

EMPATHICED: UM CHATBOT EDUCACIONAL COM RAG E COMPUTAÇÃO AFETIVA EM UM CONTEXTO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA COORDENADA

EMPATHICED: AN EDUCATIONAL CHATBOT WITH RAG AND AFFECTIVE COMPUTING IN A COORDINATED SCIENTIFIC INITIATION CONTEXT

EMPATHICED: UN CHATBOT EDUCATIVO CON RAG Y COMPUTACIÓN AFECTIVA EN UN CONTEXTO DE INICIACIÓN CIENTÍFICA COORDINADA

 <https://doi.org/10.56238/arev8n3-129>

Data de submissão: 26/02/2026

Data de publicação: 26/03/2026

Nilo Sergio Maziero Petrin

Mestre em Sistemas de Informação

Instituição: Centro Universitário SENAC SP

Endereço: São Paulo, Brasil

E-mail: nilopetrin@gmail.com

João Carlos Néto

Doutor em Ciência

Instituição: Centro Universitário SENAC SP

Endereço: São Paulo, Brasil

E-mail: joao.cneto@sp.senac.br

RESUMO

Chatbots educacionais baseados em grandes modelos de linguagem enfrentam um dilema recorrente: responder com fluidez sem comprometer a precisão factual e a responsabilidade institucional. Em paralelo, programas de Iniciação Científica (IC) no Brasil ainda operam, com frequência, em formatos fortemente individualizados, o que pode limitar experiências coletivas de desenvolvimento tecnológico. Este artigo apresenta duas contribuições complementares. A primeira é o EmpathicEd, uma arquitetura modular que integra um pipeline de Retrieval-Augmented Generation (RAG) com estágios múltiplos a uma camada de detecção socioemocional baseada em modelos multilíngues do tipo BERT, com o objetivo de produzir respostas mais fundamentadas, contextualizadas e sensíveis ao estado do usuário. A segunda é uma metodologia replicável de IC coordenada, estruturada em equipes paralelas, sprints quinzenais, documentação contínua e mediação pedagógica progressiva ao longo de dez meses. A validação inicial indica desempenho promissor tanto no componente de recuperação quanto no componente afetivo, ao mesmo tempo em que evidencia limites metodológicos importantes, como o tamanho reduzido da amostra pedagógica, a ausência de baselines completos e a dependência de corpus institucional proprietário. Conclui-se que a combinação entre RAG, governança de evidências e adaptação socioemocional constitui uma direção pertinente para o desenho de agentes conversacionais educacionais mais confiáveis em instituições brasileiras de ensino superior.

Palavras-chave: Chatbots Educacionais. Retrieval-Augmented Generation. Computação Afetiva. Iniciação Científica Coordenada. Educação Superior Brasileira. Inteligência Artificial Generativa.

ABSTRACT

Educational chatbots built on large language models face a persistent challenge: delivering fluent interaction without sacrificing factual accuracy, traceability, and institutional responsibility. At the same time, Undergraduate Research initiatives in Brazil are often organized around highly individualized models, which may constrain collaborative technological learning. This paper presents two complementary contributions. First, it introduces EmpathicEd, a modular architecture that combines a multi-stage Retrieval-Augmented Generation (RAG) pipeline with a socio-emotional layer based on multilingual BERT-like models, aiming to produce grounded, contextualized, and emotionally appropriate responses. Second, it proposes a replicable coordinated undergraduate research methodology organized around parallel teams, biweekly sprints, continuous documentation, and progressive pedagogical scaffolding over a ten-month period. The initial validation suggests promising results for both retrieval quality and emotional classification, while also making visible relevant methodological limitations such as the small pedagogical sample, the lack of full baselines, and the reliance on a proprietary institutional corpus. The paper argues that the combination of RAG, evidence governance, and socio-emotional adaptation is a relevant path for designing more trustworthy educational conversational agents in Brazilian higher education settings.

Keywords: Educational Chatbots. Retrieval-Augmented Generation. Affective Computing. Coordinated Scientific Initiation. Brazilian Higher Education. Generative Artificial Intelligence.

RESUMEN

Los chatbots educativos basados en grandes modelos lingüísticos se enfrentan a un desafío constante: ofrecer una interacción fluida sin sacrificar la precisión, la trazabilidad ni la responsabilidad institucional. Al mismo tiempo, las iniciativas de investigación de pregrado en Brasil suelen organizarse en torno a modelos altamente individualizados, lo que puede limitar el aprendizaje tecnológico colaborativo. Este artículo presenta dos contribuciones complementarias. En primer lugar, introduce EmpathicEd, una arquitectura modular que combina un proceso de Generación Aumentada por Recuperación (RAG) de múltiples etapas con una capa socioemocional basada en modelos multilingües tipo BERT, con el objetivo de producir respuestas fundamentadas, contextualizadas y emocionalmente apropiadas. En segundo lugar, propone una metodología de investigación de pregrado coordinada y replicable, organizada en torno a equipos paralelos, sprints quincenales, documentación continua y andamiaje pedagógico progresivo durante un período de diez meses. La validación inicial sugiere resultados prometedores tanto para la calidad de la recuperación como para la clasificación emocional, al tiempo que pone de manifiesto limitaciones metodológicas relevantes, como la pequeña muestra pedagógica, la falta de líneas base completas y la dependencia de un corpus institucional propietario. El artículo sostiene que la combinación de RAG, gobernanza de la evidencia y adaptación socioemocional es una vía relevante para diseñar agentes conversacionales educativos más confiables en entornos de educación superior brasileños.

