

Cidadão.AI: Uma Proposta de Sistema Multiagente para Democratização da Transparência Governamental

Anderson Henrique da Silva¹
Aracele Garcia de Oliveira Fassbinder¹ (Orientadora)

¹Instituto Federal do Sul de Minas Gerais (IFSULDEMINAS)
Muzambinho – MG – Brasil

andersonhs27@gmail.com, aracele.garcia@muz.ifsuldeminas.edu.br

Abstract. *Less than 5% of Brazilians access government transparency portals, illustrating the paradox of opaque transparency: the abundance of technical and fragmented data creates barriers rather than removing them. This paper presents Cidadão.AI, a multi-agent AI system that transforms natural language queries into public spending analyses through 17 specialized agents named after Brazilian historical figures. The system bridges people, organizational processes, and technology to democratize civic participation, addressing Grand Challenges GD4, GD5, GD6, and GD10. Technical evaluation demonstrated viability: 17 operational agents with documented orchestration patterns, 76% test coverage, and cloud deployment. Preliminary validation with 32 organic beta users indicated positive reception, with qualitative feedback highlighting the conversational interface as primary value. The main contributions are: (i) open-source multi-agent architecture with replicable orchestration patterns; (ii) DSR process model for civic AI; (iii) five applied design principles; and (iv) four lessons learned. Source code available under MIT license.*

Resumo. *Menos de 5% dos brasileiros acessam portais de transparência governamental, ilustrando o paradoxo da transparência opaca: a abundância de dados técnicos e fragmentados cria barreiras ao invés de removê-las. Este artigo apresenta o Cidadão.AI, sistema multiagente de IA que transforma consultas em linguagem natural em análises de gastos públicos por meio de 17 agentes especializados, nomeados em homenagem a figuras históricas brasileiras. O sistema integra pessoas, processos organizacionais e tecnologia para democratizar a participação cidadã, endereçando os Grandes Desafios GD4, GD5, GD6 e GD10. A avaliação técnica demonstrou viabilidade: 17 agentes operacionais com padrões de orquestração documentados, 76% de cobertura de testes e deployment em nuvem. Validação preliminar com 32 usuários beta orgânicos indicou recepção positiva, com feedback qualitativo destacando a interface conversacional como valor principal. As principais contribuições são: (i) arquitetura multiagente open-source com padrões replicáveis; (ii) modelo de processo DSR para IA cívica; (iii) cinco princípios de design aplicados; e (iv) quatro lições aprendidas. Código-fonte sob licença MIT.*

1. Introdução

A transparência governamental constitui pilar fundamental das democracias contemporâneas [Michener and Bersch 2013]. Contudo, persiste o que [Fox 2007] denomina

transparência opaca: o volume massivo de informações disponibilizadas pelo poder público, em formatos técnicos e fragmentados, cria barreiras ao invés de removê-las. Estudos demonstram que menos de 5% da população brasileira já utilizou portais de transparência [Possamai and Gonzatti 2020]. As barreiras são multidimensionais: técnicas (dados fragmentados), cognitivas (linguagem burocrática), contextuais (ausência de ferramentas de análise) e institucionais (resistência à transparência ativa).

Diante desse cenário, este trabalho apresenta o Cidadão.AI, sistema multiagente de IA projetado para transformar consultas em linguagem natural em análises compreensíveis de gastos públicos. Desenvolvido via Design Science Research (DSR) [Peppers et al. 2007], o sistema dialoga com os Grandes Desafios de Pesquisa em Sistemas de Informação (SI) no Brasil 2016-2026 [Araujo et al. 2017], especificamente GD6 (Transparência em SI), GD5 (Participação Cidadã), GD4 (Linked Open Data) e GD10 (Abordagem Sociotécnica).

As principais contribuições deste trabalho são: (i) arquitetura multiagente open-source com 17 agentes e padrões de orquestração documentados (MIT); (ii) modelo de processo DSR para IA cívica; (iii) cinco princípios de design (G1–G5); e (iv) quatro lições aprendidas (L1–L4). Essas contribuições focam em fundamentos arquiteturais e metodológicos, reconhecendo que validação em escala requer recursos que excedem o escopo desta pesquisa inicial.

