

# Graph RAG: Unleashing the Power of Knowledge Graphs with LLM



## ZEP: 一种用于代理记忆的 时间知识图谱架构<sup>2</sup>

解析AI代理的长期记忆解决方案<sup>1</sup>

LLM

Zep AI团队

Preston Rasmussen, Pavlo Paliychuk, Travis Beauvais, Jack Ryan, Daniel Chalef

# 问题背景<sup>4</sup>

## ! LLM代理的记忆限制<sup>2</sup>

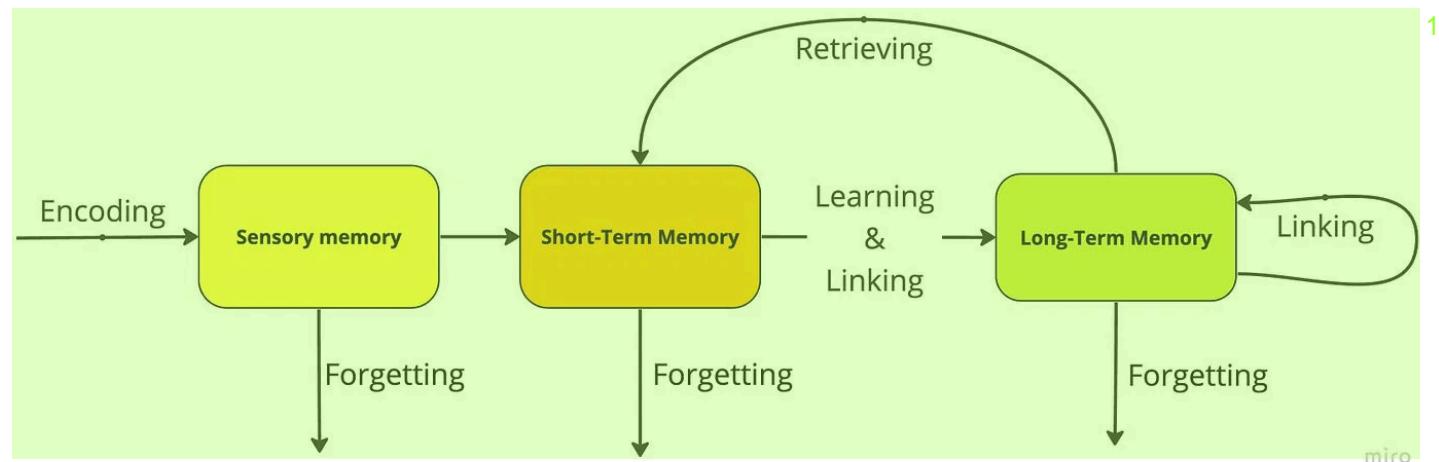
大型语言模型（LLMs）的上下文窗口有限，无法<sup>2</sup>有效利用长期记忆，导致对话连贯性和知识保留能力受限。

