2024.4.10 蒋奎玉

RAG：一种结合检索和生成的技术，旨在通过利用外部知识库来增强大语言模型的性能，它通过检索与用户输入相关的信息片段，并结合这些信息来生成更准确、更丰富的回答

应用领域

问答系统、文本生成、信息检索、

图片描述

工作原理：

索引 Indexing：将知识源，如文档，分割成 chunk，编码成向量，并存储在数据库中。

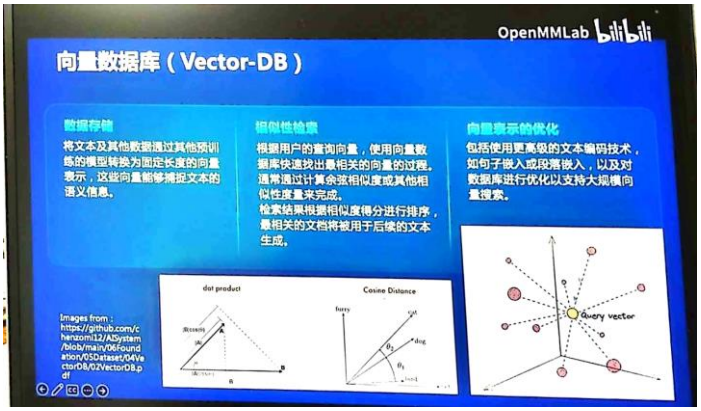
↓

检索 Retrieval：接收到用户的问题后，也编码成向量，并在向量数据库中找到与之最相关的文档块（top-k chunks）

↓

生成 Generation：将检索到的文档块与原始问题一起作为提示（prompt），输入到LLM中，生成最终的回答

数据库向量：长度固定



