

Orchestration, Interoperability, and Architecture in LLM-Based Multi-Agent Systems: A Systematic Mapping Study

Juciê Xavier da Silva
Instituto Federal do Piauí
Picos, Piauí, Brasil
jucie.silva@ifpi.edu.br

Guilherme Amaral Avelino
Universidade Federal do Piauí
Teresina, Piauí, Brasil
gaa@ufpi.edu.br

Resumo

A integração entre Sistemas Multiagentes (Multi-Agent Systems – MAS) e Modelos de Linguagem de Grande Escala (Large Language Models – LLMs) tem impulsionado o desenvolvimento de sistemas inteligentes ao permitir raciocínio, uso de ferramentas e colaboração autônoma entre agentes especializados. No entanto, a rápida expansão da área resultou em um cenário de pesquisa ainda fragmentado quanto aos mecanismos de orquestração, estratégias de comunicação, interoperabilidade e organização arquitetural. Este artigo apresenta um Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) com o objetivo de identificar e organizar como a literatura aborda essas dimensões em sistemas MAS–LLM. Seguindo as diretrizes de Kitchenham, foram analisados 166 estudos recuperados nas bases IEEE Xplore, ACM Digital Library e Web of Science, com buscas finais conduzidas entre janeiro e fevereiro de 2026. Os resultados revelam um ecossistema emergente de frameworks de orquestração, mecanismos estruturados de comunicação entre agentes e predominância de arquiteturas hierárquicas, híbridas e baseadas em grafos. O estudo também identifica lacunas críticas relacionadas à padronização de protocolos, métodos robustos de avaliação, escalabilidade, segurança e reprodutibilidade. Como principal contribuição, este trabalho organiza conhecimentos dispersos sobre ferramentas, mecanismos de orquestração, estratégias de interoperabilidade, abordagens arquiteturais, aplicações e lacunas de pesquisa, oferecendo uma visão estruturada para orientar pesquisas futuras sobre sistemas MAS–LLM confiáveis, robustos e interoperáveis.

Palavras-chave

Multi-Agent Systems, Large Language Models, Agent Orchestration, Interoperability, Agent Communication, LLM-based Agents, Distributed Systems, Autonomous Agents, Software Engineering, System Architecture

1 Introdução

A integração entre *Sistemas Multiagentes* (MAS) e *Modelos de Linguagem de Grande Escala* (LLMs) tem emergido como uma abordagem promissora para o desenvolvimento de sistemas inteligentes capazes de executar tarefas complexas por meio da colaboração entre agentes autônomos. Estudos recentes mostraram que essa integração ampliou as capacidades funcionais dos agentes ao incorporar raciocínio em linguagem natural, uso de ferramentas externas, planejamento e cooperação entre múltiplas entidades computacionais [15, 33, 46, 48, 52]. Nesse contexto, a literatura tem apontado que LLMs podem ampliar significativamente as capacidades de sistemas multiagentes, permitindo novas formas de interação e execução de tarefas baseadas em linguagem natural [15, 33, 41, 48].

Nos últimos anos, diferentes arquiteturas e *frameworks* foram propostos para viabilizar essa integração, especialmente voltados à coordenação de agentes e decomposição de tarefas. Aplicações foram identificadas em diversos domínios, incluindo governança de dados ferroviários [5], operações autônomas em nuvem [34], verificação de conformidade regulatória em requisitos de software [7], personalização educacional [24], análise de causa raiz em microsserviços [35] e tomada de decisão em cadeias de suprimento [19]. Revisões recentes também evidenciaram o crescimento do interesse científico em sistemas multiagentes baseados em LLMs e o surgimento de novas abordagens arquiteturais para esse tipo de aplicação [13, 15, 30, 36, 49].

Apesar desses avanços, a literatura ainda apresenta uma diversidade de abordagens conceituais e tecnológicas em relação aos mecanismos utilizados para coordenação de agentes e organização de arquiteturas MAS–LLM. Parte dos estudos concentra-se na coordenação de *workflows* entre agentes [48], enquanto outros investigam gerenciamento de contexto e consistência em sistemas baseados em LLMs [4]. Também foram identificadas pesquisas voltadas à comunicação confiável entre agentes e ao desenvolvimento de mecanismos de confiança e validação de interações [6, 8]. Além disso, revisões recentes apontaram que agentes baseados em LLM introduzem novos desafios relacionados à confiabilidade, governança, alinhamento entre agentes e reprodutibilidade desses sistemas [30, 46, 49].

Esse cenário evidencia que, embora a integração entre MAS e LLMs tenha avançado rapidamente e já apresente aplicações, arquiteturas e mecanismos variados, o conhecimento produzido ainda se encontra disperso e pouco sistematizado. Mais do que apontar uma limitação do campo, essa diversidade revela a necessidade de compreender com maior profundidade como a literatura tem estruturado a coordenação entre agentes, a interoperabilidade entre componentes, os mecanismos de comunicação e as estratégias arquiteturais adotadas nesses sistemas. Tal compreensão é relevante tanto para a indústria, ao favorecer a identificação de abordagens mais robustas, reutilizáveis e compatíveis com ambientes reais de produção, quanto para a academia, ao apoiar comparações mais consistentes entre estudos, maior clareza conceitual e avanços cumulativos na área [6, 15, 30, 37, 46].

Diante dessa lacuna, esta pesquisa conduz um Mapeamento Sistemático da Literatura com o objetivo de mapear e categorizar, de forma abrangente, como a literatura científica tem abordado a coordenação entre agentes, a interoperabilidade entre componentes, os mecanismos de comunicação e a organização arquitetural em sistemas que integram MAS e LLMs. Para isso, o estudo foi conduzido por meio de um protocolo metodológico estruturado e reprodutível, abrangendo as etapas de busca, seleção, deduplicação e avaliação de elegibilidade, o que resultou em um corpus final de 166 estudos

primários e secundários recuperados nas bases *IEEE Xplore*, *ACM Digital Library* e *Web of Science*. O mapeamento permitiu identificar um conjunto reconhecível de ferramentas, arquiteturas e aplicações práticas, evidenciando a rápida evolução do campo. Contudo, persistem desafios relacionados à sistematização dos mecanismos de comunicação e interoperabilidade, à limitada padronização entre abordagens e à carência de métodos consistentes de avaliação. Assim, este estudo busca não apenas organizar o conhecimento atualmente disperso, mas também oferecer uma visão estruturada do campo para orientar pesquisas futuras voltadas ao avanço da coordenação entre agentes, da interoperabilidade, da robustez arquitetural e da confiabilidade de sistemas MAS-LLM.

A organização do artigo segue esta estrutura: a Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados; a Seção 3 descreve a metodologia do mapeamento; a Seção 4 apresenta os resultados; a Seção 5 discute os principais achados; a Seção 6 apresenta as ameaças à validade; e a Seção 7 reúne as conclusões.

2 Trabalhos Relacionados

O avanço recente dos Modelos de Linguagem de Grande Escala (*Large Language Models – LLMs*) tem impulsionado o desenvolvimento de arquiteturas baseadas em agentes capazes de executar tarefas complexas por meio de raciocínio, planejamento e interação com ferramentas externas. Nesse contexto, tem emergido o paradigma de *LLM-based agents*, no qual modelos de linguagem atuam como núcleo decisório dos sistemas. Paralelamente, a integração desses agentes em ambientes colaborativos tem favorecido o desenvolvimento de sistemas multiagentes baseados em LLMs, nos quais múltiplos agentes especializados cooperam para resolver problemas complexos.

Revisões recentes têm buscado consolidar esse cenário. O trabalho de Laat et al. [36] apresenta uma visão abrangente sobre arquiteturas e capacidades de agentes baseados em LLMs, organizando a literatura em componentes como planejamento, memória, uso de ferramentas e raciocínio autônomo. Os autores evidenciam que os LLMs possibilitam a construção de agentes cada vez mais sofisticados; entretanto, a análise concentra-se nas capacidades individuais dos agentes, com pouca ênfase em mecanismos de comunicação e interoperabilidade entre múltiplos agentes.

No contexto da engenharia de software, He et al. [15] investigam como sistemas multiagentes baseados em LLMs podem ser utilizados em atividades como geração de código, depuração e automação de testes. Os resultados indicam que agentes especializados podem colaborar em fluxos de trabalho complexos, ampliando o potencial de automação. Contudo, o estudo prioriza cenários de aplicação e arquiteturas, sem explorar de forma sistemática a comunicação entre agentes ou a integração entre diferentes plataformas.

De forma complementar, o survey *A Survey on Agent Workflow: Status and Future*, de Yu et al. [47], discute o estado atual de *agent workflow*, suas principais estruturas de coordenação e direções futuras. O estudo contribui para compreender como agentes e fluxos de trabalho baseados em LLM vêm sendo organizados, mas mantém foco mais amplo na noção de *workflow*, sem aprofundar especificamente aspectos de interoperabilidade e padronização comunicacional em sistemas MAS-LLM.

Aspectos relacionados à confiabilidade também têm sido investigados. Yu et al. [49] apresentam um survey sobre agentes baseados em LLMs confiáveis, discutindo ameaças, riscos e desafios associados à autonomia desses sistemas. Embora o trabalho contribua para a compreensão de aspectos de segurança e governança, ele não contempla mecanismos de orquestração ou comunicação entre múltiplos agentes.

De forma complementar, Sun et al. [41] analisam desafios e oportunidades relacionados à tomada de decisão em sistemas multiagentes baseados em LLMs. O estudo discute estratégias de cooperação e raciocínio distribuído entre agentes, destacando o potencial desses sistemas em problemas complexos. Ainda assim, a discussão permanece em nível conceitual, não abordando de maneira aprofundada protocolos de comunicação ou mecanismos de interoperabilidade.

