AI 鉴宝师项目:核心开发任务重构

● 多模态理解: AI 能同时处理图片和文字输入。

● Agent 决策: AI 能智能地根据用户需求,选择合适的工具。

● RAG 增强: AI 能从外部知识库中检索专业信息, 生成更可靠的报告。

1. 项目模块与开发职责(简化版)

我们将项目精简为三个核心模块,并明确每个模块的最小化开发要求。

模块 A:前端开发 (React)

核心目标:提供一个简洁、功能单一的 Web 界面,作为 AI 核心模块的输入和输出窗口。

最小化功能列表:

●单一页面应用:仅需一个主页面,无需历史记录、搜索等复杂功能。

• UI/UX:

- 一个图片上传区域,支持单张图片上传。
- 一个文本输入框,用于用户提问。
- 一个 "开始鉴赏" 按钮。
- 一个用于实时显示加载状态的区域。
- 一个专门的报告展示区域,用于渲染 AI 返回的 Markdown 格式报告。

● API 调用:

- 仅需调用后端**唯一的**鉴赏接口 (POST /api/v1/appraisal)。
- 将后端返回的 JSON 数据直接渲染到报告展示区。

验收标准:

- 1. 用户能成功上传一张图片并输入问题。
- 2. 点击按钮后,能看到加载动画。
- 3. AI 返回的鉴赏报告能正确、美观地显示。

开发建议:可以跳过复杂的路由、状态管理、用户鉴权等,所有逻辑都集中在一个 React 组件中完成即可。

模块 B:后端服务开发 (Flask)

核心目标:构建一个轻量级 RESTful API 服务, 只负责接收前端请求, 并将请求转发给 AI 核心模块。

最小化功能列表:

● 单一 API 接口:

○ 接口: POST /api/v1/appraisal

○ 处理逻辑:

- 接收前端传来的图片文件和文本问题。
- 将图片文件保存到一个临时目录或直接转为 Base64 编码 , 并传递给 AI Agent 核心服务。
- 调用 AI 核心模块的 Agent,传递图片数据和问题。
- 将 AI Agent 返回的 Markdown 文本报告, 封装成简单的 JSON 格式返回给前端。
- **无需**历史记录持久化、用户管理等。

验收标准:

- 1. POST /api/v1/appraisal 接口能够正常工作。
- 2. 接口能够将图片和问题正确地传递给 AI 核心模块。
- 3. 能够接收并返回 AI 核心模块的最终结果。

开发建议:

- 后端逻辑尽量简单,不处理任何业务逻辑。
- **不强制**使用对象存储(OSS),可以直接将图片暂存在本地文件系统。
- ◆不强制使用数据库,历史记录功能完全可以省略。

模块 C: AI 核心模块 (Agent & RAG)

核心目标:这是项目的重中之重。所有开发资源都应集中于此,确保多模态处理、Agent 和 RAG 功能的可靠性与效果。

关键功能与技术要求(详细版):

- 1. 多模态 RAG 知识库构建
 - a. 要求:必须包含至少500条高质量的图文数据,涵盖不同年代、器型、纹饰的古董。
 - b. **实现**:编写脚本,使用 CLIP 模型对这些图文数据进行编码,并批量存入 Milvus 向量数据库。此知识库的质量直接决定鉴宝的专业性。

2. Agent 智能体

- a. 要求:使用 LangChain 或类似框架,构建一个能够决策的 Agent。
- b. **能力**: Agent 必须具备以下两个核心工具调用能力:
 - i. multimodal_rag_retriever:接收图片和文本,从 Milvus 中检索最相关的图文资料。

- ii. Ilm_generator:接收检索到的上下文和用户问题,调用 LLaVA 模型生成报告。
- c. **Prompt 工程**: Agent 的 Prompt 必须精心设计,明确其"鉴宝师"的角色定位,确保其能根据不同输入做出正确决策(例如,如果用户只问"什么是青花瓷?",Agent 不必调用 RAG,直接用大模型回答即可)。

3. 大模型与微调

- a. 要求:能成功加载 LLaVA 或其他主流多模态模型。
- b. **可选但强烈推荐**:为了体现微调能力,可以准备一个小规模的**鉴宝领域数据集**(例如 20-50 个高质量问答对),并编写脚本对 LLaVA 进行 **LoRA 微调**。最终项目应使用微调后的模型来提供服务。

验收标准:

- 1. **Agent 决策**:能通过一系列测试用例(例如只传图片、只传问题、图文并传),验证 Agent 能够正确调用不同的工具。
- 2. **RAG 效果**:上传一张知识库中没有的图片,但其风格与知识库中某类物品相似,RAG 系统能检索到相关的图文资料。
- 3. 报告质量:生成的鉴赏报告应结构化、有理有据,且能准确识别出图片中的物品特征。
- 4. **微调效果**:如果进行微调,能通过对比微调前后模型的表现,证明微调在鉴宝领域的有效性。

