





RAG 技术详解与实践应用

第2讲: 10分钟上手一个最小可用RAG系统













- 1. 上节回顾
- 2. 环境准备
- 3. RAG基本组件简介
- 4. 你的第一个RAG程序



上节回顾







大模型简介及局限

- 大模型是一种基于深度学习的人工智能技术
- 大模型通常由数十亿甚至 数万亿个参数构成
- 大模型存在的数据依赖性强、幻觉严重等问题
- RAG可以提高大模型的准 确性和可靠性

RAG的基本流程

- 在线召回的流程是先对海量的文本进行检索,再结合检索到的文段,进行相关文案的生成。
- 离线文本解析的流程是先 文档读取与解析,然后对 解析的文段进行预处理, 最后进行索引构建和存储 优化

RAG的更多可能性

- Naïve RAG
- Retrieve-and-rerankRAG
- Multimodal RAG
- Graph RAG
- Hybrid RAG
- Agentic RAG











- 1. 上节回顾
- 2. 环境准备
- 3. RAG基本组件简介
- 4. 你的第一个RAG程序



环境配置











Python & Pip

LazyLLM



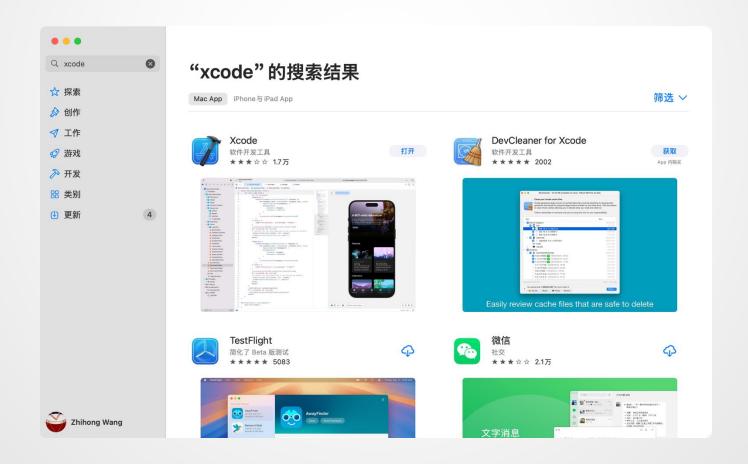
环境配置 – 以MacBook为例







- 1. sudo xcode-select -s /Applications/Xcode.app/Contents/Developer # 确保路径正确
- 2. sudo xcodebuild -license accept # 接受许可证协议
- 3. xcode-select --install # 安装 Xcode 命令行工具





环境配置 – 以MacBook为例







- 1. /bin/bash -c "\$(curl -fsSL https://raw.githubusercontent.com/Homebrew/install/HEAD/install.sh)"
- 2. echo 'eval "\$(/opt/homebrew/bin/brew shellenv)"' >> ~/.zshrc
- 3. source ~/.zshrc
- 4. brew install pyenv
- 5. pyenv install 3.10.0
- 6. echo 'export PYENV_ROOT="\$HOME/.pyenv"' >> ~/.zshrc
- 7. echo 'export PATH="\$PYENV_ROOT/bin:\$PATH"' >> ~/.zshrc
- 8. echo 'eval "\$(pyenv init --path)"' >> ~/.zshrc
- 9. echo 'eval "\$(pyenv init -)"' >> ~/.zshrc
- 10. source ~/.zshrc
- 11. pyenv global 3.10.0
- 12. python -m venv lazyllm
- 13. source lazyllm/bin/activate



Spacy包不兼容 Python3.13

环境配置









从pip安装

pip install lazyllm

从源码安装

git clone https://github.com/LazyAGI/LazyLLM.git

cd LazyLLM

pip3 install -r requirements.txt

export PYTHONPATH=\$PWD:\$PYTHONPATH



API Key配置







平台	获取 api key	需要设置的环境变量
日日新	获取访问密钥(ak and sk), 获取访问密钥(only api key)	LAZYLLM_SENSENOVA_API_KEY, LAZYLLM_SENSENOVA_SECRET_KEY
<u>OpenAl</u>	<u>获取访问密钥</u>	LAZYLLM_OPENAI_API_KEY
<u>智谱</u>	<u>获取访问密钥</u>	LAZYLLM_GLM_API_KEY
<u>Kimi</u>	<u>获取访问密钥</u>	LAZYLLM_KIMI_API_KEY
通义于问	<u>获取访问密钥</u>	LAZYLLM_QWEN_API_KEY
豆包	<u>获取访问密钥</u>	LAZYLLM_DOUBAO_API_KEY