De modo geral, os estudos analisados demonstram avanços significativos no desenvolvimento de agentes baseados em LLMs, *workflows* multiagentes e sistemas colaborativos apoiados por LLMs. Entretanto, observa-se que a literatura secundária concentra-se predominantemente em capacidades dos agentes, cenários de aplicação, confiabilidade e estratégias gerais de coordenação. Em contrapartida, aspectos relacionados à interoperabilidade, padronização da comunicação e infraestruturas de orquestração ainda aparecem de forma dispersa e pouco sistematizada, caracterizando uma lacuna relevante na literatura científica.

Diante desse cenário, este trabalho propõe um Mapeamento Sistemático da Literatura com foco específico em mecanismos de comunicação, interoperabilidade e orquestração em sistemas multiagentes integrados a LLMs, buscando organizar o conhecimento existente e identificar tendências e lacunas de pesquisa.

Nesse contexto, este mapeamento contribui para preencher essa lacuna ao organizar de forma integrada como a literatura tem tratado ferramentas, mecanismos de comunicação, interoperabilidade, estratégias de orquestração, arquiteturas, aplicações e lacunas de pesquisa na integração entre MAS e LLMs. Diferentemente das revisões existentes, que tendem a enfatizar capacidades gerais dos agentes, confiabilidade ou aplicações em domínios específicos, este estudo adota um recorte mais direcionado à estruturação técnica desses sistemas, oferecendo uma visão consolidada de como o campo vem se organizando e de quais dimensões ainda demandam maior aprofundamento.

3 Metodologia

Esta seção descreve o processo metodológico adotado nesta pesquisa, o qual foi estruturado com base nas diretrizes de mapeamento sistemático e revisão da literatura propostas por Kitchenham [25]. Essas diretrizes são amplamente utilizadas na área de engenharia de software por fornecerem um processo rigoroso, transparente e reprodutível para identificação, seleção, organização e classificação de evidências científicas.

A condução do estudo seguiu um processo estruturado, contemplando as etapas de definição do protocolo de pesquisa, construção e refinamento da estratégia de busca, execução das buscas em bases científicas, organização e consolidação dos estudos, deduplicação dos registros, triagem e seleção dos estudos relevantes, extração dos dados e organização dos resultados. Cada uma dessas etapas

foi sistematicamente documentada, permitindo a rastreabilidade das decisões e a reprodutibilidade do estudo.

Além disso, o mapeamento foi operacionalizado com suporte de uma planilha estruturada, utilizada como artefato metodológico para registrar todas as etapas do processo, desde a coleta dos estudos até sua classificação em relação às questões de pesquisa e análise dos resultados¹.

3.1 Abordagem Metodológica

Considerando a necessidade de compreender de forma mais sistemática como a literatura tem estruturado a coordenação entre agentes, a comunicação, a interoperabilidade e a organização arquitetural em sistemas MAS-LLM, esta pesquisa adota um Mapeamento Sistemático da Literatura com o objetivo de identificar, classificar e organizar, de forma estruturada, como essas dimensões têm sido abordadas nos estudos existentes.

3.2 Protocolo do Mapeamento Sistemático

Conforme estabelecido nas diretrizes de Kitchenham [25], o protocolo do mapeamento sistemático é desenvolvido após a definição das questões de pesquisa, sendo responsável por especificar os procedimentos metodológicos necessários para conduzir o estudo de forma estruturada, transparente e reprodutível.

Nesse contexto, as questões de pesquisa (Research Questions – RQs) foram definidas previamente e utilizadas como base para a construção do protocolo. Essas questões foram elaboradas com base na abordagem PICOC (*Population, Intervention, Comparison, Outcomes, Context*), a qual auxilia na estruturação do problema de pesquisa ao definir: (i) a população investigada (sistemas multiagentes integrados a LLMs), (ii) o fenômeno de interesse (mecanismos de comunicação, interoperabilidade e orquestração), e (iii) o contexto de aplicação (sistemas distribuídos e inteligentes).

A partir dessas definições, o protocolo foi estruturado de modo a contemplar a estratégia de busca, critérios de seleção, procedimentos de extração de dados e organização dos resultados, garantindo alinhamento direto com as questões de pesquisa e assegurando rigor metodológico, rastreabilidade e reprodutibilidade.

O objetivo deste mapeamento sistemático foi investigar como a literatura científica tem organizado a integração entre Sistemas Multiagentes (MAS) e Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs), com foco em coordenação entre agentes, comunicação, interoperabilidade e organização arquitetural, considerando também ferramentas, desafios, aplicações e lacunas associadas.

Com base no objetivo definido, foram estabelecidas as seguintes questões de pesquisa e suas justificativas, que fundamentaram o protocolo e orientaram a condução deste estudo:

RQ1: Quais ferramentas, frameworks ou plataformas são utilizadas para integrar Sistemas Multiagentes (MAS) com Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs)? **Justificativa:** A identificação dessas ferramentas permite compreender o estado atual do ecossistema MAS-LLM e suas principais abordagens tecnológicas.

RQ2: Quais mecanismos de orquestração, comunicação entre agentes e interoperabilidade são reportados na literatura em sistemas que

integram MAS e LLMs? **Justificativa:** A identificação desses mecanismos permite compreender como os sistemas MAS-LLM têm sido organizados, coordenados e integrados na literatura, evidenciando práticas arquiteturais e estratégias de interação entre agentes e com o ambiente.

RQ3: Quais desafios e limitações são reportados na literatura na integração entre MAS e LLMs? **Justificativa:** A identificação dos desafios permite compreender limitações técnicas recorrentes e apontar aspectos que ainda demandam maior investigação.

RQ4: Quais arquiteturas, estratégias ou abordagens são utilizadas para orquestração e gerenciamento de agentes em sistemas integrados com LLMs? **Justificativa:** A análise das arquiteturas permite entender como os sistemas são organizados e coordenados.

RQ5: Quais aplicações práticas têm sido desenvolvidas a partir da integração entre MAS e LLMs? **Justificativa:** A investigação das aplicações evidencia o impacto prático desses sistemas.

RQ6: Quais lacunas de pesquisa e oportunidades futuras podem ser identificadas na integração entre MAS e LLMs? **Justificativa:** A identificação de lacunas contribui para direcionar futuras pesquisas e consolidar o campo.

3.3 Estratégia de Busca

A estratégia de busca foi construída de forma iterativa, conforme recomendado por Kitchenham [25], com o objetivo de garantir aderência ao escopo do mapeamento e abrangência na recuperação dos estudos.

Inicialmente, foram definidos os blocos conceituais que representam os principais elementos da pesquisa, considerando tanto a recuperação de estudos primários quanto secundários. Esses blocos incluem: (i) sistemas multiagentes, (ii) modelos de linguagem de grande escala, (iii) mecanismos de comunicação e interoperabilidade, e (iv) arquiteturas e *frameworks*, além de termos específicos para identificação de estudos secundários, como *systematic review*, *survey* e *mapping study*. Esses elementos foram combinados por meio de operadores booleanos para compor uma *string* de busca inicial, utilizada na etapa de validação da estratégia.

A partir dessa definição, foi realizada uma busca piloto nas bases selecionadas, nos meses de novembro e dezembro de 2025, com o objetivo de avaliar a aderência da *string* aos objetivos deste mapeamento. Essa etapa evidenciou limitações na estratégia inicial, especialmente a restrição indevida na recuperação de estudos primários quando combinada com termos associados a revisões.

Com base nessa análise, a estratégia foi refinada e estruturada em duas abordagens complementares: uma direcionada à recuperação de estudos primários e outra específica para identificação de estudos secundários. Essa separação permitiu aumentar a precisão da busca e garantir melhor cobertura dos estudos relevantes.

3.3.1 Strings de busca. Estudos primários:

```
("multi-agent system"OR "multi agent system"OR MAS OR "agent-based system") AND ("large language model"OR LLM OR GPT OR "language model"OR "foundation model") AND (interoperability OR communication OR protocol OR coordination OR orchestration OR messaging OR standard OR ontology OR FIPA) AND (framework OR architecture OR platform OR system)
```

¹Disponível em: <https://doi.org/10.5281/zenodo.22116773>.

Estudos secundários:

("multi-agent system"OR MAS) AND ("large language model"OR LLM OR GPT) AND ("systematic review"OR "systematic literature review"OR survey OR "mapping study"OR "systematic mapping"OR review)

Essa estratégia permitiu recuperar de forma sistemática tanto estudos primários quanto secundários, garantindo alinhamento com os objetivos deste mapeamento e suporte à análise do estado da arte.

3.4 Execução das Buscas

As buscas foram realizadas entre janeiro e fevereiro de 2026 nas bases IEEE Xplore, ACM Digital Library e Web of Science.

A execução da estratégia de busca resultou na recuperação de estudos primários e secundários conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1: Resultados da execução das buscas

Base	Primários	Secundários	Total
IEEE Xplore	120	17	137
ACM Digital Library	120	75	195
Web of Science	85	19	104
Total	325	111	436

3.5 Organização e Estrutura dos Dados

Os metadados dos estudos foram exportados diretamente das bases científicas e organizados em uma planilha estruturada, utilizada como artefato metodológico para controle, rastreabilidade e análise dos dados².

A Tabela 2 apresenta os principais campos utilizados para organização dos dados.

Tabela 2: Estrutura dos metadados e campos analíticos

Categoria	Campos
Metadados básicos	ID, título, autores, ano, resumo
Identificação	DOI, link, base de origem
Classificação	tipo de estudo (primário/secundário)
Controle	chave de deduplicação, registro único
Análise	relevância, classificação por RQs

Os registros foram inicialmente organizados por base de dados e tipo de estudo, sendo posteriormente consolidados em uma base unificada composta por 436 registros, utilizada como referência para as etapas subsequentes do mapeamento.

