

Teaching Requirements Engineering for Human-Centered AI: A Classroom Experience with the RE4HCAI Framework

Bruna Santos

Federal University of Amazonas
Manaus, AM, Brazil
bruna.santos@icomp.ufam.edu.br

Márcio Ribeiro

Federal University of Alagoas
Maceió, AL, Brazil
marcio@ic.ufal.br

Márcia Lima

University of the State of Amazonas
Manaus, AM, Brazil
msllima@uea.edu.br

Tayana Conte

Federal University of Amazonas
Manaus, AM, Brazil
tayana@icomp.ufam.edu.br

ABSTRACT

Requirements Engineering for AI-based systems (RE4AI) demands approaches that integrate technical, social, and human-centered dimensions. For instance, when eliciting requirements for AI systems, one must account for data biases and imbalances that may lead to decisions reinforcing stereotypes and excluding certain user profiles without making such effects visible. Despite the topic's relevance, teaching RE4AI remains nascent and lacks suitable pedagogical methods. To address this gap, this study examines the use of the RE4HCAI *framework* as a pedagogical aid for teaching requirements elicitation in AI systems, attending to technical, human, and social dimensions. We conducted a classroom activity with 86 students, applying the *framework* and collecting perceptions of its usefulness. Among participants, 66% reported that using the RE4HCAI *framework* fostered reflection on themes such as responsibility, bias, and explainability. Despite its formative potential, students noted challenges related to linguistic complexity, the need for prior knowledge, and the clarity of instructions. This work offers preliminary empirical indications and provides structured materials that can support instructors in teaching RE4AI.

KEYWORDS

Requirements Engineering; Artificial Intelligence Systems; Software Engineering Education; RE4HCAI Framework;

1 Introdução

A crescente inserção da Inteligência Artificial (IA) em setores como saúde, mobilidade e plataformas digitais têm impactado significativamente o desenvolvimento de software [6, 17]. O surgimento de sistemas baseados em IA impõe desafios técnicos e sociais que ultrapassam os limites da engenharia de software tradicional. Mais do que a simples adoção de novos algoritmos, o desenvolvimento desses sistemas exige mudanças nas práticas, nos papéis e nas ferramentas envolvidas no processo de engenharia [6].

Tais sistemas apresentam características como não determinismo, dependência de dados, opacidade e forte contextualização [9], o que demanda abordagens mais iterativas, adaptativas e centradas no ser humano [1, 3, 15]. Essas abordagens devem considerar não apenas a funcionalidade, mas também atributos de qualidade como transparência, equidade e confiabilidade.

A Engenharia de Requisitos (ER) está entre as áreas mais impactadas por essas transformações. No contexto da IA, emergem desafios como a especificação de requisitos não funcionais relacionados à explicabilidade, justiça e confiança [16], a imprevisibilidade do comportamento de modelos quando treinados com novos dados [7] e a evolução contínua dos requisitos ao longo do ciclo de vida do sistema [20]. Esses fatores tornam insuficientes os métodos tradicionais, baseados em documentação extensa, especificações completas a priori e validação estática [1, 15, 18].

Um estudo conduzido por Ahmad et al. [4] ilustra bem essas limitações. No desenvolvimento de um sistema para o domínio da saúde, os autores observaram que requisitos fundamentais, como os relacionados a dados e comportamento do modelo, só puderam ser definidos após múltiplas iterações com modelos reais e coleta de *feedback* de usuários. Isso evidencia a ineficácia de abordagens lineares diante da incerteza e dinamicidade desses sistemas.

Apesar dos avanços na literatura sobre RE4AI, o ensino da disciplina ainda carece de abordagens sistematizadas e validadas empiricamente [10, 13]. Currículos tradicionais seguem focados em práticas convencionais de ER, não considerando aspectos essenciais como ética, explicabilidade e comportamento adaptativo dos sistemas de IA [12]. Essa lacuna contribui para a formação de profissionais despreparados para lidar com dados incompletos, ruidosos ou enviesados, e com requisitos que evoluem ao longo do tempo [5]. A ausência de uma formação integrada com práticas modernas, também compromete a escalabilidade e a robustez dos sistemas.

Diante desse cenário, torna-se necessário adotar estratégias didáticas que contemplem os aspectos éticos, técnicos e humanos da RE4AI. O *framework* RE4HCAI (*Requirements Engineering for Human-Centered AI*) [1] surge como uma proposta promissora, oferecendo diretrizes para orientar a elicitação de requisitos com foco em impacto social, autonomia do usuário e qualidade dos dados. Um exemplo de aplicação do *framework* ocorreu no desenvolvimento do *MoveReminderApp*, um aplicativo de saúde para pessoas com diabetes tipo 2. Durante a aplicação, os desenvolvedores perceberam que resultados falsos positivos poderiam gerar frustração para os usuários, levando à reformulação dos requisitos para reduzir alertas indevidos e melhorar a experiência do usuário desde o início do projeto [4].

Neste artigo, relatamos uma experiência educacional que investigou o uso do *framework* RE4HCAI como ferramenta de apoio

ao ensino da eliciação de requisitos para sistemas com IA, considerando dimensões técnicas, humanas e sociais. O estudo foi conduzido em duas etapas complementares: (i) uma fase formativa, com sessões teóricas e práticas sobre o *framework* RE4HCAI; e (ii) uma fase avaliativa, na qual estudantes aplicaram um *checklist* adaptado do *framework* a um enunciado de sistema com características representativas de aplicações com IA.

A análise dos dados, combinando métodos quantitativos e qualitativos, indicou que 66% dos estudantes relataram ter compreendido bem os conceitos discutidos, ampliando sua percepção sobre os desafios da RE4AI. Essa ampliação envolveu não apenas aspectos técnicos, mas também dimensões éticas e centradas no usuário, frequentemente ausentes em abordagens tradicionais. Ainda assim, diretrizes como *Explainability & Trust* e *Data Needs* apresentaram maior dificuldade de aplicação, devido à necessidade de articular requisitos com propriedades típicas de modelos de aprendizado, como justificativas de decisões, incertezas e mitigação de vieses. Por outro lado, diretrizes como *User Needs* e *Model Needs*, relacionadas à interação e comportamento do sistema, foram vistas como mais compreensíveis, embora tenham apresentado desafios na eliciação dos requisitos.

Esses resultados evidenciam a complexidade de traduzir princípios abstratos, como justiça, explicabilidade e responsabilidade, em requisitos concretos e verificáveis. No entanto, também revelam o potencial do *framework* RE4HCAI como recurso didático no ensino de RE4AI, ao fomentar uma compreensão mais crítica e sensível às implicações sociotécnicas da IA desde as fases iniciais do ciclo de vida do sistema.

As contribuições deste estudo, sustentadas por evidências experimentais, são:

- **Materiais didáticos estruturados e disponibilizados publicamente:** conjunto adaptado e pronto para uso em sala (slides, enunciados, *checklist* adaptado).
- **Demonstração da viabilidade e dos efeitos formativos do *framework* RE4HCAI:** evidências experimentais no ensino, com foco na eliciação de requisitos.
- **Evidências quantitativas:** métricas objetivas de desempenho e aprendizado dos estudantes.
- **Análises qualitativas:** identificação de desafios e aprendizados nas percepções dos estudantes.
- **Integração de dimensões técnicas, éticas e sociais:** abordagem crítica e contextualizada para o desenvolvimento de sistemas de IA.
- **Subsídios para pesquisas futuras:** base empírica e instrumentos que apoiam novos estudos.

2 Background

Esta seção explora o estado atual da RE4AI (Engenharia de Requisitos para sistemas baseados em IA), destacando seus desafios específicos e a necessidade de abordagens educacionais especializadas. Em seguida, apresenta as características e objetivos do *framework* proposto por Ahmad et al. [1].