Palabras clave: Chatbots Educativos. Generación Aumentada por Recuperación. Computación Afectiva. Iniciación Científica Coordinada. Educación Superior Brasileña. Inteligencia Artificial Generativa.

1 INTRODUÇÃO

O avanço recente dos grandes modelos de linguagem ampliou o potencial de uso de agentes conversacionais em contextos educacionais, sobretudo em tarefas de orientação acadêmica, apoio institucional e mediação de dúvidas recorrentes. No entanto, a fluidez textual desses modelos não garante, por si só, precisão factual. Quando um sistema responde com segurança, mas sem ancoragem em fontes verificáveis, o risco de alucinação se torna especialmente problemático em ambientes educacionais, nos quais uma resposta equivocada pode gerar consequências acadêmicas concretas para estudantes e gestores (Bender et al., 2021; Ji et al., 2023; Lewis et al., 2020).

No ensino superior, esse desafio é agravado pela natureza dinâmica das informações institucionais. Calendários, regulamentos, fluxos administrativos e políticas de permanência mudam com frequência, o que torna arriscado depender apenas da memória paramétrica de um modelo. Ao mesmo tempo, a literatura sobre interação humano-chatbot mostra que a experiência do usuário não é influenciada apenas pela correção do conteúdo, mas também pela forma como a resposta é construída, pelo grau de acolhimento percebido e pela adequação do estilo de interação ao contexto vivido pelo estudante (Chaves; Gerosa, 2021; Picard, 1997).

É nesse ponto que o artigo se posiciona. O problema de pesquisa é formulado como a tensão entre fluidez conversacional, verificabilidade factual e adequação socioemocional. Em vez de tratar esses elementos como dimensões concorrentes, o estudo propõe articulá-los em uma única arquitetura. A hipótese central é que um pipeline RAG bem configurado pode reduzir respostas não fundamentadas, enquanto uma camada afetiva cuidadosamente delimitada pode melhorar a experiência de uso sem produzir conteúdo factual inexistente. Assim, o objetivo geral é propor, descrever e discutir um chatbot educacional que combine recuperação de evidências e adaptação emocional em um contexto institucional brasileiro de educação superior.

Além da contribuição tecnológica, o trabalho também apresenta uma contribuição formativa. O desenvolvimento do sistema foi organizado em um modelo de Iniciação Científica coordenada, com divisão modular de responsabilidades, *sprints* quinzenais, integração periódica e documentação de decisões. Essa escolha metodológica transforma o artigo em algo maior do que a descrição de um protótipo: ele se torna, também, uma proposta replicável de formação em IA generativa aplicada, voltada à construção progressiva de competências técnicas, científicas e éticas.

Este trabalho apresenta as seguintes contribuições:

- (i) uma arquitetura modular de chatbot educacional com integração entre NLU, RAG e detecção socioemocional;

- (ii) uma discussão metodológica explícita sobre governança, rastreabilidade e limites de validade;
- e
- (iii) um modelo coordenado de iniciação científica voltado ao desenvolvimento incremental de sistemas de IA generativa.

2 TRABALHOS RELACIONADOS

Esta seção organiza a fundamentação teórica do artigo em três eixos complementares: recuperação aumentada por geração, computação afetiva e chatbots educacionais em contextos de ensino superior. O objetivo não é apenas apresentar antecedentes, mas justificar as escolhas de projeto adotadas no *EmpathicEd*.

2.1 RAG, RECUPERAÇÃO DENSA E RERANKING

A proposta de *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) emergiu como uma alternativa para reduzir a dependência exclusiva da memória paramétrica dos modelos de linguagem. Em vez de produzir respostas apenas a partir de padrões internalizados durante o treinamento, sistemas RAG recuperam documentos ou passagens relevantes de uma base externa e condicionam a geração sobre essas evidências, aumentando potencialmente a factualidade, a rastreabilidade e a capacidade de atualização do conhecimento (Lewis et al., 2020; Ji et al., 2023).