## ! 现有RAG方法的局限性<sup>1</sup>

传统检索增强生成（RAG）框架主要依赖静态文档检索，难以处理动态变化的信息和复杂的时间关系。<sup>1</sup>

## ! 企业应用的特殊需求<sup>3</sup>

企业级应用需要从多样化来源（对话历史、业务数据等）动态整合知识，并保持历史关系的完整性。<sup>3</sup>



# Zep解决方案概述<sup>5</sup>

## ✓ Graphiti：时间感知知识图谱引擎<sup>2</sup>

Zep的核心组件，一个动态、时间感知的知识图谱<sup>4</sup>引擎，能够表示复杂、不断演变的世界。

## ✓ 动态合成多源数据<sup>1</sup>

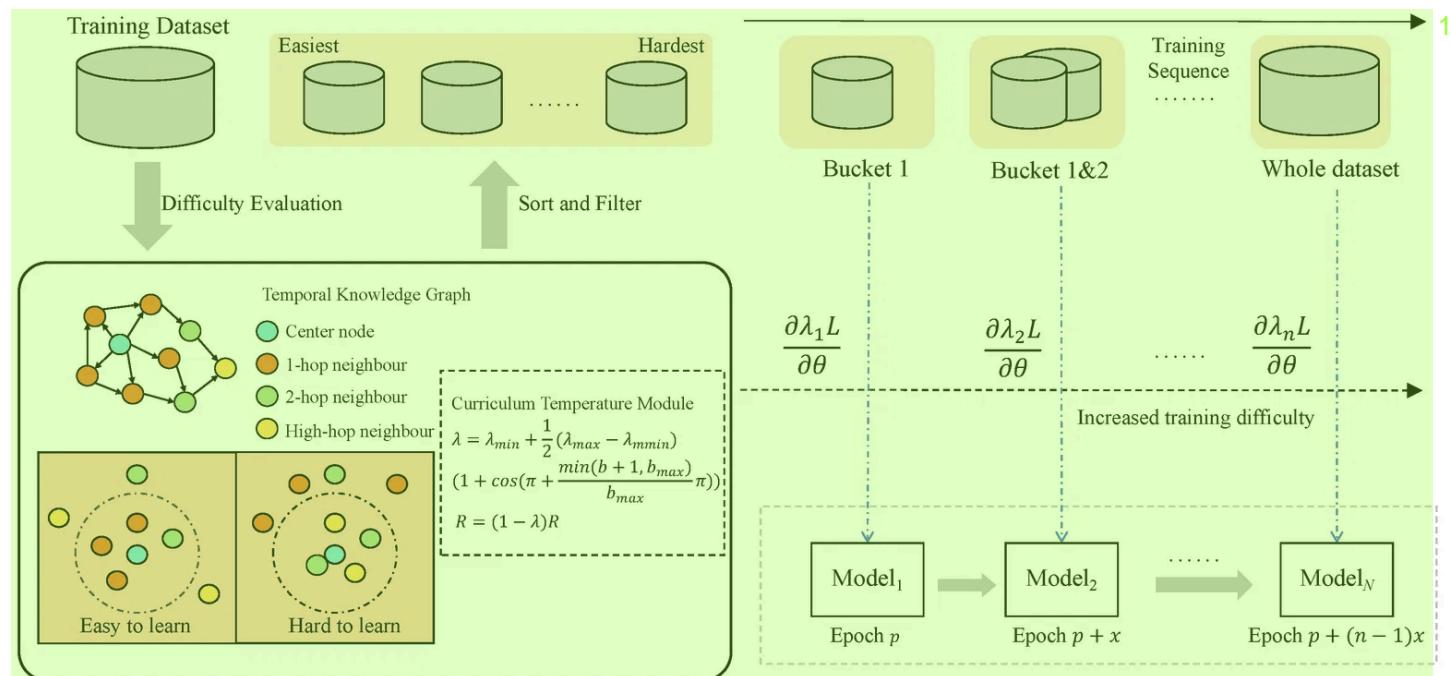
无缝整合非结构化对话数据和结构化业务数据，提供全面的上下文理解。