2. 部署与运维(简化版)

所有模块都应进行 Docker 容器化。

- Dockerfile: 为后端和 AI 核心服务分别编写 Dockerfile。
- docker-compose.yml:使用一个简单的 docker-compose.yml 文件,将前端、后端、Milvus、以及可选的 MinIO (用于模拟 OSS)服务编排起来,实现一键启动。

最终交付物:

一个包含所有源代码、Dockerfile 和 docker-compose.yml 的代码库,并附带详细的 README.md 文档。该文档需清晰说明如何启动项目,并简要解释 Agent、RAG 和微调的实现原理。

多模态鉴宝 AI 助理:大模型实战课程大纲(40课时升级版)

本课程分为五大阶段,旨在深入剖析多模态大模型的理论、微调、RAG 和 Agent 四大核心技术,最终完成一个功能强大的商业级项目原型。

第一阶段:理论基石与工具准备(8个课时)

本阶段重点讲解多模态大模型的底层原理,并搭建整个项目所需的开发环境。

- 第1课: AIGC 时代的变革: 多模态大模型概述
 - 多模态大模型的定义、发展历程与应用前景。
 - **课程项目简介**:为何选择"AI 鉴宝师"作为实战项目。
- 第2课:从 CV 到多模态:计算机视觉核心模型回顾
 - CNN、Transformer 在图像处理中的应用。
 - 图像编码器与文本编码器的作用。
- ●第3课:多模态核心:CLIP与LLaVA深度剖析
 - CLIP: 对比学习与图文对齐的原理。
 - LLaVA:视觉指令微调与多模态对话能力。
- 第4课:环境搭建: Python、PyTorch 与核心库安装
 - 搭建 Anaconda/Miniconda 环境。
 - 安装 Transformers、LangChain、Milvus-SDK 等关键库。
- ●第5课:容器化魔法:Docker 与 Docker Compose 基础
 - 理解容器化概念与 Docker 的作用。
 - 编写 Dockerfile 与 docker-compose.yml。
- 第6课:向量数据库的秘密: Milvus 快速上手
 - 理解向量数据库的原理与优势。
 - Milvus 的安装与基本操作(Collection 创建、数据插入、查询)。
- 第7课: Prompt Engineering 精讲: 高效指令设计原则
 - 掌握 Prompt 的设计技巧,如角色设定、任务拆解。
 - 实战: Few-shot Prompting 与 Chain-of-Thought。
- 第8课:项目架构总览:前后端分离与核心模块设计
 - 梳理项目的整体技术架构。
 - 讲解前后端、Agent、RAG 和微调模块之间的协作关系。

第二阶段:多模态大模型微调实战(9个课时)

本阶段将深入讲解大模型微调的理论与实践,赋予模型专业的"鉴宝"能力。

- 第9课: 大模型微调理论: 为什么需要微调?
 - 深入理解微调的意义,解决领域知识缺乏与指令遵循问题。
 - 全量微调与参数高效微调(PEFT)的对比。
- ●第10课:参数高效微调(PEFT)详解:LoRA核心原理
 - LoRA 的数学原理讲解:低秩矩阵分解的直观理解。
 - LoRA 的优势:内存占用小、训练速度快。
- 第11课:多模态微调数据集准备
 - 讲解高质量鉴宝图文问答对的收集与标注方法。
 - 实战:编写脚本,将原始数据转换为模型可用的微调格式。
- 第12课: LLaVA 模型加载与微调环境配置
 - 使用 Transformers 库加载 LLaVA 模型。
 - 配置 GPU 环境,准备微调所需的训练脚本。
- 第13课: 微调实战: 使用 LoRA 对 LLaVA 进行微调 ()
 - 编写 PyTorch 训练脚本,集成 PEFT 库。
 - 参数设置与训练过程详解。
- 第14课:微调实战:使用 LoRA 对 LLaVA 进行微调 (二)

- 处理训练中的常见问题,如显存溢出、梯度爆炸。
- 使用 wandb 等工具进行训练可视化。
- 第15课:模型评估:微调效果如何量化?
 - 介绍常用的微调模型评估指标。
 - 实战:编写脚本,对比微调前后模型在鉴宝任务上的表现。
- 第16课:模型保存与加载:如何使用微调后的模型?
 - 保存微调后的 LoRA 适配器权重。
 - 讲解如何在推理阶段加载基础模型与 LoRA 权重。
- 第17课: 微调模型 API 封装
 - 编写一个独立的 Python 函数, 封装微调后的 LLaVA 模型推理服务。