No plano técnico, a recuperação densa tornou-se central nesse tipo de arquitetura. Representações vetoriais de sentenças ou trechos documentais permitem mapear similaridade semântica para além do pareamento lexical estrito. Nesse contexto, o Sentence-BERT consolidou-se como referência para geração de *embeddings* semanticamente informativos, enquanto o FAISS viabilizou indexação vetorial com custos computacionais compatíveis com aplicações práticas (Reimers; Gurevych, 2019; Johnson; Douze; Jégou, 2021).

Entretanto, recuperar não basta; é preciso recuperar bem. Estratégias de *reranking* podem refinar o conjunto inicial de resultados e priorizar passagens mais relevantes para a etapa de síntese. Abordagens como o ColBERT ampliam a precisão do ranqueamento por meio de interações em nível de token, ao passo que métodos clássicos como o MMR ajudam a equilibrar relevância e diversidade, reduzindo redundância no *top-k* recuperado (Khattab; Zaharia, 2020; Carbonell; Goldstein, 1998). Em suma, a eficácia do RAG depende menos de um “passe de mágica algorítmico” e mais de um encaixe cuidadoso entre corpus, segmentação, indexação, ranqueamento e governança de evidências.

2.2 COMPUTAÇÃO AFETIVA E CHATBOTS EMPÁTICOS

A computação afetiva investiga como sistemas computacionais podem reconhecer, interpretar e responder a sinais emocionais de maneira funcionalmente adequada. O ponto central da área não é atribuir sentimentos ao sistema, mas modelar indícios afetivos relevantes para melhorar a interação humano-computador (Picard, 1997). Em cenários educacionais, isso é especialmente pertinente porque experiências de dúvida, frustração, ansiedade e insegurança interferem diretamente na forma como estudantes interpretam orientações e persistem nas tarefas.

Estudos com chatbots empáticos indicam que respostas ajustadas ao estado emocional do usuário podem atenuar fricções da interação, melhorar percepção de acolhimento e apoiar engajamento em contextos delimitados. O caso do EMMA, por exemplo, mostra como um agente sensível ao humor do usuário pode combinar personalização e microintervenções de forma estruturada (Ghandeharioun et al., 2019). Ainda assim, a literatura adverte que a promessa de empatia computacional exige prudência metodológica e ética: sistemas podem ser percebidos como mais competentes, mais confiáveis ou mais “humanos” do que realmente são, o que amplia riscos de confiança indevida e de interpretação equivocada sobre capacidades do agente (Coghlan et al., 2023).

No caso do *EmpathicEd*, a camada afetiva é deliberadamente limitada à modulação da forma de resposta — por exemplo, na escolha de tom, acolhimento e grau de explicitação —, sem autorização para introduzir fatos não sustentados por evidências documentais. Essa distinção é crucial: a empatia deve melhorar a comunicação, não fabricar conhecimento.

2.3 CHATBOTS EDUCACIONAIS, DESIGN DE INTERAÇÃO E AVALIAÇÃO

Chatbots educacionais vêm sendo empregados em funções diversas, como suporte administrativo, orientação acadêmica, tutoria e apoio à aprendizagem. Revisões da área mostram que fatores sociais e comunicacionais — como persona, estilo de resposta, capacidade de esclarecimento e desenho da interação — afetam significativamente a experiência do usuário (Chaves; Gerosa, 2021). Em estudos brasileiros, também se observa a importância da utilidade prática e da usabilidade na aceitação de agentes voltados à mediação de dúvidas institucionais (Silva Oliveira et al., 2019; Monteiro, 2021).

Com a incorporação de LLMs, esses sistemas passaram a oferecer maior flexibilidade linguística e maior potencial de personalização, mas herdaram, ao mesmo tempo, os problemas de opacidade e alucinação. Em resposta a esse cenário, a literatura contemporânea tem enfatizado a combinação entre recuperação de evidências, mecanismos de controle e protocolos explícitos de avaliação. Nessa fronteira, o desenho de chatbots educacionais não pode ser reduzido à produção de respostas agradáveis;

ele precisa envolver critérios de qualidade de recuperação, adequação de conteúdo, segurança comunicacional e responsabilidade institucional.

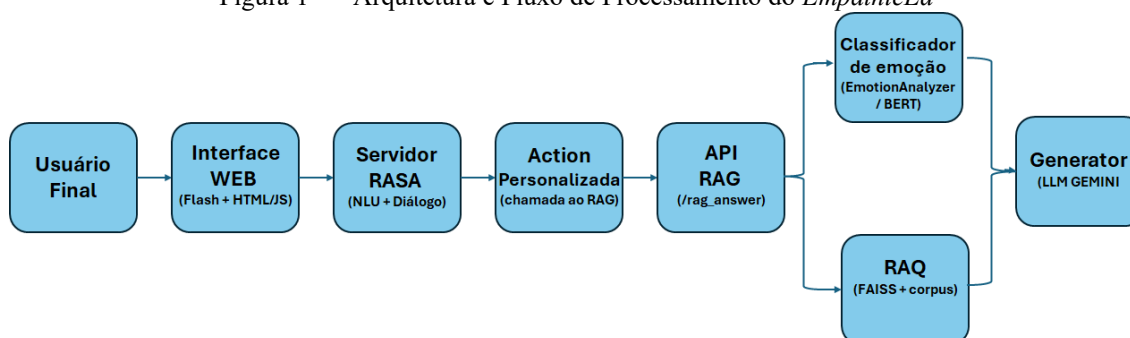
3 ARQUITETURA DO SISTEMA (*EMPATHICED*)