2. Referencial Teórico

2.1. Design Science Research

Design Science Research (DSR) constitui paradigma de pesquisa que apoia a criação de artefatos inovadores para problemas organizacionais importantes [Hevner et al. 2004]. [Peppers et al. 2007] operacionalizaram esse paradigma na Design Science Research Methodology (DSRM) através de seis atividades: identificação do problema, definição de objetivos, design e desenvolvimento, demonstração, avaliação e comunicação. Conforme [Gregor and Hevner 2013], a contribuição de DSR pode residir no próprio artefato funcional quando este demonstra viabilidade técnica de abordagem inovadora—perspectiva que fundamenta esta pesquisa.

2.2. Transparência Governamental e Tecnologia Cívica

O conceito de transparência no contexto de sistemas de informação vai além da mera disponibilização de dados. [Michener and Bersch 2013] propõem duas dimensões: *visibilidade* (completude e possibilidade de localização) e *inferabilidade* (qualidade da informação para permitir inferências precisas). Complementarmente, [Leite and Cappelli 2010] caracterizam transparência de software como requisito não-funcional (RNF) multifacetado, desdobrado em qualidades como acessibilidade, usabilidade, informativo, entendimento e auditabilidade. O catálogo de transparência de [Cappelli 2009] operacionaliza essas qualidades em práticas concretas, distinguindo *transparência da informação* (o que é divulgado) de *transparência do processo* (como decisões são tomadas e comunicadas). A maturidade desse campo no Brasil é evidenciada pelo WTrans—Workshop de Transparência em Sistemas, realizado ao longo de múltiplas edições [Comitê Organizador do WTrans 2019]. Essas dimensões são particularmente relevantes para o Cidadão.AI: o sistema busca não apenas tornar dados

visíveis (transparência da informação), mas tornar o processo de análise compreensível ao cidadão (transparência do processo), alinhando-se ao conceito de Linguagem Cidadã [Brasil 2025].

Tecnologia cívica—tecnologia que habilita engajamento cidadão com o governo [Patel et al. 2013]—oferece caminho para superar a lacuna entre dados disponíveis e compreensão efetiva. No Brasil, iniciativas pioneiras demonstraram potencial transformador, porém enfrentaram desafios de sustentabilidade. A Tabela 1 situa o Cidadão.AI neste ecossistema.

Tabela 1. Comparativo com iniciativas brasileiras de tecnologia cívica

Característica	Serenata [†]	Brasil.IO	Q. Diário	Cidadão.AI
Interface LN	Não	Não	Não	Sim
Multiagente	Não	Não	Não	Sim
Deteção anomalias	Sim	Não	Não	Sim
Dados federais	Sim	Sim	Não	Sim
API pública	Sim	Sim	Sim	Sim
Open-source	Sim	Sim	Sim	Sim
Docs (ADRs)	Parcial	Não	Parcial	Sim
Ativo (2026)	Não	Sim	Sim	Sim

LN = Linguagem Natural. [†]Serenata: descontinuado 2019.

A análise dessas iniciativas revela padrões sobre sustentabilidade e acessibilidade. A Serenata de Amor, apesar de pipeline robusto de ML, foi descontinuada em 2019 por questões não-técnicas: dependência de crowdfunding e burnout voluntário [Operação Serenata de Amor 2019]. Brasil.IO e Querido Diário permanecem ativos, porém com interfaces voltadas a usuários tecnicamente sofisticados. O Cidadão.AI busca mitigar esses riscos por meio de modularidade (agentes independentes), documentação extensiva via ADRs, e licenciamento MIT.

2.3. Sistemas Multiagente e LLMs para Transparência

Arquiteturas multiagente permitem processamento especializado via agentes colaborativos [Wooldridge 2009]. A integração com LLMs criou novas possibilidades [Xi et al. 2023, Wang et al. 2024, Sun et al. 2025], porém sua aplicação ao domínio de transparência governamental apresenta desafios específicos que orientaram as escolhas técnicas deste trabalho.