3.6 Identificação e Remoção de Duplicatas

A identificação de registros duplicados foi operacionalizada na planilha estruturada da pesquisa, em abas específicas destinadas ao controle, conferência e rastreabilidade desse processo. Inicialmente, os registros foram comparados de forma semiautomatizada pelo campo DOI. Quando o DOI estava ausente, inconsistente ou divergente entre as bases, a verificação foi realizada manualmente por comparação dos títulos.

²A planilha completa do Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL), contendo os registros, etapas de filtragem, deduplicação e classificação dos estudos, está disponível em: <https://doi.org/10.5281/zenodo.22116773>.

Após a identificação dos duplicados, a remoção foi validada por mais de um pesquisador, e eventuais divergências foram reavaliadas em conjunto até consenso. Os registros removidos foram preservados em aba específica da planilha, permitindo verificar as decisões adotadas.

Os resultados desse processo são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3: Identificação e remoção de registros duplicados

Descrição	Quantidade
Registros iniciais	436
Duplicatas removidas	111
Registros após remoção	325

3.7 Seleção dos Estudos

A seleção dos estudos foi conduzida de forma estruturada, conforme as diretrizes de Kitchenham [25], com o objetivo de identificar os trabalhos efetivamente relevantes para responder às questões de pesquisa deste mapeamento. O processo foi realizado por mais de um pesquisador, de forma independente, com resolução de divergências por consenso e registro das decisões na planilha.

A seleção foi operacionalizada em duas etapas complementares: (i) triagem inicial, baseada na leitura de título e resumo, e (ii) avaliação de elegibilidade, baseada na leitura dos estudos selecionados e em sua classificação quanto ao atendimento das questões de pesquisa.

3.7.1 Triagem inicial. Na etapa de triagem inicial, os 325 registros resultantes após a deduplicação foram analisados com base nos campos de título e resumo presentes nos metadados exportados das bases científicas. O objetivo dessa etapa foi verificar a aderência temática de cada estudo ao escopo do mapeamento, identificando se o trabalho tratava efetivamente da integração entre sistemas multiagentes e modelos de linguagem de grande escala.

Foram mantidos os estudos que, a partir do título e do resumo, apresentavam evidências de pelo menos um dos seguintes elementos: (i) presença de múltiplos agentes ou arquitetura multiagente, (ii) uso de *Large Language Models* ou termos equivalentes, e (iii) indícios de comunicação, coordenação, interoperabilidade, orquestração, *frameworks* ou organização arquitetural no contexto MAS-LLM. Foram excluídos os registros que, com base nessas informações, tratavam apenas de agentes isolados, aplicações genéricas de LLM sem interação multiagente, trabalhos sem aderência ao domínio investigado ou estudos cuja descrição não permitia relação com o escopo deste mapeamento.

Essa decisão foi registrada na planilha por meio do campo de relevância da pesquisa, permitindo identificar explicitamente quais estudos foram classificados como aderentes ou não aderentes ao tema. Os resultados da triagem inicial são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Triagem inicial dos estudos

Descrição	Quantidade
Registros analisados	325
Estudos excluídos na triagem	159
Estudos selecionados	166

3.7.2 Avaliação de elegibilidade e classificação. Os 166 estudos selecionados na triagem inicial compuseram o conjunto submetido à avaliação de elegibilidade. Nessa etapa, a análise deixou de ser apenas temática e passou a considerar a contribuição efetiva de cada estudo para as questões de pesquisa do mapeamento.

A elegibilidade foi verificada por meio da leitura dos estudos selecionados e de sua classificação em relação às RQs, registrada na planilha no campo *Questões de pesquisa atendidas* (RQ1, RQ2, etc.). Um estudo foi considerado elegível quando apresentou evidência explícita de contribuição para pelo menos uma das dimensões investigadas. Em termos operacionais, foram adotados os seguintes critérios de classificação:

- **RQ1 – Ferramentas, frameworks ou plataformas:** o estudo descreve ferramentas, *frameworks*, plataformas, ambientes ou tecnologias utilizadas para integrar sistemas multi-agentes e modelos de linguagem de grande escala;
- **RQ2 – Orquestração, comunicação e interoperabilidade:** o estudo descreve mecanismos de orquestração, formas de comunicação entre agentes ou estratégias de interoperabilidade com ferramentas, dados e serviços externos.
- **RQ3 – Desafios e limitações:** o estudo explicita dificuldades, restrições, limitações técnicas, riscos ou barreiras associadas à integração entre MAS e LLMs;
- **RQ4 – Arquiteturas, estratégias ou abordagens de orquestração:** o estudo descreve arquiteturas, estratégias, mecanismos ou abordagens utilizadas para orquestração, coordenação ou gerenciamento de agentes em sistemas integrados com LLMs;
- **RQ5 – Aplicações práticas:** o estudo apresenta aplicações, casos de uso, domínios de aplicação ou cenários práticos desenvolvidos a partir da integração entre MAS e LLMs;
- **RQ6 – Lacunas e oportunidades futuras:** o estudo apresenta lacunas de pesquisa, direções futuras, agenda de investigação ou oportunidades para avanços no campo da integração entre MAS e LLMs.

Essa classificação permitiu transformar a elegibilidade em um processo analítico rastreável, no qual cada estudo foi vinculado de forma explícita às perguntas do mapeamento. A avaliação foi realizada por mais de um pesquisador, de forma independente, e as divergências foram resolvidas por reavaliação conjunta até o consenso.

3.7.3 Análise da cobertura das questões de pesquisa. Após a classificação dos estudos elegíveis, foi realizada uma análise da cobertura das questões de pesquisa, com o objetivo de evidenciar como a literatura mapeada se distribui em relação às dimensões investigadas neste estudo.

A tabela 5 apresenta a distribuição dos estudos por questão de pesquisa, permitindo identificar quais temas concentram maior volume de evidências e quais ainda permanecem menos explorados.

Complementarmente, a Figura 1 apresenta a intersecção entre as questões de pesquisa, evidenciando as combinações temáticas mais frequentes entre os estudos analisados, desconsiderando combinações com ocorrência única. A associação mais recorrente foi entre RQ4 (*Arquiteturas, estratégias ou abordagens de orquestração*) e RQ5 (*Aplicações práticas*), com 32 estudos, indicando forte concentração da literatura em propostas arquiteturais acompanhadas de validações

Tabela 5: Distribuição dos estudos por questão de pesquisa

Questão de Pesquisa	Quantidade de Estudos
RQ1 – Ferramentas, frameworks ou plataformas	38
RQ2 – Orquestração, comunicação e interoperabilidade	75
RQ3 – Desafios e limitações	21
RQ4 – Arquiteturas e estratégias	123
RQ5 – Aplicações práticas	127
RQ6 – Lacunas e direções futuras	14

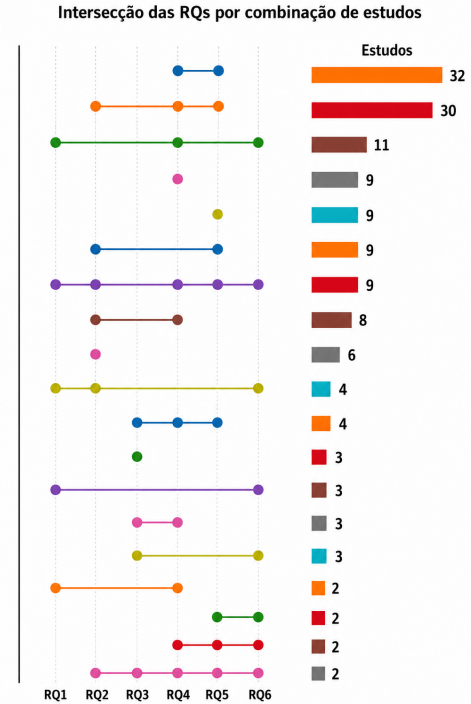


Figura 1: Intersecção das questões de pesquisa por combinação de estudos com frequência superior a 1. A figura apresenta as combinações observadas entre as RQs atendidas no corpus final, excluindo ocorrências isoladas, e a frequência de estudos em cada combinação.

em cenários aplicados. Em seguida, destaca-se a combinação entre RQ2 (*Orquestração, comunicação e interoperabilidade*), RQ4 e RQ5, presente em 30 estudos, sugerindo que mecanismos de coordenação e comunicação são frequentemente tratados como parte central das soluções arquiteturais reportadas na literatura.

Outras combinações relevantes envolvem RQ1 (*Ferramentas, frameworks ou plataformas*) em conjunto com RQ4 e RQ5, reforçando o papel das tecnologias de suporte no desenvolvimento de sistemas MAS-LLM. Em contraste, RQ3 (*Desafios e limitações*) e RQ6 (*Lacunas e direções futuras*) aparecem com menor frequência relativa entre as combinações preservadas, indicando menor ênfase em análises críticas e agendas futuras. De modo geral, os resultados revelam uma literatura predominantemente orientada à proposição de soluções e aplicações práticas, característica compatível com áreas emergentes em rápida evolução.

Essas análises tornam explícito o estado atual da literatura mapeada, permitindo observar não apenas a quantidade de estudos selecionados, mas também a forma como suas contribuições se distribuem e se combinam em relação às questões que orientam este estudo.

3.7.4 Procedimento de Extração e Síntese das Evidências. Após a definição do corpus final de 166 estudos elegíveis, foi realizada a extração e síntese das evidências, conforme as diretrizes de Kitchenham [25]. A unidade principal de análise foi o estudo incluído no corpus. A análise ocorreu em duas camadas complementares: primeiro, cada estudo foi classificado quanto às RQs que atendia, gerando a cobertura geral apresentada na Tabela 5; em seguida, dentro de cada RQ, as evidências foram codificadas em categorias específicas, permitindo calcular a incidência interna de ferramentas, mecanismos, desafios, arquiteturas, aplicações e lacunas.