export LAZYLLM_<使用的平台环境变量名称,大写>_API_KEY=<申请到的api key>

执行如下代码,验证Key是否配置成功

import lazyllm

chat = lazyllm.OnlineChatModule()

lazyllm.WebModule(chat, port=range(23466, 23470)).start().wait()



API Key配置



















- 1. 上节回顾
- 2. 环境准备
- 3. RAG基本组件简介
- 4. 你的第一个RAG程序

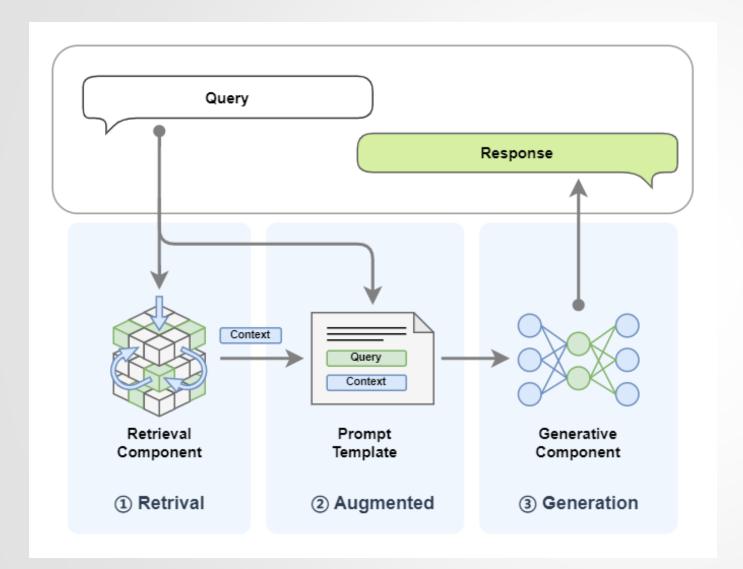


RAG流程回顾









RAG的在线工作流程可以归纳成以下三步:

检索 (Retrieval)

用户输入问题后,系统会基于该输入在知识库 中检索相关内容。

增强 (Augmented)

检索到的文本内容会作为额外的上下文,与用 户输入一起提供给大模型。

生成 (Generatation)

大模型结合检索到的信息和自身的预训练知识, 生成最终的回答。

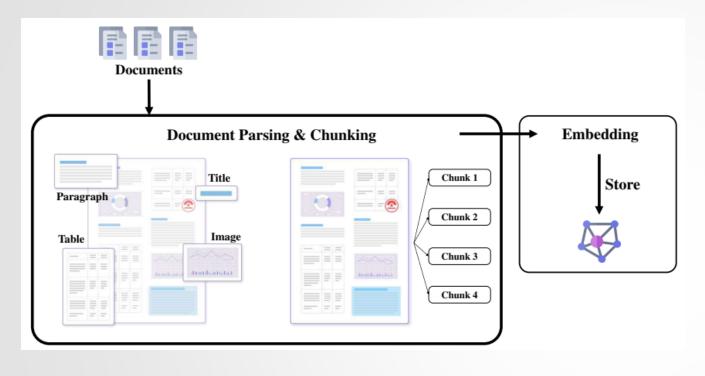


RAG流程回顾









RAG的离线工作流程可以归纳成以下三步:

● 文档读取和解析 (Reader)

把各种格式的文档加载到系统中,可以借助开源工具(如MinerU)来提高解析的准确率。

- 分块和向量化 (Transform and Vectorize) 对收集到的原始数据进行清洗、去重、分块等预处理工作,然后进行向量化。
- 索引和存储 (Indexing and Store)