O paradigma ReAct [Yao et al. 2023] fundamenta agentes LLM modernos. No contexto de transparência, adaptamos este paradigma para garantir auditabilidade: cada ciclo de raciocínio é registrado, permitindo verificação de como conclusões foram alcançadas. Complementarmente, técnicas de RAG [Lewis et al. 2020] forçam *grounding* em dados oficiais, minimizando alucinações numéricas—risco crítico em análises de contratos públicos.

Adicionalmente, modelos para português brasileiro como Sabiá [Pires et al. 2023] e BERTimbau [Souza et al. 2020] habilitam processamento de terminologia burocrática com nuances legais (“dispensa de licitação”, “inexigibilidade”) que modelos treinados predominantemente em inglês frequentemente confundem.

3. Metodologia

O desenvolvimento seguiu a DSRM de [Peffer et al. 2007]. A identificação do problema revelou contradição entre disponibilidade de dados públicos e incapacidade da maioria dos cidadãos de utilizá-los. O objetivo foi desenvolver sistema multiagente para democratizar acesso via linguagem natural.

O design e desenvolvimento seguiu abordagem iterativa com Test-Driven Development (TDD), Integração Contínua (CI) via GitHub Actions, e documentação extensiva por meio de Architecture Decision Records (ADRs). Uma decisão distintiva foi nomear os 17 agentes em homenagem a figuras históricas brasileiras, criando identificação cultural.

A demonstração estruturou três casos de uso com complexidade crescente: consulta básica sobre contratos, análise temporal de gastos, e investigação de anomalias. Por fim, a avaliação contemplou dimensões técnica, funcional e pragmática.

4. O Artefato Cidadão.AI

4.1. Arquitetura do Sistema

A Figura 1 apresenta a arquitetura em três camadas. A camada de apresentação usa Next.js 14 hospedado na Vercel. A camada de aplicação emprega FastAPI com API documentada via OpenAPI, hospedada na Railway. A camada de dados utiliza PostgreSQL para persistência, Redis para cache, e FAISS para busca vetorial.

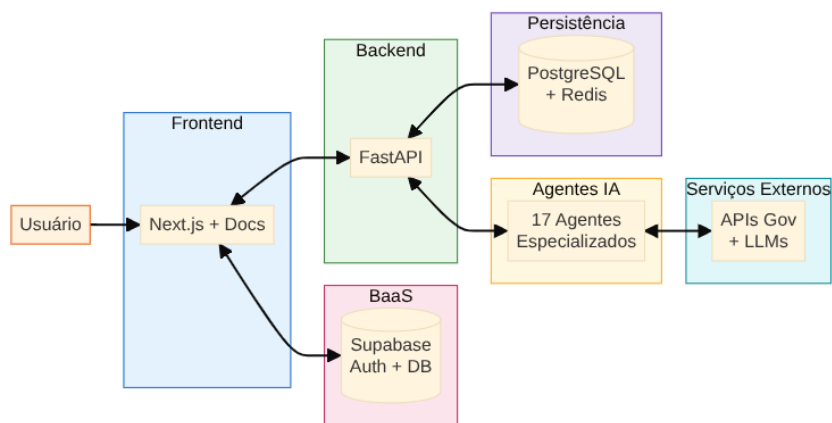


Figura 1. Arquitetura do Cidadão.AI: apresentação (Next.js), aplicação (FastAPI) e dados (PostgreSQL, Redis, FAISS)

4.2. Sistema Multiagente

Os 17 agentes¹ operam em três níveis hierárquicos que refletem a separação de responsabilidades do sistema.

No nível de orquestração, o agente *Abaporu*—referência à pintura de Tarsila do Amaral—atua como mestre orquestrador. Sua função é decompor consultas complexas

¹Nomeados em homenagem a figuras brasileiras: Abaporu, Zumbi, Tiradentes, Anita Garibaldi, José Bonifácio, Ayrton Senna, Oscar Niemeyer, Carlos Drummond, entre outros.

em sub-tarefas atômicas e coordenar execução via DAGs (Directed Acyclic Graphs), permitindo paralelização quando não há dependências entre tarefas.

O nível analítico agrupa agentes de processamento substantivo. O agente *Zumbi* especializa-se em detecção de anomalias via Isolation Forest, FFT e z-score combinados com regras de domínio. *Anita Garibaldi* realiza análises temporais e comparativas. *Bonifácio* coleta dados com fallbacks para APIs instáveis. Por fim, *Senna* executa roteamento semântico, classificando consultas para direcioná-las aos agentes mais adequados.

