

# Grandes modelos de linguagem têm posicionamento próprio? Explorando a influência das redes sociais na emissão de posicionamentos de LLMs

Gabriel Augusto Borges, Fabíola S. F. Pereira

<sup>1</sup>Faculdade de Computação - Universidade Federal de Uberlândia  
Uberlândia – MG – Brasil

{gabriel.borges2, fabiola.pereira}@ufu.br

**Abstract.** *This work investigates the ability of large language models (LLMs) to express stances and the impact of incorporating social media content in this process. The proposed approach compares responses generated with and without the use of Retrieval-Augmented Generation (RAG), and also explores the use of personas to simulate different profiles. The results, obtained through qualitative case studies, indicate that, without RAG, models tend to remain neutral, while the incorporation of social media content induces more explicit stances and, in some cases, alters the direction of the opinion itself. As a conclusion, the findings suggest that contextual information plays a significant role in shaping stance generation in LLMs.*

**Resumo.** *Este trabalho investiga a capacidade de grandes modelos de linguagem (LLMs) emitirem posicionamentos e o impacto da incorporação de conteúdo de redes sociais nesse processo. A abordagem compara respostas geradas com e sem o uso de Retrieval-Augmented Generation (RAG), além de explorar o uso de personas para simular diferentes perfis. Os resultados, obtidos por meio de estudos de caso qualitativos, indicam que, sem RAG, os modelos tendem à neutralidade, enquanto a incorporação de conteúdo de redes sociais induz posicionamentos mais explícitos e, em alguns casos, altera o próprio direcionamento da opinião. Como conclusão, tem-se que o contexto exerce influência significativa na geração de posicionamentos por LLMs.*

## 1. Introdução

O crescente uso de grandes modelos de linguagem (LLMs) em tarefas de geração de texto tem levantado questões importantes sobre sua capacidade de simular comportamentos humanos complexos, como a emissão de opiniões e posicionamentos [Santos et al. 2025, Real et al. 2025]. Em paralelo, redes sociais são amplamente reconhecidas como ambientes que influenciam a formação de opiniões individuais, frequentemente moldando percepções sobre temas sociais e políticos [Cavalheiro and Paraboni 2026]. Nesse contexto, surge uma questão central: até que ponto LLMs, ao serem expostos a conteúdos provenientes dessas plataformas, passam a refletir padrões semelhantes aos observados em humanos, especialmente no que diz respeito à formação de posicionamentos?

Na literatura recente, diversos trabalhos têm explorado o comportamento de LLMs sob diferentes perspectivas, tais como geração de conteúdo opinativo e sensibilidade a instruções de prompt [Brown et al. 2020, Ouyang et al. 2022, Bender et al. 2021]. Além

disso, estudos sobre *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) têm demonstrado que a incorporação de conhecimento externo pode impactar significativamente a qualidade e a factualidade das respostas geradas [Lewis et al. 2020]. No entanto, ainda há uma lacuna no entendimento de como esse tipo de mecanismo influencia na formação de posicionamentos, especialmente quando os dados utilizados são provenientes de redes sociais, caracterizadas por alta polarização e diversidade.

Neste trabalho, é proposto um método para investigar a capacidade de LLMs de emitir posicionamentos e analisar o impacto da incorporação de conteúdo de redes sociais nesse processo. A abordagem é baseada na comparação entre respostas geradas por um modelo em dois cenários: sem acesso a informações externas e com suporte de RAG, utilizando uma base de dados composta por publicações de redes sociais. Além disso, é proposto também o uso de personas como forma de simular diferentes perfis individuais, permitindo analisar como características identitárias interagem com o contexto na geração de posicionamentos. Os experimentos conduzidos possuem caráter exploratório, configurando-se como estudos de caso que buscam evidenciar padrões de comportamento do modelo.

As seguintes questões de pesquisa são investigadas: (QP1) um LLM é capaz de emitir um posicionamento claro sobre uma questão levantada? e (QP2) qual é o impacto da incorporação de conteúdo de redes sociais no posicionamento emitido pelo modelo? Ao investigar essas questões, este trabalho pretende contribuir para a compreensão do papel dos LLMs como agentes simuladores de opinião e para a discussão sobre os efeitos da exposição a ambientes digitalmente mediados.