2.1 Engenharia de Requisitos para Sistemas baseados em IA (RE4AI)

A ascensão dos sistemas baseados em IA impôs uma série de transformações profundas na Engenharia de Software (ES), particularmente na Engenharia de Requisitos (ER). Diferentemente de sistemas convencionais, os sistemas com IA operam com modelos probabilísticos, comportamento não determinístico e forte dependência de dados [7, 9, 17]. Como consequência, práticas tradicionais de ER, como os requisitos estáticos, a previsibilidade e o controle determinístico, mostram-se insuficientes para lidar com a natureza emergente e incerta desses sistemas [1, 16].

Um dos principais desafios refere-se à eliciação e validação de requisitos não funcionais (NFRs), como explicabilidade, justiça, robustez e responsabilidade. Embora fundamentais em sistemas com IA, esses atributos permanecem pouco sistematizados nas abordagens tradicionais de ER [11, 16]. A explicabilidade, por exemplo, demanda não apenas soluções técnicas, mas também sensibilidade ao contexto cognitivo do usuário, variando conforme o domínio de aplicação [14].

Mapeamentos e estudos empíricos reforçam essas limitações. Ahmad et al. [2] destacam a ausência de processos formais para tratar requisitos ligados à incerteza, comportamento do modelo e questões éticas. Em ambientes industriais, Martínez-Fernández et al. [17] observaram que atributos como transparência, confiabilidade e justiça algorítmica são frequentemente negligenciados ou considerados apenas tardiamente, comprometendo a qualidade desde as fases iniciais.

Esses achados são corroborados por Ahmad et al. [4], que relatam dificuldades recorrentes na definição de funcionalidades devido à opacidade dos modelos e à baixa literacia técnica de alguns *stakeholders*. De Martino e Palomba [11] também evidenciam a carência de abordagens sistemáticas para atributos como equidade, robustez e explicabilidade, frequentemente tratados como aspectos secundários. Horkoff [16] complementa que tais requisitos são, em geral, ambíguos, difíceis de medir e altamente dependentes do contexto, resultando em uma desconexão entre princípios éticos e sua operacionalização em requisitos verificáveis.

Bosch et al. [9] propõem, diante desse cenário, uma agenda de engenharia própria para sistemas com IA, que incorpore preocupações sociotécnicas desde o início do processo. Isso inclui práticas iterativas de eliciação, participação ativa de diversos *stakeholders* e uso de ferramentas que tornem explícitos os compromissos éticos e técnicos assumidos.

Esse conjunto consistente de evidências aponta para a necessidade de métodos e ferramentas que apoiem, de forma sistemática, a eliciação de requisitos em sistemas com IA, sobretudo em aplicações críticas e de alto impacto social.

2.2 O *framework* RE4HCAI

Nesse contexto, o *framework* RE4HCAI, proposto por Ahmad et al. [1], emerge como uma resposta promissora. Ele oferece uma abordagem sistematizada para a eliciação e modelagem de requisitos centrados no ser humano, considerando não apenas aspectos técnicos, mas também éticos, sociais e contextuais, desde as etapas iniciais do desenvolvimento.

O *framework* RE4HCAI foi desenvolvido com base em três pilares: (i) uma revisão sistemática da literatura sobre RE4AI; (ii) diretrizes industriais de empresas como Google (PAIR), Microsoft e Apple; e (iii) uma pesquisa com especialistas da indústria e da academia. O resultado é uma estrutura que organiza requisitos centrados no ser humano em seis diretrizes fundamentais, descritas a seguir:

- **User Needs:** diretriz que foca na identificação de necessidades e objetivos dos usuários, garantindo que o sistema ofereça benefícios reais e se alinhe às intenções humanas no contexto de uso.
- **Model Needs:** trata das necessidades dos modelos de IA envolvidos, como seus limites, suposições e requisitos operacionais. Essa diretriz busca explicitar como o comportamento do modelo afeta o desempenho e a previsibilidade do sistema.
- **Data Needs:** refere-se à qualidade, representatividade, cobertura e atualização dos dados utilizados para treinar, validar e operar o sistema. Essa diretriz é essencial para mitigar vieses e garantir decisões justas e robustas.
- **Feedback & User Control:** destaca a importância de mecanismos de retroalimentação dos dados e controle pelo usuário. Os sistemas devem permitir que usuários questionem, modifiquem ou revertam decisões, promovendo autonomia e confiança.
- **Explainability & Trust:** aborda a necessidade de os sistemas oferecerem explicações compreensíveis sobre seu funcionamento, decisões e limitações. A transparência contribui diretamente para a construção de confiança e responsabilidade.
- **Errors & Failure:** direciona a atenção para como o sistema lida com erros, falhas e incertezas. Inclui requisitos de detecção, recuperação, responsabilidade e comunicação clara de limitações aos usuários.

Além dessas diretrizes, o *framework* propõe dois artefatos complementares que apoiam sua aplicação:

- **Catálogo de Requisitos:** abrange as seis diretrizes do *framework*. Os requisitos reunidos são listados em formato tabular para formar o catálogo. O catálogo pode ser usado como um *checklist* para levantar requisitos para software baseado em IA e possui seis seções, cada uma dedicada à obtenção de requisitos detalhados para cada uma das diretrizes.
- **Modelo Conceitual Visual:** uma representação gráfica dos requisitos, utilizando elementos inspirados em UML e Engenharia de Requisitos Orientada a Objetivos (GORE). Esse modelo permite visualizar capacidades, limitações, decisões e *trade-offs*, facilitando a comunicação entre equipes multidisciplinares e promovendo o alinhamento entre aspectos técnicos e humanos.

A aplicação do *framework* RE4HCAI em um estudo de caso com um sistema para aprimorar vídeos 360° demonstrou que a estrutura permite identificar requisitos críticos não previstos inicialmente, como limitações de escalabilidade, a necessidade de *feedback* explícito dos usuários, e riscos relacionados à qualidade e diversidade dos dados. A modelagem visual ajudou a tornar mais compreensíveis os compromissos técnicos e humanos do sistema, contribuindo para decisões mais responsáveis.

Neste estudo, propomos o uso do *framework* RE4HCAI como instrumento pedagógico no ensino de Engenharia de Requisitos para IA. Nossa abordagem utiliza as diretrizes e o catálogo do *framework* para estimular a análise crítica dos compromissos sociotécnicos envolvidos no desenvolvimento de sistemas de IA, preparando estudantes para enfrentar os desafios da RE4AI com sensibilidade técnica, ética e social.

Diferentemente de Batista et al. [8], que analisam o uso de GORE/KAOS na elicitación de requisitos em contextos educacionais, e de Ahmad et al. [4], que propõem um *framework* conceitual para requisitos de IA centrados no ser humano, nossa proposta acrescenta uma dimensão pedagógica. Baseado no *framework* RE4HCAI, este artigo descreve uma experiência de ensino que combina aspectos técnicos e formativos, estimulando nos estudantes reflexões críticas sobre transparência, responsabilidade e implicações sociais da IA na Engenharia de Requisitos.

3 Metodologia

Este estudo teve como objetivo investigar a aplicabilidade do *framework* RE4HCAI no ensino de Engenharia de Requisitos centrada no ser humano para sistemas baseados em IA. Especificamente, buscou-se adaptar materiais didáticos, implementar uma abordagem prática de ensino com estudantes de graduação e analisar a compreensão conceitual, as dificuldades enfrentadas e o aprendizado obtido na aplicação das diretrizes do *framework* RE4HCAI.

