大模型微调身份证问答实践

廖家源

25111501

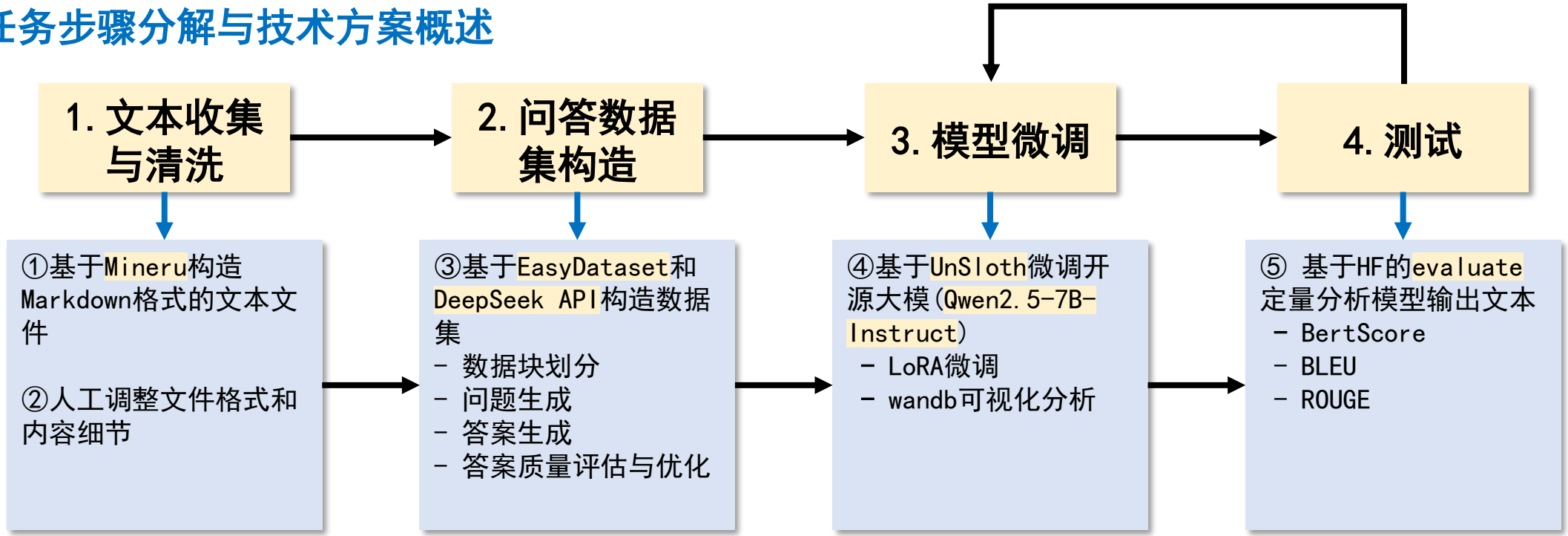
2025年12月26日

0.实现方案概述

目标

- 提供居民身份证办理的相关文件数据，任务是用此数据对大模型进行微调，让大模型代替政府工作人员回答身份证业务相关问题。

任务步骤分解与技术方案概述



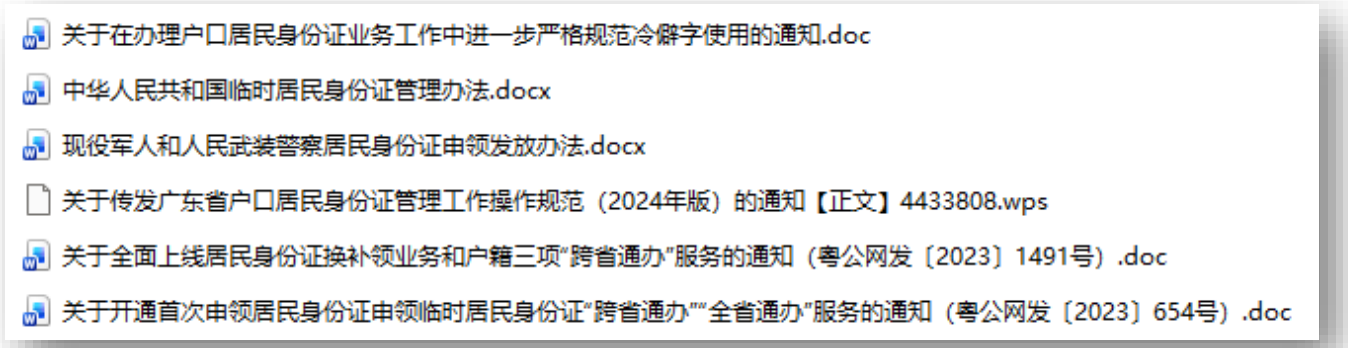
deepseek Qwen Evaluate

MinerU Easy Dataset unsloth

1.文本收集与清洗

① 自动化格式转换

- 使用开源工具MinerU，将原文件转换为markdown格式，支持后续清洗和信息提取



② 手工清洗与格式化

- 删除署名备注、发布日期和目录等业务无关的文本