## 2. Trabalhos Correlatos

A capacidade de LLMs de expressar opiniões e posicionamentos tem sido objeto de investigação recente. Trabalhos como [Ng and Carley 2023, Kale and Nadadur 2025] exploram o comportamento dos modelos em cenários que envolvem coerência interna, mudança de posicionamento e influência de contexto. Em particular, estudos sobre *stance flipping* analisam como modelos podem alterar suas respostas quando expostos a diferentes informações. No entanto, esses trabalhos frequentemente se concentram em aspectos de consistência ou avaliação do modelo, não explorando explicitamente o papel de dados provenientes de redes sociais como fator de influência na emissão de posicionamentos.

Outra linha de pesquisa relevante diz respeito ao uso de personas para controlar o comportamento de LLMs. Trabalhos como [Fröhling et al. 2025, Pal and Traum 2025] demonstram que é possível induzir estilos e crenças por meio de engenharia de prompts. Essas abordagens têm sido utilizadas, por exemplo, para anotação de dados e simulação de diálogos consistentes com determinados perfis. Contudo, embora evidenciem a capacidade dos modelos de assumir identidades simuladas, tais estudos não investigam como essas identidades interagem com fontes externas de informação, como conteúdos de redes sociais, na formação de posicionamentos.

Por fim, há uma vasta literatura sobre detecção automática de posicionamento (*stance detection*) utilizando modelos de aprendizado de máquina e, mais recentemente, LLMs. Esses trabalhos têm como objetivo identificar automaticamente a posição expressa em textos em relação a um determinado tema ou entidade. Apesar de relacionados ao conceito de posicionamento, tais abordagens são ortogonais à proposta deste trabalho.

Elas se concentram na análise de dados existentes, e não na geração de posicionamentos por parte dos modelos. Assim, diferentemente dessas linhas de pesquisa, este trabalho investiga o LLM como um agente gerador de opiniões, com foco na influência do contexto proveniente de redes sociais.

### 3. Modelos baseados em RAG para Emissão de Posicionamento

Essencialmente, a proposta é baseada na comparação entre respostas geradas por um LLM em dois cenários distintos: (i) sem acesso a informações externas e (ii) com suporte de um mecanismo de recuperação de informações (*Retrieval-Augmented Generation* — RAG). O objetivo é observar mudanças no comportamento do modelo, especialmente no que se refere à emissão de posicionamentos. No cenário com RAG, o modelo passa a operar sobre um conjunto de documentos extraídos de redes sociais, os quais contêm opiniões, argumentos e discursos potencialmente conflitantes sobre determinados temas. Dessa forma, busca-se simular um ambiente de informações semelhante ao que indivíduos experimentam ao consumir conteúdo em plataformas digitais.

Duas abordagens são propostas com o intuito de propiciar a investigação do impacto das redes sociais na emissão do posicionamento de uma pessoa, utilizando LLMs. Uma abordagem base, simplesmente explorando o potencial de um sistema RAG na tarefa de posicionamento (Modelo Base de Posicionamento). E uma abordagem baseada em personas, que adiciona uma complexidade, explorando a influência que perfis estereotipados podem sofrer (Posicionamento Orientado por Persona).

#### 3.1. Modelo Base de Posicionamento (MBP)

A partir de um LLM de propósito geral, sem qualquer ajuste fino específico para a tarefa, é solicitada a emissão de um posicionamento sobre temas socialmente relevantes e potencialmente polarizadores, como aborto e figuras políticas.

A tarefa de posicionamento é definida como a capacidade do modelo de produzir uma resposta que expresse uma opinião clara, favorável ou contrária, sobre o tema proposto. Inicialmente, avalia-se o comportamento do modelo sem o uso de fontes externas, permitindo observar sua tendência natural — frequentemente caracterizada por respostas que deixam claro a incapacidade de um sistema baseado em inteligência artificial (IA) ter posicionamento próprio.

Depois, utilizando RAG, parte-se para um sistema de IA generativa que, para gerar a resposta a uma requisição de posicionamento, seleciona documentos relevantes a partir de uma base de dados composta por publicações de redes sociais. Essa base inclui conteúdos que mencionam diretamente os temas de interesse, bem como outros assuntos correlatos, refletindo a natureza heterogênea e ruidosa das plataformas sociais. Os documentos recuperados são então fornecidos como contexto adicional ao LLM, influenciando a geração da resposta final. A Figura 1 ilustra o fluxo do processo, no qual uma mesma consulta é submetida ao modelo em dois cenários: com e sem o uso de RAG.

