多跳推理医疗知识问答系统

这是一个基于RAG (Retrieval-Augmented Generation) 技术的医疗知识问答系统,支持多知识库管理、多轮对话和创新的多跳推理功能。系统可以通过本地知识库和联网搜索获取信息,为医疗健康相关问题提供智能回答。

1. 文件结构

2. 安装与部署

环境要求

- Python 3.10+
- CUDA 支持(可选,用于GPU加速)

依赖库

```
pip install -r requirements.txt
```

快速部署

1. 配置API密钥

编辑 config.py 文件, 设置必要的API密钥:

```
# 向量化API配置 (阿里云通义千问)
api_key = "sk-你的API密钥"
base_url = "https://dashscope.aliyuncs.com/compatible-mode/v1"

# LLM API配置 (阿里云通义千问)
llm_api_key = "sk-你的API密钥"
llm_base_url = "https://dashscope.aliyuncs.com/compatible-mode/v1"
llm_model = "qwen-plus"
```

配置API密钥(新用户免费赠送100万token)

https://bailian.console.aliyun.com/?spm=a2c4g.11186623.0.0.3c4a72a3Z9MBH1#/home

2. 启动系统

```
python rag.py
```

系统将在以下地址启动:

• 本地访问: http://localhost:7860

• 公网访问:启动时会显示share链接

3. 系统功能

• 客 多知识库管理: 创建、删除、查看多个知识库

• **文件导入**: 支持上传TXT和PDF文件到知识库

• 🔍 语义检索: 基于向量相似度的文档检索

• 🕝 多跳推理:创新的多跳推理机制,通过迭代检索和推理找到更全面的答案

• # 联网搜索: 集成web搜索功能补充知识库信息

• ② 多轮对话: 支持基于历史上下文的对话

• 🚀 流式响应: 实时显示检索和推理过程

• II 表格输出: 支持以Markdown表格输出结构化信息

4. 核心算法

4.1 语义分块 (Semantic Chunking)

系统使用增强的句子分割器将文档分成语义连贯的块, 优化检索效果:

```
def semantic_chunk(text: str, chunk_size=800, chunk_overlap=20) -> List[dict]:
    class EnhancedSentenceSplitter(SentenceSplitter):
    # 增强的分句器, 支持中文标点
    def __init__(self, *args, **kwargs):
        custom_seps = ["; ", "!", "?", "\n"]
        separators = [kwargs.get("separator", "。")] + custom_seps
        kwargs["separator"] = '|'.join(map(re.escape, separators))
        super().__init__(*args, **kwargs)
```

4.2 多跳推理RAG系统

多跳推理是系统的核心创新点,实现了迭代式的检索和推理过程:

```
class ReasoningRAG:
"""
多跳推理RAG系统,通过迭代式的检索和推理过程回答问题,支持流式响应
"""
```

```
def retrieve and answer(self, query: str, use table format: bool = False) ->
Tuple[str, Dict[str, Any]]:
       执行多跳检索和回答生成的主要方法
       # 初始检索
       query_vector = self._vectorize_query(query)
       initial_chunks = self._retrieve(query_vector, self.initial_candidates)
       # 初始推理
       reasoning = self._generate_reasoning(query, initial_chunks, hop_number=0)
       # 迭代跳数进行检索和推理
       hop = 1
       while (hop < self.max hops and
              not reasoning["is sufficient"] and
              reasoning["follow up queries"]):
           # 处理每个后续查询
           for follow_up_query in reasoning["follow_up_queries"]:
               # 为后续查询检索
               follow_up_vector = self._vectorize_query(follow_up_query)
               follow_up_chunks = self._retrieve(follow_up_vector,
self.refined_candidates)
           # 为此跳数生成推理
           reasoning = self._generate_reasoning(
               query,
               hop_chunks,
               previous queries=all queries[:-1],
               hop_number=hop
           )
           hop += 1
       # 合成最终答案
       answer = self._synthesize_answer(query, all_chunks, reasoning_steps,
use_table_format)
```

4.3 向量化与检索

系统使用FAISS进行高效的向量检索:

```
def build_faiss_index(vector_file, index_path, metadata_path):
# 从向量数据构建FAISS索引
vectors = [item['vector'] for item in valid_data]
vectors = np.array(vectors, dtype=np.float32)

# 根据向量数量选择索引类型
if nlist >= 1 and n_vectors >= nlist * 39:
    quantizer = faiss.IndexFlatIP(dim)
```

```
index = faiss.IndexIVFFlat(quantizer, dim, nlist)
if not index.is_trained:
    index.train(vectors)
index.add(vectors)
else:
    index = faiss.IndexFlatIP(dim)
    index.add(vectors)
```

5. API集成

系统支持通过OpenAI兼容接口调用第三方嵌入和LLM服务:

```
def vectorize_query(query, model_name=Config.model_name, batch_size=Config.batch_size) ->
np.ndarray:
    """向量化文本查询,返回嵌入向量"""
    embedding_client = OpenAI(
        api_key=Config.api_key,
        base_url=Config.base_url
    )

completion = embedding_client.embeddings.create(
        model=model_name,
        input=batch,
        dimensions=Config.dimensions,
        encoding_format="float"
    )
```

6. 使用指南

6.1 知识库管理

- 1. 创建知识库
 - 在"知识库管理"标签页输入知识库名称
 - 。 点击"创建知识库"按钮
- 2. 上传文件
 - o 选择要上传的TXT或PDF文件
 - 。 点击上传按钮
 - 系统会自动处理文件并构建索引

6.2 提问方式

- 1. 切换到"对话交互"标签页
- 2. 选择要使用的知识库
- 3. 配置对话设置:
 - 。 启用/禁用联网搜索

- 启用/禁用表格格式输出
- 启用/禁用多跳推理
- 4. 输入问题并提交
- 5. 查看检索进展和回答结果