## ✓ 时间线维护<sup>4</sup>

以非损失方式动态更新知识图谱，维护事实和关系<sup>1</sup>的有效期时间线，支持时间推理。

## ✓ 生产级性能<sup>3</sup>

专注于准确性、延迟和可扩展性，在DMR和<sup>3</sup>LongMemEval基准测试中表现优异。



# 知识图谱架构<sup>4</sup>

## 三层子图结构<sup>2</sup>

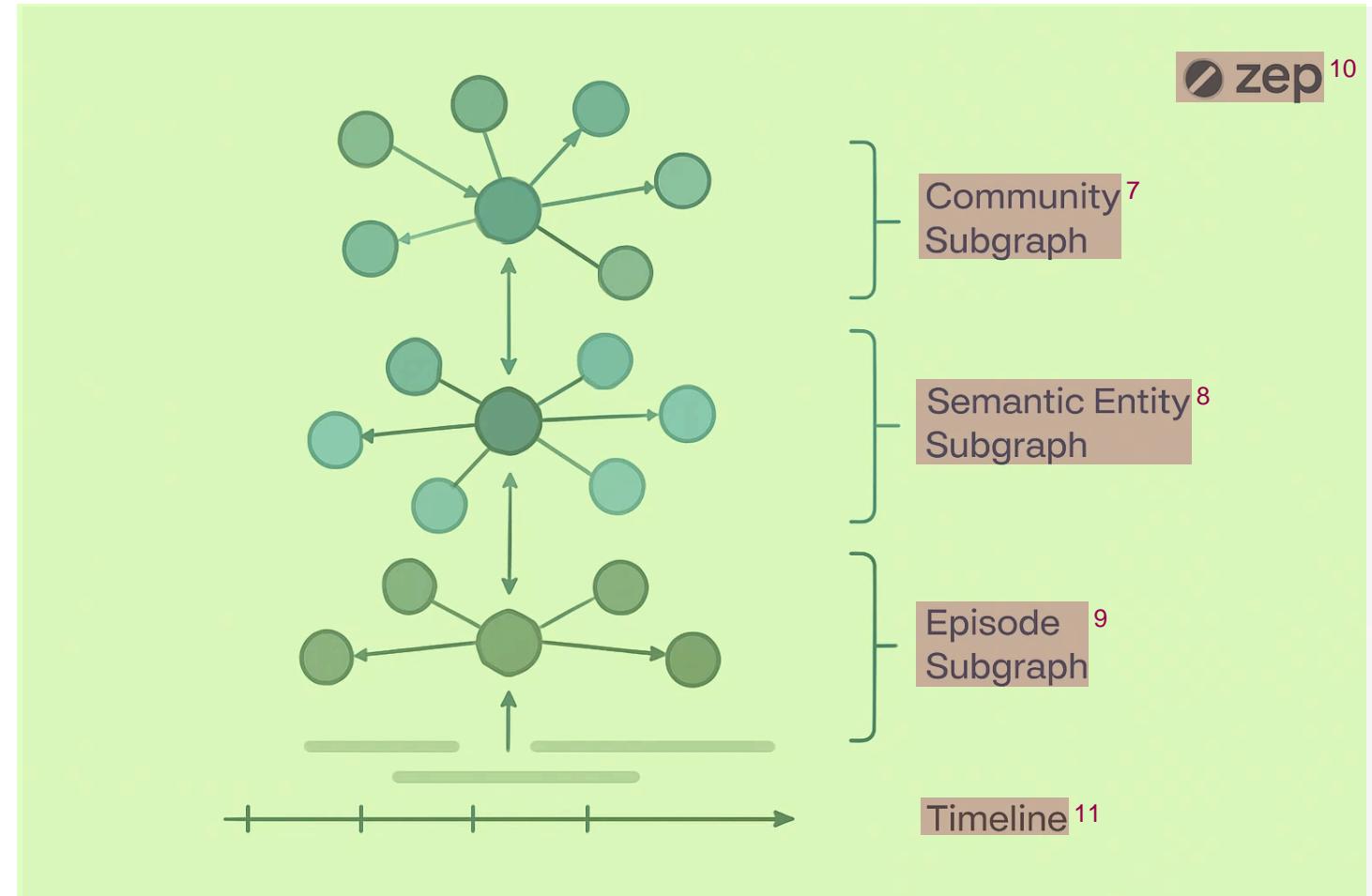
- 情景子图 (Ge) : 包含原始输入数据 (消息、文本、JSON)<sup>4</sup>
- 语义实体子图 (Gs) : 表示从情景中提取的实体及其关系<sup>2</sup>
- 社区子图 (Gc) : 表示强连接实体的集群及其高级摘要<sup>3</sup>