O nível de comunicação foca na apresentação de resultados ao usuário final. *Tiradentes* gera relatórios em múltiplos formatos (PDF, HTML, Markdown), *Oscar Niemeyer* cria visualizações de dados, e *Drummond* adapta a linguagem ao perfil do usuário.

4.3. Padrão de Orquestração

Para ilustrar o funcionamento hierárquico, apresentamos trace simplificado para a consulta “*Tem algo de suspeito nos maiores contratos do Ministério da Saúde em 2025?*”:

```
[Abaporu] DAG: T1(Bonifacio) -> {T2(Anita), T3(Zumbi)} -> T4(Drummond)
[Senna] Roteamento: tipo=INVESTIGACAO, confianca=0.89
[Bonifacio] GET /contratos?orgao=MS -> 847 registros (1.1s)
[Zumbi] 3 anomalias (scores: 0.92, 0.87, 0.84)
  #4521: valor 340% acima media fornecedor
  #2198: vigencia 3 dias (atipica para valor)
[Drummond] Resposta adaptada. Total: 3.2s
```

O trace ilustra decomposição semântica, paralelização via DAG (T2 e T3 em paralelo), delegação especializada e consolidação de resultados heterogêneos em 3.2s.

4.4. Integração com APIs Governamentais

Um levantamento sistemático dos endpoints do Portal da Transparência realizado em outubro de 2025 testou 41 endpoints documentados. O resultado revelou limitações significativas: 32 (78%) retornaram erro 403 permanente, enquanto apenas 9 (22%) estavam funcionais. Esta limitação reflete política restritiva do ecossistema brasileiro. Para contornar esse problema, implementamos fallback via Elasticsearch para dados em CSV/JSON previamente obtidos.

5. Avaliação e Resultados

5.1. Avaliação de Infraestrutura

A Tabela 2 sumariza métricas de infraestrutura em produção. Os resultados indicam performance adequada para uso interativo, com latência fim-a-fim de 2-5 segundos incluindo inferência LLM. A cobertura de testes automatizados (76%) reflete qualidade de engenharia de software—controle de regressões e estabilidade do código—mas não constitui, por si só, evidência de aderência aos requisitos funcionais do sistema. A validação funcional é abordada nas subseções seguintes por meio de completude de componentes (5.2), validação do módulo de anomalias (5.3) e feedback de usuários (5.4).

5.2. Completude Funcional

A Tabela 3 apresenta o status de completude dos principais componentes do sistema.

Tabela 2. Métricas de infraestrutura

Métrica	Valor	Observação
Latência API (p50)	5-6 ms	Sem inferência LLM
Latência fim-a-fim	2-5 s	Com inferência LLM
Uptime	99.2%	30 dias
Cobertura testes	76%	Qualidade de código
Linhas de código	~38.000	Python + TypeScript

Tabela 3. Completude funcional

Componente	Status	Nota
Agentes	17/17 (100%)	3 níveis
Endpoints gov.	9/41 (22%)	32 bloqueados
Formatos relatório	3/3	PDF, HTML, MD
Provedores LLM	2/2	Maritaca + Anthropic

5.3. Validação do Módulo de Detecção de Anomalias

A ausência de *ground truth*—dados anotados por auditores do TCU/CGU—impossibilita métricas clássicas de *precision* e *recall*. Conforme [Chandola et al. 2009], esta é limitação reconhecida em domínios onde anomalias são raras e anotação é dispendiosa. A construção de *ground truth* para irregularidades em contratos públicos requer pareceres técnicos sigilosos, recurso indisponível sem parceria institucional formal. Optou-se por validação com dados sintéticos contendo anomalias artificialmente inseridas (valores discrepantes, vigências atípicas, modalidades inconsistentes).

O módulo *Zumbi* combina Isolation Forest, FFT e z-score com regras de domínio. Os testes automatizados verificam corretude algorítmica; a validação com dados reais permanece como direção futura.