A operacionalização desse processo foi registrada em três abas complementares da planilha do mapeamento. A aba *Protocolo de Extração* define, para cada RQ, as categorias analíticas utilizadas, seus critérios de inclusão, o tipo de evidência esperado e exemplos de classificação. A aba *Matriz de Extração de Evidências* registra a associação entre cada estudo, a RQ correspondente, a categoria atribuída e a evidência identificada. Já a aba *Síntese de Incidência das RQs* consolida, para cada questão de pesquisa, o número de estudos por categoria e o percentual correspondente em relação ao total de estudos que responderam à respectiva RQ.

A extração foi conduzida de acordo com o escopo específico de cada questão: ferramentas, *frameworks* e plataformas na RQ1; mecanismos de orquestração, comunicação e interoperabilidade na RQ2; desafios e limitações na RQ3; arquiteturas, estratégias e abordagens de gerenciamento na RQ4; domínios e tipos de aplicação prática na RQ5; e lacunas ou oportunidades futuras na RQ6. Evidências semanticamente equivalentes ou funcionalmente próximas foram consolidadas em uma mesma categoria, definida por similaridade temática e pela função predominante exercida no contexto MAS-LLM.

A contagem descritiva foi realizada no nível do estudo, e não pelo número de menções textuais. Assim, uma categoria foi contabilizada pelo número de estudos que reportaram pelo menos uma evidência pertencente a ela. Quando um mesmo estudo apresentou múltiplas evidências relevantes dentro de uma mesma RQ, ele pôde ser registrado em mais de uma categoria, pois as categorias não foram tratadas como mutuamente excludentes. Por esse motivo, em categorias sobrepostas, a soma dos percentuais pode ultrapassar 100%.

Uma categoria foi considerada predominante quando apresentou a maior frequência relativa em comparação com as demais categorias da mesma RQ, conforme consolidado na aba *Síntese de Incidência das RQs*. Categorias com menor frequência, mas relevância técnica para o campo, foram interpretadas como temas emergentes ou menos explorados. Dessa forma, as respostas às RQs foram construídas a partir da distribuição quantitativa das evidências e da interpretação qualitativa dos padrões identificados.

4 Resultados

Dando continuidade ao procedimento de extração e síntese das evidências descrito na metodologia, esta seção apresenta os resultados

organizados de acordo com as questões de pesquisa definidas. Conforme o protocolo adotado, os achados foram estruturados a partir da classificação dos estudos em relação às RQs, do agrupamento das evidências por similaridade temática e função predominante, e da análise descritiva de sua incidência no corpus. Essa organização permite relacionar diretamente os dados extraídos aos objetivos do mapeamento, evidenciando padrões recorrentes, predominâncias e lacunas na literatura sobre a integração entre MAS e LLMs.

4.0.1 RQ1: Quais ferramentas, frameworks ou plataformas são utilizadas para integrar Sistemas Multiagentes (MAS) com Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs)? A RQ1 foi atendida por 38 estudos do corpus. As evidências foram categorizadas segundo a função predominante das soluções reportadas, resultando em cinco grupos sobrepostos: *frameworks* e plataformas gerais, plataformas especializadas por domínio, RAG/bases de conhecimento/memória, observabilidade/auditoria/governança, e protocolos/interoperabilidade. A categoria mais recorrente foi a de *frameworks* e plataformas gerais, identificada em 24 estudos (63,2%), seguida por plataformas especializadas por domínio, presentes em 11 estudos (28,9%). Em menor incidência, apareceram soluções baseadas em RAG, bases de conhecimento e memória, com 7 estudos (18,4%), observabilidade, auditoria e governança, com 3 estudos (7,9%), e protocolos/interoperabilidade, com 2 estudos (5,3%). Essa distribuição indica que a integração MAS-LLM ainda se apoia majoritariamente em *frameworks* e plataformas de implementação, enquanto protocolos padronizados e mecanismos de governança aparecem como dimensões menos consolidadas.

Entre os *frameworks* e plataformas gerais, destacam-se soluções voltadas à coordenação, composição e execução de agentes baseados em LLM. Esse padrão está alinhado à literatura de síntese, que descreve esses sistemas como compostos por uma plataforma de orquestração e por agentes especializados [15]. Nesse grupo, *AutoGen* aparece associado à colaboração multiagente e à coordenação de tarefas complexas [39, 42], enquanto *Semantic Kernel* é empregado para integrar LLMs com componentes modulares, *plugins* e serviços externos [42]. Também aparecem como referências relevantes *LangGraph*, *CrewAI*, *MetaGPT* e *ChatDev*, especialmente em aplicações de engenharia de software e automação estruturada [15].

O segundo grupo reúne plataformas especializadas por domínio, indicando que parte importante da literatura tem desenvolvido soluções MAS-LLM orientadas a contextos aplicados específicos. No contexto de IoT, o *LUMEN* combina agentes baseados em LLM, grafos de conhecimento e bases heterogêneas para monitoramento e explicação em linguagem natural [42]. Em telecomunicações e 6G, o *CommLLM* organiza a integração em módulos de recuperação, planejamento e avaliação [23], enquanto arquiteturas como *LaMA-SON* e *MobiLLM* exploram auto-organização de redes e mitigação de ameaças [37, 43]. Em manufatura, o *RALMAO* integra agentes especializados, RAG e otimização iterativa para escalonamento produtivo [26]; e, em contratos inteligentes, o *SCGen-Agent* articula agentes de análise, codificação, compilação e recuperação de vulnerabilidades [21].

As categorias menos frequentes apontam dimensões ainda emergentes do ecossistema MAS-LLM. Soluções baseadas em RAG, bases de conhecimento e memória aparecem como apoio à recuperação

contextual e ao compartilhamento de conhecimento entre agentes, enquanto ferramentas de observabilidade e governança, como *LangSmith* e *Langfuse*, são associadas a práticas de *AgentOps*, voltadas ao monitoramento de *prompts*, chamadas de ferramentas, memórias, estados intermediários e fluxos de decisão [2, 15]. Já os protocolos e mecanismos de interoperabilidade aparecem com menor incidência, mas com relevância estratégica: o *Model Context Protocol* (MCP) é reportado como padrão para conectar agentes e modelos a APIs, repositórios, bancos vetoriais e ambientes de execução, enquanto o *A2A* reforça a separação entre comunicação agente-agente e agente-ferramenta [2, 5]. Em síntese, a RQ1 mostra que o campo é dominado por *frameworks* e plataformas aplicadas, mas ainda carece de maior consolidação em protocolos, interoperabilidade e governança, dimensões necessárias para tornar a integração MAS-LLM mais robusta, rastreável e reutilizável [2, 15, 21, 23, 26, 42].

4.0.2 RQ2: Quais mecanismos de orquestração, comunicação entre agentes e interoperabilidade são reportados na literatura em sistemas que integram MAS e LLMs? A RQ2 foi atendida por 75 estudos do corpus e evidencia como os mecanismos de orquestração, comunicação e interoperabilidade são operacionalizados em sistemas MAS-LLM. As evidências foram agrupadas em cinco categorias sobrepostas, segundo a função predominante dos mecanismos reportados: orquestração e coordenação de tarefas, comunicação e negociação entre agentes, governança e humano-no-laço, contexto/memória/conhecimento compartilhado e interoperabilidade com ferramentas e serviços. A categoria mais recorrente foi orquestração e coordenação de tarefas, presente em 61 estudos (81,3%), seguida por comunicação e negociação entre agentes, com 12 estudos (16,0%). Em menor incidência, apareceram governança e humano-no-laço, com 7 estudos (9,3%), contexto, memória e conhecimento compartilhado, com 6 estudos (8,0%), e interoperabilidade com ferramentas e serviços, com 5 estudos (6,7%). Essa distribuição indica que a literatura trata a integração MAS-LLM principalmente como problema de coordenação entre agentes, enquanto interoperabilidade, memória compartilhada e governança ainda aparecem como dimensões menos consolidadas.

No eixo predominante da orquestração, os estudos mostram forte presença de arquiteturas centralizadas e hierárquicas, nas quais um agente planejador, gerente ou coordenador distribui sub-tarefas, controla o fluxo de execução e agrega resultados parciais. Esse padrão aparece tanto em *frameworks* gerais, como *AutoGen*, *MetaGPT* e *CrewAI*, quanto em arquiteturas orientadas a domínio, como *CommLLM*, *RALMAO*, *MobiLLM* e *SCGen-Agent*, nas quais agentes especializados executam papéis distintos sob uma lógica de planejamento e refinamento sucessivo [21, 23, 27, 39, 42, 44]. Também há registros de modelos descentralizados e híbridos, nos quais agentes decidem autonomamente sua participação e negociam contribuições para um objetivo comum [38, 45, 46, 50]. Em termos gerais, essa organização converge com sínteses da área, que descrevem sistemas MAS-LLM como compostos por plataformas de orquestração e agentes especializados, com coordenação cooperativa, hierárquica, competitiva ou híbrida [15, 33, 46].

A comunicação entre agentes aparece como segunda categoria em incidência, envolvendo *message passing*, *group chat*, *handoffs*

orientados por papéis, trocas mediadas por agentes gerentes, negociação e compartilhamento de raciocínio. Em aplicações concretas, esses mecanismos se materializam em discussões estruturadas em grupo, protocolos de transferência de controle, ciclos de auto-reflexão e replanejamento [5, 20, 39, 42, 51]. Em *LUMEN*, por exemplo, a colaboração entre agentes mostrou-se eficiente quando os papéis estavam bem delimitados, embora persistam falhas associadas a replanejamento, ambiguidades de consulta e decomposição inadequada de tarefas [42]. Assim, a comunicação é condição central para o desempenho dos MAS-LLM, mas também fonte recorrente de latência, redundância e desalinhamento [11, 42, 46, 50].

As categorias menos frequentes indicam dimensões emergentes da operacionalização MAS-LLM. A interoperabilidade aparece associada à dependência de APIs, bases vetoriais, grafos de conhecimento, serviços externos, protocolos padronizados e ferramentas de execução. Nesse eixo, o *Model Context Protocol* (MCP) conecta agentes e modelos a aplicações externas, bancos de dados, repositórios e ambientes de execução [2, 5], enquanto o protocolo *A2A* separa a interoperabilidade agente-ferramenta da interoperabilidade agente-agente [5]. Outros estudos integram agentes com *vector databases*, *knowledge graphs*, ambientes de nuvem e borda, mecanismos de auditoria e interfaces humano-no-laço [1, 16, 20, 31, 42]. Em síntese, a RQ2 evidencia que a operacionalização dos sistemas MAS-LLM ainda se concentra na orquestração de tarefas, enquanto comunicação estruturada, interoperabilidade, memória compartilhada e governança permanecem como frentes necessárias para tornar essas soluções mais modulares, rastreáveis e interoperáveis [1, 5, 11, 15, 33, 42, 46, 50].

4.0.3 RQ3: Quais desafios e limitações são reportados na literatura na integração entre MAS e LLMs? A RQ3 foi atendida por 21 estudos do corpus e evidencia os principais desafios e limitações associados à operacionalização de sistemas MAS-LLM. As evidências foram agrupadas em quatro categorias sobrepostas, segundo a natureza predominante dos desafios reportados: coordenação, alinhamento e decisão; comunicação, contexto e memória; avaliação e reprodutibilidade; e segurança, confiança e governança. A categoria mais recorrente foi coordenação, alinhamento e decisão, presente em 15 estudos (71,4%). Em menor incidência, apareceram comunicação, contexto e memória, com 4 estudos (19,0%), avaliação e reprodutibilidade, com 2 estudos (9,5%), e segurança, confiança e governança, também com 2 estudos (9,5%). Essa distribuição indica que as limitações da integração MAS-LLM concentram-se principalmente na dificuldade de coordenar agentes autônomos de forma coerente, reprodutível e alinhada ao objetivo global [6, 15, 33, 42, 46].

No eixo predominante, estudos apontam que falhas de desenho arquitetural, papéis sobrepostos, objetivos desalinhados e verificação insuficiente comprometem a robustez da colaboração [15, 46]. Esse resultado complementa a RQ2: embora a orquestração seja o principal mecanismo de operacionalização dos sistemas MAS-LLM, ela também concentra os principais desafios quando envolve múltiplos agentes, decisões distribuídas e dependência de contexto. Além disso, a comunicação entre agentes, embora central para esses sistemas, introduz latência, redundância e risco de perda de coerência, sobretudo em tarefas longas e intensivas em contexto [6, 42]. A literatura também destaca limitações de escalabilidade e uso de recursos, pois o aumento do número de agentes tende a elevar o

custo de inferência, a contenção por memória e a complexidade de agendamento computacional [37, 38, 50, 53].

As categorias menos frequentes indicam limitações ainda emergentes, mas críticas para a consolidação do campo. A persistência de estado e a gestão de memória permanecem problemas abertos, uma vez que janelas contextuais finitas dificultam retenção, recuperação e uso consistente de conhecimento ao longo do tempo [6, 37, 53]. Já os desafios de segurança, interoperabilidade e governança estão diretamente relacionados ao aumento da autonomia e do acoplamento com ferramentas externas observado na RQ2. À medida que agentes compartilham memória, trocam mensagens e acionam recursos externos, ampliam-se superfícies de ataque e riscos de manipulação, como enumeração de funções, escalonamento de privilégios, comprometimento de agentes e interceptação de mensagens [9, 11]. Ao mesmo tempo, a dependência de APIs, bases vetoriais, grafos de conhecimento e protocolos externos torna a interoperabilidade um requisito central, ainda pouco padronizado na literatura [2, 5]. Em síntese, a RQ3 mostra que os desafios MAS–LLM envolvem coordenação, comunicação, memória, avaliação, segurança e interoperabilidade, indicando a necessidade de soluções mais robustas, auditáveis e aplicáveis em contextos reais [2, 11, 15, 37, 46].

4.0.4 RQ4: Quais arquiteturas, estratégias ou abordagens são utilizadas para orquestração e gerenciamento de agentes em sistemas integrados com LLMs? A RQ4 foi atendida por 123 estudos do corpus e evidencia como os sistemas MAS–LLM são organizados em nível arquitetural. As evidências foram agrupadas em seis categorias sobrepostas, segundo a estratégia predominante de organização dos agentes. A categoria mais recorrente foi arquiteturas modulares e baseadas em papéis, presente em 110 estudos (89,4%), seguida por arquiteturas híbridas, distribuídas ou colaborativas, com 84 estudos (68,3%). Em menor incidência, apareceram arquiteturas baseadas em RAG, memória ou conhecimento, com 18 estudos (14,6%), arquiteturas com supervisão humana ou governança, com 11 estudos (8,9%), arquiteturas hierárquicas ou centralizadas, com 10 estudos (8,1%), e arquiteturas baseadas em grafos ou políticas, com 7 estudos (5,7%). Essa distribuição indica que a resposta arquitetural dominante combina modularização, especialização funcional e colaboração entre agentes, enquanto grafos, governança e hierarquias explícitas aparecem como estratégias mais específicas.

Esse padrão converge com He, Treude e Lo, que descrevem sistemas multiagentes baseados em LLM como compostos por uma plataforma de orquestração e agentes especializados, operando em modelos cooperativos, competitivos, hierárquicos ou mistos [15]. Estudos comparativos também indicam que arquiteturas híbridas vêm ganhando espaço por equilibrar controle determinístico, adaptabilidade e autonomia dos agentes LLM [46]. O nexo com a RQ3 é direto: se os principais desafios envolvem coordenação, alinhamento e controle da colaboração, a literatura responde por arquiteturas que distribuem responsabilidades, delimitam papéis e combinam planejamento iterativo com realimentação.

Entre os exemplos representativos, destacam-se arquiteturas multicamadas nas quais um coordenador, gerente ou planejador distribui subtarefas a agentes especializados. Esse padrão aparece em *Network Function Orchestration with LLM-based Multi-Agent System*,

voltada à orquestração de funções de rede [12]; em ambientes inteligentes, com agente pessoal, agentes de chamada e execução de ferramentas e gerente central [39]; em robótica SAR, isto é, *Search and Rescue*, com UGVs, *Uncrewed Ground Vehicles*, articulando agentes coordenador, espacial, robótico e de sumarização [20]; no *RALMAO*, arquitetura industrial com agentes especializados e RAG [27]; e no *SCGen-Agent*, voltado à geração e reparo de contratos inteligentes por agentes de análise, codificação, compilação e recuperação de vulnerabilidades [21]. Entre as estratégias menos frequentes, o *DAG-MAS*, arquitetura MAS baseada em grafo acíclico dirigido, organiza a colaboração por tarefa para reduzir redundância comunicacional [50]; arquiteturas com planejador e crítico geram planos e grafos de dependência refinados por feedback [22]; o *SAMAG*, abordagem multiagente orientada à estrutura de grafos, forma grupos dinamicamente com base em proximidade topológica e recuperação híbrida semântica–estrutural [3]; e o *MAC-RAG*, arquitetura de RAG cooperativo com múltiplos agentes, exemplifica a combinação entre recuperação de conhecimento e filtragem por papéis [18]. Também há abordagens orientadas a papéis e consenso, como a estrutura de apoio à comunicação familiar baseada em detectores, completadores de atributos, meta-agentes e especialistas [14].

Em síntese, a RQ4 mostra que as arquiteturas MAS–LLM buscam tornar a colaboração entre agentes mais modular, controlável, adaptativa e rastreável [3, 12, 15, 20, 21, 27, 39, 46, 50].

4.0.5 RQ5: Quais aplicações práticas têm sido desenvolvidas a partir da integração entre MAS e LLMs? A RQ5 foi atendida por 127 estudos do corpus e evidencia onde a integração MAS–LLM tem sido aplicada. As evidências foram agrupadas em sete categorias sobrepostas, segundo o domínio predominante. A categoria mais recorrente foi gestão de conhecimento e apoio à decisão, presente em 84 estudos (66,1%), seguida por engenharia de software e processos de negócio, com 20 estudos (15,7%). Em menor incidência, apareceram segurança cibernética, blockchain e auditoria, com 11 estudos (8,7%); telecomunicações, redes e infraestrutura, com 9 estudos (7,1%); saúde, educação e apoio humano, com 8 estudos (6,3%); Internet of Things (IoT), ambientes inteligentes e robótica, com 6 estudos (4,7%); e manufatura, energia e cadeia de suprimentos, também com 6 estudos (4,7%). Essa distribuição indica concentração em tarefas intensivas em conhecimento, decisão e automação, mas com expansão para domínios especializados [17, 20, 21, 27, 37, 42].

Entre as aplicações representativas, destacam-se o escalonamento produtivo, em que o *RALMAO*, framework de otimização com agentes e *Retrieval-Augmented Generation* (RAG), ajusta cronogramas fabris [27]; a geração, auditoria e reparo de contratos inteligentes, como em *SCGen-Agent*, sistema multiagente para desenvolvimento seguro em blockchain [21]; e a observabilidade de sistemas IoT, exemplificada pelo *LUMEN*, que usa agentes colaborativos, grafos de conhecimento e bancos heterogêneos para monitorar e explicar sistemas complexos [42]. Também há aplicações em ambientes inteligentes, com adaptação personalizada de edifícios [39], e em robótica de campo, como suporte logístico a missões de *Search and Rescue* (SAR) por *Uncrewed Ground Vehicles* (UGVs) comandados por voz natural [20].