Para isso, foram definidos os seguintes objetivos de aprendizagem:

- (1) Compreender os desafios e necessidades específicas da engenharia de requisitos para sistemas baseados em IA;
- (2) Identificar requisitos centrados no ser humano utilizando as diretrizes do *framework* RE4HCAI;
- (3) Refletir como os sistemas de IA impactam os usuários e como suas interações influenciam o funcionamento desses sistemas;

A seguir, serão apresentados os instrumentos utilizados, os procedimentos de execução e a abordagem adotada para análise e interpretação dos dados coletados.

3.1 Instrumentos

Diversos instrumentos foram utilizados ao longo do estudo, tanto para apoiar o processo de ensino quanto para a coleta dos dados e avaliação do *framework*. Os seguintes instrumentos estão disponíveis em: <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.29661263>

- (1) **Termo de Consentimento:** Documento que explicava os objetivos do estudo, a metodologia utilizada, a voluntariedade da participação e o uso dos dados coletados para fins acadêmicos e científicos. Os participantes foram informados de que poderiam desistir do estudo a qualquer momento sem prejuízo.
- (2) **Slides:** Para tornar o *framework* RE4HCAI acessível a estudantes de graduação, foi desenvolvida uma apresentação visual em português. O *framework* já contempla conceitos básicos de IA, servindo como ponto de partida para a introdução desses temas no contexto de requisitos. Também é abordado

cada uma das seis diretrizes do *framework* RE4HCAI, apresentando conceitos, explicações simplificadas e exemplos práticos que ilustram sua aplicação em sistemas de IA.

- (3) **Checklist RE4HCAI:** Foi desenvolvido um *checklist* adaptado a partir do catálogo original de Ahmad et al. [1], com o objetivo de torná-lo mais acessível para uso pedagógico com estudantes de graduação. A versão original continha mais de 100 itens. A versão adaptada manteve 63 itens considerados mais relevantes para fins educacionais, priorizando clareza e aplicabilidade em atividades de sala de aula. Além disso, a linguagem foi traduzida para o português e ajustada de modo a priorizar precisão conceitual e clareza pedagógica. Por fim, o foco de uso foi deslocado de contextos industriais para o contexto educacional, favorecendo a compreensão e a reflexão crítica dos estudantes durante a atividade prática.
- (4) **Enunciado:** Para a atividade prática, foi elaborado um enunciado descrevendo um portal de busca acadêmica com IA, desenvolvido para facilitar o acesso a conteúdos científicos por meio de recomendações personalizadas e filtros avançados. Esse enunciado principal foi utilizado como base para a elicitación de requisitos, por representar um sistema realista e suficientemente complexo, adequado à aplicação das seis diretrizes do *framework* RE4HCAI. Além desse, dois outros enunciados foram utilizados como exemplos durante as aulas, com o objetivo de apoiar a compreensão das diretrizes e fornecer diferentes contextos de aplicação.
- (5) **Formulário de Caracterização:** Questionário aplicado antes da atividade prática com o intuito de coletar dados sobre o perfil dos estudantes, como curso, familiaridade com IA e experiência com engenharia de requisitos.
- (6) **Formulário de Avaliação e Feedback:** Questionário com o objetivo de coletar percepções sobre a experiência de uso do *checklist* RE4HCAI no contexto educacional, em duas partes: (i) perguntas por diretriz do *checklist* adaptado, nas quais os estudantes indicaram compreensão e aplicação ao sistema proposto e responderam questões abertas sobre dificuldades e melhorias; (ii) avaliação geral da utilidade do *checklist/framework* para a elicitación de requisitos, da reflexão sobre aspectos críticos de IA e do próprio aprendizado. Além disso, os estudantes identificaram qual diretriz consideraram mais difícil e mais relevante, e puderam registrar comentários finais sobre pontos positivos e negativos.

Para assegurar a clareza dos procedimentos e a consistência metodológica do experimento, os autores realizaram previamente uma revisão detalhada dos materiais utilizados (*checklist*, enunciados e formulários)¹ com foco na adequação ao contexto educacional e na compreensão por parte dos estudantes de graduação.

3.2 Execução

O estudo foi conduzido em 2025 com 86 estudantes, em duas turmas de graduação da Universidade Federal do Amazonas, distribuídos entre os cursos de Ciência da Computação e Engenharia de Software. Apesar das diferenças de período, ambas as turmas estavam matriculadas na mesma disciplina de Engenharia de Software, com

ênfase em Engenharia de Requisitos, sob o mesmo conteúdo programático, no qual foram introduzidos aos conceitos e práticas da área. As aulas foram ministradas pela mesma professora, com mais de 20 anos de experiência.

Cada turma participou de três sessões presenciais, cada sessão teve 2 horas de duração, distribuídas da seguinte forma:

- **Sessões 1 e 2:** Dedicadas à apresentação teórica e prática das diretrizes do *framework* RE4HCAI. Em cada encontro, foram abordadas três diretrizes, totalizando as seis previstas no *framework*. As explicações foram acompanhadas de exemplos ilustrativos e atividades curtas, utilizando os enunciados desenvolvidos, com discussão em sala para promover a compreensão ativa, levantar dúvidas e estimular o pensamento crítico dos estudantes.
- **Sessão 3:** Ao início da sessão os estudantes assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido e responderam ao questionário de caracterização, em seguida, a atividade prática foi realizada de forma individual pelos alunos, na qual aplicaram o *checklist* RE4HCAI ao enunciado proposto, entregando as folhas do enunciado e do *checklist* respondido. Ao final, responderam ao formulário de avaliação e *feedback*, refletindo sobre a experiência em sala de aula e o uso do material apresentado.

Na atividade prática (sessão 3), os estudantes utilizaram os seguintes instrumentos, descritos anteriormente:

- O enunciado de um portal de busca acadêmica com IA;
- A versão adaptada do *checklist* RE4HCAI;
- O formulário de caracterização;
- O formulário de avaliação e *feedback*.
- O termo de consentimento livre e esclarecido

Com isso, foram coletados três conjuntos de dados: (i) as respostas do formulário de caracterização; (ii) os *checklists* preenchidos e entregues pelos estudantes; e (iii) as respostas do formulário de avaliação e *feedback*.

3.3 Análise e Interpretação dos Dados

A análise dos dados coletados foi conduzida em duas frentes complementares: uma análise quantitativa, focada no desempenho dos estudantes na aplicação do *checklist* RE4HCAI, e uma análise qualitativa, centrada nas percepções, aprendizados e dificuldades relatadas pelos estudantes.

3.3.1 Análise Quantitativa. A dimensão quantitativa teve como objetivo avaliar a efetividade do ensino das diretrizes do *framework* RE4HCAI. As respostas fornecidas pelos estudantes na atividade prática foram avaliadas manualmente, com base em dois critérios principais:

- **Completeness** refere-se à abrangência e estrutura da resposta, considerando se o participante abordou todos os elementos esperados pela questão. Avalia-se, por exemplo, se houve justificativas, explicações sobre funcionamento, impactos e exemplos relevantes.
- **Correctness** diz respeito à precisão técnica da resposta, verificando se o conteúdo apresentado está alinhado com o que foi discutido em aula e com as orientações do enunciado, além de fazer sentido conceitual e tecnicamente.