5.4. Feedback de Usuários Beta

A avaliação preliminar registrou 32 usuários beta em quatro semanas (outubro–novembro 2025), adquiridos organicamente sem campanhas de marketing. O perfil dos participantes incluiu estudantes universitários, profissionais de TI, jornalistas e cidadãos sem formação técnica, embora a distribuição exata não tenha sido sistematicamente coletada—limitação reconhecida. A coleta de feedback ocorreu por meio de formulário aberto na interface e mensagens espontâneas, sem questionário estruturado com escalas padronizadas. Essa abordagem exploratória, embora limite a generalização estatística, foi adequada ao estágio inicial do artefato, permitindo identificar temas emergentes para investigação futura com instrumentos validados (SUS, NPS).

A análise temática do feedback revelou cinco categorias recorrentes. Como aspectos positivos: (1) a interface conversacional foi percebida como mais acessível que portais de transparência tradicionais; (2) a contextualização cultural dos agentes gerou engajamento e curiosidade; e (3) a capacidade de consultar dados sem conhecimento técnico prévio foi destacada como diferencial. Como oportunidades de melhoria: (4) necessidade ocasional de reformular consultas quando a intenção não era compreendida na primeira tentativa; e (5) expectativa de respostas mais rápidas em consultas que envolviam

múltiplas fontes de dados. Ressaltamos que essas categorias representam percepções preliminares, não generalizáveis à população em geral.

5.5. Disponibilização Open-Source

O sistema foi disponibilizado em repositórios GitHub sob licença MIT, com documentação de API, ADRs e registro no INPI (BR512025004322-8).

6. Discussão

6.1. Contribuição Sociotécnica

O Cidadão.AI exemplifica a visão sociotécnica preconizada pelos Grandes Desafios de SI, e é nesta integração deliberada das três dimensões—pessoas, processos e tecnologia—que reside sua contribuição distintiva. Analisamos essa contribuição à luz das qualidades de transparência propostas por [Leite and Cappelli 2010]: acessibilidade, usabilidade, informativo, entendimento e auditabilidade.

Na dimensão de pessoas, o sistema endereça a exclusão informacional que afeta os estimados 95% de brasileiros que não utilizam portais de transparência—endereçando as qualidades de *acessibilidade* e *usabilidade* [Leite and Cappelli 2010]. A interface conversacional permite perguntar “quanto minha cidade gastou com merenda escolar?” sem conhecer a codificação orçamentária subjacente (função, subfunção, elemento de despesa, modalidade de aplicação). A contextualização cultural através de nomes como Zumbi e Tiradentes contribui para a qualidade de *informativo*, criando conexões significativas com o cidadão.

Na dimensão de processos, o sistema unifica o fluxo de fiscalização cidadã—antes fragmentado entre múltiplos portais, formatos e ferramentas de análise—em interação conversacional onde o Abaporu orquestra coleta, análise e relatório. Isso endereça a *transparência do processo* [Cappelli 2009]: não apenas os dados são apresentados, mas o caminho analítico é explicitado.

Na dimensão de tecnologia, a contribuição reside na demonstração de como LLMs e arquitetura multiagente podem ser instrumentalizados para fins cívicos com responsabilidade. Três escolhas refletem essa orientação: RAG com *grounding* obrigatório em dados oficiais (minimizando alucinações numéricas), explicabilidade como requisito de primeira classe—endereçando a qualidade de *auditabilidade* de [Leite and Cappelli 2010]—e comunicação explícita de incerteza (anomalias incluem scores de confiança e ausência de dados é comunicada), contribuindo para a qualidade de *entendimento*.

6.2. Princípios de Design Aplicados

Os cinco princípios a seguir emergem do processo iterativo de DSR como prescrições abstratas para IA cívica, diferenciando-se de requisitos não-funcionais (RNF) por sua natureza prescritiva e generalizável: RNFs especificam o que o sistema deve atender; princípios de design orientam *como* projetar sistemas similares [Gregor and Hevner 2013]. Na prática, princípios e arquitetura co-evoluíram iterativamente. **Explicabilidade (G1)**: cada resposta inclui passos do raciocínio e fontes consultadas. **Comunicação de Incerteza (G2)**: anomalias incluem scores de confiança; ausências de dados são explicitadas. **Contextualização Cultural (G3)**: nomes de agentes baseados

em figuras históricas brasileiras. **Resiliência (G4)**: fallback Maritaca→Anthropic, cache para APIs bloqueadas, retry com backoff exponencial. **Acessibilidade Progressiva (G5)**: respostas simplificadas por padrão, detalhes técnicos sob demanda.