- 修正符号格式，删除空行等多余字符
- 上一步转换所得文件的标题均为一级标题，需要手动修正为多级标题形式，支持后续的基于格式层级的分块
- 其它细节上的小改动

MinerU https://github.com/opendatalab/mineru

2.问答数据集构造

① 数据块划分与清洗

- 根据markdown文档结构，把篇幅较长的文本拆解成若干较小的、便于处理的文本块
- 利用大模型（DeepSeek-V3.2）清洗文本

② 问题生成

- 基于每个文本块，利用大模型（DeepSeek-V3.2）生成问题

③ 答案生成

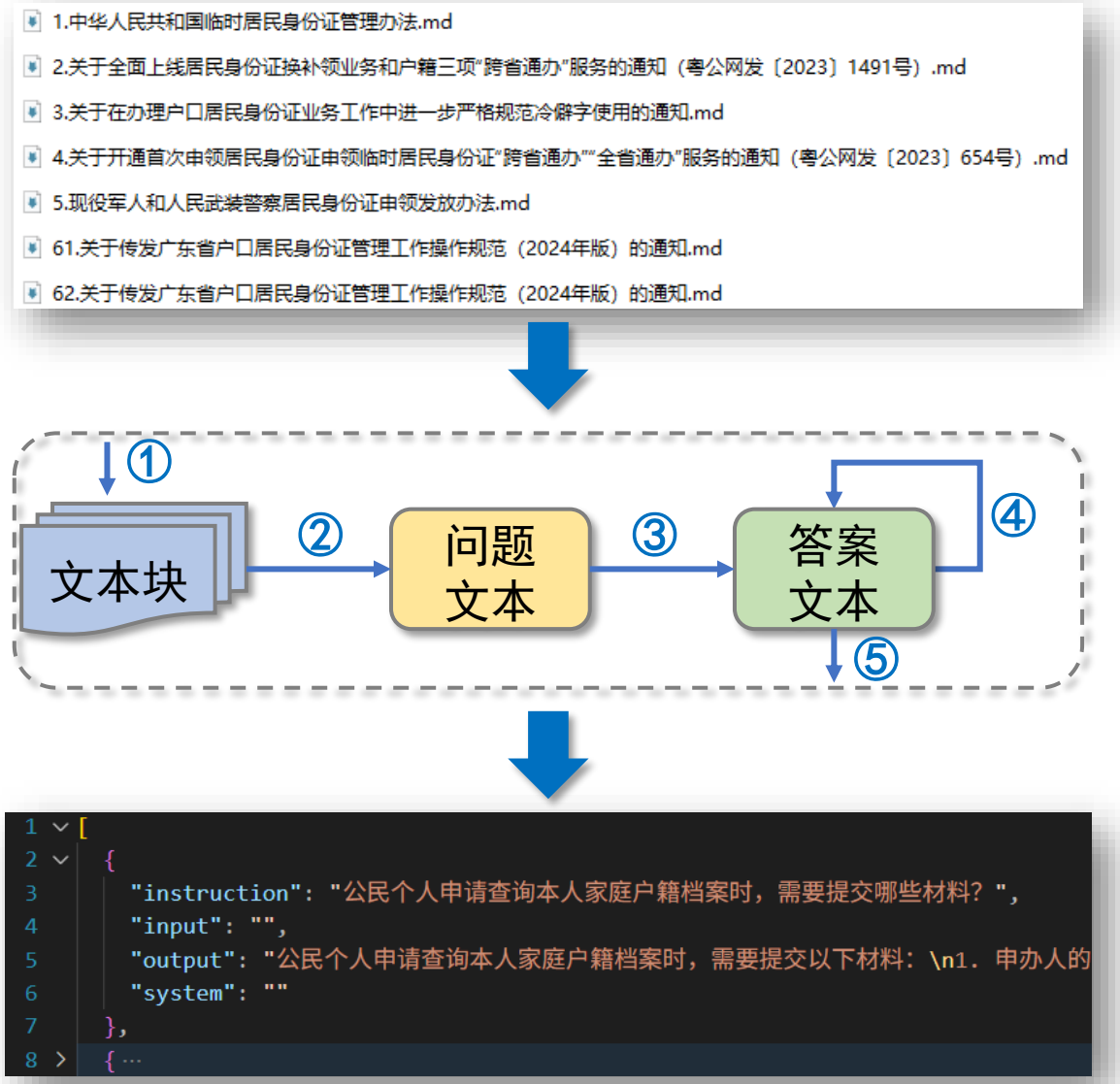
- 基于每个文本块和上一步生成的问题，利用大模型（DeepSeek-R1）生成答案