¹<https://doi.org/10.6084/m9.figshare.29661263>

A pontuação atribuída a cada item do *checklist* RE4HCAI, respondido pelos estudantes com base no sistema proposto, variava de 0 a 2, conforme os critérios de completude e corretude:

- **Nota 2 (Resposta Correta):** 1 (completude) + 1 (corretude). *Resposta bem estruturada, que aborda todos os elementos esperados (como justificativas, impactos ou exemplos), e tecnicamente correta conforme o conteúdo discutido em aula e o enunciado.*
- **Notas 1 ou 1,5 (Resposta Parcial:** 1 (completude) + 0 ou 0,5 (corretude). *A resposta tem boa estrutura (ideias organizadas e alinhadas ao que foi solicitado), mas apresenta erro técnico (uso incorreto de conceitos, interpretações equivocadas das diretrizes ou afirmações que divergem do conteúdo abordado em aula). Se o erro for leve ou pontual, a nota é 1,5. Se o entendimento estiver tecnicamente incorreto, mesmo com boa estrutura, a nota é 1.*
- **Nota 0 (Sem Resposta):** 0 (completude) + 0 (corretude). *Não respondido.*

Ao todo, participaram 86 estudantes na atividade, e cada um deveria responder a 63 itens do *checklist* adaptado, totalizando 5.418 respostas esperadas. Dentre essas, 216 itens ficaram sem resposta. Todos os demais 5.202 subitens respondidos foram avaliados, com base nos critérios de completude e corretude, descritos anteriormente. O processo de correção passou por rodadas de avaliação com a professora responsável pela disciplina e pelos autores, visando garantir consistência e confiabilidade na atribuição das pontuações.

3.3.2 Análise Qualitativa. A análise qualitativa foi conduzida por meio de codificação aberta [19], a partir das respostas fornecidas pelos estudantes, que contemplavam dificuldades, sugestões de melhoria, aprendizados adquiridos e avaliações gerais. As respostas foram inicialmente organizadas em quatro macrocategorias: (1) Aprendizado, (2) Pontos positivos, (3) Pontos negativos e (4) Comentários por diretriz (dificuldades e sugestões).

Cada macrocategoria foi submetida a leitura aprofundada e codificação manual. A categorização dos temas seguiu uma abordagem indutiva, permitindo que as interpretações fossem derivadas diretamente dos dados.

Para aumentar a validade interpretativa, empregou-se uma triangulação entre os dados quantitativos (desempenho por diretriz) e qualitativos (percepções e dificuldades), permitindo uma análise integrada dos níveis de compreensão e aplicação prática das diretrizes.

4 Resultados e Discussões

O estudo contou com a participação de estudantes de cursos da área de Computação, sendo 53,7% do curso de Ciência da Computação e 46,3% de Engenharia de Software. A maioria dos estudantes (79,3%) relatou já ter tido algum contato com Engenharia de Requisitos por meio de atividades acadêmicas, como trabalhos práticos em disciplinas. Outros 14,6% afirmaram possuir apenas experiência teórica, adquirida por meio de aulas, leituras ou vídeos, enquanto apenas 4,9% indicaram vivência prática em projetos da indústria. Esses dados evidenciam que os estudantes estavam, em sua maioria, em fase inicial de formação e com pouca exposição a contextos profissionais.

No que diz respeito à familiaridade com Inteligência Artificial, 51,2% dos estudantes declararam ter apenas conhecimento teórico, e 39% relataram já ter trabalhado com IA em atividades acadêmicas. Apenas 8,6% haviam participado de projetos práticos com uso de IA, o que indica um contato ainda limitado com aplicações reais da tecnologia.

Quanto à experiência em desenvolvimento de software, 52,4% afirmaram ter atuado em projetos acadêmicos, enquanto 35,4% não possuíam qualquer vivência prática. Apenas 12,2% dos estudantes relataram experiência profissional na área. Esse panorama reforça o caráter formativo da intervenção proposta, evidenciando sua relevância como oportunidade para aproximar os estudantes dos desafios contemporâneos da Engenharia de Requisitos aplicada a sistemas baseados em IA.

4.1 Análise Quantitativa

Esta seção apresenta os resultados da análise quantitativa, com o objetivo de avaliar a efetividade do ensino das diretrizes do *framework* RE4HCAI. Os dados foram obtidos a partir da correção manual das respostas do *checklist*, com base em critérios de completude e corretude e de autoavaliações fornecidas pelos estudantes sobre sua compreensão, aplicação e percepção de relevância das diretrizes.

Desempenho nas Respostas do checklist Primeiramente foi avaliado o desempenho dos estudantes, a partir da correção das respostas com base nos critérios de completude e corretude. A Figura 1 apresenta o desempenho dos estudantes por diretriz do *checklist* RE4HCAI.

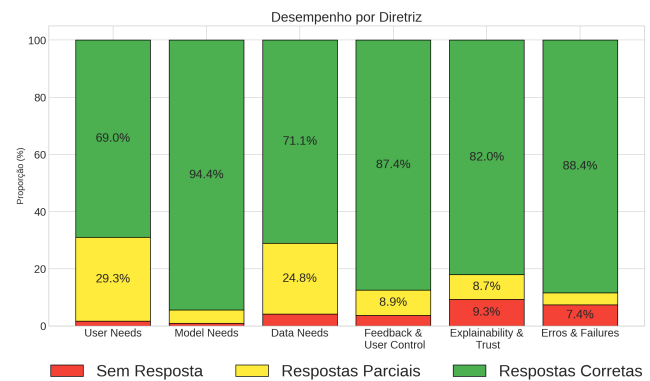


Figura 1: Desempenho dos estudantes por diretriz

Compreensão por Diretrizes Em seguida, foi analisado o quanto os estudantes afirmaram compreender cada grupo de diretrizes.

Os dados revelam que a maioria dos estudantes indicou ter compreendido parcialmente ou totalmente as diretrizes: *User Needs* (72,7%), *Model Needs* (71,2%), *Data Needs* (59,1%), *Feedback & User Control* (74,2%) e *Errors & Failures* (69,7%). Por outro lado, a diretriz *Explainability & Trust* apresentou os menores índices de compreensão plena, com apenas 48,5% de respostas “compreendi totalmente”, além de 47,0% de respostas “compreendi parcialmente” e 4,5% “não compreendi”, sugerindo maior complexidade percebida ou dificuldade interpretativa entre os estudantes (Figura 2).

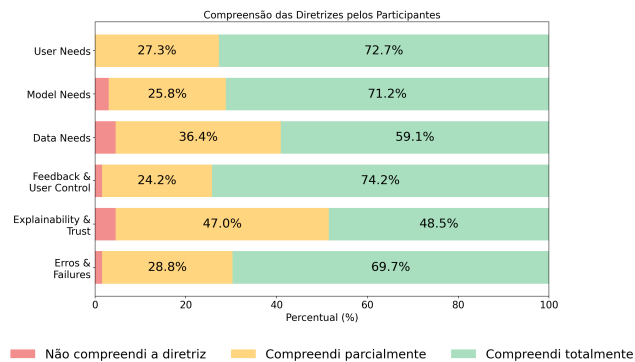


Figura 2: Compreensão das diretrizes pelos estudantes (auto-avaliação)

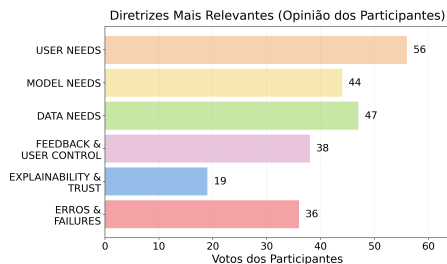


Figura 3: Diretrizes mais difíceis de aplicar segundo os estudantes

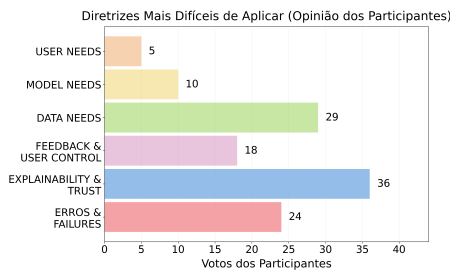


Figura 4: Diretrizes mais relevantes segundo os estudantes

Percepção de Dificuldade A seguir, analisamos quais diretrizes os estudantes consideraram mais difíceis de aplicar, com base nas respostas ao Formulário de Avaliação e *Feedback*.