## 双时间模型<sup>3</sup>

- 时间线 T : 事件的编年顺序<sup>6</sup>
- 时间线 T' : Zep数据摄取的事务顺序<sup>5</sup>

## 人类记忆模型对应<sup>1</sup>

模拟人类记忆系统中的情景记忆 (特定事件) 和语义记忆 (概念关联)。



# 核心技术：情景处理<sup>4</sup>

## 情景类型<sup>3</sup>

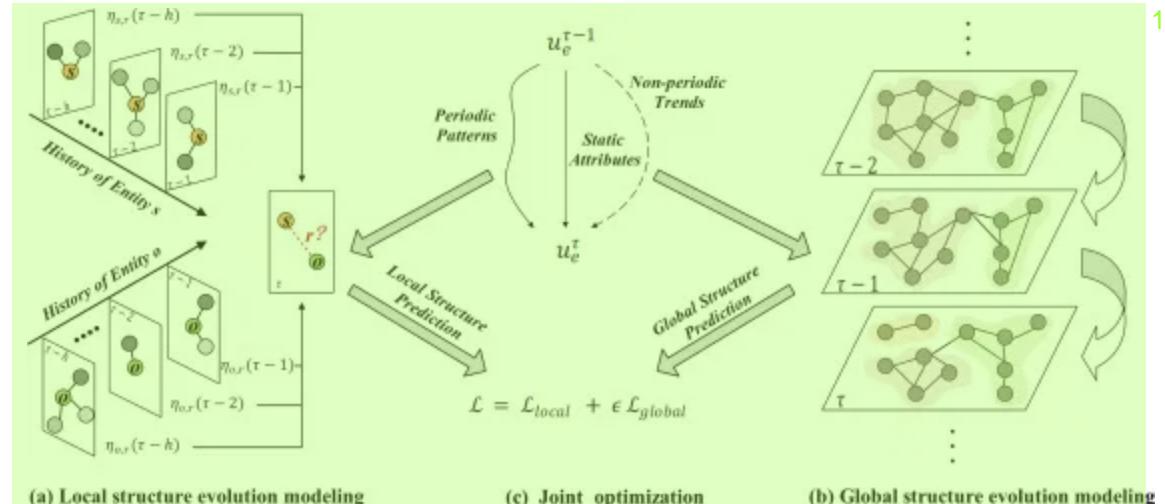
- 消息：对话内容与发言者信息<sup>3</sup>
- 文本：结构化文档内容<sup>4</sup>
- JSON：结构化业务数据<sup>5</sup>

## 时间戳处理<sup>2</sup>

每个情景包含参考时间戳 $t_{ref}$ ，用于准确提取和表示绝对时间戳（如"2023年6月1日"）和相对时间戳（如"两周前"、"下周四"）。

## 双向索引与无损存储<sup>1</sup>

情景边(Ee)连接情景与提取的实体节点，维护双向索引以实现前向和后向遍历，确保语义信息可追溯到源头。



```
// 情景数据示例 { "type": "message", "content": "我下周四要去北京出差",6  
"actor": "用户", "timestamp": "2023-06-01T10:30:00Z" }
```