Em telecomunicações, os estudos tratam de comunicação 6G, redes auto-organizáveis e mitigação fechada de ameaças em *Open*

Radio Access Networks (O-RAN) [23, 37, 44]; em segurança cibernética, incluem inteligência de ameaças na dark web e fuzzing de protocolos [31, 40]; e, em processos organizacionais, abrangem reconciliação automática de faturas para pequenas e médias empresas (PMEs), personalização de recomendações e recuperação de conhecimento no setor elétrico [17, 18, 32]. Assim, a RQ5 mostra que a integração MAS-LLM já apoia tarefas intensivas em contexto, coordenação e conhecimento, tornando fluxos mais autônomos, explicáveis e adaptativos [32, 39, 40].

4.0.6 RQ6: Quais lacunas de pesquisa e oportunidades futuras podem ser identificadas na integração entre MAS e LLMs? A RQ6 foi atendida por 14 estudos do corpus e identifica lacunas e oportunidades futuras para a consolidação científica e tecnológica da integração MAS-LLM. As evidências foram agrupadas em quatro categorias sobrepostas, segundo a natureza predominante das lacunas reportadas. A categoria mais recorrente foi avaliação, métricas e reprodutibilidade, presente em 12 estudos (85,7%). Em menor incidência, apareceram planejamento e coordenação de longo horizonte, com 2 estudos (14,3%), escalabilidade, custo e eficiência, com 1 estudo (7,1%), e segurança, governança e auditabilidade, também com 1 estudo (7,1%). Essa distribuição indica que a principal lacuna do campo está menos em propor novos protótipos e mais em avaliá-los de forma comparável, reproduzível e auditável.

A lacuna predominante é metodológica: a literatura ainda carece de protocolos consistentes para avaliação, comparação e reprodutibilidade, especialmente quando os sistemas envolvem múltiplos agentes, ferramentas externas, memória compartilhada e decisões não determinísticas. Em auditoria de contratos inteligentes, por exemplo, abordagens monolíticas ou pouco verificáveis sofrem com lacunas de cobertura, robustez insuficiente e dificuldade de validação reproduzível, o que abre uma agenda para benchmarks mais rigorosos, métricas padronizadas e mecanismos de evidência executável [10].

As lacunas menos recorrentes apontam desafios técnicos ainda emergentes. A coordenação em tarefas complexas e de longo horizonte permanece limitada em cenários que exigem planejamento prolongado, baixo custo computacional e adaptação a ambientes dinâmicos. Estudos recentes indicam que a coordenação multiagente em planejamento de longo prazo permanece pouco explorada [28], enquanto propostas que combinam *Multi-Agent Systems* (MAS) com *Mixture-of-Experts* (MoE) apontam oportunidades na integração entre especialização interna, coordenação distribuída e restrições reais de rede e computação [29]. Em síntese, a RQ6 mostra que a consolidação da integração MAS-LLM depende de métodos sistemáticos de avaliação, estudos com dados reais, governança interagente e arquiteturas auditáveis em contexto real [10, 28, 29].

5 Discussão dos Resultados

A síntese das seis questões de pesquisa mostra que a integração entre *Multi-Agent Systems* (MAS) e *Large Language Models* (LLMs) já apresenta um núcleo conceitual relativamente consistente, embora ainda heterogêneo em implementação, avaliação e padronização. Em conjunto, os estudos indicam que o campo se estrutura sobre eixos recorrentes que articulam *frameworks* e plataformas de orquestração, mecanismos de comunicação e interoperabilidade, arquiteturas multicamadas de coordenação e aplicações orientadas

a domínio [12, 15, 46]. A partir da RQ1 e da RQ2, observou-se que ferramentas como *AutoGen*, *Semantic Kernel*, *Model Context Protocol* (MCP), *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) e bases vetoriais não operam de forma isolada, mas como componentes de infraestruturas mais amplas, nas quais agentes especializados precisam compartilhar contexto, decompor tarefas e acionar recursos externos de maneira coordenada [2, 5, 42]. Já a RQ4 reforçou que essa coordenação tem sido materializada sobretudo por arquiteturas hierárquicas, híbridas e orientadas a grafos, sugerindo que a arquitetura deixou de ser apenas um aspecto de implementação para se tornar elemento central da capacidade colaborativa dos sistemas MAS-LLM [3, 50].

Ao mesmo tempo, a distribuição das evidências revela que a maturidade aplicada do campo avança mais rapidamente do que sua consolidação metodológica. As maiores incidências ocorreram nas questões relacionadas a arquiteturas e aplicações práticas, indicando que a literatura está fortemente orientada à proposição de soluções, organização arquitetural e validação em domínios específicos. A RQ5 mostrou que os sistemas MAS-LLM já vêm sendo empregados em manufatura, contratos inteligentes, Internet of Things (IoT), robótica, telecomunicações, cibersegurança e automação de processos empresariais, evidenciando impacto prático crescente e adaptabilidade a contextos especializados [17, 20, 21, 27, 40]. Contudo, a RQ3 demonstrou que esse avanço convive com limitações persistentes, como fragilidades de coordenação, excesso de comunicação, sobrecarga contextual, custos computacionais, problemas de memória, riscos de segurança e baixa padronização da interoperabilidade [6, 11, 37, 53]. Em consequência, embora a literatura já apresente soluções promissoras, ainda predomina um cenário com pouca uniformidade de métricas, limitada comparabilidade entre estudos e escassez de avaliações longitudinais em ambientes reais de maior criticidade.

Por fim, a RQ6 permite afirmar que a principal lacuna do campo não está mais em demonstrar que a integração MAS-LLM é possível, mas em estabelecer como torná-la robusta, auditável, reproduzível e transferível entre domínios. Os estudos sugerem oportunidades futuras particularmente relevantes em três frentes: padronização de avaliação e evidência empírica, coordenação de longo horizonte com menor custo e maior especialização, e mecanismos de governança e segurança mais confiáveis para operação em cenários reais [10, 28, 29]. Assim, a principal contribuição deste mapeamento é mostrar que a literatura já superou uma fase inicial de experimentação dispersa e passa a demandar um esforço mais sistemático de consolidação científica. Em vez de um campo fragmentado apenas por ferramentas ou casos de uso, a integração MAS-LLM começa a se configurar como uma agenda de pesquisa estruturada, na qual orquestração, interoperabilidade, arquitetura, aplicação e confiabilidade precisam ser tratadas de forma integrada para sustentar avanços futuros.

Tomadas em conjunto, as seis questões de pesquisa respondem diretamente ao objetivo deste MSL de investigar como a literatura científica tem abordado os mecanismos de orquestração, interoperabilidade, comunicação entre agentes e organização arquitetural em sistemas que integram MAS e LLMs. As evidências reunidas mostram que o campo já dispõe de um conjunto reconhecível de ferramentas, mecanismos de coordenação, arquiteturas e aplicações práticas, mas ainda permanece marcado por limitações em

avaliação, reprodutibilidade, segurança e confiabilidade operacional [2, 10, 15, 27, 37]. Desse modo, este mapeamento não apenas sistematiza uma literatura ainda dispersa, mas também evidencia que a consolidação da integração MAS–LLM dependerá do avanço de métodos, métricas e arquiteturas capazes de sustentar colaboração robusta e auditável em cenários reais.

6 Ameaças à Validade

Esta MSL está sujeita a algumas ameaças à validade. Em relação à validade de construção, a própria delimitação do tema, integração entre MAS e LLMs com foco em orquestração, interoperabilidade, comunicação e arquitetura pode ter excluído estudos relevantes que discutem esses elementos sem utilizar explicitamente essa terminologia. Para mitigar esse risco, o protocolo metodológico adotou estratégias de busca estruturadas a partir de PICOC, com strings específicas para estudos primários e secundários, aplicadas em bases reconhecidas da área, além de critérios explícitos de inclusão e exclusão.

Quanto à validade interna, há risco de viés nas etapas de triagem, elegibilidade e classificação dos estudos, especialmente na interpretação sobre qual questão de pesquisa cada trabalho atendia. Esse risco foi reduzido pelo uso de um protocolo metodológico previamente definido, pela organização auditável dos dados extraídos e pela consolidação das análises a partir da base unificada construída ao longo deste mapeamento. Ainda assim, como parte da literatura apresenta descrições heterogêneas de arquitetura, coordenação e aplicação, permanece a possibilidade de subjetividade residual na síntese qualitativa.

Por fim, em relação à validade externa e à confiabilidade, os resultados deste mapeamento refletem o recorte temporal, as bases selecionadas e os 166 estudos considerados elegíveis após busca, deduplicação e triagem, não devendo ser generalizados automaticamente para toda a produção existente sobre agentes e LLMs. Além disso, trata-se de um campo recente e em rápida evolução, o que pode fazer com que novas ferramentas, arquiteturas e aplicações emergjam rapidamente após a coleta. Ainda assim, o uso de um protocolo sistemático, de bases amplamente reconhecidas e de critérios explícitos de seleção contribui para a rastreabilidade, consistência e reprodutibilidade deste mapeamento.