Na percepção dos estudantes (como mostrado na Figura 3), as diretrizes mais difíceis foram *Explainability & Trust* (36/86), *Data Needs* (29/86) e *Errors & Failures* (24/86), seguidas por *Feedback & User Control* (18/86). Essas dificuldades indicadas estão alinhadas com os índices de compreensão e de desempenho apresentados anteriormente.

Percepção de Relevância Os estudantes também avaliaram quais diretrizes consideraram mais importantes para a eliciação de requisitos em sistemas com IA.

Os resultados indicam que as diretrizes, apresentadas na Figura 4, consideradas como mais relevantes pelos estudantes (em uma pergunta de múltipla escolha) foram *User Needs* (56/86), *Data Needs* (47/86) e *Model Needs* (44/86), sugerindo que os aspectos centrados no ser humano foram amplamente valorizados pelos estudantes no processo de eliciação de requisitos para sistemas com IA.

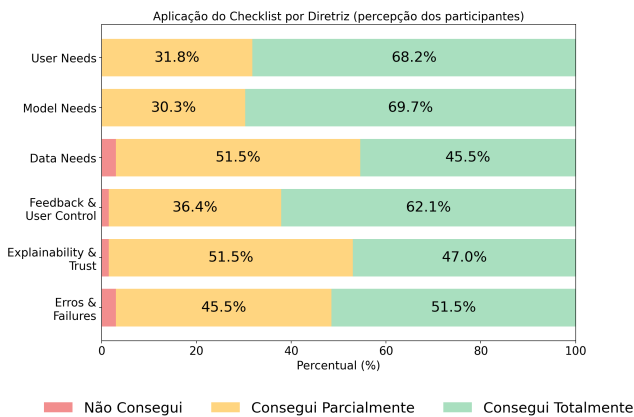


Figura 5: Percepção dos estudantes sobre sua aplicação do checklist

Aplicação do Checklist Os dados a seguir apresentam o quanto os estudantes perceberam que conseguiram aplicar o *checklist* durante a atividade prática.

A maioria dos estudantes relatou conseguir aplicar parcial ou totalmente todas as diretrizes. Na Figura 5 as maiores taxas de aplicação total foram observadas em *User Needs* (68,2%) e *Model Needs* (69,7%), evidenciando maior familiaridade com essas diretrizes. Já as diretrizes *Data Needs* e *Explainability & Trust* apresentaram os maiores percentuais de respostas “consegui parcialmente” (51,5% em ambas), seguidas por *Errors & Failures* (45,5%), o que pode refletir maior complexidade percebida na aplicação desses aspectos.

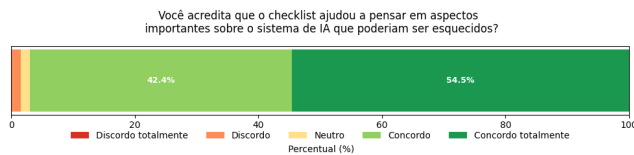


Figura 6: Utilidade percebida do checklist para pensar em aspectos esquecidos

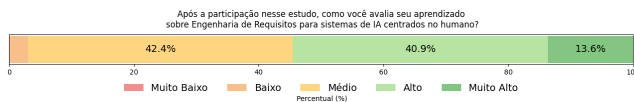


Figura 7: Percepção de aprendizado após a participação na atividade

Percepção de Aprendizado Mais de 50% dos estudantes avaliaram seu aprendizado como alto ou muito alto após a experiência, como mostra a Figura 7. Este dado reforça a eficácia pedagógica do checklist RE4HCAI como instrumento de apoio ao ensino.

Utilidade Percebida do checklist A percepção sobre o valor do *checklist* como ferramenta de apoio à elicitação também foi avaliada. A maioria dos estudantes indicou concordar (42,4%) ou concordar totalmente (54,5%) que o *checklist* ajudou a refletir sobre aspectos importantes do sistema de IA que poderiam ser esquecidos no processo de elicitação de requisitos. Esse resultado evidencia que o material promove pensamento crítico e amplia a perspectiva dos estudantes sobre requisitos relevantes em sistemas baseados em IA (Figura 6).

Ranking de Itens Não Respondidos Por fim, a análise das respostas revelou que determinados itens do *checklist* concentraram um número expressivo de faltas de resposta por parte dos estudantes. Os itens mais frequentemente deixados em branco estão associados, às diretrizes *Explainability & Trust* (72 casos de falta de resposta) e *Data Needs* (50 casos). Esse resultado reforça as dificuldades previamente identificadas tanto na compreensão quanto na aplicação prática dessas diretrizes.

Em conjunto, os resultados quantitativos indicam que, embora algumas diretrizes apresentem desafios técnicos e conceituais, especialmente em relação a dados e explicabilidade, os estudantes reconheceram sua relevância e avaliaram positivamente o *checklist* como recurso de apoio à elicitação de requisitos em sistemas com IA. Esses achados serão aprofundados com base nas evidências qualitativas a seguir.

4.2 Análise Qualitativa

Esta seção apresenta os principais achados qualitativos a partir dos *feedbacks* dos estudantes, coletados após a aplicação do *checklist*. A análise foi organizada em cinco eixos complementares: (1) Dificuldades e sugestões específicas por diretriz do *checklist* adaptado; (2) Percepções positivas dos estudantes sobre o *framework* RE4HCAI; (3) Percepções negativas dos estudantes sobre o *framework* RE4HCAI e (4) Aprendizados dos estudantes sobre Engenharia de Requisitos para IA.

4.2.1 Dificuldades e sugestões por diretriz do checklist. A Tabela 1 sintetiza as principais dificuldades de uso enfrentadas pelos estudantes e as sugestões propostas, organizadas por diretriz do *checklist* RE4HCAI. As dificuldades agrupam tanto aspectos específicos das diretrizes quanto desafios transversais, como complexidade conceitual, ambiguidade do enunciado utilizado como base para a aplicação do *checklist* e dificuldade em transformar conceitos abstratos em requisitos práticos.

Observa-se que os desafios concentram-se em três aspectos recorrentes: (1) barreiras conceituais, como a dificuldade em compreender termos técnicos de IA ou abstrações como explicabilidade e vieses; (2) problemas de interpretação, especialmente relacionados à linguagem vaga e pouco clara das perguntas dos itens do *checklist* adaptado; e (3) falta de exemplos que ajudem a entender melhor as perguntas, o que dificultou transformar os conceitos em requisitos concretos para o sistema.

Tabela 1: Principais dificuldades e sugestões por diretriz

Diretriz	Dificuldades	Sugestões
User Needs	Dúvidas sobre proatividade, impacto no usuário e visibilidade do sistema.	Clarificar termos; incluir exemplos práticos e diferenciação de conceitos.
Model Needs	Vocabulário técnico (tipos de aprendizado, ajuste, <i>feedback</i>).	Glossário básico; exemplos de fontes de dados e funcionamento do modelo.
Data Needs	Dificuldade em identificar tipos de dados, viés e rotulagem.	Exemplos de vieses; perguntas mais práticas; explicitar etapas de coleta.
Feedback & User Control	Confusão sobre aplicação e fontes de <i>feedback</i> ; controle invisível.	Esclarecer conceitos; mostrar formas e frequência de uso do <i>feedback</i> .
Explainability & Trust	Dúvidas sobre o que explicar (modelo, dados, previsões) e como gerar confiança.	Diferenciar tipos de explicação; usar linguagem acessível.
Errors & Failures	Insegurança sobre tipos de erro e formas de mitigação.	Exemplos claros; estratégias como <i>fallback</i> , logs e revisão de falhas.

