5.基于问答的 Prompt 构建

在前面的章节,已经介绍了根据本地知识文档,搭建一个向量知识库。 下面,将使用搭建好的向量数据库,对 query 查询问题进行召回,并将召回结果和 query 结合起来构建 prompt,输入到大模型中进行问答。

1.加载向量数据库

```
Python from langchain.vectorstores import Chroma from langchain.embeddings.openai import OpenAIEmbeddings # 调用 OpenAI 的 Embeddings 模型 import openai from dotenv import load_dotenv, find_dotenv import os

_ = load_dotenv(find_dotenv()) # read local .env file openai.api_key = os.environ['OPENAI_API_KEY']
```

加载本地向量数据库,其中包含多个文档的 Embedding

```
# 定义 Embeddings
embedding = OpenAIEmbeddings()

# 向量数据库持久化路径
persist_directory = 'database/vector_zhipuai_db/chroma'

# 加载数据库
vectordb = Chroma(
    persist_directory=persist_directory, # 允许我们将persist_director
y目录保存到磁盘上
    embedding_function=embedding
)
```

Python

```
print(f"向量库中存储的数量:{vectordb._collection.count()}")
```

可以测试一下加载的向量数据库,使用一个问题 query 进行向量检索。如下代码会在向量数据库中根据相似性进行检索,返回前 k 个最相似的文档。

```
Python
question = "什么是C++"
docs = vectordb.similarity_search(question,k=3)
print(f"检索到的内容数: {len(docs)}")

Python
# 打印检索内容
for i, doc in enumerate(docs):
    print(f"检索到的第{i}个内容: \n {doc.page_content[:200]}", end="\n-----\n")
```

2.创建 LLM

在这里,调用 LangChain 封装的 LLM 类

3.构建 Prompt

```
      Python

      from langchain.prompts import PromptTemplate

      # template = """基于以下已知信息,简洁和专业的来回答用户的问题。

      # 如果无法从中得到答案,请说 "根据已知信息无法回答该问题" 或 "没有提供足够的相关信息",不允许在答案中添加编造成分。

      # 答案请使用中文。

      # 总是在回答的最后说"谢谢你的提问!"。
```

再创建一个基于模板的检索链:

创建检索 QA 链的方法 RetrievalQA.from_chain_type() 有如下参数:

- 11m: 指定使用的 LLM
- 指定 chain type:
 RetrievalQA.from_chain_type(chain_type="map_reduce"), 也可以利用 load_qa_chain() 方法指定 chain type。
- 自定义 prompt : 通过在 RetrievalQA.from_chain_type() 方法中,指定 chain_type_kwargs 参数,而该参数: chain_type_kwargs = {"prompt": PROMPT}
- 返回源文档:通过 RetrievalQA.from_chain_type()方法中指定:
 return_source_documents=True 参数;也可以使用

RetrievalQAWithSourceChain() 方法,返回源文档的引用(坐标或者叫主键、索引)

4.添加历史对话记忆功能

现在已经实现了通过上传本地知识文档,然后将它们保存到向量知识库,通过将查询问题与向量知识库的召回结果进行结合输入到 LLM 中,就得到了一个相比于直接让 LLM 回答要好得多的结果。在与语言模型交互时,可能已经注意到一个关键问题 – 它们并不记得你之前的交流内容。这在构建一些应用程序(如聊天机器人)的时候,带来了很大的挑战,使得对话似乎缺乏真正的连续性。这个问题该如何解决呢?

4.1 记忆

LangChain 中的储存模块,即将先前的对话嵌入到语言模型中的,使其具有连续对话的能力。使用 ConversationBufferMemory ,它保存聊天消息历史记录的列表,这些历史记录将在回答问题时与问题一起传递给聊天机器人,从而将它们添加到上下文中。

```
Python from langchain.memory import ConversationBufferMemory

memory = ConversationBufferMemory(
    memory_key="chat_history", #与 prompt 的输入变量保持一致。
    return_messages=True #将以消息列表的形式返回聊天记录,而不是单个字符串
)
```

4.2 对话检索链(ConversationalRetrievalChain)

对话检索链(ConversationalRetrievalChain)在检索 QA 链的基础上,增加了处理对话历史的能力。

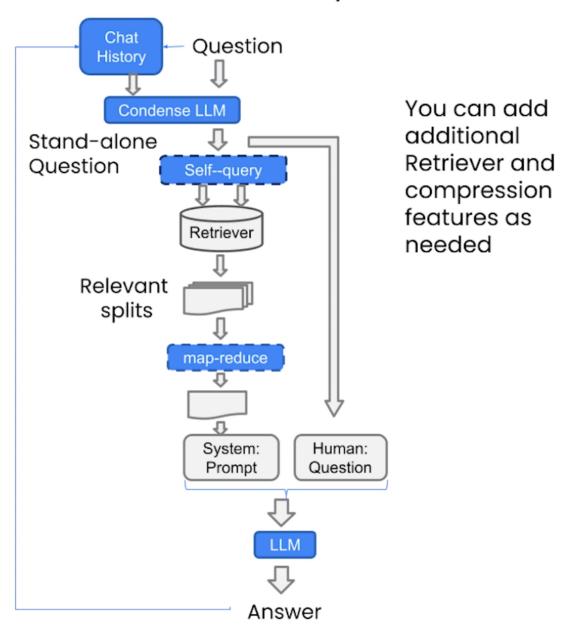
它的工作流程是:

- 1. 将之前的对话与新问题合并生成一个完整的查询语句。
- 2. 在向量数据库中搜索该查询的相关文档。
- 3. 获取结果后,存储所有答案到对话记忆区。
- 4. 用户可在 UI 中查看完整的对话流程。





Modular Components



这种链式方式将新问题放在之前对话的语境中进行检索,可以处理依赖历史信息的查询。并保留所有信息在对话记忆中,方便追踪。

接下来让可以测试这个对话检索链的效果:

先加载向量数据库和 LLM!

Python from langchain.vectorstores import Chroma from langchain.embeddings.openai import OpenAIEmbeddings # 调用 OpenAI 的 Embeddings 模型 import openai

```
from dotenv import load_dotenv, find_dotenv
import os
_ = load_dotenv(find_dotenv()) # read local .env file
openai.api_key = os.environ['OPENAI_API_KEY']
# 定义 Embeddings
embedding = OpenAIEmbeddings()
# 向量数据库持久化路径
persist_directory = 'database/vector_zhipuai_db/chroma'
# 加载数据库
vectordb = Chroma(
    persist_directory=persist_directory, # 允许我们将persist_director
y目录保存到磁盘上
    embedding_function=embedding
)
# 创建LLM
from zhipuai_llm import ZhipuAILLM
llm = ZhipuAILLM(model="chatglm_pro",
                zhipuai_api_key=api_key,
                temperature=0.1)
```

对话检索链: