速）
        with torch.no_grad():
            outputs = model(**inputs)
```

```
        # 取最后一层隐藏状态（形状：[batch=1, seq_len, hidden]）
        last_hidden_states = outputs.last_hidden_state
        # 使用外部定义的 last-token pooling（需在其他文件中提供该函数）
        sentence_embeddings = _last_token_pool(last_hidden_states,
inputs["attention_mask"])
        # L2 归一化后得到单位向量；squeeze(0) 去掉 batch 维；detach+cpu 便于后续处理与存
储
        entry_vec = F.normalize(sentence_embeddings, p=2,
dim=1).squeeze(0).detach().cpu()  # (hidden,)

        # 与已有样本做余弦相似度筛查：若与任意已存样本 > 0.5，则视为过于相似
        too_similar = False
        for text_emb in emb:  # text_emb 也是一维单位向量
            similarity = torch.dot(entry_vec, text_emb).item()  # 归一化后 dot 即余
弦相似度
            if similarity > 0.5:
                too_similar = True
                break

        if not too_similar:
            # 若不过于相似，则将该嵌入加入库；用作后续样本的相似度对比
            emb.append(entry_vec)  # 存一维向量（不合并为矩阵以简化逻辑）

        # 注意：无论是否“too_similar”，下方仍会把该题目加入 used_problems 与 dataset
        # 这意味着相似度筛查只控制 embedding 库的更新，而非严格过滤样本进入数据集
        used_problems.add(problem)  # 标记该题目已使用（避免重复）
        dataset.append(entry)       # 加入数据列表
        dataset_texts.append(entry_text)  # 记录其 JSON 文本

    # 若最终数量不足目标值，则抛出异常（提示需放宽约束或增加尝试次数）
    if len(dataset) < target_count:
        raise RuntimeError("Unable to generate dataset that satisfies similarity
constraints.")

    # 组织输出路径：写入当前脚本目录下的 data/ 子目录
    data_dir = os.path.join(os.path.dirname(__file__), "data")
    os.makedirs(data_dir, exist_ok=True)  # 确保目录存在
    dataset_path = os.path.join(data_dir, outfile)
    # 逐行写入 JSONL 文件（ensure_ascii=True：统一 ASCII 编码，便于跨环境处理）
    with open(dataset_path, "w", encoding="utf-8") as f:
        for item in dataset:
            f.write(json.dumps(item, ensure_ascii=True) + "\n")

    return dataset  # 返回内存中的数据副本（方便调用方复用）

# 直接执行脚本时，调用生成函数并使用默认输出文件名
generate_dataset()
```

3. 评测

从 *https://huggingface.co/* 网页下载 Qwen3-Embedding-0.6B 与 Qwen3-0.6B 到本地，然后将下载好的Qwen\Qwen3-0.6B 放在T1的submission.py同级目录下，将Qwen\Qwen3-Embedding-0.6B放在T2的submission.py同级目录下。

在下面三条代码中任选一种运行即可进行本地评测

```
python evaluate.py
python evaluate.py --mode demo
python evaluate.py --mode grading
```

```
(LMCC) PS D:\LMCC-例卷-机试\T2\T2> python evaluate.py --mode grading

============================================================
评分模式 - T2 多样性数据生成与相似度计算
============================================================

正在加载考生模型（transformers）...
✅ 考生模型加载完成

==== 第一部分：相似度计算准确性 ====
  [1/10] ✓ (完全相同)
  [2/10] ✓ (符号不同)
  [3/10] ✓ (顺序不同)
  [4/10] ✓ (文字表达)
  [5/10] ✓ (带前缀)
  [6/10] ✓ (运算不同)
  [7/10] ✓ (数字不同)
  [8/10] ✓ (完全不同)
  [9/10] ✓ (复杂表达式)
  [10/10] ✓ (幂运算)
  ✅ 第一部分满分，继续第二部分
==== 第二部分：数据多样性 ====
  正在计算平均相似度...
  计算完成，耗时：2.46 秒

============================================================
========== 最终评分 ==========
============================================================

【第一部分：相似度计算准确性】
  通过测试用例：10 / 10
  得分：50 / 50 （每组5分，≥8组满分）
```