A arquitetura do *EmpathicEd* foi concebida para favorecer modularidade, rastreabilidade e evolução incremental. Em lugar de uma cadeia monolítica de processamento, o sistema organiza seus componentes em etapas com interfaces bem definidas, de modo a facilitar testes, substituição de módulos e auditoria de decisões.

3.1 VISÃO GERAL E PRINCÍPIOS ARQUITETURAIS

O princípio arquitetural do sistema é simples de enunciar, mas exigente na implementação: separar responsabilidades sem fragmentar a experiência do usuário. O fluxo macro pode ser resumido como *mensagem* → *interpretação* → *recuperação* → *síntese* → *resposta*. Cada etapa gera sinais úteis para observabilidade, depuração e governança. Essa decomposição permite, por exemplo, ajustar o mecanismo de recuperação sem reescrever a camada de diálogo, ou recalibrar a estratégia socioemocional sem comprometer a fundamentação factual do conteúdo gerado.

Figura 1 — Arquitetura e Fluxo de Processamento do *EmpathicEd*



Fonte: elaborado pelos autores.

3.2 NLU E DETECÇÃO SOCIOEMOCIONAL

No primeiro estágio, a mensagem do usuário é interpretada em termos de intenção e entidades relevantes. A utilização do Rasa, nesse contexto, favorece rastreabilidade e organização explícita de intenções, entidades e ações, o que é particularmente útil em ambientes institucionais, onde certos fluxos precisam ser auditáveis (Bocklisch et al., 2017). Paralelamente, uma camada de classificação socioemocional estima o estado afetivo predominante na interação.

A função dessa camada não é decidir “o que é verdade”, mas “como responder melhor” dentro do conjunto de fatos recuperados. Assim, estados como frustração, urgência ou insegurança podem

influenciar o estilo da resposta, o grau de detalhamento e o nível de acolhimento sem alterar a base factual. Essa distinção ajuda a evitar a chamada “empatia superficial”, em que o sistema parece atencioso, mas sustenta respostas frágeis ou inadequadas do ponto de vista informacional.

3.3 PIPELINE RAG MULTISTÁGIO: INGESTÃO, RECUPERAÇÃO E SÍNTESE

O pipeline RAG do *EmpathicEd* é organizado em três macroetapas. A primeira é a ingestão documental, que define como regulamentos, programas de curso, políticas acadêmicas e documentos administrativos são segmentados, limpos e representados. A segunda é a recuperação, apoiada em *embeddings* e indexação vetorial, com possibilidade de *reranking* para priorização de passagens mais relevantes. A terceira é a síntese, na qual o modelo generativo produz a resposta final a partir das evidências recuperadas e do sinal socioemocional disponível.

Essa organização multistágio busca equilibrar cobertura, precisão e concisão. Em outras palavras, o sistema precisa encontrar evidências suficientes, selecionar as mais pertinentes e devolver uma resposta útil sem replicar trechos longos do corpus nem extrapolar indevidamente as fontes disponíveis. É um equilíbrio delicado — uma espécie de coreografia entre busca, seleção e redação — , mas é justamente aí que reside o valor técnico da proposta.

4 METODOLOGIA

A metodologia adotada combina construção de artefato tecnológico, documentação sistemática do processo de desenvolvimento e avaliação empírica inicial. O estudo possui natureza aplicada e caráter exploratório, pois busca resolver um problema concreto de orientação acadêmica institucional ao mesmo tempo em que produz conhecimento sobre desenho, governança e avaliação de agentes conversacionais educacionais.

4.1 DESENHO DE PESQUISA E ESTRATÉGIA METODOLÓGICA

Do ponto de vista metodológico, o trabalho articula dois movimentos complementares. O primeiro é a engenharia do sistema, com definição de módulos, interfaces e critérios de integração. O segundo é a avaliação inicial do artefato, baseada em métricas de recuperação da informação, desempenho do classificador emocional e apreciação de uso por especialistas da instituição. Esse arranjo permite que o estudo não se limite a descrever a arquitetura, mas também apresente evidências iniciais sobre seu comportamento.