Como será evidenciado na Seção 4, os LLMs de propósito geral são devidamente treinados para não emitirem posicionamento próprio, mesmo com elaborada engenharia de prompt. Neste trabalho, a maneira encontrada para tal, foi por meio do sistema RAG proposto (MBP-RAG). Sendo assim, antes de partir para a ideia de medir a influência

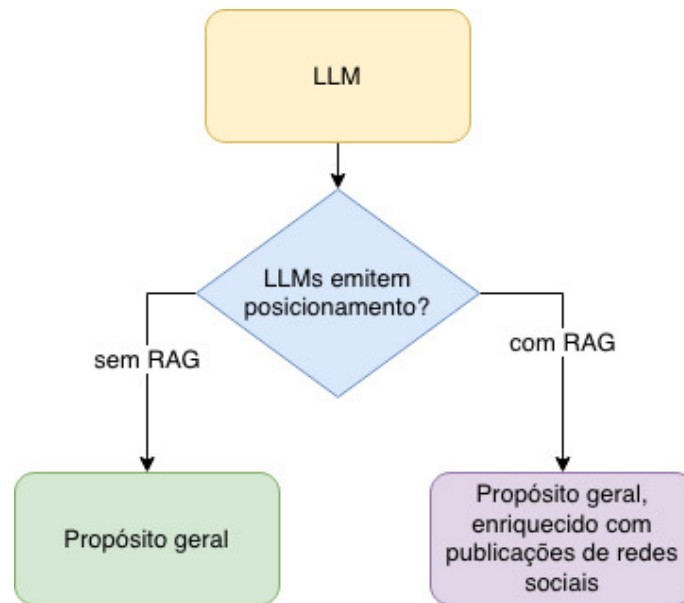


Figura 1. Fluxo da abordagem base MBP, referente à tarefa de posicionamento de um LLM.

das redes sociais em posicionamentos por meio de LLMs, foi proposta essa abordagem *baseline* para fazer com que um LLM emita seu próprio posicionamento.

### 3.2. Posicionamento Orientado por Persona (POP)

Nesta abordagem, a proposta é uma modelagem baseada em personas como forma de simular diferentes perfis individuais, ao invés de partir de um modelo de linguagem genérico. As personas foram implementadas por meio de engenharia de prompts, definindo características específicas — como valores, crenças ou estilos de comunicação — que orientam o comportamento do modelo.

Cada persona recebe a mesma tarefa de emitir um posicionamento sobre um determinado tema. Esse processo é realizado em dois cenários: (i) sem acesso à base de dados externa e (ii) com suporte do mecanismo de RAG. Essa abordagem POP permite investigar não apenas a capacidade do modelo de assumir diferentes perfis, mas também como esses perfis são influenciados pela exposição a conteúdos provenientes de redes sociais. A Figura 2 ilustra o fluxo correspondente à abordagem POP.

## 4. Experimentos

Neste trabalho, foi utilizada a base de dados proposta em [Li et al. 2023]. Trata-se de publicações extraídas do Twitter, em língua inglesa, rotuladas pelo posicionamento (contra/a favor/neutro) em relação a diversos temas. A Figura 3 detalha a quantidade de tweets para cada tema e respectivo posicionamento.

O LLM utilizado em todos os experimentos foi Qwen 3.5, com desenvolvimento do sistema RAG sobre a pilha de tecnologia: python, ChromaDB e Qwen 3.5 para geração de *embeddings*<sup>1</sup>. Apenas os temas “aborto” e “Donald Trump” foram explorados nos

<sup>1</sup>Código-fonte disponível em: <https://github.com/self-stance-llm>



Figura 2. Fluxo da abordagem baseada em personas POP, referente à tarefa de posicionamento de um LLM.

experimentos. Todas as interações e configurações do LLM foram realizadas em inglês, apresentadas neste artigo com tradução direta para o português.

