https://api-docs.deepseek.com/zh-cn/

```
1
    from openai import OpenAI
 2
 3
    client = OpenAI(api key="<DeepSeek API Key>", base url="https://api.deepseek.com")
 4
 5
    response = client.chat.completions.create(
        model="deepseek-chat",
 6
 7
        messages=[
            {"role": "system", "content": "You are a helpful assistant"},
 8
 9
            {"role": "user", "content": "Hello"},
10
        1.
        stream=False
11
12
    )
13
14
    print(response.choices[0].message.content)
```

作业2

ollama 问答: https://blog.csdn.net/weixin_49938804/article/details/138320957

作业 3

检索增强生成(RAG)作为一种创新的AI框架,通过将生成式大语言模型(LLM)与外部可更新、可信赖的知识源相结合,从根本上解决了LLM固有的"幻觉"、知识时效性滞后以及不可控性等核心挑战。

检索增强生成(RAG)是一种将传统信息检索系统(如搜索和数据库)的优势与生成式大语言模型(LLM)的能力相结合的AI框架。其核心思想是,在LLM生成回答之前,首先从外部知识库中检索与用户查询相关的实时信息,并将这些信息作为额外的上下文提供给LLM,从而引导LLM生成更准确、更具事实依据的回答。这种方法将LLM的语言技能与其内部预训练数据之外的外部数据和世界知识相结合,能够使输出更准确、更及时,并且与特定需求高度相关。

RAG系统的工作流程通常包含几个关键步骤:首先是检索和预处理,系统利用强大的搜索算法查询外部数据源,如网页、知识库或数据库,并对检索到的信息进行预处理。

RAG系统通常由三个主要模块构成:知识构建与索引、检索和生成。这些模块协同工作,以确保最终输出的准确性和上下文相关性。

- 数据准备: 首先,需要识别、获取和加载要与LLM共享的源文档,这些文档可以是文本文件、数据库表或PDF格式。在此阶段,进行数据清理与标注至关重要。收集到的数据可能存在错误、冗余或不一致等问题,需要进行清理,并添加元数据信息以提高索引数据的质量。
- 文本切分策略(Chunking): 将文档切分成可管理的小块是RAG工作流中的一个关键预处理步骤。不当的 切分可能会导致检索到不相关或不完整的响应,从而降低用户体验。目前,业界主要采用以下几种主流策略:
 - o **固定大小/递归切分**: 这是最常见的切分方法,基于字符或Token进行硬切,可以指定前后重叠的大小来保留上下文语义。

- **页面级切分**: 这种策略将文档的每一页都作为一个单独的块。有研究表明,页面级切分是RAG系统最有效的默认策略,因为它在不同文档类型中提供了最高的平均准确率和最一致的性能。页面的静态边界也使引用和追溯功能更易于实现,因为每个块都对应一个固定的页面来源。
- **语义切分**:旨在确保每个块包含一个完整的语义单元。这种方法可以基于不同段落的嵌入差异或使用LLM辅助进行切分,以达到更"智能"的效果。