# 核心技术：实体与事实<sup>4</sup>

## 实体提取与解析流程<sup>3</sup>

提取实体<sup>8</sup> → 生成嵌入<sup>6</sup> → 实体解析<sup>5</sup> → 图谱整合<sup>7</sup>

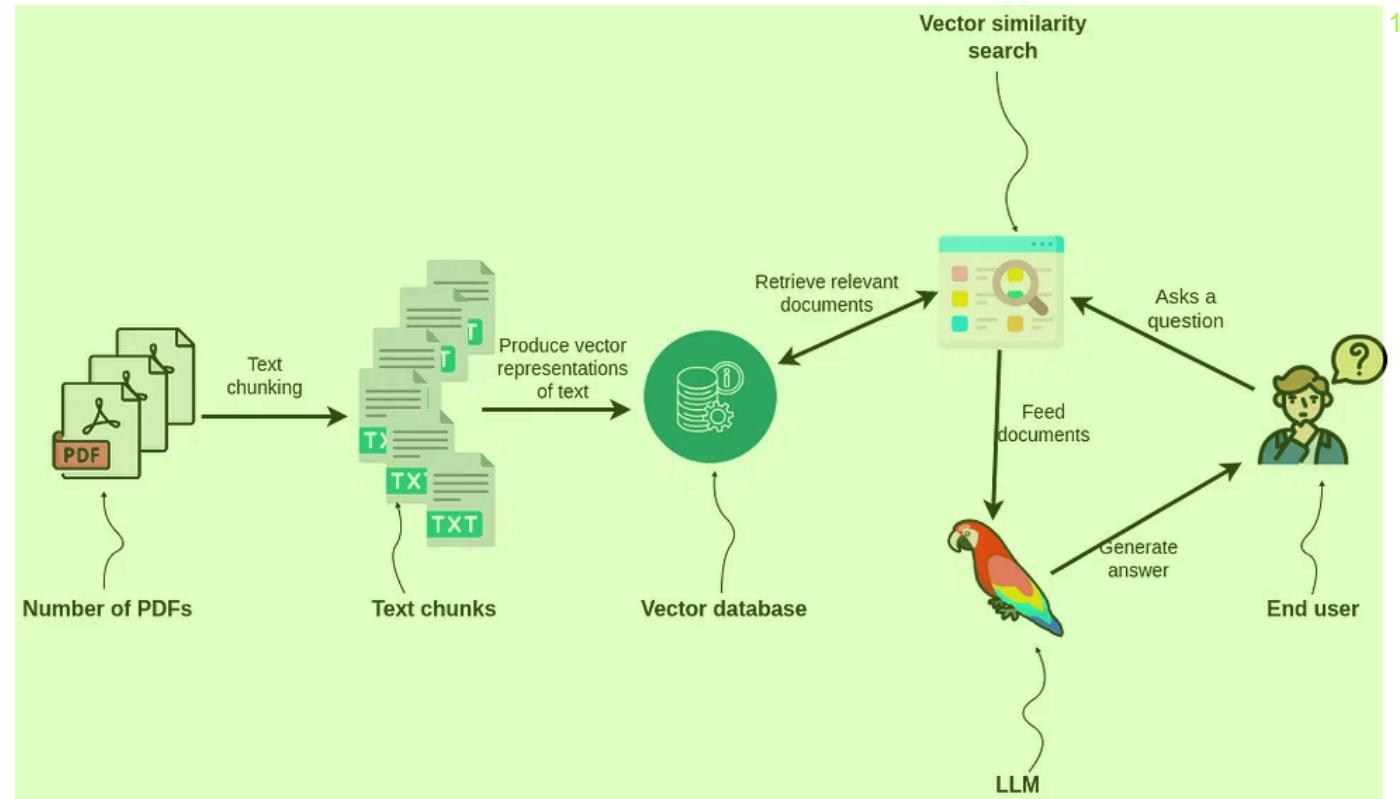
使用反思技术（reflexion）最小化幻觉并增强提取<sup>2</sup>覆盖率，实体名称嵌入到1024维向量空间。

## 事实提取与超边实现<sup>1</sup>

同一事实可在不同实体间多次提取，通过超边实现<sup>1</sup>复杂多实体事实的建模，并使用相似的解析流程进行边去重。

## 时间提取与边失效机制<sup>2</sup>

- 四个时间戳： $t'_{\text{created}}$ 、 $t'_{\text{expired}} \in T'$ （系统时间）和  $t'_{\text{valid}}$ 、 $t'_{\text{invalid}} \in T$ （事实有效期）
- 边失效：新边可使相关现有边失效，设置其<sup>3</sup>  $t'_{\text{invalid}}$ 为新边的 $t'_{\text{valid}}$



# 记忆检索系统<sup>3</sup>

搜索 ( $\phi$ )

识别候选节点和边<sup>9</sup> →

重排序 ( $p$ )