利用**向量数据库**或其他高效的向量检索工具,将处理后的文本数据进行高效的存储和索引。



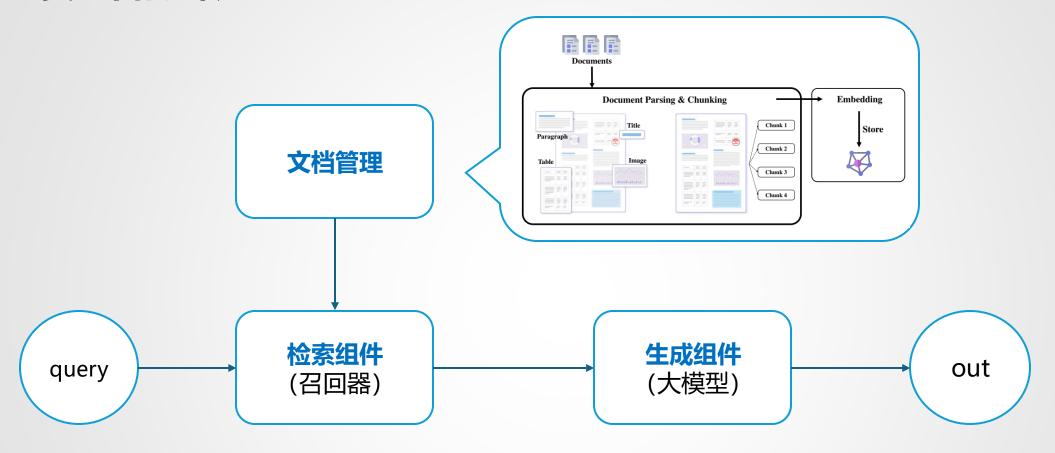
RAG要包含的部分











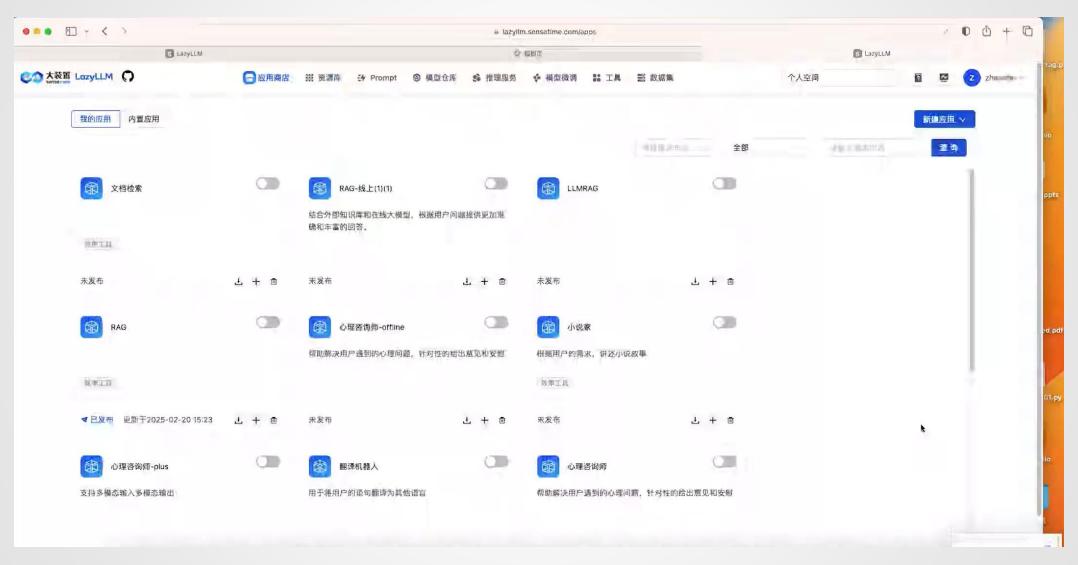


文档管理









文档管理







1. from lazyllm import Document # 传入绝对路径

2. doc = Document("/path/to/docs/")

自动扫描路径下的所有文件,并进行文档的加载

详细使用可以参考https://docs.lazyllm.ai/zh-cn/stable/API%20Reference/tools/

class lazyllm.tools.Document

Bases: ModuleBase

初始化一个具有可选用户界面的文档模块。

此构造函数初始化一个可以有或没有用户界面的文档模块。如果启用了用户界面,它还会提供一个 ui界面来管理文档操作接口,并提供一个用于用户界面交互的网页。

Parameters:

- dataset_path (str) 数据集目录的路径。此目录应包含要由文档模块管理的文档。
- embed (Optional[Union[Callable, Dict[str, Callable]]], default: None) 用于生成文档 embedding 的对象。如果需要对文本生成多个 embedding,此处需要通过字典的方式指定多个 embedding 模型,key 标识 embedding 对应的名字, value 为对应的 embedding 模型。
- manager (bool, default: False) 指示是否为文档模块创建用户界面的标志。默认为 False。
- launcher (optional, default: None) 负责启动服务器模块的对象或函数。如果未提供,则使用 lazyllm.launchers 中的默认异步启动器(sync=False)。
- store_conf (optional, default: None) 配置使用哪种存储后端和索引后端。
- doc_fields (optional, default: None) 配置需要存储和检索的字段继对应的类型(目前只有 Milvus 后端会用到)。

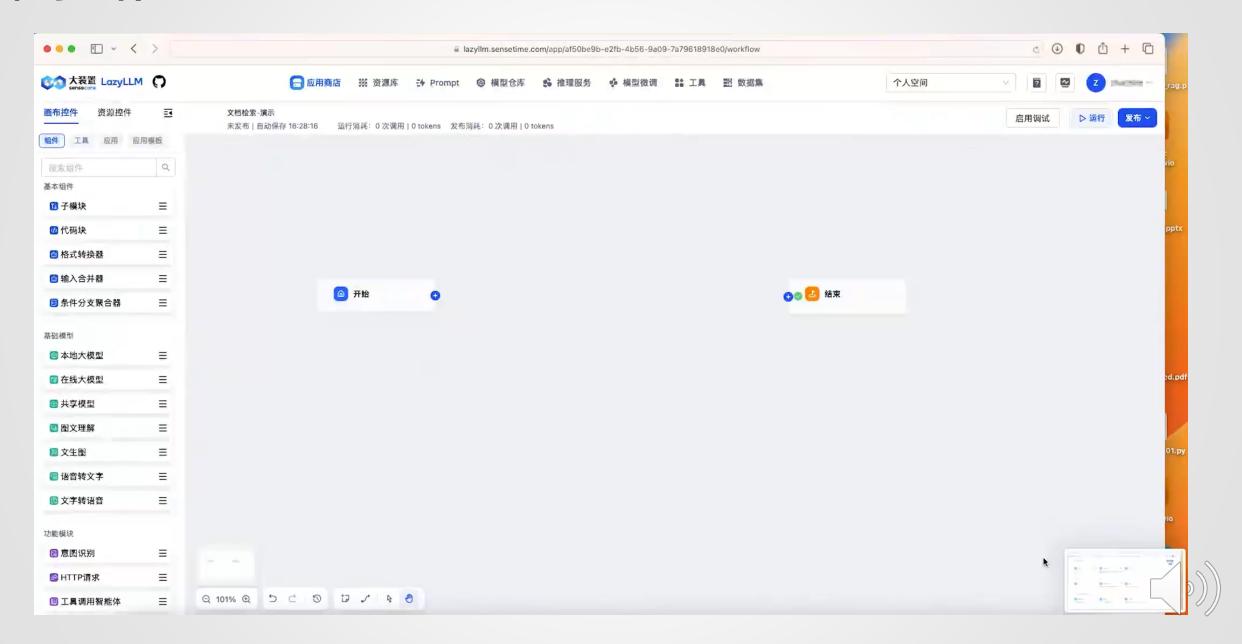
检索组件











检索组件

- 1. from lazyllm import Document, Retriever
- doc = Document("path/to/content/docs/")
- 4. retriever("your query")







class lazyllm.tools.Retriever

Bases: ModuleBase, _PostProcess

创建一个用于文档查询和检索的检索模块。此构造函数初始化一个检索模块,该模块根据指定的相似度度量配置文档检索过程。

Parameters:

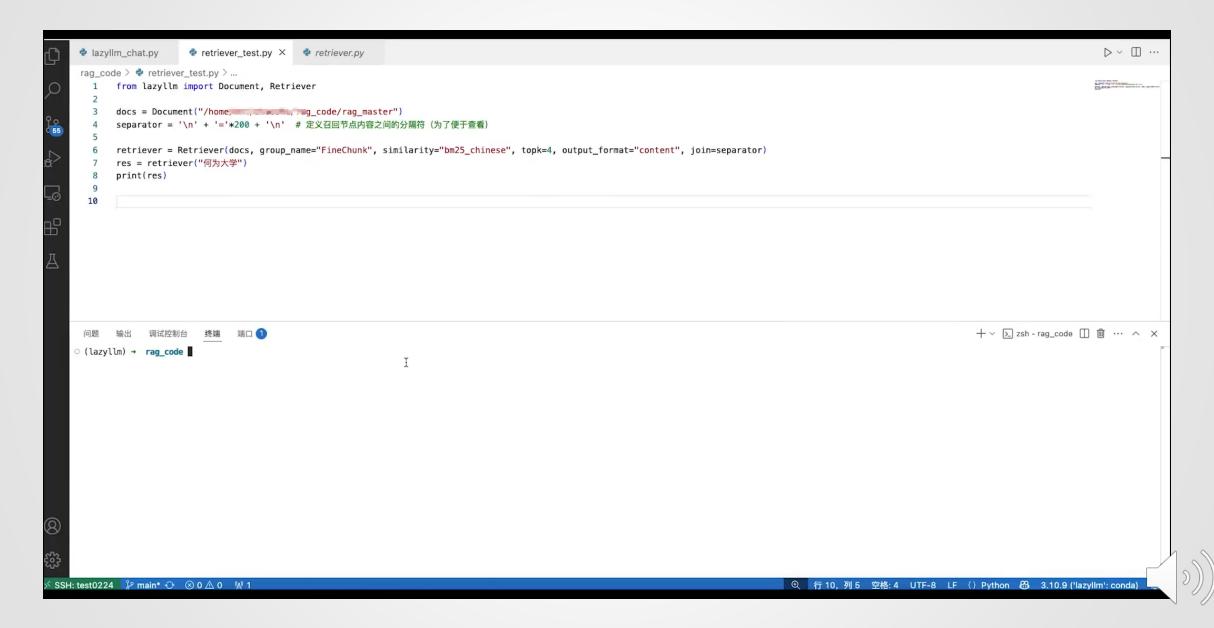
- doc (object) 文档模块实例。该文档模块可以是单个实例,也可以是一个实例的列表。如果是单个实例,表示对单个Document进行检索,如果是实例的列表,则表示对多个Document进行检索。
- group_name (str) 在哪个 node group 上进行检索。
- **similarity** (Optional[str], **default**: None) 用于设置文档检索的相似度函数。默认为 'dummy'。候选集包括 ["bm25", "bm25_chinese", "cosine"]。
- **similarity_cut_off** (Union[float, Dict[str, float]], default: float('-inf')) 当相似度低于指定值时丢弃该文档。在多 embedding 场景下,如果需要对不同的 embedding 指定不同的值,则需要使用字典的方式指定,key 表示指定的是哪个 embedding, value 表示相应的阈值。如果所有的 embedding 使用同一个阈值,则只指定一个数值即可。
- index (str, default: 'default') 用于文档检索的索引类型。目前仅支持'default'。
- topk (int, default: 6) 表示取相似度最高的多少篇文档。
- embed_keys (Optional[List[str]], default: None) 表示通过哪些 embedding 做检索, 不指定表示用全部 embedding 进行检索。
- similarity_kw 传递给 similarity 计算函数的其它参数。
- output_format (Optional[str], default: None) 代表输出格式,默认为None,可选值有 'content' 和 'dict',其中 content 对应输出格式为字符串,dict 对应字典。
- join (Union[bool, str], default: False) 是否联合输出的 k 个节点,当输出格式为 content 时,如果设置该值为 True,则输出一个长字符串,如果设置为 False 则输出 串列表,其中每个字符串对应每个节点的文本内容。当输出格式是 dict 时,不能联合输 此时join默认为False,,将输出一个字典,包括'content、'embedding'、'metadata'三个key,