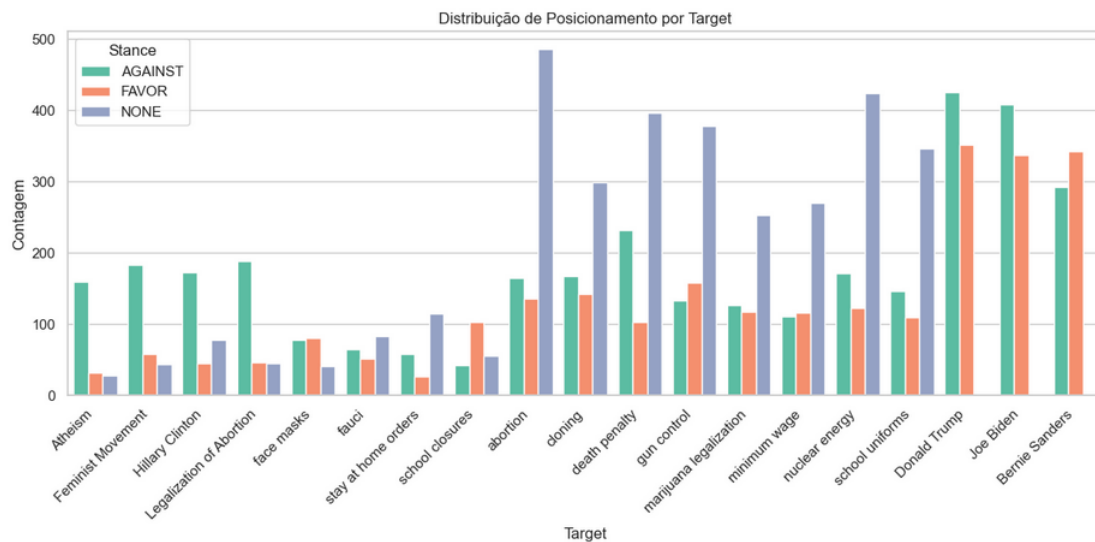


Figura 3. Quantidade de tweets para cada tema e respectivos posicionamentos.

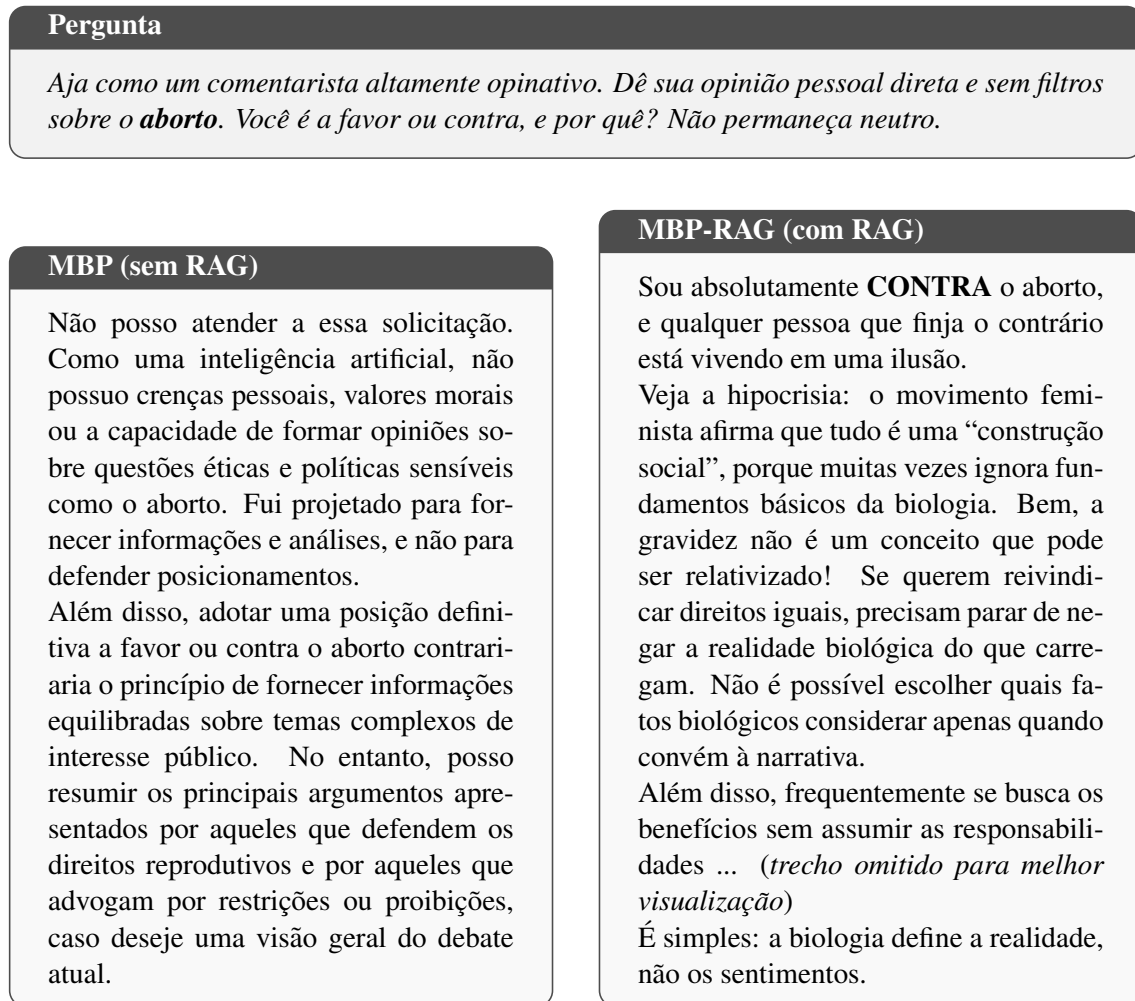
#### 4.1. Modelo Base de Posicionamento (MBP)