优化结果相关性 →

构造 ( $x$ )<sup>8</sup>

生成文本上下文

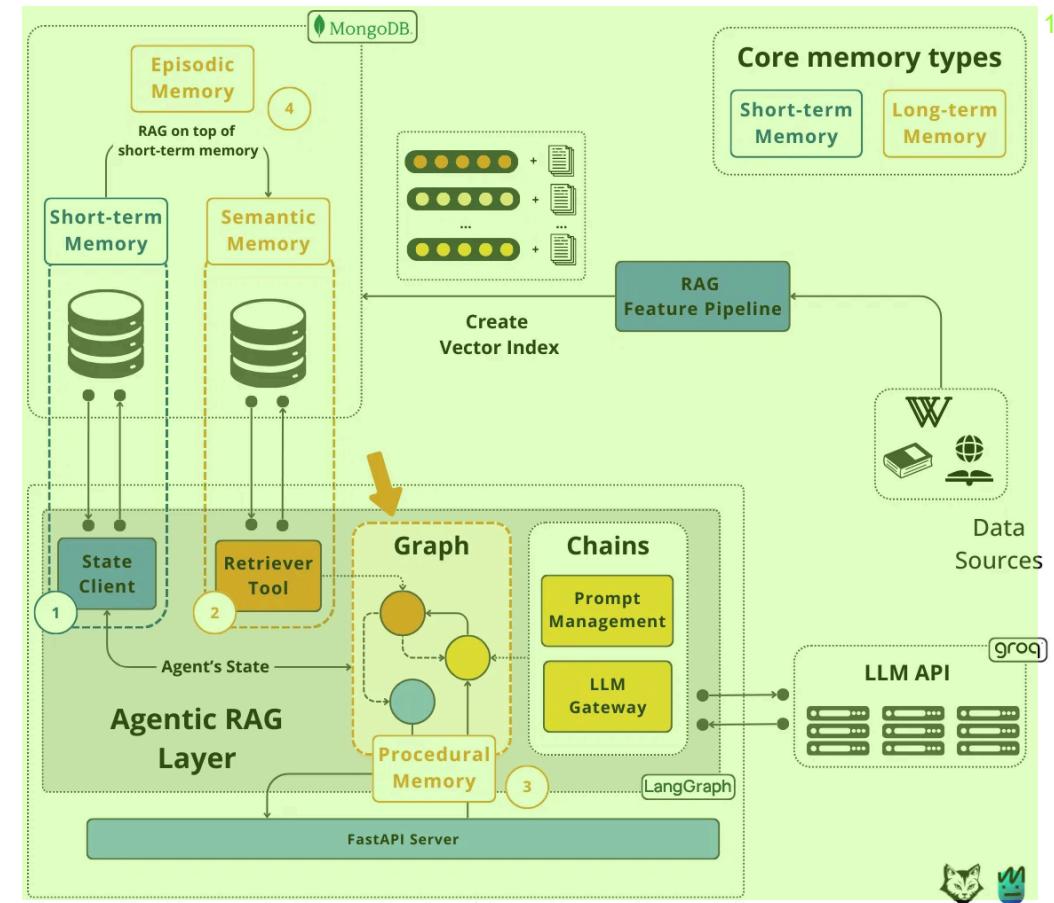
$$f(\alpha) = \chi(p(\phi(\alpha))) = \beta^1$$

## Q 多种搜索方法<sup>1</sup>

- 余弦语义相似度搜索 ( $\phi_{cos}$ )：捕获语义相似性<sup>7</sup>
- Okapi BM25全文搜索 ( $\phi_{bm25}$ )：识别词语相似性
- 广度优先搜索 ( $\phi_{bfs}$ )：揭示上下文相似性<sup>2</sup>

## ↑ 重排序策略<sup>2</sup>

- RRF和MMR：传统重排序方法<sup>4</sup>
- 情景提及重排序器：基于实体/事实提及频率<sup>5</sup>
- 节点距离重排序器：基于图距离<sup>6</sup>
- 交叉编码器：使用LLM生成相关性分数<sup>3</sup>



# 性能评估<sup>5</sup>

## DMR基准测试<sup>4</sup>

在Deep Memory Retrieval基准测试中，Zep达到<sup>3</sup>94.8%的准确率（使用gpt-4-turbo），超过MemGPT的93.4%。