第三阶段:多模态 RAG 与知识库构建(9个课时)

本阶段将深入讲解 RAG 技术,并带领学员从零开始构建一个多模态鉴宝知识库。

- 第18课: RAG 核心思想: 大模型为什么需要知识库
 - 深入理解 RAG 的工作原理,解决大模型的"幻觉"问题。
 - RAG 在知识密集型任务中的优势。
- 第19课:多模态 Embedding: CLIP 模型深度剖析
 - CLIP 模型原理讲解:如何将图片和文本映射到同一向量空间。
 - 实战:使用 CLIP 模型对图文数据进行编码。
- 第20课:知识库数据收集与清洗
 - 讲解鉴宝图录、拍卖记录等资料的收集方法。
 - 实战:编写脚本,批量处理原始图文数据。
- 第21课:数据工程实战:图文数据批量编码与向量化
 - 编写脚本,批量调用 CLIP 模型进行向量编码。
 - 解决数据批处理中的常见问题。
- 第22课: Milvus 实践: 创建与管理多模态向量集合
 - 使用 Milvus-SDK 创建 Collection, 定义字段 Schema。
 - 将编码后的向量与元数据批量导入 Milvus。
- 第23课: 向量检索策略: ANN 与精确搜索
 - 理解近似最近邻搜索(ANN)算法原理。
 - 优化检索性能,如索引选择、参数调优。
- 第24课: RAG 检索工具封装: 为 Agent 打造"千里眼"
 - 编写一个独立的 Python 函数,实现图片与文本的混合检索。
 - 返回检索到的 top-k 相似图文片段。
- 第25课:检索结果的质量评估与优化
 - 如何评估检索结果的相关性?
 - 讲解 Re-ranking (重排序)技术的应用。
- 第26课: RAG 端到端流程串讲
 - 回顾并梳理从用户输入到检索结果的全流程。

第四阶段:Agent 智能体开发(8个课时)

本阶段将独立讲解 Agent 智能体的核心思想、框架与实战,使其能够智能地调用 RAG 和微调后的模型。

- 第27课: Agent 思想: 从大模型到智能体
 - Agent 的概念、核心组件(规划、工具、记忆)。
 - LangChain Agent 框架的原理与架构。
- 第28课:工具箱打造:为 Agent 赋能
 - 如何为 Agent 封装自定义工具?
 - 实战: 封装多模态 RAG 检索工具和微调模型生成工具。
- 第29课: Agent 决策链条构建
 - 理解 ReAct (Reasoning and Acting)框架。
 - 如何设计 Agent 的 Prompt , 引导它根据用户问题做出正确决策。
- 第30课: Agent 核心逻辑实现与测试
 - 使用 LangChain AgentExecutor 框架,连接大模型与工具。
 - 编写测试用例,验证 Agent 在不同场景下的表现。
- ●第31课:端到端集成:Agent、RAG 与微调模型的融合
 - 如何将 RAG 检索结果作为上下文,传递给 Agent。
 - 如何让 Agent 最终调用微调后的模型生成报告。
- 第32课: Agent 记忆与对话管理
 - 为 Agent 添加历史记忆功能。
 - 处理多轮对话中的上下文依赖问题。
- 第33课: Agent 工具箱扩展
 - 为 Agent 增加 Web 搜索工具,用于获取最新拍卖信息。
- ●第34课:Agent、RAG、微调三大技术栈总结
 - 回顾并梳理三大技术栈的融合与协同工作方式。

第五阶段:项目上线与未来优化(6个课时)

本阶段将把 AI 核心能力与 Web 应用相结合,完成项目部署,并探讨其商业化前景。

- 第35课: Flask 后端服务开发
 - Flask 框架入门,构建 RESTful API。
 - 编写鉴赏接口,处理文件上传与请求转发。
- 第36课: React 前端开发
 - React 基础组件与状态管理。
 - 实现图片上传、提问、报告渲染的界面。
- 第37课:前后端联调与API测试
 - 使用 Postman 或 curl 对后端接口进行测试。
 - 解决跨域请求等常见问题。
- 第38课: 一键部署: Docker Compose 服务编排
 - 编写完整的 docker-compose.yml 文件。
 - 实战:在云服务器上使用 Docker Compose 启动整个应用。
- 第39课:部署优化与性能调优
 - 如何为容器配置 GPU 资源。
 - 探讨服务性能瓶颈与优化方案(如模型量化、批处理)。
- 第40课:项目总结与商业化思考
 - 回顾项目开发全流程。
 - 探讨"AI 鉴宝师"项目的商业模式与未来发展方向。