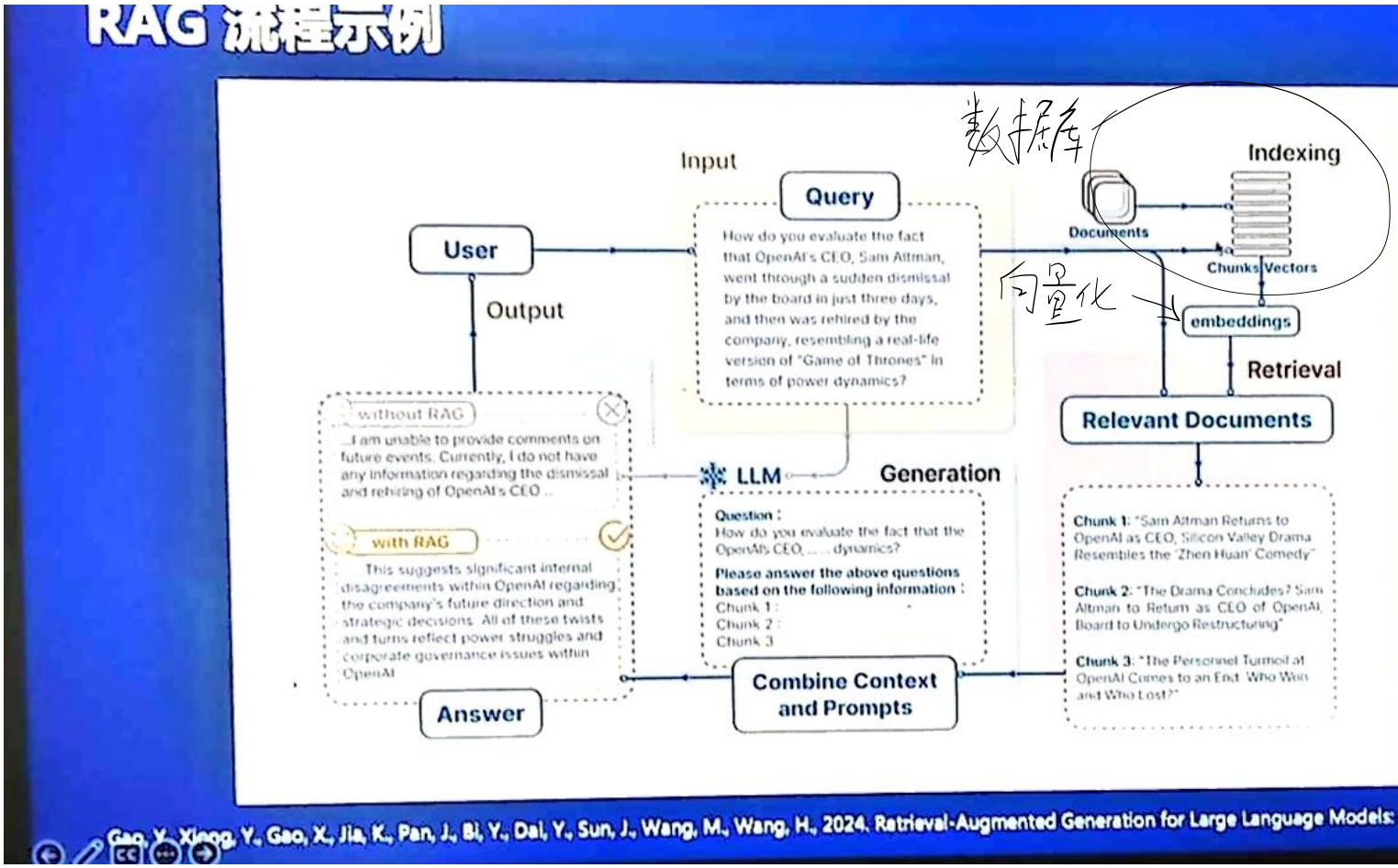
高效的相似性检索

向量表示的优化：更高级的文本编码技术、更好的预训练模型

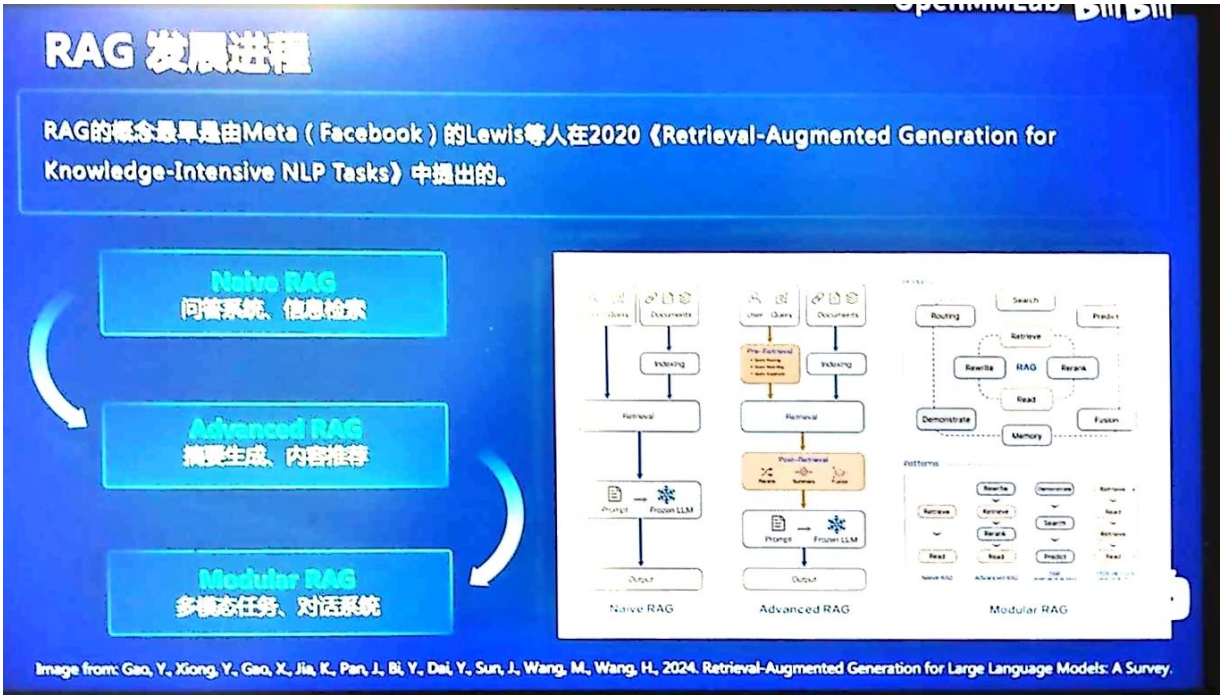
↓

影响 RAG 的好坏

RAG 流程：



RAG 三种范式：



RAG：优化：

提升DB质量

① 嵌入优化

1）结合稀疏编码器和密集检索器

2）多任务

② 索引优化

1）细粒度分割

2）添加元数据

③ 查询优化：

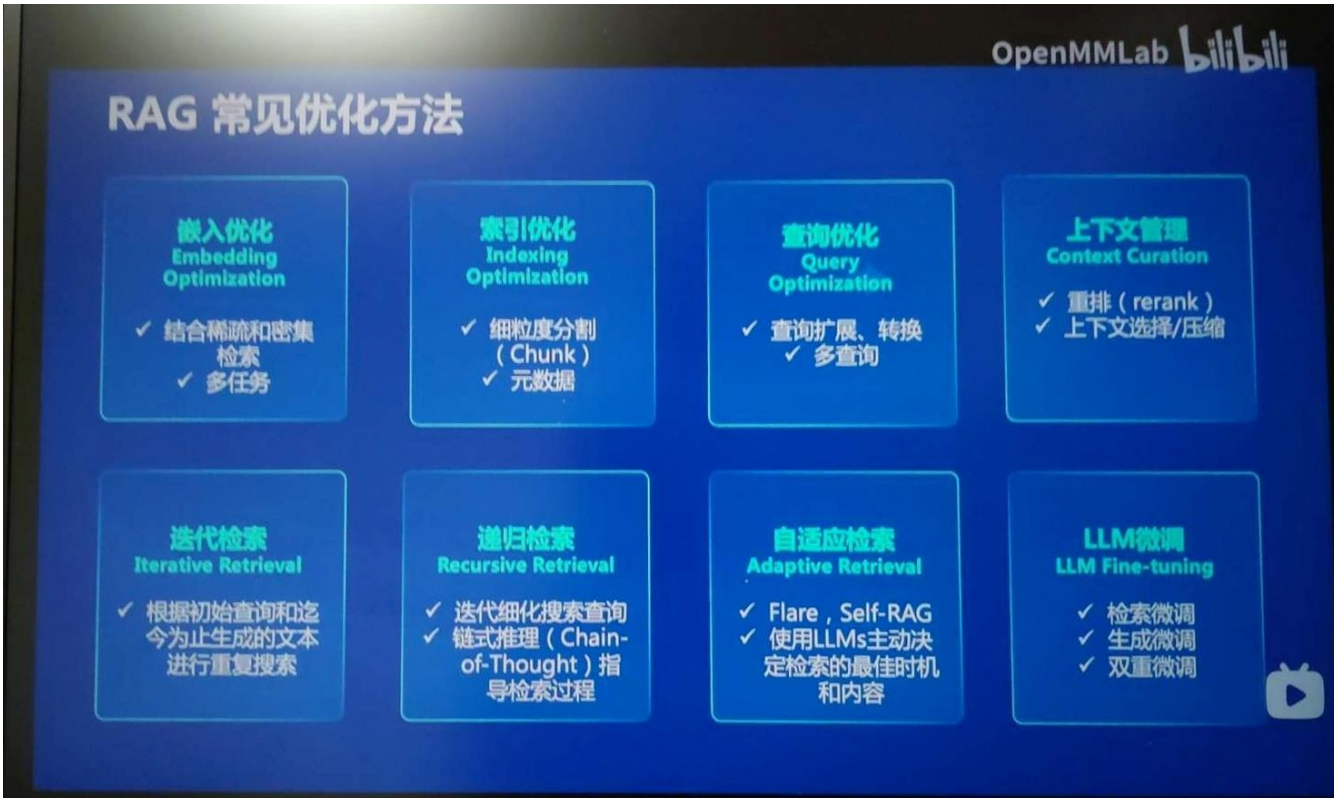
1）查询扩展、转换

2）多查询

④ 上下文管理

1）重排

2）上下文选择/压缩


OpenMMLab bilibili
RAG 常见优化方法
嵌入优化
Embedding Optimization
✓ 结合稀疏和密集检索
✓ 多任务
索引优化
Indexing Optimization
✓ 细粒度分割（Chunk）
✓ 元数据
查询优化
Query Optimization
✓ 查询扩展、转换
✓ 多查询
上下文管理
Context Curation
✓ 重排（rerank）
✓ 上下文选择/压缩
迭代检索
Iterative Retrieval
✓ 根据初始查询和迄今为止生成的文本进行重复搜索
递归检索
Recursive Retrieval
✓ 迭代细化搜索查询
✓ 链式推理（Chain-of-Thought）指导检索过程
自适应检索
Adaptive Retrieval
✓ Flare，Self-RAG
✓ 使用LLMs主动决定检索的最佳时机和内容
LLM微调
LLM Fine-tuning
✓ 检索微调
✓ 生成微调
✓ 双重微调