Para minimizar essas dificuldades, sugere-se revisar o *checklist* adaptado, com foco na inclusão de glossários acessíveis, enunciados mais claros e exemplos ilustrativos. Essas melhorias podem facilitar a compreensão dos estudantes e apoiar a aplicação das diretrizes em sala de aula.

4.2.2 Percepções positivas dos estudantes sobre o framework RE4HCAI. A análise qualitativa dos pontos positivos relatados pelos estudantes permitiu identificar quatro categorias principais, que sintetizam os aspectos mais valorizados na aplicação do *framework* RE4HCAI durante a elicitação de requisitos para sistemas com Inteligência Artificial.

No conjunto, os relatos evidenciam que as diretrizes do *framework* RE4HCAI não apenas serviram como apoio técnico e metodológico, mas também estimularam reflexões éticas, foco no usuário e amadurecimento profissional dos estudantes.

Direcionamento prático positivo

Os estudantes destacaram que o *checklist* adaptado ofereceu um direcionamento claro sobre como estruturar e organizar os requisitos. P03 comenta que “ajudou muito a organizar as ideias para identificar os pontos importantes”. P09 menciona que “a estrutura das perguntas facilita entender o que deve ser considerado”.

Ampliação da visão sobre requisitos

Estudantes relataram que o RE4HCAI ampliou sua percepção sobre aspectos que normalmente não seriam considerados. P11 afirma: *“me fez pensar em questões que não tinha cogitado”*. P17 destaca que *“abriu minha mente para outros fatores éticos e técnicos”*.

Reflexão ética e crítica

O *framework* foi reconhecido como ferramenta útil para estimular a reflexão ética. P13 declarou: *“me fez pensar na responsabilidade de desenvolver sistemas com IA”*, e P06 destacou que *“a questão da explicabilidade foi algo novo e desafiador, mas relevante”*.

Facilidade de aplicação em cenários reais

Alguns estudantes valorizaram a aplicabilidade do *checklist* em contextos reais. Como por exemplo, P20 pontuou que *“foi fácil imaginar como usar isso num projeto de verdade”*.

4.2.3 Percepções negativas dos estudantes sobre o *framework* RE4HCAI. Apesar dos reconhecidos benefícios do *framework* RE4HCAI no ensino de ER para IA, os estudantes também relataram desafios e limitações durante sua aplicação prática. A análise qualitativa permitiu organizar essas percepções em quatro categorias principais.

Essas limitações apontam para oportunidades de melhoria na estrutura do *checklist*, especialmente no que se refere à clareza das perguntas dos itens, contextualização e suporte para estudantes em fase inicial de aprendizagem.

Ambiguidade e linguagem genérica

Algumas perguntas do *checklist* foram consideradas ambíguas ou genéricas. P06 apontou *“tópicos confusos e genéricos”*, enquanto P03 relatou *“não saber como denominar alguns requisitos”*.

Redundância e dificuldade de resposta

P21 afirma que havia *“perguntas redundantes ou confusas”*, enquanto P02 declarou: *“não sei bem quando devo descrever detalhadamente uma categoria e quando devo responder de forma mais simples”*. Essas falas indicam incerteza quanto ao nível de detalhamento esperado nas respostas e dificuldades relacionadas à estrutura do *checklist*.

Barreira de conhecimento prévio

Alguns estudantes relataram que o uso do *checklist* exige conhecimentos prévios em IA. P04 mencionou uma *“barreira de conhecimento alta para começar a usar com confiança”*, enquanto P14 apontou que o material pode ser desafiador *“para iniciantes sem familiaridade com o tema”*.

Limitações de escopo e estrutura

P08 sugeriu que *“deveria haver mais que seis diretrizes”*, enquanto P07 comentou que *“houve pouco espaço para considerar aspectos do sistema de IA em si”*. Tais observações indicam que ajustes no escopo e na estrutura do material podem ampliar sua utilidade prática.

Tabela 2: Eixos de aprendizado e feedback dos estudantes

Eixo de Aprendizado	Feedback dos Estudantes
Fundamentos da Engenharia de Requisitos para IA	“Noção básica de outra forma de elicitar os requisitos além da tradicional” (P64); “Compreendi melhor como funcionam os requisitos para uma IA na visão de desenvolvedor” (P48); “Caracterizar e organizar sistemas por suas diretrizes” (P17).
Compreensão do Papel da IA nos Sistemas	“Como a IA deve ser pensada, projetada e aplicada” (P58); “Há muitos aspectos a se considerar ao aplicar IA” (P02); “Lados bons e ruins da IA” (P42).
Relação entre IA e Usuários	“O impacto das respostas do modelo para o usuário” (P57); “Entendi como será a interação do usuário e o modelo” (P32); “Pensar em modos de extrair feedback de maneira mais implícita” (P34).
Confiança, Aplicabilidade e Consequências	“Precisamos ser cautelosos com sistemas que usam IA” (P49); “Ver o que é preciso explicar e o que não” (P13); “É difícil garantir resultados confiáveis” (P07).
Desenvolvimento Pessoal e Mudança de Mentalidade	“Consegui compreender conceitos que antes pareciam confusos” (P11); “IA não é um bicho de sete cabeças” (P60); “Mesclar assuntos para aprender mais sobre IA” (P56).

4.2.4 Aprendizados dos estudantes sobre Engenharia de Requisitos para IA. A atividade proporcionou aos estudantes alguns aprendizados, organizados em cinco eixos temáticos: (1) Fundamentos da Engenharia de Requisitos para IA, (2) Compreensão do papel da IA nos sistemas, (3) Compreensão da relação entre IA e usuários,

(4) Reflexão sobre confiança, explicabilidade e consequências, e (5) Desenvolvimento pessoal e mudança de mentalidade.

A análise mostrou que o uso do *checklist* RE4HCAI ajudou os estudantes a pensar de forma mais crítica sobre requisitos para sistemas com IA, considerando aspectos éticos, técnicos e a experiência do usuário. Apesar de dificuldades com termos e perguntas pouco claras, os estudantes relataram ganhos na compreensão dos temas e mudança de postura em relação à IA, como apresentado na Tabela 2. As sugestões reforçam a importância de simplificar a linguagem, incluir exemplos e oferecer mais apoio para facilitar a aplicação do *checklist* em contextos educacionais.

4.3 Integração entre Resultados Quantitativos e Qualitativos

A análise integrada dos dados quantitativos e qualitativos revela padrões consistentes e também contradições relevantes na experiência dos estudantes com o *checklist* RE4HCAI. A Figura 2 evidencia que as diretrizes *Explainability & Trust* e *Data Needs* apresentaram os maiores índices de dificuldade de compreensão: apenas 48,5% dos estudantes declararam ter compreendido totalmente a diretriz *Explainability & Trust*, e 59,1% afirmaram o mesmo sobre *Data Needs*. Além disso, ambas registraram a maior proporção de estudantes que não compreenderam as diretrizes (4,5%) e uma quantidade expressiva de respostas parciais ou ausentes. Esses dados indicam desafios significativos relacionados à coleta, rotulagem e viés dos dados, bem como à explicabilidade e confiança nos sistemas de IA.

Do lado qualitativo, os relatos reforçam essas dificuldades: estudantes demonstraram incerteza sobre o que deveria ser explicado em sistemas com IA e expressaram insegurança quanto à manipulação responsável de dados. Tais observações reforçam que essas diretrizes exigem suporte pedagógico mais robusto, com exemplos concretos e maior clareza conceitual.

Por outro lado, algumas diretrizes apresentaram alta percepção de compreensão, mas revelaram lacunas conceituais importantes nos relatos qualitativos. Por exemplo, *User Needs* foi considerada totalmente compreendida por 72,7% dos estudantes, apesar de vários apontarem dificuldades para diferenciar conceitos como visibilidade, impacto no usuário e proatividade. Da mesma forma, embora 71,2% tenham indicado compreensão total da diretriz *Model Needs*, muitos relataram dúvidas sobre o funcionamento dos modelos, tipos de aprendizado e ajuste de parâmetros.