检索组件









生成组件之在线大模型的使用







- 1. import lazyllm
- 2. llm_prompt = "你是一只小猫,每次回答完问题都要加上喵喵喵"
- 3. Ilm = lazyllm.OnlineChatModule(source="sensenova", model="SenseChat-5-1202").prompt(llm prompt)
- 4. lazyllm.WebModule(llm, port=23466, history=[llm]).start().wait()











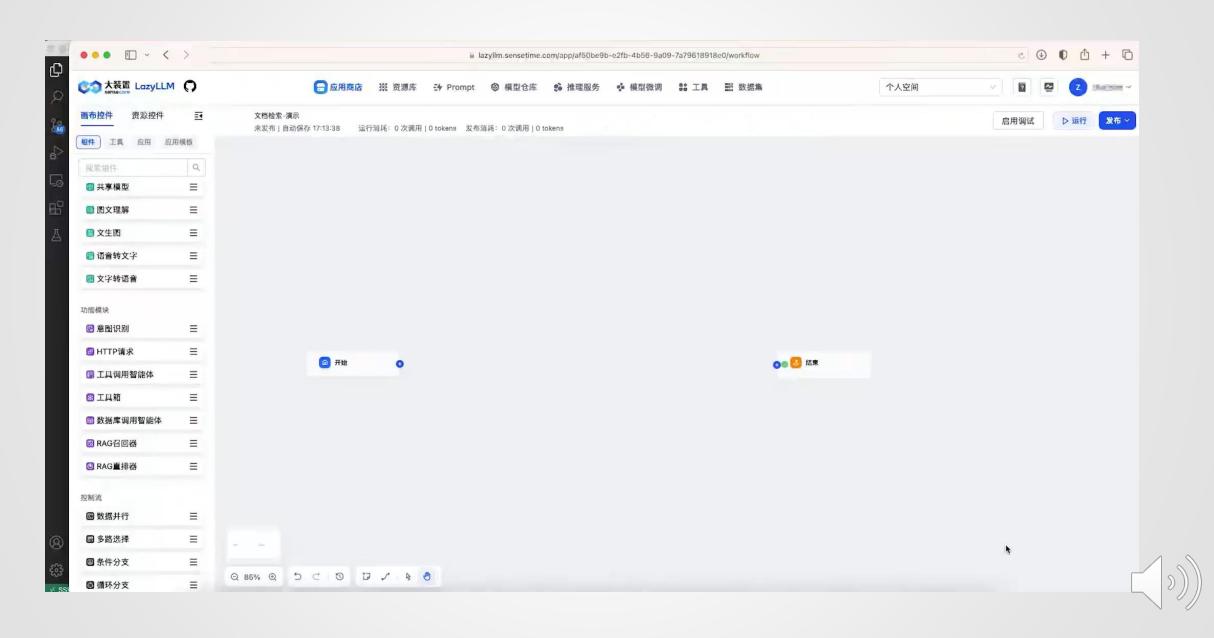
- 1. 上节回顾
- 2. 环境准备
- 3. RAG基本组件简介
- 4. 你的第一个RAG程序