## LongMemEval基准测试<sup>2</sup>

在更具挑战性的LongMemEval基准测试中，Zep使用gpt-4o达到71.2%的准确率，比基线提高了18.5%。

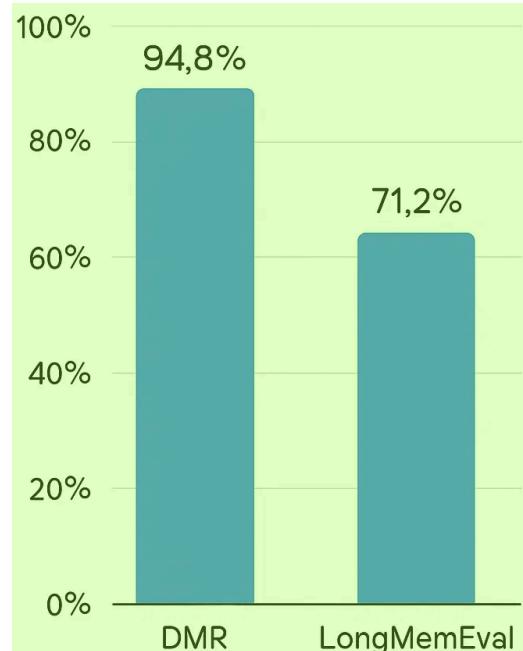
## 延迟改进<sup>3</sup>

Zep将响应延迟从基线的28.9秒减少到2.58秒，降低了约90%，同时保持更高的准确率。

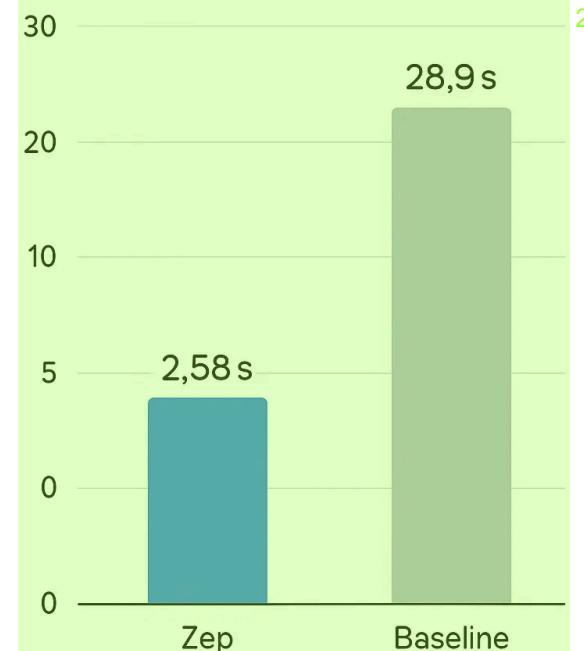
## 复杂任务表现<sup>1</sup>

在复杂问题类型（如单会话偏好、多会话和时间推理）中表现出最显著的提升，特别是与更强大的模型结合时。

Accuracy Comparison<sup>1</sup>



Latency Comparison<sup>2</sup>



问题类型	基线 (gpt-4o)	Zep (gpt-4o)	提升
单会话偏好	20.0%	56.7%	+184%
时间推理	45.1%	62.4%	+38.4%
多会话	44.3%	57.9%	+30.7%
单会话用户	81.4%	92.9%	+14.1%