7 Conclusão

Este Mapeamento Sistemático da Literatura investigou como a literatura científica tem abordado os mecanismos de orquestração, interoperabilidade, comunicação entre agentes e organização arquitetural em sistemas que integram *Multi-Agent Systems* (MAS) e *Large Language Models* (LLMs). A partir dos 166 estudos analisados, constatou-se que o campo já apresenta um conjunto reconhecível de ferramentas, protocolos, arquiteturas e aplicações, evidenciando que a integração MAS–LLM deixou de ser apenas uma possibilidade conceitual e passou a constituir uma frente aplicada de pesquisa em expansão. Os resultados mostraram que essa integração tem sido sustentada por *frameworks* de orquestração, mecanismos de comunicação estruturada, arquiteturas hierárquicas, híbridas e orientadas a grafos, além de aplicações em domínios como manufatura, IoT, robótica, telecomunicações, contratos inteligentes, cibersegurança e automação de processos empresariais [12, 15, 20, 21, 27].

Ao mesmo tempo, este mapeamento evidenciou que a consolidação do campo ainda depende do enfrentamento de limitações relevantes, como fragilidades de coordenação, sobrecarga comunicacional, custos computacionais, riscos de segurança, baixa padronização de interoperabilidade e insuficiente uniformidade metodológica entre os estudos [10, 11, 37]. Assim, a principal contribuição deste estudo consiste em sistematizar uma literatura ainda dispersa, oferecendo uma visão integrada sobre tecnologias, mecanismos, arquiteturas, aplicações e lacunas de pesquisa. Como direcionamento futuro, os achados sugerem a necessidade de avançar em avaliações mais reprodutíveis, arquiteturas auditáveis e estudos empíricos em cenários reais, especialmente em contextos críticos nos quais robustez, governança e confiabilidade operacional são requisitos centrais para a maturidade dos sistemas MAS–LLM [28, 29].

Disponibilidade de Artefatos

Os artefatos deste estudo, incluindo a planilha metodológica com registros, etapas de filtragem, deduplicação, classificação dos estudos e síntese das evidências, estão disponíveis publicamente em: <https://doi.org/10.5281/zenodo.22116773>.

O artefato é disponibilizado sob a licença Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0), permitindo seu uso, compartilhamento e adaptação, desde que seja atribuída a devida autoria.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq pelo apoio financeiro, processo 403304/2025-3. O ChatGPT foi utilizado para apoio à revisão linguística e organização textual; a análise, validação e responsabilidade final pelo artigo são integralmente dos autores.

Referências

- [1] Vinicius Alboneti Aguiar, Leonardo Afonso Amorim, Artur Matos Andrade Novais, Thiago Pedrosa de Jesus, Anderson da Silva Soares, and Sávio Salvarino Teles de Oliveira. 2025. A Multi-Agent Architecture for Governance and Security of LLM-Based Knowledge Access. In *2025 IEEE International Conference on Big Data*. IEEE, 6325–6334. doi:10.1109/BIGDATA66926.2025.11401633
- [2] Dimitris Brodimas, Alexandros Birbas, Dimitrios Kaposol, and Symeon Denazis. 2025. Intent-Based Infrastructure and Service Orchestration Using Agentic-AI. *IEEE Open Journal of the Communications Society* 6 (2025), 5495–5513. doi:10.1109/OJCOMS.2025.3597170
- [3] Jingcheng Cen, Jiarui Ji, Zhen Wang, Zhewei Wei, Yaliang Li, and Bolin Ding. 2025. SAMAG: Structure-Aware Multi-Agent Graph Generation with Large Language Models. In *2025 IEEE International Conference on Big Data*. IEEE, 488–495. doi:10.1109/BIGDATA66926.2025.11402080
- [4] Edward Y. Chang and Longling Geng. 2025. SagaLLM: Context Management, Validation, and Transaction Guarantees for Multi-Agent LLM Planning. *Proceedings of the VLDB Endowment* (2025). doi:10.14778/3750601.3750611
- [5] Y. Cui, Y. Guo, C. Ren, C. Zhang, S. Shu, W. Peng, and Z. Yin. 2025. Architecture Design of Multi-Agent LLM Systems in Railway Data Governance. *IEEE HPCC* (2025). doi:10.1109/HPCC67675.2025.00184
- [6] Ayushman Das, Shu-Ching Chen, Mei-Ling Shyu, and Saad Sadiq. 2024. Enabling Synergistic Knowledge Sharing and Reasoning in Large Language Models with Collaborative Multi-Agents. In *2024 IEEE International Conference publication*. IEEE, 92–98.
- [7] Souvik Das, Novarun Deb, Nabendu Chaki, and Agostino Cortesi. 2025. A Multi-Agent RAG Framework for Regulatory Compliance Checking of Software Requirements. *ACM Transactions on Software Engineering* (2025). doi:10.1145/3785472
- [8] Y. Ding, A. Twabi, J. Yu, L. Zhang, T. Kondo, and H. Sato. 2025. Decentralized Multi-Agent System with Trust-Aware Communication. *IEEE ISPA* (2025). doi:10.1109/ISPA67752.2025.00198
- [9] Yepeng Ding, Ahmed Twabi, Junwei Yu, Lingfeng Zhang, Tohru Kondo, and Hiroyuki Sato. 2025. Decentralized Multi-Agent System with Trust-Aware Communication. In *2025 IEEE International Conference publication*. IEEE.
- [10] Yepeng Ding, Junwei Yu, Ahmed Twabi, Lingfeng Zhang, Tohru Kondo, and Hiroyuki Sato. 2025. Multi-Agent Auditing for Smart Contracts. In *2025 9th*