你的第一个RAG程序







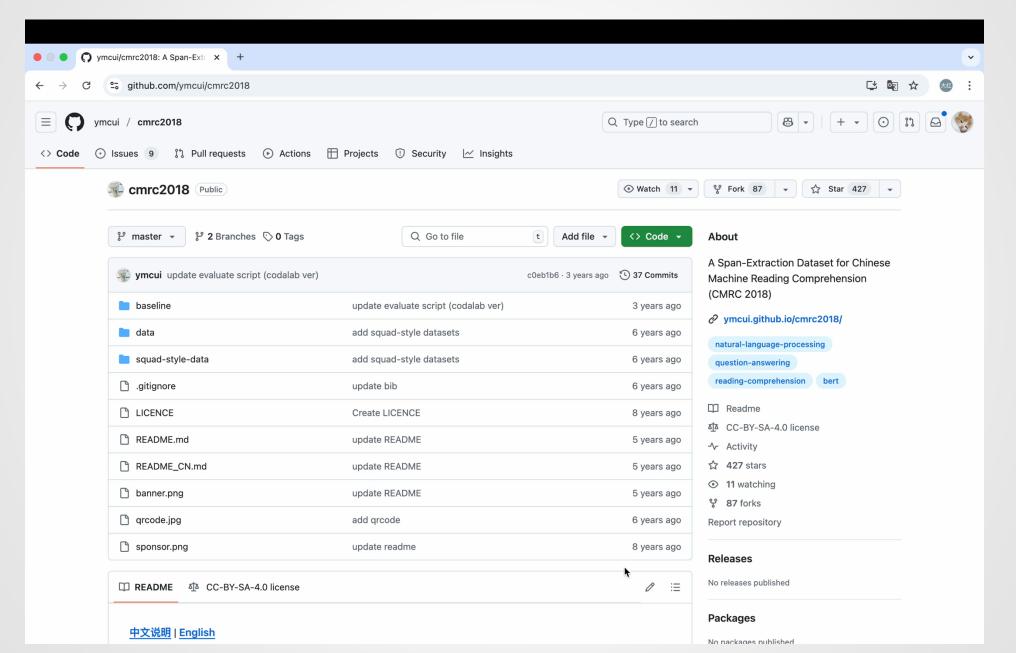


你的第一个RAG程序 – 数据集准备











你的第一个RAG程序 - 数据集准备







- 1. import os
- 2. from datasets import load_dataset
- 3. dataset = load dataset('cmrc2018')
 - #基于测试集中的context字段创建一个知识库,每10条数据为一个txt,最后不足10条的也为一个txt
- 4. context = list(set([i['context'] for i in dataset['test']])) # 去重后获得256个语料
 - # 计算需要的文件数
- 5. chunk size = 10
- 6. total_files = (len(context) + chunk_size 1) // chunk_size # 向上取整
 - # 创建文件夹data kb保存知识库语料
- 7. os.makedirs("data kb", exist ok=True)
 - #按10条数据一组写入多个文件
- 8. **for** i **in** range(total_files):
- 9. chunk = context[i * chunk size : (i + 1) * chunk size] # 获取当前 10 条数据
- 10. file_name = f"./data_kb/part_{i+1}.txt" # 生成文件名
- 11. with open(file_name, "w", encoding="utf-8") as f:
- 12. f.write("\n".join(chunk))

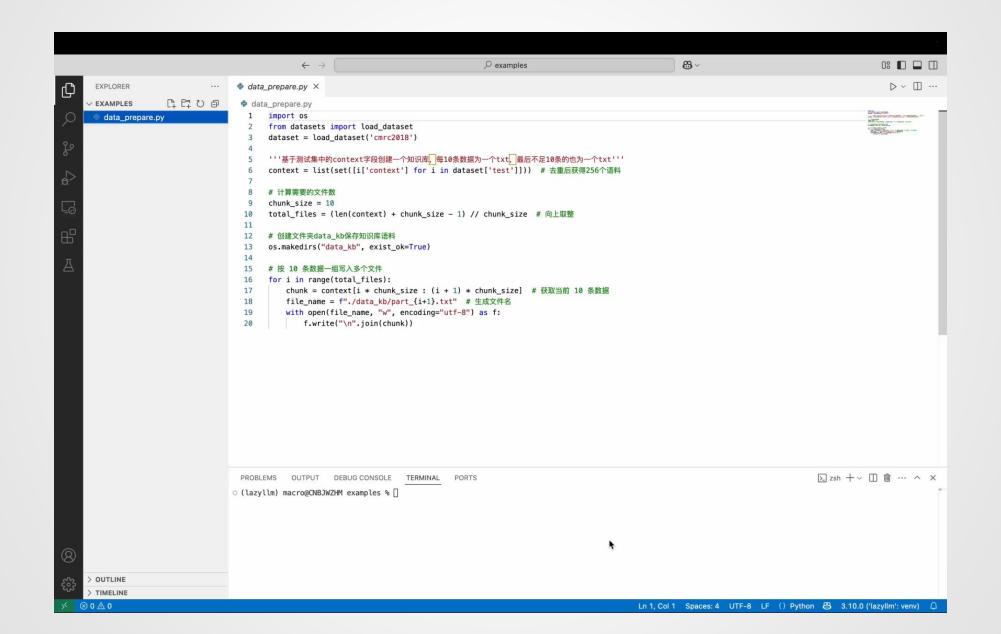


你的第一个RAG程序 – 数据集准备











你的第一个RAG程序 - 环境检查







检查你环境中的数据库 (sqlite) 是否支持多线程

from lazyllm.common.queue import sqlite3_check_threadsafety
print(sqlite3_check_threadsafety())