# 应用场景与未来展望<sup>4</sup>

## 企业级应用场景<sup>3</sup>

客户服务代理<sup>7</sup>

业务智能助手<sup>8</sup>

销售支持系统<sup>6</sup>

知识管理平台<sup>9</sup>

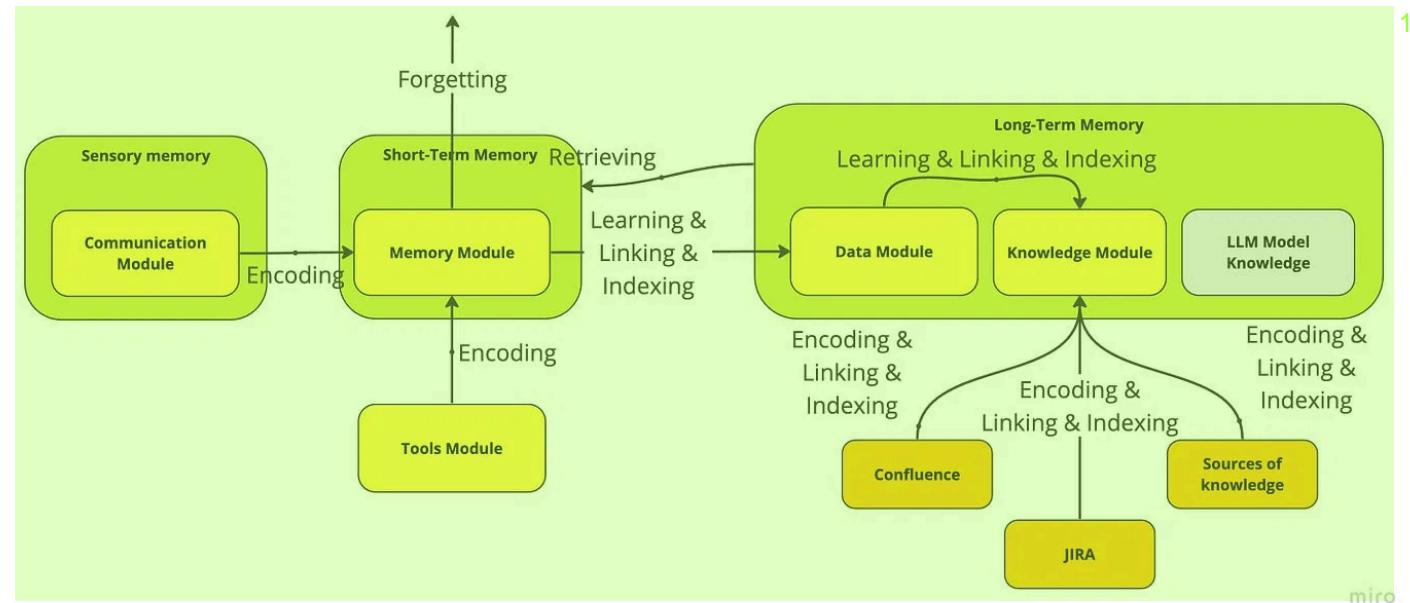
## 研究方向<sup>1</sup>

- **模型微调**：为Graphiti提示词微调专用模型，提高准确率并降低成本和延迟
- **领域本体**：探索特定领域知识图谱本体在<sup>4</sup> Graphiti框架中的应用
- **多模态集成**：扩展到图像、音频等多模态数据<sup>1</sup> 的处理和记忆

## 集成可能性<sup>2</sup>

与其他GraphRAG方法（如AriGraph<sup>5</sup>

GraphRAG、LightRAG等）的集成，结合各自优势<sup>3</sup> 创建更强大的记忆系统。



# Graph RAG: Unleashing the Power of

## 总结与参考<sup>4</sup>

### 核心创新点<sup>2</sup>

## Knowledge Graph RAG

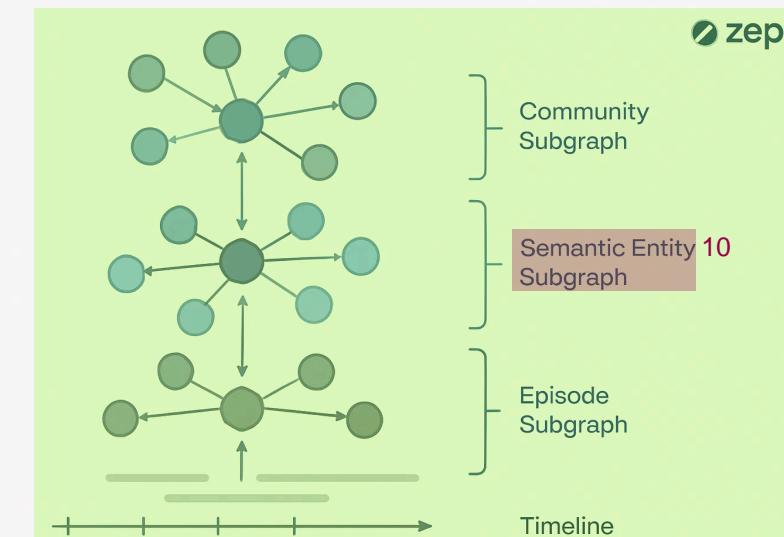
⌚ 时间感知知识图谱：维护事实和关系的有效期<sup>1</sup>  
时间线

三层子图结构：情景、语义实体和社区层次<sup>5</sup>

⟳ 动态更新机制：非损失方式整合新信息<sup>7</sup>

### 关键技术优势<sup>1</sup>

- 优异的准确性：在DMR和LongMemEval基准测试中表现卓越<sup>2</sup>
- 显著的延迟改进：响应时间减少约90%<sup>4</sup>
- 复杂任务处理能力：在跨会话信息合成和长期上下文维护方面表现突出<sup>3</sup>



### 主要参考文献<sup>3</sup>

- [1] Zep: Long-term memory for AI agents. <https://www.getzep.com>
- [2] Graphiti: Temporal knowledge graphs for agentic applications. <https://github.com/getzep/graphiti>
- [3] Packer, C. et al. Memgpt: Towards llms as operating systems, 2024.
- [4] Edge, D. et al. From local to global: A graph rag approach to query-focused summarization, 2024.
- [5] Wu, D. et al. Longmemeval: Benchmarking chat assistants on long-term interactive memory, 2024.

✉ 联系方式：[info@getzep.com](mailto:info@getzep.com) | [github.com/getzep/graphiti](https://github.com/getzep/graphiti)<sup>6</sup>