

法律助手-基于蓝心大模型的RAG应用

Legal Assistant - RAG application based on the Blue Heart Large Model

汇报人: 魏苏州 学号: 2120230757



软件背景与意义 Project Background and Significance

02 RAG架构
System Architecture

03 技术路线 System Design

04 软件价值
System Implementation



软件背景与意义



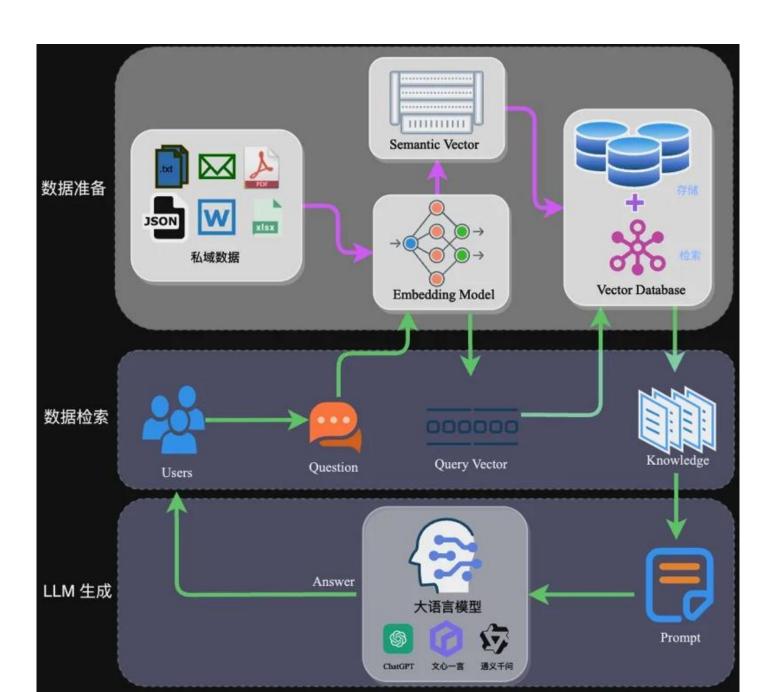
≱ 背景: 大模型浪潮已经席卷了很多行业,但当涉及到行业细分领域时,通用大模型就会面临专业知识不足的问题。相对于成本昂贵的"Post Train"或"SFT",基于RAG的技术方案往往成为一种更优选择。

知识的局限性: 大模型的训练集基本都是构建于网络公开的数据,对于一些实时性的、非公开的或离线的数据是无法获取到的。

○ 幻觉问题:有时候大模型会一本正经地胡说八道,尤其是在大模型自身不具备某一方面的知识或不擅长的 场景。而这种幻觉问题的区分是比较困难的,因为它要求使用者自身具备相应领域的知识。



RAG的核心理解为 "检索+生成",前 者主要是利用向量数 据库的高效存储和检 索能力,召回目标知识;后者则是利用大 模型和Prompt工程, 将召回的知识合理利 用,生成目标答案。







应用阶段



数据入库

向量化

数据准备阶段

文本分割

数据提取

1 用户提问

2

数据检索

3 注入Prompt

1) LL

LLM生成答案



技术路线



★ 数据提取:包括多格式数据加载、不同数据源获取等,根据数据自身情况,将数据处理为同一个范式,包 括数据过滤,格式化等。

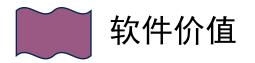
- 文本分割:文本分割主要考虑两个因素: 1) embedding模型的Tokens限制情况; 2) 语义完整性对整 体的检索效果的影响。
 - 句分割: 以"句"的粒度进行切分, 保留一个句子的完整语义。常见切分符包括: 句号、感叹号、问号、 换行符等。
 - 固定长度分割:根据embedding模型的token长度限制,将文本分割为固定长度(例如256/512个 tokens) 。
- 向量化(embedding):向量化将文本数据转化为向量矩阵,该过程会直接影响到后续检索的效果。
- 数据入库:向量化后构建索引,写入数据库,适用于RAG数据库: FAISS、Chromadb、milvus等。





- ✓ 数据检索:常见的数据检索方法包括:相似性检索、全文检索等,根据检索效果,一般可以选择多种检索方式融合,提升召回率。
 - 相似性检索: 即计算查询向量与所有存储向量的相似性得分,返回得分高的记录。常见的相似性计算方法包括: 余弦相似性、欧氏距离、曼哈顿距离等。
 - 全文检索:全文检索是一种比较经典的检索方式,在数据存入时,通过关键词构建索引;在检索时,通过关键词进行全文检索,找到对应的记录。

注入Prompt: Prompt作为大模型的直接输入,是影响模型输出准确率的关键因素之一。在RAG场景中,Prompt一般包括任务描述、背景知识(检索得到)、任务指令(一般是用户提问)等,根据任务场景和大模型性能,也可以在Prompt中适当加入其他指令优化大模型的输出。









感谢观看, 恳请指导

Thanks for listening and please guide me

汇报人: 魏苏州