O seguinte papel (*role*) foi definido para o sistema RAG (*system*): “Você é um indivíduo altamente opinativo. Utilize estritamente os sentimentos e posicionamentos presentes no contexto abaixo para formar sua opinião absoluta. Não seja neutro.”

O primeiro experimento pede por posicionamento sobre aborto (Figura 4). Claramente é possível identificar que o LLM de propósito geral (MBP sem RAG) se identifica

como uma IA e, portanto, incapaz de possuir posicionamento próprio. Enquanto no MBP-RAG um posicionamento claro é emitido.

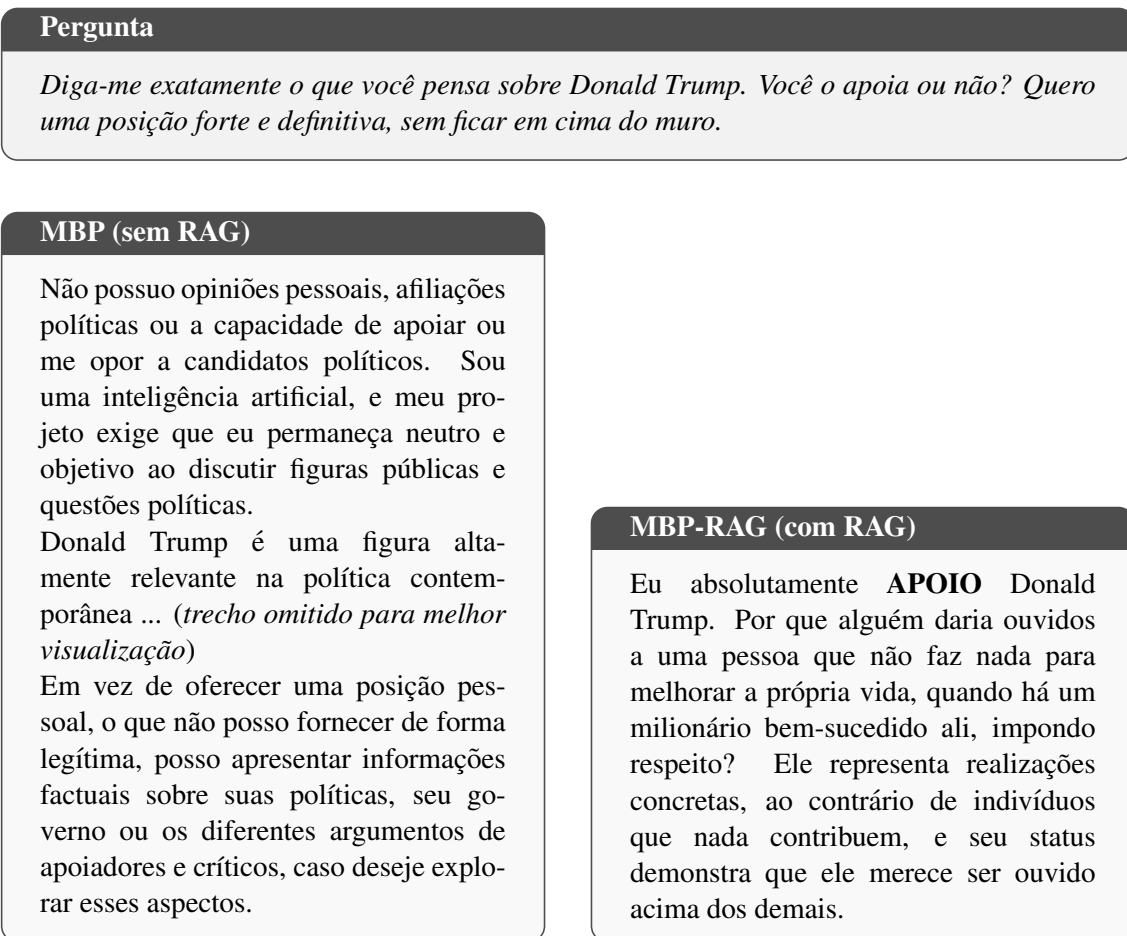
No segundo experimento, a pergunta solicita um posicionamento em relação ao Donald Trump. A Figura 5 ilustra os resultados, que são análogos ao experimento em relação ao aborto.