Na camada de recuperação, decisões sobre *chunking*, *embeddings*, índice vetorial e *top-k* foram tratadas como parte do método, e não como detalhes meramente operacionais. Já na camada afetiva, a

diretriz metodológica foi explicitar que a adaptação empática opera como modulação comunicacional, preservando a prioridade da evidência documental na construção da resposta.

4.2 PROCESSO DE DESENVOLVIMENTO E GESTÃO DO PROJETO

O desenvolvimento do *EmpathicEd* foi estruturado como um projeto de longa duração em Iniciação Científica coordenada. Em vez de concentrar todas as tarefas em um único pesquisador, o trabalho foi distribuído entre subprojetos com responsabilidades bem definidas, tais como ingestão e indexação, *reranking* e camada afetiva. Essa organização favoreceu especialização progressiva, integração periódica e aprendizado colaborativo.

Para reduzir o risco de integração tardia, o projeto adotou ciclos regulares de acompanhamento, metas verificáveis e registros de decisões arquiteturais. A lógica aqui é menos “cada um no seu quadrado” e mais “cada um no seu módulo, mas com ensaio geral marcado”. Em termos práticos, a coordenação do projeto aproximou procedimentos de gestão e princípios de rastreabilidade científica, em linha com recomendações de documentação e governança em projetos complexos (PMI, 2021).

Figura 2 — Macro cronograma do projeto de pesquisa

Atividades	fev/25	mar/25	abr/25	mai/25	jun/25	ago/25	set/25	out/25	nov/25
Pesquisa Exploratória	x	x	x						
Especificação da Solução			x	x					
Implementação da PoC				x	x	x			
Teste e Validação da PoC						x	x	x	
Redação do Relatório Final									x

Fonte: elaborado pelos autores.

4.3 GOVERNANÇA, DOCUMENTAÇÃO E REQUISITOS ÉTICOS

A governança do sistema é tratada como requisito científico e institucional. Em aplicações educacionais baseadas em LLMs, riscos de alucinação, opacidade e generalização indevida não são periféricos; eles são parte do próprio objeto de pesquisa (Ji et al., 2023). Por isso, a documentação do ambiente de execução, das bibliotecas, dos modelos empregados e dos parâmetros principais foi considerada componente metodológico essencial.

Além disso, o tratamento de mensagens potencialmente identificáveis exige atenção à proteção de dados pessoais. À luz da LGPD, princípios como finalidade, adequação, necessidade, transparência e segurança devem orientar o uso de dados em sistemas conversacionais institucionais (Teffé; Viola, 2020). Na camada afetiva, o requisito ético central é evitar que o chatbot seja interpretado como

substituto de apoio humano especializado, sobretudo em situações que demandem encaminhamento responsável.

4.4 PROCEDIMENTOS DE AVALIAÇÃO

A avaliação empírica inicial foi estruturada em três frentes: (i) desempenho do pipeline RAG em consultas representativas de dúvidas acadêmicas frequentes; (ii) desempenho do classificador emocional em termos de acurácia e F1 macro; e (iii) apreciação do sistema em contexto institucional real.

As métricas de recuperação adotadas, como Recall@5 e nDCG@5, foram escolhidas por capturar, respectivamente, cobertura dos resultados relevantes e qualidade do ranqueamento. Já a análise do componente afetivo buscou indicar se o modelo era capaz de distinguir estados emocionais com consistência suficiente para modular a resposta do chatbot.

5 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Os resultados apresentados nesta seção devem ser interpretados como evidências iniciais de funcionamento do sistema, e não como prova definitiva de superioridade frente a alternativas concorrentes. Ainda assim, eles permitem discutir a viabilidade técnica do *EmpathicEd* e os limites do desenho experimental adotado.

5.1 CONFIGURAÇÃO EXPERIMENTAL E DATASET

O corpus utilizado foi composto por documentação institucional da instituição de ensino, incluindo regulamentos acadêmicos, programas de curso, políticas de permanência e procedimentos administrativos. Após o processamento, o material resultou em 974 *chunks*, distribuídos ao longo de 243 páginas e 39 documentos ingeridos. O tempo total de processamento registrado foi de 6,4 segundos, com taxa aproximada de 38 páginas por segundo.

Tabela 1 — Estatísticas do Corpus Documental

Métrica	Valor
Total de Documentos Ingeridos	39
Total de Páginas Processadas	243
Total de Chunks Gerados	974
Comprimento Médio (caracteres)	976 ± 134
Comprimento Mínimo	512
Comprimento Máximo	1200
Tempo de Processamento Total	6,4 s
Taxa de Processamento	38 páginas/s

Fonte: elaborado pelos autores.

