

Sistemas Multi-Agentes Cognitivos Baseados em LLMs

Para Resolução Colaborativa de Tarefas

Jean Reinhold

Centro de Desenvolvimento Tecnológico (CDTec)
Universidade Federal de Pelotas (UFPel)

jreinhold@inf.ufpel.edu.br

22 de fevereiro de 2026

Roteiro

1 Introdução

2 Referencial Teórico

3 Metodologia

4 Resultados

5 Propostas e Conclusão

INTRODUÇÃO

Introdução

Introdução

- Arquiteturas de SMA baseadas em LLMs: abordagem poderosa para resolução de problemas complexos
- Múltiplos agentes autônomos em ambiente compartilhado
- Comunicação, colaboração e coordenação de ações
- Vantajosos em domínios dinâmicos e complexos

Referência Principal

Silva et al. (2025): arquitetura multi-agente cognitiva com orquestrador e agentes especializados (*Task-driven Agents*)

Desafios em SMA baseados em LLMs

Problemas em Aberto

- 1 Comunicação e coordenação fluida entre agentes
- 2 Manutenção de consistência comportamental
- 3 Gestão eficaz de memória em ambientes dinâmicos
- 4 Escalabilidade para cenários de maior complexidade

Objetivo deste Trabalho

Analisar criticamente a arquitetura proposta por Silva et al. (2025), identificar pontos fortes e limitações, e propor melhorias para coordenação e gestão de memória.

REFERENCIAL TEÓRICO

Referencial Teórico

Agentes Inteligentes

Definição (Wooldridge & Jennings, 1995)

Entidade computacional autônoma capaz de perceber seu ambiente e agir sobre ele de forma a alcançar seus objetivos.

Propriedades Fundamentais

- **Autonomia** — opera sem intervenção direta
- **Reatividade** — percebe e responde ao ambiente

- **Proatividade** — inicia comportamentos dirigidos a objetivos
- **Sociabilidade** — interage com outros agentes

Sistemas Multi-Agentes

Conceitos Fundamentais

Múltiplos agentes interagindo em ambiente compartilhado (Weiss, 1999; Russell & Norvig, 2021)

Coordenação Organização de ações entre agentes

Comunicação Troca de informações e intenções

Cooperação Trabalho conjunto para objetivos comuns

Frameworks Colaborativos

ChatDev (Qian et al., 2024)

Agentes LLM com papéis predefinidos em desenvolvimento de software

- **CoELA** (Zhang et al., 2023)
Agentes corporificados com LLMs para raciocínio e linguagem

Arquiteturas Cognitivas e LLMs

CoALA (Sumers et al., 2024)

Framework de arquiteturas cognitivas para agentes de linguagem:

- **Memória:** de trabalho, episódica, semântica, procedural
- **Espaço de ação**
- **Tomada de decisão**

Wang et al. (2024)

Framework unificado para agentes LLM com quatro módulos:

- *Profile*
- *Memory*
- *Planning*
- *Action*

Base Teórica

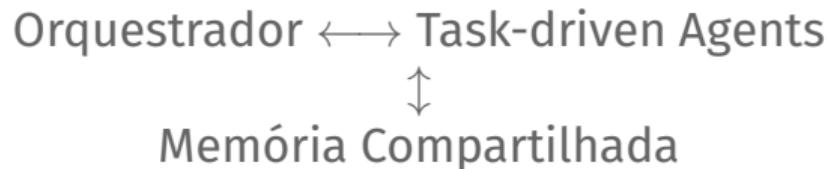
Ambos os frameworks fornecem fundamentos para agentes mais adaptativos e conscientes de memória.

METODOLOGIA

Metodologia

Arquitetura Proposta (Silva et al., 2025)

Diagrama da arquitetura geral



Orquestrador

Distribui tarefas e media comunicação

Task-driven Agents

Agentes cognitivos especializados

Memória Compartilhada

Acessível a todos os agentes

Papéis dos Agentes

Agente Orquestrador

Distribui dinamicamente tarefas

- Media a comunicação entre agentes
- Utiliza paradigma conversacional *Report*
- Garante coordenação global do sistema

Task-driven Agents

Agentes cognitivos especializados

- Equipados com 5 módulos cognitivos
- Operam autonomamente em subtarefas
- Reportam resultados ao orquestrador

Módulos Cognitivos dos Agentes

Diagrama dos 5 módulos cognitivos

Memória Híbrida
Working Memory + Semântica (RAG) + Procedural

Planejamento
Tomada de decisão do agente

Execução
Transforma planos em ações com ferramentas externas

Percepção
Enriquece conhecimento a partir do ambiente

Reciocínio
Gere interações com o LLM e código

Estudo de Caso: Aplicação Financeira

Diagrama do fluxo entre os 3 agentes

Ag. Moderator

Orquestrador: distribui tarefas e coordena comunicação

Ag. Financeiro

Coleta de dados via `yfinance` para análise

Ag. de Código

Geração de visualizações com `Plotly`

Stack: Python + LangGraph + OpenSearch + GPT-40

RESULTADOS

Resultados

Pontos Fortes da Arquitetura

Contribuições Relevantes

Modularidade e escalabilidade: abordagem *task-driven* permite adicionar novos agentes sem modificar a estrutura existente

- **Memória compartilhada (*blackboard*):** facilita troca de informações sem comunicação direta
- **Integração de múltiplos tipos de memória:** Working, Semantic (RAG) e Procedural, alinhada ao CoALA
- **Paradigma conversacional Report:** coordenação flexível entre orquestrador e agentes
- **Uso de personas:** especialização comportamental dos agentes

Limitações Identificadas

Desafios e Lacunas

- 1 Avaliação limitada:** apenas um cenário de aplicação, dificultando a generalização dos resultados
- 2 Memória compartilhada sem controle:** ausência de mecanismos de resolução de conflitos e consistência
- 3 Comunicação centralizada:** interação entre agentes ocorre exclusivamente via orquestrador
- 4 Dependência de modelo único:** avaliação realizada apenas com GPT-4o
- 5 Falta de benchmarks:** sem comparação com métricas padronizadas da literatura

PROPOSTAS E CONCLUSÃO

Propostas e Conclusão

Melhorias Propostas e Trabalhos Futuros

Melhorias Propostas

Knowledge Graphs para enriquecer a memória semântica

- Protocolos de **comunicação direta** entre agentes
- Estudos **ablativos** para avaliar contribuição individual dos módulos

Trabalhos Futuros

Avaliação com múltiplos cenários e *benchmarks* padronizados

- Paradigmas **alternativos de comunicação** entre agentes
- Mecanismos de **resolução de conflitos** na memória compartilhada

Conclusão

Síntese

Análise crítica da arquitetura multi-agente cognitiva de Silva et al. (2025)

- Pontos fortes: modularidade *task-driven*, integração de memória inspirada em arquiteturas cognitivas
- Oportunidades: avaliação mais abrangente, resolução de conflitos, comunicação direta entre agentes
- Contribuição: identificação de caminhos para amadurecimento de SMA cognitivos baseados em LLMs

Obrigado!

jreinhold@inf.ufpel.edu.br