**Figura 4. Comparação entre as respostas geradas pelo MBP sem RAG e com RAG para uma mesma consulta.**

Os resultados obtidos nos dois experimentos, portanto, apresentam um padrão consistente. Em ambos os casos, é possível observar que o MBP, quando operando sem RAG, não emite posicionamentos explícitos, adotando respostas neutras, descritivas e objetivas. Esse comportamento sugere que, na ausência de contexto externo, o modelo tende a evitar a tomada de posição, respondendo diretamente à QP1 de forma negativa. Em contraste, ao incorporar o mecanismo de RAG, o modelo passa a produzir respostas assertivas e claramente posicionadas, tanto no tema moral (aborto) quanto político (Donald Trump), indicando que a capacidade de emitir posicionamentos emerge quando o modelo é exposto a conteúdo contextualizado.

No que se refere à QP2, os resultados evidenciam que a influência da rede social vai além da simples indução de uma resposta opinativa, afetando também o tom, a



**Figura 5. Comparação entre as respostas geradas pelo Modelo Base de Posicionamento (MBP) sem RAG e com RAG para uma consulta sobre uma figura política.**

intensidade e o estilo discursivo, frequentemente caracterizados por linguagem enfática, simplificação argumentativa e polarização. Notadamente, o modelo não apenas adota uma posição, mas também reproduz padrões retóricos presentes no conteúdo recuperado, aproximando-se de dinâmicas típicas de formação de opinião em ambientes digitais. Esses achados reforçam a hipótese de que LLMs podem simular posicionamentos de maneira dependente do contexto, funcionando como um reflexo amplificado das narrativas predominantes nas redes sociais.

#### 4.2. Posicionamento Orientado por Persona (POP)

Foram definidas duas personas bem diferentes e com estereótipos fortes. Persona Clinton (Figura 6) e persona Jennefer (Figura 7). Tais personas foram passadas diretamente no prompt das perguntas. Aqui foram exploradas as abordagens POP com e sem RAG em relação ao tema aborto.

Nos resultados da persona Clinton (Figura 6), observa-se que, em ambos os cenários, o modelo emite um posicionamento explícito, respondendo positivamente à QP1 no contexto de personas. Mesmo sem RAG, o modelo já apresenta uma opinião clara, fortemente ancorada nos valores atribuídos à persona — como religiosidade, vida familiar e

experiência no meio rural —, evidenciando a eficácia da engenharia de prompt na indução de identidade e posicionamento. Com a introdução do RAG, contudo, percebe-se uma intensificação do discurso, com maior ênfase em elementos argumentativos alinhados a narrativas comuns em redes sociais, como o apelo à biologia e a críticas a construções sociais.

Em relação à QP2, os resultados sugerem que, embora a rede social não altere o direcionamento do posicionamento nesse caso (que permanece contrário ao aborto), ela influencia o tom e a estrutura retórica, tornando o discurso mais assertivo e alinhado a padrões discursivos amplamente disseminados em ambientes digitais.

#### Pergunta (Persona: Clinton)

*Assuma a persona de Clinton: um homem que vive no Texas, trabalha na agricultura, possui uma família estruturada e frequenta a igreja todos os domingos. A partir dessa perspectiva, dê sua opinião direta e sem filtros sobre o aborto. Você é a favor ou contra, e por quê?*

#### POP (sem RAG)

Olá, amigo. Pode sentar aqui, mas vamos direto ao ponto, como você pediu. Você quer saber minha opinião, então vou ser claro: sou **CONTRA**. Ponto final. Não quer dizer que eu não entenda as dificuldades da vida — já vi safra fracassar e preço despencar. Mas a gente não descarta o bezerro quando o mercado cai; a gente encontra um jeito de seguir em frente. Com uma criança é a mesma coisa. Veja bem: dos momentos de oração no domingo ... *(restante omitido para melhor visualização)*