- International Symposium on Computer Science and Intelligent Control (ISCSIC)*. IEEE. doi:10.1109/ISCSIC67494.2025.11352002
- [11] Casey Fan, Diyana Tial, Vladislav Dubrovnski, Mengtao Zhang, Yuyung Lee, and Dianxiang Xu. 2025. Security of LLM Agents: A Case Study Approach. In *2025 IEEE 24th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom)*. IEEE, 1952–1957. doi:10.1109/Trustcom66490.2025.00226
 - [12] Johnny Gemayel and Ali Mokh. 2025. Network Function Orchestration with LLM based Multi-Agent System. In *2025 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. IEEE, 262–267. doi:10.1109/ICCWorkshops67674.2025.11162489
 - [13] S. N. Gularso and R. Wiputra. 2025. Are Autonomous Agents the Inevitable Future of Decentralized Finance? *IEEE IHMSC* (2025). doi:10.1109/IHMSC66529.2025.00038
 - [14] Rushia Harada, Yuken Kimura, and Keito Inoshita. 2025. Role-Playing LLM-Based Multi-Agent Support Framework for Detecting and Addressing Family Communication Bias. In *2025 IEEE Cyber Science and Technology Congress (CyberSciTech)*. IEEE, 666–671. doi:10.1109/CyberSciTech8397.2025.00101
 - [15] Junda He, Christoph Treude, and David Lo. 2025. LLM-Based Multi-Agent Systems for Software Engineering: Literature Review, Vision, and the Road Ahead. *Comput. Surveys* (2025). doi:10.1145/3712003
 - [16] Duy H. Ho, Udiptaman Das, Regina Ho, and Yuyung Lee. 2024. Leveraging Multi-Agent Systems and Large Language Models for Diabetes Knowledge Graphs. In *2024 IEEE International Conference on Big Data*. IEEE, 3401–3410. doi:10.1109/BigData62323.2024.10825608
 - [17] Donghao Huang, Alvin Tse, Gauri Malwe, Zhaoxia Wang, and Ritik Varshney. 2025. Scalable Invoice Reconciliation for SMEs: Edge-Deployed LLMs in Multi-Agent Systems. In *2025 International Conference on Data Science, Agents & Artificial Intelligence (ICDSAAI)*. IEEE. doi:10.1109/ICDSAAI65575.2025.11011581
 - [18] Xin Huang, Yibo Chen, Xiaowen Feng, Hongyu Zhu, and Chao Tang. 2025. Multi-Agent Cooperative Retrieval-Augmented Generation for Efficient Electric Power Knowledge Retrieval Quiz. In *2025 8th International Conference on Power and Energy Applications (ICPEA)*. IEEE, 843–847. doi:10.1109/ICPEA67476.2025.11349299
 - [19] Valeria Jannelli, Stefan Schopf, Matthias Bickel, Torbjorn Netland, and Alexandra Brintrup. 2025. Agentic LLMs in the Supply Chain: Towards Autonomous Multi-Agent Consensus-Seeking. *International Journal of Production Research* (2025). doi:10.1080/00207543.2025.2604311
 - [20] Alejandro Jarabo-Penas, Juan Bravo-Arrabal, Da hui Lin-Yang, Francisco Pastor, Robert Ladig, Juan Jesus Fernandez-Lozano, Anders Lyhne Christensen, and Alfonso Garcia-Cerezo. 2025. Real-World Deployment of an LLM-Enabled Voice-Commanded UGV for Logistics in SAR Missions. In *2025 IEEE International Symposium on Safety Security Rescue Robotics (SSRR)*. IEEE, 57–63. doi:10.1109/SSRR68451.2025.11391314
 - [21] Yubo Ji, Xiaoyan Hao, Yue Li, Dan Yu, Ruixin Li, and Yongle Chen. 2025. SCGen-Agent: Automated Generation of Smart Contract Based on Multi-agent Collaboration. In *2025 International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery (CyberC)*. IEEE, 50–57. doi:10.1109/CyberC66434.2025.00017
 - [22] Ziqi Jia, Junjie Li, Xiaoyang Qu, and Jianzong Wang. 2025. Enhancing Multi-Agent Systems via Reinforcement Learning with LLM-Based Planner and Graph-Based Policy. In *2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 1240–1246. doi:10.1109/ICRA55743.2025.11127486
 - [23] Feibo Jiang, Yubo Peng, Li Dong, Kezhi Wang, Kun Yang, Cunhua Pan, Dusit Niyato, and Octavia A. Dobre. 2024. Large Language Model Enhanced Multi-Agent Systems for 6G Communications. *IEEE Wireless Communications* 31, 6 (2024), 48–55. doi:10.1109/MWC.016.2300600
 - [24] Michael Vaccaro Jr., Mikayla Friday, and Arash Zaghi. 2025. Multi-Agentic LLMs for Personalizing STEM Texts. *Applied Sciences* (2025). doi:10.3390/app15137579
 - [25] Barbara Kitchenham, Pearl Brereton, David Budgen, Mark Turner, John Bailey, and Stephen Linkman. 2009. Systematic literature reviews in software engineering – A systematic literature review. *Information and Software Technology* 51, 1 (2009), 7–15. doi:10.1016/j.infsof.2008.09.009
 - [26] Xiang Li, Xiaolong Zhou, Jinbo Li, Qingyue Di, Lei Jing, and Bin Fan. 2025. Retrieval-Augmented LLM-Driven Multi-Agent Optimization Framework for Intelligent Manufacturing Scheduling. In *2025 IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications (HPCC)*. IEEE, 1471–1476. doi:10.1109/HPCC67675.2025.00214
 - [27] Xiang Li, Xiaolong Zhou, Jinbo Li, Qingyue Di, Lei Jing, and Bin Fan. 2025. Retrieval-Augmented LLM-Driven Multi-Agent Optimization Framework for Intelligent Manufacturing Scheduling. In *2025 IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications (HPCC)*. IEEE, 1471–1476. doi:10.1109/HPCC67675.2025.00214
 - [28] Zhuoyang Li and Jianmin Ji. 2024. MVP-MCTS: Language Modelling a Flexible Multi-Agent Planning Framework. In *2024 4th International Symposium on Artificial Intelligence and Intelligent Manufacturing (AIIM)*. IEEE. doi:10.1109/AIIM64537.2024.10934217
 - [29] Yongzhe Liang, Ruihong Jiang, Bisheng Wei, Wen Tian, and Zhangfeng Ma. 2026. MAMoE: A Multi-Agent Mixture-of-Experts Framework for LLM-Assisted 3D Object Reconstruction and Transmission. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering* 13 (2026). doi:10.1109/TNSE.2025.3618771
 - [30] D. Liu, K. Upadhyay, V. Chhetri, A. B. Siddique, and U. Farooq. 2025. A Large-Scale Study on the Development and Issues of Multi-Agent AI Systems. *IEEE BigData* (2025). doi:10.1109/BigData66926.2025.11402104
 - [31] Youssef Maklad, Fares Wael, Ali Hamdi, Wael Elersy, and Khaled Shaban. 2025. MultiFuzz: A Dense Retrieval-based Multi-Agent System for Network Protocol Fuzzing. In *2025 IEEE/ACS 22nd International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA)*. IEEE. doi:10.1109/AICCSA66935.2025.11315267
 - [32] Wenyu Mao, Jiancan Wu, Weijian Chen, Chongming Gao, Xiang Wang, and Xiangnan He. 2025. Reinforced Prompt Personalization for Recommendation with Large Language Models. *ACM Transactions on Information Systems* 43, 3 (2025). doi:10.1145/3716320
 - [33] N. Nascimento, P. Alencar, and D. Cowan. 2023. Self-Adaptive Large Language Model (LLM)-Based Multiagent Systems. *IEEE International Conference on Autonomous Computing and Self-Organizing Systems* (2023), 1–10. doi:10.1109/ACSOS-C58168.2023.00048
 - [34] K. Parthasarathy, K. Vaidhyanathan, R. Dhar, V. Krishnamachari, A. Kakran, and S. Akshathala. 2025. Engineering LLM Powered Multi-Agent Framework for Autonomous CloudOps. *IEEE CAIN* (2025). doi:10.1109/CAIN66642.2025.00031
 - [35] Changhua Pei, Zexin Wang, Fengrui Liu, Zeyan Li, and Yang Liu. 2025. Flow-of-Action: SOP Enhanced LLM-Based Multi-Agent System for Root Cause Analysis. *ACM Conference* (2025). doi:10.1145/3701716.3715225
 - [36] Aske Plaet, Max van Duijn, Niki van Stein, and Mike Preuss. 2025. Agentic Large Language Models, a Survey. *Journal of Artificial Intelligence Research* (2025). doi:10.1613/jair.1.18675
 - [37] Adnan Qayyum, Abdullatif Albaser, Junaid Qadir, Ala Al-Fuqaha, and Mohamed Abdallah. 2025. LLM-Driven Multi-Agent Architectures for Intelligent Self-Organizing Networks. *IEEE Network* (2025). doi:10.1109/MNET.2025.3605319
 - [38] Zheyang Qu, Wenbo Wang, Zitong Yu, Boquan Sun, Yang Li, and Xing Zhang. 2026. LLM Enabled Multi-Agent System for 6G Networks: Framework and Method of Dual-Loop Edge-Terminal Collaboration. *IEEE Communications Magazine* (2026). doi:10.1109/MCOM.001.2500148
 - [39] Alaa Saleh, Mazen Hassaan, Qiyang Zhang, Sasu Tarkoma, Susanna Pirttikangas, and Lauri Loven. 2025. LLM-powered Smart Spaces with Multi-agent User-centric Adaptation. In *2025 IEEE 45th International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW)*. IEEE, 576–581. doi:10.1109/ICDCSW63273.2025.00109
 - [40] Sayuj Shah and Vijay K. Madiseti. 2025. MAD-CTI: Cyber Threat Intelligence Analysis of the Dark Web Using a Multi-Agent Framework. *IEEE Access* 13 (2025), 40158–40168. doi:10.1109/ACCESS.2025.3547172
 - [41] Chuanneng Sun, Songjun Huang, and Dario Pompili. 2025. LLM-Based Multi-Agent Decision-Making: Challenges and Future Directions. *IEEE Robotics and Automation Letters* 10, 6 (2025), 5681–5688. doi:10.1109/LRA.2025.3562371
 - [42] Adela Nedisan Videsjorden, Hui Song, Arda Goknil, Dumitru Roman, and Ahmet Soylu. 2025. LUMEN: Enhancing IoT System Observability with Multi-Agent Large Language Models and Knowledge Graphs. *ACM Transactions on Internet of Things* (2025). doi:10.1145/3772077
 - [43] Haohuang Wen, Prakhar Sharma, Vinod Yegneswaran, Ashish Gehani, Phillip Porras, and Zhiqiang Lin. 2025. MobILLM: An Agentic AI Framework for Closed-Loop Threat Mitigation in 6G Open RANs. In *MILCOM 2025 - 2025 IEEE Military Communications Conference (MILCOM)*. IEEE. doi:10.1109/MILCOM64451.2025.11310651
 - [44] Haohuang Wen, Prakhar Sharma, Vinod Yegneswaran, Ashish Gehani, Phillip Porras, and Zhiqiang Lin. 2025. MobILLM: An Agentic AI Framework for Closed-Loop Threat Mitigation in 6G Open RANs. In *MILCOM 2025 - 2025 IEEE Military Communications Conference*. IEEE. doi:10.1109/MILCOM64451.2025.11310651
 - [45] Yang et al. 2025. AutoHMA-LLM: Efficient Task Coordination and Execution in Heterogeneous Multi-Agent Systems Using Hybrid Large Language Models. *IEEE Transactions/Journal publication* (2025).
 - [46] Peyman Yazdani, Yan Liu, and Zheng Li. 2025. A Comparative Study Towards Designing a Hybrid Architecture of Microservices and LLM-based Multi-Agent Systems. *IEEE International Conference publication* (2025).
 - [47] Chaojia Yu, Zihan Cheng, Hanwen Cui, Yishuo Gao, Zexu Luo, Yijin Wang, Hangbin Zheng, and Yong Zhao. 2025. A Survey on Agent Workflow – Status and Future. In *2025 8th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*. IEEE, 770–781. doi:10.1109/ICAIBD64986.2025.11082076
 - [48] Cheng Yu, Zhiqiang Cheng, Haoyu Cui, Yifan Gao, Zhenyu Luo, Yuxuan Wang, Hao Zheng, and Yong Zhao. 2025. A Survey on Agent Workflow: Status and Future. *IEEE Conference on AI and Big Data* (2025). doi:10.1109/ICAIBD64986.2025.11082076
 - [49] Miao Yu, Fanci Meng, Xinyun Zhou, Shilong Wang, and Junyuan Mao. 2025. A Survey on Trustworthy LLM Agents: Threats and Countermeasures. *Comput. Surveys* (2025). doi:10.1145/3711896.3736561
 - [50] Jiandian Zeng, Junjie Liao, Shaochen Sun, Guangxue Zhang, Changfu Xu, Huaijin Liu, and Yang Li. 2026. Multi-Agent Collaborative Reasoning via Cloud-Edge Framework. *IEEE Network* (2026). doi:10.1109/MNET.2026.3651036

- [51] Xufei Zhang. 2025. Multi-agent Self-Reflection Framework: Enhancing the Logical Reasoning Ability of Large Language Models through API Interaction. In *2025 IEEE 5th International Conference on Data Science and Computer Application (ICDSCA)*. IEEE, 831–836. doi:10.1109/ICDSCA67083.2025.11350185
- [52] X. Zhou, Y. Xu, J. Zhao, and R. Zhang. 2026. Large Language Model Applications in Power Systems: A Comprehensive Review and Outlook. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy* (2026). doi:10.35833/MPCE.2025.000760
- [53] Huhai Zou, Fei Wang, Rongzhen Li, Tao Li, Tianhao Sun, and Kai Liu. 2025. Cooperative Scheduling and Hierarchical Memory Model for Multi-Agent Systems. In *2025 IEEE International Conference publication*. IEEE.