Essas contradições reforçam a importância da triangulação entre percepção e desempenho. A análise integrada permite identificar não apenas diretrizes que exigem reformulação e maior clareza (*Data Needs* e *Explainability & Trust*), mas também aquelas que, apesar de parecerem bem compreendidas, ainda demandam refinamento conceitual e apoio didático mais estruturado (*User Needs* e *Model Needs*).

Em conjunto, os dados apontam para o potencial pedagógico do *checklist*, mas também reforçam a necessidade de ajustes para torná-lo mais claro, acessível e eficaz como ferramenta de ensino.

5 Limitações do Estudo

Este estudo apresenta limitações que devem ser consideradas na interpretação dos resultados.

Primeiramente, os enunciados utilizados para aplicação das diretrizes não foram extraídos de casos reais do mercado. Embora tenha sido previamente discutido com a professora responsável pela disciplina e buscado representar desafios técnicos e humanos típicos de sistemas baseados em IA, trata-se ainda de uma situação hipotética. Apesar disso, o sistema escolhido apresenta características próximas a contextos autênticos de elicitação de requisitos para soluções com IA, o que confere um certo grau de realismo à atividade proposta.

Outra limitação diz respeito à análise dos dados, especialmente no que se refere à triangulação entre desempenho, autoavaliação e respostas abertas. Para mitigar esse aspecto, foram realizados ciclos de validação entre os autores desta pesquisa, buscando reduzir vieses individuais e garantir maior consistência na interpretação.

Além disso, é importante destacar a heterogeneidade entre os participantes quanto ao momento de formação no curso, o que pode ter influenciado o nível de maturidade e familiaridade dos alunos com os conceitos trabalhados. Ainda que essa diferença pudesse impactar sua participação e compreensão durante o estudo, buscamos minimizar seus efeitos ao oferecer a todos os estudantes a mesma aula expositiva, utilizando os mesmos materiais, exemplos e exercícios, bem como a mesma atividade prática, garantindo condições comparáveis de aprendizado e aplicação.

Quanto ao conhecimento prévio em IA, reconhecemos que diferenças nesse aspecto poderiam influenciar a forma como os estudantes interagiram com o *framework* RE4HCAI. No entanto, os dados do perfil dos participantes indicam que a maioria estava em fase inicial de formação, com experiências concentradas em atividades acadêmicas e pouco contato com contextos profissionais. Esse cenário indica que os estudantes apresentavam um nível relativamente homogêneo de exposição a conceitos técnicos, tanto em ER quanto em IA, o que confere maior consistência à análise realizada.

6 Lições Aprendidas

Esta seção apresenta as principais lições extraídas a partir da análise integrada dos dados e da vivência em sala de aula com o uso do *framework* RE4HCAI. A atividade prática com o *checklist* adaptado permitiu observar como os estudantes se engajaram com temas técnicos e éticos da Engenharia de Requisitos para sistemas com IA, evidenciando tanto conquistas formativas quanto limitações no processo de ensino-aprendizagem.

De forma geral, a experiência foi positiva e enriquecedora, despertando interesse, reflexão crítica e reconhecimento da importância dos temas abordados. Ainda assim, foram identificados pontos de melhoria importantes na mediação pedagógica e no material didático utilizado.

Reconhecimento da importância de aspectos éticos e socio-técnicos. Mesmo diante das dificuldades enfrentadas nas diretrizes mais técnicas (*Explainability & Trust* e *Data Needs*) os estudantes foram capazes de reconhecer sua relevância no desenvolvimento de sistemas baseados em IA. A análise qualitativa revelou que essas diretrizes, embora desafiadoras, provocaram reflexões profundas sobre responsabilidade, justiça e transparência. Esse movimento se mostra especialmente formativo para os estudantes, que passam a reconhecer essas dimensões como parte “indispensável para o desenvolvimento de sistemas de IA.

Engajamento e desenvolvimento de consciência crítica.

Para muitos estudantes, especialmente iniciantes, esta foi a primeira oportunidade de refletir criticamente sobre o papel da IA na sociedade. Os relatos indicam que a atividade despertou interesse e curiosidade, motivando os estudantes a buscar mais conhecimento sobre as implicações sociais, técnicas e éticas da IA. Esse envolvimento mostra que o *framework* contribuiu não apenas para a aquisição de conteúdo, mas também para o amadurecimento da postura profissional dos estudantes.

Percepção positiva do *checklist* como ferramenta de apoio.

Apesar de limitações apontadas, como a ausência de exemplos, linguagem pouco clara e dificuldade de elicitação de requisitos, o *checklist* adaptado foi reconhecido como uma ferramenta útil. Muitos estudantes destacaram sua função estruturante na organização do raciocínio, no estímulo à discussão em grupo e na ampliação da visão sobre requisitos. A estrutura guiada das perguntas ajudou a explorar dimensões normalmente ausentes em abordagens tradicionais. Na prática, o instrumento apoia tanto a atuação docente e potencializa a aprendizagem do discente, ao orientar a análise e a discussão.

Necessidade de reforço pedagógico e aprimoramento do material. Um ponto recorrente foi a dificuldade de traduzir conceitos abstratos em requisitos práticos. Isso sugere que a explicação em sala pode ser aprimorada com exemplos práticos, glossários, templates e exercícios práticos. Além disso, a inclusão de estudos de casos reais pode contribuir para uma melhor compreensão dos conceitos e ampliar o repertório dos estudantes.

Contribuições para o currículo e formação profissional.

Os resultados reforçam a importância de incluir temas como ética, explicabilidade, centralidade do usuário e impactos sociais da IA na formação em Computação. O *framework* RE4HCAI demonstrou potencial para integrar aspectos técnicos e reflexivos em uma proposta educacional alinhada às demandas atuais. Sua adoção pode contribuir para formar profissionais mais conscientes, responsáveis e preparados para projetar sistemas de IA centrados no ser humano.

7 Conclusão

Este estudo investigou o ensino de Engenharia de Requisitos para sistemas com Inteligência Artificial por meio da aplicação prática do *framework* RE4HCAI em um contexto educacional. A proposta envolveu a mediação de sessões teóricas e práticas com estudantes de graduação, que vivenciaram a elicitação de requisitos orientada por diretrizes que integram dimensões técnicas, éticas e humanas. Ao articular teoria, prática e reflexão crítica, a experiência buscou promover uma formação mais abrangente e sensível aos desafios contemporâneos do desenvolvimento de sistemas de IA.

Os dados quantitativos revelaram assimetrias relevantes entre as diretrizes. As três primeiras diretrizes (*User Needs*, *Model Needs* e *Data Needs*) foram as mais respondidas, porém com maior incidência de respostas parcialmente corretas, especialmente por dificuldades conceituais. As diretrizes *Data Needs* e *Explainability & Trust* se destacaram como as mais desafiadoras, tanto em termos de compreensão quanto de aplicação. A análise qualitativa aprofundou esses achados ao revelar obstáculos específicos, como a dificuldade de distinguir entre proatividade e reatividade, compreender vieses nos dados, explicitar decisões e estruturar mecanismos de controle

para o usuário. Tais evidências indicam que o objetivo de fomentar a compreensão dos desafios da engenharia de requisitos para IA foi atingido, mesmo diante das dificuldades conceituais enfrentadas por parte dos estudantes.