6.3. Lições Aprendidas

O desenvolvimento revelou quatro lições que podem beneficiar projetos similares. A primeira (**L1**) evidencia que a diversidade de stakeholders em tecnologia cívica impacta diretamente o design de agentes de IA: cada perfil (cidadão leigo, jornalista de dados, auditor, desenvolvedor) demanda não apenas interfaces distintas, mas *níveis de explicabilidade* diferentes nas respostas dos agentes. No Cidadão.AI, isso se materializou no princípio G5 (Acessibilidade Progressiva) e no agente Drummond, que adapta a linguagem ao perfil identificado—uma necessidade que emergiu durante testes com usuários de perfis distintos e que não havia sido antecipada no design inicial. A segunda (**L2**) evidencia uma limitação estrutural: avaliação rigorosa de detecção de anomalias requer *ground truth* anotado por órgãos de controle, recurso além do alcance de pesquisas acadêmicas individuais. A terceira (**L3**) revela que o bloqueio de 78% dos endpoints governamentais impacta significativamente a cobertura de dados, demandando estratégias de mitigação desde as fases iniciais do design. Por fim, a quarta (**L4**) emergiu da experiência concreta com o repositório open-source: após a publicação do código, o projeto recebeu *forks* e interações de desenvolvedores externos que identificaram oportunidades de extensão não previstas originalmente (como adaptação para dados municipais). Essa dinâmica evidenciou que o modelo open-source não apenas permite escrutínio público, mas amplifica o impacto ao habilitar contribuições que excedem a capacidade de um grupo de pesquisa individual.

6.4. Limitações

As limitações refletem decisões conscientes e restrições de contexto. A ausência de métricas quantitativas (precision, recall, F1) para detecção de anomalias é decisão metodológica: avaliar sem *ground truth* anotado produziria métricas enganosas. A validação com 32 usuários beta constitui a principal limitação em três aspectos: (i) a amostra é pequena e não-probabilística, impedindo generalização; (ii) a coleta de feedback foi não-estruturada, sem escalas padronizadas que permitam comparação com outros sistemas; e (iii) o perfil dos participantes não foi sistematicamente caracterizado, limitando análise de como fatores culturais ou educacionais influenciam a percepção de transparência. Avaliação formal com instrumentos padronizados (SUS, NPS) e amostra estratificada é necessária para resultados mais robustos. Adicionalmente, o custo operacional (infraestrutura cloud, APIs LLM) é financiado por créditos de pesquisa da Maritaca AI, e a sustentabilidade financeira de longo prazo permanece como desafio aberto.

7. Conclusão

Esta pesquisa abordou como sistemas de IA podem contribuir para democratização da transparência governamental, alinhando-se aos Grandes Desafios de SI no Brasil 2016-2026. Por meio do Cidadão.AI—17 agentes especializados nomeados em homenagem a figuras históricas brasileiras—demonstramos viabilidade técnica da abordagem proposta, utilizando Design Science Research como estratégia metodológica.

A arquitetura multiagente open-source (MIT) constitui a contribuição central. Em processo iterativo de DSR, princípios de design e decisões arquiteturais co-evoluíram: a experiência com o artefato informou os princípios (G1–G5), que orientaram refinamentos da arquitetura. As lições (L1–L4) estendem a base de conhecimento sobre transparência mediada por tecnologia, seguindo a perspectiva de [Gregor and Hevner 2013]: a demonstração de viabilidade técnica de abordagem inovadora constitui contribuição válida.

Como direções futuras, destacamos parceria com TCU/CGU para *ground truth* anotado, expansão para APIs estaduais e municipais, e avaliação formal com instrumentos padronizados (SUS, NPS). O Cidadão.AI oferece evidências preliminares de que barreiras da transparência governamental no Brasil podem ser mitigadas por sistemas multiagente com interface conversacional.