5.2 AVALIAÇÃO DO PIPELINE RAG

O pipeline de recuperação foi avaliado com base em 20 consultas representativas de dúvidas recorrentes, julgadas por docentes quanto à relevância dos documentos recuperados. O sistema alcançou Recall@5 de 81% e nDCG@5 de 0,83, indicando que, para a maior parte das consultas analisadas, documentos relevantes apareceram entre os primeiros resultados e foram bem-posicionados no ranking. A taxa de acerto total de 50% e a taxa de acerto parcial de 15% sugerem desempenho promissor, mas também deixam claro que ainda há espaço significativo para melhoria, especialmente em perguntas que exigem compreensão contextual mais profunda ou combinação de múltiplas evidências.

Tabela 2: Métricas de Desempenho do Pipeline RAG

Métrica	Valor
Recall@5	81%
NDCG@5	0,83
Acerto Total (20 consultas)	50%
Acerto Parcial	15%

Fonte: elaborado pelos autores.

5.3 DESEMPENHO DA DETECÇÃO EMOCIONAL E USABILIDADE

O classificador emocional baseado em BERT multilíngue apresentou acurácia de 90% e F1 macro de 0,8968. Esses resultados indicam capacidade consistente de discriminar estados emocionais no cenário avaliado, embora devam ser lidos com cautela, já que o desempenho depende fortemente do conjunto de dados, do esquema de rotulagem e das condições experimentais específicas.

No sistema integrado, a latência p50 de 0,8 s e a latência p95 de 2,7 s sugerem uma experiência interativa potencialmente adequada para uso institucional. Já a latência mediana de 27 ms associada ao componente de recuperação reforça que o principal custo do pipeline está na orquestração completa da resposta, e não apenas na busca vetorial.

Tabela 3: Métricas Consolidadas de Desempenho do Sistema

Componente	Métrica	Valor
Classificador Emocional	Acurácia	90%
	F1 Macro	0,8968
Sistema RAG	Recall@5	81%
	NDCG@5	0,83
	Latência Mediana	27 ms
	Taxa Acerto Total (20 consultas)	50%
Sistema Integrado	Latência p50	0,8 s
	Latência p95	2,7 s
Base de Conhecimento	Documentos Processados	39 cursos
	Total de Chunks	974

Fonte: elaborado pelos autores.

5.4 COMPARAÇÃO QUALITATIVA COM TRABALHOS RELACIONADOS

Quando comparado a trabalhos relacionados, o *EmpathicEd* se destaca por articular, em um único desenho, quatro dimensões que raramente aparecem juntas na literatura revisada: RAG, detecção emocional, contextualização no ensino superior brasileiro e validação quantitativa inicial. Isso não significa que o sistema “vença o campeonato sozinho”, até porque a literatura comparada emprega cenários, objetivos e métodos distintos, mas sugere que a proposta ocupa uma posição interessante na interseção entre governança de evidências, experiência do usuário e adequação institucional.

Tabela 4: Comparação com Trabalhos Relacionados

Sistema	RAG	Deteção Emocional	Contexto Brasil	Validação Quantitativa	Arquitetura Modular
Helena (MONTEIRO, 2021)			✓		
Silva Oliveira et al. (2019)			✓	Parcial	
EMMA (GHANDEHARIOUN et al., 2019)		✓		✓	Parcial
EmpathicEd (Este Trabalho)	✓	✓	✓	✓	✓

Fonte: elaborado pelos autores.

6 DISCUSSÃO

Os resultados permitem defender que a integração entre recuperação de evidências e adaptação socioemocional é tecnicamente viável e conceitualmente promissora para o contexto estudado. Entretanto, a principal força do artigo não está apenas nos números apresentados, mas na forma como esses números são enquadrados por uma discussão explícita de *trade-offs*, ameaças à validade e requisitos éticos. Isso é importante porque, em sistemas educacionais baseados em IA generativa, uma arquitetura sedutora sem governança pode virar “um carro esportivo sem freio”: impressiona nas retas, mas dá trabalho na primeira curva.

6.1 INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS E TRADE-OFFS

Os indicadores do pipeline RAG sugerem que a recuperação está suficientemente madura para apoiar respostas fundamentadas em boa parte das consultas avaliadas. Ainda assim, os resultados também mostram que recuperar evidências relevantes não equivale automaticamente a produzir respostas plenamente adequadas. Ambiguidade de consulta, cobertura incompleta do corpus, segmentação documental e critérios de *reranking* podem interferir na qualidade final da saída. A camada afetiva, por sua vez, parece contribuir para a forma da interação, mas acrescenta complexidade arquitetural e demanda cuidado redobrado com expectativas do usuário.

6.2 AMEAÇAS À VALIDADE E LIMITAÇÕES DO ESTUDO

O estudo apresenta limitações que precisam ser explicitadas sem rodeios. A primeira é a ausência de baselines completos e experimentos de ablação, o que impede atribuir com precisão o ganho observado a componentes específicos do sistema. A segunda é a limitação amostral, sobretudo no eixo pedagógico, já que o número de participantes é reduzido para sustentar generalizações amplas. A terceira está relacionada à validade externa: os resultados foram obtidos em uma instituição e com um corpus específico, o que restringe inferências sobre outros contextos. Há ainda limitações de construto, uma vez que satisfação, acolhimento e adequação comunicacional não se esgotam em métricas automáticas.