Apesar dos desafios, os estudantes avançaram no aprendizado e desenvolveram uma visão crítica sobre o papel da IA. Destacaram a importância de explicabilidade, transparência e confiança em sistemas de IA e relataram maior conscientização ética. Essa conscientização ética, muitas vezes ausente em abordagens tradicionais de ensino técnico, foi considerada um dos principais aprendizados pelos estudantes. O *feedback* indica que o *checklist* despertou interesse, ampliou o repertório conceitual e reforçou o papel social da tecnologia e da Engenharia de Requisitos, atendendo ao objetivo de promover reflexão sobre impactos e interação com usuários.

A estrutura do *checklist* foi bem recebida pelos estudantes, que reconheceram seu valor como instrumento de apoio à prática, mesmo diante das limitações identificadas, por exemplo, a necessidade de melhorar a clareza das perguntas, torná-las mais objetivas e direcionadas à formulação de requisitos concretos. Mesmo quem teve primeiro contato com IA conseguiu compreender o propósito das diretrizes e aplicá-las, ainda que com variações de completude e correção, o que indica o alcance do objetivo de apoiar a identificação de requisitos centrados no ser humano pelo *framework* RE4HCAI.

Essa experiência evidencia a importância de inserir conteúdos relacionados à interação do usuário com o sistema, bem como temas como ética, explicabilidade e segurança no ensino de Engenharia de Software. Ao fomentar a reflexão sobre impactos sociais e decisões algorítmicas desde a fase de requisitos, o *framework* RE4HCAI contribui para a formação de profissionais mais preparados para lidar com os desafios do desenvolvimento de sistemas centrados no ser humano. Para a academia, o estudo oferece evidências e materiais para apoiar o ensino de elicitação de requisitos de sistemas baseados em IA; para a indústria, indica caminhos para integrar requisitos éticos e centrados no usuário desde as etapas iniciais do desenvolvimento de software; e para a sociedade, reforça a importância de preparar profissionais conscientes sobre os impactos da IA.

Como trabalho futuro, recomenda-se a replicação do experimento em diferentes instituições e níveis de formação. O *framework* RE4HCAI apresenta potencial promissor como ferramenta didática, com capacidade para fomentar uma formação mais crítica, ética e humanizada em Engenharia de Requisitos para sistemas baseados em Inteligência Artificial.

ACKNOWLEDGMENTS

We thank all participants of the study and the members of the USES Research Group for their support. This research was supported by CAPES – PROEX (Funding Code 001), by CNPq processes 314797/2023-8, 443934/2023-1, and 445029/2024-2, and financed by Project No. 017/2024 – DIVULGA CT&I/FAPEAM. This work also received partial support from the Amazonas State Research Support Foundation (FAPEAM), through the POSGRAD 2025–2026 project; from the University of the State of Amazonas (UEA), via the Academic Productivity Program (01.02.011304.026472/2023-87); and from the Alagoas State Research Support Foundation (FAPEAL) (process 60030.0000000161/2022).

REFERENCES

- [1] Khlood Ahmad, Mohamed Abdelrazek, Chetan Arora, Arbind Agrahari Baniya, Muneera Bano, and John Grundy. 2023. Requirements engineering framework for human-centered artificial intelligence software systems. *Applied Soft Computing* 143 (2023), 110455.
- [2] Khlood Ahmad, Mohamed Abdelrazek, Chetan Arora, Muneera Bano, and John Grundy. 2023. Requirements engineering for artificial intelligence systems: A systematic mapping study. *Information and Software Technology* 158 (2023), 107176.
- [3] Khlood Ahmad, Mohamed Abdelrazek, Chetan Arora, Muneera Bano, and John Grundy. 2023. Requirements practices and gaps when engineering human-centered Artificial Intelligence systems. *Applied Soft Computing* 143 (2023), 110421.
- [4] Khlood Ahmad, Mohamed Abdelrazek, Chetan Arora, John Grundy, and Muneera Bano. 2023. Requirements elicitation and modelling of artificial intelligence systems: An empirical study. *arXiv preprint arXiv:2302.06034* (2023).
- [5] Mahir Akgun and Hadi Hosseini. 2025. AI Education in a Mirror: Challenges Faced by Academic and Industry Experts. *arXiv preprint arXiv:2505.02856* (2025).
- [6] Mamdouh Alenezi and Mohammed Akour. 2025. Ai-driven innovations in software engineering: a review of current practices and future directions. *Applied Sciences* 15, 3 (2025), 1344.
- [7] Saleema Amershi, Andrew Begel, Christian Bird, Robert DeLine, Harald Gall, Ece Kamar, Nachiappan Nagappan, Besmira Nushi, and Thomas Zimmermann. 2019. Software engineering for machine learning: A case study. In *2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice (ICSE-SEIP)*. IEEE, 291–300.
- [8] Beatriz Braga Batista, Márcia Sampaio Lima, and Tayana Uchôa Conte. 2024. Teaching Requirements Engineering for AI: A Goal-Oriented Approach in Software Engineering Courses. In *Proceedings of the XXIII Brazilian Symposium on Software Quality*. 613–623.
- [9] Jan Bosch, Helena Holmström Olsson, and Ivica Crnkovic. 2021. Engineering ai systems: A research agenda. *Artificial intelligence paradigms for smart cyber-physical systems* (2021), 1–19.
- [10] Marian Daun, Alicia M Grubb, Viktoria Stenkova, and Bastian Tenbergen. 2023. A systematic literature review of requirements engineering education. *Requirements Engineering* 28, 2 (2023), 145–175.
- [11] Vincenzo De Martino and Fabio Palomba. 2025. Classification and challenges of non-functional requirements in ML-enabled systems: A systematic literature review. *Information and Software Technology* (2025), 107678.
- [12] Maria Alice de Souza Macedo, Carla Bezerra, and Emanuel Coutinho. 2024. Uma Pesquisa Qualitativa do Contexto de Ensino em Requisitos de Software no Brasil. In *Workshop sobre Educação em Computação (WEI)*. SBC, 669–679.
- [13] Vahid Garousi, Gökem Giray, Eray Tüzün, Cagatay Catal, and Michael Felderer. 2019. Aligning software engineering education with industrial needs: A meta-analysis. *Journal of Systems and Software* 156 (2019), 65–83.
- [14] Umm-E Habiba, Justus Bogner, and Stefan Wagner. 2022. Can requirements engineering support explainable artificial intelligence? towards a user-centric approach for explainability requirements. In *2022 IEEE 30th international requirements engineering conference workshops (REW)*. IEEE, 162–165.
- [15] Umm-e Habiba, Markus Haug, Justus Bogner, and Stefan Wagner. 2024. How mature is requirements engineering for AI-based systems? A systematic mapping study on practices, challenges, and future research directions. *Requirements Engineering* 29, 4 (2024), 567–600.
- [16] Jennifer Horkoff. 2019. Non-functional requirements for machine learning: Challenges and new directions. In *2019 IEEE 27th international requirements engineering conference (RE)*. IEEE, 386–391.
- [17] Silverio Martínez-Fernández, Justus Bogner, Xavier Franch, Marc Oriol, Julien Siebert, Adam Trendowicz, Anna Maria Vollmer, and Stefan Wagner. 2022. Software engineering for AI-based systems: a survey. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM)* 31, 2 (2022), 1–59.
- [18] David Sculley, Gary Holt, Daniel Golovin, Eugene Davydov, Todd Phillips, Dietmar Ebner, Vinay Chaudhary, Michael Young, Jean-Francois Crespo, and Dan Dennison. 2015. Hidden technical debt in machine learning systems. *Advances in neural information processing systems* 28 (2015).
- [19] Anselm Strauss and Juliet Corbin. 1998. Basics of qualitative research techniques. (1998).
- [20] Andreas Vogelsang and Markus Borg. 2019. Requirements engineering for machine learning: Perspectives from data scientists. In *2019 IEEE 27th international requirements engineering conference workshops (REW)*. IEEE, 245–251.