如果结果为False,则你需要先重装sqlite,使之支持多线程。以macbook为例

- \$ brew update
- \$ brew install sqlite
- \$ which sqlite3

/opt/homebrew/opt/sqlite/bin/sqlite3

如果结果不是homebrew下的sqlite,则你需要设置如下环境变量,并重装python

- \$ brew uninstall python
- \$ export PATH="/opt/homebrew/opt/sqlite/bin:\$PATH"
- \$ export LDFLAGS="-L/opt/homebrew/opt/sqlite/lib"
- \$ export CPPFLAGS="-I/opt/homebrew/opt/sqlite/include"
- \$ brew install python



你的第一个RAG程序 - 代码展示

10.res = Ilm({"query": query, "context str": retriever(query=query)})

9. query = input('请输入您的问题\n')

11.print(f'With RAG Answer: {res}')







```
1. import lazyllm
# 文档加载
2. documents = lazyllm.Document(dataset_path="/Users/macro/Documents/codes/examples/data_kb")
# 检索组件定义
3. retriever = lazyllm.Retriever(doc=documents, group_name="CoarseChunk", similarity="bm25_chinese",
                  topk=3, output format='content', join=' ')
5. retriever.start()
# 生成组件定义
6. prompt = ('You will act as an Al question-answering assistant and complete a dialogue task.'
        'In this task, you need to provide your answers based on the given context and questions.' )
8. Ilm = lazyllm.OnlineChatModule(source= "sensenova" ).prompt(lazyllm.ChatPrompter(instruction=prompt, extra keys=['context str']))
# 推理, 将query和召回节点中的内容组成dict, 作为大模型的输入
```

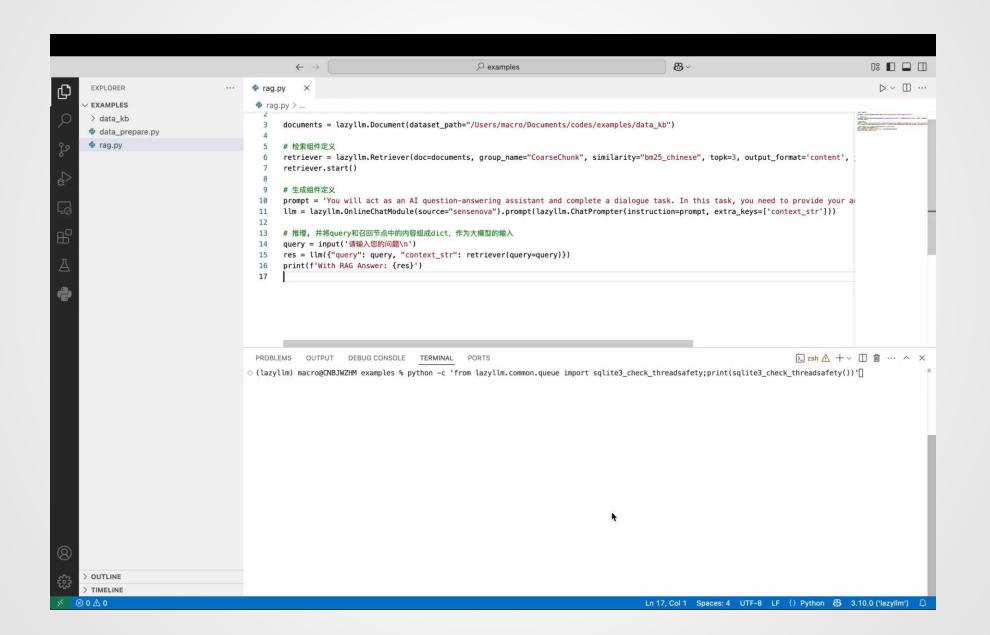


你的第一个RAG程序 – 代码展示











你的第一个RAG程序 - 小结







恭喜, 你已经学会了搭建最简单的RAG了啦!



但这对你来说,可能还远远不够 😕 😕

接下来, 你将学习让你的RAG程序:











感谢聆听 Thanks for Listening