Disponibilidade

INPI: BR512025004322-8. **Código (MIT):** github.com/anderson-ufrj/cidadao.ai {frontend, backend, technical-docs}. **Produção:** cidadao-ai-frontend.vercel.app/pt. Este trabalho deriva da monografia de conclusão de curso do primeiro autor; artigo complementar sobre a arquitetura técnica foi submetido ao CTIC 2026.

Agradecimentos

À Maritaca AI pelos créditos de pesquisa para experimentação com Sabiá.

Referências

- Araujo, R. M. d., Ralha, C. G., Santoro, F. M., and Custódio, R. W. (2017). *Grandes Desafios de Pesquisa em Sistemas de Informação no Brasil: 2016 a 2026*. Sociedade Brasileira de Computação (SBC), Porto Alegre. Relatório Técnico da Comissão Especial de Sistemas de Informação (CESI/SBC).
- Brasil (2025). Lei nº 15.263, de 14 de novembro de 2025. Diário Oficial da União. Institui a Política Nacional de Linguagem Simples nos órgãos e entidades da administração pública.
- Cappelli, C. (2009). *Uma Abordagem para Transparência em Processos Organizacionais Utilizando Aspectos*. Tese de doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio), Rio de Janeiro, Brasil.
- Chandola, V., Banerjee, A., and Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys*, 41(3):1–58.
- Comitê Organizador do WTrans (2019). VII workshop de transparência em sistemas. In *Anais do CSBC 2019*, Belém, PA. SBC. Sétima e última edição realizada. Workshop ativo de 2013 a 2019.
- Fox, J. (2007). The uncertain relationship between transparency and accountability. *Development in Practice*, 17(4-5):663–671.
- Gregor, S. and Hevner, A. R. (2013). Positioning and presenting design science research for maximum impact. *MIS Quarterly*, 37(2):337–355.

- Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., and Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS Quarterly*, 28(1):75–105.
- Leite, J. C. S. d. P. and Cappelli, C. (2010). Software transparency. *Business & Information Systems Engineering*, 2(3):127–139.
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W.-t., Rocktäschel, T., et al. (2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, volume 33, pages 9459–9474.
- Michener, G. and Bersch, K. (2013). Identifying transparency. *Information Polity*, 18(3):233–242.
- Operação Serenata de Amor (2019). Por que a serenata está pausada? Blog post. Acesso em: 15 out. 2025.
- Patel, M., Sotsky, J., Gourley, S., and Houghton, D. (2013). The emergence of civic tech: Investments in a growing field. Technical report, Knight Foundation.
- Peffer, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M. A., and Chatterjee, S. (2007). A design science research methodology for information systems research. *Journal of Management Information Systems*, 24(3):45–77.
- Pires, R., Abonizio, H., Almeida, T., and Nogueira, R. (2023). Sabiá: Portuguese large language models. In *Proceedings of the Brazilian Conference on Intelligent Systems (BRACIS)*, pages 226–240. Springer.
- Possamai, A. J. and Gonzatti, R. M. (2020). Transparência pública e acesso à informação: Desafios e perspectivas. *Revista de Administração Pública*, 54(4):890–912.
- Souza, F., Nogueira, R., and Lotufo, R. (2020). Bertimbau: Pretrained bert models for brazilian portuguese. In *Proceedings of the Brazilian Conference on Intelligent Systems (BRACIS)*, pages 403–417. Springer.
- Sun, C. et al. (2025). Multi-agent collaboration mechanisms: A survey of llms. *arXiv preprint arXiv:2501.06322*.
- Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., Chen, Z., Tang, J., Chen, X., Lin, Y., et al. (2024). A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science*, 18(6):186345.
- Wooldridge, M. (2009). *An Introduction to MultiAgent Systems*. John Wiley & Sons, 2nd edition.
- Xi, Z., Chen, W., Guo, X., He, W., Ding, Y., Hong, B., Zhang, M., Wang, J., Jin, S., Zhou, E., et al. (2023). The rise and potential of large language model based agents: A survey. *arXiv preprint arXiv:2309.07864*.
- Yao, S., Zhao, J., Yu, D., Du, N., Shafran, I., Narasimhan, K., and Cao, Y. (2023). React: Synergizing reasoning and acting in language models. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. arXiv preprint arXiv:2210.03629, 2022.