④ 答案质量评估与优化

- 利用大模型（DeepSeek-R1）评估每个问题-答案对，若原答案质量较差，则给出改进意见指导重新生成高质量答案。

⑤ 问答数据集构造

- 将问答对保存为Alpaca格式的数据集



（约2.2k个问答对）

Easy Dataset https://github.com/ConardLi/easy-dataset

deepseek API: deepseek-ai/DeepSeek-V3.2 & deepseek-ai/DeepSeek-R1

3.模型微调

实验配置

- 训练框架：Unsloth（开源的大模型微调工具，支持高效、低显存训练）
- 微调算法：LoRA
- 基座模型：Qwen2.5-7B-Instruct
- 实验环境：Ubuntu 22.04.5 LTS，NVIDIA A100 80GB，CUDA_12.6，PyTorch_2.9.0+cu128

数据集处理

- 将上一步构造所得数据集随机划分为训练集和验证集两部分，两者分别占比80%和20%
- User Prompt设置（不修改模型的System Prompt）

```
alpaca_prompt_domain_special2 = \
"""你是一名专门负责居民身份证相关业务的政务服务助手。针对用户提问，请遵循以下规范进行答复：
1. 解答内容必须基于居民身份证办理的官方政策，不得编造或杜撰规定。
2. 回答应当简洁准确且清晰规范。
3. 如用户提问与居民身份证业务无关，请礼貌说明并避免提供不确定的信息。
### 用户提问
{instruction}
### 答复
{output}
"""
```