6.3 ÉTICA, RESPONSABILIDADE E PROTEÇÃO DE DADOS

Em aplicações educacionais, a responsabilidade não se resume a “funcionou ou não funcionou”. Ela envolve também que tipo de relação é incentivada pelo sistema, quais limites comunica ao usuário e como protege dados potencialmente sensíveis. Nesse sentido, a combinação entre LLMs e detecção socioemocional exige transparência, *guardrails* e possibilidade de escalonamento humano. A camada afetiva não deve induzir a percepção de cuidado clínico, aconselhamento especializado ou apoio emocional qualificado quando esse não é o escopo real do sistema. De modo semelhante, a base documental precisa ser governada com versionamento, atualização e controle de acesso compatíveis com o contexto institucional.

7 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

O artigo apresentou o *EmpathicEd* como uma proposta de chatbot educacional que combina recuperação aumentada por geração, modulação socioemocional e governança de evidências em um contexto brasileiro de ensino superior. A contribuição do trabalho é dupla: técnica, ao estruturar uma arquitetura modular voltada à redução de alucinações e à melhoria da interação; e formativa, ao mostrar como uma iniciativa de Iniciação Científica coordenada pode funcionar como ambiente de construção incremental de soluções de IA aplicada.

Do ponto de vista empírico, os resultados iniciais indicam viabilidade e desempenho promissor, mas também deixam evidente que o sistema ainda demanda consolidação experimental. Em termos práticos, o estudo sugere que instituições podem se beneficiar de agentes conversacionais mais rastreáveis e atualizáveis, desde que a adoção venha acompanhada de governança documental, monitoramento contínuo e critérios explícitos de responsabilidade.

7.1 AGENDA DE TRABALHOS FUTUROS

Como agenda futura, destacam-se quatro frentes prioritárias: (i) inclusão de baselines e experimentos de ablação; (ii) replicação do estudo em diferentes instituições e contextos curriculares; (iii) aprofundamento da avaliação socioemocional com instrumentos validados; e (iv) ampliação dos mecanismos de auditoria e mitigação de vieses. Em outras palavras, o artigo fecha uma etapa, mas abre uma avenida para pesquisa e não uma rua sem saída.

FINANCIAMENTO

Esta pesquisa foi parcialmente financiada por bolsas do Programa de Iniciação Científica, Tecnológica e Artística (PICTA) do Centro Universitário Senac e pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), por meio do Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica (PIBIC).

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem aos estudantes de graduação que desenvolveram os módulos do sistema *EmpathicEd* no âmbito de seus projetos de Iniciação Científica, bem como ao Centro Universitário Senac pelo apoio institucional e pela infraestrutura computacional disponibilizada.

REFERÊNCIAS

- BENDER, E. M.; GEBRU, T.; McMILLAN-MAJOR, A.; SHMITCHELL, S. On the dangers of stochastic parrots: can language models be too big? In: ACM CONFERENCE ON FAIRNESS, ACCOUNTABILITY, AND TRANSPARENCY (FAccT), 2021, Nova York. *Proceedings...* Nova York: ACM, 2021. p. 610-623.
- BOCKLISCH, T.; FAULKNER, J.; PAWLOWSKI, N.; NICHOL, A. Rasa: open source language understanding and dialogue management. *arXiv preprint*, arXiv:1712.05181, 2017.
- BROWN, T. B.; MANN, B.; RYDER, N.; SUBBIAH, M.; KAPLAN, J.; DHARIWAL, P.; NEELAKANTAN, A.; SHYAM, P.; SASTRY, G.; ASKELL, A. Language models are few-shot learners. In: ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS 33 (NeurIPS), 2020. *Proceedings...* 2020. p. 1877-1901.
- CARBONELL, J.; GOLDSTEIN, J. The use of MMR, diversity-based reranking for reordering documents and producing summaries. In: ACM SIGIR CONFERENCE ON RESEARCH AND DEVELOPMENT IN INFORMATION RETRIEVAL, 1998, Melbourne. *Proceedings...* Melbourne: ACM, 1998. p. 335-336.
- CHAVES, A. P.; GEROSA, M. A. How should my chatbot interact? A survey on social characteristics in human-chatbot interaction design. *International Journal of Human-Computer Interaction*, v. 37, n. 8, p. 729-758, 2021.
- COGHLAN, S.; D'ALFONSO, S.; TEAHAN, J.; VINES, K.; HINE, K.; PATERSON, H.; SHARP, G.; CHRISTIE, A. To chat or bot to chat: ethical issues with using chatbots in mental health. *Digital Health*, v. 9, 2023.
- CRESWELL, J. W. *Research design: qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*. 4. ed. Thousand Oaks: SAGE Publications, 2014.
- DE GENNARO, M.; KRUMHUBER, E. G.; LUCAS, G. Effectiveness of an empathic chatbot in combating adverse effects of social exclusion on mood. *Frontiers in Psychology*, v. 10, artigo 3061, 2020.
- GHANDEHARIOUN, A.; MCDUFF, D.; CZERWINSKI, M.; ROWAN, K. EMMA: an emotion-aware wellbeing chatbot. In: 2019 8TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON AFFECTIVE COMPUTING AND INTELLIGENT INTERACTION (ACII), Cambridge, United Kingdom, 2019. *Proceedings...* [S.l.]: IEEE, 2019. p. 1-7. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1812.11423>. Acesso em: 18 mar. 2026.
- GIL, A. C. *Como elaborar projetos de pesquisa*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.
- JI, Z.; LEE, N.; FRIESKE, R.; YU, T.; SU, D.; XU, Y.; ISHII, E.; BANG, Y.; MADOTTO, A.; FUNG, P. Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys*, v. 55, n. 12, artigo 248, 2023.
- JOHNSON, J.; DOUZE, M.; JÉGOU, H. Billion-scale similarity search with GPUs. *IEEE Transactions on Big Data*, v. 7, n. 3, p. 535-547, 2021.