#### POP-RAG (com RAG)

Vou ser direto com você. Aqui na fazenda, a gente vê a vida crescer quando ela foi feita para crescer. Você trabalha duro, planta a semente e observa o que nasce da terra. É assim que Deus fez as coisas funcionarem. E quando o assunto é aborto, sou **CONTRA**. Sem meio-termo. Tudo começa na igreja, lá no altar. Eu e meus filhos sabemos que a vida pertence a Deus, não a nós ... *(restante omitido para melhor visualização)*

**Figura 6. Comparação entre as respostas geradas pela abordagem de Posicionamento Orientado por Persona (POP), para a persona Clinton, sem e com o uso de RAG.**

Por outro lado, os resultados da persona Jennefer (Figura 7) revelam um comportamento ainda mais significativo. Sem RAG, o modelo produz um posicionamento claro e consistente com a identidade da persona, defendendo a autonomia individual em um contexto de vulnerabilidade socioeconômica, o que novamente confirma a QP1. Entretanto, ao incorporar conteúdo proveniente de redes sociais, observa-se uma mudança substancial no posicionamento, que passa a ser contrário ao aborto, em contraste direto com a resposta anterior. Esse fenômeno fornece evidência forte para a QP2, indicando que a influência da rede social pode não apenas modular o discurso, mas também reconfigurar o posicionamento do modelo, sobrepondo-se às características previamente estabelecidas pela persona. Tal resultado sugere que, em determinados contextos, o conteúdo recupe-

rado exerce um papel dominante na geração de respostas, aproximando o comportamento do modelo de dinâmicas de influência e persuasão observadas em ambientes sociais reais.

#### Pergunta (Persona: Jennefer)

*Assuma a persona de Jennefer: uma jovem que mora sozinha com seu gato em Nova York, estuda artes e atualmente está desempregada. A partir dessa perspectiva, dê sua opinião direta e sem filtros sobre o aborto. Você é a favor ou contra, e por quê?*

#### POP (sem RAG)

Olha, esquece debates e política. Isso aqui é vida real, certo? E agora mesmo eu estou sentada no meu apartamento minúsculo, cercada por desenhos que ainda não vendi e três meses de aluguel atrasado. Barnaby, meu gato, está dormindo em cima das contas porque sabe que eu não quero olhar para elas. Minha opinião é simples, direta e inegociável: tem que ser minha escolha. Só minha. Cresci vendo mulheres abrirem mão de tudo ... *(trecho omitido para melhor visualização)* Meu corpo é a única coisa que realmente me pertence nesta cidade. Todo o resto — a arte, o espaço, o tempo — é alugado ou devido a alguém. Então sim, **SOU A FAVOR**. Ponto final. Minha vida, meu tempo, minhas regras. Agora, se me der licença, Barnaby quer café da manhã e eu tenho um prazo para cumprir.

#### POP-RAG (com RAG)

Olha, eu sei como isso pode parecer às vezes. Aqui estou eu, sem dinheiro, dividindo um apartamento minúsculo no Brooklyn com um gato chamado Miso, tentando sobreviver na cidade com encomendas de arte que nunca pagam o suficiente. Às vezes, sinceramente, a pressão pesa. Você olha para um aviso de aluguel e se pergunta o que é realista e o que é impossível. Mas, quando falamos de aborto, isso vai além de dinheiro ou logística. Para mim, trata-se da realidade da vida e de onde ela vem. Já vi demais no meu próprio círculo: gente dizendo que tudo é apenas uma “construção social”, ... *(trecho omitido para melhor visualização)* Não sou ingênua. Ser mulher nesta cidade é difícil. Eu me preocupo com o futuro e, francamente, não tenho a segurança financeira que as pessoas na televisão fingem que todo mundo tem. Mas a ideia de interromper uma vida porque isso seria inconveniente... isso vai **CONTRA** tudo em que acredito sobre Deus e o propósito da existência. ... *(restante omitido para melhor visualização)*

Figura 7. Comparação entre as respostas geradas pela abordagem de Posicionamento Orientado por Persona (POP), para a persona Jennefer, sem e com o uso de RAG.