unsloth https://github.com/unslothai/unsloth

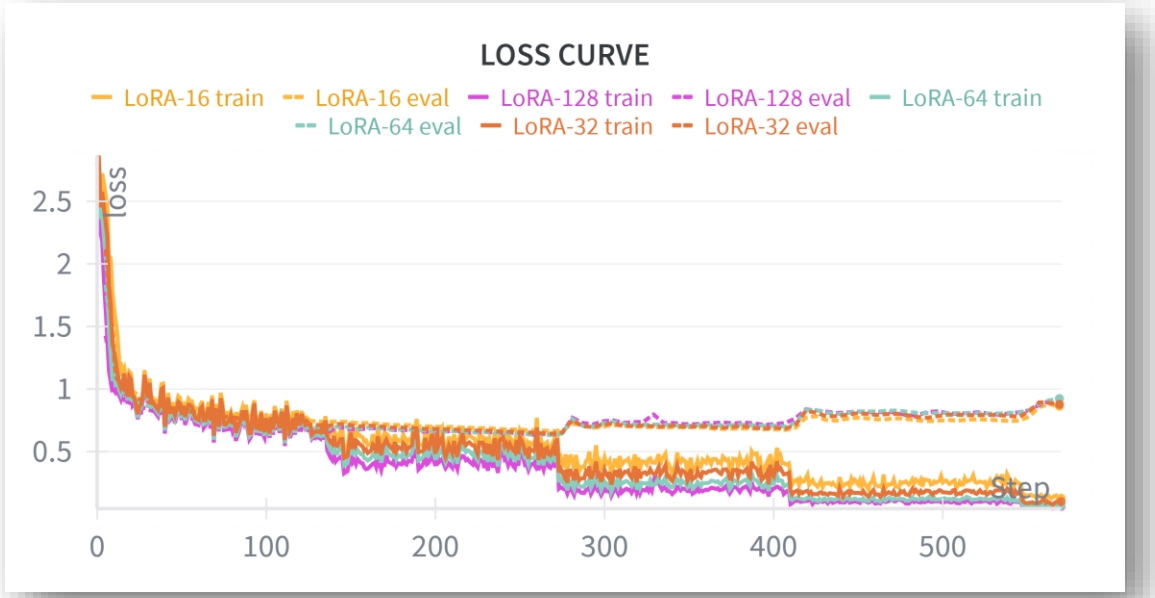
Qwen https://huggingface.co/unsloth/Qwen2.5-7B-Instruct

3.模型微调

关键参数配置

- seed=32
- lora_rank=16/32/64/128; lora_alpha=lora_rank*2; lora_dropout=0; bisa=None
- lora_target_modules= (all linear layers in Attetnion & FFN)
- lr=2e-4; lr_scheduler_type=Linear
- epoch=5 (114 step/epoch)
- batch_size=16=2*8

训练效果



- 四种不同LoRA Rank的配置的损失曲线走势接近
- 每个epoch有114次step，经过近3个epoch的微调后，开始呈现过拟合趋势

4.测试

- **评测指标：**BERT Score（F1/Precision/Recall）、BLEU、ROUGE-L

测试集

Model	F1	Precision	Recall	BLEU	ROUGE-L
Base	0. 7060	0.6797	0. 7404	0.0347	0.0818
LoRA-16	0. 7767	**0.7798**	0. 7810	0.1042	0.0893
LoRA-32	0. 7772	0.7779	0. 7839	0.1217	0.1089
LoRA-64	**0. 7796**	0. 7778	0. 7892	**0.1285**	**0.1282**
LoRA-128	0. 7717	0. 7486	**0. 8023**	0.1174	0.1228