KHAN, A.; BROMAN, D.; DURUMERIC, Z. Developing retrieval augmented generation (RAG) based LLM systems from PDFs: an experience report. *arXiv preprint*, arXiv:2407.15804, 2024.

KHATTAB, O.; ZAHARIA, M. ColBERT: efficient and effective passage search via contextualized late interaction over BERT. In: ACM SIGIR CONFERENCE ON RESEARCH AND DEVELOPMENT IN INFORMATION RETRIEVAL, 2020. *Proceedings...* [S.l.]: ACM, 2020. p. 39-48.

LEWIS, P.; PEREZ, E.; PIKTUS, A.; PETRONI, F.; KARPUKHIN, V.; GOYAL, N.; KÜTTLER, H.; LEWIS, M.; YIH, W.; ROCKTÄSCHEL, T.; RIEDEL, S.; KIELA, D. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks. In: ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS 33 (NeurIPS), 2020. *Proceedings...* 2020.

MA, X.; GONG, Y.; HE, P.; ZHAO, H.; DUAN, N. Query rewriting for retrieval-augmented large language models. In: CONFERENCE ON EMPIRICAL METHODS IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING (EMNLP), 2023, Singapura. *Proceedings...* Singapura: ACL, 2023. p. 5303-5315.

MONTEIRO, Guilherme Souza. *Helena: um chatbot para auxílio dos discentes do DECOM em trâmites universitários*. 2021. 59 f. Monografia (Graduação em Ciência da Computação) — Instituto de Ciências Exatas e Biológicas, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2021. Disponível em: <http://www.monografias.ufop.br/handle/35400000/3331>. Acesso em: 18 mar. 2026.

OPENAI. GPT-4 technical report. *arXiv preprint*, arXiv:2303.08774, 2023.

PICARD, R. W. *Affective computing*. Cambridge: MIT Press, 1997.

PROJECT MANAGEMENT INSTITUTE (PMI). *A guide to the project management body of knowledge (PMBOK guide)*. 7. ed. Newtown Square: Project Management Institute, 2021.

REIMERS, N.; GUREVYCH, I. Sentence-BERT: sentence embeddings using siamese BERT-networks. In: CONFERENCE ON EMPIRICAL METHODS IN NATURAL LANGUAGE PROCESSING (EMNLP), 2019, Hong Kong. *Proceedings...* Hong Kong: ACL, 2019. p. 3982-3992.

SILVA OLIVEIRA, N.; SOUZA, J. C.; BONIFÁCIO, B.; DAMACENO, R.; MOURÃO, F.; ROCHA, L.; ARAÚJO, A. P. Usability evaluation of a chatbot for academic orientation. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS (IHC), 2019, Vitória. *Proceedings...* Vitória: SBC, 2019. p. 1-10.

TEFFÉ, Chiara Spadaccini de; VIOLA, Mario. Tratamento de dados pessoais na LGPD: estudo sobre as bases legais. *Civilistica.com*, Rio de Janeiro, v. 9, n. 1, 2020. Disponível em: <https://civilistica.emnuvens.com.br/redc/article/view/510>. Acesso em: 18 mar. 2026.

THAKUR, N.; REIMERS, N.; RÜCKLÉ, A.; SRIVASTAVA, A.; GUREVYCH, I. BEIR: a heterogeneous benchmark for zero-shot evaluation of information retrieval models. In: ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS 34 (NeurIPS), 2021. *Proceedings...* 2021. p. 9509-9520.