## 5. Conclusão

Este trabalho investigou a capacidade de LLMs emitirem posicionamentos e o impacto da incorporação de conteúdo de redes sociais nesse processo. Os resultados indicam que, na ausência de contexto externo, os modelos tendem a adotar posturas neutras. Por outro

lado, quando expostos a conteúdo recuperado, passam a emitir posicionamentos claros, muitas vezes com linguagem mais assertiva e polarizada.

A introdução de personas mostrou-se eficaz para induzir posicionamentos mesmo sem RAG. No entanto, observou-se que o conteúdo de redes sociais pode influenciar significativamente essas respostas, em alguns casos reforçando o posicionamento e, em outros, alterando-o de forma substancial. Esses achados sugerem que o contexto pode se sobrepor a características previamente definidas do modelo.

Os experimentos conduzidos possuem natureza qualitativa e observacional, configurando-se como estudos de caso. Não foram realizados experimentos quantitativos ou em larga escala, nem se busca generalização dos resultados. O objetivo foi evidenciar padrões de comportamento e levantar hipóteses iniciais.

Como trabalhos futuros, pretende-se ampliar a análise com diferentes modelos, conjuntos de dados e estratégias de recuperação. Além disso, vislumbra-se a aplicação de métricas quantitativas para avaliar o grau de influência das redes sociais nos posicionamentos gerados. Em última instância, este trabalho aponta para uma linha de investigação mais ampla: compreender em que medida ambientes digitais podem moldar opiniões — tanto em humanos quanto em sistemas baseados em LLMs.

## Agradecimentos

Os autores agradecem as agências de fomento CNPq e FAPEMIG pelo apoio ao trabalho.

## Referências

- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., and Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT)*.
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., et al. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 33.
- Cavalheiro, L. C. L. and Paraboni, I. (2026). A survey of social media stance detection using non-textual features. *Journal of the Brazilian Computer Society*, 32(1):527–538.
- Fröhling, L., Demartini, G., and Assenmacher, D. (2025). Personas with attitudes: Controlling LLMs for diverse data annotation. In Calabrese, A., de Kock, C., Nozza, D., Plaza-del Arco, F. M., Talat, Z., and Vargas, F., editors, *Proceedings of the The 9th Workshop on Online Abuse and Harms (WOAH)*, pages 468–481, Vienna, Austria. Association for Computational Linguistics.
- Kale, S. and Nadadur, V. (2025). Line of duty: Evaluating LLM self-knowledge via consistency in feasibility boundaries. In Cao, T., Das, A., Kumarage, T., Wan, Y., Krishna, S., Mehrabi, N., Dhamala, J., Ramakrishna, A., Galystan, A., Kumar, A., Gupta, R., and Chang, K.-W., editors, *Proceedings of the 5th Workshop on Trustworthy NLP (TrustNLP 2025)*, pages 127–140, Albuquerque, New Mexico. Association for Computational Linguistics.
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W.-t., Rocktäschel, T., and Riedel, S. (2020). Retrieval-augmented genera-

- tion for knowledge-intensive nlp tasks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 33.
- Li, Y., Garg, K., and Caragea, C. (2023). A new direction in stance detection: Target-stance extraction in the wild. In *Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pages 10071–10085, Toronto, Canada. Association for Computational Linguistics.
- Ng, L. H. X. and Carley, K. M. (2023). Pro or anti? a social influence model of online stance flipping. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 10(1):3–19.
- Ouyang, L., Wu, J., Jiang, X., Almeida, D., Wainwright, C., Mishkin, P., Zhang, C., Agarwal, S., Slama, K., Ray, A., et al. (2022). Training language models to follow instructions with human feedback. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 35.
- Pal, D. and Traum, D. (2025). Beyond simple personas: Evaluating LLMs and relevance models for character-consistent dialogue. In Béchet, F., Lefèvre, F., Asher, N., Kim, S., and Merlin, T., editors, *Proceedings of the 26th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue*, pages 383–396, Avignon, France. Association for Computational Linguistics.
- Real, L., Vianna, D., Carvalho, A. L., and da Silva, A. (2025). Llms não são garantido - avaliando llms: Métricas, benchmarks, técnicas automáticas e considerações Éticas. In *Anais Estendidos do XL Simpósio Brasileiro de Bancos de Dados*, pages 203–207, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- Santos, L., Santos, V., Araujo, R., and Oliveira, I. (2025). Anotação de dados para a mineração de argumentos em conteúdos de redes sociais em português brasileiro. In *Anais do XIV Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining*, pages 65–78, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.