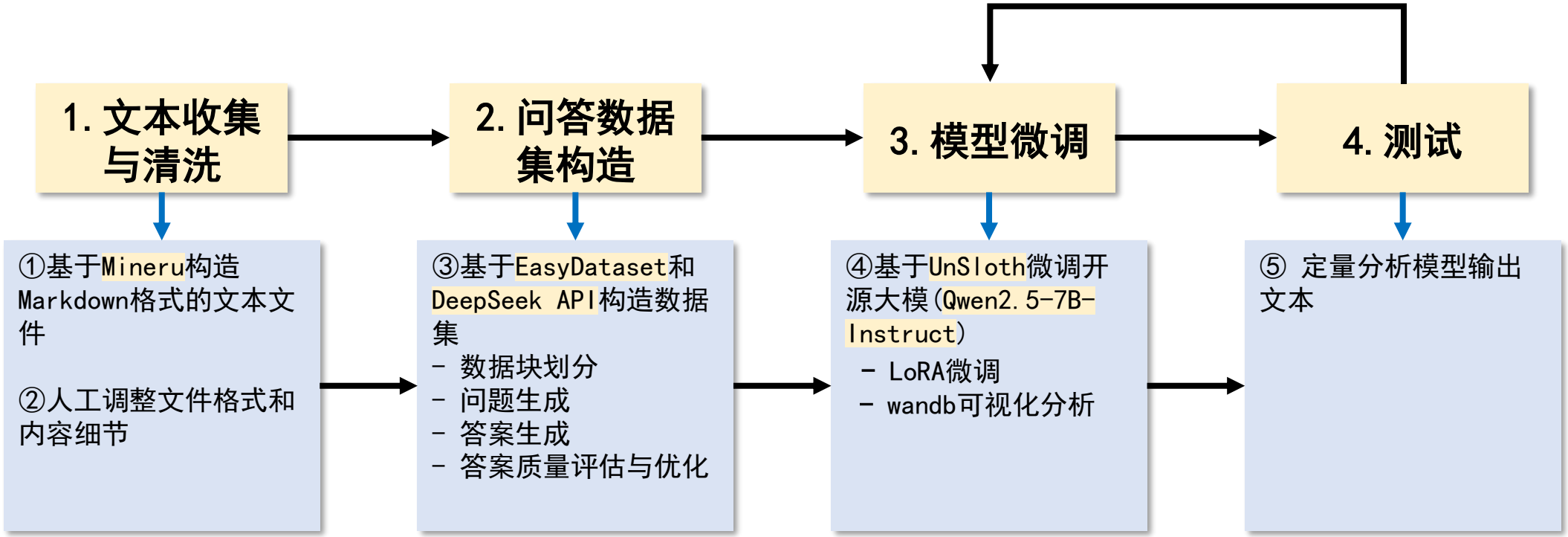
完整数据集

Model	F1	Precision	Recall	BLEU	ROUGE-L
Base	0.7046	0.6781	0.7391	0.0358	0.0698
LoRA-16	0.8709	0.8794	0.8669	0.1841	0.1312
LoRA-32	0.9074	0.9082	0.9092	0.3912	0.1833
LoRA-64	0.9231	0.9301	0.9189	0.4600	0.2027
LoRA-128	**0.9343**	**0.9358**	**0.9350**	**0.5640**	**0.2237**

- BERTScore显著高于ROUGE/BLEU，说明模型主要提升了语义一致性，而非简单记忆或复现标准答案。
- LoRA微调在身份证业务问答任务上明显提升模型性能，在语义一致性（BERTScore）与文本重叠度（BLEU、ROUGE-L）指标上均优于基础模型。
- 在完整数据集上，模型性能随 LoRA Rank 增大呈现稳定提升趋势，表明更高 Rank 在数据充分时具有更强的领域建模能力。
- 相比完整数据集，模型在测试集上的性能提升幅度较小，提示其泛化能力仍有进一步优化空间。

Evaluate https://github.com/huggingface/evaluate

5.总结



- 文本清洗与数据集构造是模型微调任务的主要工作量和难点所在
  - Mineru的文件格式自动化转换会导致文本章节层级错乱，需要人工检查并调整，花费较多时间
  - EasyDataset的数据块划分策略不完善，导致相同业务下不同小节的文本段被切分到不同文本块，语义不连贯
  - 基于大模型生成的问题、答案质量参差不齐；基于质量评估的答案重写的优化效果不明显
- 模型微调部分相关超参数仍需调优，提升模型在测试集的性能表现
- 未使用RAG等方式提升模型能力